

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ЭКОНОМИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ»

На правах рукописи

ПЕНИКАС ГЕНРИХ ИОЗОВИЧ

**МОДЕЛИРОВАНИЕ
МИКРО- И МАКРОПРУДЕНЦИАЛЬНОГО РЕГУЛИРОВАНИЯ
КРЕДИТНОГО РИСКА В БАНКАХ**

Специальность

08.00.13 – Математические и инструментальные методы экономики

ДИССЕРТАЦИЯ

на соискание ученой степени

доктора экономических наук

Научный консультант
д.ф.-м.н. А.В.Леонидов

Санкт-Петербург - 2022

Оглавление

ВВЕДЕНИЕ. ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ.....	3
ГЛАВА 1. СТЕПЕНЬ РАЗРАБОТАННОСТИ ПРОБЛЕМНОЙ ОБЛАСТИ.....	14
1.1. Базовые факты о кредитном риске и его регулировании.....	14
1.2. Генезис современного банковского регулирования.....	22
1.3. Вероятность дефолта, риск портфеля ссуд, кредитный риск контрагента	33
1.4. Кредитный риск портфеля ссуд банка и подход внутренних рейтингов	64
1.5. Финансовая стабильность, ценообразование и ПВР	93
1.6. Агентно-ориентированное моделирование (АОМ).....	104
1.7. Выводы по главе	107
ГЛАВА 2. ИНФОРМАЦИОННО-МЕТОДОЛОГИЧЕСКАЯ БАЗА РАБОТЫ.....	108
2.1. Информационная база	108
2.2. Методологическая база	151
2.3. Выводы по главе	201
ГЛАВА 3. ЭКОНОМЕТРИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ ПВР...203	203
3.1. Риск-факторы кредитного риска контрагента.....	203
3.2. Разработка моделей PD	213
3.3. Валидация моделей PD.....	242
3.4. Разработка моделей LGD	247
3.5. Выводы по главе	250
ГЛАВА 4. МИКРОПРУДЕНЦИАЛЬНОЕ РЕГУЛИРОВАНИЕ	251
4.1. Норматив достаточности капитала CAR	251
4.2. Вероятностно-статистическая модель регулятора (ПВР).....	264
4.3. Корреляция дефолтов и стресс-тестирование.....	297
4.4. Внутренний регуляторный арбитраж	314
4.5. Вознаграждение в системе принятия решений о выдаче кредита	321
4.6. Выводы по главе	328
ГЛАВА 5. МАКРОПРУДЕНЦИАЛЬНОЕ РЕГУЛИРОВАНИЕ	329
5.1. Эффекты на ставки по кредитам	329
5.2. Последствия для ценообразования депозитов и неявное страхование вкладов ...	350
5.3. Решение банка о переходе на ПВР и стоимость банка	358
5.4. Выводы по главе	375
ГЛАВА 6. АГЕНТНО-ОРИЕНТИРОВАННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ.....	376
6.1. Модификация теоретической модели денежного мультипликатора.....	376
6.2. Агентно-ориентированная модель	380
6.3. Выводы по главе	392
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	393
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	399
ПРИЛОЖЕНИЯ.....	444

ВВЕДЕНИЕ. ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы диссертационного исследования

В связи с вероятностью невыполнения, неполного или несвоевременного исполнения договорных обязательств заемщиком или контрагентом банка возникает кредитный риск. Кредитный риск в среднем занимает 84% от общего объема рисков банков в мире. Совокупность результатов управления кредитным риском разных банков определяет уровень финансовой стабильности банковской системы.

Для обеспечения финансовой стабильности регулятор принимает решения о формате требований микро- и макропруденциального регулирования банков. Они включают подходы из соглашений Базель I–III Базельского комитета по банковскому надзору (БКБН).

С 1988 г. в мире (с 1996 г. – в России) принят норматив достаточности капитала CAR (H1). С 2004 г. в мире (с 2015 г. – в России) предоставлена возможность применения математических моделей оценки кредитного риска для его расчета. Такие модели называют **подходом внутренних рейтингов (ПВР)**. В их основе лежат модели Р. Мертона (1974) и О. Васичека (1987). Требования ПВР для российских банков отражены в Положении Банка России № 483-П и в Указании № 3752-У.

Оценка кредитного риска примерно по трети суммы активов банков в мире зависит от ПВР. В России к 2022 г. ПВР был одобрен для трех банков, на которые приходится около 40% активов банковской системы страны. В 2021 г. Банк России начал обсуждение возможности перехода всех российских системно-значимых банков на ПВР в обязательном порядке. При реализации такого перехода результаты данного исследования станут повсеместно востребованными, приобретут повышенную актуальность.

Наложенные в начале 2022 г. санкции усилили актуальность темы исследования, поскольку была отмечена возможность концептуального пересмотра подходов к банковскому регулированию в России, включая пересмотр ПВР. Настоящее исследование дает расширенный перечень недостатков существующего банковского регулирования, основанного на нормативе достаточности капитала и ПВР. Обосновывается набор рекомендаций по направлениям целесообразного пересмотра регулирования.

Степень разработанности научной проблемы

Вклад в разработку исследуемой предметной области внесен в работах отечественных и зарубежных ученых, подразделенных в зависимости от профиля их вклада.

Математические и инструментальные методы

На текущий момент разработанными являются способы моделирования совместных распределений, включая применение копул; методы оценки регрессионных зависимостей, оценки эффектов воздействия; методы проверки разработанных моделей классификации с обучением. Основной вклад внесли следующие ученые.

Отечественные ученые: Айвазян С.А., Благовещенский Ю.Н., Бродский Б.Е., Елисеева И.И., Ершов Э.Б., Кельберт М.Я., Колмогоров А.Н., Мхитарян В.С., Сухов Ю.М., Фридман Г.М., Чернов В.П., Ширяев А.Н., Юзбашев М.М.

Зарубежные ученые: Ареллано М., Берскон Дж., Блисс К., Блохвитс С., Браун Л., Гамбел Э., Грин У., Гудман-Бэкон Э., Давье С., ДасГубта А., Демиденко Е., Дженест К., Джое Г., Имбенс Г., Заиграев А., Какиш Б., Каневски С., Клэйтон Д., Краппа Дж., Кулинская Е., Ланн А., Лачин Дж., Липовецки С., Мизес Р. Фон, Мирджалили В., Нельсен Р., Нигрини М., Прессьер Дж., Рашка С., Ремияйрд Б., Скайллет О., Цай Т., Шкляр А., Эмбрехтс П., Энгрис Дж.

При этом открытыми остаются вопросы проверки точности прогноза моделей вероятности дефолта при наличии корреляции дефолтов; оценки эффектов при истощении контрольной выборки и многошаговом воздействии, когда составы контрольной и пилотной групп варьируются на каждом шаге.

Моделирование рисков, регулирование, исследование корпоративных финансов организаций, включая кредитных

Разработанными являются способы оценки рисков, моделирования мер риска, выявления детерминант стоимости компаний и банков. Основной вклад в данную область внесли следующие ученые.

Отечественные ученые: Ерпылева Н.Ю., Ивашковская И.В., Козырь Ю.В., Обижаева А.А., Помазанов М.В., Смирнов С.Н., Шоломицкий А.Г.

Зарубежные ученые: Адам А., Александр К., Артзнер П., Деватрипонт М., Демзетц Г., Джакомини Е., Джорион Ф., Дюпре Т., Карней М., Керубини У., Ли Д., Ли С.-Х., Лучиано Э., Лоран Ж.-П., МакМинн Р.Д., Марковиц Г., Орландо Дж., Прасад А., Рокафеллар Т., Роше Ж.-Ш., Спокойный В., Талейб Н., Тироль Ж., Уберфельд А., Урясев С., Хердль В.К., Хит Д., Хукари М., Шемякин А., Шим Дж., Шляйфер А.

Одновременно неизученными остаются вопросы последствий от разделения мер риска на ожидаемые и непредвиденные потери. Не дано ответа на вопрос о том, как на оценке стоимости банков инвесторами сказывается переход на ПВР. Не исследовано, есть ли отличия при добровольном и обязательном форматах перехода.

*Функционирование банковских систем и финансовых рынков, включая Центральных
Банков, цифровых платформ и цифровых валют*

Изучены особенности функционирования банковских систем частичного резервирования и их последствия для развития экономических циклов; дизайн цифровых валют и роль экосистем. Обсуждаются отличия традиционных банков от исламских. Основной вклад здесь внесли следующие ученые.

Отечественные ученые: Андриюшин С.А., Балаш В.А., Берзон Н.И., Верников А.В., Игнатъев С.М., Журавлев А.Ю., Картаев Ф.С., Катасонов В.Ю., Козырев А.Н., Моисеев А.К., Моисеев С.Р., Мурычев А.В., Перевышин Ю.Н., Поспелов И.Г., Сиянков А.А., Солнцев О.Г., Столбов М.И., Теплова Т.В., Юдаева К.В.

Зарубежные ученые: Барнард Г., Борио К., Ванг Ю., Гудхарт Ч., Джонсон Дж., Жабур Р., Катхарт Л., Лалль Р., Ли Б., Мизес Л. фон Муса И., Ордоньез Дж., Петтифор А., Сионг В., Скурс К., Стэнли Е., Уэрта де Сото Х., Хайек Ф. фон, Халдейн Э., Хуг Дж., Чеккетти С.

Тем не менее, не изучены особенности банковских систем частичного резервирования при наложении на них банковского регулирования в виде норматива достаточности капитала. Не обсуждены особенности и последствия банковского регулирования достаточности капитала исламских банков.

Эконометрическое моделирование параметров ПВР

Наиболее изученным параметром ПВР является вероятность дефолта (PD). Существуют модели прогноза данного параметра для многих сегментов как отечественных, так и зарубежных заемщиков. В развитие данного профиля исследования внесли основной вклад следующие ученые.

Отечественные ученые: Головань С.В., Карминский А.М., Масютин А.А., Мамонов М.Е., Могилат А.Н., Помазанов М.В., Пересецкий А.А., Суржко Д.А.

Зарубежные ученые: Агарвал А., Альтман Э., Бандиопадхый А., Барнив Р., Бивер В., Вейл Л., Гаррет И., Гонг Г., Граменнос К.Т., Джиджевичуте Л., Кавуссанос М.Т., Калтофен Д., Карась А., Квак В., Ландо Д., Лич Р., Мертон Р., Маджи М., Малле С., Ни Дж., Нигмонов А., Олсон В., Пол С., Сабато Г., Скодеберг Т., Соланко Л., Стайн Ш., Фиджини С., Форрест А., Фунгачова З., Чараламбакис Е., Чен Х.

Однако, в существующих моделях есть недостатки. С одной стороны, разработанные модели прогноза вероятности дефолтов российских банков не соответствуют требованиям ПВР. В них горизонты прогноза короче требуемого в один год. Дополнительно в таких моделях никогда не учитывались данные о нарушении нормативов банковского регулирования. С другой стороны, модели PD для отечественных предприятий

прогнозируют не событие дефолта, а банкротства. Учет корректного горизонта прогноза и события дефолта может указать на иные детерминанты вероятности дефолта.

Микропруденциальное регулирование

В основу ПВР положены теоретико-вероятностные модели Мертона и Васичека, в которых стоимость (доходность) активов i -й компании-заемщика r_{A_i} зависит от двух факторов: системного Y и специфического ε_i в виде формулы (1).

$$r_{A_i} = Y\sqrt{R_i} + \varepsilon_i\sqrt{1-R_i}, \quad (1)$$

где $Y \sim N(0;1)$ – системный фактор; $\varepsilon_i \sim N(0;1)$ – специфический фактор для i -й компании-заемщика; $N(0;1)$ – функция стандартного нормального распределения; R – корреляция (доходностей) активов. Динамика доходности определяет безусловную вероятность дефолта (PD).

На основе введенной предпосылки Васичек предложил формулу условной вероятности дефолта. Она зависит от безусловной вероятности дефолта отдельной ссуды и корреляции активов. Базельский комитет адаптировал модель Васичека, в том числе задав корреляцию активов R_i в виде формулы (2).

$$R_i = R_{0,i} + R_{MIN,i} \cdot \left(\frac{1 - e^{-\eta \cdot PD_i}}{1 - e^{-\eta}} \right) + R_{MAX,i} \cdot \left(1 - \frac{1 - e^{-\eta \cdot PD_i}}{1 - e^{-\eta}} \right), \quad (2)$$

где параметры η , $R_{0,i}$, $R_{MIN,i}$, $R_{MAX,i}$ (в %) зависят от класса актива. В изучение данной модели и опыта внедрения ПВР мира внесли вклад следующие ученые.

Отечественные ученые: Масютин А.А., Помазанов М.В., Симановский А.Ю., Тихонов Р.Ю., Шатохина Ю.А.

Зарубежные ученые: Балдвин К., Беньямин Н., Васичек О., Витзани Дж., Вундерер К., Гурьеру К., Даффи Д., Горди М., Гудхард Ч., Кайфер Н., Каткерт А., Кругер М., Куниш М., Купиек П., Лопез Х., Миу П., Оздемир Б., Патель К., Плутто К., Пророковски Л., Пыхтин М., Райан К., Репулло Р., Синглтон К., Стебуновс В., Тарашев Н., Таше Д., Штульц Р., Шуерман Т., Энгельман Р.

Важно, что в определении корреляции активов предусмотрена фиксированное соотношение между PD и R. При этом в реальных портфелях ссуд банков такое соотношение может значительно отличаться от формы, заложенной Базельским комитетом. Как следствие, ПВР может как переоценивать кредитный риск, так и недооценивать его. Однако, масштаб таких искажений в оценке риска ранее никто не предъявлял.

Открытым остается вопрос, насколько калибровка количественных значений формулы корреляции активов (2) применима для России сегодня. Если не применима, то необходимо ее переоценить, но БКБН не раскрыл документов о том, как конкретно были получены количественные значения параметров ПВР в формуле (2).

Макропруденциальное регулирование

Надбавки к нормативу достаточности капитала являются одним из основных инструментов макропруденциального регулирования в России с 2013 г. Существует особенность применения таких надбавок для ПВР-банков, изложенная в Указании Банка России № 5072-У. В изучение данной области внесли свой вклад следующие ученые.

Отечественные ученые: Буклемишев О.В., Господарчук Г.Г., Данилов Ю.А., Данилова Е.О., Ивашковская И.В., Картаев Ф.С., Моисеев С.Р., Румянцев Е.Л., Симановский А.Ю., Солнцев О.Г., Столбов М.И.

Зарубежные ученые: Атиас И., Ачария В., Бен М., Бехнке С., Ван Ю., Ванг З., Веннет Р.В., Гамбакорта Л., Горди М., Гюнзель Н., Дегриз Х., Деннис С., Дзянгян В., Дюпре Т., Карей М., Ли С., Маззанти Дж.А., Майордомо С., Марин К., Мелеман Э., Норринг А., Опиела Т., Пагано А., Пена Дж., Пенати А., Протопадакис А., Репулло Р., Родригес-Морено М., Саурина Х., Сим А.Б., Слорек У., Суарез Х., Тенте Н., Убефельд А., Фатика С., фон Вестернхаген Н., Хейндрикс В., Шарп Я.

Открытым является вопрос оценки эффективности мер макропруденциального регулирования по ограничению рисков, связанных с ростом потребительского кредитования в России, и, как следствие, целесообразности использования макропруденциальных лимитов.

Агентно-ориентированное моделирование

Агентно-ориентированные (агентные) модели – это развитый в мире способ создания «искусственного мира» для преодоления ограничений эконометрических методов в приложении к историческим данным. Значимый вклад в развитие этого направления внесли следующие ученые.

Отечественные ученые: Бахтизин А.Р., Леонидов А.В., Макаров В.Л., Нечитайло В.А., Пономаренко А.А., Сушко Е.Д.

Зарубежные ученые: Ашраф К., Бионди Ю., Бреде М., Бохман О., ван де Лер М., Вольски М., Габби Г., Галлегати М., Гершман Б., Гросс М., Де Ко Р., Джанг С., Джафарей С., Джу Ф., Йори Дж., Карро А., Катулло Е., Класко Я., Кури К., Ли С., Лиу А., МакГроарти Ф., Монкс Т., Наполетано М., Остром Э., Паддрик М., Палесрини А., Поледна С., Полисос С., Попоян Л., Портер Дж., Ричетти Л., Ровентини А., Руссо А., Самитас А., Се Т., Секки Д., Сириопулос С., Тернер С.,

Тереану Е., Тесфатьсон Л., Улук А., Фармер Дж. Д., Форлетта М., Хе Дж., Хинтершвайрег М., Ховит П., Чен-Лау Й., Юрка П., Янг С.

В отечественной литературе в целом агентное моделирование банковской системы мало проработано. За рубежом существуют такие модели, но в них отсутствует одновременный учет рынка межбанковского кредитования (МБК), наличие системы частичного резервирования, наложение на банки ограничительных нормативов банковского регулирования достаточности капитала.

Цель и задачи исследования

Цель исследования – усовершенствовать комплекс экономико-математических моделей регулирования кредитных рисков портфелей ссуд для повышения точности прогнозирования за счет учета ранее невыявленных вероятностно-статистических особенностей частных и совместных распределений дефолтов, долей дефолтов и их детерминант. Полученные выводы должны быть применимы для непосредственного использования как банками, так и их регуляторами.

Для достижения указанной цели необходимо выделить четыре блока в исследовании. В соответствии с ними поставлены следующие задачи:

Эконометрическое моделирование параметров ПБР

- Разработать вероятностно-статистическую модель прогноза вероятности дефолта для ранее нерассмотренных сегментов заемщиков и усовершенствовать для известных. Обосновать, целесообразно ли для банковской системы разрабатывать модели оценки кредитного риска на едином массиве данных.
- Развить процедуры валидации математических моделей оценки кредитного риска.

Микропруденциальное регулирование банков

- Выделить основные этапы развития математических моделей банковского регулирования с использованием ПБР.
- Верифицировать на российских данных наличие связи вероятности дефолта и уровня потерь при дефолте (PLC). Оценить масштаб искажения в оценке кредитного риска, когда имеют место PLC и риск концентрации.
- Верифицировать на эмпирических данных корректность предпосылки теоретико-вероятностной модели Васичека о том, что корреляция дефолтов не зависит от фазы экономического цикла (от реализации системного фактора). При невыполнении этой предпосылки предложить модификацию модели и продемонстрировать недооценку кредитного риска в ПБР в задачах его стресс-тестирования.
- Исследовать возможности внутреннего регуляторного арбитража в ПБР.

Макропруденциальное регулирование

- Разработать эконометрическую модель и количественно оценить эффект для банковской системы от применения регулятором макропруденциальных мер для ограничения роста необеспеченного потребительского кредитования. Исследовать специфику реакции ПВР-банков на данные меры.
- Разработать эконометрическую модель взаимосвязи уровня достаточности капитала и стоимости акций банка. Оценить, как на стоимости акций банка сказывается переход банка на ПВР.
- Изучить особенности ценообразования кредитов и депозитов в ПВР-банках в России.

Агентно-ориентированное моделирование

- Усовершенствовать теоретическую модель денежного мультипликатора для выявления воздействия норматива достаточности капитала и норматива обязательных резервов на создание кредитных денег и, как следствие, на финансовую стабильность экономических систем.
- Разработать имитационную (агентно-ориентированную) модель для определения такого формата норматива достаточности капитала на уровне банковской системы, который будет способствовать повышению финансовой стабильности.

Объект и предмет исследования

В качестве объектов исследования выделены заемщики банков; отдельные банки в банковской системе; банковская система в целом.

Предметом исследования являются распределения кредитных рисков, возникающие в отношении заемщиков или на уровне банков и всей банковской системы; детерминанты указанных рисков и их принятия, последствия принятия данных рисков для банков и банковских систем.

Теоретическая основа исследования

Теоретическую основу диссертации формируют результаты исследований отечественных и зарубежных ученых в областях моделирования частных и совместных распределений, количественного моделирования риска и мер риска, в том числе в приложении к реализации кредитных рисков в банках и в ПВР.

Исследование основано на экономических теориях, положенных в основу банковского регулирования, и на методах многомерного статистического и эконометрического анализов, агентно-ориентированного моделирования, использованных для проверки указанных теорий.

Методологическая основа исследования

Сложность объекта настоящего исследования потребовала применения разнообразных математических, статистических и инструментальных методов для решения поставленных задач. Перечислим использованные методы ниже.

1. Разработка теоретических и теоретико-вероятностных моделей.
2. Разработка эконометрических моделей.
3. Валидация разработанных моделей.
4. Генерация и моделирование негауссовских частных и совместных распределений.
5. Реализация методов классификации.
6. Разработка агентно-ориентированной модели (АОМ).

Информационная база исследования

Многогранность темы работы потребовала использования разнородных источников информации и данных для возможности получения наиболее объективных выводов. Выделены три блока баз, положенных в основу работы:

1. Данные, которые впервые вводятся в научный оборот исследований:
 - операции банков ЕС с торговыми и хеджирующими деривативами;
 - предложения ставок по кредитам и депозитам с сайта banki.ru;
 - выдачи потребительских кредитов;
 - выдачи кредитов российским предприятиям российскими банками.
2. Широко распространенные данные:
 - отчетность предприятий России в системе СПАРК;
 - отчетность зарубежных компаний и банков в системе Bloomberg;
 - отчетность банков России;
 - макроэкономические данные по странам.

Обоснованность результатов исследования

Обоснованность выводов обусловлена использованием репрезентативных данных для ведущих компаний экономики России и мира, применением обоснованных методов эконометрического и многомерного статистического анализа собранных данных, решением задач исследования с помощью разнообразных подходов и сопоставлением полученных результатов; изучением выводов и методов, использованных в разнообразных исследовательских решениях как в России, так и за рубежом.

Для обеспечения обоснованности полученные результаты регулярно обсуждались в научно-практическом сообществе на академических и практических семинарах и конференциях; процедуры исследования и интерпретация выводов корректировались с получением ценной обратной связи.

Достоверность результатов исследования

Достоверность выводов следует из личной вовлеченности соискателя во все этапы проведения заявленных исследований, включая изучение накопленного опыта, изложенного в опубликованных научных изданиях и СМИ, сбор первичных данных, разработка программного кода и его применение к собранным данным, соотнесение получаемых результатов с результатами и выводами, полученными другими исследователями в этой сфере, с положениями известных экономических теорий.

Соответствие диссертации Паспорту научной специальности

Диссертация соответствует паспорту научной специальности 08.00.13 «Математические и инструментальные методы экономики» в части следующих областей исследования:

- 1.1. Разработка и развитие математического аппарата анализа экономических систем: математической экономики, эконометрики, прикладной статистики, теории игр, оптимизации, теории принятия решений, дискретной математики и других методов, используемых в экономико-математическом моделировании.
- 1.4. Разработка и исследование моделей и математических методов анализа микроэкономических процессов и систем: отраслей народного хозяйства, фирм и предприятий, домашних хозяйств, рынков, механизмов формирования спроса и потребления, способов количественной оценки предпринимательских рисков и обоснования инвестиционных решений.
- 1.6. Математический анализ и моделирование процессов в финансовом секторе экономики, развитие метода финансовой математики и актуарных расчетов.
- 1.7. Построение и прикладной экономической анализ экономических и компьютерных моделей национальной экономики и ее секторов.
- 2.2. Конструирование имитационных моделей как основы экспериментальных машинных комплексов и разработка моделей экспериментальной экономики для анализа деятельности сложных социально-экономических систем и определения эффективных направлений развития социально-экономической и финансовой сфер.

Научная новизна результатов исследования

Научная новизна проведенного диссертационного исследования состоит в комплексном рассмотрении подходов к математическому моделированию банковского регулирования кредитных рисков банков на всех уровнях принятия решений, начиная от уровня отдельной ссуды и заканчивая всей банковской системой.

К основным результатам исследования, полученным лично автором и обладающим научной новизной, относятся следующие:

Эконометрическое моделирование параметров ПБР

- Разработаны эконометрические модели риск-факторов для ранее неисследованных сегментов заемщиков, усовершенствованы модели для известных сегментов. Обоснованы выгоды от разработки моделей на данных из нескольких источников (банков).
- Усовершенствованы методы валидации математических моделей оценки кредитного риска портфелей.

Микропруденциальное регулирование

- Выделены ключевые этапы развития моделей ПБР. Выявлены противоречия модели банковского регулирования с теорией кредитного риска.
- Обнаружена положительная связь параметров PD-LGD (PLC) для российских данных. Показан эффект на недооценку кредитного риска от комбинации указанной связи и риска концентрации.
- Выявлен на эмпирических данных рост корреляции дефолтов в кризис. Предложено использование данного эффекта в задачах стресс-тестирования.
- Выявлен ряд источников возникновения внутреннего регуляторного арбитража при использовании ПБР.

Макропруденциальное регулирование

- Разработаны модификации метода «разность разностей» для оценки эффекта воздействия, когда истощается контрольная выборка и когда воздействие проходит поэтапно, меняя состав контрольной и пилотной выборок. С помощью разработанной модификации количественно оценены эффекты применения макропруденциальных мер в России.
- Выявлено, что повышение норматива достаточности капитала положительно сказывается на темпе роста стоимости банка.
- Выявлены особенности ценообразования кредитов и депозитов в ПБР-банках России.

Агентно-ориентированное моделирование

- Доказано, что норматив достаточности капитала является ограничивающим при создании кредитных денег в экономиках с высоким уровнем безналичных платежей.
- Разработана агентно-ориентированная модель банковской системы, позволяющая определить формат нормативов достаточности капитала для цели повышения финансовой стабильности. Предложена модификация модели для систем с частичным резервированием.

Теоретическая и практическая значимость исследования

Полученные в исследовании результаты имеют теоретическую значимость. Они позволяют расширить знание о том, как функционируют современные банки в рамках наложенных ограничений в виде нормативов банковского регулирования; об особенностях деятельности ПВР-банков в России; о недостатках – выявленных возможностях реализации внутреннего регуляторного арбитража – в адаптации Базельским комитетом модели Васичека в ПВР. Данное знание будет ценным дополнением в преподавании в высших учебных заведениях по темам «Банковское дело», «Управление рисками», «Многомерный статистический анализ», «Эконометрика».

Практическая значимость результатов исследования состоит в том, что полученные научные результаты позволили сформулировать прикладные рекомендации для использования как коммерческими банками, так и валидирующими, аудлирующими и регулирующими их подразделениями и организациями, включая Центральные Банки.

Публикация результатов исследования

Непосредственно по теме диссертации опубликовано 57 работ: две монографии и 48 статей из списка ВАК/WoS/Scopus общим объемом 64 п.л., личный вклад составляет 35 п.л. У автора всего 38 публикаций в международной системе Scopus, из которых 9 статей в журналах 1-2 квартиля.

Структура диссертации

Диссертация состоит из введения, шести глав, заключения, списка литературы. Имеется 10 приложений. Общий объем – 398 страниц, в том числе 125 таблиц, 153 рисунка, 178 формул, 1042 источника.

ГЛАВА 1. СТЕПЕНЬ РАЗРАБОТАННОСТИ ПРОБЛЕМНОЙ ОБЛАСТИ

1.1. Базовые факты о кредитном риске и его регулировании

В кредитном риске могут выделять риски дефолта, контрагента, эмитента, концентрации (Банк России, 2015b, стр. прил. 1, гл. 2, пар. 2.1), (Дугин & Пеникас, 2016, стр. 211, 247, 330). Кредитный риск в среднем занимает 84% от общего объема рисков банков в мире (см. столбец (3) Таблицы 1).

Таблица 1 - Краткая характеристика банковских систем отдельных стран мира

страна	источник	Доля риска в общем объеме (% от взвешенных по рискам активов, RWA)			Число банков в стране	
		кредитный	рыночный	операционный	ПВП	Всего
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Россия	(BCBS, 2016с, р. 49)	87.10	4.40	8.50	0	714
	(Банк России, 2020а)	86.12	4.57	9.31	(2)	(433)
Евросоюз	(BCBS, 2014с, р. 62)	81.96	6.09	9.88	166	3992
Китай	(BCBS, 2013d, pp. 8, 66)	91.30	0.80	7.90	6	511
США	(BCBS, 2014d, р. 73)	65.76	10.03	19.90	15	1162
Япония	(BCBS, 2012а, р. 31)	91.30	2.90	5.80	14	123
Среднее		84.07	4.82	10.25		

Примечание. ПВП – подход внутренних рейтингов.

Кредитному риску подвержены активы, отнесенные банком в Банковскую книгу (banking book). Остальные активы банка входят в Торговую книгу (trading book) и подвержены рыночному риску. Особенности управления последним описаны в работе (Пеникас Г. И., 2011b). При этом кредитный риск может возникать как по долговым инструментам (что чаще ожидается), так и по долевым (BCBS, 2006а, pp. пар. 344, 345), (BCBS, 2013е).

Почти половина из 30 крупнейших в мире банков оценивают 69% кредитного риска с помощью обсуждаемых в текущей работе математических моделей (Банк России, 2020а, стр. 28). За последние 20 лет в целом существенно возросла значимость управления кредитным риском портфеля ссуд (Leung, Banks, & Saary-Littman, 2016).

Принятие избыточных кредитных рисков может приводить к банкротствам банков и банковским кризисам (Hildreth, 1837), (von Westernhagen, et al., 2004), (Huerta De Soto, 2006), (Reinhart & Rogoff, 2009), (Valencia & Laeven, 2012). Мировой финансовый кризис 2007-09 гг. был существенно усугублен возросшим использованием производных финансовых инструментов (деривативов), связанных с принятием кредитного риска (Haldane, 2009), (Salmon, 2009). Хотя первые разрабатываются, чтобы хеджировать (минимизировать) кредитные риски, их продажа банками, наоборот, позволяет принять еще больший кредитный риск (Stulz R., 2010).

Можно выделить два общих института, направленных на ограничение принятия избыточных кредитных рисков. Первый – это ссудо-сберегательные кассы (ССК) (Полтерович & Старков, 2005), (Полтерович & Старков, 2007), (Полтерович В. , 2019). Второй – это требования пруденциального банковского регулирования и надзора (Polizatto, 1989), (Dewatripont & Tirole, 1994), (Симановский, 2007), (Ерпылева, 2008), (Acharya V. V., 2009), (Моисеев, 2015, pp. 80, 89, 448, 456), (Стежкин & Шатохина, 2016).

Совокупность результатов управления кредитным риском разных банков определяет уровень финансовой стабильности банковской системы. Для обеспечения финансовой стабильности регулятор принимает решения о формате требований микро- и макропруденциального регулирования банков. Они включают подходы из соглашений Базель I–III Базельского комитета по банковскому надзору (БКБН) (BCBS, 2019f).

1.1.1. Кредитный риск в исследованиях

Все академические работы, посвященные кредитному риску, делятся на группы:

1. **Исследование кредитного риска и его регулирования (микропруденциального)** на уровне индивидуального заемщика или портфеля ссуд: см. обзоры (BCBS, 2000a, pp. 107-110), (Kumar & Ravi, 2007), (Фантаццини Д. , 2008), (Фантаццини Д. , 2009), (Тотьмянина, 2011), (Altman E. , 2018), (Qu, Quan, Lei, & Shi, 2019).
2. Учет кредитного риска как **детерминанты стоимости банков**: (Ивашковская И. В., 2009), (Ивашковская, Патрин, & Скурихина, 2012), (Карминский & Фролова, 2015).
3. Исследование того, **как меняется принятие кредитного риска (credit risk taking), в ответ на изменение политики Центрального банка**. Здесь целесообразно выделить две подгруппы в зависимости от того, какая политика рассматривается:
 - а) **монетарная** политика, направленная на изменение денежной массы или стоимости денег: (Cecchetti & Li, 2005), (Borio & Zhu, 2008), (Bruno & Shin, 2012), (Dell’Ariccia, 2013), (Jimenez, Ongena, Peydro, & Saurina, 2014), (Tressel & Verdier, 2014), (Malovaná, Kolcunová, & Brož, 2019);
 - б) **макропруденциальная** политика, направленная на повышение финансовой стабильности: (Praet, 2010), (Rubio & Carrasco-Gallego, 2014), (Aikman, Nelson, & Tanaka, 2015), (Karmakar, 2016), (Rubio & Carrasco-Gallego, 2016), (Kahou & Lehar, 2017), (Danilova & Morozov, 2017), (Dautović, 2019), (BIS, 2020), (Aikman, Bridges, Kashyap, & Siegert, 2019), (Carney, 2020), (Akdogan, 2020), (Rubio & Unsal, 2020), (Gaganis, Lozano-Vivas, Papadimitri, & Pasiouras, 2020), (Meuleman & Vennet, 2020), (Basten, 2020), (Duprey & Ueberfeldt, 2020).
4. Исследование **принятия кредитного риска** для избежания требований пруденциального банковского регулирования и надзора в **«тенево**м **банковском**

секторе» (shadow banking): (Ordoñez, 2018), (FSB, 2018), (Mishin, 2020), (Buchak, Matvos, Piskorski, & Seru, 2020), (Nijs, 2020).

В теоретических исследованиях кредитного риска в большинстве из указанных работ есть два принципиальных недостатка. Во-первых, на уровне отдельного кредита прогнозируют дискретные события неплатежей, но при агрегировании до уровня банка данное свойство случайных величин упускается из вида, и рассматриваются непрерывные гауссовские случайные величины. Как будет показано в разделе 4.3.1, такой переход не равнозначен и ведет к значимым искажениям в оценках кредитного риска.

Во-вторых, рассматривая агрегированные оценки кредитного риска (например, норматив достаточности капитала), авторы перечисленных работ не учитывают дополнительные факторы, которые позволяют выявить полную величину принятых кредитных рисков. Неучет таких факторов – это следствие недостаточной исследованности свойств агрегированных оценок кредитного риска; нормативов, включающих такие оценки; неизученности явлений «регуляторного арбитража», когда при единых оценках кредитного риска можно демонстрировать разные значения норматива или на одних и тех же данных можно получать их разные оценки. Данная работа обосновывает рекомендации, позволяющие снять перечисленные недостатки.

1.1.2. Кредитный риск в практике банков

Соглашение Базель III (BCBS, 2017a) и стандарт МСФО 9 (МинФин РФ, 2016) являются одними из самых масштабных и недавних новаций в пруденциальном банковском регулировании и надзоре (Пеникас, 2019). Данные новации схожи в подходах к оценке кредитного риска (Битюцкий & Пеникас, 2016), (Фаррахов, 2019). Соглашение Базель III сохранило требования к оценке кредитного риска практически без изменений относительно их версии в соглашении Базель II (BCBS, 2006a). Таким образом, ряд уже известных недостатков в текущих подходах не был учтен. Существуют ранее невыявленные эффекты, одновременно существенно более значительно искажающие оценку кредитных рисков. Заметим, что дополнительно целесообразность внедрения МСФО 9 ставится под вопрос из-за возрастающих кредитных рисков в период пандемии 2020 г. (Véron, 2020).

С 1 апреля 2022 г. Банк России планировал перейти к использованию кредитных рейтингов в России (Банк России, 2022a), но из-за санкций 2022 г. переход на них перенес на 1 января 2023 г. (Банк России, 2022ж).

По состоянию на 5 марта 2022 г. при Банке России аккредитовано четыре национальных кредитных рейтинговых агентства. Актуальный список доступен по адресу:

- URL: <http://www.cbr.ru/registries/infrastr/> и
- URL: http://www.cbr.ru/vfs/finmarkets/files/supervision/list_kra.xlsx.

Поэтому в 2022 г. особенно важно понимать, как учитывать кредитные риски при формировании кредитных рейтингов.

Способ оценки кредитных рисков, выбранный банком и соответствующий требованиям пруденциального банковского регулирования и надзора, определяет возможности банка по развитию кредитования и, как следствие, влияет на его стоимость и финансовую устойчивость. Поэтому можно ожидать, что повышение точности моделирования кредитных рисков портфелей ссуд банков окажет положительное влияние на обе эти характеристики.

1.1.3. Кредитный риск в пандемию

Особую актуальность вопросы реализации кредитного риска в значимых масштабах приобрели в период пандемии 2020 г. Журнал (The Economist, 2020) в начале года прогнозировал, что до 25% из трех тысяч мировых компаний, расположенных за пределами Китая, могут объявить дефолт, если ограничения продлятся полгода. Центр развития ВШЭ в марте 2020 г. оценил, что до 64% всех российских импортозависимых компаний могут стать убыточными и объявить дефолт по взятым кредитам (ВШЭ, 2020). Авторы (Aramonte & Avalos, 2020) указывают, что к июлю 2020 г. существенно возросла **корреляция дефолтов** на уровне мировой экономики с 10% в 2017 г. до 60% в 2020 г. Это при том, что, по их мнению, в период мирового финансового кризиса 2007-09 гг. уровень корреляции дефолтов был около 40%.

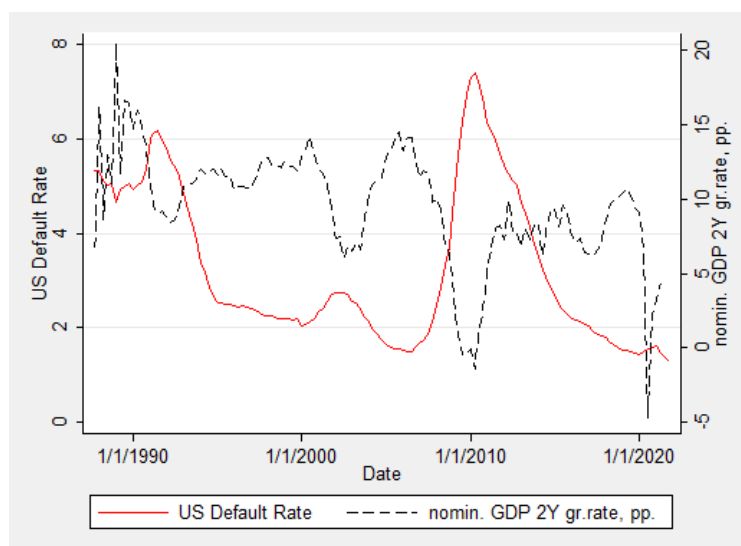


Рисунок 1. Доля дефолтов (красная линия) не выросла при спаде ВВП в 2020 г.
Источник: ФРС США, квартальные данные с 1987 по 2021 г.

Распространение коронавируса создало существенные риски финансовой нестабильности. Всемирный банк в июне 2020 г. прогнозировал изменение мирового ВВП на -5.2% за 2020 г. Введенные ограничения на перемещения людей привели к значимым сокращениям выручки предприятий отдельных отраслей. Для экономической поддержки

правительства многих стран ввели антикризисные меры. В числе прочих в Европе предположили не использовать критерии несклонности к платежу (UTP). Это позволит банкам позднее признавать дефолты (неплатежи по кредитам). В частности, беспрецедентный спад в экономике США не нашел отражения в росте доли дефолтов по состоянию на первый квартал 2021 г. (Рисунок 1).

Тем не менее есть прогнозы того, что после окончания действия указанных мер многие компании все равно не смогут вернуть кредиты (Eckert, Mikosch, & Stotz, 2020). Поэтому Банк международных расчетов в июле 2020 г. отметил значимо возросшие кредитные риски для банков в мире. О необходимости ожидать волну дефолтов крупных компаний напомнили представители МВФ в ноябре 2021 г. (Haque & Varghese, 2021).

На самом деле, реализация кредитных рисков уже происходит. По итогам 2020 г. в мире обанкротились компании аренды автомобилей Hertz и производства косметики L'Occitane (Goldfine, 2021). В два раза вырос объем невыплаченных долгов в сравнении с 2016 г. (Rystad Energy, 2021). Профессор Альтман (бизнес-школа Stern Университета Нью-Йорка) сообщил на конференции International Risk Management Conference (IRMC) 2 октября 2021 г., что всего в 2020 г. подали заявления о банкротстве в США 60 компаний с активами более 1 млрд. дол. и более 180 компаний с активами более 100 млн. дол. Для сравнения даже в 2009 г. в США таких обращений было меньше – только 49 и 153, соответственно. Средние за год исторические цифры обращений на признание банкротом за 30 лет (1989-2019 гг.) в США составляют около 20 и 70 штук, соответственно. Профессор Альтман считает, что, по его методологии (Altman E. , 1968), (Altman E. , 2018), около трети компаний с кредитным рейтингом уровня BBB ему не соответствуют, а являются менее надежными заемщиками. Это подобно ситуации 2007 г., когда кредитные рейтинговые агентства были не склонны снижать рейтинги, пока не разразился кризис. Тогда на конференции он предложил новое определение «зомби-фирм». Это те фирмы, которые должны были объявить дефолт по прогнозной модели, но по факту еще не объявили его. В своей публикации от 2 марта 2022 г. Базельский комитет снова особо подчеркнул возросшие кредитные риски, которые пока могут быть скрыты под «маской» мер, направленных на борьбу с экономическими последствиями коронавируса (BCBS, 2022).

Для поддержки экономик в период пандемии 2020 г. Центральные Банки отдельных стран, включая Россию, перешли к мягкой денежно-кредитной политике. В части стран – например, в США и Марокко – впервые в истории установили норматив обязательных резервов на уровне нуля. Весной 2022 г. Центральный Банк Китая также принял решение о снижении нормы обязательных резервов (Интерфакс, 2022б).

Тогда возникают следующие закономерные вопросы. Насколько банки – и особенно ПВР-банки – корректно учитывают настолько возросшие кредитные риски в своих моделях? В случаях, когда в моделях существуют материальные ранее невыявленные искажения, каковы их масштабы? Какими должны быть поправки к нормативам (макронадбавки) для их учета? Текущее исследование отвечает на данные вопросы.

Подведем итог. Способ оценки кредитных рисков, выбранный банком и соответствующий требованиям регулирования, определяет возможности банка по развитию кредитования и, как следствие, влияет на его стоимость и финансовую стабильность всей банковской системы. Поэтому можно ожидать, что повышение точности моделирования кредитных рисков портфелей банков окажет положительное влияние на обе эти характеристики.

1.1.4. Кредитный риск и климатические риски

Значимость климатических рисков для мировых финансовых систем возросла настолько, что их реализацию начали называть «зеленым лебедем» в работах (Bolton, Després, Pereira da Silva, Samama, & Svartzman, 2020), (Pereira da Silva, 2020) по аналогии с «черным лебедем» из исследования (Taleb, 2007) кризиса 2007-09 гг.

Начиная дискуссию об учете климатических рисков, прежде всего, необходимо напомнить базовые популярные понятия. Существуют «зеленые» отрасли и «зеленые» проекты. Под «зелеными» отраслями понимаются отрасли, которые оказывают малое негативное или никакое воздействие на климат. Иные компании называют «коричневыми». «Зеленые» проекты направлены на снижение воздействия на климат (уменьшение выбросов углекислого газа). Их могут реализовывать и «коричневые» компании, чтобы стать «зеленее». Чтобы стимулировать компании реализовывать «зеленые» проекты, могут даваться льготные кредиты. Так поступил Банк Японии в сентябре 2021 г. (BoJ 2021). Однако здесь возникает вопрос, соответствует ли льготная цена из-за низкого климатического риска также низкому кредитному риску?

Заметим, что в ноябре 2021 г. Базельский комитет опубликовал рекомендации для обсуждения того, как целесообразно регулировать учет климатического риска банками (BCBS, 2021b) после изучения вопроса в публикациях (BCBS, 2020b), (BCBS, 2021a). Комитет подчеркнул, что для такого регулирования важно отталкиваться от оценки климатического риска. Такие оценки, в числе прочего, можно получить следующими способами (BCBS, 2021c):

- 1) непосредственно измеряя объем выбросов углекислого газа. Например, в работе (Degryse, Goncharenko, Theunisz, & Vadasz, 2021) предлагается любую компанию, раскрывающую информацию о выбросах, называть «зеленой». Однако

закономерно, что такой подход не учитывает масштабов выбросов. По такому подходу сильно загрязняющим компаниям выгодно раскрывать информацию и представлять себя «зелеными», а не «коричневыми»;

- 2) используя таблицы «Затраты-выпуск», см. (Munksgaard, Wier, Lenzen, & Dey, 2005), (Макаров & Соколова, 2014), (Shirov & Kolpakov, 2017), (Вотинов, Лазарян, Радионов, & Судаков, 2021);
- 3) на основе агентно-ориентированной модели. Методология ее построения для задач экологии обсуждается в исследовании (Макаров, Бахтизин, & Сушко, 2020а).

В данной работе не будет обсуждаться то, как оценивать климатические риски и какой будет температура на планете, а будет решена более скромная, но осязаемая и проверяемая задача – новые публичные данные с оценками климатических рисков будут сравнены с оценками кредитных. Результат соотнесения позволит сказать, в каких секторах и регионах можно говорить об их положительной связи и возможности льготного кредитования по сниженной ставке «зеленых» отраслей, а где – наоборот.

1.1.5. Кредитный риск в период санкций

Для повышения финансовой стабильности после введенных в 2022 г. санкций Банк России принял ряд следующих ключевых мер, связанных с оценкой кредитных рисков заемщиков (полный их перечень доступен по ссылке: URL: https://cbr.ru/support_measures/).

1. Ключевая ставка внепланово поднята с 9.5 до 20% годовых с 28 февраля 2022 г.; с 11 апреля 2022 г. снижена до 17%.
2. Снижены требования к уровню кредитного риска для оценки залога и для оценки заемщиков в операциях, когда Банк России кредитует коммерческие банки (Банк России, 2022б), (Банк России, 2022е).
3. Распущены буферы капитала, накопленные благодаря ранее введенным макропруденциальным надбавкам по необеспеченным потребительским и ипотечным кредитам (Банк России, 2022в).
4. До 1 января 2023 г. отложено введение макропруденциальных лимитов (ограничений на объем выдаваемых отдельным банком необеспеченных потребительских кредитов) (Банк России, 2022д).
5. Снижены нормативы обязательных резервов с 4.75 до 2.0% (Банк России, 2022г). Летом 2021 г. планировалось снизить данный норматив с 1 октября 2021 г. до 4.5% (Банк России, 2021в), но осенью дата снижения была перенесена на 1 апреля 2022 г. (Банк России, 2021г).

Знание того, какой эффект давали ранее введенные меры, позволяет дать первую оценку ожидаемого эффекта от реализации вышеперечисленных.

Совокупность наложенных в 2022 г. санкций сделала особенно актуальным вопрос пересмотра банковского регулирования. В частности, в апреле 2022 г. первый заместитель Председателя Банка России Д.В. Тулин отметил: «Все статистические модели, которые построены на прошлых годах (вероятность дефолта [PD], последствия после дефолта [LGD]), они, скорее всего, с точки зрения здравого смысла уже не актуальны, экстраполировать их механистически на будущее не имеет никакого смысла...» (Интерфакс, 2022а).

Настоящее исследование дает расширенный перечень недостатков банковского регулирования, основанного на параметрах PD, LGD и т.п. По итогам обосновывается набор рекомендаций по внедрению и концептуальному пересмотру подходов к банковскому регулированию.

Выделим четыре элемента моделей регулирования кредитного риска:

- (1) способ измерения риска (мера риска);
- (2) теоретическая модель определения кредитного риска (дефолта);
- (3) теоретико-вероятностная модель кредитного риска портфеля ссуд;
- (4) вероятностно-статистическая модель регулятора.

Понятия математической, теоретической, теоретико-вероятностной, вероятностно-статистической, эконометрической моделей используются согласно (Айвазян & Мхитарян, 1998, pp. 40-41); агентно-ориентированной модели (АОМ) – согласно (Макаров, и др., 2016, стр. 253), (Makarov, Bakhtizin, & Epstein, 2022).

Перед рассмотрением математических моделей регулирования кратко опишем эволюцию банковского регулирования в мире и в России.

1.2. Генезис современного банковского регулирования

1.2.1. Общая мотивация к регулированию

Дилемма – разрешать и, возможно, регулировать какую-либо деятельность или запрещать ее – знакома человечеству с момента образования сообществ. Поэтому сегодня у нас накопился опыт того, когда целесообразнее принимать то или иное решение. Для такого решения важно понимать факторы, которые позволяют склониться к одному из них.

Первым общим фактором, безусловно, является угроза жизни людей или роста преступности. Поэтому есть запрет на торговлю оружием и наркотиками. Однако существуют примеры разрешения продаж оружия в отдельных штатах Америки. При этом там же наблюдаются периодические трагические инциденты с их использованием. Одновременно вспоминают Голландию с разрешением легких наркотиков. Правда, забывают про негативные последствия для здоровья людей от их потребления.

Однако, когда сфера деятельности не несет настолько же ярко выраженной угрозы жизни людей, принимать решения становится все сложнее. Здесь возникает второй фактор. Чтобы его понять, есть два возможных решения: разрешить деятельность и ее сразу регулировать или разрешить, но, прежде чем регулировать, присмотреться к ней. В чем же разница?

Первый подход – разрешить и регулировать – это типичный ответ для современной экономики. Здесь предпочитают вспоминать Нобелевского лауреата по экономике Жана Тироля (Tirole, 2014). С ним связывают понятие «провалов» рынка (market failure). Говорят, что в рыночной экономике сегодня не существует идеальной конкуренции. Есть крупные компании, они объединяются в группы. Поэтому условия для потребителей хуже, чем в идеальном мире. Чтобы улучшить положение потребителей, вводят регулирование в ту сферу, где отклонение от идеала является наибольшим.

Между тем, говоря о «провалах» рынка, почему-то забывают о «провалах» регулирования (regulation failure). Такую ситуацию можно назвать проще – обвинить невинного. Например, в сфере банковского регулирования есть ряд работ, говорящих о «провалах» регулирования (Moosa, 2010), (Lall, 2012), (Cathcart, El-jahel, & Jabbour, 2017). Примечательно, что одно из упоминаний можно встретить у самого Тироля, только его предпочитают не вспоминать (Dewatripont, Rochet, & Tirole, 2010, pp. 53, сноска 83).

Второй подход – это условное разрешение, или разрешение с наблюдением. Такой принцип используют финансовые регуляторы ведущих стран. Он называется регулятивной «песочницей». Соответствующий проект есть у Банка России. Информация о нем доступна на портале: URL: https://www.cbr.ru/fintech/regulatory_sandbox/. Важным критерием для

участия проекта в регулятивной «песочнице» является полная открытость проекта для регулятора.

Третий аргумент в пользу регулирования сформулировал американский ученый в своей книге десятилетней давности (Shleifer, 2012). В ходе своего исследования он установил, что рост регулируемых сфер – это следствие проблем судебной системы. Поскольку иски в суде рассматриваются годами, то сообщество конкретной страны становится склонным вовлекаться на этапе до возникновения проблем, а не после. Однако в таком случае регуляторы склонны постоянно усложнять регулирование. Например, такие тенденции отмечают в России в период пандемии коронавируса в публикациях (Плаксин, и др., 2020), (ВШЭ, 2020), (ВШЭ, 2021). Аналогичные тенденции имеют место в сфере банковского регулирования (см. далее Рисунок 3).

Однако наиболее важным является четвертый аргумент. Его сформулировал Гарольд Демсетц почти 50 лет назад, когда обсуждали «провалы» рынка и регулирования (Demsetz, 1968). Он наглядно объяснил, что в регулировании в первую очередь заинтересованы – как ни парадоксально – сами регулируемые. Тогда он приводил в пример сферу жилищно-коммунального хозяйства в Америке. Логика здесь проста. Регулируемым субъектам важно окупить свои инвестиции. Если же в сферу будут входить новые игроки (не новые потребители), то будет развиваться та самая конкуренция. Значит, высокая отдача на вложения уже не гарантирована.

Обсуждая регулирование финансовых рисков, полезным может быть опыт регулирования производства и потребления общественных благ (Selmier II, Penikas, & Vasilyeva, 2014), а также регулирования естественных монополий (Penikas, 2021).

1.2.2. Базельский комитет по банковскому надзору

Ряд авторов (Айвазян, Андриевская, Коннолли, & Пеникас, 2011), (Penikas Н. , 2015), (Пеникас, 2019) описывают ключевые факты о происхождении банков и требований к их пруденциальному регулированию и надзору.

В 1970-х гг. в мире начались процессы международной интеграции. Появилась международная контактная группа (Groupе de Contact). Она объединила представителей центральных банков для регулирования коммерческих банков (Goodhart, 2011). Катализатором к активации регулирования стало банкротство немецкого банка Герштадт в 1974 г., который не смог выполнить свои обязательства перед американскими банками-контрагентами. Тогда же в г. Базель в Швейцарии был создан Базельский комитет по банковскому надзору (БКБН), который стал последователем контактной группы и взял обязательство обеспечения финансовой стабильности в каждой из стран-участниц и в мире

в целом. Тогда комитет опубликовал свой первый документ – Конкордат, который устанавливал принципы взаимодействия центральных банков при урегулировании банкротств банков, имевших операции в нескольких странах или юрисдикциях: проект – (BCBS, 1975); итог – (BCBS, 1983).

Через последовавших громких дефолтов банков после 1974 г. заставила комитет задуматься над унификацией требований к регулированию, хотя в каждой из стран-участниц зачастую уже были свои правила. Поскольку дефолты банков несли потери для вкладчиков, а потом – для систем страхования вкладов (ССВ) и правительств, было решено сформировать требования к «подушке», которая должна компенсировать эти потери, а именно к капиталу банков. Капитал особенно беспокоил регуляторов, поскольку приблизительно за 100 предшествовавших созданию комитета лет доля капитала в активах банков упала примерно в 10 раз (Рисунок 2).

Это означает, что если в 1850 г. при выдаче кредита на 10 рублей 8 из них были средствами владельца банка (капиталом) и только 2 рубля – средствами вкладчиков, то к 1970 г. в таком же кредите средств владельца было менее 1 рубля, т.е. он рисковал потерять в 8 раз меньше, чем вкладчики, кто давал остальные 9 рублей на кредит. Таким образом, банки могли идти на необоснованный риск чаще, чем 100 лет назад. Поэтому регуляторы опасались, что банковские системы стали многократно неустойчивее.

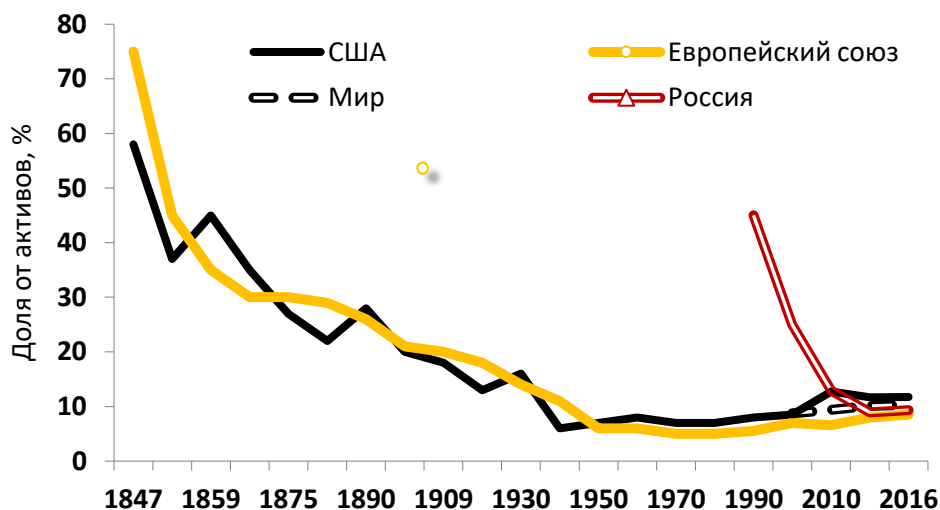


Рисунок 2. Доля капитала в активах поступательно снижалась 150 лет подряд
 Источник данных: США 1834-2000 – (Gorton, 2012); ЕС – 1847-2000 – (Benink & Benston, 2005); США, ЕС, Мир 2000-2016 – данные Всемирного банка. Россия – ЭкспертРа.

Тогда, в 1988 г., появилось первое соглашение Базель I, упрощенно требовавшее, чтобы в кредите доля средств владельцев (доля капитала) была не менее 8%. Данное соотношение называли нормативом достаточности капитала. При создании Базель I были

учтены лишь риски, связанные с выдачей кредитов, или кредитные риски. В 1996 г. к нему вышло дополнение, предлагавшее учитывать риски от операций с ценными бумагами, или рыночные риски.

Но после 1988 г. дефолты банков продолжились. Из наиболее известных это Bank of New England (США, 1991), BCCI (Англия, 1991), Orange County (США, 1994), Barings (Англия, 1995). Всего с 1988 по 2004 г. наступило более 30 банкротств банков в Скандинавских странах, Японии, Западной Европе, США, Австралии. Потери в каждом случае превышали 0.5 млрд. дол. США по курсу на дату банкротства, т.е. суммарные потери от банкротств составили около 200 млрд. дол. США. Причины дефолтов варьировались от мошенничества и спекуляции до концентрации на выдаче кредитов, связанных с недвижимостью.

Последовал Азиатский кризис 1997 г. За ним последовал дефолт России в 1998 г. Затем, в 2001 г., в США наступил кризис интернет-компаний (dotcom'ов) со знаковыми банкротствами компаний Enron и WorldCom. В Америке опубликовали акт Сарбейнса–Оксли (SOX) (Deloitte, 2005), который требовал раскрывать больше данных и еще, чтобы финансовые директора несли ответственность за цифры в отчетности, которую они подписывали. Пришло понимание, что принятый 10-15 лет назад документ Базель I мог быть не оптимальным или недостаточным и требовал модификации. Тогда было принято соглашение Базель II в 2004-06 гг. Оно внесло первое существенное методологическое изменение, предложив считать риски по кредитам на основе статистики их невозвратов и математических моделей, тогда как до этого были утверждены усредненные predetermined фиксированные оценки по нескольким категориям долгов (например, долги правительствам, банкам, ипотека). В нем же предложили включить в учет операционный риск, связанный с мошенничеством и технологическими сбоями.

Не в последнюю очередь возможность использования статистики для обоснования того, достаточно ли капитала держит банк, привела к тому, что крупнейшие мировые банки выпускали или покупали после 2004 г. избыточно много сложных финансовых инструментов (деривативов), связанных с ипотечными кредитами. Это было привлекательно, поскольку стоимость денег (ключевая ставка) в США была близка к нулю. Поэтому все деривативы, требовавшие использования заемных денег, были в некоторой степени бесплатны для приобретения, хотя могли принести существенные потери при изменении риск-факторов (стоимости заимствования или цены базового актива, зависевшей от выплат в срок по ипотечным кредитам). Это в итоге и произошло. Если ипотечные кредиты в США выдавались под малые проценты, то лишь потому, что было предусмотрено повышение ставок по ним в 2007 г.

Регуляторы, обеспокоенные тем, что ранее действовавшее регулирование не предотвратило последовавший кризис 2007-09 гг., предложили усилить регулирование. Так появился проект соглашения Базель III в 2009 г. (BCBS, 2009c), или его американский эквивалент – акт Додда–Франка. В нем был предложен показатель, альтернативный нормативу достаточности капитала, когда не учитывается рискованность операций (leverage ratio); были заложены правила о том, как выплачивать вознаграждение банкирам. Предложили единый унифицированный норматив риска ликвидности, который возникает от того, что кредиты и депозиты не совпадают по срокам. Минимальные требования к нормативам достаточности капитала существенно повысили, особенно для системно-значимых банков (Рисунок 11).

Чтобы понять, почему БКБН выделил в отдельный класс активов в Таблице 83 системно значимые финансовые организации (SIFI) в целом и кредитные организации в частности, рассмотрим подробнее, к чему относятся данные понятия. Здесь и далее в тексте термины «системно значимые» и «системно-важные» используются как равнозначные для перевода англоязычного термина «systemically important». При этом понятие «системообразующий» является неверным переводом и несет иное значение, в большинстве случаев подчеркивая только размер объекта. Выделение SIFI в отдельный класс для ПВР привлекло особое внимание после кризиса 2007-09 гг., когда проблемы нескольких крупных участников финансовой системы США спровоцировали неустойчивость в мировой экономике.

В работе (IMF/BIS/FSB, 2009b, p. 5) **системный риск** определяется как «риск нарушения процесса оказания финансовых услуг, который (i) вызван повреждением всей или части финансовой системы и (ii) несет угрозу негативных последствий для реального сектора экономики». Если системный риск также ассоциировать с понятием финансовой стабильности, то набор показателей последней можно попробовать сагрегировать для получения сводной оценки. Опыт такого применения для Израиля доступен в работе (Arzamasov & Penikas, 2014).

Системный риск активно исследуется как объект (Carey & Gordy, 2003), (Acharya V. V., 2009), (Mayordomo, Rodriguez-Moreno, & Pena, 2014), (Li & Marin, 2014), (Tente, von Westernhagen, & Slopek, 2019), (Duprey & Ueberfeldt, 2020), (Meuleman & Vennet, 2020), (Fatica, Heynderickx, & Pagano, 2020). При этом первым упоминанием о системном риске на стороне активов банков стоит считать работу (Penati & Protopapadakis, 1988).

Финальная версия Базель III была принята только в 2017 г. (BCBS, 2017a). Она содержала в себе существенный пересмотр подходов к оценке рыночного и операционного рисков, к оценке кредитного риска для тех банков, кто не использует статистику

невозвратов для этой цели (стандартизованный подход, SA). Нормативы достаточности капитала были снова повышены.

После мирового финансового кризиса 2007-09 гг. БКБН запустил программу оценки соответствия регулирования (regulatory consistency assessment program, RCAP) (BCBS, 2013a), поскольку ожидал, что негативные последствия кризиса – это результат неоднородного регулирования. Поэтому в рамках RCAP комитет проверяет, насколько одинаково страны-участницы внедряют стандарты (Ermolova & Penikas, 2017).

Всего за 45 лет функционирования БКБН было опубликовано более 910 документов объемом почти 30 тыс. страниц с требованиями пруденциального банковского регулирования и надзора, содержащихся в пяти тысячах документов (Таблица 2).

Таблица 2 - За более чем 45 лет функционирования Базельский комитет опубликовал 4 тыс. страниц рекомендаций по регулированию кредитного риска (14% от всего числа страниц)

Число страниц		Временной период					Всего страниц	% от итога
		1	2	3	4	5		
№	Категория (риск)	Конкордат (1972-1987)	Базель I (1987-1999)	Базель II (1999-2009)	Базель III (2009-2017)	Базель III+ (2017-2022)		
1	Кредитный	27	83	1806	1541	485	3942	14%
2	Рыночный	7	404	384	889	248	1932	7%
3	Операционный		16	506	341	122	985	3%
4	Ликвидности		15	160	433	40	648	2%
5	Агрегирование	14	94	2678	2881	4147	9814	34%
6	Корп. упр-е	6	179	344	493	39	1061	4%
7	Регуляторы	23	642	1510	3174	296	5645	19%
8	Раскрытие инфо		244	441	832	229	1746	6%
18	Принципы			52	85		137	0%
19	RCAP				1072	380	1452	5%
99	Иное		58	524	788	379	1749	6%
Итого		77	1735	8405	12529	6365	29111	100%

Источник: обновлено по методологии (Penikas H. , 2015), опубликованной в журнале Центрального банка Испании, по состоянию на 6 марта 2022 г.

Идея исследовать число и объем публикаций пришла после ознакомления с работой главного экономиста Банка Англии (Haldane, 2009). Он показал, что на одного инвестора в деривативы вида **CDO в квадрате (CDO-squared)** накануне мирового финансового кризиса 2007-09 гг. приходилось более *одного миллиарда страниц документации к изучению*. Он делает вывод, что не было физической возможности ознакомления с таким объемом в разумные временные сроки. Поэтому даже в предположении полного и

адекватного раскрытия рисков в такой документации инвесторы не могли их адекватно воспринять и оценить.

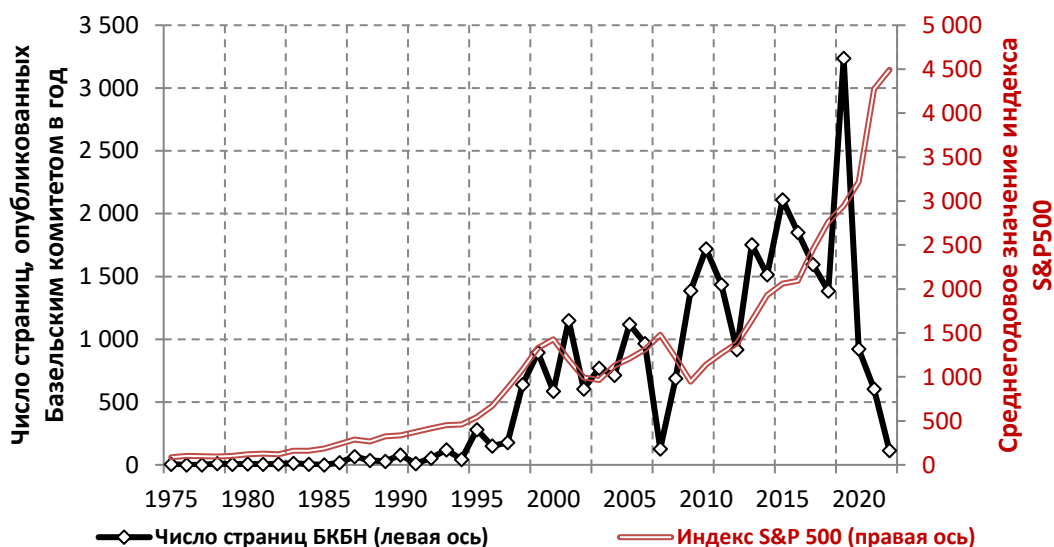


Рисунок 3. Существенное снижение объемов нового опубликованного регулирования систематически предшествовало значимым периодам финансовой нестабильности в мире в 2001 и 2007 гг.

Источник: обновлено по методологии (Penikas H., 2015), опубликованной в журнале Центрального банка Испании, по состоянию на 6 марта 2022 г. Формальная проверка причинности по Гренжеру рассмотрена в работе (Penikas & Selmier II, 2013).

Примечательно, что началам мировых финансовых кризисов 2001 и 2007 гг. предшествовало существенное снижение объемов публикуемых регулятивных требований (Рисунок 3).

Такой объем регулирования от Базельского комитета сложно воспринимается отдельно взятым человеком. Поэтому представители центральных банков стали использовать такой показатель объемов опубликованного регулирования в качестве меры сложности регулирования (Hernández de Cos, 2019, pp. 1, Graph 3).

1.2.3. Банковская система России

Банковская система России в современном ее виде возникла после распада Советского Союза и реформ 1988-1992 гг. Создание двухуровневой банковской системы в СССР произошло в 1987 г., после введения соответствующего законодательства (ЦК КПСС, 1987), (Совет Министров СССР, 1988а), (Совет Министров СССР, 1988б), хотя есть альтернативное мнение, что она существовала до этого несколько десятилетий (Катасонов, 2014, стр. 220-240). Из-за конкуренции Центрального банка России и Госбанка СССР фактические условия для открытия банков были доступными многим. Начиная с этого периода к середине 1990-х гг. число банков увеличилось с пяти организаций до почти трех тысяч (Моисеев, 2006). В дальнейшем их количество стало уменьшаться. На 01.01.1995

число кредитных организаций составляло 2 457, тогда как на 01.01.1998 – уже 1 697. При этом на первые пять банков приходилось 38% активов всего банковского сектора (Банк России, 1997). Подобно тому, что происходило в 2015-2018 гг., в 1990-х гг. банки высоко оценивали риски кредитования реального сектора, предпочитая спекуляции на валютном рынке и получение сверхдоходов от «пирамиды» ГКО, дававшей до 50% от всей прибыли (Ясин, 2002).

В течение этого периода стали возникать так называемые «карманные» и «пустые» банки (Johnson, 2000). «Карманные» банки создавались государственными предприятиями и использовались для казначейских операций (Barnard, 2009). Интересной особенностью банковского сектора тех времен было монопольное положение Сбербанка на рынке депозитов населения: 79.2% на 01.01.1998 (Банк России, 1997). Причина заключалась в том, что в советские времена Сбербанк был единственным банком для сбережений населения. Государство, по сути, гарантировало депозиты, размещенные только в этой кредитной организации, т.е. можно говорить о наличии «неявного страхования вкладов» (implicit deposit insurance). Такое явление обсуждается более подробно в работах (Penati & Protopapadakis, 1988), (Atiyas, 1990), (Dennis, Sharpe, & Sim, 1998), (Opiela, 2004), (Gunsel, 2009), (Wang, Chen, Wan, Yanbo, & Mazzanti, 2015).

Таким образом, в период неопределенности люди предпочитали иметь дело с хорошо знакомым им банком. Кроме того, уровень сбережений был низким (6.5% от совокупного дохода в 1994 г.) и продолжал уменьшаться вплоть до 1999 г.

Интересно отметить, что крупные кредитные организации стали приобретать акции нефинансовых предприятий (преимущественно ресурсных и экспортно-ориентированных) в 1996 г. (Hough, 2001), что привело к созданию так называемых финансово-промышленных групп (ФПГ). Регулирование этих структур было затруднительным, так как банки, принадлежащие к ним, не обязаны были готовить подробную консолидированную финансовую отчетность, в том числе и по МСФО (OECD, 1997).

Важно подчеркнуть, что в 1996 г. было создано операционное управление для работы с крупными (системно значимыми) и социально значимыми банками – ОПЕРУ-2 (Мурычев & Моисеев, 2010). Это управление осуществляло надзор за 14 крупнейшими банками с 60% от совокупных активов и 90% от совокупных депозитов в банковской системе России. Однако по результатам кризиса 1998 г. оно было упразднено.

Кризис 1998 г. негативно отразился на многих банках в системе. Особенно трудно было крупнейшим кредитным организациям, у которых возникли материальные потери по срочным сделкам с валютой и по государственным ценным бумагам. Помимо этого, банки, принадлежащие к ФПГ, имели значительный уровень краткосрочных зарубежных займов,

доступ к которым был закрыт из-за кризиса. Поэтому многие крупные банки (Менатеп, Онэксим, Мосбизнесбанк и др.) обанкротились (Акиндинова, и др., 2003). За период с июля 1998 по январь 2001 г. количество действующих кредитных организаций сократилось на 287 банков: с 1 598 до 1 311.

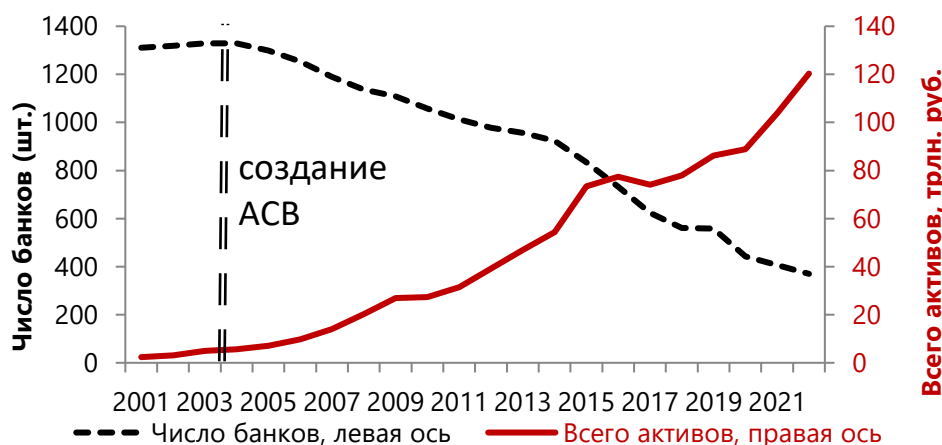


Рисунок 4. Рост размера совокупных активов в банковской системе России сопровождался сокращением числа кредитных организаций после создания Агентства страхования вкладов (АСВ)

В результате всех этих событий доля государства в банковской системе России существенно увеличилась. Был создан ряд государственных банков (например, Россельхозбанк в 2000 г.). Государственные банки усилили свои позиции на рынке (Банк России, 1998). Одновременно банковская система стала активно развиваться (Barnard, 2009). Размер активов банковской системы за 20 лет к 2022 г. возрос в номинальном выражении в 51 раз (Рисунок 4).



Рисунок 5. Введение ключевой ставки в 2013 г. и полный переход на нее с 2016 г. позволили перейти к новому режиму денежно-кредитной политики Банка России

При этом, по мнению (Fungáčová & Solanko, 2009), роль банковской системы как посредника между сбережениями и инвестициями оставалась ограниченной, особенно в

отношении малых и средних предприятий (SME). Государственные банки продолжили занимать существенную долю на рынке (Malle, 2009).

После кризиса 1998 г. в российской финансовой системе были два существенных периода нестабильности – 2009 и 2014 гг. Поскольку ставка рефинансирования и режим валютного коридора были оценены как недостаточно эффективные при выходе из кризиса 2009 г., в 2013 г. был произведен переход к свободно плавающему валютному курсу и взят курс на использование ключевой ставки (Рисунок 5).

Поднятия последней до 17% годовых и позволило предотвратить массовые оттоки наличных средств из российских банков в кризис 2014 г. Подробнее об изменении целей и инструментов политики Банка России см. в работах (Моисеев, 2016а), (Моисеев, 2016б), (Моисеев, 2016в), (Моисеев, 2016г).

1.2.4. Банковское регулирование в России

Начало банковскому регулированию в современной России, можно считать, положил приказ № 02-23 от 30.01.1996, когда была принята Инструкция № 1 (Банк России, 1996). В ней появилось требование Базель I к учету норматива достаточности капитала. Ей на смену были приняты инструкции № 110-И от 16.01.2004, № 139-И от 03.12.2012, № 180-И от 28.06.2017, № 199-И от 29.11.2019, дифференцирующие требования к капиталу по активам разных категорий. Следующая из данных инструкций эволюция требований по одному из базовых индикаторов (по нормативу достаточности капитала Н1.0 для системно значимых банков в России) приведена на Рисунке 6.

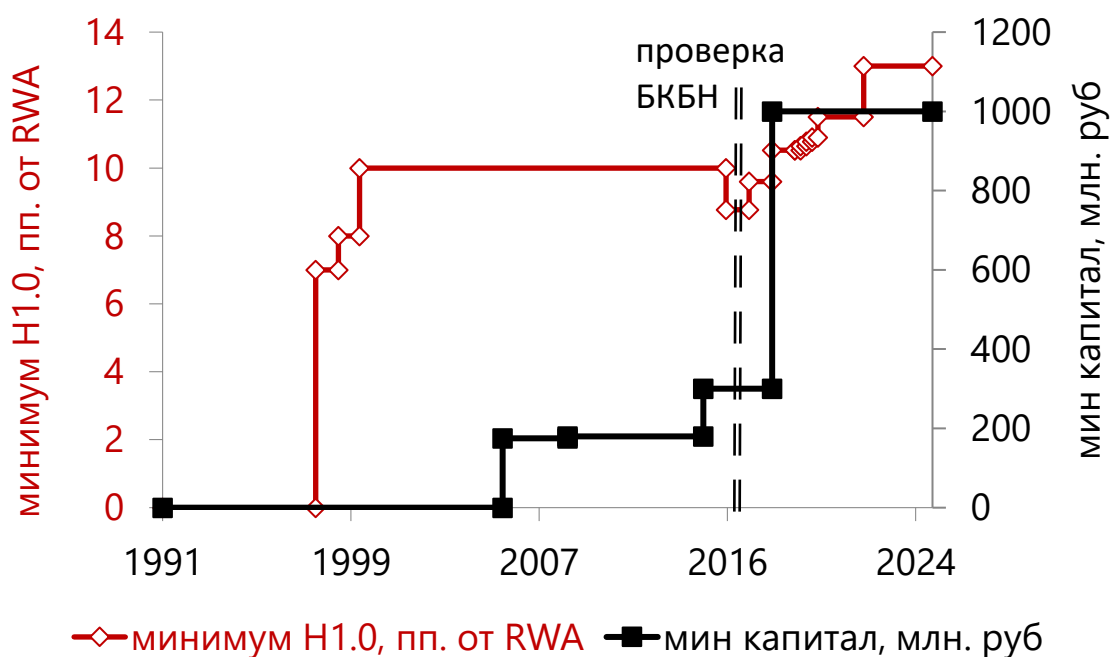


Рисунок 6. Эволюция требований к капиталу и его достаточности в России

Из наиболее значимых событий последних 20 лет отметим проверку российского законодательства по банковскому регулированию со стороны Базельского комитета (БКБН) (BCBS, 2016с). Она была проведена в 2014-2016 гг. Ряд риск-весов в знаменателе норматива было необходимо увеличить, в том числе в связи с ростом страновых рисков после 2014 г. Поэтому для нивелирования совокупной нагрузки на капитал российских банков норматив был снижен с 10 до 8% от взвешенных по риску активов (RWA).

Одновременно с проверкой Базельского комитета шло внедрение стандартов Базель III. Оно требовало введения ряда буферов к нормативу достаточности капитала. Поэтому после пересмотра в сторону снижения общего уровня до 8% далее шло поступательное увеличение норматива для крупнейших банков (Рисунок 6).

Вместе с ростом общего уровня норматива достаточности капитала было увеличено требование к размеру капитала кредитных организаций с универсальной лицензией до 1 млрд. руб. До этого с 2006 до 2018 г. действовало требование поддержать капитал в эквиваленте 5 млн. евро.

Положение № 483-П (Банк России, 2015а) закрепило возможность использования математических моделей, или подхода внутренних рейтингов (ПВР), для оценки кредитного риска банками в соответствии с первой компонентой (Pillar I) минимальных требований Базель II.

Дополнительные требования второй компоненты (Pillar II) об учете математических моделей оценки кредитных рисков в совокупности с оценкой иных рисков, выходящей за пределы минимальных требований, нашли отражение в требованиях к внутренним процедурам оценки достаточности капитала (ВПОДК) (Банк России, 2015b), (Дугин & Пеникас, 2016, стр. 248-249).

Вместе с развитием регулирования кредитных рисков происходило смягчение требований к риску ликвидности, если смотреть по значению норматива обязательных резервов (НОР) (Рисунок 7). Для поддержания доверия к банкам со стороны вкладчиков было создано Агентство страхования вкладов (АСВ). Собственно, введение лимита страхования вкладов и позволило снизить величину требования к НОР.

НОР – не единственный способ регулирования риска ликвидности российских банков. Дополнительно были введены нормативы Н2-Н4. Они закрепляют малорискованную структуру банковского баланса в разрезе сроков для погашения. Для банковских групп Базель III привнес дополнительные нормативы LCR, NSFR. Однако нормативы, регулирующие кредитный риск и риск ликвидности, представляют только часть контура отечественного банковского регулирования. Всего можно выделить более 20

актуальных нормативов для отдельных кредитных организаций. Полный перечень действующих в России обязательных нормативов приведен в Приложении 1.

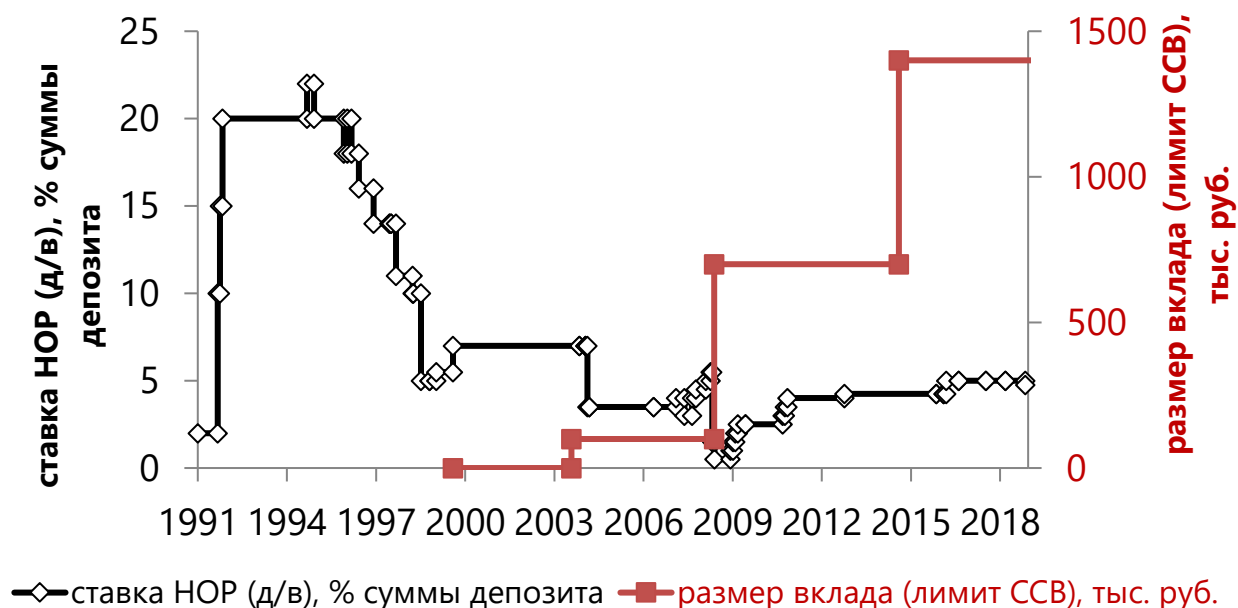


Рисунок 7. Создание системы страхования вкладов (ССВ) позволило снизить требования по нормативу обязательных резервов (НОР) с 2003 г.

Для проверки уровня компетенций в сфере управления рисками в России начиналась инициатива о разработке профессионального стандарта «Специалист по управлению финансовыми рисками». Подробнее о проведенной работе можно прочитать в статье (Ивлиев & Пеникас, 2016).

Рассмотрим далее подходы к управлению кредитным риском портфелей ссуд в банках и место математических моделей его регулирования.

1.3. Вероятность дефолта, риск портфеля ссуд, кредитный риск контрагента

1.3.1. Способ измерения риска (мера риска)

Исследователь (Jorion, 2003, стр. 245) считает, что первую меру риска (risk measure) предложили в 1938 г. Ею была срочность долга. Важным следующим шагом в развитии подходов к измерению риска стала работа (Markowitz, 1952). Автор назвал мерой риска дисперсию доходности актива. Дополнительно он рассматривал полудисперсию как меру разброса только негативных реализаций. Следующей мерой риска можно назвать границу потерь заданного уровня риска – Value-at-Risk (VaR). Ее предложили в 1993 г. Суть этой меры в следующем. Допустим, что X – это случайная величина, показывающая доходность

некоторого актива r_{Ai} . Тогда мерой риска будет квантиль уровня α , или граница потерь уровня альфа $\Gamma\Pi_\alpha$ (Фантаццини Д., 2008, стр. 88):

$$\Gamma\Pi_\alpha = F_X^{-1}(\alpha). \quad (3)$$

Мера риска $\Gamma\Pi_\alpha$ допускает, что в α случаев из ста убыток от реализации кредитного риска превысит по абсолютному значению полученную оценку риска. Существуют параметрические и непараметрические способы ее оценки (Шоломицкий, 2005, pp. 68-69). Непараметрические способы – это исторический и основанные на искусственно сгенерированных данных. Параметрический включает дельта- и гамма-нормальный подходы. Последний, в отличие от первого, учитывает асимметрию распределения доходностей риск-фактора. Приложение для оценки риска рыночной ликвидности приведено в работе (Кучинский & Пеникас, 2007, р. 76). Более общее обсуждение эффекта ликвидности на стоимости рыночных активов можно найти в статье (Козырь, 2021). Последствия риска рыночной ликвидности для распределения доходностей акций в США с 1993 по 2014 гг. обсуждается в работе (Kyle, Obizhaeva, & Tuzun, 2020).

Ряд авторов (Artzner, Delbaen, Eber, & Heath, 1999) показали, что мера $\Gamma\Pi_\alpha$ не различает ситуации с разными реализациями за пределами квантиля. Они считают, что целесообразнее использовать меру риска Expected Shortfall (ES), или Tail Conditional Expectation (TCE):

$$ES_\alpha = E(X | X \leq F_X^{-1}(\alpha)). \quad (4)$$

Исследователи (Adam, Houkari, & Laurent, 2008) критикуют меры $\Gamma\Pi_\alpha$ и ES_α . В качестве альтернатив они приводят искажающую (distortion) и спектральную (spectral) меры риска. Согласно аргументации авторов, две данные меры удовлетворяют большему числу требований к мерам риска. Ученые (Rockafellar & Uryasev, 2013) предлагают более общий подход к теоретическому определению меры риска и ее связи с полезностью агента, принимающего решения в отношении риска.

Заметим, что регулятор использует меру $\Gamma\Pi_\alpha$ в оценке рыночного и кредитного рисков (BCBS, 2006a), а также ES_α – в оценке рыночного (BCBS, 2013b). Несмотря на недостатки $\Gamma\Pi_\alpha$ как меры риска, ее продолжают использовать исследователи (Fantazzini D., 2009), (Giacomini, Härdle, & Spokoiny, 2009), (Shim, Lee, & MacMinn, 2011), (Fantazzini & Shangina, 2019). Применение меры риска $\Gamma\Pi_\alpha$ стало особенно востребовано в недавнее

время (Duprey & Ueberfeldt, 2020). Ее применяют к валовому внутреннему продукту (ВВП). Целью является моделирование ВВП в кризис. Результат называют GDP-at-risk (Carney, 2020) или Growth-at-Risk (GaR) (Prasad, et al., 2019).

Ключевые проблемы с использованием мер риска заключаются в следующем. Во-первых, никто не исследовал их применение к оценке кредитного риска, когда рассматриваются коррелированные дискретные события дефолтов, а не гауссовские доходности. Это будет показано в разделе 4.3. Во-вторых, никто не изучал последствия разложения меры $\Gamma\Pi_\alpha$ на отдельные компоненты, используемые в пруденциальном банковском регулировании и надзоре.

1.3.2. Теоретическая модель определения кредитного риска (дефолта)

Модели бинарного выбора (PD) по сегментам заемщиков

Основой для определения дефолта является теоретическая модель Мертона (Merton, 1974). Для него кредитный риск – это событие дефолта, т.е. ситуация, когда доходность активов (return on assets, ROA) r_{Ai} i -й компании-заемщика будет меньше процентной ставки по ее долгу r_{Di} :

$$r_{Ai} < r_{Di}. \quad (5)$$

Тогда возникает задача прогнозирования вероятности дефолта PD_i . БКБН рассматривает ее на горизонте одного календарного года. **Дефолтом** считается просрочка платежа на 90 дней или наступление иных обстоятельств, свидетельствующих о невозможности погашения заемщиком своих обязательств (unlikely to pay, UTP) (Банк России, 2015а, стр. пар. 13.3, 13.4).

Можно выделить два подхода к прогнозированию вероятности дефолта: **экспертный и вероятностно-статистический**.

В экспертном подходе факторы дефолта и их значимость (веса) для общей оценки задают эксперты. Их опыт формируется из знания конкретных случаев дефолта. Исследованию таких случаев посвящены работы: (Sinkey, 1979), (Steignum, 2003), (von Westernhagen, et al., 2004), (Sandal, 2004), (Harada, Ito, & Takahashi, 2010), (Kosmetatos, 2014), (Mourlon-Druol, 2015).

В рамках вероятностно-статистического подхода изучаются закономерности, характерные для выбранной группы заемщиков. Основным инструментом вероятностно-статистического подхода являются **модели бинарного выбора (отклика)**. Они получили распространение практически во всех областях человеческой деятельности. В финансах они

позволяют построить прогноз, будет ли возвращен кредит или нет, или, что равнозначно тому, окажется ли заемщик в дефолте или нет (Lopez, 2002); в медицине – выздоровеет ли пациент или нет (Bakbergenuly, Kulinskaya, & Morgenthaler, 2016); в производстве – даст ли оборудование сбой или нет (Zaigraev & Kaniovski, 2013). Дополнительные приложения моделей бинарного выбора в финансах см. далее, в Таблице 92.

Таким образом, основная ценность, которую приносят модели бинарного выбора, – это отнесение наблюдения к одному из двух классов, т.е. разделение на классы, дискриминирование между классами. Модель тем лучше, чем точнее она относит наблюдения к классам или разделяет, дискриминирует.

Первыми работами, посвященными прогнозированию дефолта, считаются статьи (Beaver, 1966) и (Altman E. , 1968). В работе (Altman E. , 1968) дискриминантный анализ применен к массиву американских нефинансовых компаний. Критику этой модели представил ученый (Ohlson, 1980). Он указал, что модель Z-балла Альтмана не дает результаты, согласующиеся с интуицией; сам метод неоднозначен из-за использованных предпосылок о распределениях (включая совместные) использованных переменных. Поэтому он предложил модель logit для выборки из американских публичных компаний, которая дала более точные результаты классификации, чем модель Альтмана. Авторы (Barniv, Agarwal, & Leach, 2002) использовали модель logit с упорядоченными значениями зависимой переменной (ordered logit), которые соответствовали статусам купленной компании другой, слившейся с другой компанией или ликвидированной.

Исследователь (Bandyopadhyay, 2006) сравнил точность прогноза вероятности дефолта по модели дискриминантного анализа и по модели logit для прогноза дефолтов по облигациям индийских фирм. Он заключил, что дискриминантный анализ был существенно более точным. Индийские и английские фирмы для цели прогноза дефолта сравнили (Charalambakis & Garret, 2016). У них, как и у исследователей (Ni, Kwak, Cheng, & Gong, 2014) при прогнозе дефолта китайских нефинансовых фирм, преимущество было у стандартных моделей logit перед дискриминантным анализом. Работа (Fantazini & Maggi, 2013) обсуждает подходы к моделированию PD в беспокойные периоды развития экономик.

Работы, посвященные прогнозу вероятности дефолта, можно классифицировать по следующим сегментам заемщиков:

- (1) Российские промышленные компании: (Dwyer, Korebleva, & Dzhaio, 2010), (Тотьмянина, 2014), (Surzhko, 2014), (Могилат А. , 2015), (Карминский А. М., 2015, стр. 217-222), (Могилат А. Н., 2019). В указанных работах рассматривались все российские предприятия; исследовались факты как дефолта, так и банкротства. Тем не менее факторы дефолта по публичным облигациям российских предприятий ранее не

- исследовались. При моделировании PD для российских предприятий интерес представляет работа (Orlando & Vase, 2021). В ней подчеркивается значимость цен на нефть как фактора PD в таких нефтэкспортирующих странах, как Саудовская Аравия.
- (2) Российские банки: (Peresetsky, Karminsky, & Golovan, 2004), (Пересецкий А. А., 2012), (Пересецкий А. А., 2013), (Карминский & Костров, 2013), (Fungacova & Weill, 2013), (Карминский А. М., 2015), (Живайкина & Пересецкий, 2017), (Shibitov & Mamedli, 2019). Ввиду недоступности данных по платежам банков по своим обязательствам в качестве зависимой переменной использовался факт отзыва лицензии, который не всегда связан с дефолтом по обязательствам (распространенной причиной является недобросовестная деятельность, или *мошенничество* со стороны банка).
 - (3) Малые и средние предприятия (SME): (Altman & Sabato, 2003ca), (Luppi, Marzo, & Scorcu, 2005ca), (Pompe & Bilderbeek, 2005), (Fantazzini & Figini, 2009), (Vozzella & Gabbi, 2010), (Andrikopoulos & Khorasgani, 2018), (Gupta, Barzotto, & Khorasgani, 2018).
 - (4) Инвестиционные проекты (специализированное кредитование): (BCBS, 2001), (Orgeldinger, 2006), (Kaluder & Augustin, 2013), (Моргунов, 2017).
 - (5) Розничные заемщики в мире и в России: (Sabato, 2006), (Kaltofen, Paul, & Stein, 2006), (Карминский, Лозинская, & Ожегов, 2016).
 - (6) Мировые судовые компании (shipping companies) и выданные им кредиты: (Grammenos, Nomikos, & Papapostolou, 2008), (Kavussanos M. T., 2014), (Kavussanos & Tsouknidis, 2016). В этих работах рассматривались дефолты по конкретным кредитам и облигациям, по которым были должны судовые компании. Но сами судовые компании как заемщики, что методологически требуется в Базель II (ПВР), ранее не рассматривались. Сегмент представляет исследовательский интерес, поскольку примерно 95% мировой торговли осуществляется судовыми компаниями. Они являются «кровеносными сосудами» современной мировой экономики.

Остановимся подробнее на моделях PD для российских банков. Интерес к ним вызван доступностью богатого массива данных. Это детализированная по счетам ежемесячная отчетность по всем кредитным организациям. На основе таких данных активно разрабатываются указанные выше модели PD. Однако они обладают следующими существенными недостатками.

Во-первых, многие из них не учитывают наличие структурных сдвигов в данных. Это кризисные 2005, 2009, 2014 гг., а также период изменения методологии бухгалтерского учета с 2004 по 2016 г. Например, (Shibitov & Mamedli, 2019) рассматривают 2014-2018 гг.; (Mamonov, 2020) берет период с 2008 по 2019 г., (Fungacova, Weill, Karas, & Solanko, 2021) включают максимальный период 2002-2020 гг.

Во-вторых, в работах отсутствует поиск наилучшей модели. Демонстрируется некоторая базовая модель и интерпретируются ее коэффициенты. Как будет показано, таким образом, работа идет со смещенными коэффициентами, поскольку разработчиками упускается ряд важных и значимых факторов (Живайкина & Пересецкий, 2017), (Fungacova, Weill, Karas, & Solanko, 2021).

В-третьих, получаемая модель является неинтерпретируемой. Например, (Shibitov & Mamedli, 2019) утверждают, что в модель включено 720 объясняющих переменных, но коэффициенты при них не показаны.

В-четвертых, в разработанных моделях делаются краткосрочные прогнозы, не соответствующие требованиям ПБР, когда нужно строить модели PD на горизонте одного года. Например, (Fungacova, Weill, Karas, & Solanko, 2021) строят прогноз только на месяц вперед, (Живайкина & Пересецкий, 2017) и (Mamonov, 2020) – на три месяца вперед; (Karminsky & Khromova, 2018) – на шесть месяцев вперед; (Shibitov & Mamedli, 2019) рассматривают горизонт от одного до девяти месяцев. Для сравнения в МСФО 9 требуется рассматривать даже более длинные периоды времени. На так называемый полный жизненный цикл кредита. Такое моделирование будет предьявлено в настоящей работе для судовых компаний в разделе 3.2.5. Ключевой вывод из данного пункта состоит в том, что все указанные модели PD для российских банков не применимы в повседневной деятельности российских ПБР-банков.

В-пятых, на текущий момент отсутствует LGD модель для российских банков. До этого рассматривались работы, моделирующие «дыры в капитале» как отношение убытка при проведении инспекции в банке к совокупным активам банка (Mamonov, 2020). Однако LGD – это отношение такого убытка к капиталу, а не к активам банка. Поэтому модели, посвященные «дырам в капитале» российских банков, также не могут быть использованы как LGD модели для них. Как следствие, в отсутствие LGD модели никто до автора настоящей работы не исследовал эффекты корреляции PD-LGD (PLC) для российских банков.

В настоящей работе будут решены указанные проблемы. Будет использован массив данных с 2016 по 2020 г., однородный в терминах условий функционирования экономики и методологии бухгалтерского учета банковских операций. Также будет впервые разработана LGD модель.

Низкодефолтные портфели (LDP)

Особое место в моделировании вероятности дефолтов занимают модели для **низкодефолтных портфелей (low default portfolios, LDP)**. Так называют ситуации, когда в выборке мало дефолтов относительно других наблюдений (недефолтов) (BCBS, 2005с).

Подходы к определению таких портфелей обобщены в публикации (Пеникас, 2020). Хотя определение LDP должно быть ясно, на практике оно, как будет показано ниже, не является четким и однозначным.

Наиболее яркими примерами LDP являются портфели двух типов: требования к самым крупным по размеру организации заемщикам (Pluto & Tasche, 2005) и требования по новым, недавно созданным, продуктам (как правило, розничным (Sabato, 2006)). В первом случае дефолты редки, а во втором, вероятнее всего, просто еще не накопились. Проблема LDP в рознице актуальна для **аппликативных** (заявочных) сегментов (например, характеризующих первые три месяца обслуживания розничного клиента в банке), а не **поведенческих** (когда по клиенту накоплена статистика его взаимодействия с банком более трех месяцев).

При принятии соглашения Базель II БКБН, осознавая актуальность вопроса построения ПВР-моделей для LDP-сегмента, сформулировал ключевую рекомендацию: стараться по возможности объединять данные. В описанных выше терминах это следует читать как рекомендацию выделять меньше сегментов внутри класса, чтобы не уменьшать число дефолтов в выборке (BCBS, 2005с, р. 5). После кризиса 2007-09 гг. БКБН снова вернулся к вопросу о LDP (BCBS, 2016b). Обсуждалась даже возможность запрета разработки для них ПВР-моделей, но в итоге это предложение в рамках нового соглашения Базель III утверждено не было.

Несмотря на пользу моделей бинарного выбора, их широкое распространение начало беспокоить исследователей. Они даже стали обвинять модели в неэтичности, а именно в том, что модели предвзято относятся к людям. Возьмем два примера. В первом примере модели оценки соответствия кандидата вакансии могут при прочих равных условиях реже предлагать позицию женщинам. Во втором примере модели одобрения кредитов могут при прочих равных реже предлагать решение о выдаче определенным категориям населения – например, латиноамериканцам или темнокожим в США (Fuster, Goldsmith-Pinkham, Ramadorai, & Walther, 2018). Исследователи отмечают, что, даже когда на вход моделям не сообщались признаки для дискриминации (в приведенных выше примерах – пол и раса), модели дискриминировали указанные категории при формировании рекомендаций. С одной стороны, вины моделей в дискриминации, которую они же и призваны обеспечить, в этих случаях нет, поскольку часто такие признаки, как пол или раса, взаимосвязаны с такими факторами, как доходы, уровень образования, число детей. Поэтому модели, даже не имея в массиве первичных данных факторы пола или расы, дадут дискриминирующую рекомендацию при наличии связанных с ними факторов в исходном

массиве. Подробнее об этических моделях см. в подразделе «Этические модели вероятности дефолта».

С другой стороны, есть вторая причина такого дискриминирующего свойства моделей. Это подача на вход непропорциональных, несбалансированных классов (unbalanced, unmatched (Newby, Freitas, & Ghafourian, 2013)) или редких (sparse (McCullah & Nelder, 1989, p. 120), rare (King & Zeng, 2001)). В приведенном выше первом примере с приемом на работу в первичном массиве доля мужчин была больше. Поэтому при прочих равных априорная вероятность (не апостериорная, не по модели) приглашения на работу женщины меньше. Представьте себе крайнюю ситуацию: если бы в выборке о принятых на работу не было женщин, то первое ожидание, следующее из такой выборки, что на работу принимают только мужчин. Аналогично доля светлогожего населения преобладала в числе тех, кто регулярно возвращает взятые кредиты. Поэтому вероятность одобрения им кредитов больше, чем другим. Несмотря на понятную логику обработки данных в таком случае, а именно прогнозирование большей вероятности отнесения любого нового наблюдения к наиболее представленному классу (к классу, занимающему большую долю наблюдений в общей выборке), возникает вопрос, при каком числе дефолтов или их доле в общем количестве наблюдений прогнозу такой модели можно доверять. И, как следствие, если прогнозу нельзя доверять, то что нужно сделать – ведь никто не отменяет необходимости наличия обоснованной данными и статистикой рекомендации о принятии или непринятии решения (о приеме на работу или выдаче кредита, например).

Говоря об LDP, стоит обсудить работы, объединенные в три группы, исходя из сферы их применения:

- (1) **нефинансовые:** (Carvalho, Ávila, & Freitas, 1999), (Brown, Cai, & DasGupta, 2001), (Елисеева & Юзбашев, 2002, стр. 190, раздел 7.7 «Малая выборка»), (Kulinskaya, Morgenthaler, & Staudte, 2008), (Lachin, 2011), (Song, Lu, Liu, & Wu, 2011), (Newby, Freitas, & Ghafourian, 2013), (Xue & Hall, 2015), (Пашка & Мирджалили, 2020, стр. 267-270);
- (2) **финансовые:** (Wehrspohn, 2004), (Benjamin, Cathcart, & Ryan, 2006), (Keifer, 2009), (Dey, Peterson, & Yadav, 2011), (Pluto & Tasche, 2005), (Dzidzeviciute, 2012), (Помазанов & Хамалинский, 2012), (Surzhko, 2014), (Prorokowski, 2016);
- (3) **регуляторные:** (BCBS, 2005c), (BCBS, 2016b), (FCA, 2018).

Остановимся подробнее на выводах и рекомендациях, предложенных в данных работах. В учебнике (Елисеева & Юзбашев, 2002, стр. 190) указано, что оценки статистических параметров на выборках менее 30 наблюдений («малая выборка») являются

неустойчивыми и требуют дополнительных корректировок. В терминах ПВР это можно трактовать двояко.

С одной стороны, число заемщиков должно быть не менее 30 ($n > 30$, где n – число наблюдений), чтобы портфель подходил для получения на нем статистической оценки. Аналогично ряд авторов (Елисеева & Юзбашев, 2002), (Brown, Cai, & DasGupta, 2001) вводят понятие «малой выборки», в которой общее число наблюдений (т.е. в нашем случае число всех заемщиков, не ограничиваясь дефолтными) равно 40. Для сравнения (Wehrspohn, 2004) не рассматривает LDP, но утверждает, что для проверки (валидации, аудита) моделей вероятности дефолта общее число наблюдений должно составлять не менее 250. Переводя требование о «малой выборке» в контекст текущего обсуждения, можно ожидать, что если в сегменте (портфеле) мало наблюдений (заемщиков), а не просто мало дефолтов, то модель для такого сегмента также невозможно будет построить. То есть LDP можно определить как особый класс данных, на которых модель неустойчива или ее невозможно эффективно оценить. Следовательно, сегмент, содержащий мало (меньше 30) наблюдений (заемщиков), тоже можно классифицировать как LDP.

С другой стороны, ограничение в 30 наблюдений, о котором говорят авторы (Елисеева & Юзбашев, 2002), можно трактовать и как то, что при числе дефолтов менее 30 ($n \cdot p \leq 30$, где p – доля дефолтов) портфель целесообразно называть LDP. Это следует из того, что при вырожденности одного из двух классов (т.е. при нулевом числе дефолтов в выборке) модель не может быть оценена. Ведь, когда исследователи (Елисеева & Юзбашев, 2002) или (Brown, Cai, & DasGupta, 2001) говорят о «малой выборке», они предполагают, что для каждого из наблюдений в ней есть значения как минимум двух показателей: независимого фактора X и зависимого Y . При этом неявно предполагается, что зависимый фактор Y является случайной величиной со статистически неравными значениями реализаций. Более сложная ситуация возникает при работе с бернуллиевскими случайными величинами на месте зависимого фактора, когда их вариативность существенно снижена из-за того, что Y может принимать только значения ноль или один. Поэтому мы и говорим, что каждый из классов должен быть достаточно представлен, чтобы модель бинарного выбора могла быть оценена. Данный подход более согласуется с единственным известным автору явным указанием регулятора (FCA, 2018, р. 4.6.31) о том, что низкодефолтным является портфель с числом дефолтов в выборке менее 20. В данном случае нельзя исключать следующего соответствия между требованием FCA и работой (Brown, Cai, & DasGupta, 2001), аналогично описанной выше трактовке требования по работе (Елисеева & Юзбашев, 2002). Если каждый из классов будет насчитывать не менее 20 наблюдений (по Financial Conduct Authority), то будет выполнено и требование по отсутствию «малой

выборки» по исследованию (Brown, Cai, & DasGupta, 2001), поскольку наблюдений в двух классах по сумме будет не менее 40. В работах (Dzidzeviciute, 2012, p. 153) и (Помазанов, 2016, стр. 67) так же, как и в указаниях британского регулятора (FCA, 2018, p. 4.6.31), под LDP предлагается понимать портфель с числом дефолтов менее 20. Можно сказать, что данный порог как определение LDP поддержан и в работах (Keifer, 2009), (Tasche, 2013), (Kruger, 2015) и (Prorokowski, 2016). Но если автор (Keifer, 2009, p. 169) приводит порог в 10 дефолтов как один из примеров, утверждая, что он не является нереалистичным, то авторы (Kruger, 2015, p. 7) и (Tasche, 2013, стр. 320) рассматривают пример данных международного рейтингового агентства Moody's, где максимальное число дефолтов за один год равно 14 в 2002 и 2008 гг.

Требование британского регулятора о наличии минимум 20 дефолтов для разработки математической модели для ПВР обосновано в работе (Benjamin, Cathcart, & Ryan, 2006, pp. 24–25), где авторы показывают, что при меньшем абсолютном числе дефолтов необходимо для целей ПВР корректировать оценку вероятности дефолта, используемую для расчета RWA. Например, для модели с уровнем значимости в 75% (вместо регуляторных 99.9%) и уровнем корреляции активов (R) в 12% при оцениваемой банком вероятности дефолта за один год, равной $PD = 1\%$, в расчет RWA, по модели Васичека (о чем подробнее см. в разделе 1.4.1), должна идти величина около $PD = 3\%$, а не результат расчета $PD = 1\%$.

Авторы (Bull, Mak, & Greenwood, 2002) указывают, что для возможности получения несмещенных оценок параметров модели бинарного выбора (logit) нужно иметь не менее 10 наблюдений на каждый параметр модели. Поэтому минимальным требованием является наличие 10 наблюдений при наличии одного фактора.

Интересно, что если исследователь (Dzidzeviciute, 2012, p. 153) рекомендует определять LDP только по числу дефолтов, не обращая внимания на число заемщиков в портфеле, то автор (Kruger, 2015, p. 1), наоборот, определяет LDP как портфель с малым числом всех заемщиков, но точного порога не указывает.

Несмотря на наличие абсолютного критерия для определения LDP, он может быть малополезен для больших по количеству кредитных требований, но малых по сумме (например, в потребительском кредитовании или в микрофинансировании). Тогда ожидается, что необходимо использовать относительный критерий для определения низкодефолтного портфеля. Косвенно такой критерий можно найти в рекомендациях БКБН (BCBS, 2016b, p. 6), когда для LDP-сегмента предлагается использовать нижний порог в оценке вероятности дефолта (например, для корпоративных кредитных требований – не менее 5%). Это означает, что низкодефолтным можно считать портфель при доле дефолтов

менее 5% от числа всех заемщиков. Сводная информация об определениях LDP представлена в Таблице 3.

Таблица 3 - Обобщение предложений по определению портфеля как LDP

№ п/п	Источник	Тип указания	#D, число дефолтов, штук	Доля D, %	# N, число наблюдений, штук
1	(Bull, Mak, & Greenwood, 2002, p. 63)	не явно			10
2	(Forrest, 2005, p. 5)	явно	10		
3	(Keifer, 2009, p. 169)	явно	10		
4	(Prorokowski, 2016, стр. 235)	явно	10		
5	(Помазанов, 2016, стр. 67)	явно	10-20		
6	(Dzidzeviciute, 2012, p. 143)	явно	20		нет
7	(FCA, 2018, p. 4.6.31)	явно	20		
8	(Cochran, Darrat, & Elkhail, 2006, стр. 1194)	не явно	26		
9	(Елисеева & Юзбашев, 2002, стр. 190)	не явно	30		30
10	(Heinze & Schemper, 2002, p. 2410)	не явно	30		
11	(Deakin, 1972, стр. 168)	не явно	32		
12	(Altman E. , 1968, p. 599)	не явно	33		
13	(Brown, Cai, & DasGupta, 2001, стр. 115)	не явно			40
14	(King & Zeng, 2001, p. 138)	не явно		0.34	
15	(Loeffler, Poscha, & Schoene, 2004, p. 5)	не явно		0.8	
16	(Могилат А. Н., 2019, стр. 108)	не явно		0.8	
17	(Schuermann & Hanson, 2004, p. 8)	не явно		1.66	
18	(Sabato, 2006, pp. 15-16)	не явно		2.4-4.2	
19	(Carvalho, Ávila, & Freitas, 1999, стр. 2)	не явно		5-7	
20	(Song, Lu, Liu, & Wu, 2011, стр. 1587)	явно		10	
21	(Kruger, 2015, p. 7)	не явно			+
22	(Ohlson, 1980, p. 110)	не явно	105		
23	(Wehrspohn, 2004, p. 7)	не явно			250
	Среднее		28.4	2.7	82.5

Хотя работа (Kruger, 2015) уже приводилась как содержащая пример абсолютного критерия для определения LDP, ее же можно рассмотреть и как подтверждение относительного определения LDP-сегмента. Хотя максимальное число дефолтов в отдельно взятом году не превышает 14 штук для периода 2000-2014 гг., всего их – 55, при том что общее число заемщиков варьируется в пределах от 2481 до 2777 (Kruger, 2015, p. 7), что в относительных терминах эквивалентно максимальной доле дефолтов, равной 0,14%. Долю дефолтов также называют default rate (DR) или центральной тенденцией (СТ) для философии, рейтинговой по циклу (TTC) (Pluto & Tasche, 2006, pp. 89, формула 19).

Для понимания определения LDP приведем в качестве примера работу (Micheli, 2015) о прогнозировании дефолтов автомобильных компаний в Италии. В ней использовано 20 наблюдений, из которых 10 дефолтов; рассмотрено четыре фактора дефолта. Таким образом, по критерию малого минимального числа дефолтов можно считать, что в данной работе имеет место исследование LDP. При этом важно, что для цели определения LDP рассматривается не число степеней свободы (в данном случае $20 - 4 = 16$), а именно число дефолтов (10) и общее число наблюдений (20).

Разработка моделей вероятности дефолта для LDP

Когда разработчик модели бинарного выбора сталкивается с ярко выраженными несбалансированными классами в выборке первичных данных, или в нашем случае с LDP-портфелем, у него есть несколько опций:

- 1) сократить число наблюдений из сверхпредставленного (недефолтного) класса, чтобы соотношение стало 50:50;
- 2) увеличить число недопредставленного (дефолтного) класса до равных пропорций 50:50;
- 3) увеличить число событий, относимых к дефолтам (создавать квази-дефолты), так чтобы доля недопредставленного класса возросла по сравнению с первичным соотношением, но, как правило, не до равных долей;
- 4) сохранить представленность классов несбалансированной, но применить поправки к расчету вероятности наблюдения недопредставленного класса (вероятности дефолта);
- 5) объединить выборку с иной для увеличения доли недопредставленного класса.

Наиболее простым способом в рамках опции 4 будет подход, используемый ученым (Lachin, 2011, р. 19). Оценкой сверху для вероятности дефолта будет величина, следующая из определения биномиального распределения:

$$PD = 1 - (\alpha)^{\frac{1}{n}}, \quad (6)$$

где α – уровень значимости, на котором необходимо получить оценку сверху вероятности дефолта; n – общее число заемщиков.

Исследователь (Dzidzeviciute, 2012) на примере данных о кредитах, выданных литовским компаниям за период 2005-2008 гг., проводит сравнение точности прогнозирования вероятности дефолта для LDP-сегментов рассмотренными методами. (Dzidzeviciute, 2012) делает вывод, что оптимальным является подход (Forrest, 2005), который обеспечивает монотонность ранжирования заемщиков по уровню кредитоспособности, что не достигается методами, использованными в работах (Pluto & Tasche, 2005) и (Keifer, 2009), хотя подход (Pluto & Tasche, 2005) и является наиболее простым к реализации банками. При этом методы (Lando & Skodeberg, 2002), (Van der Burgt, 2007) и (Tasche, 2009), по мнению (Dzidzeviciute, 2012)), не попадают в указанную тройку методов – лидеров по разработке моделей оценки вероятности дефолтов для LDP. Вывод о преимуществах методов может потребовать корректировки, если рассмотреть случаи **корреляции дефолтов**, которые исключены из исследования (Dzidzeviciute, 2012).

Закон Бенфорда как дополнительная детерминанта PD

Закон Ньюкомба–Бенфорда (закон Бенфорда) был замечен еще в XIX в. и формализован в том же столетии. Он выражает зависимость функции плотности распределения $f_X(x)$ первых цифр в последовательности чисел в зависимости таким образом:

$$f_X(x) = \log_{10} \left(1 + \frac{1}{x} \right), \quad (7)$$

где X – это случайная величина, соответствующая первой цифре, а x – значение ее реализации.

Чтобы определить степень соответствия закону Бенфорда, можно использовать следующие метрики:

$$MAE = \frac{1}{9} \sum_{x=1}^9 |h_X(x) - f_X(x)|, \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{9} \sum_{x=1}^9 (h_X(x) - f_X(x))^2}. \quad (9)$$

Заметим, что авторы (Serqueti & Maggi, 2021) рекомендуют именовать MAE как MAD (deviation вместо error) и использовать сумму квадратов отклонений (SSD) вместо RMSE, хотя между ними существует прямая связь.

Закон Бенфорда применялся к различным базам данных. Существенный пласт литературы посвящен его приложению к данным финансовой отчетности для выявления мошенничества, см. (Nigrini, 2012), (Nigrini, 2017), (Kossovsky, 2014), (Gomes da Silva & Carreira, 2013). Обсуждение приложения закона Бенфорда к данным об итогах голосования можно найти в работе (Lipovetsky, 2021), тогда как в исследовании (Moreau, 2021) обсуждается статистика по заболеванию коронавирусом.

Отдельное направление исследований посвящено инструментальным аспектам применения закона Бенфорда, включая его обобщение (Fang & Chen, 2020), (Kossovsky, 2014), (da Silva, Floquet, Santos, & Lima, 2020) и свойства метрик точности соответствия данному закону (Fang & Chen, 2020), (Kossovsky, 2014), (da Silva, Floquet, Santos, & Lima, 2020).

Данные о розничных кредитах уже изучались как в развитых странах (Nigmonov, Shams, & Alam, 2022), так и в развивающихся (Selmier II, 2017). Данные об онлайн-кредитах стали предметом исследования для европейской компании «Минтос» (Mintos) (Nigmonov,

2021) и американской Lending Club (Nigmonov, Shams, & Alam, 2022). Однако ранее не было исследований базы «Минтос» на предмет соответствия закону Бенфорда.

В центральных банках Хорватии и Финляндии показали, что несоответствие закону истертых страниц наблюдалось у обанкротившихся банков (Krakar & Žgela, 2009), (Kauko, 2019). Исследователи (Krakar & Žgela, 2009) изучали суммы валютных платежей в хорватских банках; ученый (Kauko, 2019) – суммы просроченных кредитов в китайских банках. Аналогичные выводы по числам в статьях официальной отчетности получили исследователи для США (Alalia & Romero, 2013), Турции (Uzuner, 2014), России (Davydov & Swidler, 2016).

Дискриминантный анализ с учетом копул (CODA)

Большинство работ, посвященных прогнозированию вероятности дефолта, предполагает, что совместные распределения вероятностей реализации значений признаков компаний-заемщиков двух классов (дефолтов и недефолтов) гауссовские. Однако, если предпосылка не выполняется, используют копулы.

Копула – это функция, которая позволяет «связать» частные функции распределений в совместную (Joe, 1997), (Nelsen R. , 1999), (Schmidt, 2006), (BCBS, 2009b, p. 28), (Пеникас, 2010a), (Фантаццини Д. , 2011a), (Фантаццини Д. , 2011б), (Фантаццини Д. , 2011в), (Благовещенский, 2012), (Mai & Scherer, 2012), (Айвазян & Фантаццини, 2015, стр. 507-624, гл. 6), (Shemyakin & Kniazev, 2017).

Вопросам эффективности различных подходов к моделированию многомерных распределений посвящены работы (Daul, De-Giorgi, Lindskog, & McNeil, 2003), (Luo & Shevchenko, 2010), (Hofert, 2011), (Garcia & Tsafack, 2011), (Patton, 2012). Из них следует, что *t*-копула является наилучшей среди эллиптических; архимедовы копулы более точно оценивают риск, чем эллиптические; иерархические копулы (многопараметрические) более предпочтительны, чем не иерархические (или однопараметрические).

Применение иерархических архимедовых копул в задачах по оценке производных финансовых инструментов (деривативов) приведено в работах (Hofert & Scherer, 2008), (Choe & Jang, 2011). Непосредственному использованию и анализу эффективности применения иерархических копул посвящены исследования (Savu & Trede, 2006), (Okhrin & Ristig, 2012), (Okhrin, Okhrin, & Schmid, 2013). В последних двух работах впервые был предложен формализованный подход к определению иерархической структуры копулы – в других работах структура определяется априорно на основе суждений автора. Другой класс многопараметрических моделей копул – конструкции из парных копул (vine copulas) – рассматривается в работе (Травкин, 2013).

Семейства копул

Теорема Склера 1959 г. (Sklar, 1996) позволяет разбить задачу моделирования многомерного распределения на две подзадачи (Благовещенский, 2012). В рамках первой подзадачи исследователь определяет частные законы распределения для каждой из рассматриваемых случайных величин по отдельности. В рамках второй подзадачи осуществляется выбор копулы, которая наилучшим образом (с точки зрения выбранных критериев) отражает взаимосвязь между исследуемыми случайными величинами с частными законами распределения, найденными на предыдущем этапе.

Для сравнения применимости различных семейств копул в моделировании риска рассматривают **индексы зависимости хвостов**. Если есть двумерный случайный вектор (X_i, X_j) с непрерывными частными функциями распределения F_i и F_j , то *индекс зависимости нижних хвостов* λ^L задается следующим соотношением:

$$\lambda^L = \lim_{u \downarrow 0} \Pr(X_i \leq F_i^{-1}(u) | X_j \leq F_j^{-1}(u)) = \lim_{u \downarrow 0} \frac{C(u, u)}{u}, \quad (10)$$

где $C(x_i, x_j)$ – значение копулы как функции двумерного распределения случайного вектора (X_i, X_j) в точке (x_i, x_j) ; $\Pr \in [0; 1]$ – вероятность (значение функции совместного распределения); $u \in [0; 1]$ – значение функции частного распределения F_k , где $k = \{i, j\}$.

Индекс зависимости верхних хвостов определяется с помощью коэффициента λ^U :

$$\lambda^U = \lim_{u \uparrow 1} \Pr(X_i > F_i^{-1}(u) | X_j > F_j^{-1}(u)) = \lim_{u \uparrow 1} \frac{1 - 2u + C(u, u)}{1 - u}. \quad (11)$$

Говорят, что зависимость хвостов существует, если $\lambda^L \in (0, 1]$ или $\lambda^U \in (0, 1]$.

Наиболее широко применимым классом копул является класс эллиптических копул. В свою очередь, самым распространенным семейством эллиптических копул является гауссова (MacKenzie, 2008). Гауссова d -мерная копула имеет $\frac{d(d-1)}{2}$ параметров, входящих в корреляционную матрицу Σ , на главной диагонали которой расположены единицы. Гауссова копула не имеет зависимости хвостов, что является существенным недостатком в моделировании экстремального поведения случайных величин, включая реализации рисков. t -копула (копула Стьюдента) так же, как и гауссова, относится к семейству эллиптических и имеет следующий вид:

$$C_{p, \nu}^t(u_1, \dots, u_d) = t_{\nu, p}^{-1}(t_{\nu, p}^{-1}(u_1), \dots, t_{\nu, p}^{-1}(u_d)), \quad (12)$$

где $C_{P,\nu}^t$ – копула Стьюдента с ν степенями свободы; P – корреляционная матрица; $u_i \in [0; 1]$ – значение частной функции распределения $i = \overline{1; d}$; $t_\nu^{-1}(u_i)$ – значение обратной функции частного распределения Стьюдента с ν степенями свободы; $t_{\nu,P}(x_1, \dots, x_d)$ – значение d -мерной функции распределения Стьюдента с корреляционной матрицей P и с ν степенями свободы.

Многомерная случайная величина Y , закон распределения которой описывается t -копулой, может быть представлена следующим образом:

$$Y = RZ, \quad (13)$$

где $R = \sqrt{\frac{\nu}{S}}$, $S \sim \chi_\nu^2$, $Z \sim N_d(0, P)$. Здесь $N_d(0, P)$ – d -мерное нормальное распределение с нулевым средним и корреляционной матрицей P , а χ_ν^2 – распределение Хи-квадрат с ν степенями свободы. Копула Коши является частным случаем t -копулы с параметром $\nu=1$.

Тем не менее наличие только одного параметра числа степеней, описывающего характер тесноты связи между всеми случайными величинами, является ограничивающим фактором в описании распределений реальных экономических величин.

Чтобы преодолеть это ограничение, оставаясь в рамках t -распределения, авторы (Daul, De-Giorgi, Lindskog, & McNeil, 2003) предложили группировать случайные величины на основе таких общих характеристик, как кредитный рейтинг, капитализация, отрасль и т.п. Группированная t -копула имеет такой вид:

$$Y = (\underbrace{R_1 Z_1, \dots, R_1 Z_{s_1}}_{\text{группа 1}}, \underbrace{R_2 Z_{s_1+1}, \dots, R_2 Z_{s_1+s_2}}_{\text{группа 2}}, \dots, \underbrace{R_m Z_d}_{\text{группа } m}), \quad (14)$$

где $R_i = \sqrt{\frac{\nu_i}{S}}$, $S \sim \chi_{\nu_i}^2$, $Z_i \sim N_d(0, P_i)$, группа случайных величин – это $i = \overline{1; m}$.

Использование подобной группировки позволяет более гибко описывать сложные многомерные распределения, предполагая разную тесноту связи между однородными группами случайных величин.

Однопараметрические архимедовы копулы получили широкое распространение благодаря простоте оценки и симуляции многомерных распределений с возможностью зависимости хвостов. Наличие единственного параметра обеспечивает простоту интерпретации. Однако этот единственный параметр одновременно является и недостатком модели, поскольку неявно предполагает одинаковую степень зависимости между случайными величинами, объединенными копулой. Очевидно, острота этой проблемы растет по мере увеличения размерности многомерного распределения.

Иерархические копулы

Использование иерархической копулы, объединяющей несколько уровней копул, позволяет обойти эту проблему и более гибко моделировать зависимость между случайными величинами, сохраняя при этом относительную простоту вычисления и интерпретации.

Иерархическая копула представляет собой вертикальную последовательность копул, на каждом уровне которой посредством копулы происходит агрегация копул или частных функций распределения с предыдущего уровня иерархии. В результате подобной агрегации на верхнем уровне иерархии остается лишь одна копула.

Пусть иерархия представлена такими $L \geq 2$ уровнями иерархии, что уровню L соответствует верхний уровень, а уровню 1 – нижний. На каждом l -м уровне иерархии имеется n_l непересекающихся элементов, причем $n_1 < d$, $n_l < n_j$ (для всех $l_i > l_j$) и $n_L = 1$.

Копула, находящаяся на уровне l , обозначается как $C_{l,k}$, где $k \in \overline{1, n_l}$ и $C_{i,j}(u_g) \equiv u_g$, т.е. копула от одного аргумента равна этому аргументу. Существуют два вида иерархических копул.

Вложенными иерархическими копулами называются иерархические копулы, на каждом уровне иерархии которых агрегируется один новый элемент. При этом на каждом уровне иерархии возникает только одна новая копула. Вложенные иерархические копулы моделируются с использованием парных ($d = 2$) копул. Пример для четырехмерного закона распределения:

$$C(u_1, \dots, u_4) = C_{1,3}(C_{1,2}(C_{1,1}(u_1, u_2), u_3), u_4). \quad (15)$$

Частично-вложенные иерархические копулы агрегируют на каждом уровне два и более элементов, поэтому на каждом уровне иерархии, кроме верхнего, может возникнуть более двух копул. Пример для четырехмерного закона распределения:

$$C(u_1, \dots, u_4) = C_{1,2}(C_{1,1}(u_1, u_2), C_{1,2}(u_3, u_4)). \quad (16)$$

Иерархические копулы состояются из нескольких архимедовых копул. В ходе исследования автору не доводилось встречать работы, посвященные объединению в иерархическую структуру копул из разных семейств. Эксперименты по построению подобных структур на настоящем этапе не дали положительных результатов.

Определение структуры иерархической копулы является наиболее важным этапом ее оценки. Полученная иерархическая структура, во-первых, действительно должна представлять многомерное распределение, а во-вторых, должна группировать случайные

величины в однородные с точки зрения тесноты связи подгруппы, что может быть достигнуто путем использования коэффициента ранговой корреляции.

Для иерархических архимедовых копул исследователь (McNeil, 2008) доказал, что достаточным условием представления многомерного распределения в виде иерархической копулы является вполне монотонность производной функции (генератора архимедовой копулы) $[\Psi_k^{-1} \circ \Psi_{k+1}]$ для всех уровней иерархии k . Ученый (Nelsen R. B., 2006) указал, что для семейств Клэйтона (Clayton, 1978), Франка (Frank, 1979) и Гумбеля (Gumbel, 1960) данное условие требует, чтобы на каждом уровне иерархии параметр копулы был меньше, чем на предыдущем, т.е. $\theta_k \leq \theta_{k+1}$. Тем самым теснота связи должна убывать – на нижнем уровне иерархии объединяются наиболее тесно связанные (с точки зрения коэффициента ранговой корреляции).

Формализованный подход к группировке случайных величин представлен в работах (Okhrin & Ristig, 2012), (Okhrin, Okhrin, & Schmid, 2013). Этот подход основан на условии представления многомерного распределения в виде иерархической копулы, составленной из копул одного семейства. Агрегирование в иерархическую структуру осуществляется по принципу группировки данных с наиболее тесной связью, определяемой через параметр копулы. На первом этапе вычисляются параметры парных копул заданного семейства для всех возможных комбинаций по две случайные величины. Затем группируются те случайные величины, для которых значение параметра максимально. Группировка более двух величин возможна при условии, что разность между оценками параметров меньше заданной исследователем величины. Сгруппированные случайные величины рассматриваются как единое целое, и алгоритм повторяется до тех пор, пока все случайные величины не будут агрегированы.

К недостаткам этого подхода можно отнести неявную предпосылку о том, что рассматриваемые случайные величины могут быть представлены в виде иерархической копулы, отсутствие статистического обоснования равенства оценок параметров, малую мощность для частично-вложенных копул.

Оценка структурного сдвига в копуле

При моделировании рисков рассматриваются временные ряды данных о реализации риск-факторов. Поэтому возникает необходимость проверки однородности входящих данных, в том числе на предмет наличия **структурных сдвигов**. Исследование структурных сдвигов во временных рядах обсуждается в работах (Zivot & Andrews, 1992), (Perron, 2005). Использование копул для поиска сдвига в многомерных рядах рассмотрено в трудах (Tsukahara, 2005), (Buseti, 2008), (Harvey, 2008), (Remillard & Scaillet, 2009).

Авторы (Onishenko & Penikas, 2015) обосновали приложение копул для проверки структурного сдвига в одномерных временных рядах.

Все тесты с копулами можно разделить на два класса: параметрические: для гауссовской – (Malevergne & Sornette, 2003), для Клэйтона – (Shih, 1998), (Glidden, 1999), (Cui & Sun, 2004); и непараметрические для всех копул с использованием эмпирической копулы – способа представления совместного распределения в виде многомерной гистограммы: (Fermanian & Scaillet, 2003), (Breymann, Dias, & Embrechts, 2003), (Dobric & Schmid, 2007), (Junker & May, 2005), (Genest, Quessy, & Remillard, 2006), (Бродский, Пеникас, & Сафарян, 2009).

В работах (Tsukahara, 2005) и (Remillard & Scaillet, 2009) использована статистика Крамера–фон Мизеса¹ (Calixto, 2016, p. 59) для оценки расстояния между копулами. Альтернативно Тсукахару рассматривает расстояния Колмогорова–Смирнова (Calixto, 2016, p. 56) и Хеллинжера (Hellinger). Он утверждает, что последняя некорректно оценивает расстояние в приложении к многомерным функциям распределения вероятностей. Поэтому далее предпочтение будет отдано статистике Колмогорова–Смирнова.

Использование копул в задачах оценки риска

Копулы используются при оценке кредитного риска портфеля ссуд (особенно, в деривативах) (Cherubini & Luciano, 2000), (Cherubini, Luciano, & Vecchiato, 2004), (Masala, Menzietti, & Micocci, 2005) и при оценке совокупного (агрегированного) риска по банку (Alexander & Pezier, 2003), (Rosenberg & Schuermann, 2006), (He & Gong, 2009), (Shim, Lee, & MacMinn, 2011), когда применение совместного нормального распределения дает неадекватные результаты, см., например, (Kuritzkes, Schuermann, & Weiner, 2003).

В работах (Hennessy & Lapan, 2002), (Natale, 2006), (Алексеев, Шоколов, & Соложенцев, 2006), (Hsu, Tseng, & Wang, 2008) копулы применяются для моделирования совместных распределений доходностей и последующего выбора оптимальной структуры

¹ Интересно отметить, что указанную статистику назвали фамилией Рихарда фон Мизеса. Значимый вклад внесла его книга «Вероятность, статистика и правда» (Mises, 1981), впервые опубликованная на немецком в 1928 г. При ее переводе на русский слово «правда» из названия убрали (фон Мизес, 1930). При этом у Рихарда был брат Людвиг. Он же известен разработкой теории денег и экономических циклов. Его труд (Mises L. v., 1953) входит в базу знаний цивилизации и может свободно распространяться в США. Когда вышел русский перевод книги Рихарда, Людвиг в своем эссе 1931 г. описал понятие «неистовых покупок» (frenzy purchazes), которые разгоняли инфляцию в Германии после Первой мировой войны (Mises L. v., 1978). О том, что братьев могут путать, говорит пример обсуждения концепций вероятности в работе (Печенкин, 2018, стр. 104, 111).

инвестиционного портфеля, как альтернатива подходу суммирования рисков (BCBS, 2010), (Богданова, Уздин, & Чернов, 2021).

Кроме банковской сферы, копулы активно применяют в страховании (Frees & Valdez, 1998), (Tang, 2006), (MacKenzie, 2008), (Shim, Lee, & MacMinn, 2011). Использование байесовского подхода к оценке параметров копул в страховании можно найти в работах (Shemyakin & Youn, 2001), (Shemyakin & Youn, 2006), (Huang & Shemyakin, 2020).

Дискриминантный анализ с использованием копул (CODA)

Хотя совместные распределения факторов дефолта могут быть негауссовскими, исследователи (Genest & Neslehova, 2007) не рекомендуют использовать копулы в таких задачах, когда зависимая переменная (статус дефолта) является бернуллиевской. Тогда невозможно единственным образом выбрать наилучшую копулу. Чтобы преодолеть данный недостаток, используют **дискриминантный анализ с учетом копул (copula-based discriminant analysis, CODA)**.

Впервые идея использовать копулы в дискриминантном анализе (ДА) появилась в работе (Sathe, 2006). Автор рассмотрел два подхода к оценке копул: метод точного правдоподобия (Exact Maximum Likelihood, EML), когда функция правдоподобия максимизируется сразу для частных распределений и копулы; и метод канонического правдоподобия (Canonical Maximum Likelihood, CML), когда вначале оцениваются частные распределения, потом – копула. В работе отдано предпочтение последнему из двух. Автор (Sathe, 2006) предложил изменить формулу максимального правдоподобия для дискриминантного анализа на следующую:

$$g_i(X) = \ln \{c^i(F_1(x_1), \dots, F_d(x_d))\} + \ln \left\{ \prod_{k=1}^d f_k(x_k, \theta_k^i) \right\} + \ln P(w_i), \quad (17)$$

$$c^i(x_1, \dots, x_d) = \frac{\partial^d C^i(F_1(x_1), \dots, F_d(x_d))}{\partial x_1, \dots, \partial x_d} \quad (18)$$

где

Исследователи (Han, Zhao, & Liu, 2013) предложили иной классификатор и назвали его Copula Discriminant Analysis (CODA). Они привели теоретическое обоснование для использования ДА с гауссовской копулой. Они показали, что такой классификатор более точен, чем линейный и модель logit.

Автор (Scheungrab, 2013) развила подход (Sathe, 2006). Она предложила использовать ядерные оценки для частных распределений и иерархические (вложенные, парные, vine) копулы для моделирования их связи. В ее работе отмечается, что на данных не получилось добиться однозначно устойчивого преимущества использования копул в ДА перед иными методами, как отмечено в исследовании (Han, Zhao, & Liu, 2013).

Этичные модели вероятности дефолта

Развитие методов машинного обучения, в том числе для прогноза степени кредитоспособности заемщиков, привело к тому, что часть заемщиков стали считать себя несправедливо получившими отказ в получении кредитов. Поэтому начало развиваться направление разработки этичных или справедливых моделей. Подробный обзор по теме можно найти в работе (Kozodoi, Jacob, & Lessmann, 2022), вместе с примерами программных кодов.

Самым простым способом разработки этичных моделей было бы просто не давать на вход переменные, по которым модели несправедливо принимают решения. Однако, как удивляются в работе исследователи (Fuster, Goldsmith-Pinkham, Ramadorai, & Walther, 2018), такое **неинформирование** моделей не решает проблемы. Как правило, признаки, по которым модели считают дискриминирующими, тесно связаны с иными более объективными показателями (например, уровень доходов или сбережений на счете в банке). Поэтому понятие этичных или справедливых моделей пробуют переопределить. Исследователи (Szeranek & Luebke, 2021) предлагают рассматривать это – можно сказать – как условное свойство. Если в модели PD оставить на входе все значения недискриминирующих показателей такими же, а поменять только значение дискриминирующего, то прогноз вероятности дефолта не должен меняться.

Такие условно недискриминирующие (условно справедливые) модели предлагают строить по принципу демографической (популяционной) или вероятностной справедливости. Автор (Chouldechova, 2017) приводит пример реализации первого принципа. Вероятность принятия решения по людям из определенной группы должна соответствовать априорной вероятности наблюдений такой группы. Исследователи (Hardt, Price, & Srebro, 2016) обсуждают второй принцип. У представителей разных групп должна быть равная вероятность на успех, независимо от априорной вероятности наблюдения каждой из групп.

Целесообразность учета принципа разработки этичных моделей при работе с большими данными отмечена и в консультативном докладе (Банк России, 2021д, стр. 29).

Разработка моделей PD и машинное обучение

Методы машинного обучения для прогноза вероятности дефолта использовали ученые (Chen, Marshall, Zhang, & Ganesh, 2006), (Fantazzini & Figini, 2009), (Korol & Korodi, 2010), (Tinoco & Wilson, 2014), (Jabeur & Fahmi, 2018). В работе (Fantazzini & Figini, 2009) использован метод случайного леса, но однозначного предпочтения конкретному методу не отдано. Исследователи (Tinoco & Wilson, 2014) пришли к выводу, что нейронная сеть не существенно превзошла модель Альтмана.

Основная проблема с применением методов машинного обучения к разработке моделей PD для использования в ПВР состоит в их непрозрачности, неинтерпретируемости. Единственный регулятор, полностью не отрицающий выгоды методов машинного обучения, – это Центральный банк Испании. Так, авторы (Alonso & Carbó, 2020) предлагают использовать инструменты машинного обучения для проверки корректности (валидации) разработанных моделей ПВР. Из-за непрозрачности моделей машинного обучения ученые (Битюцкий, Ледовский, & Перевицкая, 2016) называют проверку с их помощью стратегией «черного ящика» (black box), тогда как проверку традиционным подходом – см. следующий раздел – они именуют стратегией «белого ящика» (white box).

Заметим, что именно его председатель, ранее – руководитель Департамента исследований, Пабло Эрнандес де Кос был выбран председателем Базельского комитета в марте 2019 г. В академическом журнале Центрального банка Испании была опубликована работа (Penikas H., 2015), оценившая регуляторную нагрузку всех документов Базельского комитета (Таблица 2, Рисунок 3).

Валидация (проверка, аудит) моделей и модельный риск

Независимо от выбранного подхода к прогнозу вероятности дефолта, разработанные модели необходимо проверять (валидировать, аудировать). Для этого в моделях выделяют следующие характеристики (свойства):

1. **Дискриминационная способность** модели вероятности дефолта (модели PD) – характеризует ее возможности по верному выстраиванию заемщиков или ссуд в порядке возрастания их кредитоспособности (дефолтности) в целях максимально корректного отделения дефолтных (так называемых «плохих») ссуд от остальных, недефолтных («хороших»).
2. **Точность** модели PD – отражает соответствие спрогнозированной выборочной доли дефолтов (DR) и фактически наблюдавшейся.
3. **Стабильность** модели PD – определяет ее способность сохранять структурную и функциональную целостность, относительное постоянство ее характеристик вне времени (**out-of-time**) и вне выборки (**out-of-sample**).
4. **Устойчивость** модели PD – дает представление о надежности итоговых свойств и результатов модели в кризисных (стрессовых, резко изменившихся) условиях, тем самым определяя границы практической применимости модели. По своей сути проверка данного свойства эквивалентна поиску *момента структурного сдвига*, что было описано на несколько страниц выше.

Дискриминационная способность, точность и стабильность модели *вне выборки* являются ее статическими свойствами, рассматриваемыми на конкретный момент (или за

конкретный период) времени без рассмотрения их изменений в динамике. В частности, стабильная *вне выборки* модель демонстрирует надежные результаты работы и близкие характеристики при изменении состава и критериев формирования исследуемых выборок. Стабильная *вне времени* модель показывает существенное постоянство своих статических свойств в различные моменты (периоды) наблюдения при естественных изменениях внешних и внутренних условий в допустимых границах. В отличие от стабильности *вне времени*, устойчивость во времени характеризует уровень реакции модели на существенные изменения стрессового характера во внешних и внутренних факторах (шоки). Стабильность *вне времени* и устойчивость являются динамическими свойствами. Отклонение от максимальных реализаций метрик, соответствующих указанным свойствам, будем называть **модельным риском**.

Стоит ожидать, что модели ПВР, обладающие меньшим модельным риском, позволяют более точно оценивать кредитный риск. Модели с высоким модельным риском могут его существенно недооценивать. При этом даже модели с приемлемым уровнем модельного риска, удовлетворяющие минимально допустимым требованиям, прошедшие процедуру валидации внутри банка или со стороны регулятора, с различной точностью оценивают кредитный риск, что порождает возможности ее значительной недооценки. Для наглядности рассмотрим пример.

Пусть банк разработал и успешно защитил перед регулятором модель PD с достаточно высокой дискриминационной способностью (например, $Gini = 70\%$). В процессе эксплуатации в связи с недостаточной стабильностью и (или) неустойчивостью модели, ее повышенной чувствительностью к изменяющимся внутренним и (или) внешним условиям дискриминационная способность снижается до уровня $Gini = 50\%$, который, тем не менее, остается вполне приемлемым. Например, приемлемым уровнем модельного риска считается значение $Gini$ более 60-70% при разработке и не менее 50-60% при валидации в зависимости от типа заемщика (юридические или физические лица) и от типа модели в случае физических лиц, ФЛ (аппликативная или поведенческая) (Помазанов М. В., 2016, стр. 54, Таблица 2.6). Однако такое усиление модельного риска не учитывается при расчете величины кредитного риска по формулам Базель II. У понимающего такую тонкость банка фактически нет необходимости стараться построить излишне хорошую модель. Более того, в целях прохождения валидации со стороны регулятора модель может быть намеренно построена банком так, чтобы заведомо снизить требуемую величину кредитного риска, гарантировав приемлемый для регулятора уровень модельного риска. Таким образом, отсутствие прямого учета модельного риска в Базель II (ПВР) создает для банков возможности «регуляторного арбитража», когда банку может быть выгоднее предоставить

регулятору заведомо несовершенную модель, занижающую оценку кредитного риска и соответствующий ей необходимый капитал. Получается, что банк может фактически не только не иметь внутренних экономических стимулов к совершенствованию своих моделей оценки кредитного риска свыше обоснованных им или заданных регулятором минимальных границ, но и наоборот – может быть заинтересован, чтобы эти модели неточно оценивали величину кредитного риска (например, в меньшую сторону для появления возможностей расширения кредитования).

Поэтому целесообразно изучить этот вопрос и постараться оценить степень недооценки кредитного риска моделями с высоким (но все же приемлемым) уровнем модельного риска. После такой оценки можно определить, какой должна быть система компенсации указанного недостатка, а также стимулирования банков к снижению модельного риска. Независимо от решений регулятора о применении описываемого подхода, руководство банка, заинтересованное в получении объективных оценок кредитного риска, может самостоятельно использовать данную методику в виде КРІ для разработчиков, валидаторов и аудиторов моделей.

Проверка точности моделей PD

Остановимся подробнее на рассмотрении подходов к проверке **точности моделей** бинарного выбора и PD в частности.

Для целей прогноза вероятности дефолта под реализацией бернуллиевской случайной величины ξ_i ($i = \overline{1; n}$) понимается дефолт заемщика по кредиту. Случайная величина $v_p(n)$ соответствует числу дефолтов для группы из n заемщиков. Такую группу называют сегментом или кредитным портфелем. Тогда \hat{p} – это выборочная доля дефолтов в этой группе (DR).

Точность прогноза моделей вероятности дефолта проверяют (валидируют) с помощью анализа ошибок первого и второго рода (Пересецкий А. А., 2012, р. 67), (Карминский А. М., 2015, стр. 193). Регуляторы (BCBS, 2005а, р. 47), (EBA, 2019, р. 20) рекомендуют использовать нормальную аппроксимацию (Айвазян & Мхитарян, 1998, pp. 312-320) и байесовский доверительный интервал Джеффриса (Brown, Cai, & DasGupta, 2001) для независимых исходов (доходностей активов). (BCBS, 2005а, р. 49), (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006, р. 295) предлагают процедуру для зависимых исходов.

В первую очередь заметим, что подход регуляторов, предлагающих использовать нормальную аппроксимацию или интервал Джеффриса для проверки точности прогноза моделей вероятности дефолта, методологически некорректен. Дело в том, что нормальная аппроксимация и байесовский доверительный интервал Джеффриса позволяют построить

доверительный интервал для вероятности успеха p в отдельно взятом испытании в схеме Бернулли. Когда же задача состоит в том, чтобы сравнить прогноз вероятности дефолта с наблюдаемой долей дефолта, это означает, что нужно построить доверительный интервал относительно выборочной доли успехов (дефолтов) \hat{p} , а не относительно вероятности успеха в отдельно взятом испытании p . Хотя подход регулятора методологически некорректен, его активно используют банки и регуляторы при проверке точности моделей прогноза вероятности дефолта. Поэтому рассмотрим подробнее указанные подходы.

Доверительная область для нормальной аппроксимации с уровнем доверия γ (где $\gamma = 1 - \alpha$) определяется как следующая (Айвазян & Мхитарян, 1998, р. 316):

$$p_0 - N_{1-(\alpha/2)}^{-1} \sqrt{\frac{p_0 \cdot (1-p_0)}{n}} \leq \hat{p} \leq p_0 + N_{1-(\alpha/2)}^{-1} \sqrt{\frac{p_0 \cdot (1-p_0)}{n}}, \quad (19)$$

где N_u^{-1} – квантиль уровня u стандартного нормального распределения.

Исследователи (Brown, Cai, & DasGupta, 2001) перечисляют следующие недостатки нормальной аппроксимации при p_0 «не слишком близкой к нулю»:

1. **Немонотонность.** (Brown, Cai, & DasGupta, 2001, стр. 103) называют это свойство «счастливые n , счастливые p ». Для обсуждения они вводят обозначение $\hat{C}(p, n)$ для измерения эмпирической частоты данных, соответствующей построенному доверительному интервалу (coverage probability), для комбинации n и p .

$$\hat{C}(p, n) = h(u_{\alpha/2} \leq \hat{p} \leq u_{1-\alpha/2}), \quad (20)$$

где $h(u_{\alpha/2} \leq \hat{p} \leq u_{1-\alpha/2})$ – это функция, вычисляющая долю наблюдений, которая попадает в интервал, указанный в скобках.

Для примера (Brown, Cai, & DasGupta, 2001, стр. 104) берут $p = 20\%$, $n = \{30; 98\}$ и показывают, что $\hat{C}(0.2, 30) = 0.946$ и $\hat{C}(0.2, 98) = 0.928$, т.е. при росте числа наблюдений n эмпирическая частота, соответствующая доверительному интервалу, контринтуитивно снижается.

2. **Заниженный уровень эмпирической частоты $\hat{C}(p, n)$.** Исследователи (Brown, Cai, & DasGupta, 2001, стр. 105-106) нашли такую комбинацию $n = 20$ и $\gamma = 99\%$, что для любого значения p эмпирическая частота $\hat{C}(p, n)$ оказывается всегда ниже 99%, т.е. $\hat{C}(p, 20) < 0.99$.

Ввиду указанных недостатков нормальной аппроксимации ученые (Brown, Cai, & DasGupta, 2001, стр. 108) доказывают, что наилучшей альтернативой является байесовский доверительный интервал Джеффриса вида $Q_{\alpha/2} \leq \hat{p} \leq Q_{1-\alpha/2}$, где Q_u – это квантиль уровня $u = \{\alpha/2; 1-\alpha/2\}$ бета-распределения $\text{Beta}(a; b)$, где параметры этого распределения заданы следующим образом:

$$\begin{aligned} a &= n \cdot p + \frac{1}{2}, \\ b &= n - n \cdot p + \frac{1}{2}. \end{aligned} \quad (21)$$

Байесовский доверительный интервал Джеффриса, как и следующий из нормальной аппроксимации, предполагает независимость испытаний Бернулли. Для учета зависимости регуляторы предлагают альтернативный подход. На их языке его называют **биномиальным тестом с корреляцией** («*A Modified Binomial Test Accounting for Correlated Defaults*») (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006, p. 295)) (Höse, 2003), (Hanson & Schuermann, 2006), (Chang & Yu, 2014). Из данной процедуры исследователи (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006, p. 295) выводят формулу доверительного интервала $Q_{\alpha/2} \leq \hat{p} \leq Q_{1-\alpha/2}$, где указанные границы интервала являются следующими значениями функции нормального распределения для указанного в скобках квантиля:

$$Q_u = N \left(\frac{N_p^{-1} + N_u^{-1} \cdot \sqrt{\rho^2}}{\sqrt{1 - \rho^2}} \right), \quad (22)$$

где N_u^{-1} – квантиль стандартного нормального распределения уровня u ; p – вероятность успеха в отдельно взятом испытании; ρ – коэффициент попарной корреляции между дефолтами.

Здесь есть противоречие. В работе (BCBS, 2005a) указано, что ρ^2 – это корреляция активов в соответствии с формулой (24). Исследователи (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006, p. 295) указывают, что этот параметр должен быть равен корреляции дефолтов (32), которая является функцией от корреляции активов, но не равна ей. Поскольку указанную выше формулу (22) выводят из модели Васичека (Vasicek, 1987) для оценки кредитного риска портфеля ссуд (подробнее см. в разделе 1.4.1), где ρ^2 – это корреляция активов, то предложение (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006, p. 295) некорректно.

В указанном подходе (22) по построению можно сразу увидеть следующие недостатки:

1. Во-первых, в случае независимых исходов ($\rho = 0$) доверительный интервал вырождается в точку.
2. Во-вторых, при увеличении отрицательной корреляции по абсолютному значению интервал расширяется, а не сужается. Это противоречит мнению авторов (Preisser & Qaqish, 2014), которые отмечают, что рост корреляции бернуллиевских случайных величин должен вести к росту дисперсии выборочной доли, а следовательно, и к расширению доверительного интервала.

Данные проблемы модели Васичека уже обнаруживали до нас. В работах (Witt, 2004), (Witt, 2014) рассматривается сразу распределение коррелированных бернуллиевских величин. Ученый (Witt, 2014) показывает, что при положительной корреляции плотности распределения вероятности выборочной доли \hat{p} становится *бимодальным*. Это происходит из-за того, что все реализации концентрируются около нуля или единицы. При этом со снижением корреляции ρ распределение выборочной доли дефолтов \hat{p} концентрируется около значений вероятности успеха (дефолта) p в отдельно взятом испытании (для отдельно взятой ссуды). Косвенно такое же наблюдение можно встретить в работе (Li, Shang, & Su, 2015). В ней замечено, что доли заемщиков с низким и высоким риском чаще встречаются, чем со средним. Возможность *бимодальности* допускал и Васичек (Vasicek, 2002, p. 4). Правда, поскольку он рассматривал непрерывные доходности активов r_{Ai} , то полагал, что такой эффект (или U-образная форма плотности распределения дефолтов) наблюдается только при корреляции активов более +50%. Тем не менее, как будет видно из Рисунков 45, 46, бимодальность уже может возникать при корреляции активов +9%, т.е. существенно меньше, чем +50% (это соответствует корреляции дефолтов +30% при учете формулы (24)). Такие уровни в +9% не являются недостижимыми. Например, далее в разделе 4.3.4 будет предьявлено, что для отдельного сегмента данных США корреляция дефолтов равна +26%.

Таким образом, **регуляторы** банков считают наиболее корректными следующие процедуры для проверки точности моделей прогноза вероятности дефолта PD:

- 1) байесовский доверительный интервал Джеффриса для независимых исходов;
- 2) биномиальный тест с корреляцией – для зависимых.

Валидация (проверка, аудит) моделей LGD, EAD

Для полноты представления предмета отметим, что особенности проверки моделей LGD, EAD (они вводятся в разделах 4.2.4 и 4.2.5) обсуждаются в работах (Moody's, 2007), (Hlawatsch & Reichling, 2009), (Hlawatsch & Reichling, 2010), (Arsova, Haralampieva, & Tsvetanova, 2011), (Maarse, 2012), (Битюцкий, Патратий, Перевицкая, Писаренко, &

Чернышев, Валидация, 2013), (Yao, Crook, & Andreeva, 2014), (Vujnović, Nikolić, & Vujnović, 2016), (Frontczak, Jaeger, & Schumacher, 2017), (Hurlin, Leymariez, & Patin, 2017), (Sproates, 2017), (Kramer & Neumarker, 2019).

Обсуждаемые в литературе пороги для валидации моделей сведены в Таблице 4.

Таблица 4 - Обсуждаемые в литературе пороговые уровни при валидации моделей

Статус годности	Действие	Цвет	AUROC для PD		CLAR для LGD	
			min	max	min	max
Неприемлемо	Переделать	Красный	0	50	50	60
Удовлетворительно	Принять, но доработать	Желтый	50	70	60	75
Хорошая	Принять и внедрить	Зеленый	70	100	75	100

В программном обеспечении (SAS, 2012) реализован существенный набор статистических процедур для проверки моделей оценки кредитного риска по Базель II.

Модельный риск в ПБР

Вопрос о модельном риске в ПБР поднимали еще с момента обсуждения в работах Loffler (2003), Tarashev and Zhu (2008) и Tarashev (2010). Все авторы предполагали, что в параметрах PD и LGD есть шум (неопределенность). Loffler (2003) обсуждал кредитные рейтинги. Tarashev and Zhu (2008) и Tarashev (2010) фокусировались на оценках кредитного риска. Однако они не указывали на особенность того, что капитал «замораживается» и не может быть переаллоцирован для непредвиденных дефолтов. В данной работе это упущение будет устранено.

Существует также регуляторный взгляд на модельный риск. Повышенное внимание к нему привлек кризис 2007-09 гг., когда его связывали с использованием копул в ценообразовании деривативов CDO (MacKenzie & Spears, 2014). Учитывая значимость вопроса, американский регулятор предложил принципы по его учету risk (FRS, 2011). Их ограничением является отсутствие конкретных шагов или количественных оценок для использования в качестве первого приближения. Тем не менее как принципы шестью годами позже их одобрило и АСВ США (FDIC, 2017). В них дополнительно выделили риск «коробочных решений» (черных ящиков) от поставщиков, не входящих в банковскую группу.

Европейская банковская федерация считает, что именно стандартизованный подход, а не ПБР несет больший модельный риск (EBF, 2015). Из-за наличия только нескольких предопределенных фиксированных значений риск-весов стандартизованный подход создает больше скачкообразных эффектов (cliff effects). Заметим, что такое утверждение вообще-то не противоречит тому, что в ПБР тоже есть модельный риск. Просто он может быть ниже, чем в стандартизованном. Сам Базельский комитет тоже признает, что модельный риск может возникать из-за неверной методологии или наличия неучтенных факторов (BCBS, 2019b, pp. par. 50.10, 50.13). В таком случае комитет

рекомендует использовать валидационные поправки (надбавки) для учета модельного риска, хотя конкретной методологии не приводится.

Авторы Tikhonov et al. (2021) оценивают связь между прибылью (потерянной/недополученной) и размером модельного риска. Они считают, что спрогнозированные (ожидаемые по модели) дефолты – это не дефолты (им банки не выдают кредит), а называют их упущенной выгодой. При управлении таким кредитом или при улучшении макроэкономических условий такой кредит мог бы принести дополнительную прибыль. Называя нулевой гипотезой отсутствие дефолта, такую ситуацию они именуют ошибкой первого рода. Ошибка второго рода для них представляет фактические потери для прибыли банка. Это ситуация, когда банк выдал кредит, ожидал возврата тела с процентами, но заемщик ушел в дефолт. Поэтому авторы называют модельным риском сумму двух ошибок, т.е. сумму недополученной прибыли и прямого непредвиденного убытка. Ограничением подхода является то, что модельный риск рассматривается на стадии рассмотрения заявки на кредит. Таким образом, в работе также не рассматриваются последствия «бронирования» капитала под существующий портфель. Можно ожидать, что по этой причине модельный риск, на самом деле, больше, чем ожидают Tikhonov et al. (2021). В некотором смысле такая гипотеза согласуется с заявлением Курієс (2009), который утверждал, что продвинутый ПВР не воспроизводит в должной степени динамику долей дефолтов и существенно недооценивает кредитные риски.

Проверка концентрации в рейтинговой шкале

Непараметрический способ прогноза PD представляется наиболее простым. Он состоит в том, чтобы присваивать ссудам или заемщикам исторически наблюдаемый уровень (долю) невозвратов как оценку вероятности дефолта по ним. Очевидно, что такой подход будет отражать «среднюю температуру по больнице», поскольку будет присваивать одно значение как надежным, так и ненадежным заемщикам. Поэтому в Базель II появилось требование выделять не менее семи недефолтных *групп (рейтингов, рейтинговых разрядов, грейдов)*. Наиболее распространенной является практика разбиения шкалы вероятности дефолта единичной длины на отрезки, равные в логарифмической шкале по темпам прироста вероятности дефолта в них (Ozdemir & Miu, 2009, стр. 136).

На Рисунке 8 приведен пример рейтинговой шкалы. В ней семь грейдов (рейтингов); восьмой – не приведенный – грейд (рейтинг) D соответствует дефолтам. Средняя вероятность дефолта между грейдами прирастает на 20-30%, или в 1.2-1.3 раза в логарифмической шкале в среднем.

На основании грейдов строится рейтинговая шкала, мастер-шкала (master scale), в которой для каждого грейда устанавливаются минимальные и максимальные границы

значений вероятности дефолта, ему соответствующие. Отнесение кредитного требования в тот или иной грейд может производиться экспертно или на основании математической (статистической, эконометрической) модели. В случае LDP-сегмента (Ozdemir & Miu, 2009, стр. 2); (Gordy & Heitfield, 2010, стр. 60) советуют относить заемщиков в грейды только экспертно.

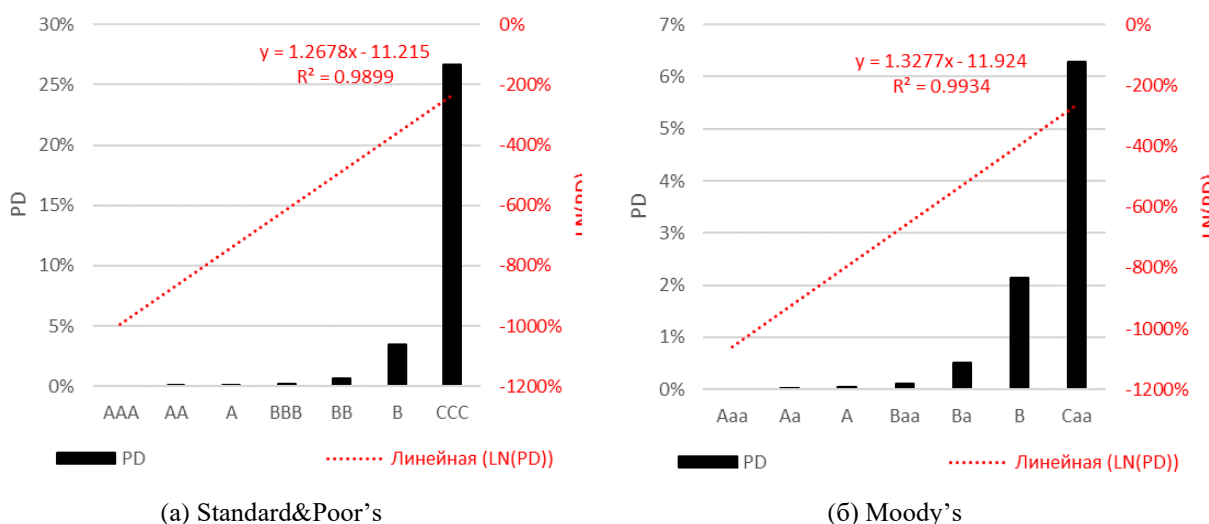


Рисунок 8. Переход от агрегированных рейтинговых разрядов к вероятности дефолта (примеры)

Здесь также могут быть два варианта присвоения оценки вероятности дефолта конкретному заемщику. В рамках первого варианта модель дает прогноз грейда, и заемщику присваивается *средняя* исторически наблюдаемая доля дефолтов (DR) по всему грейду как оценка вероятности его дефолта (PD). В рамках второго варианта модель может дать прогноз *точной* вероятности дефолта. Данный прогноз вероятности соотносится с границами грейдов. Кредитное требование относится в тот грейд, в границы которого попала оценка вероятности дефолта. В итоге кредитному требованию присваивается *средняя* историческая доля невозвратов по данному грейду как оценка вероятности его дефолта. Естественно ожидать, что оценки *точной* вероятности дефолта и *средней* исторической доли дефолта могут расходиться. На уровне всего портфеля автором не выявлено систематических и материальных выгод или потерь банка от расхождения средней и точной оценок вероятности дефолта. Поэтому далее такое расхождение не учитывается.

Ученый (Карминский А. М., 2015, стр. 242-290, гл. 4) показал, что разряды рейтинговых шкал разных кредитных агентств не отображаются «один-к-одному». Для корректного сопоставления необходимо рассматривать интервальные пересечения. При этом исследователи (Dewatripont & Tirole, 1994) еще за 10 лет до мирового финансового

кризиса 2007-09 гг. обосновывали, что к мнениям частных кредитных рейтинговых агентств необходимо относиться с опасением.

Соглашение Базель II (BCBS, 2006а, р. par. 404) и его эквивалент в России (Банк России, 2015а, стр. пар. 12.4, абз. 4) требуют, чтобы в рейтинговой шкале было не меньше семи разрядов, не считая для дефолтных ссуд, чтобы ее одобрил регулятор. Для этого регулятор проверяет, есть ли концентрация заемщиков в рейтинговой шкале (Битюцкий, Патратий, Перевицкая, Писаренко, & Чернышев, Валидация, 2013, стр. 27-28). На практике используется индекс Херфиндаля–Хиршмана (ННІ) по формуле (151). Если значение индекса выше 2 000, или 20% (если считать от максимума в 10000, когда все заемщики находятся в одном разряде), то считается, что концентрация высока; если уровень превышает 30%, то считается, что концентрация недопустима.

Для сравнения в антимонопольном регулировании можно встретить следующие пороги для значений ННІ, сигнализирующие об умеренной или избыточной концентрации в отрасли:

- 1) 18% в США в 1982-1992 гг. (Rhoades, 1993, p. 188);
- 2) 15 и 25% в США после 2010 г. (US DoJ; FTC, 2010, p. 19);
- 3) 10 и 20% в ЕС (EU, 2004, pp. 7, par. 20);
- 4) 10 и 18% в России (Банк России, 2018, стр. 47, сноска 20).

Тогда возникает вопрос, какой порог по индексу ННІ оптимален для задачи проверки концентрации заемщиков по разрядам рейтинговой шкалы. Сложность ответа на этот вопрос следует из того, что европейский регулятор пробует уйти от его решения, предлагая контролировать, не увеличивается ли концентрация в разрядах рейтинговой шкалы со временем (ЕВА, 2019, р. 26).

Доверительные интервалы для метрик точности классификации моделей PD

Базовыми показателями точности классификации являются показатели TP, FP, ROC (Рашка & Мирджалили, 2020, стр. 258-265). Будучи функциями от случайных величин, они сами являются случайными величинами. Значит, у них есть как характеристики среднего значения, так и доверительные интервалы для него. Поскольку показатели по своей сути являются пропорциями (долями от целого), то доверительные интервалы могут строиться на основе нормальной аппроксимации (Felix, 2018) или на основе теста Вилкоксона (Engelmann, Hayden, & Tasche, 2003).

Несмотря на известность указанного выше свойства показателей точности классификации как пропорций и целесообразность рассмотрения доверительных интервалов для их точечных значений, в наиболее актуальных зарубежных работах

приводятся только точечные оценки. Например, см. труды (Faraj, Mahmud, & Rashid, 2021, pp. 24, Tab. 2), (Kim, Cho, & Ryu, 2021, pp. 170, Tab. 4), (Pang, Hou, & Xia, 2021, p. 10), (Song, Wu, Zhu, & Deng, 2021, pp. 1489, Tab. 1), (Liu, et al., 2022, pp. 10, Tab. 8). В России обсуждение доверительных интервалов для показателей точности классификаций и развитие подходов к их сравнению можно встретить только в работах М.В. Помазанова, см., например, (Помазанов, 2016, стр. 49-57; 158, 165), (Помазанов М. В., 2021).

Здесь есть проблема, что не исследованы возможные искажения в оценке кредитного риска, когда выделяются низкодефолтные портфели. Решение данной задачи будет продемонстрировано в разделе 4.4.1.

1.4. Кредитный риск портфеля ссуд банка и подход внутренних рейтингов

Выборочная доля дефолтов (default rate, DR) является базовым индикатором величины кредитного риска портфеля ссуд. Крупнейшие мировые кредитные рейтинговые агентства Moody's и Standard and Poor's регулярно публикуют данные о таком показателе (Рисунок 9).

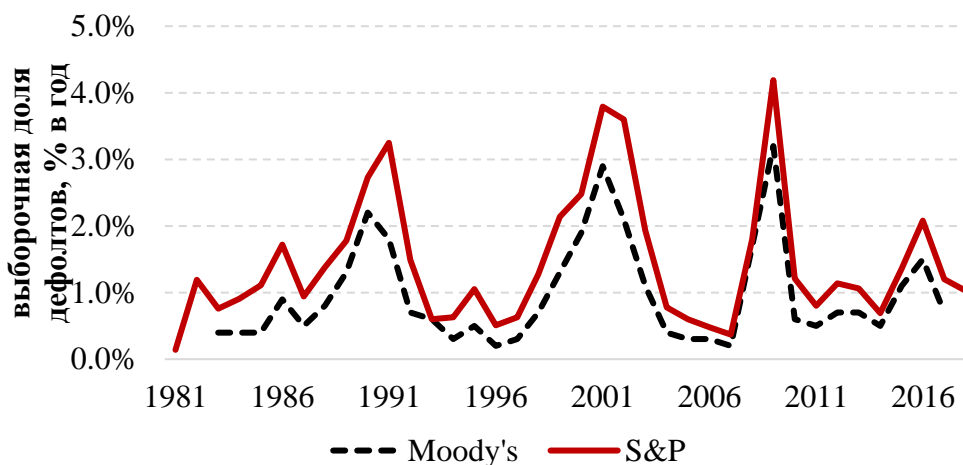


Рисунок 9. Динамика выборочной доли дефолтов за 40 лет в мире

Источники данных: рейтинговые агентства (Moody's, 2018, p. 27) и (S&P Global Ratings, 2019, p. 3).

1.4.1. Теоретико-вероятностная модель Васичека

Васичек (Vasicek, 2002) предположил теоретико-вероятностную модель (1), где доходность активов i -й компании-заемщика r_{A_i} из формулы (5) зависит от двух факторов: системного Y и специфического ε_i .

Поскольку используется один системный фактор и предполагается бесконечное множество таких ссуд в портфеле, модель называют **асимптотической с одним системным фактором риска (ASRF)**. Задача Васичека – смоделировать распределение потерь от реализации кредитного риска в момент наступления срока платежа. Одним из направлений развития модели Васичека является моделирование распределения потерь,

когда дефолт может наступить раньше срока истечения обязательств (например, начиная с момента неплатежа по процентным выплатам). Такой вопрос обсуждается в работе (Osadchiy, 2021).

Ученый (Witzany J. , 2013) критикует предпосылку Васичека о нормальности распределения доходности r_{A_i} . Поскольку в финансах стилизованным фактом является наличие «тяжелых» хвостов распределения доходностей, он предлагает использовать логнормальное распределение факторов. Тогда он показывает, что оценка кредитного риска будет в два раза выше.

Параметр R_i называют **корреляцией активов (asset correlation)** (BCBS, 2005d), корреляцией стоимостей активов (asset value correlation); или «скрытой» корреляцией ('latent correlation') (Foulcher, Gouriéroux, & Tiomo, 2005).

Ряд исследователей (Gordy M. , 2000, pp. 147, eq. C.1), (BCBS, 2005a, p. 47), (Gordy & Heitfield, 2010, pp. 46, eq. 3), (Meuleman & Vennet, 2020) допускают отрицательный вклад системного фактора – что обнаружили, например, (Nagpal & Bahar, 2001, p. 97) – и записывают формулу (1) как

$$r_{A_i} = Y \cdot \rho_i + \varepsilon_i \sqrt{1 - \rho_i^2}, \quad (23)$$

$$\rho_i^2 = R_i. \quad (24)$$

Перечислим предпосылки модели Васичека:

1. Индивидуальный и системный факторы не взаимосвязаны:

$$\text{Corr}(Y, \varepsilon_i) = 0. \quad (25)$$

2. Индивидуальные факторы для разных заемщиков i и j не связаны $\forall i, j: i \neq j$:

$$\text{Corr}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0. \quad (26)$$

3. Индивидуальный фактор не связан с корреляцией активов :

$$\text{Corr}(R_i, \varepsilon_i) = 0. \quad (27)$$

4. Системный фактор не связан с корреляцией активов:

$$\text{Corr}(R_i, Y) = 0. \quad (28)$$

Корреляция активов и дефолтов

Доходности активов двух компаний 1 и 2 коррелируют как

$$\text{Corr}(r_{A_1}, r_{A_2}) = \sqrt{R_1 R_2}. \quad (29)$$

Исследователь (Li D. , 2000) предложил использовать **копулы**, чтобы моделировать нелинейные зависимости между доходностями в кредитном портфеле. Можно

предположить, что на практике в банках подход (Li D. , 2000) предпочли подходу с несколькими системными факторами (Pukhtin, 2004), вероятно, по причине большей простоты первого. Не в последнюю очередь копулы стали основой ценообразования производных финансовых инструментов, включая CDO. Впоследствии автор (Salmon, 2009) подал пример публичной критики копул как моделей, не улавливающих истинное распределение рисков. В этом утверждении он был не прав, поскольку копулы позволяют смоделировать сложные (негауссовские, неэллипсообразные) совместные распределения, но для этого нужно использовать иерархические архимедовы копулы, например, а не копулы семейства эллипсообразных распределений (гауссовской или Стьюдента). Для реализации же иерархических копул требуются существенно большие вычислительные мощности, которые банки не могли или не хотели себе позволить. Например, поэтому исследователь (Kurієс, 2006) критикует использование именно гауссовских копул для моделирования кредитного риска портфеля ссуд. Тем не менее авторы (Li, Wang, & Wang, 2013) заявляют, что копулы можно использовать для моделирования совместного распределения специфического и системного факторов в модели Васичека в выражении (23), хотя фактически они это не реализуют.

Чтобы объяснить понятие корреляции дефолтов, рассмотрим простой пример с двумя заемщиками: L_1 и L_2 . Они берут в долг в нулевом временном периоде и должны платить четыре следующих периода. Тогда переменные L_1 и L_2 являются бернуллиевскими случайными величинами, принимающими значения ноль (нет дефолта) и единица (дефолт). Между ними можно рассчитать коэффициент парной корреляции Пирсона $\rho = corr(L_1, L_2)$, который также приведен на Рисунке 10. Назовем последний коэффициентом корреляции дефолтов.

Случаи А и Б показывают ситуации, когда наблюдается полностью положительная или полностью отрицательная корреляция дефолтов, соответственно. В примере В показано отсутствие корреляции дефолтов. При этом частные распределения в случаях А-В не меняются (частная (предельная) вероятность дефолта для отдельно взятого заемщика равна $PD = 50\%$). Как следствие, для кредитного портфеля, состоящего из двух данных гипотетических заемщиков L_1 и L_2 , средняя выборочная доля дефолтов (default rate, DR) всегда равна 50%.

Однако отражением изменения корреляции является изменение дисперсии выборочно доли дефолтов (DR) во времени, что с точки зрения общей теории вероятностей без приложения к дефолтам замечают авторы (Preisser & Qaqish, 2014). При отрицательной

корреляции (-100%) разброса нет (дисперсия равна нулю); при положительной (+100%) дисперсия максимальна и равна +33%. При отсутствии корреляции (0%) дисперсия равна +17%.

А.		$\rho = +100\%$			
		L1	L2	# D	DR
1		1	1	2	100%
2		1	1	2	100%
3		0	0	0	0%
4		0	0	0	0%
время		Mean(DR)		50%	
		Var(DR)		33%	
$PD(i)$		50%	50%		

Б.		$\rho = -100\%$			
		L1	L2	# D	DR
1		1	0	1	50%
2		1	0	1	50%
3		0	1	1	50%
4		0	1	1	50%
время		Mean(DR)		50%	
		Var(DR)		0%	
$PD(i)$		50%	50%		

В.		$\rho = 0\%$			
		L1	L2	# D	DR
1		1	0	1	50%
2		1	1	2	100%
3		0	1	1	50%
4		0	0	0	0%
время		Mean(DR)		50%	
		Var(DR)		17%	
$PD(i)$		50%	50%		

Г.		$\rho = \text{Не применимо}$			
		L1	L2	# D	DR
1		0	0	0	0%
2		0	0	0	0%
3		0	1	1	50%
4		0		0	0%
время		Mean(DR)		13%	
		Var(DR)		6%	
$PD(i)$		0%	33%		

Рисунок 10. Иллюстративный пример наблюдения разных корреляций дефолтов

Особое внимание стоит уделить примеру Г. Он в наибольшей степени соответствует реальной жизни, поскольку:

(а) дефолты редко повторяются для одного и того же заемщика (есть ситуации «выздоровления», cure, но они не носят ни массовый, ни регулярный характер);

(б) существуют заемщики, ни разу не объявлявшие дефолт (в числе прочих ими могут быть и заемщики из введенного ранее низкодефолтного портфеля, LDP) .

В случае Г отсутствует возможность рассчитать корреляцию дефолтов между переменной – статусом дефолта для одного заемщика L_2 , принимающей значения как ноль, так и единица, и переменной – статусом дефолта для другого заемщика L_1 , принимающей только одно значение (ноль).

Однако, хотя корреляцию дефолтов в случае Г невозможно рассчитать непосредственно, для цели управления кредитным риском и последующего расчета требований к капиталу для такого портфеля можно получить ее приближенную оценку, рассмотрев дисперсию доли дефолтов. Заметим, что в случае Г она равна +6%, т.е.

находится между значениями 0% (случай Б, когда корреляция равна -100%) и +17% (случай В, когда корреляция равна 0%). Это означает, что, зная дисперсию выборочной доли дефолтов, можно приближенно оценить средний уровень попарной корреляции дефолтов по ней.

Рассмотрев концепцию понятия корреляции дефолтов и ее иллюстрации на Рисунке 10, перейдем к тому, как ее исследовали другие авторы. Если перечислять работы в хронологическом порядке, то этим вопросом занимались ученые (Duffie & Singleton, 1999), (Li D. , 2000), (Nagpal & Bahar, 2001), (Lopez, 2002), (Vasicek, 2002), (Duffie & Singleton, 2003), (BCBS, 2005a), (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006), (Patel & Pereira, 2008), (Ozdemir & Miu, 2009), (Dullmann, Kull, & Kunisch, 2010), (Vozzella & Gabbi, 2010), (Li, Shang, & Su, 2015) , (Khorasgani & Gupta, 2017), (Wunderer, 2019), (Baldwin, Alhalboni, & Helmi, 2019), (Aramonte & Avalos, 2020).

Авторы (Duffie & Singleton, 1999) первыми формально ввели слово «корреляция дефолтов». Они подчеркивали важность термина для управления кредитным риском портфеля ссуд, указывая на рост дисперсии выборочной доли дефолтов при увеличении корреляции дефолтов. Однако они не исследовали эмпирические данные. Позднее ученые (Li D. , 2000) и (Duffie & Singleton, 2003) рассматривали применение **копул** для генерации совместной зависимости дефолтов. Хотя в обеих работах использована только гауссовская копула, автор (Li D. , 2000) просто продемонстрировал подход, как ее применить, тогда как авторы (Duffie & Singleton, 2003) утверждают, что гауссовская копула неадекватно соответствует эмпирическим данным.

В работе (BCBS, 2005a, p. 51) предложен подход к проверке точности моделей прогноза вероятности дефолта при наличии корреляции активов. В ней сделано заявление, что использование значений для корреляции активов, заданных БКБН, дает неадекватно расширенный интервал, т.е. модель считается точной чаще, чем должно быть. В качестве возможного ответа на такое замечание в работе (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006, p. 295) предлагается рассматривать в той же формуле не корреляцию активов, а корреляцию дефолтов для гауссовских доходностей. Авторы (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006, p. 295) ожидают, что на практике такая корреляция не должна превышать 3%, тогда как корреляция активов по БКБН варьируется, например, от 12 до 24% (см. строку 3 Таблицы 83). Такие оценки корреляции дефолтов соответствуют французским данным, исследованным в работе (Foulcher, Gouriéroux, & Tiomo, 2005), и немецким, рассмотренным в публикации (Hamerle & Rosch, 2006, p. 21).

Исследователи (Lopez, 2002) и (Patel & Pereira, 2008) пробуют определить детерминанты корреляции активов и дефолтов. Для этого ученый (Lopez, 2002) исследует

описательные статистики данных, тогда как авторы (Patel & Pereira, 2008) строят регрессию. При этом исследователь (Lopez, 2002) показывает значения корреляции активов, близкие к данным БКБН. Методология же ученых (Patel & Pereira, 2008), наоборот, непрозрачна. Авторы используют приближенные оценки для корреляции дефолтов. Они их получают как значения главных компонент, построенных на матрицах корреляций. Последние оценены для пяти лет данных. При этом авторы заявляют, что дополнительно в исследовании используют **копулы**. В дополнение к возможно неоправданной сложности методологии в публикации (Patel & Pereira, 2008), у работы есть и тот недостаток, что после всех преобразований авторы не демонстрируют ни распределение выборочных долей дефолта DR, ни полученные оценки корреляций дефолтов. Также авторы не проводят оценку точности прогноза для предложенных ими моделей.

Авторы (Baldwin, Alhalboni, & Helmi, 2019) упоминают о важности учета корреляции дефолтов для моделирования кредитного риска в исламских банках. Однако они не моделируют ее, а берут значения, заданные БКБН. Исследователи (Aramonte & Avalos, 2020) предлагают под корреляцией дефолтов понимать ранговую корреляцию между дневными доходностями спредов CDS.

Рассмотрим подробнее работы, в которых обсуждается явный расчет корреляции дефолтов (DC). Авторы (Nagpal & Bahar, 2001) предлагают форму для нее по отношению к двум рядам рейтинговой шкалы 1 и 2:

$$DC = \frac{PD(L_1, L_2) - PD(L_1) \cdot PD(L_2)}{\sqrt{PD(L_1) \cdot (1 - PD(L_1))} \cdot \sqrt{PD(L_2) \cdot (1 - PD(L_2))}} = \frac{PD(L_1, L_2) - PD^2}{\sqrt{PD \cdot (1 - PD)}}, \quad (30)$$

где $PD(L_1, L_2)$ – это совместная вероятность единичных исходов (дефолтов) для следующих одинаково распределенных бернуллиевских случайных величин L_1 и L_2 :

$$L_1 = L_2 = \begin{cases} 0, & \text{с вероятностью } (1 - PD); \\ 1(\text{дефолт}), & \text{с вероятностью } PD. \end{cases} \quad (31)$$

В работе (BCBS, 2005а, р. 48) предлагается уточненная формула для корреляции дефолтов в предположении гауссовских доходностей активов:

$$DC = Corr(L_1, L_2) = \frac{N(\tilde{l}, \tilde{l}) - PD^2}{PD \cdot (1 - PD)}, \quad (32)$$

где $N(\tilde{l}, \tilde{l})$ – это двумерная функция стандартного нормального распределения, вычисленная для двух одинаковых нормально распределенных случайных величин L_1 и L_2

, для которых $F_{L_i}(\tilde{l}) = PD, i = \{1; 2\}$ и $Corr(r_{A_1}, r_{A_2}) = R$, где L_i – это бернуллиевская случайная величина вида ($i = \{1; 2\}$) из формулы (31):

$$L_i = I(r_{A_i} < r_{D_i}) = I(L_i < \tilde{l}), \quad (33)$$

где $I(L_i < \tilde{l}) = \begin{cases} 1, & L_i < \tilde{l}; \\ 0, & L_i \geq \tilde{l}. \end{cases}$

Тогда, если сравнить формулы (30) и (32), видно, что в работе (BCBS, 2005а, р. 48) сделана следующая предпосылка (Gordy M., 2000, pp. 148, eq. C.4), (Фантаццини Д., 2009, р. 119):

$$PD(L_1, L_2) = N(\tilde{l}, \tilde{l}). \quad (34)$$

В такой постановке величина $N(\tilde{l}, \tilde{l})$ подобна индексам зависимости верхних (нижних) хвостов (10), (11) совместного распределения. Такой переход оправдан только для коррелированных гауссовских случайных величин (Foulcher, Gouriéroux, & Tiomo, 2005, pp. 5, formulas (2.5), (2.6)), (Gordy & Heitfield, 2010, р. 47), (Wunderer, 2019). В частности, в работе (Фантаццини Д., 2009) утверждается, что величина корреляции дефолтов интуитивно должна быть малой. Тем не менее площадь серой области и соответствующая ей совместная вероятность в работе (Фантаццини Д., 2009, pp. 119, Рисунок 2) существенно зависят от порогов (ставок по долгу r_{D_i} из (5)), т.е., согласно модели Васичека, можно ожидать, что *чем выше уровни долговой нагрузки заемщиков (Vugova, 2020), тем корреляция дефолтов должна быть выше.*

Для дальнейших выводов запомним следующее преобразование из работы (BCBS, 2005а, р. 48) в отношении формулы (32):

$$N(\tilde{l}, \tilde{l}) - PD^2 = DC \cdot PD \cdot (1 - PD). \quad (35)$$

В работе (Dullmann, Kull, & Kunisch, 2010) утверждается, что корреляция активов может отличаться для данных о котировках акций и для данных о дефолтах. Ученый (Wunderer, 2019, pp. 4, eq. 2.4) пробует объяснить такую разницу. Хотя он и начинает с рассмотрения дискретных событий дефолта, он – видимо, для удобства аналитических выводов – переходит к непрерывно распределенным гауссовским случайным величинам (34). Тогда автор (Wunderer, 2019) предполагает, что причиной разных оценок корреляции активов является эффект неоднородности кредитного портфеля. Чтобы это доказать, он использует определение дисперсии бернуллиевской случайной величины (Айвазян & Мхитарян, 1998, р. 119):

$$\text{Var}(L_i) = PD \cdot (1 - PD), \quad (36)$$

и определение *выборочной доли дефолтов* (DR):

$$DR = \left(\sum_{i=1}^n L_i \right) / n = \frac{L_n}{n}. \quad (37)$$

В итоге исследователь (Wunderer, 2019) получает выражение для дисперсии доли дефолтов, которое было впервые выведено в работе (Gordy & Heitfield, 2010, pp. 58, eq. 20):

$$\text{Var}(DR) = N(\tilde{l}, \tilde{l}) - PD^2 + \frac{PD - N(\tilde{l}, \tilde{l})}{n}. \quad (38)$$

Автор (Wunderer, 2019) это не пишет, но при бесконечном числе наблюдений (заемщиков) будет та же формула, которая пятнадцатью годами ранее была представлена в работе (BCBS, 2005a):

$$\text{Var}(DR) = N(\tilde{l}, \tilde{l}) - PD^2 + \frac{PD - N(\tilde{l}, \tilde{l})}{n} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} N(\tilde{l}, \tilde{l}) - PD^2. \quad (39)$$

Если же совместить формулы (35) и (39), то можно увидеть, что при $n \rightarrow \infty$

$$DC = \frac{\text{Var}(DR)}{PD(1 - PD)}. \quad (40)$$

Как будет показано позднее (см. формулу (163)), формула (40) и является формулой корреляции дефолтов для дискретных событий дефолта, когда число таких событий стремится к бесконечности.

Подводя итог, можно сказать, что в существующей литературе уже был неявно доступен вывод формулы корреляции дефолтов для дискретных событий дефолта, но он не использовался. Однако, хотя в Базель III (BCBS, 2019g) требуется прогнозировать дискретные события дефолта и вероятность их наступления, в ПВР продолжает использоваться предпосылка о гауссовски распределенных доходностях активов.

Оценка кредитного риска портфеля ссуд

Существует **безусловная вероятность дефолта** PD_i i -го заемщика:

$$P(r_{Ai} \leq r_{Di}) = N(D_i) = PD_i, \quad (41)$$

где r_{Di} – размер платежа по кредиту, взятому заемщиком i , где $r_{Di} = N^{-1}(PD_i)$.

Тогда можно записать **условную вероятность дефолта** i -го заемщика при условии реализации системного фактора Y на некотором уровне значимости $p_Y(\tilde{y})$:

$$P_i(r_{A_i} \leq r_{D_i} | Y_{p_Y(\tilde{y})}) = N\left(\frac{N^{-1}(PD_i) + N^{-1}(1 - p_Y(\tilde{y}))\sqrt{R_i}}{\sqrt{1 - R_i}}\right) = p_i(PD_i, p_Y(\tilde{y})), \quad (42)$$

где $N^{-1}(\alpha)$ – обратная функция стандартного нормального распределения для уровня значимости α ; R_i – корреляция активов для i -го актива; $p_Y(\tilde{y})$ – уровень значимости, на котором нас интересует значение (квантиль) \tilde{y} распределения системного фактора (случайной величины Y) (по сути, это вероятность кризиса); PD_i – безусловная вероятность дефолта по вложению в i -й актив; $p_i(PD_i, p_Y(\tilde{y}))$ – условная вероятность дефолта при значении безусловной вероятности PD_i и заданном уровне системного фактора.

Ключевая проблема здесь заключается в том, что две предпосылки теоретико-вероятностной модели Васичека (27), (28) нарушаются при адаптации модели регулятором.

Стресс-тестирование

БКБН ожидает, что выполнение норматива CAR обеспечивает финансовую устойчивость банка. Тем не менее он рекомендует проверять, будет ли выполняться норматив в гипотетическом кризисе. Так, возникает необходимость в проведении **стресс-тестирования** (Dewatripont, Rochet, & Tirole, 2010, p. 61), (Солнцев, Пестова, & Мамонов, 2010), (Карминский А. М., 2015, стр. 230), (Грицкевич, и др., 2013), (Дугин & Пеникас, 2016, стр. 204-225, гл. 6), (Банк России, 2017в), (BCBS, 2018), (BCBS, 2019е, pp. 30.45-30.47), (Столбов, 2019а), (Tente, von Westernhagen, & Slopek, 2019)).

В нескольких документах регуляторов от банков требуется рассчитать вероятности дефолта в стрессе или выборочные доли дефолта в стрессе (EBA, 2018, p. 26), (Bank of England, 2019, p. 21), (FRS, 2020, p. 13). При этом в ограниченном числе работ обсуждается, как такие значения смоделировать. Например, Банк Японии (Bank of Japan, 2019) определяет доходность на активы (ROA) как основной детерминант вероятности дефолта. Этим он развивает подход Мертона, который рассматривал динамику доходности активов в формуле (5). Регулятор задает значение ROA в кризис. Он использует модель PD. В нее ставится стрессовое значение ROA. Получается стрессовая оценка вероятности дефолта. Подход по использованию показателя ROA как отправного индикатора стресса для банков используется в работе (Карминский А. М., 2015, стр. 230). Существует альтернативный подход моделирования вероятности дефолта в стрессе. Он предполагает непосредственное моделирование PD в стрессе. Стрессовые значения входящих в модель PD параметров не используются (Miu & Ozdemir, 2008).

Количественные результаты стресс-тестов на уровне параметров моделей раскрываются редко. Например, исследователи (Miu & Ozdemir, 2008) показывают, что в

среднем для всех кредитных рейтингов вероятность дефолта PD_i возрастает на 118 базисных пунктов в стрессе. Банк Японии (Bank of Japan, 2019) указывает, что на 40 базисных пунктов – для Японии. Это сопоставимо с результатом (Miu & Ozdemir, 2008), поскольку у Японии с 2012 г. суверенный кредитный рейтинг равен А (URL: <https://tradingeconomics.com/japan/rating>). Для такого разряда рейтинговой шкалы исследователи (Miu & Ozdemir, 2008) получают оценку прироста вероятности дефолта в стрессе на 32 базисных пункта.

Особенно интересной представляется работа (Niermann & Stebunovs, 2018). В ней авторы изучают США. Их вывод – ПБР-банки заинтересованы в переходе на ПБР не только потому, что это может позволить нарастить кредитование, но и с целью продемонстрировать перед регулятором заниженные оценки реализованного кредитного риска в регуляторных стресс-тестах.

Сами стресс-тесты и их результаты считаются неотъемлемым элементом планов самооздоровления (Recovery and Resolution Plans, RRP) (Пеникас Г. И., 2012).

Ключевая проблема здесь заключается в том, что реализация кредитного риска портфеля ссуд в кризисе рассматривается в терминах средних, а не крайних реализаций. При этом не учитывается, что в кризис может возрасти не только средняя вероятность дефолта, но и корреляция дефолтов. Учету данных моментов посвящен раздел 4.3.3.

Норматив достаточности (адекватности) капитала CAR

Традиционные банковские системы

Норматив достаточности (адекватности) капитала (capital adequacy ratio, CAR) – это отношение капитала банка K к величине принятых им рисков (risk-weighted assets, RWA):

$$CAR = \frac{K}{RWA} = \frac{\tilde{K} - EL}{RW \cdot (\tilde{A} - EL)} = \frac{\tilde{K} - EL}{\theta \cdot UL} \geq \frac{1}{\theta}, \quad (43)$$

где $K = \tilde{K} - EL$ – это капитал (собственные средства) банка \tilde{K} после уменьшения на сумму ожидаемых потерь EL ; а $A = \tilde{A} - EL$ – это аналогичным образом уменьшенная сумма актива на балансе \tilde{A} ; RW – риск-вес; $\theta = 12.5$ – параметр БКБН. В России норматив CAR – это Н1.0, Н1.1, Н1.2 в зависимости от рассматриваемого уровня капитала (Банк России, 2019е).

Покажем, как он получается. Вводя унифицированный норматив CAR в соглашении Базель I (BCBS, 1988), БКБН хотел, чтобы капитал \tilde{K} покрывал риски банка с учетом выбранной меры риска ($Risk$):

$$\tilde{K} \geq Risk. \quad (44)$$

Тогда, используя разложение величины риска на две части из формулы (124), норматив CAR получается следующим преобразованием:

$$\tilde{K} \geq EL + UL, \quad (45)$$

$$\tilde{K} - EL \geq UL, \quad (46)$$

$$\frac{\tilde{K} - EL}{UL} \geq 1. \quad (47)$$

Можно было бы рассматривать норматив в виде выражения (47). Вероятно, для психологического эффекта снижения норматива (чтобы требовать 8%, а не 100%) обе части были поделены на параметр θ .

$$CAR = \frac{\tilde{K} - EL}{\theta \cdot UL} \geq \frac{1}{\theta}. \quad (48)$$

Величина $\theta = 12.5$ была выбрана таким образом, чтобы порог норматива для общего капитала (капитала двух уровней: первого T1 и второго T2) был равен $8\% = \frac{1}{\theta} = \frac{1}{12.5}$.

Ученый (Goodhart, 2011) утверждает, что уровень в 8% был компромиссом между двумя значимыми членами БКБН: Японией, где минимум был в 6%, и США, где он был 10%.

Важный вывод из приведенной выше демонстрации того, как получается норматив достаточности капитала, состоит в том, что цифра в 8% – не магический параметр и одновременно не требует никакого обоснования, поскольку балансируется множителем $\theta = 12.5$. Таким образом, можно было начать регулировать с использованием параметра в 100%. От такого варианта, вероятно, отказались, чтобы психологически было проще воспринять предложение регулятора «зарезервировать 8%» капитала, чем «зарезервировать 100%». Однако, как мы видим, суть от такой арифметической операции не меняется. Более того, как будет показано далее, разделение на ожидаемые и непредвиденные потери искажает суть управления рисками и создает основания для реализации внутреннего регуляторного арбитража банками.

Для повышения финансовой устойчивости банков после мирового финансового кризиса 2007-09 гг. минимальный порог норматива $1/\theta$ поступательно поднимался, как отражено на Рисунке 11. Значение минимума норматива CAR для капитала первого уровня (Tier I, T1) в соглашении Базель I было 4% от суммы взвешенных по риску активов (RWA); для суммы капиталов двух уровней – 8%. Как заявляет автор (Caruana, 2010), фактический уровень норматива CAR для базового капитала (CET1) внутри капитала первого уровня был равен 2% в период обсуждения Базель II в 2004-06 гг. Тогда же в Базель II (до Базель III) был разрешен капитал третьего уровня (T3). Им мог стать краткосрочный субординированный долг, привлеченный для покрытия рыночных рисков.

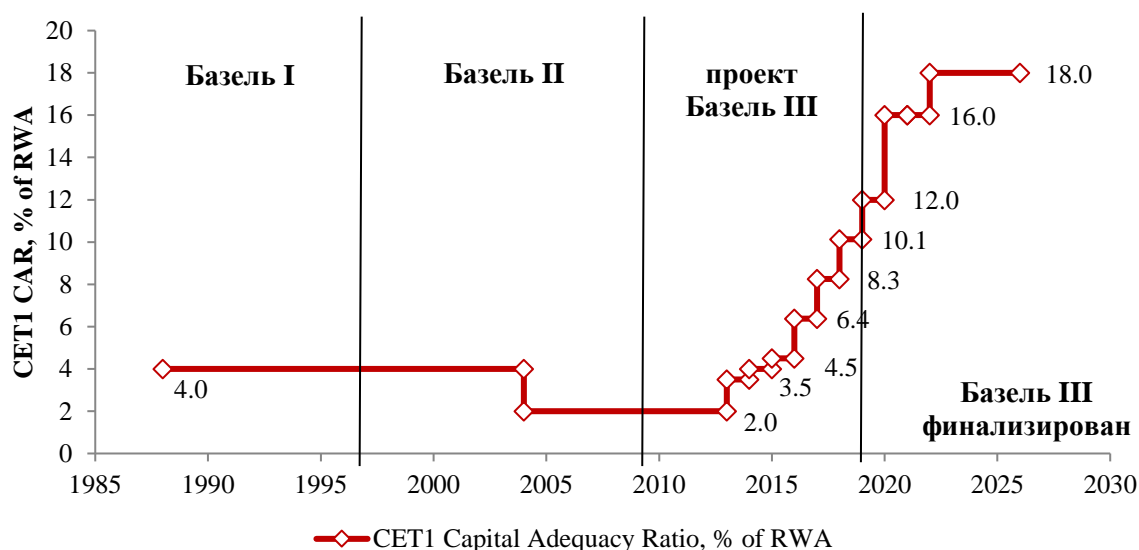


Рисунок 11. Эволюция минимальных требований к капиталу

В соглашении Базель III БКБН потребовал поднять минимальный уровень базового капитала до 4.5% от RWA, а если учесть все предложенные три буфера капитала (сохранения прибыли, контрциклический и системной значимости) – то до 12%.² Восстановление индексов фондовых рынков после 2007-09 гг. к 2013 г. могло обеспокоить регуляторов как очередной перегрев («пузырь»). Вероятно, поэтому было предложено новое понятие «общей способности поглощать убытки» (Total loss absorbing capacity, TLAC), что обязывает поднять базовый капитал до 18% от RWA (BCBS, 2016а, р. 10).

По сути, аналогичный принцип регулирования через норматив достаточности заложен в концепцию регулирования финансовых конгломератов и центральных контрагентов (Андриевская, Львов, Малков, & Пеникас, 2012а), (Андриевская, Львов, Малков, & Пеникас, 2012б).

Исламские банковские системы

Исламские банки – это особенные финансовые институты, которые не одобряют спекуляции, необеспеченные операции. Это не значит, что они не получают или не желают получать прибыль. Просто в ее основе преобладает доленое, не долговое финансирование. До 2013 г. рекомендации Базельского комитета для традиционных банков практически не касались исламских банков, хотя можно встретить соображения об особенностях применения того же Базель II для них (Kahf, 2005). Подробный обзор литературы по исламским банкам можно найти в работах (Abedifar, Ebrahim, Molyneux, & Tarazi, 2015), (Стефаненко, 2021).

² URL: http://www.bis.org/bcbs/basel3/basel3_phase_in_arrangements.pdf

Особенностью исламских банков с точки зрения бухгалтерского учета является включение инвестиционных счетов (profit-sharing investment accounts, PSIA) в дополнение к величине совокупных активов традиционных банков. Такая дополнительная категория активов, которая также подвержена кредитному риску, требует их учета в нормативе CAR.

Такие счета – это фактически основной источник фондирования исламских банков (Archer, Karim, & Sundararajan, 2010, p. 11). Руководствуясь надзорными предписаниями или опасениями закрытия инвестиционных счетов раньше срока, многие банки практикуют «сглаживание прибылей» (smoothing practices (IFSB-15, 2013, стр. 65)) в отношении операций с инвестиционными счетами, что должно учитываться при подсчете норматива достаточности капитала CAR исламских банков.

Совет по исламским финансовым услугам (IFSB) – международная организация, в задачи которой входят разработка, внедрение и контроль за соблюдением стандартов пруденциального банковского регулирования и надзора в исламском банкинге. В «надзорную формулу по усмотрению» для подсчета норматива достаточности капитала Совета по исламским финансовым услугам («supervisory discretion formula» (IFSB, 2013, p. 67)) включен параметр α , отражающий практику сглаживания прибылей:

$$CAR = \frac{K}{TRWA - RWA_{RPSIA(CR+MR)} - (1-\alpha) \cdot RWA_{UPSIA(CR+MR)} - \alpha \cdot RWA_{PER\&IRR(CR+MR)}}, \quad (49)$$

где $TRWA$ – сумма всех активов, взвешенных по кредитному, рыночному и операционному рискам;

$RWA_{RPSIA(CR+MR)}$ – активы, профинансированные инвестиционными счетами с ограничением на цели вложения, подверженные кредитному и рыночному рискам;

α – доля коммерческого риска, взятого на себя банком, при совместном с владельцами инвестиционных счетов финансировании активов (displaced commercial risk, DCR);

$RWA_{UPSIA(CR+MR)}$ – активы, профинансированные общими (неограниченными) инвестиционными счетами и также подверженные кредитному и рыночному рискам;

$RWA_{PER\&IRR(CR+MR)}$ – активы, профинансированные резервными фондами общих и неограниченных инвестиционных счетов, подверженные кредитному и рыночному рискам.

Особый интерес в исследовании CAR в виде выражения (49) вызван тем, что инвестиционные счета по своей природе – это долевые инструменты. БКБН уже предусматривал порядок учета кредитного риска по долевым инструментам. Если в Базель II таким торгуемым на бирже активом назначался риск-вес 300% и неторгуемым – 400% (BCBS, 2006а, pp. пар. 344, 345), то в Базель III подход уточнили, поставив риск-вес в зависимость от возможности определения риска конечного актива (BCBS, 2013е).

При этом общая сумма взвешенных по риску активов в знаменателе норматива CAR исламских банков раскладывается следующим образом:

$$TRWA = \alpha \cdot RWA_{UPSLA} + RWA_{\text{Иное}}. \quad (50)$$

В своей работе для оценки параметра α Арчер предлагает использовать подход, основанный на оценке меры риска границы потерь $\Gamma\Pi_{\alpha}$ (Archer, Karim, & Sundararajan, 2010, p. 26):

$$\alpha = \frac{UL_s}{UL_D - UL_s}, \quad (51)$$

где UL_s – непредвиденные потери банка; UL_D – непредвиденные потери владельцев инвестиционных счетов. В формуле (51) при подсчете доходности инвестиций банка Арчер учитывает резервы (S_p – provisions as a percentage of assets (Archer, Karim, & Sundararajan, 2010, p. 22)), которые негативно влияют на параметр α , т.е. чем больше сформировано резервов, тем ниже кредитный риск инвестиционных счетов для банка.

В «структурном» подходе Болдуина эффект, оказываемый резервами, обратный полученному Арчером результату. При их уменьшении показатель α будет также уменьшаться (Baldwin, Alhalboni, & Helmi, 2019, p. 279). Полученный Болдуином эффект можно было бы объяснить практикой исламских банков использовать резервы, сформированные на случай возможных потерь, в целях компенсации доходности инвестиционных счетов, однако это противоречит результатам (Boulila Taktak, 2010).

В формуле (49) для подсчета норматива достаточности капитала CAR остается неизвестным параметр α . Формула (51) раскрывает концепцию этого параметра, однако его воспроизведение на данных неоднозначно.

В отечественной литературе можно встретить упоминание о параметре «альфа» (Журавлев, 2020, стр. 64-65). Однако никакого объяснения, как он используется в нормативе достаточности капитала через формулу (48), не дается.

1.4.2. Оценка стоимости

Стоимость компании и банка

Стоимость компании – один из основных индикаторов, который рассматривают при стратегическом управлении ее деятельностью. В числе основополагающих руководств по оценке стоимости (valuation) компаний можно назвать работу (Koller, Goedhart, & Wessels, 2015) вместе с интересным дополнением по ключевым проблемам, возникающим в ходе процесса такой оценки (Fernandez & Bilan, 2013). Наиболее значимой работой по оценке стоимости российских компаний является монография (Ивашковская И. В., 2009).

Обзор подходов к оценке стоимости банков изложен в публикации (Карминский & Фролова, 2015). В работе (Ивашковская, Патрин, & Скурихина, 2012) факторы кредитного риска рассматривались. Правда, они не были выявлены как значимые для стратегической эффективности банков на развивающихся рынках капитала. Вероятно, поэтому ученый (Салманов, 2019) не рассматривает ни индикаторы кредитного риска, ни достаточность капитала, ни использование банком ПВР при определении факторов стоимости российских банков.

Несмотря на полученные результаты в оценке стоимости компаний и банков, результаты такой оценки часто несогласованы и мало полезны в прогнозировании перспектив ее изменения. В частности, исследователь (Kahneman, 2011, pp. 212-215) обсуждает «иллюзию наличия навыков по выбору наиболее перспективных акций» (illusion of stock-picking skills). Он приводит пример, как сам не обнаружил устойчивой взаимосвязи в мнениях о прогнозе изменения стоимости 30 финансовых аналитиков, которые фиксировались в течение восьми лет. Подобное явление обнаружили авторы (Penikas & Proskurin, 2013) для финансовых аналитиков по акциям российских компаний и банков. В лучшем случае точность их прогноза составляла 57% на горизонте чуть более одного месяца от момента публикации рекомендации. В книге (Биггс, 2022, стр. 25) приводится еще более обширный пример, когда из 82 тыс. прогнозов экспертов точность оказалась менее 50%.

При росте горизонта прогнозирования точность падала. Исследователи (Bronevich, Lepskiy, & Penikas, 2015), (Bronevich, Lepskiy, & Penikas, 2016) предложили использовать теорию Демпстера–Шефера для агрегирования таких конфликтующих между собой мнений финансовых аналитиков в задачах оценки и прогноза стоимости компаний и банков.

Эффект от хеджирования на стоимость компании и банка

В течение последних трех десятилетий **производные финансовые инструменты (деривативы)** играли возрастающую роль в финансовом мире. Согласно статистике BIS, рост использования деривативов носит возрастающий характер. Хотя среди **внебиржевых (over-the-counter, OTC)** деривативов преобладают деривативы на процентную ставку, экспоненциальный рост накануне мирового финансового кризиса 2007-09 гг. имел место именно в кредитных деривативах. Суммарный объем номиналов заключенных кредитных деривативов в 600 раз превышал уровень 1998 г. после Азиатского кризиса (Рисунок 12). Согласно BIS, на конец 2019 г. суммарный номинал деривативов на процентную ставку составил 450 трлн. дол. США, что примерно в 55 раз больше, чем для кредитных деривативов.

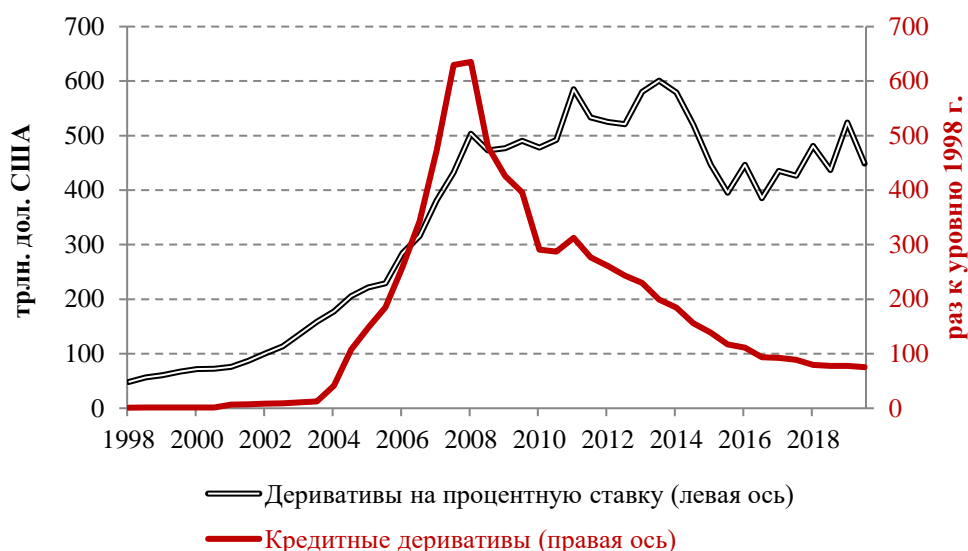


Рисунок 12. Динамика суммарных номиналов сделок с внебиржевыми деривативами

Источник: статистика BIS

(URL: https://www.bis.org/statistics/about_derivatives_stats.htm?m=6%7C32).

Одновременно суммарный номинал всех внебиржевых деривативов примерно в 6-7 раз превышает ВВП мира по состоянию на конец 2019 г. При этом накануне мирового финансового кризиса 2007-09 гг. в середине 2008 г. суммарный номинал всех внебиржевых деривативов превышал ВВП мира в 10.6 раза (Рисунок 13).

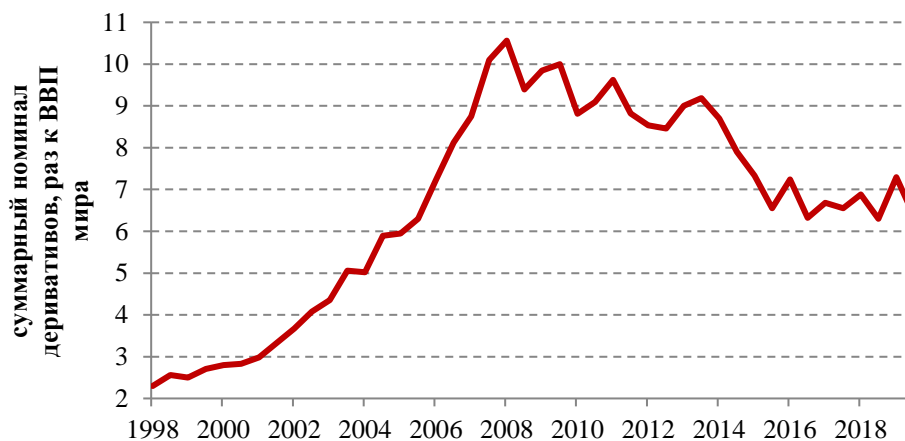


Рисунок 13. Отношение суммы номиналов внебиржевых деривативов к ВВП мира

Источник: статистика BIS и Всемирного банка.

Банки участвуют на рынках деривативов в роли финансовых посредников и конечных пользователей. Объем деривативов, заключенных банками, велик в абсолютных и относительных размерах в сравнении с размером совокупных балансовых активов. По данным офиса валютного контролера США (ОСС, 2012), по состоянию на конец первого квартала 2012 г. суммарный номинальный объем деривативов, заключенных банками США, составил примерно 230 трлн. дол. США, что в 19 раз больше совокупных балансовых активов банков. Для ведущих участников рынка данные соотношения еще

больше: около (39) – для J.P.Morgan and Chase и Citibank, и в 10 раз больше (420) – для Goldman Sachs.

Поэтому нельзя пренебрегать значением сделок с деривативами для волатильности доходности акций банков, проводящих операции с ними. Особенно если учесть, что динамика доходностей акций может быть одним из факторов, определяющих уровень финансовой стабильности (Gadanecz & Jayaram, 2009).

Хотя единогласного консенсуса по вопросу о целях деятельности фирм не достигнуто (Пильник & Поспелов, 2009), целесообразно ориентироваться на то, что первостепенной задачей публичной компании (компания, чьи акции открыто торгуются на фондовой бирже) является максимизация благосостояния акционеров или, в более общем виде, **стейкхолдеров** (Ивашковская И. В., 2010). Поэтому разумно ожидать, что характеристики операций с деривативами могут быть связаны со стоимостью компании в целом и банка в частности (Allayannis & Weston, 2001), (Nguyen & Faff, 2007), (Kapitsinas, 2008), (Bartram, Brown, & Conrad, 2011).

Уровень отдельного актива

Хеджирование – это частный случай задачи выбора оптимальной структуры портфеля. При хеджировании выделяется базовый хеджируемый актив, риск изменения стоимости которого хотят минимизировать (захеджировать), и иной (как правило, срочный) хеджирующий актив, который используют, чтобы такой минимизации (хеджирования) достичь. Отношение второго к первому называют **хеджирующим отношением**.

Поиску оптимального хеджирующего отношения посвящен ряд работ. В одних исследованиях (Ederington, 1979), (Hill & Shineeweis, 1982), (Kahl, 1983), (Beninga, Eldor, & Zilcha, 1984), (Bond & Thompson, 1985), (Myers & Thompson, 1989) задача хеджирования рассматривается при заданной функции полезности инвестора (U), которую нужно максимизировать (52):

$$U(R_H) = E(R_H) - \lambda \cdot \sigma_h^2 \rightarrow \max_h, \quad (52)$$

где h – хеджирующее отношение; λ – параметр несклонности к риску; E – знак математического ожидания в приложении к распределению доходности захеджированного портфеля (R_H); σ_h^2 – дисперсия R_H . Максимизация полезности дает оптимальное хеджирующее отношение в предположении того, что процесс ценообразования на рынке срочных инструментов можно описать с помощью мартингала (Ширяев, 1976, стр. 29).

Доходность захеджированного портфеля R_H , состоящего из единицы хеджируемого актива и h долей хеджирующего, можно представить как

$$\mathbf{R}_H^{[j]} = \mathbf{R}_{cash}^{[j]} - h^{[j]} \mathbf{R}_{fwd}^{[j]}, \quad (53)$$

где $[j]$ – период дня (полный, меж- или внутрисдневной): $j = \{\text{daily, interday, intraday}\}$; индекс “*cash*” обозначает базовый актив, “*fwd*” – срочный.

Дисперсия доходности захеджированного портфеля σ_h^2 равна:

$$\sigma_h^2 = \sigma_{spot}^2 + h^2 \sigma_{fwd}^2 - 2h \sigma_{spotfwd}, \quad (54)$$

где σ_{spot}^2 – дисперсия доходности базового актива; σ_{fwd}^2 – дисперсия срочного актива; $\sigma_{spotfwd}$ – ковариация доходностей базового и срочного активов.

Несмотря на возможную теоретическую привлекательность постановки задачи, ее слабым местом является выбор функции полезности. Поэтому чаще рассматривают задачу поиска оптимального хеджирующего соотношения независимо от полезности. Авторы (Myers & Hanson, 1996) обосновали выражение для оптимального хеджирующего отношения $h^{[j]}$:

$$h^{*[j]} = \frac{\sigma_{spotfwd}}{\sigma_{fwd}^2}. \quad (55)$$

Авторы (Ghosh, 1993), (Brenner & Kroner, 1995), (Lien, 2004) рассматривали существование долгосрочного равновесия между ценами базового и срочного активов. Исследователь (Ghosh, 1993) предложил использовать модель коррекции ошибками (ECM), чтобы его учесть. Ученые (Brenner & Kroner, 1995) показали, что без его учета операции хеджирования являются неэффективными. Автор (Lien, 2004) вычислил масштаб потери эффективности в таком случае, как 20% от доходности захеджированного портфеля.

Выделяют два вида операций хеджирования: безусловные (статические) и условные (динамические). В безусловных – хеджирующее отношение не меняется во времени. В работах (Bollerslev, 1990), (Kroner & Sultan, 1991) было доказано, что доходности активов меняются во времени. Поэтому нужно изменять хеджирующее отношение. Для реализации такого подхода активно используются модели GARCH.

Работы, посвященные хеджированию, можно классифицировать по видам хеджируемых активов следующим образом:

- 1) валюта (Hill & Shineeweis, 1982), (Kroner & Sultan, 1991), (Kroner & Sultan, 1993), (Lin, Najand, & Yung, 1994), (Brooks & Chong, 2001);
- 2) процентные ставки (Gagnon & Lypny, 1995), (Chernenko & Faulkender, 2011);
- 3) цены акций (Park & Switzer, 1995), (Пеникас, 2011a);
- 4) товары (Baillie, 1991);

- 5) кредитный риск (Instefjord, 2005), (Ashraf, Goddard, & Altunbas, 2005), (Kiff, Elliott, Kazarian, Scarlata, & Spackman, 2009), (Minton, Stulz, & Williamson, 2009), (Stulz R. , 2010).

Исследователи (Harris & Shen, 2003) предлагают регрессию в скользящих окнах (MWR) как альтернативу модели GARCH. В работе (In & Kim, 2006) вейвлет-анализ (wavelet) использован для определения оптимального хеджирующего отношения.

Таким образом, традиционно в основе исследований эффективности операций хеджирования на уровне отдельных активов лежат полные дневные доходности (приросты стоимости активов за один день, за одни сутки). Междневные R_t^{interday} и внутридневные R_t^{intraday} доходности для цели хеджирования не рассматривались. Определим их и рассмотрим, какие выводы были уже получены в отношении таких доходностей.

Приближенно полную дневную доходность можно представить как сумму междневной и внутридневной доходностей:

$$R_t^{\text{daily}} \approx R_t^{\text{interday}} + R_t^{\text{intraday}} . \quad (56)$$

Для дальнейшего исследования введем обозначения указанных видов доходности активов по этапам дня, что называют рыночной микроструктурой (Amihud & Mendelson, 1987), (Amihud, Mendelson, & Murgia, 1990), (Amihud & Mendelson, 1991), (Choe & Shin, 1993), (Sewell, 2011):

Полная (дневная) доходность:

$$R_t^{\text{daily}} = \frac{P_t^{\text{close}} - P_{t-1}^{\text{close}}}{P_{t-1}^{\text{close}}} . \quad (57)$$

Междневная доходность:

$$R_t^{\text{interday}} = \frac{P_t^{\text{open}} - P_{t-1}^{\text{close}}}{P_{t-1}^{\text{close}}} . \quad (58)$$

Внутридневная доходность:

$$R_t^{\text{intraday}} = \frac{P_t^{\text{close}} - P_t^{\text{open}}}{P_t^{\text{open}}} , \quad (59)$$

где R_t^i – это доходность (прирост) за i -й период дня (полный, меж- или внутридневной); t – время, измеряемое в днях; P_t^{close} и P_t^{open} – цены актива на момент закрытия и открытия в момент t , соответственно.

В работах (Amihud & Mendelson, 1987) и (Stoll & Whaley, 1990) исследован процесс ценообразования на рынках с непрерывной торговлей и системах аукционов с опционами на право покупки (с последнего начинаются торговые сессии). Авторы обнаружили, что

дневная доходность по ценам закрытия имеет больший разброс, чем по ценам открытия в системах с аукционами. Они предполагают, что причиной является то, что информация за ночь отражается только в одной сделке и в цене открытия, тогда как цена закрытия отражает результат множества сделок за день. В работах (Amihud, Mendelson, & Murgia, 1990), (Amihud & Mendelson, 1991), (Choe & Shin, 1993) сделан вывод, что волатильность доходностей зависит от времени дня. Данные выводы подтверждены в более свежем исследовании Шанхайской фондовой биржи (Tian & Guo, 2007). В отличие от предыдущих исследований, в работе явно выделены междневные и внутридневные доходности. В ней авторы показали, что дисперсия междневных доходностей статистически значимо меньше, чем дисперсия внутридневной доходности. Можно сказать, что это подтверждает выводы, сделанные в работах (Lee & Mathur, 1999), (Andersen, Bollerslev, & Cai, 2000), где утверждается, что существует нетипично высокая волатильность в первые минуты торгов.

Уместно рассмотреть работу (Берзон & Володин, 2010), где исследован выбор инвестиционного горизонта с точки зрения соотношения риск-доходность для 10-летних казначейских облигаций США и индекса Dow Jones. Ожидалось бы, что облигации – это относительно менее рискованный инструмент инвестирования, чем акции. Разброс доходностей облигаций тогда должен быть меньше, чем у акций. Тем не менее авторы показали, что с ростом горизонта инвестирования (что применимо и для хеджирования) акции становятся менее рискованным активом, а их средняя доходность становится выше, чем у облигаций. Указанный вопрос горизонта инвестирования (хеджирования) был рассмотрен в работе ученого (Geppert, 1995). Автор показал, что увеличение горизонта хеджирования повышает эффективность таких операций.

В работе (Stulz & Karolyi, 1996) была исследована совместная динамика индексов фондовых бирж в разных странах. Авторы показали, что одинаковые шоки по-разному влияли на корреляции междневных и внутридневных доходностей.

Уровень целой организации

До сих пор наиболее распространенным подходом по учету факта использования деривативов является включение в регрессию фиктивной переменной (dummy), принимающей значение единицы, если организация использует деривативы, и ноль – иначе (Koski & Pontiff, 2001), (Bodnar, Hayt, & Marston, 1998), (Bartram, Brown, & Fehle, 2009). Такую фиктивную переменную можно рассмотреть как зависимую в модели бинарного выбора, чтобы определить факторы, повышающие вероятность проведения операций с деривативами. Вместе с таким подходом распространенным является сравнение средних показателей деятельности организаций при их классификации в две группы: использующие деривативы и не использующие.

Есть ряд эмпирических исследований, посвященных исследованию вопросов использования деривативов нефинансовыми организациями (Bodnar, Hayt, Marston, & Smithson, 1995), (Bodnar, Hayt, & Marston, 1998); (Graham & Rogers, 2002); (Bartram, Brown, & Fehle, 2009). Работ же, посвященных финансовым организациям, меньше. Одной из причин, как минимум до сих пор, могла быть невозможность разграничения причин (намерений) использования деривативов: для торговли (спекуляции) или для хеджирования. Одними из первых исследование провели ученые (Koski & Pontiff, 2001). Они не выявили различий в объемах принятых рисков и доходности акций фондов доверительного управления активами (mutual funds), использующих и не использующих деривативы. Авторы (Ashraf, Goddard, & Altunbas, 2005) исследовали использование кредитных деривативов банками. Они выявили, что более склонны к заключению таких договоров банки более крупного размера с меньшими уровнями достаточности капитала CAR, большим кредитным риском в портфеле ссуд и имеющие опыт работы с иными деривативами. Они первыми пробовали различить влияние от операций с деривативами разного типа: с торговыми и хеджирующими, поскольку информация о таком разделении сразу не была доступна.

Ученые (Adkins, Carter, & Simpson, 2007) исследовали детерминанты использования хеджирующих деривативов банками США, обращая особое внимание на тип собственности. Подход по классификации банков как склонных к хеджированию (hedgers) и несклонных (non-hedgers) был предложен в работе (Clark & Jokung, 2015). Для такой классификации они рассчитывают волатильность, вмененную в опционы с акциями таких банков. Затем берут ее как зависимую переменную и строят регрессию на макроэкономические показатели. В зависимости от знака полученного коэффициента в регрессии банк называют склонным или несклонным к хеджированию.

Таким образом, банк относится в группу на основе обобщенного восприятия рынком профиля его рисков. Такой подход может иметь место, но он может не соответствовать решениям банка. Например, в финансовой отчетности банков ЕС банки самостоятельно классифицируют операции с деривативами на хеджирующие и торговые. Данные отчетности особенно важны, поскольку они показывают, что банк может одновременно использовать торговые и хеджирующие деривативы, тогда как авторы (Clark & Jokung, 2015) подразумевают, что банк должен быть только одного типа: хеджирующим или спекулирующим. В этом плане интересна работа (Dai & Lapointe, 2010), где также предполагается возможность одновременного заключения сделок с деривативами обоих типов в финансовой системе Канады.

Исследователь (Stulz R. , 2010) рассмотрел связь кредитно-дефолтных свопов (CDS) и кризис ипотечных кредитов. Несмотря на механизм страхования от кредитного риска, он заключает, что доступность таких деривативов имела три последствия. Во-первых, финансовые организации смогли принимать больше рисков. Во-вторых, это стимулировало манипуляции (недобросовестные сделки) на рынке. В-третьих, это привело к возросшей взаимозависимости финансовых организаций. Влияние кредитных деривативов на принятие рисков банками также исследовано в работе (Instefjord, 2005). Автор построил теоретическую модель, где есть кредитный рынок, МБК, и рынок кредитных деривативов. Он заключает, что финансовые инновации в сфере кредитных деривативов привели к увеличению рисков в банковских системах.

Автор (Said, 2011) исследовал влияние деривативов на прибыльность и эффективность пяти американских банков за период 2002-2009 гг. Он делает вывод, что использование деривативов оказывает положительное влияние на указанные показатели. При этом автор рассматривает только относительный объем заключенных деривативных контрактов, относя суммарный номинал к совокупным активам. Не разделяя деривативы на хеджирующие и торговые, он строит регрессию для каждого банка в отдельности без учета единых для всех банков эффектов.

Отметим отдельное направление исследований по вкладу деривативов, используемых банками, в системный риск. Например, исследователи (Mayordomo, Rodriguez-Moreno, & Pena, 2014) формируют массив данных по американским **банковским холдинговым компаниям (ВНС)**. Они утверждают, что использование деривативов на курсы валют и кредитных деривативов увеличивает индикаторы системного риска, тогда как использование деривативов с иными базовыми активами такого влияния не оказывает.

Аналогичным образом авторы (Li & Marin, 2014) проверяют, как связаны использование торговых и хеджирующих деривативов банковскими холдинговыми компаниями США и системный риск. Они утверждают, что использование деривативов обоих типов усиливает эффект процентных ставок, обменных курсов и риск-факторов кредитного риска на системный риск. Причем эффект более ярко выражен для более крупных ВНС.

Таким образом, в текущих исследованиях не рассмотрено использование деривативов банками ЕС (из-за отсутствия готовых данных), использование деривативов чаще моделировалось dummy переменной без выделения типа контракта (торговый, хеджирующий) и часто без допущения возможности заключения банком контрактов обоих типов. Когда такие моменты учитывались, не рассматривались модели панельных данных для выявления общесистемных закономерностей.

Эффект от перехода на ПВР

После предоставления банкам возможности использовать ПВР с 2004 г. (BCBS, 2004) удалось исследовать, как такое использование сказывается на показателях деятельности банков. Здесь стоит учесть, что стоимость проекта по подготовке банка к такому использованию обходится от 2 до 4% от величины его капитала (Amos, 2012).

Часть исследователей рассматривают последствия перехода банков на ПВР в терминах изменения риск-весов на уровне банка (Arroyo, Colomer, Garcia-Baena, & Gonzalez-Mosquera, 2012), (Montes, Artigas, Cristófoli, & San Segundo, 2018), (Berg & Koziol, 2017), (Cucinelli, Di Battista, Marchese, & Nieri, 2018). Другие обращают внимание на изменение уровня резервов под невозвратные кредиты (Cummins & Durrani, 2016) или прогнозы вероятности дефолта по внутренним моделям PD (Behn, Haselmann, & Wachtel, 2014), (Behn, Haselmann, & Vig, 2016).

Выводы исследователей о влиянии ПВР на деятельность банков неоднозначны. С одной стороны, ученые (Bruno, Nocera, & Resti, 2015), (Cucinelli, Di Battista, Marchese, & Nieri, 2018) утверждают, что – как следует из определений ПВР – банки смогли оценивать кредитные риски точнее. Авторы (Cummins & Durrani, 2016) соглашаются, что ПВР создает положительный эффект для банков, поскольку они создают меньше резервов под кредитные убытки. Заметим, что в английском языке различаются два термина, соответствующих русскому слову «резервы»: **provisions** – это вычет из прибыли «над чертой» (above the line); **reserves** – это вычет «под чертой», т.е. нераспределяемая часть прибыли, требуемая регулятором в дополнение к provisions (BCBS, 2012b, p. 48), в том числе в результате направленного банку предписания по доформированию резервов.

При этом авторы отмечают, что **банки, перешедшие на ПВР (ПВР-банки)**, формируют большие резервы под ожидаемые потери (EL). Как будет показано в разделе 4.4.3, увеличение доли ожидаемых потерь, в числе прочего, может быть инструментом искусственного завышения норматива достаточности капитала («регуляторного арбитража») при использовании ПВР.

С другой стороны, целый ряд исследователей (Montes, Artigas, Cristófoli, & San Segundo, 2018), (Arroyo, Colomer, Garcia-Baena, & Gonzalez-Mosquera, 2012), (Mariathasan & Merrouche, 2014), (Ferri & Pesic, 2017) утверждают, что переход на ПВР позволяет банкам манипулировать величиной резервов, используя данные для расчета риск-весов с тем, чтобы повысить нормативы достаточности капитала. Ученые (Behn, Haselmann, & Wachtel, 2014) обнаружили, что ПВР-банки демонстрируют большой **проциклический** эффект в изменении объемов кредитования, что ведет к повышенным убыткам таких банков в кризис. Авторы (Behn, Haselmann, & Vig, 2016) сравнивают оценки **вероятности дефолта**

PD для одних и тех же фирм, но оцененных ПБР-банком и банком, работающим на стандартизованном подходе SA. По сути, они реализуют исследования БКБН ((BCBS, 2013с), (BCBS, 2016b)), когда были выявлены существенные расхождения в оценках кредитного риска для гипотетических заемщиков. Исследователи (Behn, Haselmann, & Vig, 2016) установили, что оценки вероятности дефолта у ПБР-банков ниже, а потери от невозврата кредитов выше, чем у банков на стандартизованном подходе SA.

Часть исследований об эффекте от перехода на ПБР построена на данных по нескольким странам (Montes, Artigas, Cristófoli, & San Segundo, 2018), (Ferri & Pesic, 2017), (Beltratti & Paladino, 2016). Иные исследователи выбирают отдельную страну для подробного изучения (Cummings & Durrani, 2016), (Berg & Koziol, 2017), (Behn, Haselmann, & Vig, 2016). При этом отсутствуют исследования эффекта от перехода на ПБР для Греции, хотя в стране имеется обширная статистика дефолтов. При этом многие авторы до этого рассматривали данные только последних шести лет после финансового кризиса 2007-09 гг. Только в двух работах исследованы иные периоды. В статье (Cummings & Durrani, 2016) данные взяты с 2003 по 2012 г. и в статье (Mariathasan & Merrouche, 2014) – с 2004 по 2010 г. Структурированное сравнение работ приведено в Таблице 5.

Таблица 5. Свод работ, исследовавших эффекты переходы банков на ПБР

№	Статья	Период данных	Регион	Зависимая переменная	Эффект от ПБР
1	(Cucinelli, Di Battista, Marchese, & Nieri, 2018)	2008-2015	ЕС	RWA	+
2	(Bruno, Nocera, & Resti, 2015)	2008-2014	ЕС	RWA	+
3	(Cummings & Durrani, 2016)	2003-2012	Австралия	Резервы	+
4	(Berg & Koziol, 2017)	2008-2012	Германия	PD	-
5	(Montes, Artigas, Cristófoli, & San Segundo, 2018)	2014	ЕС	RWA	-
6	(Arroyo, Colomer, Garcia-Baena, & Gonzalez-Mosquera, 2012)	2010	ЕС	RWA	-
7	(Mariathasan & Merrouche, 2014)	2004-2010	ОЭСР	RWA	-
8	(Ferri & Pesic, 2017)	2008-2013	ЕС	RWA	-
9	(Behn, Haselmann, & Wachtel, 2014)	2008-2011	Германия	PD	-
10	(Behn, Haselmann, & Vig, 2016)	2008-2012	Германия	PD	-

Отметим недостатки предыдущих исследований, посвященных переходу на ПБР. Работы (Cucinelli, Di Battista, Marchese, & Nieri, 2018), (Bruno, Nocera, & Resti, 2015), (Montes, Artigas, Cristófoli, & San Segundo, 2018), (Arroyo, Colomer, Garcia-Baena, & Gonzalez-Mosquera, 2012), (Ferri & Pesic, 2017) имеют в своей основе массив существенно неоднородных между собой стран ЕС. Такая неоднородность существовала как до унификации подхода к регулированию банков в ЕС путем введения **единого механизма надзора (Single Supervisory Mechanism, SSM)** в 2014 г., так и после этого. Собственно, неоднородность стран до 2014 г. привела к созданию такого механизма (Junevicius & Puidokas, 2015).

Неоднородность после ввода SSM следует из того, что 115 СЗКО ЕС – это предмет пруденциального банковского надзора со стороны Европейского центрального банка (ЕЦБ)³, которые за такой надзор непосредственно платят регулятору.⁴ Размер платы (supervisory fee) за 2019 г. составил 576 млн. евро.⁵ Иные банки – предмет надзора конкретной страны. Авторы (Carboni, Fiordelisi, Ricci, & Saverio Stentella Lopes, 2017) отмечают, что последствием неоднородности после 2014 г. стало то, что рыночная капитализация (стоимость) банков, перешедших на SSM, упала. Тем не менее в более свежих исследованиях (Loipersberger, 2018), (Tziogkidis, Philippas, & Tsionas, 2020) утверждается, что, наоборот, ввод SSM в целом оказал положительное влияние на унификацию требований к достаточности капитала и ликвидности, способствуя повышению интеграции внутри ЕС. Поэтому, чтобы исключить эффект SSM на межстрановом уровне, необходимо рассматривать отдельно взятую страну в ЕС.

Ключевой проблемой здесь является то, что ранее не исследовались последствия применения ПВР на стоимость банка, включая отличия добровольного и обязательного форматов перехода на ПВР.

Регуляторный арбитраж

Понятие «**регуляторный арбитраж**» периодически встречается в работах, посвященных исследованиям деятельности банков при заданных требованиях регулирования. Например, (Ferri & Pesic, 2017), (Карминский, Столбов, & Щепелева, 2017), (Norrington, 2019), (McCann & O'Toole, 2019), (Rachedi, 2020). Часть из работ фокусируется на «*внешнем регуляторном арбитраже*» (Norrington, 2019), (McCann & O'Toole, 2019). Так называют ситуации, когда международные банки сопоставляют регулятивные требования в разных странах и расширяют деятельность в тех юрисдикциях, где требования ниже. В России крупнейшие банки функционируют в нескольких странах, преимущественно в регионе СНГ. Тем не менее, поскольку в России не располагаются головные организации глобальных системно-значимых банков, такой внешний регуляторный арбитраж в работе не рассматривается.

1.4.3. Факторы рыночного риска и их связь с кредитным риском контрагента

В начале работы мы упоминали, что активы, подверженные рыночному риску, в среднем занимают малую часть в общем объеме взвешенных по риску активов российских банков (см. Таблицу 1). Однако это не означает, что факторы рыночного риска не имеют

³ URL: <https://www.bankingsupervision.europa.eu/ecb/pub/pdf/ssm.listofsupervisedentities202007.en.xlsx>

⁴ URL: <https://www.bankingsupervision.europa.eu/organisation/fees/html/index.en.html>

⁵ URL: <http://data.europa.eu/eli/dec/2019/685/oj>

значения для целей исследования кредитного риска. Напротив, они являются причиной одного из подвидов кредитного риска – кредитного риска контрагента. Данный подвид может упрощенно возникать в двух ситуациях. С одной стороны, когда имеется невыбранная кредитная линия. Казалось бы, раз линия не выбрана, то у банка не возникнут невозвраты. Но существует стилизованный факт о том, что заемщики склонны более активно обращаться за кредитами тогда, когда их финансовое положение находится больше всего под угрозой. Чаще всего, это имеет место накануне общесистемных экономических кризисов. Поэтому согласованные сегодня кредитные линии означают, что условно завтра заемщики могут непредвиденно за ними обратиться. Тогда внебалансовые обязательства станут уже балансовыми, а банк станет подвержен кредитному риску. Естественно, подверженность кредитному риску для таких кредитных линий ниже, чем для уже взятых кредитов, хотя бы потому, что, скорее всего, не все кредитные линии будут затребованы в полном объеме (тем более накануне кризиса банк может заранее закрыть часть линий, в которых есть условие одностороннего закрытия банком). Однако это и не означает, что кредитный риск по кредитным линиям будет нулевым. Это первое проявление кредитного риска контрагента.

Вторым проявлением являются производные финансовые инструменты (деривативы). Чтобы понять природу возникновения кредитного риска в них, рассмотрим пример. Допустим, есть два контрагента. Первый контрагент обязуется продать второму иностранную валюту по курсу 50 рублей за одну условную единицу (у.е.) иностранной валюты через год. Общий объем сделки 100 у.е. Это начальная точка сделки в момент А на Рисунке 14.

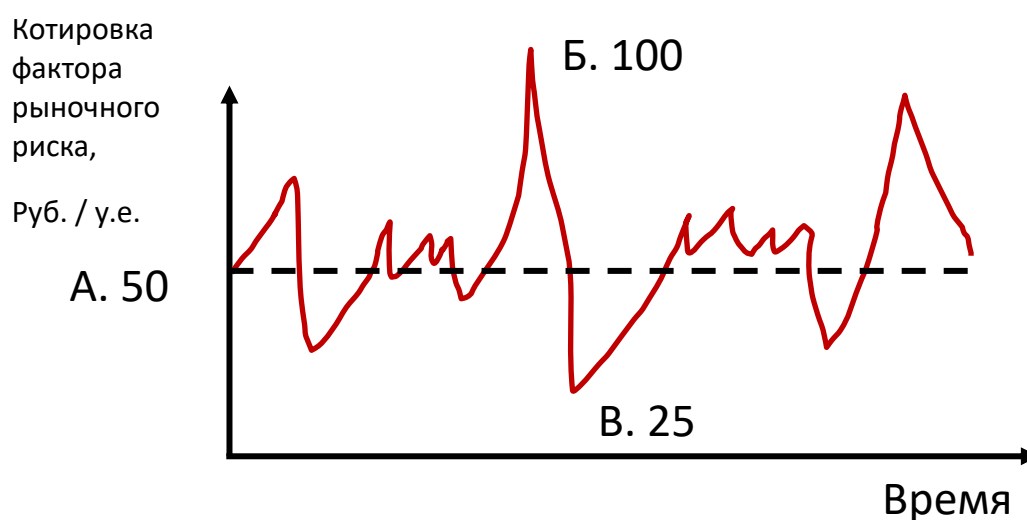


Рисунок 14. Пример динамики фактора рыночного риска для иллюстрации возникновения кредитного риска контрагента

В момент заключения сделки обязательство второго контрагента составляет 5 тыс. руб. Требование первого контрагента является «зеркальным» и тоже равно 5 тыс. руб. Если бы на момент заключения сделки требования были неравны обязательствам, заключать такую сделку одной стороне было бы всегда выгодно, и она стремилась бы ее заключить; однако второй стороне она была бы невыгодна, и она никогда бы не согласилась заключить сделку в убыток себе.

В течение года до наступления момента исполнения сделки курс иностранной валюты может претерпеть существенные изменения, как на Рисунке 14. Рассмотрим точку Б, где обменный курс становится равным 100 руб. за одну условную единицу. Обязательство второго контрагента зафиксировано с точки зрения рублей. Он продолжает быть должным заплатить первому 5 тыс. руб. Тем не менее требование к первому контрагенту растет в два раза до 10 тыс. руб. С одной стороны, у второго контрагента появляется актив на 5 тыс. руб. как результат переоценки заключенного договора по актуальному обменному курсу. Появление актива – это источник дополнительной прибыли для второго контрагента. С другой стороны, то, насколько второму выгодна ситуация в точке Б, настолько же не выгодно первому контрагенту. Поэтому появляется кредитный риск, что первый контрагент при сохранении рыночных условий не выполнит своих обязательств.

В точке В ситуация является прямо противоположной. Сделка становится невыгодной второму контрагенту. Тогда у первого возникает кредитный риск.

Принцип моделирования кредитного риска контрагента состоит в том, чтобы смоделировать, какие значения факторов рыночного риска, такие как обменные курсы, котировки акций, процентные ставки, будут иметь место в будущем и, как следствие, кто из контрагентов будет нести больший кредитный риск контрагента.

Динамика обменного курса на Рисунке 14 указывает на то, что для обоих участников сделки кредитный риск контрагента будет ненулевым, поскольку курс может оказаться как в точке Б, так и в точке В.

В примере была рассмотрена динамика одного показателя. Однако часто в практике управления рисками банков возникает необходимость моделирования совместной динамики ряда однородных показателей.

Хотя общие принципы моделирования кредитного риска контрагента хорошо известны из работы (Pukhtin, Zhu, 2004), в них не использовались копулы для моделирования негауссовских совместных распределений. В настоящей работе этот недостаток будет учтен.

Обменные курсы валют, процентные ставки, котировки акций

Результаты для ряда основных факторов рыночного риска были получены в кандидатской диссертации (Пеникас Г. И., 2011b). В частности, изучение динамики процентных ставок было начато автором в статье (Пеникас Г. И., 2008b). В ней было показано, как комбинированный прогноз позволяет получить большую точность прогнозирования будущих процентных ставок в среднем. В работе (Пеникас & Симакова, 2009) было установлено, что процентные ставки в России более склонны одновременно расти, чем снижаться. Поэтому копула Гамбеля (Гумбеля) наилучшим образом соответствует совместному распределению приростов ставок. Автор (Пеникас Г. И., 2010b) утверждает, что для моделирования совместных распределений приростов обменных курсов предпочтение также стоит отдать копуле Гамбеля. В статье (Пеникас Г. И., 2011a) было начато моделирование совместной динамики изменений котировок акций. Ограничением работы было то, что фокус был сделан на близких компаниях в случае задач перекрестного хеджирования.

Ставки фрахтования

Корабли судовой отрасли можно разделить на две общие категории: пассажирские и грузовые. В последней выделяют контейнеровозы, сухогрузы, танкеры. Прогноз ставок фрахтования строился чаще для отдельно взятой категории судов (Таблица 6).

Таблица 6 - Тип судов, для которых строился прогноз ставок фрахтования

Авторы статьи и год публикации	Контейнеровозы	Сухогрузы	Танкеры
(Angelidis & Skiadopoulos, 2008)		X	X
(Goulielmos & Psifia, 2009)		X	
(Mehrrara, Moeini, Ahrari, & Karubi, 2010)			X
(Randers & Goluke, 2007)			X
(Sodal, Koekebakker, & Adland, 2009)		X	X
(Veenstra & Franses, 1997)		X	
(UNCTAD, 2010)	X	X	X
(Groder, 2010)	X	X	X
(Velonias, 1995)			X
(Weimar-Rasmussen, 2010)	X		
(Wilken, 2004)		X	

Хотя предыдущие исследователи использовали широкую палитру инструментальных средств, они не моделировали совместных распределений ставок с использованием моделей «копула» (Таблица 7).

Таблица 7 - Инструментальные методы, использованные при прогнозировании ставок фрахтования

Авторы статьи и год публикации	МНК, ОММ, МИП	Модели временных рядов	Модели общего равновесия	Нейронные сети	Модели хаоса
(Angelidis & Skiadopoulos, 2008)		X			
(Goulielmos & Psifia, 2009)		X			X
(Mehrara, Moeini, Ahrari, & Karubi, 2010)				X	
(Randers & Goluke, 2007)			X		
(Sodal, Koekebakker, & Adland, 2009)		X			
(Veenstra & Franses, 1997)		X			
(UNCTAD, 2010)	X				
(Groder, 2010)		X			
(Velonias, 1995)	X				
(Weimar-Rasmussen, 2010)		X			
(Wilken, 2004)			X		

Как правило, чем глубже история данных, взятая для исследования, тем более редкой частоты они брались. Например, в работе (Randers & Goluke, 2007) берутся данные за 50 лет, но годовой частоты (Таблица 8).

Таблица 8 - Использованное окно данных для построения прогноза ставок фрахтования

Авторы статьи и год публикации	ТИП	1950	..	1982	1983	..	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994	..	1998	1999	..	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010
		(Angelidis & Skiadopoulos, 2008)	D														X	X	X	X	X	X			
(Goulielmos & Psifia, 2009)	W							X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		
(Mehrara, Moeini, Ahrari, & Karubi, 2010)	W																		X	X	X	X	X	X	
(Randers & Goluke, 2007)	Y	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X				
(Sodal, Koekebakker, & Adland, 2009)	W											X	X	X	X	X	X	X	X	X					
(Veenstra & Franses, 1997)	M				X	X	X	X	X	X	X	X													
(UNCTAD, 2010)	Q											X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		
(Groder, 2010)	D																		X	X	X	X	X		
(Velonias, 1995)	M				X	X	X	X	X	X	X														
(Weimar-Rasmussen, 2010)	Q												X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
(Wilken, 2004)	Y												X	X	X	X	X	X							

Примечание. D – дневные данные, W – недельные, Q – квартальные, Y – годовые.

1.5. Финансовая стабильность, ценообразование и ПВР

1.5.1. Процикличность

Отдельным направлением пруденциального банковского регулирования и надзора является изменение риск-весов (введение **макронадбавок**) для отдельных категорий активов (например, ипотечные кредиты) или заемщиков (например, системно значимые кредитные организации). Изменение риск-весов – это только часть более общего блока мер, направленных на обеспечение финансовой стабильности, а именно **макропруденциальных**. Данные меры дополняют **микропруденциальные** с тем, чтобы компенсировать недостатки последних. Например, норматив достаточности капитала CAR является примером микропруденциальных мер. Регулятор ожидает, что поддержание минимального уровня норматива позволит банку пройти через кризис без убытков и без поддержки (без вливания дополнительных средств со стороны регулятора или правительства). Однако поддержание минимального уровня норматива в кризис ведет к большому ограничению деятельности банка, создавая эффект **процикличности** (Altman, Brooks, Resti, & Sironi, 2005), (Gordy & Howells, 2006), (Lamy, 2006), (Behn, Haselmann, & Wachtel, 2014). Выполнение норматива в кризис не позволяет банку выдавать больше кредитов, что могло бы способствовать более быстрому восстановлению экономики.

Мировой финансовый кризис 2007-09 гг. подчеркнул значимость регулирования капитала банков для стабильности финансовой системы, которая включает банки, страховые компании, пенсионные фонды и иные компании по управлению финансовыми активами. Он также выявил эффект процикличности в требованиях Базель II, которую определяют как «явление, усиливающее обратную связь внутри финансовой системы и между финансовой системой и макроэкономикой» (BIS, 2010). Сама финансовая система может быть источником увеличения амплитуды деловых циклов из-за неверных действий участников финансовой системы при изменении рисков во времени (Borio, Furfine, & Lowe, 2001). В частности, риски недооцениваются в периоды подъема и переоцениваются в периоды кризисов.

С введением норматива достаточности капитала в рамках соглашений БКБН и особенно с разрешением использовать ПВР в Базель II вопрос процикличности стал привлекать повышенное внимание. Отдельные эмпирические исследования подтверждают проциклический характер требований Базель II. В работе (Jones D., 2000) обсуждается, что банки пробуют использовать различные финансовые инновации (финансовые технологии, финтех), чтобы соответствовать требованиям пруденциального банковского регулирования в части выполнения минимального уровня достаточности капитала, не сокращая фактический уровень принятых рисков. Результатом является то, что в периоды подъема

риски недооцениваются, а в периоды кризиса риски реализуются в истинном (большем) размере, усугубляя ситуацию.

Тем не менее явление процикличности необходимо подробнее исследовать, поскольку сложно однозначно утверждать, что Базель II усилил кризис 2007-09 гг. Он был введен в США только в 2014 г., а в Европе начал активно реализовываться только с 2007 г. (Jokivuolle & Vauhkonen, 2009). С одной стороны, есть эмпирические исследования, подтверждающие проциклический характер требований к капиталу в соглашениях Базель II в банковских системах Северной Америки и Европы (Kashyap & Stein, 2004), а также в Канаде (Shing & Paulin, 2005). С другой стороны, автор (Andersen H., 2011) утверждает, исследовав данные шести норвежских банков, что свойство процикличности в ПБР тем больше проявляется, чем короче глубина истории данных, использованных для разработки моделей оценки рисков банками.

Исследование свойств вероятностно-статистической модели регулятора (ПБР) без приложения к эмпирическим данным представлено в работах (Hofmann, 2005), (Repullo & Suarez, 2008), (Covas & Fujita, 2010), (Angelini, Enria, Neri, Panetta, & M., 2010). Исследователи (Repullo & Suarez, 2008), вслед за автором (Hofmann, 2005), разрабатывают динамическую модель равновесия для коммерческих (не инвестиционных) банков с использованием однофакторной модели Васичека для получения распределения выборочной доли дефолтов. В обеих работах доказано, что ПБР усиливает явление процикличности. Ученые (Covas & Fujita, 2010) строят модель общего равновесия и заключают, что использование ПБР примерно на 10 базисных пунктов увеличивает стандартное отклонение выпуска в экономике, т.е. они подтверждают наличие процикличности, но в малом масштабе. К подобному выводу приходят и авторы (Angelini, Enria, Neri, Panetta, & M., 2010), утверждая, что Базель II лишь незначительно усиливает процикличности в сравнении с Базель I.

В теории выбор философии рейтингования (подробнее см. раздел 3.3.1) при разработке модели PD может иметь значение для эффекта процикличности. Исследователи (Gordy & Howells, 2006) считают, что оценка вероятности «неизменной по циклу» (through-the-cycle, TTC) является эффективным инструментом нивелирования процикличности требований к капиталу в ПБР. Тем не менее авторы (Ozdemir & Miu, 2009) утверждают, что поскольку рыночные агенты не наблюдают реального изменения кредитного риска портфеля ссуд, то предпочтительнее получать «точечную (переменную) оценку» (point-in-time, PIT) вероятности дефолта и корректировать ее с учетом фазы экономического цикла. Сравнение двух данных систем приведено в работе (Pederzoli, Torricelli, & Tsomocos, 2010). Авторы используют модель общего равновесия экономики

обмена с банковской системой, одной фирмой и одним домашним хозяйством. Они заключают, что выбор философии рейтингования зависит от характеристик банка и фазы экономического цикла. В частности, банк – нетто-кредитор предпочитает ТТС, тогда как банк – нетто-заемщик предпочитает РИТ, если ожидает спад.

Существует несколько подходов по исключению эффекта процикличности в ПБР:

1. Скорректировать результирующие из ПБР оценки кредитного риска. Исследователи (Gordy & Howells, 2006) предлагают авторегрессионный фильтр или контрциклическое сглаживание. Сравнение предложенных подходов для корректировки PD можно найти в публикации (Repullo, Saurina, & Trucharte, 2009). В ней авторы исследуют банковскую систему Испании и заключают, что наилучшим будет использование мультипликатора, связанного с показателем ВВП как наилучшим индикатором делового цикла.
2. Использовать меняющиеся во времени уровни значимости (не 99.9%) (CEBS, 2009).
3. Создать контрциклические резервы (Ocampo, 2003), (Моисеев, 2009), (Fernandez de Lis & Garcia-Herrero, 2010), (Saurina & Trucharte, 2017), (Agénor & da Silva, 2017).
4. Ввести контрциклический буфер к нормативу достаточности капитала (Borio, Furfine, & Lowe, 2001), (Illing & Paulin, 2005), (CEBS, 2009), (FSF, 2009), (BIS, 2010), (BCBS, 2017b).
5. Ввести требования к капиталу, не учитывающие риск (без риск-веса, т.е. финансовый рычаг, leverage) (FSF, 2009).
6. Номинировать капитал банка в преобладающей валюте выдачи кредитов (Danielsson & Jonsson, 2005).
7. Ввести лимиты на показатели «кредит-залог» (loan-to-value, LTV) (BIS, 2010).

Можно сказать, что процикличность – это особенность эндогенного экономического цикла, когда амплитуда колебаний наблюдаемых экономических показателей усиливается внутренним дизайном системы (использование норматива достаточности капитала CAR в целом и его расчет на основе ПБР в частности). Иным внутренним инструментам, способствующим развитию эндогенного экономического цикла, посвящены работы (Blatt, 1983), (Naxholdt, Kampmann, Mosekilde, & Sterman, 1995), (Raybaut, 2014), (Sunaga, 2017), (Colacchio & Davanzati, 2017), (Hasumi, Iiboshi, & Nakamura, 2018), (Agliari, Böhm, & Pecora, 2020)). Они во многом развивают кейнсианский подход к моделированию циклов.

В работах (Huerta De Soto, 2006; Laina, 2015; Хайек, 2018) обсуждается эндогенный экономический цикл с учетом подхода австрийской экономической школы. Его общая схема выглядит следующим образом в зависимости от того, есть ли добровольные сбережения или искусственная кредитная экспансия. В первом случае вначале сокращается

текущее потребление в объеме и деньгах. Появляются добровольные сбережения. Это ведет к удлинению производственной структуры, т.е. дает технический прогресс. Здесь ученые (Roscher, 1854), (Бём-Баверк, 2009, р. 367) вспоминают пример рыбаков, а исследователь (Huerta De Soto, 2006) – Робинзона Крузо. После этого объем потребления восстанавливается при меньших ценах. Падение потребления сокращает занятость в сфере производства товаров конечного потребления. Эти люди идут в капиталоемкие сферы производства товаров промежуточного потребления. Растет реальная стоимость труда. Это стимулирует компании больше использовать капитал. Поэтому возникают новые стадии производства. Есть дефляция, и растет уровень жизни.

Если же есть искусственная кредитная экспансия, вызванная системой частичного резервирования (это не исключает возможности мошенничества банков по выдаче фальшивых необеспеченных векселей), банки начинают принимать больший кредитный риск. Как следствие, одобряют больше кредитов более рискованным заемщикам по более низким ставкам (иначе новые кредиты не возьмут). Запускается много лишних проектов с большей вероятностью неуспешного исхода. Здесь уже нет высвобождения труда из сферы конечного потребления. При этом растет спрос на труд в других сферах, зарплаты растут. Нет снижения цен на товары конечного потребления. Реальная стоимость труда не падает. Идут банкротства, так как без людей не могут закончить проекты. Ставки по кредитам поднимают. Идут новые банкротства. В итоге растут цены, закрываются многие проекты. Есть инфляция. Итог хуже, чем было до искусственного кредита.

Представители австрийской экономической школы (Хайек, 2018), (Бём-Баверк, 2009) указывают на то, что причина перегрева экономики и последующего спада лежит в доступной банкам функции создания денег «из ничего» (*ex nihilo*). Неоспоримое преимущество такого подхода перед теорией «момента Мински» (Minsky, 1982) заключается в том, что он объясняет закономерное появление момента переключения экономики с роста на спад, тогда как у автора (Minsky, 1982) или автора (Taleb, 2007) это непрогнозируемое случайно происходящее явление.

Обсуждение эндогенного экономического цикла важно, так как Хайек (Hayek, 1929), цит. по (Хайек, 2018)) упоминает рост принятия рисков банками (risk taking) в банковской системе с частичным резервированием. Возможно, неосознанно, но такому принятию рисков может способствовать реализация «регуляторного арбитража», которая подробнее обсуждается в разделе 4.4.

Таким образом, существование кредитных денег и их эффекты на экономику описал Людвиг фон Мизес в книге (von Mises, 1953). Первые эссе на эту тему у него и его последователя Фридриха фон Хайека – Нобелевского лауреата по экономике (von Hayek,

1974) – были опубликованы в 1920-х гг. с верным прогнозом развития событий 1929 г. Однако, эти эффекты создания кредитных денег переоткрывают спустя сто лет в работах (Benes & Kumhof, 2012), (McLeay, Radia, & Thomas, 2014) без какого-либо упоминания Мизеса и Хайека.

Аналогично можно встретить дискуссии о пагубности суверенных долгов в работе (Далио, 2020). Однако они основаны на подходе Дж.М. Кейнса и снова без знания или без ссылок на Мизеса и Хайека. Основной вывод состоит в том, что недостаточно просто знать, что высокий уровень кредитной задолженности пагубен; важно понимать механизм его влияния на экономику. Поэтому суть остается единой – деньги с полным обеспечением добавляют устойчивости экономике; необеспеченные кредитные деньги – наоборот.

1.5.2. Макропруденциальные меры

Традиционно банковское регулирование было основано на микропруденциальных мерах. Приставка «микро-» означает, что они относились к каждому банку, чтобы каждый банк был устойчив на своем (микроэкономическом) уровне. При этом они были едины для всех. Наибольшее распространение они получили после принятия соглашения Базель I (BCBS, 1988). Тогда основной мерой микропруденциального регулирования стало требование поддержания минимальной достаточности капитала. Последняя считается как отношение капитала банка к размеру принятых им рисков, или активов, взвешенных по риску. Суть регулирования состоит в том, что регулятор задает правила взвешивания (определяет коэффициенты взвешивания по риску, или риск-веса) и устанавливает минимальное значение такого отношения. Для общего капитала оно было равно 8%. После финансового кризиса 2007-09 гг. минимальный уровень стали поднимать за счет разных буферов (системной значимости, консервирующего). Особенность микропруденциальных мер состоит в том, что в периоды экономического подъема и кредитного бума микропруденциальные меры будут указывать, что у банков нет проблем.

Однако представитель Банка международных расчетов Клаудио Борлио (Borio, 2003, p. 8) отмечает, что именно в эти периоды у банков и есть проблемы. В такие периоды микропруденциальные требования не ограничивают банки. Поэтому нужны иные меры. Их называют макропруденциальными. Приставка «макро-» отражает то, что они должны учитывать общую макроэкономическую ситуацию. Публично макропруденциальные меры стали обсуждаться после Азиатского кризиса 1997 г. (Crockett, 2000) и после кризиса интернет-компаний 2001 г. (dotcom'ов) (Borio, 2003). Однако исследователь (Clement, 2010) утверждает, что понимание и обсуждение макропруденциальных мер имело место на рабочих заседаниях БКБН еще при его создании в 1970-х гг. Тем не менее более широкое распространение инструменты макропруденциальной политики получили после мирового

финансового кризиса 2007-09 гг. Тогда автор (Schoenmaker, 2014) даже ввел термин «макропруденциализм».

Например, в периоды экономического перегрева макропруденциальные меры указывают на наличие рисков у банков и становятся ограничительными для банков. Поэтому в период спада и сокращения кредитования микропруденциальные меры ограничивают банки, а макропруденциальные позволяют ослабить действие микропруденциальных для активации кредитования. Например, отмена макронадбавок Банком России в 2020 г. В период подъема, наоборот, макропруденциальные меры помогают сдержать перегрев экономики. Поэтому с середины 2021 г. Банк России снова активизирует макронадбавки.

Чаще всего в качестве макропруденциальных мер рассматривают третий вид буфера капитала – антициклический (Господарчук Г. Г., 2019), (Basten, 2020), (Gertler, Kiyotaki, & Prestipino, 2020). Он предусмотрен в России, но ни разу не вводился до 2021 г. Также рассматривают норматив обязательных резервов (Agenor, 2019), (Gómez, Murcia, Lizarazo, & Mendoza, 2020). Иногда – регулирование показателя долговой нагрузки или размера кредита к стоимости залога: LTI, LTV (McCann & O'Toole, 2019), (Morgan, Regis, & Salike, 2019). Подробные классификации таких мер предложены в обзорах (Kahou & Lehar, 2017) и (Lubis, Alexiou, & Nellis, 2019). Они рассмотрели 250 и 125 работ, соответственно.

Несмотря на то, что все макропруденциальные меры существенно различаются по целям регулирования и по объектам воздействия, распространенным подходом является использование обобщенного индекса (MaP_t), который считает число введенных мер (Bruno, Shimb, & Shin, 2017), (Cerutti, Claessens, & Laeven, 2017), (BIS, 2020), (Gambacorta & Murcia, 2020), (Kim & Oh, 2020).

Причем используется следующая спецификация (60):

$$Y_{it} = \sum_{k=0}^K \theta_k \cdot MaP_{t-k} + X_{i,t-1} B_i + \varepsilon_{it} \quad (60)$$

где Y_{it} – темп прироста кредитов (d_log_loans); i – индикатор банка; t – счетчик квартала;

$X_{i,t-1}$ – матрица банковских контрольных характеристик (например, SIZE – размер банка; CAP – норматив достаточности капитала; LIQ – доля ликвидных активов в совокупных; DEP – доля депозитов во всех пассивах согласно рекомендациям (BIS, 2020));

ε_{it} – остатки модели.

Такой подход обладает тремя принципиальными недостатками.

Во-первых, такой подход не учитывает многих факторов, которые могли повлиять на прирост кредитования. Тем более он не сравнивает ситуацию с тем, что могло бы быть

без ввода мер. Например, ввод макронадбавок ограничивает выдачи рискованных кредитов, на которые они направлены. Возможный наблюдаемый рост может быть вызван более быстрым накоплением капитала, в том числе за счет получения прибыли при низких резервах или от высокодоходных стратегий при трансформации бизнеса в контексте роста регуляторной нагрузки (Господарчук & Сучкова, 2019). Поэтому обоснованная оценка эффекта может быть получена только при наличии сопоставимых контрольных наблюдений. Чтобы это учесть, необходимо реализовать метод «разность разностей» (difference-in-differences) (Wooldridge, 2009). К сведению автора, такой подход реализован только в одной работе (Behncke, 2020) по Швейцарии. Поэтому в данной работе попробуем дать оценку эффективности макропруденциальных мер для России на том же массиве данных, что и в публикации (Kozlovceva, Penikas, Petreneva, & Ushakova, 2022), но с использованием модифицированного метода «разность разностей».

Во-вторых, использование индекса является существенно усредненным подходом. Он не учитывает, что меры направлены на разные сегменты кредитования и имеют разную «механику» воздействия. Поэтому в данном случае рассмотрим один вид мер, которые мы глубоко изучили, – это макронадбавки к риск-весам в отношении необеспеченных потребительских кредитов.

В-третьих, учет только факта ввода меры не учитывает того, что меры могут иметь разный масштаб. Например, в терминах введенных макронадбавок. Поэтому мы последуем рекомендации (Budnik, 2020) в том, что, кроме простого факта, необходимо рассматривать интенсивность (sensitivity, S) применения мер. Учет такой интенсивности был впервые проведен для России в работе (Kozlovceva, Penikas, Petreneva, & Ushakova, 2022).

В первую очередь отметим, что все работы о макропруденциальных мерах можно разделить на две группы: доказывающие их эффективность и опровергающие это. Первая группа включает работы как по десяткам стран (Bruno, Shimb, & Shin, 2017), (Cerutti, Claessens, & Laeven, 2017), (Dautović, 2019), (Morgan, Regis, & Salike, 2019), (BIS, 2020), (Gambacorta & Murcia, 2020), (Meuleman & Vennet, 2020), (Revelo, Lucotte, & Pradines-Jobet, 2020), так и по отдельным. Исследователи (Gauthier, Lehar, & Souissi, 2010), (Duprey & Ueberfeldt, 2020) изучали Канаду; ученые (Gómez, Murcia, Lizarazo, & Mendoza, 2020) фокусировались на Колумбии; авторы (Yarba & Güner, 2020) рассмотрели Турцию. Однако даже в этих работах можно встретить указания, когда макропруденциальные меры могут быть неэффективными. В частности, ученые (Cerutti, Claessens, & Laeven, 2017) указывают, что эффективность снижается в периоды экономических подъемов. Авторы (Meuleman & Vennet, 2020) утверждают, что такие меры более эффективны в отношении проблемных банкам.

Вторая группа исследователей менее многочисленна. Они утверждают, что меры макропруденциальной политики не настолько эффективны. Такие выводы получены как для многих стран (Cerutti, Correa, Fiorentino, & Segalla, 2017), (Budnik, 2020), так и для отдельных. Например, ученые (McCann & O'Toole, 2019) рассматривают Ирландию; автор (Basten, 2020) изучает соседнюю Великобританию; исследователи (Kim & Oh, 2020) фокусируются на Южной Корее. Авторы (McCann & O'Toole, 2019) и (Basten, 2020) обсуждают эффекты замещения, когда банки начинают кредитовать в другом сегменте (или в другой стране) и на место узкоспециализированных банков в сегмент приходят банки, в нем ранее не кредитовавшие.

Примечательной является работа (Martinez-Miera & Repullo, 2019). В ней отмечается, что при малом числе банков поднятие ключевой ставки ведет к росту вероятности дефолта в финансовой системе; при большем – к снижению. При этом эффект для концентрации в сфере обратный. Если она высока, то подъем ключевой ставки снижает вероятность дефолта, и наоборот. Однако при вопросе авторам на семинаре 29 октября 2021 г., как применять вывод из их теоретической модели к России, где банков мало, но высока концентрация, они не смогли это объяснить.

Существует целый ряд иных работ, обсуждающих макропруденциальные меры для России. Например, труды (Ольховка & Адаскевич, 2016), (Данилова & Елизарова, 2017), (Danilova & Morozov, 2017), (Синяков & Хотулев, 2017), (Дьячков, 2018), (Господарчук, Резервный буфер капитала как инструмент макропруденциальной политики, 2019), (Андреев, Пейрис, Ширококов, & Цомокос, 2019), (Иванова, Андреев, Синяков, & Шевчук, 2019), (Евстафьев, 2020), (Ипатьев, 2020). Дополнительный обзор работ по макропруденциальному регулированию можно найти в публикации (Пеникас Г. И., 2021с).

Тем не менее ни в одной из этих работ не реализован указанный выше метод «разность разностей» для введенных макронадбавок для ограничения рисков, связанных с необеспеченным потребительским кредитованием. Чтобы пояснить, почему столь очевидный метод оказывается не так просто применить, давайте вначале подробнее рассмотрим имеющиеся данные. После этого объясним необходимые модификации для реализации метода в контексте таких данных.

1.5.3. Детерминанты ставок банков по вкладам и кредитам

Дискуссия об эффективности российских государственных банков ведется с момента формирования Российской Федерации. С одной стороны, с ними связывают монополизацию рынка депозитов, что является следствием истории развития банковской системы в СССР. С другой стороны, они могут быть эффективнее частных банков, как показывает Верников (Vernikov, 2014).

С 2014 г. АСВ гарантирует возврат вкладчикам суммы в 1.4 млн. руб. из одного банка при его банкротстве или отзыве лицензии. В докладе Банка России указывается, что такой лимит охватывает примерно 95% от числа счетов вкладчиков, но только 50% от суммы всех вкладов (Банк России, 2019b). Таким образом, остается существенный объем вкладов, не попадающих под ССВ в России. В 2020 г. страховое покрытие в России увеличено до 10 млн. руб. для редких событий, включая наследство, приобретение жилья и т.п. (Банк России, 2019b).

Хотя вклады сверх лимита ССВ не гарантируются к возврату при банкротстве банка, сам факт банкротства воспринимается как практически невероятный обычными гражданами, если речь идет о государственном банке. Таким образом, граждане негласно могут считать, что их вклады на любые суммы в государственном банке застрахованы. В литературе такое явление получило название «неявное страхование вкладов» (implicit deposit insurance) (Penati & Protopapadakis, 1988; Atiyas, 1990; Günsel, 2009; Wang, et al., 2015).

Особенностью явления неявного страхования вкладов в теории может быть занижение ставок по депозитам, суммы которых выходят за лимит ССВ, т.е. можно ожидать, что государственные банки могут недоплачивать за такие депозиты в сравнении с частными банками.

Значимым этапом в истории развития ССВ можно назвать публикацию работы Даймонда–Дибвига (Diamond & Dybvig, 1983). По сути, авторы поддержали наличие государственной ССВ, хотя их модель является лишь представлением в новом свете существующих микроэкономических моделей об оптимальном налогообложении (Lin, 2003). Модель (Diamond & Dybvig, 1983) продолжают активно развивать в академических исследованиях (Sussman, 1992), (Alonso, 1993), (Adao & Temzelides, 1998), (Green & Lin, 2000), (Andolfatto, Nosal, & Wallace, 2007), (Zimper, 2013), (Smith & Shubik, 2014), (Sultanum, 2014), (Kinateder & Kiss, 2014), (Kiss, Rodriguez-Lara, & Rosa-Garcia, 2018), (Kashyap, et al., 2020). Несмотря на такую изученность ССВ, председатель мирового банковского регулятора (Базельского комитета) подчеркивает, что все государственные ССВ в мире дефицитны (Ingves, 2017).

Наличие ССВ может исказить стимулы банков. Поэтому предлагают связывать ставки вноса в ССВ с принимаемым банком риском. Эффективность такого подхода доказали на данных для США (Shiers, 1994); Испании (Gómez-Fernández-Aguado, et al., 2014); Японии (Guizani & Watanabe, 2016). Также при наличии ССВ не рекомендуют регулировать максимальные значения ставок по депозитам (Nielsen & Weinrich, 2019).

Исследования неявного страхования вкладов немногочисленны (Atiyas, 1990; Dennis, et al., 1998; Günsel, 2009), (Penati & Protopapadakis, 1988; Wang, et al., 2015), (Opiela, 2004).

Таргетирование инфляции впервые появилось в Новой Зеландии в 1989 г. (Исаков, Гришин, & Горлинский, 2018, стр. 89). К рубежу веков накопился опыт управления ключевой ставкой в рамках него. Банк международных расчетов на его основе заключил, что, ожидаемо, перенос ключевой ставки происходит быстрее и в полной мере в странах, в которых процентные ставки не регулируются, как в Германии, России, США, относительно стран, где они регулируются (например, Бразилия, Китай, частично Япония) (BIS, 1998, pp. 23-25). Подробнее о таргетировании инфляции см. (Картаев Ф. , 2017а), (Картаев Ф. , 2017б), (Картаев & Леднёва, 2021).

Высокая волатильность на денежном рынке может замедлять эффекты переноса (Mojon, 2000), а ввод новых ценовых индикаторов (как был бы, например, RUONIA для России) ускоряет перенос (Ming-Hua, Margaritis, & Tourani-Rad, 2005).

Есть также неоднозначная дискуссия о масштабе и времени переноса изменений ключевой на ставки по кредитам и депозитам. Во-первых, есть работы, где утверждается, что в депозиты перенос идет медленнее, чем в кредиты (Mojon, 2000), (Kleimeier & Sander, 2006). Однако если мы сравним результаты двух других работ, то обнаружим в них обратный эффект. Так, для депозитов заявлено, что за месяц изменение на один процентный пункт ключевой ставки переходит в 0.5 пп. по депозитам (De Bondt, 2002). При этом для процентных свопов как индикатора кредитов перенос на почти сопоставимые 0.6-0.8 пп. происходит дольше, только за 3-4 месяца (Банк России, 2016б, стр. 29). Во-вторых, утверждается, что ставки по депозитам снижаются быстрее кредитов, если ключевая падает (Hannan & Berger, 1991), (Grigoli & Mota, 2017), (Егоров & Борзых, 2018). Но им противоречит работа, где заявляется, что реакция является симметричной при росте и падении ключевой ставки (Pedersen, 2016).

Особенно выделяется работа (Конягина, Меурмишвили, & Дочкина, 2020). Кроме того, что в основе ее лежат данные в количестве шести наблюдений, в работе получен вывод, противоречащий практике и интуиции. Ключевая ставка, которая меняет стоимость краткосрочных заимствований, у авторов оказывается больше связанной со ставками длинных вкладов сроком на год и менее – со ставками по вкладам на более короткие сроки 1-3 месяца.

Говоря о детерминантах процентных ставок по вкладам в банках в контексте неявного страхования, целесообразно учесть явление рыночной дисциплины. Например, вкладчики могут дисциплинировать банки, при прочих равных предпочитая более крупные

банки, согласно (Semenova, 2007). Также в число контрольных переменных стоит добавить показатели принятия риска банками (Schoors, et al., 2019). Задолго до данных исследований авторы (Neumark & Sharpe, 1992) указывали на важную роль рыночной власти, или, по сути, размера банка. В частности, банки с большей рыночной властью склонны медленнее поднимать ставки по вкладам при росте ключевой, но быстрее уменьшать их при ее снижении.

В работах (Перевышин & Перевышина, 2015), (Крепцев & Селезнёв, 2016), (Егоров & Борзых, 2018) исследуются ставки по кредитам. Авторы (Перевышин & Перевышина, 2015) указывают на неполный перенос ставок, а исследователи (Егоров & Борзых, 2018) утверждают, что по депозитам ставки быстрее снижают при уменьшении ключевой, а по кредитам – быстрее увеличивают при ее росте. Однако все указанные работы выполнялись на данных из отчетности. Информацию о предложениях ставок по кредитам и депозитам никто ранее не рассматривал.

Заметим, что у ставок по депозитам и кредитам есть одно принципиальное различие (Рождественская, Гузнов, & Шамраев, 2019, стр. 267, 274). Договор банковского вклада (депозита) считается публичным договором (договором оферты). Это означает, что при прочих равных (для одного и того же срока, суммы и т.п.) разным гражданам банк должен предложить одинаковую ставку по депозиту. Договор же кредита не является публичным, хотя сама форма может быть стандартной. Это означает, что при прочих равных (при одних и тех же сроках, суммах и т.п.) разным гражданам по одному и тому же кредитному продукту уже могут быть предложены разные ставки.

1.6. Агентно-ориентированное моделирование (АОМ)

У текущих подходов к пруденциальному банковскому регулированию и надзору сформировался следующий ряд сторонников и противников. Как видно из Таблицы 9, при исследовании исторических данных консенсуса по оценке эффективности действующего пруденциального банковского регулирования и надзора не достигнуто.

Таблица 9 - Противники и сторонники текущего банковского регулирования

Противники текущего регулирования (или текущее – нужно смягчить)	Сторонники текущего регулирования (или текущее – нужно ужесточить)
а. Общий подход к регулированию	
(Selgin, 1996), (Huerta De Soto, 2006), (Calomiris & Haber, 2014), (Avgouleas & Cullen, 2014), (Greenspan, 2015), (Ashraf, Gershman, & Howitt, 2017)	(von Westernhagen, et al., 2004), (Krugman, 2009), (Chang H.-J. , 2014), (Posner E. A., 2014), (Chan, 2017)
б. Достаточность капитала и минимальный уровень норматива	
(Repullo R. , 2004), (Novembre, 2009), (Fernandez de Lis & Garcia-Herrero, 2010), (BCBS, 2010a), (Moosa, 2010), (Hakenes & Schnabel, 2011), (Gordy & Marrone, 2012), (Nguyen T. , 2014), (Rubio & Carrasco-Gallego, 2014), (Popoyan, Napoletano, & Roventini, 2017), (Cathcart, El-jahel, & Jabbour, 2017)	(Dewatripont & Tirole, 1994), (FT, 2010), (Welch, 2011), (Wagster, 2012), (Blinder, 2013), (Admati & Hellwig, 2013), (Goodwin, Harris, Nelson, Roach, & Torras, 2013), (Miles, Yang, & Marcheggiano, 2013), (Clerc, et al., 2014), (BCBS, 2014b), (Martynova, 2015), (Aliber & Kindleberger, 2015), (BCBS, 2016a), (Davis, Lukomnik, & Pitt-Watson, 2016), (Egan, Hortacsu, & Matvos, 2016), (Chan-Lau, 2017), (Martinez-Miera & Repullo, 2019)
с. Унификация требований (РСАР)	
(Buck & Schliephake, 2013), (Greenwood & Roederer-Rynning, 2015), (Jones, Beck, & Kneec, 2018)	(Avgouleas E. , 2000), (BCBS, 2013a), (Gordy, Heitfield, & Wu, 2015), (Pugliese, 2016)
д. ПВП	
(Pykhtin, 2004), (Witzany J. , 2013), (Zimper, 2014), (Gordy & Lütkebohmert, 2013), (Folpmers, 2012), (van Vuuren, de Jongh, & Verster, 2017)	(Vasicek, 2002), (BCBS, 2005d)

Например, часть исследователей утверждает, что:

- a) текущее регулирование банков оптимально и его не нужно менять (Rubio & Carrasco-Gallego, 2014);
- b) оно неадекватно и его нужно ужесточить (Dewatripont & Tirole, 1994); (Admati, DeMarzo, Hellwig, & Pfleiderer, 2013), (Blinder, 2013), (Miles, Yang, & Marcheggiano, 2013), (Chang H.-J. , 2014), (Kindleberger & O'Keefe, 2001), (Clerc, et al., 2014), (Davis, Lukomnik, & Pitt-Watson, 2016), (Chan-Lau, 2017);
- c) наоборот, существующие требования нужно смягчить (Selgin, 1996), (Repullo R. , 2004), (Gorton, 2012), (Nguyen T. , 2014);
- d) указанные ужесточения и смягчения нужно корректировать во времени, вводя динамические резервы (Моисеев, 2009), (Fernandez de Lis & Garcia-Herrero, 2010), (Saurina & Trucharte, 2017) или контрциклический буфер (Danielsson & Jonsson, 2005), (BCBS, 2010a), (Repullo & Saurina, 2012), (BCBS, 2019d).

Дополнительно предлагались иные решения по регулированию банков для повышения финансовой стабильности:

- 1) усилить надзор за банками и уйти от унификации посредством RCAP требований пруденциального банковского регулирования между странами (Buck & Schliephake, 2013);
- 2) четко определить, в каких ситуациях регулятор может вмешиваться в деятельность банка (Clark & Jokung, 2015);
- 3) сократить дивиденды (Riccetti, Russo, & Gallegati, 2016);
- 4) не ограничивать кредитную политику банков (Ashraf, Gershman, & Howitt, 2017);
- 5) перейти от регулирования по требованиям Базель II и Базель III к налогу на **системный риск** (Poledna, Bochmann, & Thurner, 2017).

Поскольку в предыдущих исследованиях не обоснована единая позиция по текущим требованиям пруденциального банковского регулирования и надзора, необходимо рассмотреть иной инструмент для исследования данного объекта. Таковым могут быть модели общего равновесия: динамического стохастического или вычислимого (DSGE и CGE) (Radionov, Pilnik, & Pospelov, 2019), (Pilnik, Radionov, & Yazykov, 2019). Но такие модели основаны на исторических данных. Их недостаток состоит в том, что на исторических данных невозможно исследовать последствия явлений и мер (например, режимов регулирования банков), которые не имели места в истории.

Поэтому целесообразно использовать **агентно-ориентированное моделирование (АОМ)** (Teshfatsion, 2006), (Ostrom E. , 2009, p. 415), (Secchi, 2015, p. 39), (Макаров, и др., 2016), (Monks, et al., 2019). Рассмотрим работы, посвященные АОМ для банковских систем в Таблице 10.

Таблица 10 - Виды агентов

Параметр	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]	[10]	[11]	[12]	ABM*	Число моделей
Вид агента	4	1	6	5	3	2	2	3	2		4	3	2	
Банки	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X	X	X	12
Фирмы	X		X	X	X			X	X		X	X		8
Дом. хоз-ва	X		X	X	X			X			X	X		7
Регулятор	X		X	X							X		X	5
Правит-во			X	X										2

Примечание. Здесь и далее, в Таблицах 11-13 для экономии пространства обозначим рассматриваемые статьи следующими числами: [1] – (Ashraf, Gershman, & Howitt, 2017), [2] – (Liu, Paddrik, Yang, & Zhang, 2017), [3] – (Samitas, Polyzos, & Siriopoulos, 2018), [4] – (Riccetti, Russo, & Gallegati, 2016), [5] – (Poledna, Bochmann, & Thurner, 2017), [6] – (De Caux, McGroarty, & Brede, 2017), [7] – (Wolski & van de Leur, 2016), [8] – (Popoyan, Napoletano, & Roventini, 2017), [9] – (Catullo, Gallegati, & Palesrini, 2015), [10] – (Xu, He, & Li, 2016), [11] – (Gabbi, Iori, Jafarey, & Porter, 2015), [12] – (Chan-Lau, 2017), ABM* – АОМ из текущего исследования.

В Таблице 11 сведена информация об учете потоков заявок на кредиты и депозиты в других исследованиях с АОМ. Видно, что часть авторов используют эндогенное определение данных параметров внутри модели, но они в меньшинстве. Заметим, что сам факт включения иных агентов, таких как домашние хозяйства и фирмы, в АОМ не всегда означает то, что параметры заявок на кредиты и депозиты будут моделироваться эндогенно.

Таблица 11 - Потоки заявок на кредиты и депозиты

Параметр	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]	[10]	[11]	[12]	АВМ*	Число моделей
Эндогенно (спрос агентов)	X		X	X				X	X					5
Экзогенно (по распределению)					X		X			X	X		X	5
Пролонгация									X		X	X		3

Важный элемент при моделировании кредитов и депозитов в АОМ – это возможность их пролонгации (продления). Наличие такого эффекта означает, что клиенты лояльны банку, в котором хранят вклады или взяли кредит. В дальнейшем этот факт будет учтен в АОМ косвенным образом, а именно, при заданных параметрах сценария (до их изменения) у банка имеется постоянный поток заявок на кредиты и депозиты, что неявно предполагает постоянство клиентов, их формирующих.

В Таблице 12 сравниваются подходы к формированию цен в АОМ. Процентные ставки по кредитам и депозитам, их срочность задаются экзогенно. Эти параметры могут меняться вручную в разных сценариях. В предыдущих же исследованиях используются сложные предпосылки того, как формируются цены. В частности, решения о ценах могут быть результатом теоретико-игрового взаимодействия. Цены могут дифференцироваться в зависимости от целей и риск-аппетита банка или их размера. Прежде всего, заметим, что последнее может быть важным сигналом. Ведь если банк повышает ставку по депозитам, возможно, у него есть проблемы с ликвидностью и он срочно желает привлечь больше наличных средств. Целесообразность в таком случае регулирования «потолка» ставки по вкладам обсуждается в работе (Nielsen & Weinrich, 2019).

Таблица 12 - Учет цен в АОМ

Параметр	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]	[10]	[11]	[12]	АВМ*	Число моделей
Связь с парам. банка			X	X						X	X			4
Экзогенно (по распр.)			X				X	X		X	X		X	6
От равновесия (есть безрисковая)	X						X	X						3
Вкл. кред. риск в цену				X	X		X				X	X		5
Аукцион							X							X

В Таблице 13 сравнивались параметры, характеризующие требования банковского регулирования в предыдущих исследованиях с АОМ. Обсуждение банковского регулирования и надзора с применением АОМ для России представлено в работе (Пономаренко & Синяков, 2017). В ней авторы заключают, что проводимая регулятором политика достигла поставленных целей.

Таблица 13 – Учет требований банковского регулирования

Параметр	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]	[10]	[11]	[12]	АВМ*	Число моделей
Капитал	X		X	X	X	X	X	X				X	X	9
Ликвидн.			X	X				X			X			4
Помощь ЦБ (Bail-in)	X		X			X		X						4
Резервы							X	X				X	X	4
Фин. рычаг (Leverage)				X			X	X	X		X	X		6

Агентная модель банковской системы с кредитными деньгами рассматривалась в публикации (Biondi & Zhou, 2019). Однако в работе не учитывались эффекты от наличия норматива достаточности капитала для банков. В работе МВФ (Jurča, Klacso, Tereanu, Forletta, & Gross, 2020) представлена агентная модель с макропруденциальными лимитами, но в ней нет кредитных денег. В препринте Банка Англии (Carro, Hinterschweiger, Uluc, & Farmer, 2022, p. 21) есть и кредитные деньги, и макропруденциальные инструменты, но нет ограничивающих деятельность банков нормативов.

В работе (Уляев, 2019) делается акцент на фондовый рынок без рассмотрения эффектов от создания банками кредитных денег. Также существует опыт применения агентных моделей для моделирования пандемии коронавируса (Макаров, Бахтизин, Сушко, & Агеева, 2020б) и эффектов изменения климата (Макаров, Бахтизин, & Сушко, 2020а).

1.7. Выводы по главе

1. Базельский комитет включал в регулятивные правила теоретические модели оценки рисков банков примерно через десять лет после соответствующих публикаций.
2. Несмотря на одновременное развитие систем страхования вкладов, методы банковского регулирования не могли предотвратить ни крупных убытков банков, ни масштабных финансовых кризисов. Причиной является неустойчивость банковских систем по построению, когда могут создаваться необеспеченные кредитные деньги.
3. При этом возможности изучения математических моделей банковского регулирования и последствий их применения ограничены, как и все сферы экономики, невозможностью повторить эксперимент. Поэтому используют агентно-ориентированное моделирование для преодоления таких ограничений.

ГЛАВА 2. ИНФОРМАЦИОННО-МЕТОДОЛОГИЧЕСКАЯ БАЗА РАБОТЫ

2.1. Информационная база

Многогранность темы работы потребовала использования разнородных источников информации и данных – как открытых, так и закрытых – для возможности принесения максимальной пользы от исследования и получения наиболее объективных выводов.

2.1.1. Данные о крупнейших убытках в мире от реализации кредитного риска

Вначале был проведен отбор событий крупнейших реализаций кредитного риска в мире за период 1972-2018 гг. Начало периода отбора данных – это момент создания предшественника БКБН – контактной группы (*Groupe de Contact*). Для этого было проанализировано 93 источника и 406 уникальных ссылок. Были введены два критерия, чтобы число событий было возможно исследовать. Во-первых, размер убытка должен превышать 100 млн. дол. США на дату анонса. Во-вторых, величина активов банка должна быть больше 400 млн. дол. США на дату, ближайшую к моменту обнаружения убытка. В итоге авторы (Penikas & Surkov, 2018) отобрали 117 событий реализации всех видов основных рисков: кредитного, рыночного, операционного, ликвидности. Автор (Penikas H., 2020b) более подробно рассмотрел события реализации кредитного риска.

Для кросс-проверки указанных сумм убытков от реализации кредитного риска рассмотрены изменения котировок банков в даты анонса, где они доступны. Ожидается, что в даты анонса котировки должны существенно падать (как минимум больше, чем у сопоставимых банков). Если такого не наблюдалось, то цифры убытков необходимо принимать с осторожностью. Например, такие контринтуитивные изменения котировок наблюдались в следующих случаях: они возросли у State Bank of India в 2017 г.; или снизились меньше, чем у аналогов в 2008 г. для Credit Suisse и Deutsche Bank.

Средний размер крупнейшего в мире убытка от реализации кредитного риска составляет 12.5 млрд. дол. США в текущих ценах (16.1 млрд. дол. США в постоянных ценах 2010 г.), что примерно равно 11% от величины активов среднего банка, понесшего такой убыток.

Преобладающими по объему убытков и числу соответствующих событий являются страны с развитыми финансовыми системами: США и Европа. Убытки от реализации кредитных рисков в Азии преимущественно соответствуют ипотечному кризису в Японии в 1990-х гг. и валютному кризису в Таиланде в 1997 г.

Примечательно следующее противоречие. Из 30 глобальных системно значимых банков четыре являются банками из Китая (FSB, 2019, p. 3). Например, China Construction Bank имел на конец 2019 г. активы размером около 3.6 млрд. дол. США (25 млрд. юаней), что почти в 40 раз больше минимального выбранного порога сбора данных об убытках. При

этом ни одного события реализации кредитного риска величиной более 100 млн. дол. США в Китае не удалось обнаружить. Косвенным же доказательством наличия таких убытков от кредитного риска являются эпизодические упоминания в литературе.

Например, ученый (Mishkin, 2006, p. 304) указывал, что объем невозвратных кредитов во всех китайских банках составлял около 200 млрд. дол. США. В Китае доля кредитов нефинансовому сектору к ВВП составляла 112% в 2005 г. и 165% в 2019 г., по данным Всемирного банка. ВВП Китая в текущих дол. США составлял 2.3 трлн. дол. США в 2005 г. и 14.3 трлн. дол. США в 2019 г., т.е. величина кредитов нефинансовому сектору в Китае выросла с 2005 по 2019 г. с 2.6 до 23.6 трлн. дол. США, т.е. в девять раз. Тогда получается, что в 2005 г. в Китае доля просроченных кредитов составляла около 8% = 200/2600 от объема всех кредитов нефинансовому сектору. В 2019 г. такая доля просроченных кредитов была бы эквивалентна 1.8 трлн. дол. США., что превышает ВВП России (1.7 трлн. дол. США).

Альтернативную существенно более высокую оценку доли убытков от реализации кредитного риска в Китае приводит исследователь (Selmier II, 2017, p. 176), ссылаясь на автора (Lardy, 1998), который указывал, что безнадежными являются 35% кредитов. Сопоставимую оценку в треть невозвратов, правда, в приложении к инновационным (финтех-) решениям в Китае приводит и журнал (The Economist, 2017) спустя 20 лет. Поэтому исследование банковской системы Китая заслуживает отдельного внимания, см. работы (Vernikov, 2014), (Nivorozhkin & Chondrogiannis, 2020).

Автор (Penikas H. , 2020b) соотнес эволюцию регулирования ПБР и динамику крупнейших убытков от реализации кредитного риска. Выявлены детерминанты кредитного риска на примере крупнейших событий убытков в мире за последние 50 лет. Он смог обнаружить события, когда крупнейшие убытки могли разделяться на кредитный риск и операционный. Такое перераспределение убытков между рисками ведет к занижению прогноза величины кредитного.

Выявленные сценарии реализации кредитного риска в банках

Рассмотрим пять групп факторов (сценариев), ведущих к реализациям кредитных рисков и убыткам банков от них.

Первая группа является наиболее типичной. Изначально есть изменение значимого экономического фактора. Например, двукратное снижение риск-веса для ипотечных кредитов в соглашении Базель I в 1988 г.; или снижение почти до нуля ключевой ставки со стороны Федеральной резервной системы (ФРС) США в 2000-х гг. В результате банки стараются выдавать больше ипотечных кредитов и кредитов застройщикам. Такие кредиты активно берут граждане (ФЛ). Это отражается в росте спроса на недвижимость, ведет к

росту цен на нее, делает инвестиции в строительство более привлекательными. Кредиты активнее берут строительные компании (ЮЛ). Хотя предложение недвижимости растет, но, из-за запаздывания по отношению к росту спроса, продолжает наблюдаться рост цен. Недвижимость становится привлекательным залогом с постоянно возрастающей стоимостью. Под нее банки с готовностью дают кредиты и гражданам, и застройщикам. Далее меняется иной значимый экономический фактор в стране или в мире. Он провоцирует снижение спроса. Цены на недвижимость перестают расти. Одновременно часто происходит, что заемщики становятся не в состоянии платить по кредиту (они и при взятии не могли бы по нему платить, но рост цены залога мог окупить неплатежи заемщика, и банк решал кредит выдать). Банки забирают залогом себе и начинают их продавать (fire sales), чтобы возместить невозвращенные кредиты. Цены на недвижимость начинают падать. Это провоцирует дальнейшее снижение спроса (граждане ожидают, что смогут позднее купить по более дешевым ценам). Застройщики не могут продать построенное и объявляют дефолт. Банки несут убытки. Растет безработица. Нарастает экономический кризис. Такие цепочки событий произошли в случае American Savings and Loan (1984), First Republic Bank (1988), Mcorp (1989), Gibraltar Savings (1989), City Federal Savings (1989), Christiania Bank og Kreditasse (1991), Fokus Bank ASA (1991), Hokkaido Takushoku Bank (1997), Dresdner Bank (2008), United Commercial Bank (2009), HQ Bank (2010), Bank of India (2016), State Bank of India (2017).

Во второй группе имел место риск концентрации, в частности на ипотечных кредитах. Банки не диверсифицировали свои риски. Поэтому при прочих равных они понесли потерь больше, чем, возможно, могло бы быть при отказе от узкоспециализированной бизнес-модели. К таковым случаям относятся убытки в Hamilton National Bank of Chattanooga (1976), Den norske Bank (1991), Spar+ Leihkasse Thun (1991), Southeastern Bank (1991), Nordbanken (1993), The Royal Bank of Scotland Group (RBS) (2008), Wells Fargo (2008), Fortis (2008), Washington Mutual (2008), Downey Savings and Loan Association (2008), Guaranty Bank (2009).

В данной группе стоит выделить два способа реализации риска концентрации. В первом способе банки активно кредитовали как продавцов товара (строительные компании), так и покупателей (граждан – покупателей жилья). Так происходило в Security National Bank of Long Island (1975), Long Term Credit Bank of Japan (1998). В таких случаях, по сути, получается, что граждане своими кредитами оплачивают процентные платежи по кредитам застройщиков. Это означает, что конечный кредитный риск для банка формируют только граждане (ФЛ). Однако процентные доходы банк себе включает в прибыль и впоследствии в капитал от обоих кредитов: выданных гражданам и застройщикам.

Получается, что процентные доходы от кредитов застройщикам являются искусственной прибылью банка, или «регуляторным арбитражем». Для предотвращения таких рисков и искусственного завышения капитала от включения в него подобных доходов регулятор требует выделения категории «**ненадлежащих активов**» и исключения их из капитала. Первые требования пруденциального банковского регулирования и надзора ненадлежащих активов опубликованы в документе (Банк России, 2006).

Во втором способе риск концентрации усиливался использованием долговых ценных бумаг в дополнение к имеющемуся кредитному портфелю. К таким бумагам в первую очередь относятся ипотечные ценные бумаги (retail mortgage-backed securities, RMBS), обеспеченные облигации (CDO). Убытки от кредитного риска такого рода наступили в случаях Countrywide (2007), Bear Stearns (2007), Merrill Lynch (2008), Citigroup (2008), Wachovia (2008), Norichukin Bank (2008), Credit Suisse (2008), Deutsche Bank (2008), Morgan Stanley (2008), Bank United (2009).

К третьей группе относятся случаи, когда имело место изменение особенного (уникального) экономического фактора. Например, это было значимое удорожание стоимости фондирования (пассивов) банка для Franklin National Bank of New York (1974), Sparbanken Sverige (1992), Skandinaviska Enskilda Banken (1992), Gota Bank (1993), Handelsbanken (1996), Halifax Bank of Scotland (2008), IndyMac Bank (2008). Это мог быть эффект «заражения» – передачи проблем от контрагента банка к самому банку – как наблюдалось для Nippon Credit Bank (1998), Dresdner Bank (2008), Hypo Real Estate (2008), Union Banks of Switzerland (UBS) (2008), Bayerische Landesbank (2008), Colonial Bank (2009), AmTrust Bank (2009).

Особо стоит остановиться на четвертой группе. За почти 50 лет исследования крупнейших убытков от реализации кредитного риска в мире удалось обнаружить пять событий, когда о крупных убытках от операционного риска сообщалось примерно одновременно с объявлением о крупных убытках от кредитного риска. При этом убытки от операционного риска не соответствовали классическому примеру их исключения из выборки кредитных убытков (например, когда дефолт по кредиту, выданному по фальшивым документам, считается реализацией операционного, а не кредитного риска).

Такие случаи происходили с частотой один раз примерно в десять лет:

- 1) 1987, Merrill Lynch (США); кредитный убыток USD 0.28 млрд. дол. США;
- 2) 1997, Yamaichi Securities Company (Япония); кредитный убыток 53 млрд. дол. США;
- 3) 2008, Société Générale (Франция); кредитный убыток 19 млрд. дол. США;
- 4) 2009, Colonial Bank (США); кредитный убыток 1.7 млрд. дол. США;
- 5) 2016, Punjab National Bank (Индия); кредитный убыток 0.8 млрд. дол. США.

Одновременность анонса беспрецедентных (специфических), часто мошеннической природы, убытков от операционного риска и ожидавшихся (но не в таком масштабе) убытков от основной деятельности указывает на наличие ненулевой вероятности того, что на самом деле оба убытка могут быть кредитной природы. Таким образом, нельзя исключать возможность, что объявление об операционных убытках могло позволить распределить величину убытка на основную (по кредитному риску) и дополнительную (по операционному риску). Например, в случае Société Générale данные цифры составили 8 и 5 млрд. евро, соответственно, будучи анонсированы с разницей в две недели в декабре 2007 г. (убыток от операционного риска был сообщен первым). Для проверки такой гипотезы нужно дополнительно исследовать закрытые внутренние данные банка.

В пятую группу входят случаи, в которых были иные специфические причины реализации кредитных рисков. Например, Bank of New England (1991) предлагал регулятору продать свои компании, зарегистрированные на островах Мэн и Род, для покрытия убытков. Поскольку регулятор такое предложение отклонил, то банк обанкротился. В Goldome (1991) проблемы усугубились после изменения методологии бухгалтерского учета. При начале вычета нематериальных активов из величины капитала для цели расчета норматива достаточности капитала банк перестал выполнять требования к минимальному значению норматива. Fortis (2008) понес существенные убытки, когда мировой финансовый кризис 2007-09 гг. пришелся на середину процесса приобретения им банка-конкурента. HQ Bank (2010) не только понес убытки от кредитного риска, но и испытал существенный внеплановый отзыв депозитов, который привел к банкротству банка.

Выявленная проблема (сценарий № 4), когда часть убытков от реализации кредитного риска может представляться в виде операционного риска, важна для ПВР по следующей причине. Если часть убытков не включена в базу данных, на которых разрабатываются математические модели оценки кредитного риска, то детерминанты такого риска (риск-факторы) могут быть некорректно идентифицированы, а прогноз величины кредитного риска может быть занижен. Это может давать дополнительные возможности банку по наращиванию кредитования в периоды экономического подъема, но увеличивать его потери в кризис.

2.1.2. Доступная финансовая отчетность предприятий

Российские предприятия

Отправной точкой являются данные о российских компаниях – эмитентах облигаций за период с 2000 по 2015 г. (16 лет). Первый опыт исследования их части за 2000-2005 гг. доступен в работе (Пеникас Г. И., 2007).

Данные об облигациях получены на сайте ru.cbonds.info, финансовая отчетность компаний по российским стандартам – на сайте spark-interfax.ru, котировки облигаций и номинал – из базы Московской биржи. Только у 60% компаний была финансовая отчетность. В выборку вошло 54% от числа общего числа уникальных эмитентов, которые хотя бы один раз объявили дефолт по облигациям. У иных не было отчетности ни за год, ни за два до даты дефолта. Поэтому имеется несбалансированная панель из 839 российских предприятий-эмитентов.

Из сформированной выборки были удалены предприятия с нулевой величиной активов, поскольку в таком случае по предприятию не было, как правило, иных показателей в отчетности. Поэтому после преобработки данных осталось 201 наблюдение дефолта или всего 6 688 наблюдений эмитентов-лет (Таблица 14). Число дефолтов по годам приведено на Рисунке 15.

Таблица 14 - Распределение дефолтов и недефолтов в исходном и конечном массивах данных

Год	До преобработки данных				После преобработки данных			
	Не-дефолты	дефолты	Всего	Выборочная доля дефолтов	Не-дефолты	дефолты	Всего	Выборочная доля дефолтов
2000	839	0	839	0%	220	0	220	0%
2001	839	0	839	0%	241	0	241	0%
2002	839	0	839	0%	255	0	255	0%
2003	839	0	839	0%	281	0	281	0%
2004	836	3	839	0%	325	0	325	0%
2005	838	1	839	0%	367	0	367	0%
2006	838	1	839	0%	425	1	426	0%
2007	838	1	839	0%	509	0	509	0%
2008	804	35	839	4%	531	30	561	5%
2009	739	100	839	12%	477	83	560	15%
2010	775	64	839	8%	525	44	569	8%
2011	815	24	839	3%	542	20	562	4%
2012	833	6	839	1%	547	6	553	1%
2013	831	8	839	1%	547	8	555	1%
2014	830	9	839	1%	513	9	522	2%
2015	839	0	839	0%	182	0	182	0%
Итого	13 172	252	13 424	2%	6 487	201	6 688	3%

Дополнительными детерминантами дефолта были рассмотрены макроэкономические переменные: ВВП и инфляция (ИПЦ), взятые по данным Росстата.

Информация о статусе дефолта получена на основе материалов Cbonds.info. Детерминантами дефолта рассмотрены значения из финансовой отчетности года, предшествующего году дефолта.

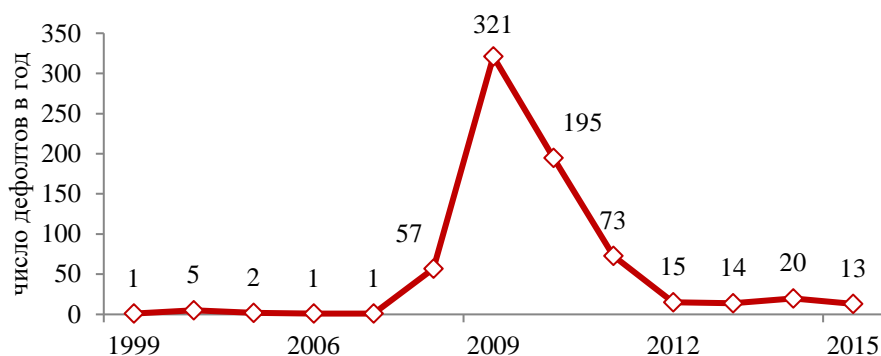


Рисунок 15. Динамика числа дефолтов по корпоративным облигациям за период 1999-2015 гг. (включая дефолты по облигациям с встроенными опционами)

В рассматриваемый временной период 2000-2015 гг. на Россию были наложены санкции в марте 2014 г. Можно ожидать, что санкции как отдельно взятый фактор не оказали влияния на вероятность дефолта по следующим причинам:

1. Санкции были наложены на отдельных людей и государственные компании. В рассматриваемой выборке нет облигаций государственных компаний.
2. Санкции должны найти отражение в финансовой отчетности компаний, и при наличии эффекта, таким образом, будут учтены как детерминанты PD.
3. Общеэкономический эффект санкций отражен в динамике ВВП страны.

Мировые судовые компании

Всего отобрано 192 мировые публичные судовые компании из 36 стран мира. Большая часть судовых компаний в выборке (68.23%) специализируется на транспортировке грузов по глубоководным маршрутам (deep sea transportation) между заграничными портами, а также предоставляет услуги фрахтования по рекам или в целом оказывает услуги по перемещению морем. В частности, включены компании A.P. Moeller–Mærsk A/S (Дания), COSCO (Китай), Evergreen (Тайвань). Более 50% выручки этим компаниям дает перевозка контейнеров, 20% – перевозка упакованных в паллеты или иные коробки грузов, 10% – перевозка жидкостей и газов, 5% – перевозка насыпного сырья. Компании также перевозят автомобили и фургоны, осуществляют услуги по поддержке и ремонту. В выборке 12% компаний дополнительно проводят переработку и продажу нефти и газа и участвуют более общо в нефтеперерабатывающих и связанных с нефтью отраслях. Крупнейшими в мире компаниями являются Aegean Marine Petroleum Network Inc. (Греция), American Shipping Company ASA (Норвегия), Scorpio Tankers Inc. (Монако) и Teekay Offshore Partners LP (Бермуды).

Для указанных компаний взята отчетность за период с 2000 по 2016 г. Всего 3 264 наблюдения компаний-лет. Среди них 41 компания объявила дефолт, т.е. 1.2% от всего числа. Это соответствует критерию низкодефолтного портфеля (LDP). Как отмечает исследователь (Баум, 2016, р. 282), в ситуации LDP результаты существенно зависят от того, какая модель взята для регрессии: logit, probit, иная. Поэтому для ухода от LDP обогатим данные путем выделения событий квази-дефолтов. В Таблице 15 перечислены критерии отбора 25 квази-дефолтов.

Таблица 15 – Критерии квази-дефолтов

Критерий квази-дефолта	Число комп.	Доля (%)
Компания стала дочерним обществом существующей компании	10	40
У компании/группы компаний поменялось название (организационно-правовая форма)	5	20
Компанию поглотила другая компания	4	16
Компания слилась с другой компанией из той же отрасли	4	16
Компания объявила дефолт, но снова скоро восстановила деятельность, платежи по долгам	2	8
Всего	25	100

Объясняющими факторами дефолта могут быть как финансовые, нефинансовые переменные, так и макроэкономические. Ученые (Grammenos, Nomikos, & Papapostolou, 2008) доказали, что уровень ставок фрахтования (time charter rates, TCR) является важным фактором платежеспособности. Наиболее известным агрегированным индикатором ставок фрахтования является индекс Baltic Dry (BDI). Особенности временной динамики TCR исследованы в работе (Merikas, Merika, & Penikas, 2013). Исследователи (Mitroussi, Abouarghoub, Haider, Pettit, & Tigka, 2016) указывают, что в целом рыночные факторы значимы для оценки кредитоспособности, особенно в периоды нестабильности и при ограниченных возможностях привлечения финансирования. Авторы (Kavussanos & Tsouknidis, 2016) утверждают, что важно учитывать как текущее состояние рынка судовых перевозок, так и прогнозы его развития при оценке платежеспособности судовых компаний.

Поскольку ряд судовых компаний заканчивают финансовый год не 31 декабря (например, 30 января, 31 марта, 30 июня), то для сопоставимости все данные были пересчитаны следующим образом по примеру переменной запаса совокупных активов (ТА) на конец марта:

$$CalculatedTA_t = \frac{1}{4}TA_{t-1} + \frac{3}{4}TA_t, \quad (61)$$

где TA_{t-1} – величина совокупных активов 31 марта прошлого (t-1)-го года; TA_t – значение совокупных активов на 31 марта текущего t-го года.

Все объясняющие переменные взяты по состоянию на год, предшествующий году, когда зафиксирован дефолт или квази-дефолт. Включение большего числа лагов существенно сокращает выборку, особенно в части числа дефолтов. Описание переменных доступно в Таблице 16.

Таблица 16 - Описание выявленных значимых объясняющих переменных

Обознач.	Переменная	Ед. изм.	Источник
ROA	Чистая прибыль/совокупные активы	%	Thomson Reuters Eikon
Tobin Q	Рыночная ст-ть капитала/бухгалт.	%	Thomson Reuters Eikon
Owners	Процент собственности крупнейшего акционера	%	Сайты компаний
Current Ratio	Текущие активы/текущие об-ва	%	Thomson Reuters Eikon
EBITDA	Выручка до вычета налогов, процентов, амортизации	млрд.дол.США	Thomson Reuters Eikon
TA	Совокупные активы	млрд.дол.США	Thomson Reuters Eikon
IRONSTEEL	Индекса железа и стали Dow Jones США (индикатор стоимости утилизации судна)	Дол.	www.google.com/finance
GDP	ВВП мира	млрд.дол.США	www.worldbank.org

Для развития исследования и разработки модели, применимой в МСФО 9, мы расширяем массив данных по мировым судовым компаниям и дифференцируем горизонты прогноза PD. Если ранее он строился на один год вперед, то теперь дополняем тремя и пятью годами. Динамика долей дефолтов, соответствующих трем горизонтам прогноза, представлена на Рисунке 16. В Таблице 17 сведена информация о числе наблюдений по классам.

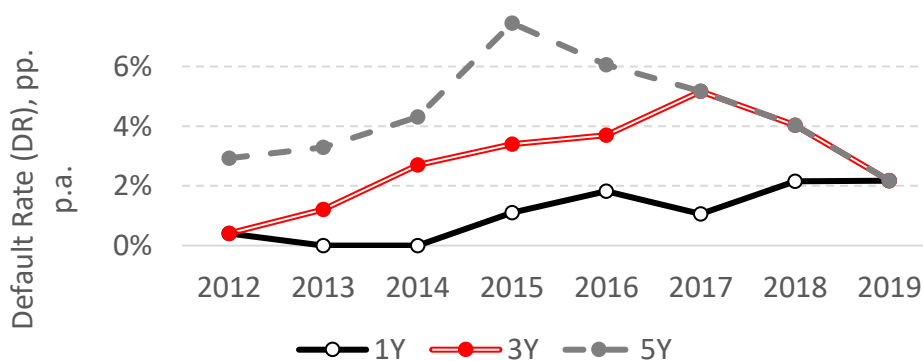


Рисунок 16. При увеличении горизонта прогноза PD с 1 до 5 лет портфелей мировых судовых компаний перестает быть низкодефолтным

Таблица 17 - Расширенный массив данных включает более двух тысяч наблюдений

#	Горизонт, лет	Число недефолтов	Число дефолтов	Доля дефолтов (средн.)
1	1	2144	24	1.1%
2	3	2107	61	2.9%
3	5	2076	92	4.4%

2.1.3. Финансовая отчетность банков

Российские банки

Были взяты данные из официальной отчетности российских банков за 25 кварталов 2004К1-2010К1. На каждую дату существовала примерно одна тысяча банков. Внебалансовые позиции не учитывались, поскольку лишь у незначительного числа кредитных организаций были ненулевые записи в разделе Г формы 101 (срочные сделки). Была проведена проверка на выбросы.

Наибольшие значения риска характерны для рыночного риска. Для него же наблюдается наибольшая волатильность. Например, стандартное отклонение значений рыночного риска в отдельные кварталы по всем банкам составляло до 200%, тогда как для кредитного – только 7%, для операционного – 20%. Если рассматривать показатели асимметрии и эксцесса, то можно утверждать, что частные распределения рисков не являются гауссовскими. Поэтому использование многомерного гауссовского распределения заведомо будет давать неадекватное приближение при восстановлении совместного распределения рисков. Значит, необходимо использовать копулу.

Для построения моделей PD и LGD российских банков брались данные из официальной отчетности (формы 0409101, 0409102 – формы 101, 102). Первичные данные были агрегированы с уровня отдельного счета до содержательных статей баланса и отчета о прибылях и убытках. Для этой цели можно было бы использовать разработочные таблицы для форм отчетности 0409806 и 0409807 (формы 806, 807). Однако в раскрываемых публичных данных форм 101, 102 отсутствует ряд деталей для полного восстановления данных до форм 806, 807. Например, группы значений с буквой «S». Поэтому была использована методология формирования баланса для 30 крупнейших российских банков с учетом изменений во времени. Последняя методология доступна на 01.09.2019 по адресу: URL: http://cbr.ru/statistics/bank_sector/, см. «Агрегированный балансовый отчет 30 крупнейших кредитных организаций Российской Федерации». Например, см. стр. 7-14 в материале: URL: <http://cbr.ru/Collection/Collection/File/23746/svst01092019.pdf>. Соответствующая реализация в 2020-2021 гг. была доступна на сайте bankovedenie.com. Полный перечень переменных из публичной отчетности российских банков доступен в Приложении 2.

Банки Евросоюза

Ранее в большинстве исследований о деривативах использовали dummy переменную, соответствующую факту их использования или отсутствию такого факта (Nance, Smith, & Smithson, 1993), (Bartram, Brown, & Conrad, 2011). Такой подход является сильно ограниченным, так как не учитывает масштаб (чувствительность, sensitivity).

Поэтому отправной точкой текущей работы стали 300 публичных коммерческих банков ЕС. Период наблюдений взят с 2005 по 2010 г., чтобы захватить мировой финансовый кризис 2007-09 гг. По банкам ЕС никто не исследовал использование деривативов в разрезе справедливых стоимостей контрактов и их суммарных номинальных стоимостей. Такая информация доступна в примечаниях (раскрытиях, Notes) к аудируемой отчетности банков по МСФО, размещенной на сайтах банков. Исследователь (Acharya V. , 2014) отмечал, что, ввиду отсутствия единого образца представления данных, задача сбора такой информации сложна, если не невозможна. Тем не менее такая задача была выполнена. Наиболее полезным для решения задачи оказался стандарт IFRS 7 (раскрытие информации о финансовых инструментах), который требовал указывать цель использования деривативов: для хеджирования или для торговли (спекуляции), а также их количественные характеристики (суммарные эквиваленты номинальных (notional) стоимостей контрактов, суммы переоценки их справедливой стоимости (fair value)). В частности, дериватив относится к категории хеджирующего, если хеджирование признается эффективным согласно стандарту IAS 39. Если банк не раскрывал информацию о цели использования дериватива, то дериватив указывался как торговый.

Авторы (Minton, Stulz, & Williamson, 2009) утверждают, что кредитные деривативы в основном используются для покупки и продажи защиты (protection), но не для хеджирования кредитного риска в собственном банковском портфеле. Аналогичный вывод сделан в работе (Kiff, Elliott, Kazarian, Scarlata, & Spackman, 2009), где показано, что у большей части покупателей кредитно-дефолтных свопов (CDS) не было принято кредитных рисков на заемщиков, на которых заключены CDS. Для кредитных деривативов в отчетности банков ЕС невозможно определить эффективность хеджирования из-за отсутствия информации в раскрытии вида базового актива. Поэтому в категорию хеджирующих кредитных деривативов были отнесены контракты с покупкой кредитной защиты (protection purchased), иначе – они относились к категории торговых. Для проверки устойчивости полученных результатов были оценены две модели регрессий, без учета кредитных деривативов и когда они все отнесены к категории торговых. Значимых изменений в результатах не получено.

Можно обсуждать, что отнесение деривативов к хеджирующим в отчетности может быть результатом обсуждений руководства банка с аудиторами. Тем не менее риску таких искажений подвержены все данные в аудируемой отчетности. Поэтому работаем с имеющимися данными за отсутствием иных. Существуют требования стандартов МСФО в части хеджирующего отношения. Для признания его эффективным оно должно быть в пределах от 80 до 125%, см. пар. 71-102, 105 AG 94-132 в IAS 39; см. пар. 6.4.1(c) в IFRS 9,

пар. 22C(b) в IFRS 7 (МинФин РФ, 2016). Поэтому из категории хеджирующих могут исключаться те контракты, которые по экономической сути заключаются как таковые, но не удовлетворяют указанному условию. Тем не менее, несмотря на такие ограничения, использование неторговых деривативов как индикаторов хеджирования для американских банков уже встречалось в исследованиях (Adkins, Carter, & Simpson, 2007), (Campbell, 2015).

Сложность сбора данных для европейских банков, в отличие от американских, заключается в том, что стандарты МСФО не требуют единообразного формата представления информации, тогда как американские стандарты требуют.

Дополнительно в системах Bankscore и Bloomberg были взяты обобщенные банковские данные баланса, отчета о прибылях и убытках, а также данные о котировках выбранных банков. На основе этих данных были посчитаны показатели среднегодового темпа прироста акций и риска вложения в эти акции для инвестора (как среднеедневное стандартное отклонение котировок акции банка за год) и ρ Тобина. Список использованных переменных приведен в Приложении 3.

Данные были проверены на наличие выбросов и пропущенных значений. Последние появлялись из-за отсутствия данных в раскрытиях банков (часто из-за нематериальности таких контрактов). В итоге осталось 109 банков.

Банки Греции

Рассмотрим пять публичных коммерческих банков Греции с 2001 по 2017 г. Отметим особенность Греции, которая еще характерна только для четырех стран в мире. В ней на фондовом рынке обращаются акции регулятора (Центрального банка Греции – тикет TELL). Автор (Rossouw, 2014) отмечает, что акции регуляторов торгуются еще в Швейцарии (тикеты SNBN), в Японии (тикеты 8301) и в Бельгии (тикеты 0DT1).

Таблица 18 - Банки Греции, чьи акции обращаются на бирже

Тикет	Название банка	Год перехода на ПВР	SIFI	Общие активы ТА, млрд. евро на 01.01.2018
TELL	Bank of Greece	Нет	Не прим.	125
ALPHA	Alpha Bank	2017	Да	60
ATT	Attica Bank	2014	Нет	4
TPEIR	Piraeus Bank	2014	Да	67
Нет	Aegean Baltic Bank	2010	Нет	0.2
EUROB	EuroBank Ergasias	2008	Да	60
ETE	National Bank of Greece	2008	Да	64

К 2017 г. все пять публичных коммерческих банков Греции используют ПВР, четыре из них признаны системно значимыми (SIFI) (Таблица 18). На ПВР в 2010 г. перешел Aegean Baltic Bank, но его акции не торгуются на бирже. Поэтому он не рассматривается далее.

В качестве зависимых переменных будем рассматривать котировки акций банков, их активы и капитал. Данные взяты из материалов Bloomberg и отчетов банков. Для сопоставимости значений зависимых переменных $Y_{i,t}$ между банками, кроме уровней, рассмотрены относительные значения, приведенные к 2001 г. (62), и приросты за год (63).

$$\text{rel_}Y_{i,t} = \frac{Y_{i,t}}{Y_{i,2001}}. \quad (62)$$

$$\text{Return}_{i,t} = \frac{Y_{i,t-1}}{Y_{i,t}} - 1. \quad (63)$$

Рассмотрение приростов акций необходимо по двум причинам. Во-первых, для сопоставимости с выводами из исследования по европейским банкам с деривативами. Во-вторых, для перехода к стационарным временным рядам. Для проверки стационарности были использованы две процедуры для моделей панельных данных (Hadri, 2000) и (Levin, Lin, & J., 2002) (LLC) в двух вариациях (с трендом и без), которые доступны в команде `xtunitroot` в программе Stata. Результаты проверки на стационарность доступны в описании переменных в Приложении 4.

Аналогично предыдущему разделу были использованы контрольные переменные на макроэкономическую ситуацию, чтобы получить очищенный эффект от перехода на ПВР для стоимости банка. В частности, учитывая существенную волатильность ВВП Греции (Рисунок 17), можно ожидать, что показатель ВВП будет значимым фактором в регрессиях.

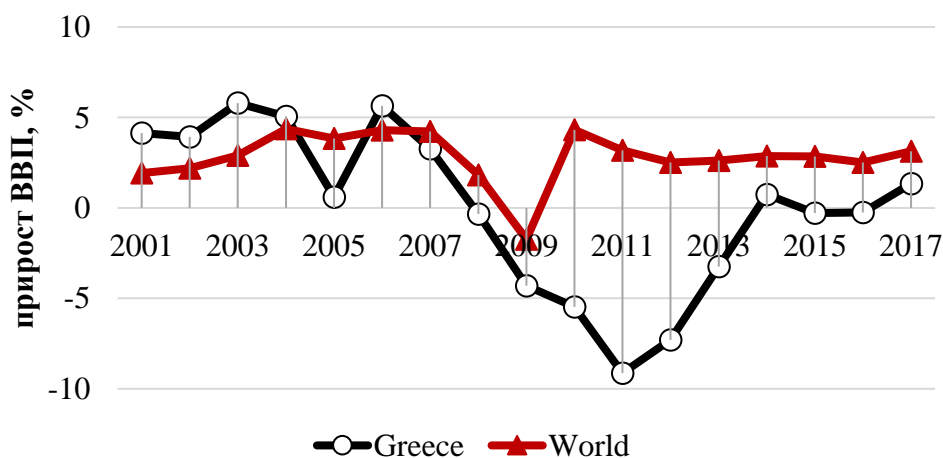


Рисунок 17. Значимое снижение ВВП Греции наступило в 2011 г.

Источник: World Bank, World Bank: URL: <https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.KD.ZG>

Другая группа контрольных переменных включает характеристики деятельности банков. Были рассмотрены факторы из предыдущих исследований (Ashraf, Goddard, & Altunbas, 2005), (Adkins, Carter, & Simpson, 2007). Отдельно добавлен показатель финансового рычага (leverage) – это норматив достаточности капитала при 100%-м риске для всех активов – чтобы учесть снижение доли внешних (несобственных) источников финансирования в банках Греции после мирового финансового кризиса 2007-09 гг., которое статистически значимо наблюдается после 2012 г.

Глобальные системно-значимые банки

Основой исследования глобальных системно-значимых банков является их перечень, регулярно публикуемый с 2011 г. Советом по финансовой стабильности, Financial Stability Board (FSB). В самом первом реестре были только банки – кандидаты для получения такого статуса в 2012 г. Начиная с 2013 г. банкам назначили количественные значения надбавок и распределили по группам (Таблица 19).

Таблица 19 - Распределение банков по категориям глобальной системной значимости

Год действия надбавки	Надбавка за глобальную системную значимость, пп. от RWA					Всего банков
	0	1	1.5	2	2.5	
2009	35					35
2010	35					35
2011	35					35
2012	7	28				35
2013	8	13	8	2	4	35
2014	7	14	8	4	2	35
2015	6	17	6	4	2	35
2016	6	18	5	4	2	35
2017	6	17	6	4	2	35
2018	5	17	8	4	1	35
2019	7	16	8	3	1	35
2020	6	17	9	2	1	35
2021	5	18	8	3		34
Всего	168	175	66	30	15	454

Хотя число банков в группах, разделенных по степени системной значимости, примерно постоянно, имеет место ежегодная переоценка конкретного значения надбавки. За 10 лет функционирования механизма назначения данной категории было 47 пересмотров, включая 25 поднятий надбавок и 22 снижения (Рисунок 18).

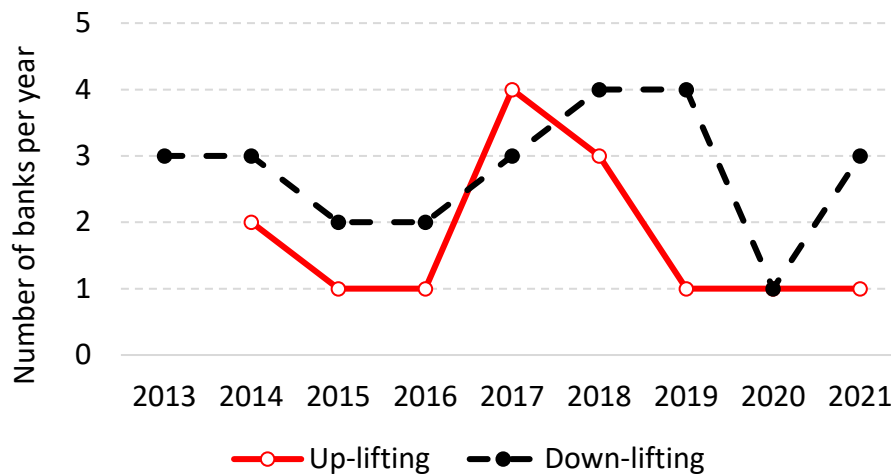


Рисунок 18. Число пересмотров надбавки за глобальную системную значимость

Список банков-кандидатов покинули три из них (Commerzbank, Dexia, Lloyds Banking Group). При этом в список было включено два банка, которых не было в числе банков-кандидатов (BBVA и Standard Chartered). Надбавки для Citibank пересматривались чаще всего – четырежды. После первого списка с надбавками добавилось четыре банка, по которым не было изменений надбавки за весь период: Agricultural Bank of China, Royal Bank of Scotland, Standard Chartered, Toronto Dominion. Таким образом, в нашем распоряжении имеется 454 банк-лет наблюдения.

Таким образом, мы подходим к классической постановке исследовательского вопроса. На входе имеем одинаковые банки до применения воздействия, т.е. банки из одной группы глобальной системной значимости. Воздействие – это изменение надбавки на следующий год. Как следствие, получаем две группы банков: к которым было применено воздействие и иные (без воздействия). Причем воздействие может быть двунаправленным: в сторону поднятия или в сторону понижения надбавки. Мы ожидали, что изменение надбавок на один процентный пункт должно отражаться в изменении норматива достаточности на один процентный пункт. Однако представьте следующую ситуацию: желая сделать такую корректировку, будучи финансовым директором глобального банка, вы одновременно понимаете, что не успеете вы это реализовать, как со следующего года ее могут вернуть. Тогда возникает закономерный вопрос, как же в итоге за эти десять лет ежегодных изменений надбавок реагировали банки.

В основе исследования – данные из финансовой отчетности банков из базы Standard&Poor’s Capital IQ database. По банку Group BPCE (Banque Populaire CdE) информации нет. Надбавка для нее была 1%, кроме 2018 г., когда на один год банк покинул список. Для банка Royal Bank of Scotland взяты финансовые показатели его акционера the NatWest Group. По данным о нормативе достаточности базового капитала CET1 много

пропусков, есть только 332 из 454 наблюдений. Описательные статистики приведены в Таблице 20. В целом видно, что фактический уровень достаточности капитала имеет существенно больший разброс, чем вводимые надбавки (Рисунок 19).

Таблица 20 - Описательные статистики нормативов достаточности капитала глобальных банков

Переменная	Срез	Среднее	Ст. откл.	Min	Max	Наблюдений		
						N	=	
CET1	overall	12.27	2.69	6.40	28.10	N	=	332
	between		1.66	10.49	18.47	n	=	32
	within		2.13	0.20	21.90	T-bar	=	10.38
T1	overall	13.96	2.96	6.37	28.16	N	=	408
	between		1.98	10.69	18.82	n	=	35
	within		2.21	2.73	23.29	T-bar	=	11.66
CAR	overall	16.60	3.06	9.80	28.50	N	=	412
	between		2.05	13.48	21.77	n	=	35
	within		2.33	7.21	25.41	T-bar	=	11.77
Add_On	overall	0.82	0.72	0.00	2.50	N	=	454
	between		0.43	0.08	1.77	n	=	35
	within		0.58	-0.95	1.90	T-bar	=	12.97

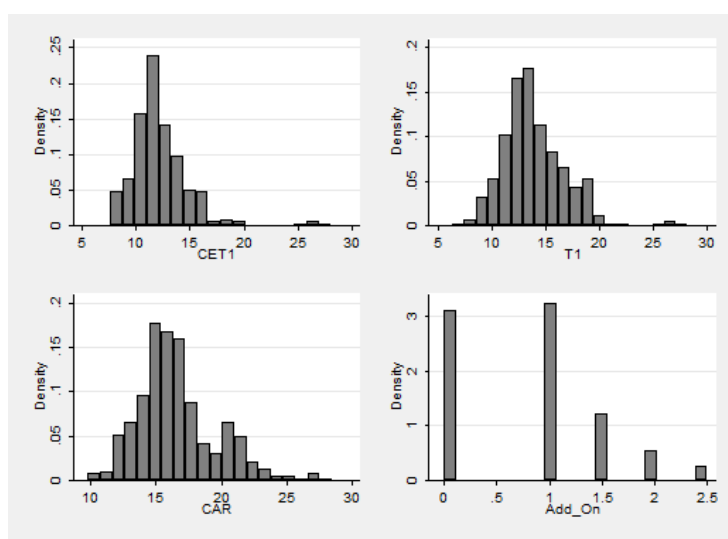


Рисунок 19. Разброс значений норматива достаточности капитала существенно больше, чем набор применимых надбавок за глобальную системную значимость

Исламские банки

Цель исследования – в оценке эффекта от принятия в 2013 г. стандарта IFSB-15 на стоимость исламских банков. Введение стандарта можно назвать реформой банковского регулирования. Ее суть состоит в том, чтобы использовать модифицированный норматив достаточности капитала (49), который учитывает параметр «альфа». Авторы (Penikas & Stefanenko, 2021) вручную собрали значения параметра по странам и сравнили с теоретическими в Таблице 21.

**Таблица 21 - Наиболее обширный список стран с параметрами «альфа»
в регулировании достаточности капитала**

#	Страна	IFSB	Структ.	Факт	Прим.	Источник
1	Афганистан	n/a	n/a	0	1	(Central Bank of Afghanistan, 2018a, pp. 11, the formula at the top of the page), (Central Bank of Afghanistan, 2018b, pp. 6, par. 4.2)
2	Бахрейн	30	33	30		(Central Bank of Bahrain, 2015, pp. 1, CA-1.1.17b)
3	Бангладеш	n/a	n/a	0	2	(Bangladesh Bank, 2009, p. 11 Section IV)
4	Бруней	n/a	n/a	0	3	(Laws of Brunei, 1999, pp. 10 Part 2 par.10(1c), 12 Part III par.14 (1a))
5	Египет	n/a	n/a	100	4	(Central Bank of Egypt, 2016, p. 17 تعريف الأنواع المختلفة للمخاطر)
6	Ирак	n/a	n/a	0	5	(Central Bank of Iraq, 2018, pp. 2, 12 par.3.5, 16.2.3)
7	Иордания	26	39	30		(IMF, 2020, p. 215)
8	Казахстан	n/a	n/a	0	6	(Law of the Republic of Kazakhstan No. 133-IV, 2009, pp. Article 52-1)
9	Кувейт	35	16	50		(IMF, 2020, p. 215)
10	Малайзия	n/a	n/a	100		(Bank Negara Malaysia, 2011, pp. 14, 7.1(ii))
11	Мальдивы	84	18	n/a		
12	Оман	33	24	30		(IMF, 2020, p. 215)
13	Пакистан	14	89	60		(State Bank of Pakistan, 2012, pp. 7, Appendix-I, line 8)
14	Катар	36	37	100		(IMF, 2020, p. 215)
15	Судан	60	45	50		(IMF, 2020, p. 215)
16	Сирия	45	53	n/a		
17	ОАЭ	n/a	n/a	35		(Archer, Karim, & Sundararajan, 2010, p. 17)
18	Западный Берег и Газа (Палестина)	15	60	n/a		
19	Йемен	45	60	n/a		

Примечание. n/a – не применимо; IFSB – это популяционный параметр «альфа» из работы (Archer, Karim, & Sundararajan, 2010). Структ. – это иной теоретический (структурный) параметр, оцененный в работе (Baldwin, Alhalboni, & Helmi, 2019). Факт – это значение из регуляторных документов.

Прим 1. Центральный Банк Афганистана определяет формулу для распределения доходов между вкладчиками и банков (Central Bank of Afghanistan, 2018b, pp. 11, верх) в виде: $Net\ Rate\ of\ return = Gross\ Rate \times Profit\ Sharing\ Ratio$. В описании продукта «инвестиционный счет мудараба» (“Investment Account Mudarabah”) указано «4.2. Прибыль на инвестиционные счета (если такие есть) должна быть рассчитана по заранее определенному графику платежей накопленным итогом с выплатой в конце срока договора или в иной другой регулярный срок, как оговорено в договоре» (Central Bank of Afghanistan, 2018a). Поэтому считаем, что здесь нет места сглаживанию прибыли с точки зрения регулятора. Поэтому указываем «0» как параметр «альфа» для Афганистана.

Прим. 2. В рекомендациях по ведению исламского банкинга Банком Бангладеш описаны принципы депозита в разделе IV как «Прибыль, если будет, делится между Sahib-Al-Maal (владелец инвестиционного счета) и Mudarib (банком) в заранее определенной пропорции, однако любой убыток полностью несет Sahib-Al-Maal». Поскольку учет рисков прописан однозначно и банк не может потерять, то ставим «0» для Бангладеш.

Прим. 3. В доступных источниках не удается найти каких-либо разрешенных практик сглаживания прибыли в исламских банках Брунея. Кроме того, закон об исламских банках в Брунее содержит п. 10 (1c) в части II об основаниях отзыва лицензии в случае, если «у исламского банка недостаточно активов для

погашения обязательств перед внешними сторонами», и п. 14(1а) части III о требованиях к исламским банкам, где отмечена «необходимость поддержания резервного фонда». Таким образом, если считать, что исламские банки должны иметь фонды PER и/или IRR, то иные риски им учитывать не нужно и альфа принимаем равной «0» для Брунея.

- Прим. 4. В Египте отсутствуют специальные законы для исламских банков, а дефолты по сделкам исламского банкинга рассматриваются как убытки по обычным банковским операциям (Smith & Gateway, 2018). Согласно циркуляру ЦБ Египта, от банков требуется идентифицировать стандартный перечень рисков, требуемый регулированием внутренних процедур оценки достаточности капитала (ВОПДК). В документе не упоминается замещаемый коммерческий риск (displaced commercial risk, مخاطر تجارية منقولة), например, (Central Bank of Egypt, 2016, pp. 17, تعريف الأنواع المختلفة للمخاطر). Мы устанавливаем альфа, равное «100», поскольку инвестиционные счета рассматриваются как обычные депозиты и банки могут принять на них максимально возможный кредитный риск.
- Прим. 5. ЦБ Ирака в документе «Контроль и управление рисками исламских банков» (ضوابط ادارة المخاطر في المصارف الإسلامية) определяет замещаемый коммерческий риск (DCR) в п. 3.5. Затем в п. 16.2.3 требуется создать резервный фонд для нейтрализации данного риска. Поэтому, аналогично Брунею, считаем, что альфа равен «0», поскольку все риски компенсируются созданным фондом.
- Прим. 6. В Казахстане были приняты поправки к закону, регулирующему деятельность исламских банков в стране (Law of the Republic of Kazakhstan No. 133-IV, 2009). Согласно ст. 52-1 «Требования к деятельности исламского банка», исламский банк не обязан гарантировать доходность по инвестиционному депозиту. Таким образом, инвестиционный счет для исламского банка в Казахстане носит характер полноценного брокерского счета, т.е. внешнего (внебалансового) по отношению к банку. Поэтому параметр альфа принимаем равным «0».

Для оценки эффекта от реформы достаточности капитала 2013 г. все банки делятся на две группы: пилотную (состоит из исламских банков) и контрольную (из традиционных) (Таблица 22).

Таблица 22 - Число рассмотренных банков по странам

Страна	Исламских банков		Традиционных/смешанных		Всего	Параметр «альфа» α
	Число банков	Наблюдений банк-год	Число банков	Наблюдений банк-год	Наблюдений банк-год	
Австралия	n/a	32	2	0	32	n/a
Бахрейн	4	48	3	46	94	0,3
Индия	n/a	55	5	0	55	n/a
Индонезия	1	56	4	11	67	n/a
Кувейт	4	53	5	48	101	0,5
Малайзия	1	60	4	16	76	1
Пакистан	4	60	4	59	119	0,6
Катар	3	48	3	42	90	1
Саудовская Аравия	4	37	3	50	87	n/a
Сингапур	n/a	46	3	0	46	n/a
ОАЭ	4	59	5	53	112	0,35
Всего	25	554	41	325	879	

Для сравнения исламских и традиционных банков отталкиваемся от данных о финансовой отчетности из базы S&P Capital IQ за 2005-2020 гг. Перечень переменных и их описательные статистики доступны далее, в Таблицах 23, 24. Перечень стран, в которых рассматриваются исламские и традиционные банки, соответствует региону стран Gulf Cooperation Council (GCC) и Юго-Восточной Азии. В данных странах есть системно-значимый сектор исламского банкинга (кроме Индонезии), согласно (IFSB, 2020). Для увеличения выборки рассмотрены смежные к указанным страны: Индия, Сингапур,

Австралия. В указанных странах выбираются крупнейшие банки, чьи акции торгуются на бирже, согласно спискам в публикациях (The Asian Banker, 2020; MoneyGate, 2021). Если банк входит в перечень крупнейших исламских банков с размещенными на бирже акциями, то он относится к группе исламских банков. Иначе он относится к категории традиционных или смешанных банков.

Таблица 23 - Переменные, использованные в работе

Код	Определение	Ед. изм.	Источник
year	Год	Целое	S&P
CAR	Норматив достаточности капитала	пп.	S&P
ROA	Отдача на активы	пп.	S&P
ROE	Отдача на капитал	пп.	S&P
NPL	Доля просроченных кредитов	пп.	S&P
quotation	Среднегодовая цена акции	пп.	S&P
prev_q	Лаг среднегодовой цены	пп.	S&P
P_t	Доходность акции за год	пп.	Авторы
d_type_IB	Тип банка (0 – традиционный; 1 – исламский)	Бинарная	Авторы
d_year	Момент времени (1 – после 2013, 0 – до 2013)	Бинарная	Авторы
mult	Произведение d_type_IB и d_year	Бинарная	Авторы

Таблица 24 - Описательные статистики переменных

	CAR	ROA	ROE	NPL	d_year	d_type_IB	quotation	prev_q	P_t
#набл.	879.00	879.00	879.00	879.00	879.00	879.00	879.00	879.00	879.00
mean	0.18	0.02	0.13	0.04	0.55	0.37	451.85	404.39	0.07
std	0.05	0.01	0.13	0.04	0.50	0.48	2165.91	1904.63	0.29
min	-0.02	-0.07	-1.90	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	-0.66
25%	0.15	0.01	0.09	0.01	0.00	0.00	1.51	1.71	-0.11
50%	0.17	0.01	0.13	0.02	1.00	0.00	9.22	9.11	0.03
75%	0.19	0.02	0.18	0.06	1.00	1.00	45.66	43.12	0.20
max	0.48	0.13	1.09	0.30	1.00	1.00	30134.05	29391.02	1.36

Рекомендации Совета по исламским финансам IFSB не носят обязательного характера. Поэтому будет сделано два этапа в исследовании. Вначале рассмотрим эффект введения стандарта на все банки в выборке, затем – только на те, для которых получилось найти применимый параметр «альфа» (последний столбец Таблицы 22). Всего собрано 879 банк-лет наблюдений после удаления выбросов.

Судя по Рисунку 20, можно говорить о наличии общего тренда в данных о средней доходности акций исламских и традиционных банков. Однако значимых различий после реформы 2013 г. также не наблюдается.



Рисунок 20. Динамика средней доходности акций исламских банков стала больше совпадать с такой же динамикой для традиционных банков после реформы 2013 г.

По основным контрольным переменным видим сильную взаимосвязь показателей доходности (ROA, ROE) и показателей ROA-CAR (Таблица 25).

Таблица 25 - Корреляционная матрица контрольных переменных

	CAR	ROA	ROE	NPL
CAR	1.000000	0.290031	0.084296	-0.021701
ROA	0.290031	1.000000	0.763579	-0.325573
ROE	0.084296	0.763579	1.000000	-0.313283
NPL	-0.021701	-0.325573	-0.313283	1.000000

Возможной причиной являются выбросы на Рисунке 21. Учет ROA в моделях регрессий давал контринтуитивные результаты. Рост доли просроченных кредитов был положительно связан с доходностью на активы. Поэтому для получения интерпретируемых результатов вместо удаления выбросов по ROA в модели включался показатель ROE. Выбросы были исключены по показателю доходности акций – это 8 наблюдений из 887 всего, когда прирост цен акций превышал 150% в год.

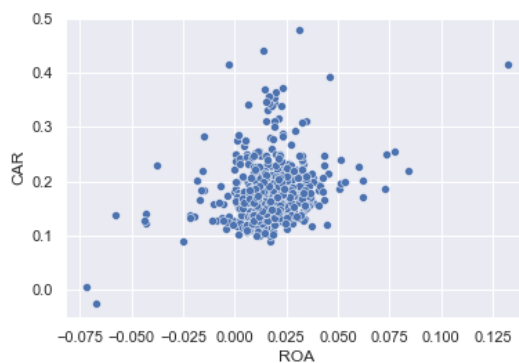


Рисунок 21. Соотношение параметров ROA-CAR по рассмотренным данным

2.1.4. Данные о кредитах

Данные о выдачах кредитов российским компаниям

Детальная информация о дефолтах российских компаний на уровне отдельных кредитов обычно недоступна. В этом случае необходимо ввести ряд допущений, либо подкреплённых профессиональным суждением, либо основанных на общепринятой практике. Для того чтобы преодолеть субъективность допущений, мы строим большую базу данных, включающую финансовую информацию на уровне компаний (как количественную, так и качественную, взятую из годовых отчетов и финансовой отчетности), информацию о новых выданных кредитах на уровне компания–банк–кредит (из кредитного реестра) и информацию о дефолтах на уровне компания–банк (из бюро кредитных историй). Данные охватывают период с января 2017 по декабрь 2019 г.

Мы определяем событие дефолта как ситуацию просрочки платежа более чем на 90 дней или ситуацию официальной ликвидации компании (согласно базе данных СПАРК). Есть значительные секторальные различия во взаимосвязи между независимыми переменными и уровнем дефолтов.

Спецификация модели включает открытую финансовую информацию на уровне предприятий, доступную в базе данных Росстата, и статистику по дефолтам, имеющуюся в данных трех российских бюро кредитных историй. Мы используем ежемесячные данные о дефолтах на уровне компаний и годовую финансовую информацию, которая переводится в ежемесячные данные. Состав набора данных приведен в Таблица 26.

Категория данных «Отметка о дефолте присвоена» (строка 4 Таблицы 26) является расширением категории «Компании с просрочкой платежей более 90 дней». В некоторых случаях просрочка платежа компанией может достичь в заданном месяце 120 дней и более, но при этом запись о просрочке в предыдущем месяце может отсутствовать. Однако наличие в текущем месяце 120 дней просрочки означает, что в предыдущем месяце компания допустила просрочку в 90. Таким образом, мы проставляем отметки о дефолте согласно описанной логике, когда восстанавливаем отсутствующие записи о просрочках.

Категория данных «Отметка о дефолте со сдвигом назад на 12 месяцев» (дефолты следующего года сопоставляются с идентификаторами компаний в текущем году, см. строку 5 Таблицы 26) приводит к утрате наблюдений. Это типичная ситуация при использовании запаздывающих переменных. Она подразумевает сокращение набора данных. Выбраковка выбросов в данных (см. строку 6 Таблицы 26) также сокращает набор данных.

Таблица 26 - Состав набора данных и идентификация дефолтов

№	Применяемая операция	Количество наблюдений	Кол-во событий дефолта
1	Инициализация набора данных	16 114 889	
2	Предприятия с просрочкой платежей по кредитам более 90 дней		535 575
3	Ликвидированные предприятия (по данным СПАРК)		2509
4	Отметка о дефолте присвоена		134 481
5	Отметка о дефолте со сдвигом назад на 12 месяцев (дефолты следующего года сопоставляются с идентификаторами компаний в текущем году)	(3 095 820)	(17 336)
6	Цензурированные выбросы на уровне 0,5 и 99,5%	(669 292)	(44 686)
7	Итого	12 349 777	610 543
		7 = 1 + 5 + 6	7 = 2+3+4+5+6

Независимые переменные

Переходим к рассмотрению набора независимых переменных. Этот список включает элементы баланса и отчета о прибылях и убытках, а также их производные, т.е. финансовые коэффициенты. Мы рассчитываем финансовые коэффициенты на основе информации, полученной из данных финансовой отчетности и годовых отчетов за период 2011-2018 гг.

В своем анализе мы используем *ежемесячные данные*, получаемые на основе годовой финансовой отчетности. Каждому финансовому отчету (FS) присваивается вес, пропорциональный количеству месяцев, приходящихся на соответствующий финансовый год, например:

$$FS_{\text{месяц } N \text{ года } T} = \frac{N}{12} \times FS_T + \frac{12-N}{12} \times FS_{T-1}. \quad (64)$$

Первоначальный перечень независимых переменных соответствует PD-модели по методологии Moody's Risk Calc v3.1.

Предположим, что в год 3 компания допустила просрочку платежа на срок 90 дней. Следуя описанной выше схеме идентификации события дефолта, мы распространяем метку дефолта на предыдущие 12 месяцев. Тогда в месяц A $Y(A) = 1$, а метка дефолта присутствует после 7-го месяца 2-го года (будущее событие). Для того чтобы получить ежемесячные (в годовом эквиваленте) финансовые данные на уровне предприятия для анализа вероятности дефолта, мы строим прокси таким образом, чтобы веса годовых показателей были пропорциональны количеству месяцев, приходящихся на соответствующий финансовый год:

$$X(A) = \frac{5}{12} \times FS_1 + \frac{7}{12} \times FS_2. \quad (65)$$

Здесь финансовый отчет FS_2 – это прошлая информация для момента дефолта. При таком построении мы не используем будущую информацию для оценки вероятности дефолта.

Выбранные коэффициенты характеризуют эффективность предприятий по таким показателям, как деятельность, платежеспособность, рост, заемные средства, ликвидность и рентабельность (Кораблева, 2011).

Мы не исключаем из набора данных предприятия с недостающими значениями в финансовой отчетности. В случае отсутствия значений мы подставляем средние значения переменных X , выступающих независимыми параметрами модели. Мы цензурируем выбросы из 1 и 99 перцентилей.

Обзор описательной статистики показывает, что существуют различия между дефолтными и недефолтными предприятиями. Этот факт подтверждает нашу гипотезу о том, что выбранные факторы влияют на вероятность дефолта.

Здесь можно столкнуться с обоснованной критикой в сторону возможности расширения данной модели. Это действительно так. Например, мы могли бы учесть размер компании как логарифм совокупных активов либо учесть нелинейные зависимости, по крайней мере добавив квадратные члены. Мы могли бы использовать альтернативные показатели: например, чистую кредиторскую задолженность или расходы, связанные с оплатой труда. Первый из них частично учитывается переменной *Activity*. При учете второго выборка данных значительно сокращается из-за низкого качества данных. Данные о валютной структуре баланса просто отсутствуют в системе СПАРК.

Было решено сохранить базовую настройку модели Moody's KMV⁶ десятилетней давности, разработанной (Dwyer, Korebleva, & Dzhaio, 2010) по причине ее простоты. Хочется подчеркнуть, что нашей целью является изучение улучшения качества прогноза с помощью PD-модели на основе просроченной задолженности, по сравнению с использованием пруденциальных норм резервирования при прогнозировании дефолта с учетом выбранной модели Moody's. Конечно, можно проанализировать такие результаты и в отношении какой-то другой базовой модели. Однако из-за значительных временных затрат мы предпочли сосредоточиться на данной модели. Например, мы уже сталкивались с ситуацией, когда исследователи не строят наилучшую из возможных моделей, а просто

⁶ Название модели KMV происходит от первых букв фамилий авторов ее создателей: Stephen Kealhofer, John McQuown, Oldrich Vasicek (Vasicek, 2012, p. 1). Иногда второй фамилией по ошибке называют Роберта Мертона (Tetereva, 2012, p. 1). Вероятно, потому, что Васичек отталкивался от его работы 1974 г.

останавливаются на первой полученной. Например, авторы (Живайкина & Пересецкий, 2017, pp. 56, сноска 7) заявляют буквально следующее: «...Разработка наилучшей модели [вероятности дефолта] не входит в сферу нашего исследования». По сравнению с ними мы идем дальше – мы стремимся объяснить более высокую долю дисперсии зависимой переменной. Поэтому мы не останавливаемся на первой модели, а добавляем двойные и тройные взаимодействия, хотя и согласны с тем, что они затрудняют изучение результатов модели.

Имея в своем распоряжении как зависимые, так и независимые переменные, мы проводим однофакторный анализ, для чего выполняем следующие статистические процедуры:

1. Проверка дискриминационной способности переменной. Включает оценку парной корреляции и ее статистической значимости между показателем дефолта и интересующей нас независимой переменной.

Корреляции предложенных переменных значимы и имеют ожидаемый знак, за исключением коэффициентов использования заемных средств, что может быть объяснено неоднородностью в группах с высоким и низким уровнями заемных средств.

2. *Визуальный анализ* с помощью диаграммы рассеяния независимой переменной против зависимой переменной или против *уровня дефолта, как в работе* (Bank of Japan, 2019).

Попарное представление демонстрирует взаимосвязь между средними коэффициентами и уровнем дефолта по отраслям и уровню заемных средств. Взаимосвязь на отраслевом уровне между коэффициентом активности и уровнем дефолта свидетельствует о значительной зависимости, поскольку уровень дефолта гораздо выше для более закредитованных компаний, чем для менее закредитованных.

Посредством визуального представления мы намерены сделать предварительное заключение о том, какую зависимость для интересующего нас показателя использовать в регрессионной модели: линейную или квадратичную. Если линейный тренд значительно отклоняется от своего квадратичного аналога, то предпочтение следует отдать квадратичной зависимости.

Были рассмотрены альтернативные показатели кредитного риска (категории качества ссуд, пруденциальные нормы резервирования и кредитные спреды) для компаний, имеющих в кредитном реестре (база данных по всем кредитам, выданным в России корпоративным заемщикам). Их частоты распределения представлены на Рисунках 22, 23, соответственно.

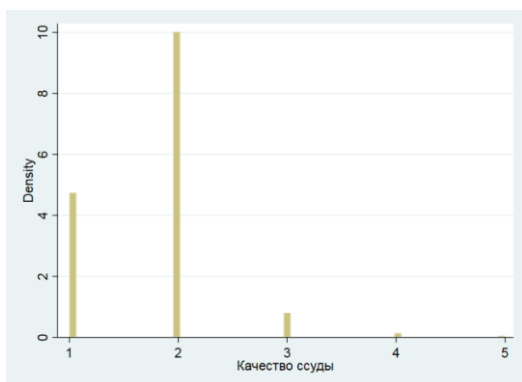


Рисунок 22. Распределение по категориям качества ссуд

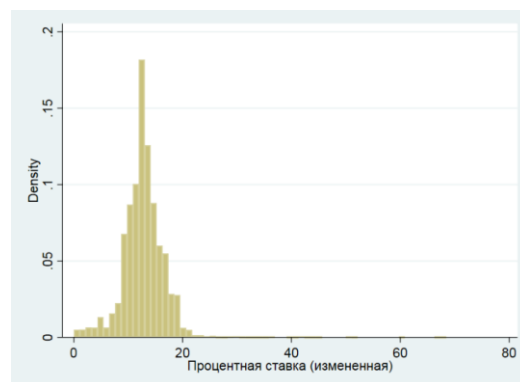


Рисунок 23. Распределение по кредитным ставкам

Данные о розничных онлайн-кредитах

Рассмотрены данные европейской платформы онлайн-кредитования (peer-to-peer, P2P) «Минтос» (Mintos). У нее есть ряд особенностей для целей исследования:

1. Данные доступны после бесплатной регистрации по ссылке: URL: <https://www.mintos.com/en/loan-book/download>. Выгрузка была сделана 10.07.2021.
2. Весь портфель записан в 71 csv-файл. Каждый файл хранит по 500 тыс. записей о выданных кредитах. Всего в портфеле 35 млн. кредитов. Все файлы занимают 6.2 Гб без архива и 2.7 Гб в zip-архиве.
3. В отличие от традиционных данных по кредитам, портфель Минтос представлен на даты выдачи кредитов с указанием их статуса на дату выгрузки. Поэтому при однократной выгрузке невозможно определить, в какой именно момент произошел неплатеж по кредиту.

Были использованы два критерия для исключения выбросов:

- (1) показатель LTV превышает 450% – исключено одно наблюдение;
- (2) сумма кредита превышает 50 тыс. евро – исключено восемь наблюдений, причем только два из них относились к группе ипотечных кредитов.

Описательные статистики после удаления выбросов даны в Таблице 27. После агрегации по эмитентам и месяцам получаем почти 1 200 наблюдений. На Рисунке 24 представлена динамика объемов портфеля и доли просрочки. Скачок доли дефолтов соответствует кредитам, выданным до пандемии коронавируса. Однако нельзя исключать, что именно она стала причиной неплатежей.

Таблица 27 - Доступные данные о розничных онлайн-кредитах после удаления выбросов

Переменная	Определение	Набл.	Mean	Std.Dev.	Min	Max
DR	Доля дефолтов, доля	1173	0.07	0.25	0.00	1.00
MAE	Средняя абсолютная ошибка	1173	0.19	0.25	0.01	0.95
MAE_sq	квадрат MAE	1173	0.10	0.23	0.00	0.91
RMSE	Корень из среднеквадратической ошибки	1173	0.11	0.08	0.01	0.32
RMSE_sq	квадрат RMSE	1173	0.02	0.02	0.00	0.10
Amount_EUR	Исходный размер кредита в евро, перевод в евро по курсу на 10/7/21	1173	3.84	6.19	0.05	46.24
Maturity	Срочность кредита, разница между датами закрытия и выдачи	1173	2.49	2.22	0.04	17.84
InitialLTV	Показатель кредит-залог (LTV) на дату выдачи	1173	0.31	0.39	0.00	2.33
Collateral	Признак наличия залога	1173	0.43	0.48	0.00	1.00

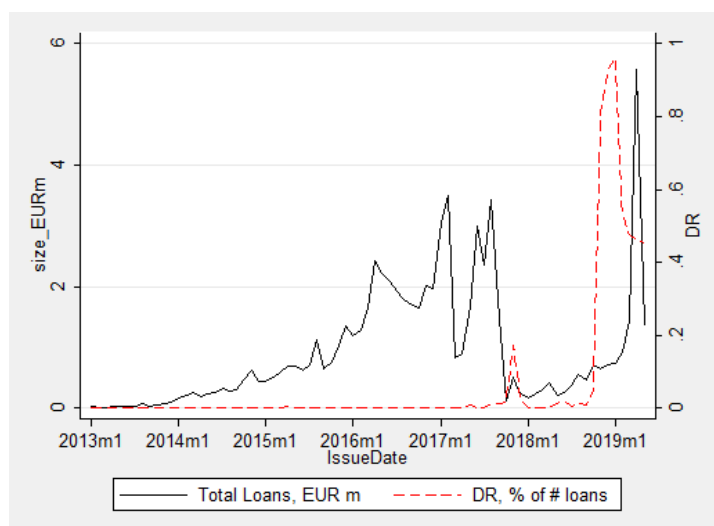


Рисунок 24. Динамика кредитного портфеля и доли дефолтов по дате выдачи

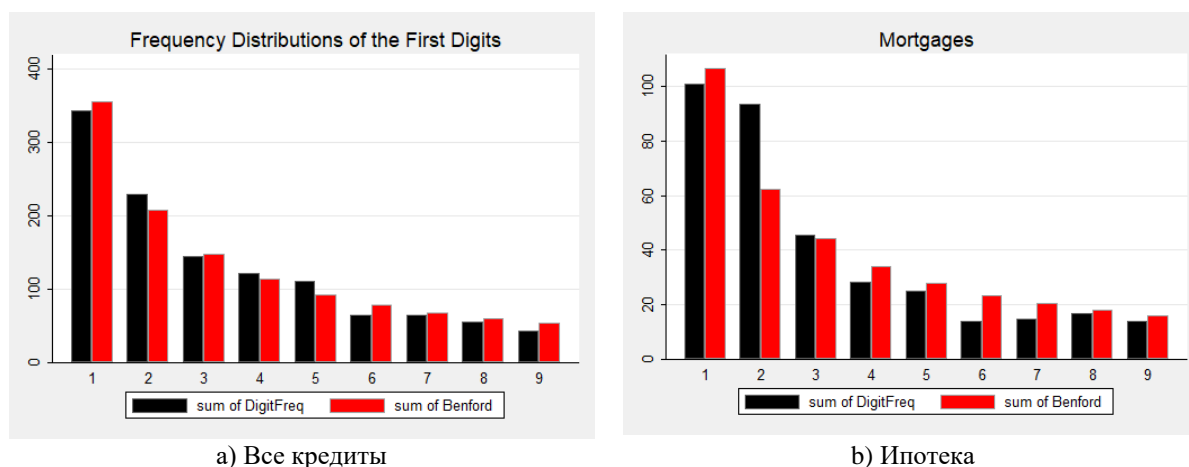


Рисунок 25. В общей массе кредиты по первым цифрам выданных сумм соответствуют закону Бенфорда (а), кроме ипотеки (b)

Больше всего нас интересует сумма выданного кредита. Для проверки соответствия закону Бенфорда берем величину в национальной валюте и извлекаем первую цифру из нее (Рисунок 25). Для включения в контрольные переменные величины кредита переводим все значения по обменному курсу на дату выгрузки. По всему портфелю визуально можно говорить о высокой степени соответствия закону Бенфорда. Для ипотеки такого сказать нельзя, см. наиболее яркие отклонения для цифры «2» на Рисунке 25b.

Распределение метрик соответствия закону Бенфорда по типам кредитов дано на Рисунке 26. Наиболее соответствующей является категория подвида потребительских кредитов, названных в базе как «ростовщические» (pawnbroking). На дату выгрузки в портфеле отсутствуют флаги дефолта по какому-либо кредиту из категории «ипотека», «автокредиты» или «ростовщические».

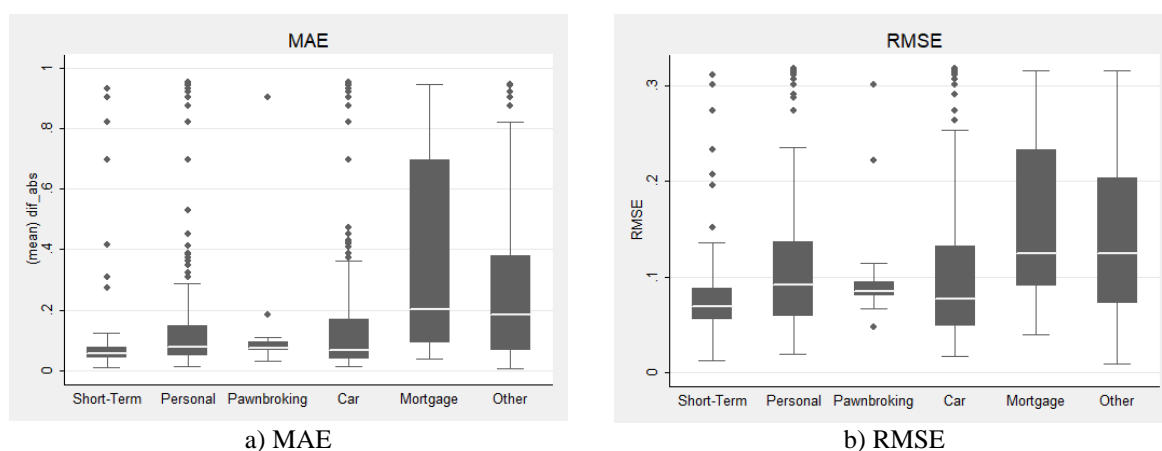


Рисунок 26. Разброс метрики RMSE (b) выше, чем MAE (a) для данных Минтос

Если доверять имеющейся в распоряжении базе данных «Минтос», то со временем распределение первых цифр в суммах выдаваемых кредитов все в большей степени соответствовало закону Бенфорда. Как следствие, на Рисунке 27 видим снижение метрик MAE, RMSE. Это может быть закономерным результатом роста гранулярности портфеля (роста числа выданных кредитов).

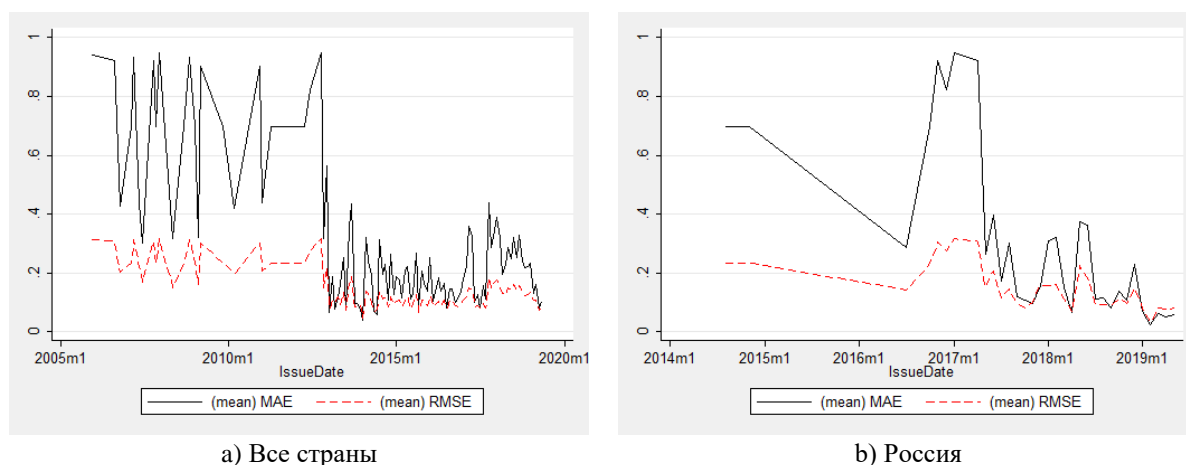


Рисунок 27. По метрике RMSE (красная пунктирная линия) наблюдается более равномерное приближение к соответствию закону Бенфорда, чем по MAE (черная сплошная линия)

Интересно, что для России наблюдается резкий рост несоответствия в 2017 г. после нефтяного шока 2016 г. (Рисунок 27b). При этом в базе «Минтос» не указано ни одного дефолта для России.

Открытые данные о предложениях ставок по кредитам

Аналогично ставкам по депозитам впервые рассмотрен уникальный источник данных – сайт banki.ru (Penikas & Savenko, 2022). На нем содержатся актуальные предложения по кредитам для граждан России от отечественных банков в рублях. В открытом доступе нет архива. Данные выгружались по наличию возможности с ноября 2020 по февраль 2022 г.

Важно, что выгруженные предложения ставок по кредитам отражают кредитный риск заемщика, как он оценивается банками. Поэтому, сопоставляя предложения, нельзя утверждать, какой банк дает корректную оценку кредитного риска. Такой вывод можно сделать только от соединения данных о предложениях кредитов с информацией Бюро кредитных историй о взятых и в итоге возвращенных или невозвращенных кредитах.

Поскольку на момент первой выгрузки предложения были только от 19 банков, то дальнейшее исследование детерминант проводилось по этой постоянной выборке банков. До февраля 2022 г. ставка предложения кредитов варьировалась от 4 до 18% годовых (Рисунок 28). Более высокие ставки предлагаются по автокредитам и ипотеке по сравнению с потребительскими кредитами и кредитами для рефинансирования ранее взятых кредитов (Рисунок 29).

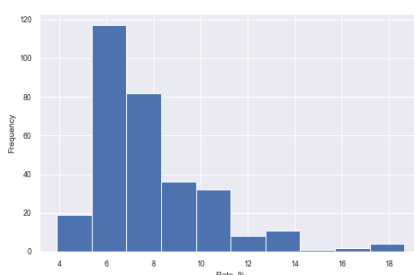


Рисунок 28. Распределение ставок из предложений по кредитам

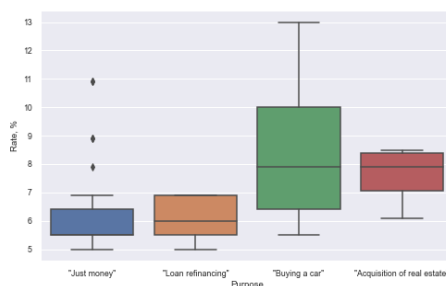


Рисунок 29. Ставки по автокредитам и ипотеке в среднем выше, чем для кредитов наличными и для рефинансирования

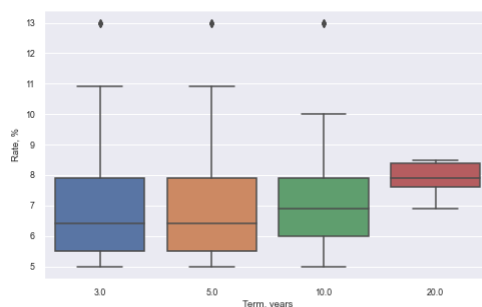


Рисунок 30. С ростом срока наблюдаем рост средних ставок по кредитам

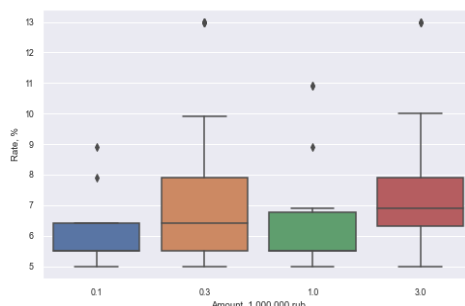


Рисунок 31. С ростом суммы кредита ставки растут незначительно

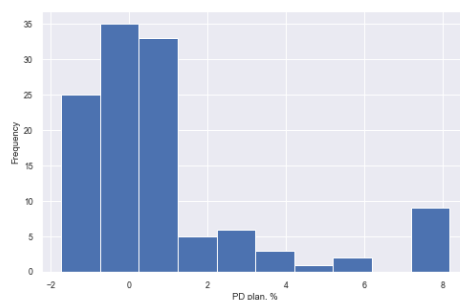


Рисунок 32. Распределение плановых уровней PD в ставках по кредитам

В среднем ставки по кредитам растут с ростом срока кредитования (Рисунок 30). Однако нельзя говорить о ярко выраженной связи. Здесь стоит напомнить выводы из работы (Merton, 1974), что на более длинном горизонте кредитный риск может быть ниже, поскольку у заемщика больше возможностей найти альтернативный источник для погашения кредита. Мы могли бы ожидать более высоких ставок для более крупных по сумме кредитов. Однако такой ярко выраженной связи не прослеживается на Рисунке 31.

Используя принципы ценообразования кредитов, можно вывести уровни кредитного риска (PD), которые закладывают банки. Если отталкиваться от целевых уровней доходности на капитал (ROE), то PD варьируется от -2 до +8% от числа заемщиков (Рисунок 32). При использовании фактических доходностей на капитал уровни кредитного риска получаются подобными (Рисунок 33). Единственное, при использовании

плановых (целевых из стратегий банков) значений ROE меньше получается значений PD в отрицательной области.

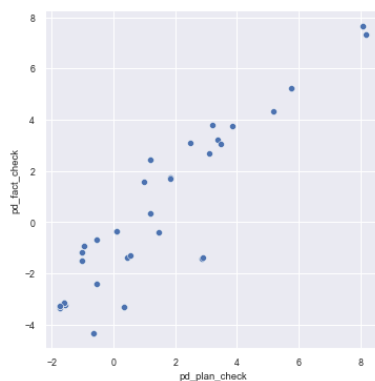


Рисунок 33. Ожидаемые и выведенные обратным счетом оценки PD в ставках по кредитам совпадают в высокой степени

На самом деле, отрицательные значения могут быть фактически достижимыми. Например, в базе есть банк, предлагающий кредит на 100 тыс. руб. под 7.9% и на 1 млн. руб. под 6.9%. При этом безубыточная ставка для него 7.45%. Это значит, что он реализует своего рода трансфертное ценообразование. Для малых по сумме кредитов он закладывает большой кредитный риск в размере $PD = 0.45\%$, а для больших по сумме, наоборот, дает скидку в размере $PD = -0.55\%$. Отсюда и получаются отрицательные целевые уровни PD.

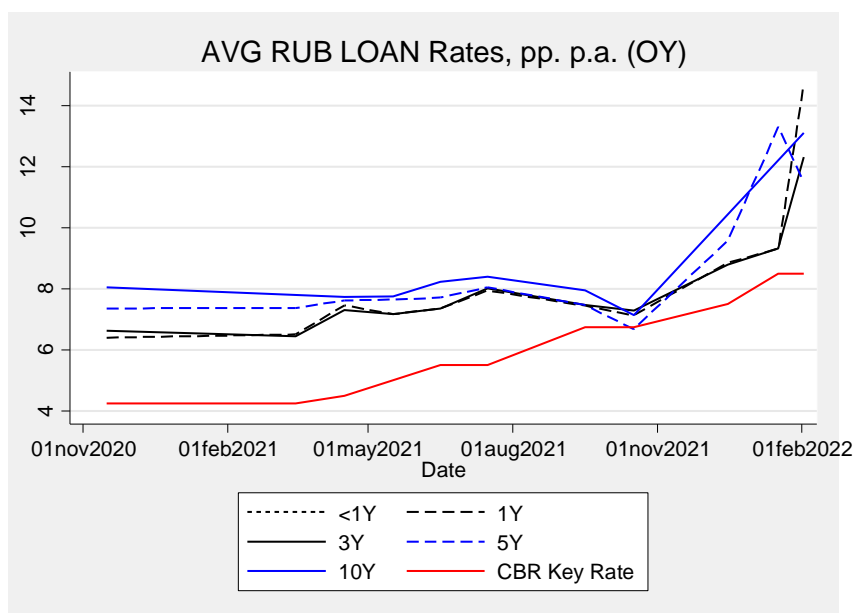


Рисунок 34. Средние ставки в предложениях по кредитам выросли на 6 пп. за почти полтора года наблюдений

Обратим внимание, что за рассмотренный промежуток времени банки корректировали ставки по кредитам сонаправленно с ростом ключевой (Рисунок 34).

Данные о выдачах потребительских кредитов

Повторим, что задача этой работы – провести кросс-проверку результатов, полученных в статье (Kozlovtsева, Penikas, Petreueva, & Ushakova, 2022) и описанных в аналитической записке (Козловцева, Пеникас, Петренива, & Ушакова, 2020). Поэтому будет использован полностью аналогичный массив данных по объектам и по охваченному периоду времени. Таким образом, в нашем распоряжении есть поквартальные данные о 793 российских банках с 2015 по 2019 г.

Вначале остановимся подробнее на принятых дестимулирующих макропруденциальных мерах по ограничению роста необеспеченных потребительских кредитов (Рисунок 35). Факту соответствуют верхние графики, нижние – отражают интенсивность.

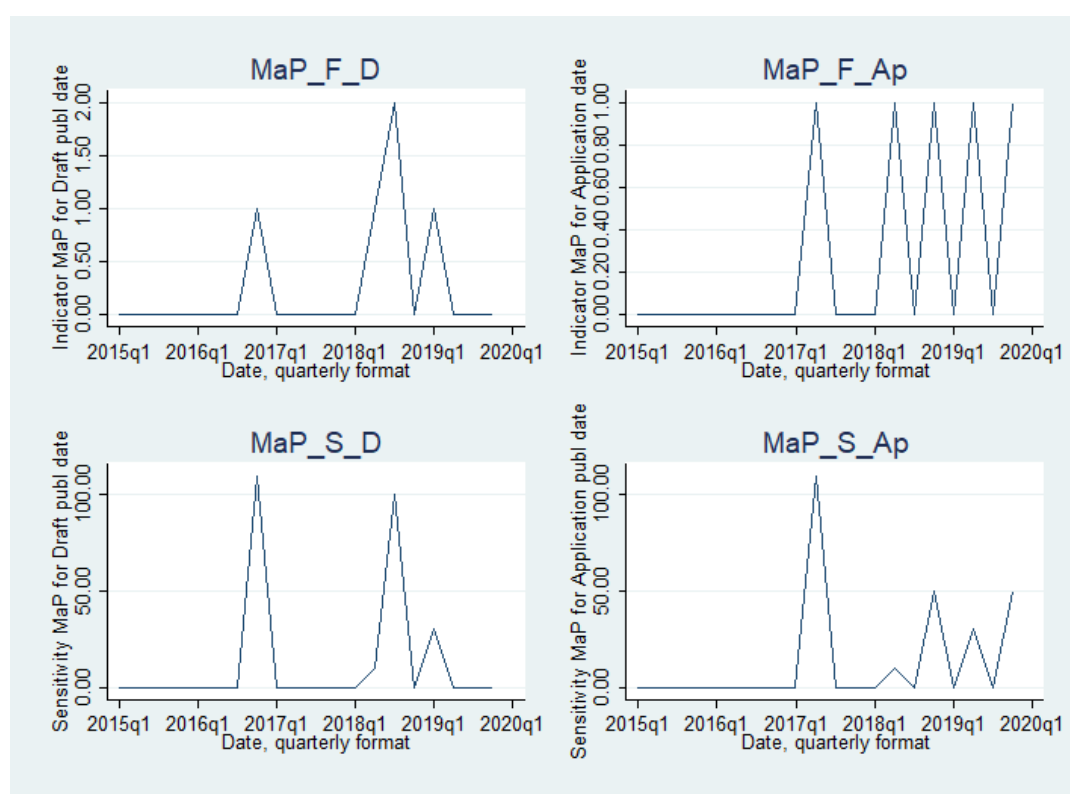


Рисунок 35. Визуальное представление индикаторов макропруденциальных мер

Примечание. F – факт ввода меры (по вертикали на верхних графиках отложено число мер, введенных в эти периоды); S – интенсивность меры (отложена по вертикали на нижних графиках в единицах риск-весов); D – момент публикации проекта документа о вводе мер; Ap – момент вступления меры в силу.

Графики в левом столбце (Рисунок 35) соответствуют датам публикации проекта (анонса) документа о вводе мер (D – draft), в правом столбце – датам вступления в силу (Ap – Application). Учет такой разницы необходим, поскольку банки могли начать менять свои стратегии после появления информации о таких мерах, а не только тогда, когда все уже решено и вступает в силу. Вероятно, банки могут начать адаптироваться ранее, ориентируясь на слухи и информацию от знакомых, но единообразно и объективно

проконтролировать такой факт не представляется возможным. Поэтому будем проверять две даты: анонса и вступления в силу.

Стоит сначала рассмотреть отдельные случаи банков, чтобы получить первую идею о возможном эффекте мер. Далее будет представлена динамика доли потребкредитов в активах отдельных банков (синяя линия, отложена по левой вертикальной шкале) против динамики анонсированных мер с учетом их интенсивности (красная линия, отложенная по правой вертикальной шкале; она соответствует линии с левого нижнего графика на Рисунке 35).

На двух следующих рисунках приведены динамики, которые можно условно назвать следующим образом: Рисунок 36 – желательная для регулятора (целевая); Рисунок 37 – нежелательная. Можно видеть, что поступательный ввод мер ассоциировался с не менее поступательным снижением доли потребкредитов на балансе данного банка. Динамика доли является желательной, поскольку дестимулирующие макропруденциальные меры, вероятно, нашли отражение в снижении доли потребкредитов, что и желал увидеть регулятор.

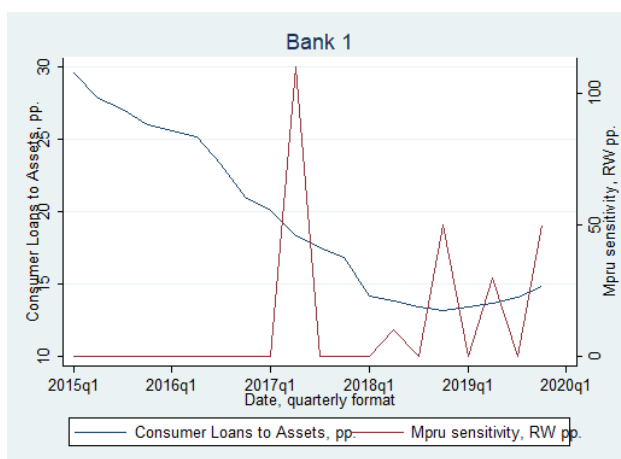


Рисунок 36. Пример желаемой для регулятора динамики доли потребкредитов в активах банка в ответ на введенные меры

Примечание. Consumer Loans to Assets, pp. – доля потребительских кредитов в активах банка, в процентах (синяя линия, отложена по левой вертикальной оси); Mpru sensitivity, RW pp. – динамика введенных макропруденциальных мер по их интенсивности на дату анонса (красная линия, отложена по правой вертикальной оси). В заголовке рисунка указан номер генеральной лицензии и название банка.

На Рисунке 37 ввод мер связан со снижением доли потребкредитов, но после анонса последних мер – возможно, при наличии ожиданий у банков, что дальнейшего дестимулирования не последует, – доля потребкредитов в банках начинает существенно расти. Поскольку во всех приведенных случаях на Рисунке 37 доля потребкредитов в банках растет (с началом ввода мер или по их окончании), то такую динамику можно назвать нежелательной со стороны регулятора, поскольку целью было такие кредиты ограничить.

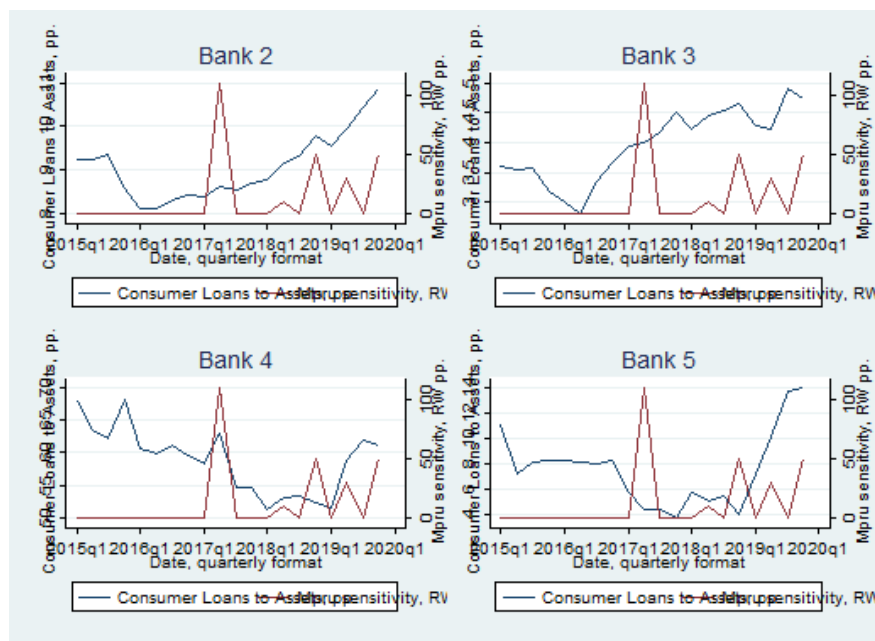


Рисунок 37. Примеры нежелательной для регулятора динамики доли потребкредитов в активах банков в ответ на введенные меры

Примечание: Consumer Loans to Assets, pp. – доля потребительских кредитов в активах банка, в процентах (синяя линия, отложена по левой вертикальной оси); Mpru sensitivity, RW pp. – динамика введенных макропруденциальных мер по их интенсивности на дату анонса (красная линия, отложена по правой вертикальной оси). В заголовке рисунка указан номер генеральной лицензии и название банка.

Справедливости ради отметим, что описанную выше динамику доли потребкредитов мы называем *условно* желательной или *условно* нежелательной, поскольку в целях регулятора не указано явной цели по уменьшению доли потребительских кредитов на балансе. На сайте регулятора мы можем увидеть более общую цель «ограничения рисков, связанных с увеличением закредитованности населения» (Банк России, 2021). Поскольку нам не доступны ни данные банков о неплатежах по данным потребкредитам, ни данные домохозяйств о взятых кредитах, мы не имеем возможности оценить, как изменились именно риски закредитованности населения.

Поэтому в дальнейшем мы рассмотрим три индикатора в качестве зависимой переменной в нашей модели регрессии (Y_{it}) для оценки эффекта мер:

- 1) доля потребкредитов в активах банков (CtA);
- 2) прирост выдач потребкредитов за квартал (d_log_cl);
- 3) прирост всех кредитов на балансе банка за квартал (d_log_loans).

Рассмотрим далее методологию оценки эффекта введенных мер на данные индикаторы.

2.1.5. Данные о ставках по вкладам в российских банках

Можно предположить, что малочисленность исследований явления неявного страхования вкладов вызвана недоступностью данных. Покажем, какие данные существуют в нашем распоряжении и почему информация из стандартных форм отчетности не позволяет нам исследовать то, что мы хотим; затем опишем более подходящий для нашей задачи массив данных с сайта-агрегатора banki.ru.

К нашему исследованию имеют отношение четыре формы отчетности банков (Таблица 28). В форме 101 есть суммарные остатки депозитов, но нет ставок, чтобы проверить факт их расхождения. Из формы 102 можно вычислить среднюю ставку по депозитам, но не ясно, как ставка разнится по суммам вкладов, чтобы выделить ставки по суммам внутри и сверх лимита ССВ. Есть форма 129, где ставки по вновь принятым депозитам разделены по срокам и валютам, но они не разделены по суммам вкладов. Форма 345 позволяет определить, каковы в банке объемы вкладов внутри и сверх лимита ССВ, но к ней не привязаны процентные ставки. В идеале, если бы существовала форма отчетности, объединяющая формы 129 и 345, мы могли бы провести исследование по описанной выше методологии.

Таблица 28 - Имеющиеся данные по ставкам и суммам депозитов российских банков

№	Форма	Краткое описание	Размер депозита	Ставки по депозиту	Тип данных
1	Ф-101	Остатки депозитов ФЛ	Суммарно	Нет	Факт (спрос и предложение)
2	Ф-102	Начисленные процентные расходы по депозитам ФЛ	Нет	Суммарно	
3	Ф-129	Ставки по новым депозитам ФЛ	Суммарно	По срокам, по валютам	
4	Ф-345	Разбиение депозитов ФЛ по суммам	Внутри ССВ/ Вне ССВ	Нет	
5	<i>banki.ru</i>	<i>Ставки по вкладам</i>	<i>Есть</i>	<i>Есть</i>	<i>Предложение</i>

Примечание. ФЛ – физические лица.

Поскольку формы официальной банковской отчетности не помогают нам в проведении интересующего исследования, мы обратили наше внимание на сайт banki.ru. На нем представлены предложения российских банков на текущую дату по размещению в них вкладов. На портале (URL: <https://www.banki.ru/products/deposits/>) есть все базовые интересующие нас параметры вкладов: ставка, сумма, срок, валюта.

Под ставкой будем понимать среднюю ставку между минимальной и максимальной. Такая средняя ставка незначительно отличается от эффективной. При этом эффективная доступна только примерно для трети предложений депозитов. Там же на сайте представлен

широкий перечень возможных опций вкладов (например, возможность пополнения и частичного или полного изъятия внутри срока).

Для проведения исследования нами были собраны данные на две исторические даты: 16 июля и 16 августа 2020 г. Суммы для вкладов в долларах и евро были переведены по курсу Банка России на эти даты в рубли. Для проверки наличия эффекта неявного страхования вкладов мы присваиваем единицу по переменной DIA_no предложениям по вкладам, если начальная сумма (взнос от...) превышает лимит страхования. Таким образом, мы делим все предложения на относящиеся к полностью застрахованным вкладам (DIA_no = 0) и частично застрахованным (DIA_no = 1), т.е. особого маркера для нестрахуемых вкладов нет, поскольку нет таких вкладов. Любой вклад будет относиться к ССВ, пока его сумма с процентами не превышает лимит страхования в одном банке. Можно уточнить, что лимит ССВ относится ко всем вкладам одного клиента в одном банке. При страховом случае формально выплата идет по каждому вкладу, но сумма выплаты не превышает лимита ССВ.

Заметим ключевую особенность исследования, которая является одновременно его ценностью и ограничением. Сбор данных был осуществлен, когда появилась идея о проведении исследования. Поэтому ценность исследования в том, что до нас такой массив никто не исследовал. Тем не менее портал banki.ru не предоставляет в публичном доступе архива данных предложений. Если бы он имелся, то было бы интересно сравнить динамику доходности по вкладам в периоды 2019-2020 гг. и в кризисные периоды (например, 2007-09, 2014-2015 гг.). Однако подчеркнем, что в отсутствие такого архива историческое сравнение не доступно.

Особенностью портала является то, что на нем агрегированы предложения не всех российских банков, а только 177 из 430. В среднем мы видим по пять предложений депозитов (групп/названий продуктов). Если смотреть по параметру минимальной суммы вклада, то 30% предложений относятся к вкладам на суммы сверх лимита ССВ. Экстремальным значением является предложение ставки для депозита на 30 млн. дол. Средняя срочность депозита – один год и один месяц, хотя есть предложения и на 10 лет. Такие экстремальные значения объемов и сроков были исключены как выбросы. Всего выбросы составляют 0,5% от числа всех наблюдений.

В нашей выборке есть все 11 системно значимых банков (СЗКО, SIFI). Из 177 банков имеем 22 государственных и 21 иностранный банк; иные – все частные. В обзоре литературы мы отмечали, что при рассмотрении детерминант ставок по вкладам целесообразно включать характеристики принятия риска: в абсолютном размере – например, размер банка (LnA), согласно (Semenova, 2007); и в относительном – например,

доля просроченной задолженности (NPL) или норматив достаточности капитала (CAR), согласно (Schoors, et al., 2019). При рассмотрении последнего отметим важную особенность, которая стала актуальной для России после 2018 г. С этого года первый банк начал использовать подход внутренних рейтингов (ПВР, IRB) для расчета указанного норматива. К 2021 г. его используют уже два банка, ходатайство третьего рассматривается Банком России. Использование ПВР означает, что у банка норматив достаточности стал иным в сравнении с тем, каким он был бы без ПВР, т.е. мера принятия риска могла измениться. Для учета такого эффекта мы добавляем в модель переменную произведения норматива и факта использования ПВР тремя банками в виде показателя CAR_IRB. Заметим, что ПВР-банки существенно отличаются от иных. Во-первых, ПВР-банки входят в категорию системно-значимых. Во-вторых, они крупнее по величине активов в среднем, чем средний системно-значимый банк (размер среднего ПВР-банка в России – это 23 трлн. руб., тогда как средний системно-значимый банк имеет около 9 трлн. руб.).

Поскольку в работе (Schoors, et al., 2019) рассмотрен массив данных за 2001-2010 гг., вероятно, поэтому данная особенность в указанной работе по российским банкам не обсуждалась. В целом необходимо отметить, что автору не известны работы по отечественным кредитным организациям, где контролировалась бы указанная особенность в расчете норматива достаточности капитала. Это добавляет ценность полученным выводам исследования.

По вкладам сверх лимита ССВ в российских частных (Rus. Private) и государственных (Rus. State) банках ставки выше, чем по вкладам внутри лимита. Также видно, что в рублях у российских государственных банков самые высокие минимальные ставки среди всех банков. Например, у них нет предложений ниже одного процентного пункта годовых. Тем не менее ярко выраженной разницы в ставках госбанков и негосбанков по депозитам в ССВ и вне ее не проявляется. У иностранных (Foreign Private) банков ставки для кратчайших сроков (до 1 месяца) не различаются по суммам вкладов.

При этом у российских частных банков, наоборот, для такого срока существенно более предпочтительными являются вклады на суммы сверх лимита ССВ, чем внутри него по сравнению с государственными банками.

Обратим внимание только на госбанки и предложения по нестрахуемым депозитам на Рисунке 38. Показаны средние ставки по всем предложениям в зависимости от размера госбанка. Последний измерен как логарифм активов по горизонтали. Видно, что для средних уровней в рублях (RUB) характерно наличие перелома в линиях связи ставок и размера банков. Данный перелом в рублях указывает на возможность наличия U-образной премии по нестрахуемым депозитам в госбанках России.

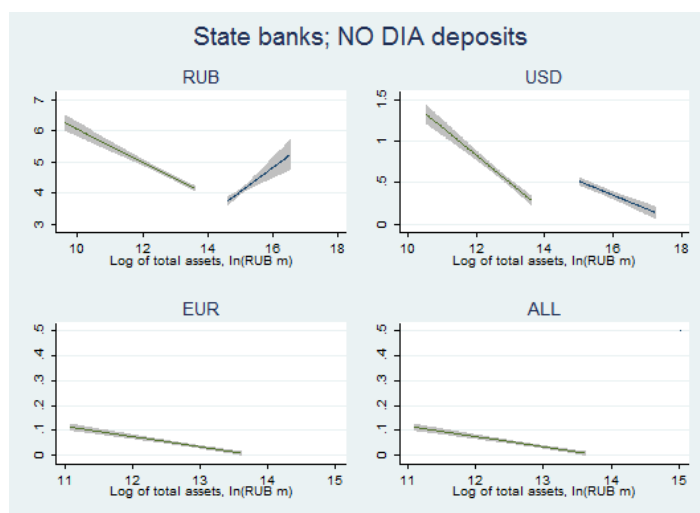


Рисунок 38. Средние ставки для госбанков по валютам, если депозиты вне ССВ

2.1.6. Данные мировых кредитных рейтинговых агентств

Рассмотрим публично доступные данные международных кредитных рейтинговых агентств Moody's (Moody's, 2018, p. 27) и Standard and Poor's (S&P Global Ratings, 2019, p. 3). Сравним оценку кредитного риска (величину требований к капиталу) по предложенному авторскому подходу, предполагающему корреляцию между дискретными статусами дефолта, и по ПВР, предполагающему корреляцию между нормально распределенными доходностями. Выделим два подпериода данных, на базе которых рассчитаем среднюю выборочную долю дефолтов и ее дисперсию:

- 1) до 2003 г. включительно, как если бы данные были основой определения параметров корреляции активов в Базель II (BCBS, 2004);
- 2) до 2018 г., если бы мы захотели обновить оценки параметров корреляции активов на основе наиболее свежих данных.

2.1.7. Макроэкономические данные

В основе исследования хеджирования на уровне отдельных портфелей активов лежат пять рядов дневных значений фондовых индексов Европы, США, Китая с января 1991 по декабрь 2012 г., полученных по данным Bloomberg и finance.yahoo.com. Индекс Лондонской биржи не рассматривается из-за равенства цен закрытия одного дня и открытия следующего. Таким образом, длина одного ряда составляет 5 720 наблюдений.

Для проверки указанной предпосылки Васичека об отсутствии связи системного фактора и корреляции дефолтов рассмотрим два массива данных о дефолтах:

- 1) автор (Penikas Н. , 2020с) рассмотрел публично доступные ежеквартальные данные о кредитах США за период 1985-2019 гг.;
- 2) авторы (Merika, Negkakis, & Penikas, 2021) использовали собранные вручную годовые данные по мировым судовым компаниям за период 2000-2016 гг.



Рисунок 39. Выборочная доля дефолтов мировых судовых компаний с 2000 по 2016 г.

Рассмотрим Рисунки 39 и 40. На них представлено соотношение выборочной доли дефолтов DR по каждому из двух указанных массивов данных и динамики темпа прироста ВВП как индикатора системного риска в динамике по времени (а) и в виде диаграммы рассеивания (б). Гистограмма распределения доли дефолтов, по данным для США, доступна на Рисунке 41.

На частях (б) обоих рисунков видно, что статистически значимой взаимосвязи между выборочной долей дефолтов и динамикой темпа прироста ВВП как системного фактора на наблюдается.

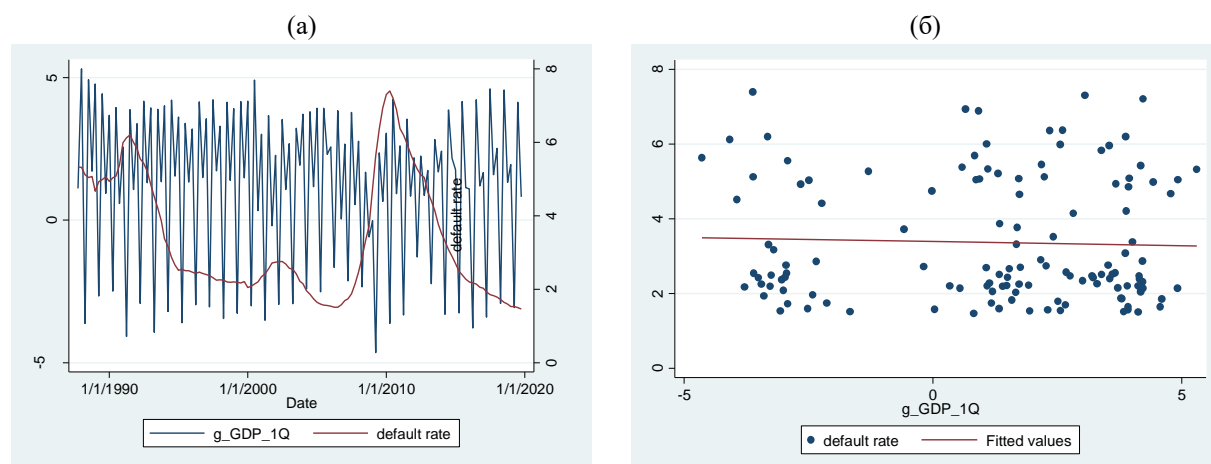


Рисунок 40. Выборочная доля дефолтов по всем кредитам в США с 1985 по 2019 г.

Источник: URL: <https://www.federalreserve.gov/releases/chargeoff/delallsa.htm>

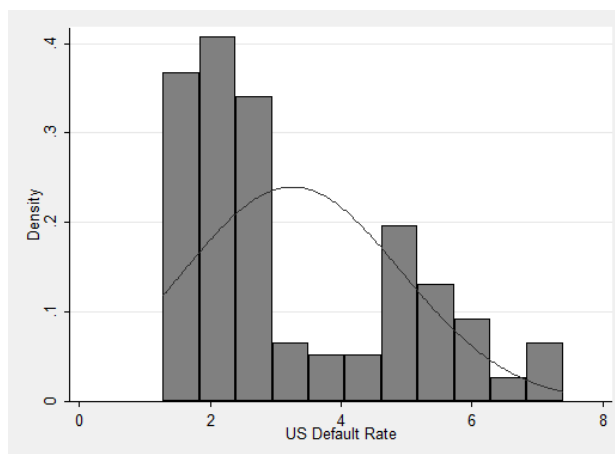


Рисунок 41. Распределение доли дефолтов (DR), по данным для США, 1987-2021 гг.

При этом связь между долей дефолтов и системным фактором является основой моделей стресс-тестирования кредитного риска (Miu & Ozdemir, 2008), (Bank of Japan, 2019). Тем не менее отсутствие такой связи дало идею рассмотреть корреляцию дефолтов как зависимую переменную вместо DR.

При оценке чувствительности показателя денежного мультипликатора к значениям входящих в расчет компонент используются данные по странам (Таблица 29).

Таблица 29 - Ключевые показатели для отдельных стран

Страна	Год	Евросоюз	Канада	США	Марокко	Источник
Банк		Santander	Royal Bank of Canada	JP Morgan & Chase	Banco Comercial Portugues	
Тикер банка	2021	SAN	RBC	JPM	BCP	
Кредиты к ВВП, %	Посл.	n/a	213.5	243.8	141.2	Всемирный банк
«Широкие» деньги к резервам, %	Посл.	n/a	43.4	38.5	5.4	Всемирный банк
CAR_min	2019	13.19%	11.50%	14.00%	12.00%	Отчеты банков
CAR_min (цель)	2023	18.00%	18.00%	18.00%	12.00%	Автор
CAR_0	2019	15.05%	15.20%	13.40%	15.40%	Report
RW	2019	39.75%	35.89%	51.20%	58.57%	Report
k	2017	95.30%	99.73%	93.12%	28.64%	Всемирный банк
Значение НОР	2020	1%	0%	0%	0%	ЦБ
НОР с		Янв. 2012	1994	март 2020	июнь 2020	

Примечание. НОР – норматив обязательных резервов; к – доля безналичных платежей; CAR – норматив достаточности капитала (_min – минимальное требование; _0 – фактическое значение); RW – риск-вес (отношение всех взвешенных по риску активов к сумме активов); n/a – не доступно.

Для оценки параметра «к» использованы данные Всемирного банка для показателя «Наличие счета в банке или в операторе связи (% населения в возрасте более 15 лет)»

(“Account ownership at a financial institution or with a mobile-money-service provider (% of population ages 15+)”), доступного здесь:

URL: <https://data.worldbank.org/indicator/FX.OWN.TOTL.ZS>

Кредиты к ВВП. URL: <https://data.worldbank.org/indicator/FS.AST.DOMS.GD.ZS>

«Широкие» деньги к резервам. URL:

<https://data.worldbank.org/indicator/FM.LBL.BMNY.IR.ZS>

Отчеты отдельных банков:

RBC: URL: <https://www.rbc.com/investor-relations/assets-custom/pdf/19q4supp.pdf>

SAN: URL: <https://www.santander.com/content/dam/santander-com/en/documentos/informe-anual/2019/ia-2019-annual-report-en.pdf#page=466>

JPM: URL: <https://www.jpmorganchase.com/corporate/investor-relations/document/audited-financial-statements-2019.pdf>

BCP: URL: https://www.groupebcp.com/fr/GBP_Finances/Livret_Financier_2019.pdf

Авторы (Penikas & Stefanenko, 2021) проверяют связь параметра «альфа» в нормативе достаточности капитала исламских банков с ключевыми макроэкономическими переменными: ВВП на душу населения, дефицит счета текущих операций к ВВП, размер денежного мультипликатора и показатель «кредиты-к-ВВП», использованные, в числе прочего, в работах (Hilbers, Leone, Gill, & Evens, 2020; ECB, 2005; Wong, Wong, & Leung, 2010; Kiley, 2021) (Таблица 30). Все значения получены из базы данных Всемирного банка World Development Indicators (WDI WB).

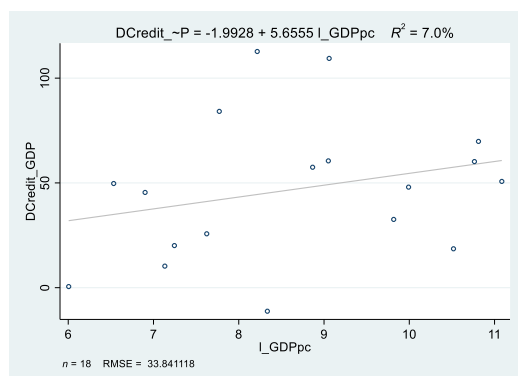
Таблица 30 - Используемые макроэкономические переменные

#	Переменная	Обозначение	Ед. изм.	Код ряда в базе
1	Кредиты внутри страны, выданные финансовыми организациями	DCredit_GDP	% ВВП	FS.AST.DOMS.GD.ZS
2	ВВП на душу населения (в постоянных дол. США 2010 г.)	I_GDPpc	Натуральный логарифм ВВП	NY.GDP.PCAP.KD
3	Баланс счета текущих операций	CA_GDP	% ВВП	BN.CAB.XOKA.GD.ZS
4	Денежный мультипликатор (широкая денежная масса к резервам)	Money_mult	раз	FM.LBL.BMNY.IR.ZS

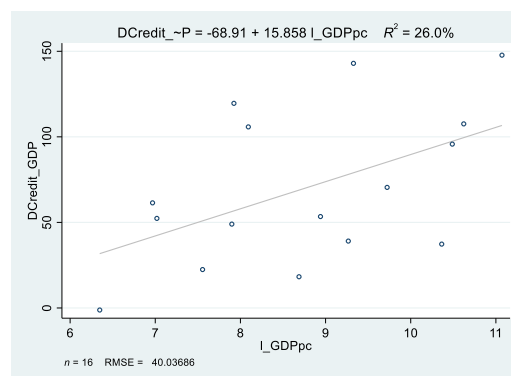
Прежде чем сопоставить фактически установленные параметры «альфа» с макроэкономическими переменными, отметим, что параметры были установлены в разные годы. Например, в ОАЭ он появился в 2010 г., а в Афганистане доступен с 2018 г. Поскольку отсутствуют доступные данные о первом годе установления данных параметров, рассмотрим связь с макроэкономическими переменными, взятыми за два среза времени: 2007 (до мирового кризиса) и 2016 гг.

По Рисунку 42 видно, что степень связи макроэкономических переменных ВВП на душу населения и показателя «кредиты-к-ВВП» возросла, оставаясь достаточно

разреженной. Соответствующие R-квадраты равны 7 и 26% для 2007 и 2016 гг., соответственно.



(a) 2007



(b) 2016

Рисунок 42. За десять лет, с 2007 по 2016 г., связь кредитов в ВВП и удельного ВВП в целом увеличилась, но разброс остается значимым

Примечание. Каждая точка соответствует отдельно взятой стране.

2.1.8. Биржевые показатели

Котировки акций

Выборка представлена ежедневными ценами закрытия торгов на фондовых биржах США обыкновенных акций 10 компаний из различных секторов экономики. Источник данных – информационная система Bloomberg. В качестве обучающей выборки использовались данные за 2000-07 гг., в качестве экзаменующей – за 2008 г. В работе рассматривались компании из четырех различных секторов по классификации информационной системы Standard and Poor's Capital IQ:

- 1) финансовый сектор – JPMorgan Chase & Co. (JPM), Citigroup Inc (C), Bank of America Corp (BAC);
- 2) химическая отрасль – E I Du Pont De Nemours & Co. (DD), Dow Chemical Company (DOW);
- 3) нефтяная отрасль – Exxon Mobil Corporation (XOM), Chevron Corporation (CVX);
- 4) электроэнергетика – American Electric Power Company, Inc (AEP), Ppl Corporation (PPL), PG&E Company (PCG).

Рассмотрим динамику коэффициентов ранговой корреляции Кендалла между рассматриваемыми случайными величинами на имеющейся выборке. Коэффициент корреляции рассчитывался методом скользящего окна шириной 252 торговых дня (1 год). Анализ динамики степени тесноты связи (коэффициенты ранговой корреляции Кендалла) между рассматриваемыми временными рядами позволяет сделать несколько выводов. Во-первых, взаимосвязь между изменениями стоимостей акций компаний, входящих в определенный сектор, является высокой. Во-вторых, степень тесноты связи (корреляция)

между секторами также является высокой. В третьих, степень тесноты связи между активами претерпевала значительные изменения с течением времени. Имеет место общая тенденция к росту тесноты взаимосвязи между рассматриваемыми временными рядами на всей выборке. Это позволяет предположить, что имели место существенные изменения в динамике индикаторов фондового рынка в 2000-х гг., включая повышение взаимосвязанности действий различных активов. Это могло быть следствием роста доли алгоритмической торговли в общем объеме сделок.

Рассмотрим динамику тесноты взаимосвязи между секторами. В большинстве случаев в 2001-02 гг. теснота взаимосвязи либо отсутствовала, либо была минимальной. Однако с течением времени движение цен активов, относящихся к разным секторам, стало более сонаправленным, что отразилось в росте коэффициента ранговой корреляции Кендалла до значения 0.4.

Другой интересной тенденцией является рост тесноты связи между ценами активов, начавшийся к концу первой половины 2007 г. Именно в это время неплатежи по субстандартным ипотечным кредитам достигли уровня, при котором финансовые институты были вынуждены списывать убытки по активам, обеспеченным ипотечными кредитами.

Ставки фрахтования

В основе – база данных Clarksons. В ней доступны средненедельные ставки фрахтования судов (time charter rates, TCR). Выгрузка была сделана для данных 20 лет с января 1989 по январь 2012 г.

Иллюстративная динамика ставок фрахтования представлена на Рисунке 43. Аналогично фондовым индексам (ср. Рисунок 3) ставки взлетели накануне кризиса 2007-09 гг. до исторически рекордных уровней. Хотя Китай в период 2003-2008 гг. активно увеличивал предложение судов, ставки росли. Как следствие, росла стоимость кораблей как объектов залога при кредитовании. Кредиты судовым компаниям выдавали в больших размерах.

Различают четыре категории судов (в скобках указано водоизмещение в тыс. тонн, k dwt):

- 1) Handysize (16 и 30 k dwt),
- 2) Handymax (45 и 52 k dwt),
- 3) Panamax (65 и 75 k dwt),
- 4) Capesize (127.5, 150 и 170 k dwt).

Из рассмотрения исключены категории Handysize 16 k dwt и Capesize 127.5 k dwt, поскольку данные о ставках их фрахтования обрывались в 2003 и 2008 гг.

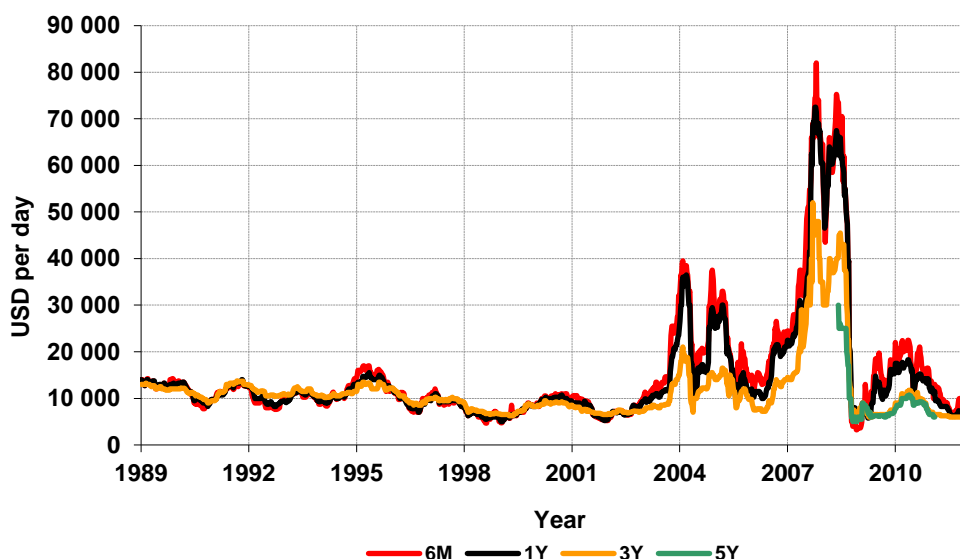


Рисунок 43. Ставки фрахтования кратко больше меняются, чем котировки акций

Примечание. Данные для недельного срока фрахтования судов измерением 65 тыс. тонн.

Как правило, зафрахтовать (арендовать) судно можно на 6 месяцев (6M), 1 или 3 года (1Y, 3Y). В начале 2008 г. начали появляться пятилетние контракты (5Y), чтобы зафиксировать высокие ставки. Для использования максимально глубокого окна наблюдений далее рассматриваем ставки только для трех основных сроков фрахта, существовавшие до 2008 г.

Таблица 31 - В период кризиса ожидаемо возрастает волатильность (ст. отклон.) изменения ставок фрахтования

				Срок фрахта (лет)			
		k dwt		0,5	1	3	5
Подъем		Handy	30	0,044	0,036	0,030	0,015
	15.08.03	Handy	45	0,057	0,050	0,034	0,012
	25.07.08	Panama	65	0,082	0,079	0,081	0,073
		Cape	150	0,091	0,057	0,075	0,108

				Срок фрахта (лет)			
		k dwt		0,5	1	3	5
Кризис		Handy	30	0,077	0,061	0,053	0,055
	25.07.08	Handy	45	0,086	0,066	0,055	0,062
	15.06.11	Panama	65	0,150	0,111	0,086	0,092
		Cape	150	0,198	0,128	0,140	0,132

				Срок фрахта (лет)			
		k dwt		0,5	1	3	5
Всего		Handy	30	0,038	0,031	0,026	0,049
	06.01.89	Handy	45	0,044	0,036	0,027	0,056
	06.01.12	Panama	65	0,073	0,059	0,051	0,092
		Cape	150	0,098	0,060	0,071	0,121

Таблица 32 - Корреляция ставок фрахтования увеличивалась в период кризиса

			6М	1Y	3Y
Подъем		6М	100.0%		
	15.08.2003	1Y	70.5%	100.0%	
	25.07.2008	3Y	50.8%	67.2%	100.0%
Кризис		6М	100%		
	25.07.2008	1Y	82%	100%	
	15.06.2011	3Y	69%	77%	100%
Всего		6М	100.0%		
	13.01.1989	1Y	75.9%	100.0%	
	06.01.2012	3Y	59.9%	70.2%	100.0%

В период кризиса 2007-09 гг. можно наблюдать падение ставок фрахтования. Причем изменения идут резче, чем в периоды подъема, о чем говорит рост волатильности в Таблице 31. Рост корреляций в Таблице 32 в этот период говорит о том, что ставки фрахтования более склонны одновременно падать, чем расти.

В дальнейшем будут рассмотрены ставки фрахтования за период 2002-2012 гг. для семи типов судов (30, 45, 52, 65, 75, 150, 170 k dwt) и трех сроков фрахтования (6М, 1Y, 3Y). Всего 523 недельных наблюдения.

2.2. Методологическая база

Сложность рассматриваемой темы настоящего исследования требует применения разнообразных математических и инструментальных методов для решения поставленных задач.

2.2.1. Определение параметров ПБР: PD и LGD

Разработка PD-модели начинается с определения зависимой переменной или определения дефолта. Мы используем в этом качестве просрочку платежа на срок от 90 дней, что соответствует принятой соглашениями Базель II и Базель III методологии ПБР. Мы не учитываем наступление иных обстоятельств, свидетельствующих о невозможности погашения заемщиком своих обязательств (unlikely to pay; см. (BCBS, 2006а, pp. 100, par. 453)), поскольку данные об этом не всегда доступны. Мы определяем *событие дефолта* как ситуацию, когда платеж просрочен более чем на 90 дней или когда фирма, по информации из базы данных СПАРК, официально ликвидирована. База данных СПАРК содержит финансовую (количественную) и нефинансовую (качественную) информацию о коммерческих предприятиях, работающих в России. Доступ к базе данных предоставляет международная информационная группа «Интерфакс», см. URL: <https://spark-interfax.com>.

Отметка о дефолте проставляется организации в том месяце, в котором произошло событие дефолта. Затем отметка о дефолте распространяется на следующие 11 месяцев, чтобы зафиксировать год, в котором организация допустила дефолт. Мы не исключаем дефолтные организации из множества других наблюдений. Отметка о дефолте сдвигается на 12 месяцев назад, чтобы сопоставить дефолты следующего года с финансовыми характеристиками компании в текущем году. Это делается для того, чтобы обучить модель оценивать вероятность дефолта на горизонте в один год, используя последнюю финансовую информацию о компаниях-заемщиках. Схема обработки данных представлена на Рисунке 44.

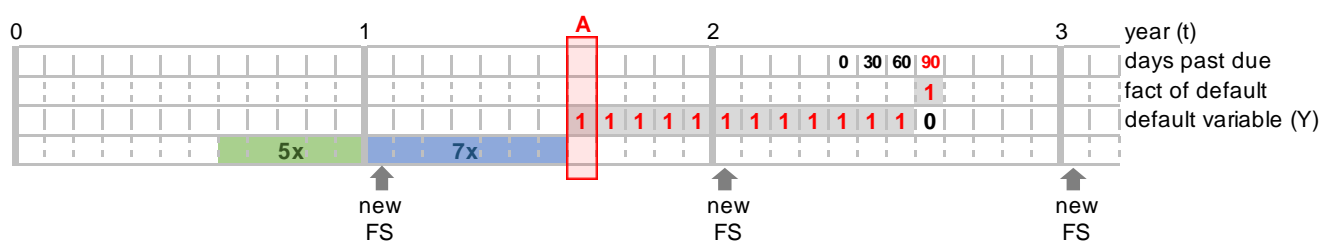


Рисунок 44. Схема присвоения отметки о дефолте и обработки отчетности

Отметка о дефолте проставляется, как только предприятие допускает дефолт. Для того чтобы эта отметка была снята с предприятия, оно должно продолжить функционировать (мы проверяем это по базе СПАРК) в течение последующих 12 месяцев и не допускать просрочек платежей на срок более 90 дней в течение этого периода. Мы вычисляем *уровень дефолтов* для российских корпоративных заемщиков с месячной частотой, используя данные российских кредитных бюро за 2012-2018 гг. Этот показатель рассчитывается как соотношение числа предприятий, допустивших дефолт в течение 12 месяцев с месяца начала наблюдений, к общему числу предприятий, наблюдаемых в течение этого периода. Уровень дефолтов рос в 2014-2016 гг., период турбулентности для российской экономики. Поскольку развитые страны имеют суверенные кредитные рейтинги выше российского (BBB-), наблюдаемый уровень дефолтов российских компаний превышает аналогичный показатель компаний развитых стран.

Для того чтобы учесть неоднородность операционных и финансовых условий, мы классифицируем компании-заемщики по девяти укрупненным отраслям. Данные о количестве наблюдений в каждой отрасли представлены в Таблице 33.

Для того чтобы учесть неоднородность условий заимствования, мы распределяем компании по двум классам – с высоким и низким уровнем долговой нагрузки на основе медианного значения долговой нагрузки по всем наблюдениям. Долговая нагрузка рассчитывается как сумма долгосрочной и краткосрочной задолженности, нормированная

на общую сумму активов, т.е. этот показатель равен $(1 - LEV_{EQ})$. Аналогичное определение использует (Bank of Japan, 2019).

Таблица 33 - Количество наблюдений по отраслям

Отрасль	Кол-во набл. «предприятие-месяц»
Лесное и сельское хозяйство	573 643
Добыча полезных ископаемых	61 367
Обработывающая промышленность	1 603 842
Коммунальное хозяйство	167 558
Строительство	1 466 147
Оптовая и розничная торговля	5 215 239
Деятельность гостиниц и предприятий общ.пит.	322 813
Транспортировка	713 095
Прочие секторы экономики	2 218 266
Нет данных	7 807
Итого	12 349 777

LGD оценивается рыночным методом, т.е. через соотношение цен облигаций, как описано в работе (Антонова, 2013):

$$RR_d = B_d(+n)/F, \quad (66)$$

$$LGD = 1 - RR_d, \quad (67)$$

где RR_d – уровень восстановления (за) через n дней от даты дефолта; $B_d(+n)$ – цена облигации (за) через n дней от даты дефолта; F – номинал облигации.

Рассмотрим два подхода к оценке связи параметров PD и LGD (PLC): на уровне заемщиков и агрегированно для всех заемщиков. Первый является основным, поскольку имеются данные по заемщикам – эмитентам облигаций. Второй является вспомогательным для проверки устойчивости результатов и воспроизводит подход, использованный при исследовании связи PD-LGD для американских данных (например, в работе (Meng, Levy, Karlin, Wang, & Hu, 2010)).

Чтобы смоделировать связь параметров PD-LGD, были получены значения PD как прогнозы по моделям (Таблица 55). Для прогноза PD были использованы данные финансовой отчетности заемщиков за год, предшествовавший дате дефолта, чтобы исключить ситуацию, когда в год дефолта финансовые показатели уже отражают факт объявленного дефолта. По сути, в год объявленного дефолта $PD = 100\%$, что обесценивает задачу исследования связи LGD с константой. Для прогноза PD выбиралась наилучшая модель по критериям описательной силы (псевдо R-квадрат) и дискриминационной способности на экзаменуемой выборке.

2.2.2. Разработка теоретических моделей

Модификация модели Васичека

Для учета отрицательной связи системного фактора и корреляции дефолтов в модели Васичека вес ρ_i в формуле (23) при системном факторе должен стать переменным при неизменности PD_i . Тогда чем меньше значение системного фактора, тем больше должен быть его вклад в доходность актива, т.е.

$$\text{Corr}(\rho_i, Y) < 0 \quad (68)$$

При этом целесообразно учесть принцип БКБН, заложенный в формуле (2). Чем меньше реализация специфического фактора ε_i , тем выше вероятность дефолта PD_i , тем ниже корреляция активов (правда, нужно помнить о циклической связи веса при факторах на доходность актива и, как следствие, на вероятность дефолта), тем ниже должен быть вес ρ_i , т.е.

$$\text{Corr}(\rho_i, \varepsilon_i) > 0 \quad (69)$$

Тогда для модификации модели Васичека вес ρ_i целесообразно определить следующим образом:

$$\rho_i = N(\varepsilon_i - Y) \quad (70)$$

Следовательно, выражение (23) для доходности актива r_{A_i} примет такой вид:

$$r_{A_i} = Y \cdot \rho_i + \varepsilon_i \cdot (1 - \rho_i) \quad (71)$$

Общественное благосостояние и использование моделей PD

В 2013 г. БКБН инициировал работу по проверке того, насколько согласованы внутрибанковские модели оценки кредитного риска разных банков (BCBS, 2013с). Для этой цели он разработал гипотетические примеры (тест-кейсы) с описанием виртуальных компаний, для которых запросил европейские банки представить расчет риск-весов. Результатом исследования (BCBS, 2013с, р. 6) стало открытие того, что риск-веса существенно разнятся (до 20% в относительном выражении) несмотря на то, что оценивался один и тот же потенциальный заемщик.

Таким образом, возникает задача исследовать причину такого изменения в риск-весах и определить последствия для экономики, т.е. оценить, имеют ли место **потери мертвого груза (dead weight loss, DWL)**.

В работе (Repullo & Suarez, 2000) рассматривается модификация стандартной модели кредитования, когда ожидается, что доходы предпринимателей не зависят от уровня риска их проектов. Здесь используем упрощенную постановку задачи, когда при выдаче

кредита его могут не вернуть с вероятностью дефолта PD ; иначе идет возврат кредита и ставки процента r по нему.

$$\underbrace{(1+r) \cdot (1-PD)}_{\text{возврат кредита}} + \underbrace{0 \cdot PD}_{\text{дефолт}} = 1 \quad (72)$$

Тогда получается, что уровень ставки r , которую банк готов предложить заемщику, будет определяться из следующего соотношения:

$$r = \frac{1}{1-PD} - 1 \quad (73)$$

В работе (Pagano & Jappelli, 1993) указывалось, что из-за проблемы неблагоприятного отбора нераспространение информации приводит к более высоким процентным ставкам и меньшему объему кредитования. Поэтому аргументировалось, что целесообразно создавать бюро кредитных историй (БКИ) для распространения информации между банками. Структура таких бюро подробно описана в работе (Powell, Mylenko, Miller, & Majnoni, 2004).

Тем не менее, несмотря на проблему неблагоприятного отбора, остается открытым вопрос, почему при внедрении ПВР может наблюдаться неоднородность в оценках риск-весов, что, как будет показано далее, как и в случае неблагоприятного отбора, ведет к росту процентных ставок и снижению объема выдаваемых кредитов.

Теоретическая модель

Допустим, в экономике существует пять типов заемщиков, где Q отражает тип, как указано в Таблице 34. Допустим, что заемщики различаются по уровню дефолтности (PD). Например, уровень в 30% для заемщиков третьего типа означает, что из 10 заемщиков 3 не вернут кредит в срок. Число заемщиков каждого типа одинаково.

Допустим, что существуют два банка с одинаковым капиталом, в которые обращаются заемщики. Причем в банк (1) обратилась половина заемщиков первого и пятого типа и все заемщики третьего типа; в банк (2) – также половина заемщиков первого и пятого типа, но вместо заемщиков третьего типа все заемщики четвертого типа, характеризующиеся более высоким уровнем дефолтности (PD).

Таблица 34 - Сегменты заемщиков в экономике

Тип	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	ИТОГО	Без Q5
Ур-нь дефолта (PD)	10%	20%	30%	40%	80%	40%	27%
Всего кол-во	10	?	10	10	10	40	30
Банк (1)	5		10		5	38%	23%
Банк (2)	5			10	5	43%	30%

Согласно ПВР для построения внутрибанковских моделей, банк должен выделить однородные сегменты заемщиков. Ввиду высокого уровня заемщиков пятого типа допустим, что оба банка определили их в один сегмент; но всех остальных заемщиков они отнесли к единому сегменту. Тогда, как указано в Таблице 34, средний уровень дефолта по сегменту (без пятого типа заемщиков) для банка (1) составит 23%, а для банка (2) – 30%.

2.2.3. Классическая модель линейной регрессии

Верификация модели Васичека

Напомним, что Васичек предполагал отсутствие взаимосвязи корреляции активов и системного фактора в формуле (28). Это означает и предположение об отсутствии связи корреляции дефолтов для гауссовских доходностей и системного фактора. Корреляция дефолтов в выражении (32) зависит от вероятности дефолтов и корреляции активов. Корреляция активов зависит от вероятности дефолта в формуле (2). Таким образом, единственным детерминантом корреляции дефолтов по БКБН является вероятность дефолта PD.

Здесь происходит неоднозначный переход, который не обсуждает ни Васичек, ни БКБН. С одной стороны, условная вероятность дефолта, по определению, зависит от системного фактора, поскольку доходность активов компаний-заемщиков задается как зависящая от одного системного фактора в (1). То, что системный фактор может быть детерминантом моделей PD, доказывают эмпирические исследования (Korol & Korodi, 2010), (Тотьмянина, 2014) (см. также далее Таблицы 55 и 64).

Здесь возникает методологическая несогласованность. Дело в том, что в модели Васичека и БКБН предполагается, что в распоряжении имеются данные о непрерывных доходностях активов, а в требованиях БКБН по прогнозу дефолтов и в эмпирических работах по разработке моделей такого прогноза используются данные о дискретных событиях дефолта. С другой стороны, несмотря на то, что в моделях прогноза PD учитывается системный фактор, в формуле БКБН (42) для оценки кредитного риска портфеля ссуд вводится добавка на эффект портфеля, тоже зависящая от реализации системного риска, который уже учтен в PD.

Поэтому если учитывать эмпирические исследования, то корреляция дефолтов и корреляция активов по Васичеку могут быть связаны с системным фактором, но есть противоречие о типе распределения данных: гауссовском и дискретном. Если же отталкиваться от работы Васичека и документов БКБН, то можно сделать вывод, что предполагается отсутствие связи между реализациями системного фактора и корреляций активов и дефолтов.

Тогда возникает вопрос о том, можно ли утверждать, что такая связь между системным фактором и корреляцией дефолтов действительно имеет место. Проверим это на методологически согласованном массиве данных, а именно сопоставим корреляцию дефолтов для дискретных событий дефолтов с реализацией системного фактора.

Стресс-тестирование

Для проведения стресс-тестирования необходимо получить оценки среднего значения выборочной доли дефолтов в стрессе и корреляции дефолтов в стрессе. Для исследования используются данные о дефолтах мировых судовых компаний из раздела 3.2.4. Поскольку в распоряжении имеются 16 годовых наблюдений, то рассматривается описательная (goodness-of-fit) модель регрессии, не прогнозная (goodness-of-forecast). Поэтому особое внимание уделено проверке свойств модели и ее остатков. В результате такой проверки будет выбрана наилучшая модель. Учитывая малое число наблюдений, особое значение имеет число степеней свободы. Поэтому рассматривается один наиболее значимый детерминант как доли дефолтов, так и корреляции дефолтов. Ввиду значимости судовых компаний для мировой торговли (они обеспечивают до 95% от ее общего объема) будем рассматривать темп прироста мирового ВВП как такой ключевой детерминант доли дефолтов и корреляции дефолтов вслед за авторами (Gupton & Stein, 2002), (Repullo, Saurina, & Trucharte, 2009). Темп прироста мирового ВВП берется без лага на тот же год, что и выборочная доля дефолта. Из-за малого числа наблюдений коррективная на эндогенность не применяется.

Воспользуемся свойством распределения бернуллиевских случайных величин. Изменение корреляции меняет дисперсию выборочной доли успехов (дефолтов), но не меняет среднего (Preisser & Qaqish, 2014). Поэтому рассчитаем среднее значение выборочной доли дефолтов DR для имеющейся выборки. Получаем $\overline{DR} = 1.520\%$ в год и стандартное отклонение 1.516% . Чтобы рассчитать корреляцию дефолтов, рассмотрим несколько длин скользящих окон: четыре и пять лет. Тогда для оценки модели останется 13 и 12 наблюдений, соответственно. Для них пересчитаем дисперсию выборочной доли дефолтов $Var(DR)$. Для получения корреляции дефолтов поделим полученную дисперсию на величину $\overline{DR} \cdot (1 - \overline{DR})$ в соответствии с формулой (163). Отдельно выделим период 2008-2011 гг. как кризисный и поставим для него единицу в соответствующей фиктивной переменной.

Для выбора наилучшей модели рассмотрим следующие критерии:

- (1) Общее качество описательной силы модели (не используем модели с низким или отрицательным скорректированным показателем детерминации, adjusted R-squared).

- (2) Статистическая значимость (будем считать приемлемой значимость коэффициента на 10%-м уровне) и экономическая интерпретируемость коэффициентов при отдельных переменных.
- (3) Нормальность распределения остатков модели (для этого проведем тест Харке–Берра).
- (4) Корректность спецификации модели (проведем тест Бокса–Кокса на сравнение линейной и полупологарифмической моделей и тест Рамсея (RESET) на наличие невключенных переменных).
- (5) Наличие гетероскедастичности в остатках (проведем тесты Бреуша–Пагана и Уайта).
- (6) Наличие мультиколлинеарности (рассмотрим показатели увеличения дисперсии (VIF); значения более 10 сигнализируют о наличии мультиколлинеарности).

Оцениваются две эконометрические модели, где зависимыми переменными выступают выборочная доля дефолтов и корреляция дефолтов. В качестве независимых переменных рассматриваются: dummy переменная кризиса *crisis*, годовой темп прироста мирового ВВП *GDPgr_t* и их произведение (interaction term). Всего проверяются 11 спецификаций.

Наилучшей моделью назовем ту, которая проходит по перечисленным критериям. Затем рассмотрим три экспертно заданных сценария для темпа роста мирового ВВП (+2%, -5%; -10% в год). Для данных экспертных параметров рассчитаем стрессовые значения средней доли дефолта и корреляции дефолтов по оцененным моделям.

Для получения распределения выборочной доли дефолта при заданных среднем и корреляции воспользуемся алгоритмом, описанным в разделе 3.3.3. Для ускорения реализации алгоритма выберем число гипотетических заемщиков $n = 50$ и число симуляций $T = 10000$. При таких параметрах процедура занимает 3 часа. При увеличении до 192 заемщиков она займет около 12 часов. Имея распределение выборочной доли дефолта, используем меру риска границы потерь заданного уровня $ГП_\alpha$, чтобы оценить ее крайний уровень реализации.

Детерминанты ставок по вкладам в банках

Основной исследовательской гипотезой является то, что российские государственные банки занижают ставки населению по вкладам на суммы сверх лимита ССВ при прочих равных, т.е. существует антипремия за неявное страхование вкладов в государственных банках в России.

Для проверки, существует ли антипремия за неявное страхование вкладов в государственных банках в России, мы будем использовать аналог метода «разность разностей» (difference-in-difference). Введем две индикаторные (фиктивные) переменные.

Одна делит банки по типу собственности (Gov). Она равна единице для государственных банков и нулю – иначе. Вторая делит предложения депозитов на страхуемые в ССВ и нестрахуемые (или точнее – частично страхуемые). В первом случае будет единица для переменной DIA_no ; во втором – ноль. Нас же интересует доплата за нестрахуемые депозиты в госбанках. Введем произведение двух данных переменных следующим образом:

$$DIA_{noGov} = Gov \cdot DIA_no \quad (74)$$

Тогда наша гипотеза о наличии доплаты в госбанках по нестрахуемым депозитам означает, что ставка по вкладам должна быть ниже в подгруппе предложений госбанков для сумм сверх лимита ССВ по сравнению с иными. Поэтому первичную проверку гипотезы проведем с помощью теста на равенство средних ставок в двух подвыборках.

Вторичную (основную) проверку проведем при контроле на прочие равные факторы, т.е. в регрессионной модели вида (75) коэффициент θ_3 при переменной DIA_{noGov} должен быть отрицательным.

$$Rate_{ijk} = X_{ijk} B_k + \theta_1 \cdot Gov + \theta_2 \cdot DIA_no + \theta_3 \cdot DIA_{noGov} + \varepsilon_{ijk}, \quad (75)$$

где $Rate_{ijk}$ – ставка по депозиту; i – банк; j – депозит; k – характеристика депозита или банка (например, валюта, срок, пополняемость, изымаемость средств до истечения срока; тип банка, его размер, CAR, NPL; произведения (interaction term) разных факторов); B_k – коэффициенты, оцениваемые МНК (допускаем наличие константы); X_{ijk} – матрица признаков (включая фиктивные dummy переменные и показатели деятельности банка; полный перечень переменных см. в Приложении 6); ε_{ijk} – остатки модели. Используем их робастную оценку, кластеризуем остатки модели по банкам.

В наборе признаков X_{ijk} также рассматриваем произведения индикаторных переменных между собой, с характеристиками банков. Их называют двойными и тройными произведениями (double, triple interactions). С одной стороны, это распространенный подход, см., например, работу (Bush, et al., 2021, p. 50). Он позволяет делать дополнительные выводы при интерпретации. С другой стороны, он увеличивает мультиколлинеарность в регрессии, хотя его пользователи данную проблему не обсуждают, а основной индикатор мультиколлинеарности (VIF) не приводят. Мы покажем далее, что включение абсолютно всех переменных, которые, по мнению авторов, имеют содержательную ценность, только усиливает проблему мультиколлинеарности. Поэтому дальнейшие выводы будем строить по моделям с исключением незначимых переменных. В

таком случае у нас проблема мультиколлинеарности меньше. Тем не менее мы проверяем, что знаки и величины коэффициентов сопоставимы в моделях с полным перечнем переменных и только со значимыми. При необходимости оценки модели со всеми переменными доступны по запросу.

Описанный выше подход со спецификацией (75) подобен работе (Horny, et al., 2018), где раскладывались ставки доходностей по суверенным облигациям европейских стран на факторы. Один из факторов такого разложения интерпретировался как вклад кредитного риска страны-заемщика – эмитента облигации в ставку доходности. В нашем случае будем особое внимание уделять вкладу компоненты, связанной с нестрахуемостью депозита в ССВ и принадлежностью предложения госбанку.

Заметим, что мы не ставим перед собой задачу проверки того, что при наличии явления «неявного страхования вкладов» это требование клиентов со стороны *спроса* (чтобы частные банки доплачивали за риск, как у исследователя (Opiela, 2004)) или что это ценовая политика банков со стороны *предложения*, как у авторов (Dennis, et al., 1998). Подчеркнем, что нам важно выявить, ниже ли, при прочих равных, ставки по вкладам на суммы сверх лимитов ССВ в государственных банках, чем в частных, или нет, и в сравнении с полностью застрахованными. Тем не менее, как далее подробно обсудим, поскольку имеющиеся в распоряжении данные – это данные о предложениях по вкладам, то, возможно, речь идет о ценовой политике банков и стороне предложения в нашем случае.

Для исследовательской гипотезы возможный эффект создает не просто или не только статус участия государства в структуре собственности банка, но и его размер, т.е. разные эффекты могут наблюдаться для банков разных размеров и разного типа.

Дополнительно проверим, насколько наши результаты устойчивы к иным спецификациям и определениям. В частности, рассмотрим пять видов такой проверки. Во-первых, только простые вклады. Так называем вклады без дополнительных опций (досрочное изъятие, пополнение и т.п.) и не относящиеся к особым типам (инвестиционный, накопительный, пенсионный). Затем рассмотрим банки, для которых важны вклады физических лиц. Для этого, во-вторых, выберем банки, у которых размер таких депозитов по логарифму выше медианы. В-третьих, выделим банки, у которых доля вкладов физлиц и ИП относительно их суммы с депозитами предприятий выше медианной. В-четвертых, попробуем извлечь дополнительную информацию из доступного массива данных. Поскольку в части предложений вкладов нет верхней границы по сумме, то такой вклад можно открыть на сумму в пределах лимита страхования ССВ и сверх него. Поэтому все подобные – условно неограниченные по сумме – предложения включим в выборку дополнительно. В качестве размера вклада для такого «растиражированного» предложения

поставим верхний предел, если он есть и превышает лимит ССВ. Если верхней границы нет, то поставим среднее значение для тех предложений, чья верхняя граница превышала лимит ССВ. В-пятых, сравним наши выводы с моделью, когда под государственным понимаем не просто официальный признак, а только его восприятие. В нашем ожидании, у большинства населения госбанк – это одна из нескольких крупных кредитных организаций. Поэтому в данном случае мы определим как государственный только тот банк, который по признаку собственности (Gov) является таковым и который входит в список СЗКО (SIFI).

2.2.4. Модели на панельных данных и метод инструментальных переменных

Была рассмотрена следующая обобщенная спецификация регрессии на панельных данных:

$$y_{it} = a_0 + a_1 \cdot \overrightarrow{Deriv_{it}} + a_2 \cdot CAR_{it} + a_3 \cdot \vec{Z}_{it} + u_i + \varepsilon_{it}, \quad (76)$$

где y_{it} – зависимая переменная (q Тобина, Risk, Return) для банка i в год t ; $\overrightarrow{Deriv_{it}}$ – вектор показателей операций с деривативами, характеризующих использование i -м банком в год t (в отчетности за год t) производных финансовых инструментов (деривативов) для хеджирования и торговли (спекуляции); CAR_{it} – норматив достаточности капитала первого уровня у банка i в год t ; \vec{Z}_{it} – контрольные переменные, включая макроэкономические; a_0, a_1, a_2, a_3 – оцениваемые методом максимального правдоподобия коэффициенты; u_i – специфический для банка индивидуальный фиксированный эффект для оценки модели панельных данных; ε_{it} – случайная ошибка модели.

Поскольку зависимые переменные выражены как относительные показатели, то и объемные характеристики деривативов были приведены к относительному виду, чтобы избежать кажущейся регрессии из-за эффекта размера банка в переменных. Суммарный номинал контрактов был разделен на совокупные балансовые активы банка. Поскольку полученные распределения относительных размеров номиналов деривативов смещены влево, то они были рассмотрены в форме логарифмов.

Исследователи (Graham & Rogers, 2002) указывают, что суммарные номиналы деривативов позволяют оценить то, сколько именно деривативов у фирмы (в противоположность использованию dummy переменной – индикатора статуса использования дериватива). Тем не менее, по их мнению, такой показатель – не совершенная мера интенсивности хеджирования, поскольку нельзя исключать возможность наличия встречных позиций. Они считают, что лучше было бы рассмотреть нетто размер позиции.

Указанные замечания нужно принимать со следующими существенными ограничениями. Во-первых, в управлении рисками важнее рассмотреть сумму абсолютных позиций, а не величину нетто-позиций. Именно отсутствие лимитов на сумму позиций в абсолютном выражении могло не позволить французскому банку Société Générale в 2007 г. выявить избыточно принятый риск в операциях с деривативами. Во-вторых, мы ожидаем, что аудиторы при подготовке раскрытий банков по МСФО проверили, возможно ли неттировать позиции в деривативах. Согласно принципам неттинга Международной ассоциации свопов и деривативов (ISDA), для такого неттирования должны совпадать все параметры контрактов, включая контрагента. В-третьих, в качестве приближения к оценке нетто-позиции будет рассмотрена сумма справедливых стоимостей, поскольку в раскрытиях информации о номиналах деривативов не указывается тип позиции (короткая или длинная), чтобы рассчитать их нетто-позицию.

Вектор \overline{Deriv}_{it} включает две группы переменных: относительные размеры суммарных номиналов сделок и величины переоценки деривативов, деленные на абсолютный суммарный номинал. Если номинал не раскрывался, последнее отношение принималось равным нулю. Случай, когда номинал равен нулю, имеет место, только если банк явно утверждает, что не использует деривативы. За один год из выборки такое указание было сделано у 29 и 59 банков в отношении торговых и хеджирующих деривативов, соответственно. Также была рассчитана разница между положительной переоценкой деривативов (они формируют прочие активы в балансе) и отрицательной (она входит в прочие пассивы). Разные величины справедливой стоимости – это следствие различных типов принятия риска, в том числе в результате изменения рыночных факторов (цен активов, процентных ставок, курсов валют). Хотя идет речь про рыночные факторы, деривативы могут создать сумму, которую должны банку до момента перечисления вариационной маржи. Тогда появляется ненулевая задолженность перед банком EAD, что подробнее рассмотрено в работе (Pykhtin & Zhu, 2006). Таким образом, указанную разницу положительной и отрицательной справедливых стоимостей деривативов можно рассматривать как нетто-кредитный риск по деривативам. Это основной индикатор, на который смотрит один из американских регуляторов банков (ОСС, 2012, р. 5).

Вектор \vec{Z}_{it} включает такие переменные, как размер банка (измеренный как натуральный логарифм величины совокупных балансовых активов), показатели структуры активов и их качества (кредиты за вычетом резервов к совокупным активам, ликвидные активы к совокупным активам, доля просроченных кредитов в портфеле банка), характеристики фондирования и капитала (отношение всех клиентских депозитов к

совокупным активам, норматив достаточности капитала первого уровня, Tier 1 ratio), показатели прибыли и расходов (отношение затрат к доходам (CIR), чистая процентная маржа, степень диверсификации доходов как доля непроцентного дохода в сумме процентного и непроцентного доходов).

Временные эффекты учтены с помощью фиктивных переменных. Для учета эффекта мирового финансового кризиса были дополнительно введены фиктивные переменные на период 2007-09 гг., а также произведения данной переменной кризиса и индикатора, характеризующего использование дериватива.

Одним из результатов мирового финансового кризиса стало выделение системно значимых кредитных организаций. На уровне мира таковыми названо 30 организаций (GSIB) (FSB, 2019), из которых 11 вошли в сформированную выборку из 109 банков. Хотя размер банка является одним из факторов отнесения в указанную категорию, в имеющихся данных корреляция статуса GSIB и размера активов не высока (+46%), поэтому обе переменные включены в регрессию.

Географические особенности учитывались двумя способами. Были использованы пять фиктивных переменных для основных регионов Европы и были взяты показатели ВВП и инфляции в рассматриваемых странах. Предпочтение второго подхода использования макроэкономических переменных состоит в их большей вариативности в сравнении с фиктивными.

Среди пар рассмотренных переменных не встречаются корреляции более +50% за исключением следующих. Отношение депозитов к активам отрицательно связано с размером банка. Это согласуется с результатом (Mayordomo, Rodriguez-Moreno, & Pena, 2014). Доля непроцентного дохода в сумме процентного и непроцентного доходов, ожидаемо, отрицательно связана с долей кредитов в портфеле. Норматив достаточности капитала без учета риска (финансовый рычаг, leverage) положительно связан с размером банка, тогда как с учетом риска (Tier 1 ratio) – отрицательно по двум причинам. Во-первых, крупные банки в меньшей степени используют собственные средства для финансирования своей деятельности. Во-вторых, в распоряжении крупнейших банков больше возможностей для поддержания норматива вблизи минимального порога с учетом заданного порога. Такие возможности включают естественный эффект относительно большей делимости их портфелей, что исключает скачкообразные эффекты значений нормативов от выдачи или погашения относительно крупных кредитов.

В части деривативов видно, что величины отрицательных и положительных справедливых стоимостей высоко коррелируют для хеджирующих и торговых деривативов. Поскольку это несет избыточную информацию, они одновременно не включаются в

модель. Можно обнаружить сильную взаимосвязь между номиналами кредитных и процентных торговых деривативов; кредитных торговых деривативов и деривативов на акции (equity derivative). Хотя товарных деривативов в полученной выборке мало, видно, что их объемы начинают сильнее коррелировать с процентными торговыми и валютными торговыми деривативами после кризиса 2007-09 гг. Возможно, при низких ключевых ставках товарные деривативы становились альтернативным источником инвестиций. Авторы (Basu & Gavin, 2011) отметили, что банки могут увеличивать объемы заключенных товарных деривативов для цели диверсификации, когда меняются корреляции между ценами товаров, а доходности акций или облигаций становятся отрицательными. Последние ситуации наблюдаются в кризисы, как описывают исследователи (Longin & Solnik, 2001).

Ученые (Chernenko & Faulkender, 2011) обосновывают преимущество включения в модель компоненты u_i и оценки регрессии на панельных данных вместо пространственной выборки без временного измерения (cross-section). По их мнению, только в таком случае возможно полноценно различить цели использования деривативов как хеджирующих или торговых. Связи между характеристиками банка и деривативами должны быть неизменны для *хеджирующих* деривативов. При оценке регрессий на панельных данных проводятся тесты для сопоставления моделей. F-тест позволяет выбрать между регрессией МНК и панельной регрессией с фиксированными эффектами. Тест множителя Лагранжа Бреуша–Пагана сравнивает регрессию МНК и панельную регрессию со случайными эффектами. Тест Хаусмана сравнивает панельные регрессии с фиксированными и случайными эффектами. Учитывая недостатки последнего, был использован метод бутстрап для панельных данных для подтверждения устойчивости полученных результатов. Результаты сохранились неизменными. Нельзя исключать возможность наличия эндогенности в рассмотренных моделях. Это может происходить из-за того, что показатели стоимости и риска вложения в акции банка могут влиять на решения руководства банка о том, какие операции с деривативами проводить.

Также могут быть скрытые факторы, одновременно связанные с показателями использования деривативов и стоимости банка. Для контроля на эндогенность оценивается модель регрессии на панельных данных с использованием инструментальных переменных, где показатели использования деривативов рассматриваются как эндогенные. Отстающие на год значения этих показателей используются в качестве инструментов. Тесты на эндогенность показывают, что использование деривативов – это экзогенные переменные.

2.2.5. Генерация частных и совместных распределений с учетом копул

Генерация одномерных распределений

Напомним определение (n, p) -биномиальной случайной величины $v_p(n)$. Случайная величина $v_p(n)$ имеет биномиальное распределение с параметрами $n \in \mathbf{N}$ и $p \in (0; 1)$, пишут $v_p(n) \sim \text{Bin}(n, p)$, если она принимает значения $0, 1, \dots, n$ с вероятностями $P(v_p(n) = k) = C_n^k p^k (1-p)^{n-k}$, где $k = 0, 1, \dots, n$. При $n = 1$ случайная величина $v_p(1)$ называется бернуллиевской случайной величиной с параметром $p = PD$.

Как известно, случайная величина $v_p(n)$ может быть представлена как сумма n независимых бернуллиевских случайных величин (с. в.) ξ_1, \dots, ξ_n :

$$v_p(n) = \xi_1 + \xi_2 + \dots + \xi_n. \quad (77)$$

Процессы, описываемые такими случайными величинами, могут включать факты неплатежей (дефолтов) по кредитам. Здесь особенно востребованной является работа не с вероятностью успеха p в отдельно взятом испытании, а с выборочной долей успехов (дефолтов), а именно с $\hat{p} = \frac{v_p(n)}{n} = DR$.

Важность рассмотрения задач в приложении к выборочной доле дефолтов $\hat{p} = DR$, а не к вероятности успеха (дефолта) $p = PD$ в отдельно взятом испытании доказывает наличие корреляции дефолтов. Необходимо подчеркнуть, что дефолты (или исходы в схеме испытаний Бернулли) могут быть взаимосвязаны. Данное ожидание интуитивно обосновано. В периоды экономического кризиса проблемы с платежами по кредитам возникают у многих компаний одновременно. Напротив, в периоды экономического подъема таких проблем практически не возникает ни у кого.

В текущей работе рассмотрим ситуации, когда бернуллиевские случайные величины ξ_1, \dots, ξ_n являются попарно коррелированными с одним и тем же ненулевым коэффициентом корреляции ρ (коэффициентом **корреляции дефолтов**):

$$\rho = \text{corr}(\xi_i, \xi_j) \neq 0, \quad i \neq j. \quad (78)$$

Тогда возникает вопрос, какую выборочную долю успехов (дефолтов, DR) можно ожидать при заданном уровне доверия в случае коррелированных исходов (при наличии корреляции дефолтов). Зная ответ на этот вопрос, мы сможем оценить точность моделей бинарного выбора (probit, logit). Например, если прогноз вероятности для проверяемого массива данных выходит за пределы доверительного интервала, такой прогноз нереалистичен на заданном уровне доверия. Проверяющий (валидатор, аудитор, регулятор) тогда не должен одобрять такую модель для ПВР.

Поэтому подчеркнем, что задачей не является обсуждение построения моделей бинарного выбора. Это подробно изложено в разделе 1.3.2. Сфокусируемся на способе проверки точности их прогноза. В академических работах такую проверку проводят через сравнение ошибок первого и второго рода ((Пересецкий А. А., 2012, стр. 67), (Карминский А. М., 2015, стр. 193)). Регуляторы же в финансовой сфере требуют оценивать точность прогноза вероятности дефолта по-другому. А именно, они предлагают сравнивать прогнозную вероятность дефолта для группы заемщиков с наблюдаемой **выборочной долей дефолтов** в ней, т.е. не с вероятностью успеха (дефолта) в отдельно взятом испытании. В частности, БКБН в исследовании (BCBS, 2005a, p. 47) предлагает использовать нормальную аппроксимацию для построения доверительных интервалов в таком случае. Европейский банковский регулятор в инструкции (ЕВА, 2019, p. 20) предлагает использовать байесовский доверительный интервал Джеффриса из работы (Brown, Cai, & DasGupta, 2001). Сравним результаты с данными подходами, поскольку в банках следуют этим рекомендациям.

Целью исследования является предложение непараметрического подхода к построению доверительных интервалов для выборочной доли успехов в схеме Бернулли с коррелированными испытаниями. В частности, нас будет интересовать доверительный интервал для выборочной доли дефолтов DR в случае наличия корреляции дефолтов, которую можно оценить с помощью формул (162), (163).

В основе предлагаемого нами непараметрического подхода к построению доверительных интервалов для выборочной доли успехов в схеме испытаний Бернулли с коррелированными исходами лежат два промежуточных этапа:

- 1) генерация распределений вероятностей коррелированных бернуллиевских случайных величин;
- 2) построение доверительного интервала по полученным распределениям.

Опишем алгоритмы реализации двух указанных этапов.

Генерация распределений вероятностей коррелированных бернуллиевских случайных величин

Существуют два класса подходов по генерации распределений вероятностей коррелированных бернуллиевских случайных величин:

- 1) параметрический (Lunn & Davies, 1998), (Witt, 2014);
- 2) непараметрический (Zaigraev & Kaniovski, 2013), (Chiu, Jackson, & Kreinin, 2017), (Kruppa, Lepenies, & Jung, 2018).

Класс параметрических подходов имеет тот недостаток, что не позволяет смоделировать отрицательно коррелированные бернуллиевские случайные величины. Поэтому далее рассматриваем непараметрический подход. Опишем его подробнее.

Введем следующие предпосылки. Будем рассматривать:

- 1) одинаково распределенные бернуллиевские случайные величины ξ_i ($i = \overline{1; n}$);
- 2) одинаковую корреляцию ρ между случайными величинами ξ_i и ξ_j ($i \neq j$).

Обозначим интересующую нас (целевую) корреляционную матрицу как \mathbf{R}_{TARGET} :

$$\mathbf{R}_{TARGET} = \begin{pmatrix} 1 & \rho & \dots & \rho \\ \rho & 1 & \dots & \rho \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ \rho & \rho & \dots & 1 \end{pmatrix}. \quad (79)$$

Тогда алгоритм генерации выглядит следующим образом:

1. Зададим интересующие нас параметры: n, p, ρ .
2. Зададим число симуляций $T = 10000$.
3. Зададим параметр порога $e = 0.5$. Будем позднее с ним сравнивать отклонение получаемой корреляционной матрицы от целевой.
 - При достижении порога остановим алгоритм. Это укажем отдельно.
4. Определим переменную k как $k = p \cdot T$.
5. Создадим матрицу Ξ размера $n \times T$ следующим образом:
 - Первые k столбцов матрицы Ξ заполняем единицами.
 - Оставшиеся столбцы заполняем нулями.
6. Вычисляем выборочную корреляционную матрицу \mathbf{R} для строк матрицы Ξ :

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} 1 & \rho_{12} & \dots & \rho_{1n} \\ \rho_{21} & 1 & \dots & \rho_{2n} \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ \rho_{n1} & \rho_{n2} & \dots & 1 \end{pmatrix}. \quad (80)$$

7. Вычисляем расстояние между корреляционными матрицами \mathbf{R} и \mathbf{R}_{TARGET} :

$$\|\mathbf{R} - \mathbf{R}_{TARGET}\| = \sqrt{\sum_{1 \leq i \neq j \leq n} (r_{ij} - r)^2}. \quad (81)$$

8. Проверяем условие

$$\|\mathbf{R} - \mathbf{R}_{TARGET}\| \leq e. \quad (82)$$

- Если данное условие не выполнено, идем далее.

- Иначе – алгоритм останавливается.
9. Случайным образом выбираем строку с номером i в матрице Ξ .
 10. В этой строке случайным образом выбираем два элемента: t_1 и t_2 ($t_1 \neq t_2$).
 11. Выбранные элементы меняем местами.
 12. Возвращаемся к шагу 6 и повторяем шаги 6-12.

Таким образом, по достижении выбранного порога имеется распределение случайной величины $v_p(n)$. Для определения доверительных интервалов перейдем к распределению выборочных долей \hat{p} .

Алгоритм построения доверительных интервалов

Рассмотрим случаи неположительной и положительной корреляции ρ .

Случай $\rho \leq 0$.

1. Возьмем параметр $\delta = 0.1\%$.
2. Зададим интересующий нас уровень доверия γ . Нам нужно построить доверительный интервал для него.
3. Ищем моду выборочного распределения плотности вероятностей случайной величины \hat{p} . В данном исследовании для построения соответствующей гистограммы берем разбиение значений \hat{p} на карманы с шагом 0.001. Находим соответствующее ей значение \tilde{p} .
4. Положим $p_1 = p_2 = \tilde{p}$.
5. Рассматриваем интервал $[p_1; p_2]$.
6. Рассчитаем соответствующую данному интервалу эмпирическую частоту $\hat{C}([p_1; p_2], n)$ по формуле (20).
7. Сравним полученное значение частоты наблюдений с заданным уровнем доверия γ :

$$\hat{C}([p_1; p_2], n) \geq \gamma \quad (83)$$

- Если условие выполнено, останавливаем алгоритм.
 - Если не выполнено, переходим к следующему пункту.
8. Рассмотрим два интервала: $[p_1 - \delta; p_1]$ и $[p_2; p_2 + \delta]$.
 9. Для каждого из них рассчитаем частоту наблюдений $\hat{C}([p_1 - \delta; p_1], n)$ и $\hat{C}([p_2; p_2 + \delta], n)$.

10. Выберем тот интервал, в котором частота \hat{C} больше.
11. Переопределим границы интервала $[p_1; p_2]$, включив в него интервал, который выбран в предыдущем пункте.
12. Вернемся к пункту 5 выше и повторим пункты 5-12.

Случай $\rho > 0$.

В случае положительной корреляции ρ на третьем шаге описанного выше алгоритма ищем две моды. Это следствие *бимодальности* распределения коррелированных бернуллиевских случайных величин. Далее проводим пункты 4-12 в отношении двух мод до момента, пока ближайšie друг к другу границы интервалов не совпадут. Таким образом, рассматриваем двойные доверительные интервалы. При выполнении условия продолжаем работу с одним объединенным интервалом.

Результаты: распределения плотностей коррелированных бернуллиевских случайных величин

Рассмотрим два значения $PD = p = \{20\%; 50\%\}$. Возьмем четыре значения корреляции $\rho = \{-3\%; 0\%; +30\%; +80\%\}$. Выберем общее число испытаний $n = 30$ для сопоставимости наших результатов с работой (Brown, Cai, & DasGupta, 2001, стр. 116). На Рисунках 45, 46 показаны смоделированные плотности распределения вероятности выборочной доли $DR = \hat{p}$ в предположении попарной коррелированности входящих в нее случайных величин с параметром ρ (r).

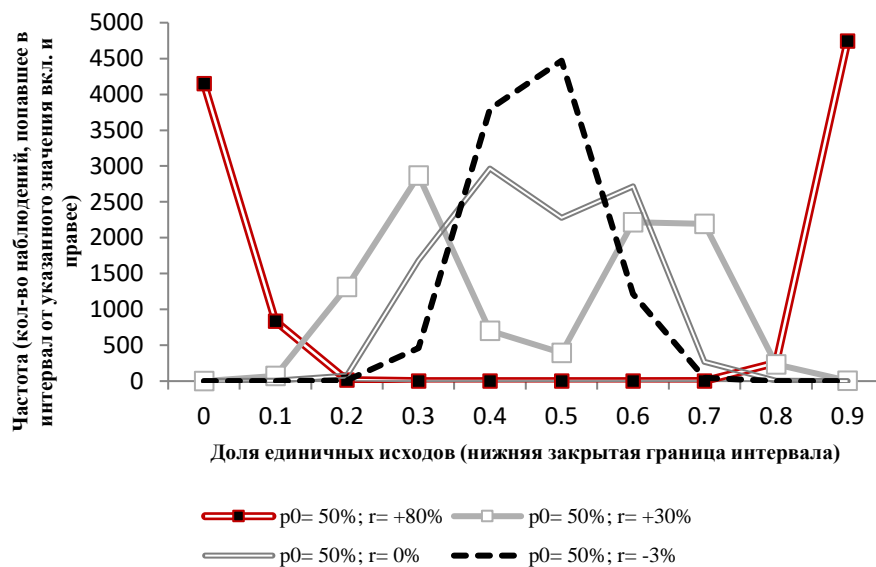


Рисунок 45. Распределение плотности для $p = 50\%$ и разных уровней корреляции ρ (r)

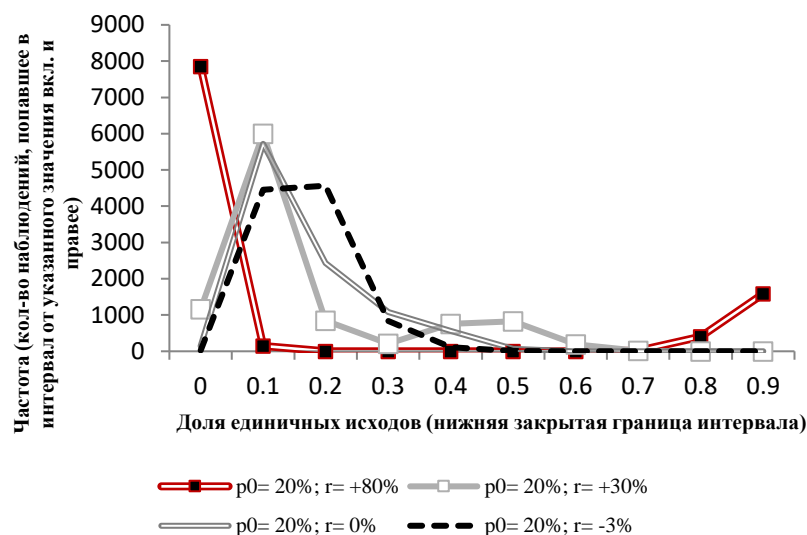


Рисунок 46. Распределение плотности для $p = 20\%$ и разных уровней корреляции ρ (r)

Рассмотрим соответствующие данным распределениям доверительные интервалы для трех процедур (см. Приложение 7):

- 1) байесовский доверительный интервал Джеффриса в предположении независимости испытаний из формулы (21);
- 2) интервал, предложенный в работе (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006, p. 295) (биномиальный тест с корреляцией) из формулы (22);
- 3) интервал по авторскому подходу.

В Приложении 7 рассмотрены 24 ситуации (строки), соответствующие всем комбинациям заявленных параметров:

- 1) вероятности успеха в отдельно взятом испытании p ;
- 2) коэффициенту попарной корреляции между бернуллиевскими случайными величинами ρ ;
- 3) уровню доверия $\gamma = \{90\%; 95\%; 99\%\}$.

Для каждой из трех процедур, перечисленных выше, приведены следующие характеристики:

- 1) границы доверительного интервала (левая, правая). Выразим их в долях, так же как в работе (Brown, Cai, & DasGupta, 2001);
- 2) длина интервала. Обозначим ее в долях для сопоставимости с границами интервалов. Приведем ее курсивом, чтобы отличать от границ;
- 3) эмпирическая частота $\hat{C}(p, n)$. Для отличия от длины и границ интервала приводим ее в процентах. Это позволяет нагляднее сравнивать данный показатель с заданным уровнем доверия, поскольку последний также приводим в процентах.

Генерация многомерных распределений

Для банков величина кредитного риска может недооцениваться из-за наличия положительной корреляции между параметрами PD-LGD. В предыдущем разделе было доказано, что данное явление актуально для России. Одновременно банкам присущ риск концентрации, который также при прочих равных увеличивает потери банков от реализации кредитных рисков. Поэтому возникает необходимость определить, насколько недооценивается кредитный риск, когда одновременно имеет место корреляция PD-LGD и риск концентрации.

Начнем с базового примера и рассмотрим два кредита величиной в одну условную денежную единицу (у.е.) каждый. Тогда возможны четыре ситуации, отраженные на Рисунках 47, 48:

- 1) А – оба кредита возвращены и убытков нет;
- 2) В – убыток равен 0.5 у.е., если не вернули первый кредит;
- 3) С – убыток равен 0.8 у.е., если не вернули второй кредит;
- 4) D – убыток равен 1.3 у.е. = 0.5+0.8, если не вернули оба кредита.

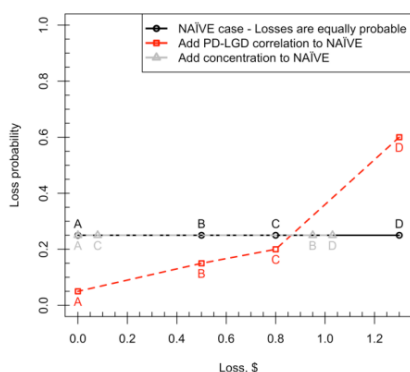


Рисунок 47. Эффект корреляции PD и LGD

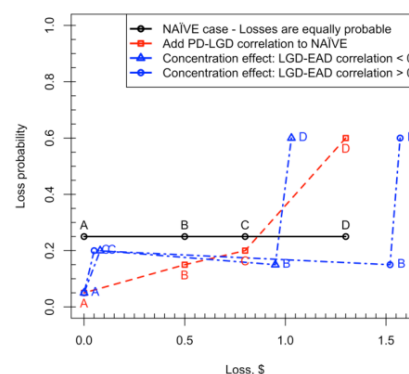


Рисунок 48. Одновременное наличие PLC и риска концентрации

Если все события A-D равновероятны, то распределение убытков представлено горизонтальной черной линией на Рисунке 47. Добавим положительную корреляцию PD-LGD (PLC). Тогда чем выше размер убытка, тем выше вероятность его наступления. Такое распределение представлено возрастающей красной пунктирной линией. Изменим размеры кредитов на 1.9 у.е. для первого и 0.1 у.е. для второго, чтобы сумма кредитного портфеля не поменялась, сохранив уровень LGD: 50% – для первого и 80% – для второго. Тогда распределение показано серыми точками на черной горизонтальной линии на Рисунке 47. Ожидаемо, что при риске концентрации в таком случае в двух исходах из четырех потерь почти нет, а в остальных двух – потери максимальны. На Рисунке 48 предположим, что в дополнение к риску концентрации имеется корреляция между LGD и EAD. Если она

отрицательна, а значит, PD отрицательно коррелирует с EAD (случай крупных заемщиков, включая *низкодефолтный портфель*), тогда распределение убытков обозначено синей линией с треугольниками на Рисунке 48. В таком случае крайние потери меньше. Если же корреляция LGD-EAD положительна, то распределение убытков показано там же синей линией с кружками; здесь убытки самые крупные из рассмотренных случаев. Таким образом, риск концентрации может увеличивать величину кредитного риска при положительной корреляции LGD-EAD (точка D на Рисунке 48 для синей линии с кружками лежит правее точки D для красной и черной линий). Отрицательная же корреляция LGD-EAD может уменьшать оценку кредитного риска при наличии риска концентрации (точка D на синей линии с треугольниками лежит левее точки D для красной и черной линий). Корреляция PD-LGD (PLC) повышает вероятность реализации крайних событий. Поэтому эффект двух явлений (риска концентрации и PLC) может быть выше суммы результатов двух отдельно взятых событий.

Ввиду отсутствия публично доступных данных по риску концентрации по банкам в терминах EAD, сопоставимых с оценками PD и LGD, проведем исследование на искусственно сгенерированных данных. Рассмотрим всевозможные комбинации параметров, чтобы сделать вывод о том, в каких ситуациях оценки кредитного риска по ПБР некорректны от неучета двух данных явлений и насколько.

Рассмотрим тысячу гипотетических заемщиков, как сделал БКБН в своем исследовании оценок кредитного риска по банкам на основе данных гипотетических заемщиков (BCBS, 2013с). Такое число заемщиков типично для портфеля ссуд ЮЛ крупного российского банка. Эффект концентрации в портфеле ссуд ФЛ дает меньший эффект, чем ЮЛ, из-за на порядки меньших размеров сумм. При этом PD-LGD эффект проявляется в портфелях ссуд обоим заемщикам: ФЛ (Witzany J. , 2009) и ЮЛ.

Сгенерируем три параметра – PD, LGD, EAD – для каждого заемщика. Наше предположение эквивалентно тому, что всем заемщикам выданы ссуды одного вида кредитного продукта. Это позволяет получать параметры LGD, EAD из единых моделей для одного типа сделок. Для генерации используем следующие стилизованные факты об их распределении, исходя из документов БКБН и (Ozdemir & Miu, 2009). Предполагаем, что PD имеет усеченное нормальное распределение с областью значений от нуля до единицы. В работе (BCBS, 2013с, pp. 50-54, Annex 3) указано, что средняя вероятность дефолта для ссуд ЮЛ равна 5%. 10%-й доверительный интервал равен [1%; 17.5%]. Данные оценки получены на 86 портфелях 54 крупнейших международных банков. Поэтому рассмотрим распределения PD с четырьмя средними значениями – 1%, 5%, 10%, 20% – при стандартном отклонении 3%.

LGD задано как U-образное (*бимодальное*) бета-распределение. В работе (BCBS, 2013с) показано, что среднее LGD = 35%. 10%-й доверительный интервал равен [18.3%; 45.3%]. Из-за того, что эти значения менее консервативны, чем заданные для базового ПВР, возьмем значения последнего: 45% для обычных ссуд и 75% – для субординированных.

Далее возьмем 11 вариантов значений корреляций PD-LGD и LGD-EAD от -0,9 до +0,9 с шагом 0,2, включая случай нулевой корреляции. Хотя большинство исследований выявляло неотрицательную связь PD-LGD, рассмотрение отрицательной целесообразно по следующим причинам. Во-первых, по определению корреляции, она может принимать отрицательные значения. Во-вторых, нельзя исключать возможности наличия отрицательной корреляции PD-LGD в исследованиях с малым числом наблюдений (например, для LDP). В-третьих, рассмотрение отрицательных значений PLC является способом проверки устойчивости полученных результатов, а именно рассмотрение всех значений – от отрицательных до положительных – должно отразиться в монотонном увеличении недооценки величины кредитного риска портфеля ссуд.

Всегда рассматриваем портфель ссуд объемом 1 тыс. у.е. Распределение EAD по заемщикам получаем таким образом, чтобы достичь интересующий уровень риска концентрации. Концентрацию измеряем ННІ по формуле (151), изменяя его от 0 до 12%.

Статус дефолта присваиваем в ситуации, когда вероятность дефолта из распределения выше 50%. Такой подход используется, например, в программе Stata для оценки точности классификации путем ввода команды `estat classification`. Для каждого портфеля высчитываются потери для дефолтных кредитов как произведение LGD и EAD. Потери по недефолтным кредитам равны нулю.

Таким образом, рассматриваем 24 200 гипотетических портфелей. Недооценку кредитного риска будем выражать через надбавку к риск-весам, вычисляя отношение величины непредвиденных потерь и требований к капиталу по ПВР. Полученные надбавки сравним с подходами регуляторов Кипра и Словении.

Моделирование копул и структурных сдвигов в них

Рассмотрены гауссова копула, *t*-копула, группированная *t*-копула, копулы Коши, Клэйтона (Clayton, 1978), Гумбеля (более корректно произносить – Гамбеля, от англ. (Gumbel, 1960)), Франка (Frank, 1979), иерархические копулы Клэйтона, Гумбеля, Франка. Используется скользящее 252-дневное окно для определения выборки, на которой оцениваются параметры и структура копулы по следующему алгоритму ретроспективного прогноза (бэк-теста).

1. На основе наблюдений за последние 252 торговых дня оцениваются параметры распределений и, если применимо, иерархическая структура копулы.
2. На один день вперед в соответствии с оцененным на предыдущем шаге законом распределения осуществляется генерация 1000 псевдослучайных чисел, соответствующих вероятности для частных распределений случайных величин.
3. Полученные вероятности используются для вычисления реализаций доходностей по активам, входящим в полный портфель, состоящий из акций 10 компаний (акции входят с неотрицательными весами), и осуществляется расчет прибыли по портфелю.
4. Смоделированные значения возможных реализаций прибыли/убытка по портфелю используются для определения критериев, в соответствии с которыми выбирается многомерный закон распределения, наиболее точно оценивающей риск инвестиционного портфеля.
5. Переход к следующему дню и п. 1.

Для определения наилучшей модели для оценки риска инвестиционного портфеля использован эксперимент, впервые предложенный в исследовании (Giacomini et al., 2009). Его суть заключается в том, что мера риска рассчитывается не для одного заданного инвестиционного портфеля, например равновзвешенного, а для большого числа портфелей, веса активов в которых выбираются случайным образом.

В работе (Giacomini et al., 2009) рассматривалась одна мера риска – граница потерь $ГП_\alpha$, в настоящем исследовании дополнительно рассмотрена мера ES. Введем следующие обозначения.

Множество портфелей:

$$W = \{w^*, w_n; n = 1, \dots, 999\}, \quad (84)$$

где $w^* = (1/m, \dots, 1/m)'$ – равновзвешенный портфель; $w_n = (w_{n,1}, w_{n,2}, \dots, w_{n,m})'$ равномерно распределен на $S = \left\{ (x_1, \dots, x_m) \in \mathbb{R}^m : \sum_{i=1}^m x_i = 1 \right\}$, m – число активов в портфеле.

Эмпирический уровень значимости:

$$\hat{\alpha} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{I}\{L_t \leq ГП_\alpha(t)\}, \quad (85)$$

где T – горизонт прогноза; $\mathbf{I}\{\cdot\}$ – индикаторная функция множества $\{\cdot\}$; $L_t = \sum_{i=1}^m w_i (e^{R_{i,t}} - 1)$ – значение функции прибыли/убытка в момент t ; $R_{i,t} = \log(P_{i,t}/P_{i,t-1})$ – логарифм доходности i -го актива в момент t ; $ГП_\alpha(t)$ – оценка границы потерь риска при заданном уровне значимости в момент t .

Относительное расстояние между теоретическим и эмпирическим уровнем значимости:

$$e_w = |\hat{\alpha} - \alpha| / \alpha \quad (86)$$

Среднее относительное расстояние между теоретическим и эмпирическим уровнем значимости:

$$A_W = \frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} e_w \quad (87)$$

где $|W|$ – число элементов множества W , в данном случае 1000.

Стандартное отклонение:

$$D_W = \left\{ \frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} (e_w - A_W)^2 \right\}^{1/2} \quad (88)$$

Доля пробоев ES :

$$\frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{I} \left\{ L_{w,t} \leq ES_{w,t}(\alpha) \right\} \quad (89)$$

Полудисперсия убытков, превышающих величину ES (lower semi-variance), впервые предложенная в работе (Markowitz, 1952):

$$\frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} \left\{ \frac{1}{\sum_{t=1}^T \mathbf{I} \left\{ L_{w,t} \leq ES_{w,t}(\alpha) \right\}} \sum_{t=1}^T \left(\mathbf{I} \left\{ L_{w,t} \leq ES_{w,t}(\alpha) \right\} \right) \left(L_{w,t} - ES_{w,t} \right)^2 \right\} \quad (90)$$

В перечисленных выше терминах лучшей моделью с точки зрения критерия $\Gamma\Pi_\alpha$ будет являться та, для которой величина параметра A_W минимальна. Это соответствует выбору модели, эмпирический уровень значимости которой наиболее близок к теоретическому, заданному параметром α , для случайного портфеля.

Проверим временные ряды оценок рисков в банковской системе России на предмет наличия структурного сдвига в их связке (копуле) по алгоритму (Бродский, Пеникас, & Сафарян, 2009). Затем оценим норматив CAR на уровне 99.5%, что соответствует проекту Базель II от 2001 г. (BCBS, 2001a).

Воспользуемся подходом исследователей (Rosenberg & Schuermann, 2006), применивших копулы для моделирования совместного распределения рисков банковской системы США. Тогда совокупный риск в банковской системе $Risk(t)$ в момент t будем определять следующим образом:

$$Risk(t) = q_\alpha \left(R_{CR}(i,t) \cdot \sum_i A_i^{cr}(t) + R_M(i,t) \cdot \sum_i A_i^m(t) + R_{OP}(i,t) \cdot \sum_i A_i^{op}(i,t) \right) \quad (91)$$

где q_α – квантиль уровня α ; $R_{\dots}(i,t)$ – относительная величина риска в момент t для банка i (индикаторы риска в нижнем индексе: cr – кредитный, m – рыночный, op – операционный);

$A_i^{\sim}(t)$ – позиция (величина балансового эквивалента актива), подверженная указанному в верхнем индексе риску, в момент t для банка i .

Для получения оценки кредитного риска было взято отношение просроченной задолженности ко всему кредитному портфелю; для рыночного риска – величина прибыли и убытка от переоценки активов по рыночной стоимости была отнесена к сумме ценных бумаг на балансе банка; для операционного риска – была взята доля чистой прибыли в соответствии с базовым индикативным подходом Базель II.

Поскольку используется упрощенный, но модельный подход, вспомним логику соглашения Базель II. Определим норматив достаточности капитала по банковской системе следующим образом:

$$CAR(t) = \frac{K(t)}{\beta \cdot Risk(t)}, \quad (92)$$

где $K(t)$ – совокупный капитал в банковской системе; β – параметр, соответствующий в стандарте БКБН точности прогноза риска при его проверке на ретроспективном горизонте (при бэк-тесте), для внутренних моделей оценки рыночного риска и равный 3 при достаточном качестве и 4 – при удовлетворительном (BCBS, 2009d, p. 15). Поскольку совокупная величина риска в данном исследовании превышает размер фактических потерь, то далее используется значение 3.

Совместные распределения моделировались полупараметрическим методом (Inference for Margins, IFM), когда брались эмпирические функции частных распределений и параметрически оценивалась копула.

2.2.6. Методы классификации с обучением и без обучения

Модели бинарного отклика и ситуации несбалансированных классов

Применяем пробит- и логит-модели, первоначально предложенные авторами (Bliss, 1934) и (Berskon, 1944), соответственно. Далее мы объясняем методологию, давая определение дефолта и описывая спецификацию модели и используемые бенчмарки.

Для оценки вероятности дефолта российских компаний мы используем пробит-модель (Cameron & Trivedi, 2010, стр. 460), традиционную модель бинарного выбора. Зависимая переменная Y отражает факт наступления дефолта. Она равна 1 при наступлении дефолта и 0 в противном случае. X – матрица независимых переменных. β – вектор коэффициентов (параметров). Мы оцениваем β с помощью метода максимального правдоподобия. Мы стараемся подбирать коэффициенты в модели таким образом, чтобы ошибка ε была независимой равномерно распределенной величиной:

$$P(Y = 1) = N(X\beta + \varepsilon). \quad (93)$$

Когда параметры модели выбраны с учетом имеющихся данных, мы получаем прогноз вероятности дефолта \widehat{PD} , такой, что $PD \in [0; 1]$.

Мы воспользуемся спецификацией модели Risk Calc, представленной Moody's Analytics, которая была построена и протестирована на базе данных российских компаний. Спецификация модели включает только интерпретируемые методы, такие как метод наименьших квадратов (МНК) и пробит, и не включает никаких неинтерпретируемых методов – например, ансамблевые методы (такие как Random Forest – «случайный лес») или нейронные сети глубокого обучения.

Переменные и их преобразования выбраны таким образом, чтобы избежать мультиколлинеарности, гетероскедастичности и негауссовского распределения, насколько это возможно для реальных данных. Мы не выполняем корректировку для вероятности дефолта в течение цикла (Through-The-Cycle, TTC), поскольку такая процедура, по нашему мнению, не имеет теоретического обоснования, хотя часто используется на практике, а также часто упоминается в литературе (см., например, (Ozdemir & Miu, 2009)). Таким образом, мы можем назвать нашу PD-модель моделью вероятности дефолта на момент времени (Point-In-Time, PIT).

Когда мы применяем модель в псевдореальном времени, т.е. когда мы хотим оценить вероятность дефолта на горизонте в один год для *вновь выданных кредитов*, составляющих фактический портфель банка, мы стремимся использовать самую свежую финансовую информацию о заемщике. Это дает нам уверенность, что мы получим актуальную оценку финансового состояния. Для новых займов мы используем самую последнюю финансовую отчетность. Однако в некоторых случаях финансовые данные значительно отстают от даты оценки.

Для прогноза вероятности дефолта мировых судовых компаний используем модели бинарного выбора logit (Barniv, Agarwal, & Leach, 2002) и модель с упорядоченными значениями зависимой переменной (Johnsen & Melicher, 1994). Последнее необходимо для учета событий квази-дефолтов.

Дефолтом будем называть ситуацию, если судовая компания была ликвидирована, реорганизована или подала заявление о признании себя банкротом.

Выборка делится на обучающую (2007-2011 гг.) и экзаменующую (2012-2016 гг.). Первичный отбор детерминант вероятности дефолта был проведен с помощью анализа средних значений по дефолтам и недефолтам тестом MANOVA и с помощью корреляционного анализа. Для исключения мультиколлинеарности ряд пар факторов был не включен в регрессию из-за их высокой попарной корреляции.

Рассмотрим в качестве детерминант дефолта три основных индикатора доходности, характеризующих эффективность использования капитала и дающих возможности сравнивать компании между отраслями: отдача на активы (ROA) (Beaver, 1966), (Altman E., 1968), (Dewaelheyns & Van Hulle, 2006), на капитал (ROE) (Grammenos, Nomikos, & Papapostolou, 2008), величина прибыли до вычета процентных платежей, налогов, амортизации и обесценения нематериальных активов (ЕБИТДА) (Pompe & Bilderbeek, 2005).

Данные в исходной выборке были проверены на наличие выбросов по переменным ROA, ROE, q Тобина, Debt ratio, ЕБИТДА. Уровни 1 и 99% для распределений этих переменных были взяты для отсекаания выбросов.

Корреляционный анализ указывает, что есть статистически значимая связь между статусом дефолта и следующими финансовыми показателями (ЕБИТДА; ROE; ROA; Owners; Current ratio; Debt ratio; TA), нефинансовыми (Age) и макроэкономическими (цена стали, IRONSTEEL) переменными. Все из них, кроме q Тобина, отрицательно связаны с вероятностью дефолта, что ожидаемо и согласуется с ранее полученными выводами в работах (Grammenos, Nomikos, & Papapostolou, 2008) и (Mitroussi, Abouarghoub, Haider, Pettit, & Tigka, 2016).

Для выбора наилучшей модели используется доля верно классифицированных событий. Переход от бернуллиево́й случайной величины – индикатора дефолта к дефолтам и квази-дефолтам требует уточнения подхода к вычислению точности прогноза.

Таблица 35 - Подход к выбору наиболее точной модели при выделении трех категорий исходов (недефолтов, квази-дефолтов и дефолтов)

Факт/Прогноз	0	1	2	Итого
0	N11	N12	N13	N11+N12+N13
1	N21	N22	N23	N21+N22+N23
2	N31	N32	N33	N31+N32+N33
ИТОГО	N11+N21+N31	N12+N22+N32	N13+N23+N33	N

Поскольку данные заданы в виде Таблицы 35, то долю верных прогнозов вычисляем по формуле (94):

$$\text{Доля верных прогнозов} = \frac{N11 + N22 + N33}{N} \quad (94)$$

Таблица 35 является примером многоклассовой классификации. Авторы (Рашка & Мирджалили, 2020, стр. 266) в таком случае для k -классов предлагают использовать соотношение показателей TP и FP для всех классов в виде (95):

$$PRE_{\text{микро}} = \frac{TP_1 + \dots + TP_k}{TP_1 + \dots + TP_k + FP_1 + \dots + FP_k} . \quad (95)$$

Иные методы классификации с обучением

Рассмотрим классификатор, основанный на принципе канонического максимального правдоподобия (CML). Опишем алгоритм дискриминантного анализа (ДА) с учетом копул (LL-CODA):

1. Оцениваются параметры известных видов частных функций распределений вероятностей ключевых детерминант (эквивалент финансовых показателей заемщиков).
2. С использованием оцененных параметров восстанавливаются функции распределения вероятностей данных параметров.
3. Оцениваются параметры четырех копул (Клэйтона (Clayton), Гумбеля (Gumbel), Франка (Frank), Джое (Joe)) для полученных частных функций распределения методом максимального правдоподобия.
4. Выбирается копула по максимальному значению функции правдоподобия. В исследовании (Huang & Shemyakin, 2020) приведены ссылки на работы, обосновывающие правомерность сравнения невложенных моделей по критериям на основе значений функции правдоподобия.
5. Вычисляются логарифмы частот появления классов дефолтных и недефолтных заемщиков в обучающей выборке. Это будут логарифмы априорных вероятностей.
6. Вычисляются вероятности по каждому из детерминант на основе частных функций распределения вероятностей и параметров, оцененных на шаге 2.
7. Вычисляются логарифмы значений плотностей распределения вероятностей, соответствующих значениям детерминант показателей заемщиков.
8. Вычисляются значения логарифма плотности для копулы с параметрами, определенными на этапах 3-4.
9. Вычисляется сумма логарифмов априорных вероятностей, логарифмов частных функций распределения и логарифмов плотности копулы.
10. Каждое наблюдение относится в класс, для которого вычисленная на предыдущем шаге сумма является наибольшей.

Этапы 1-4 выполняются на обучающей выборке; иные – на экзаменуемой.

Рассмотрим двумерные копулы. Сравним классификатор CODA с линейным (LDA) и квадратичным (QDA) дискриминантным анализом. Представляет интерес исследование того, насколько классификатор CODA точнее прогнозирует дефолты в зависимости от:

- (1) размера выборки (для корпоративных заемщиков, как правило, данных меньше, чем

- для различных);
- (2) уровня выборочной доли дефолтов (насколько классификатор с копулами применим для **низкодефолтных портфелей**);
 - (3) разницы между классами (каков эффект разницы в семействах копул; в параметрах копул при одних семействах; например, автор (Fantazzini D. , 2009) указывает, что корректное определение частных распределений важнее, чем копулы при моделировании совместных распределений).

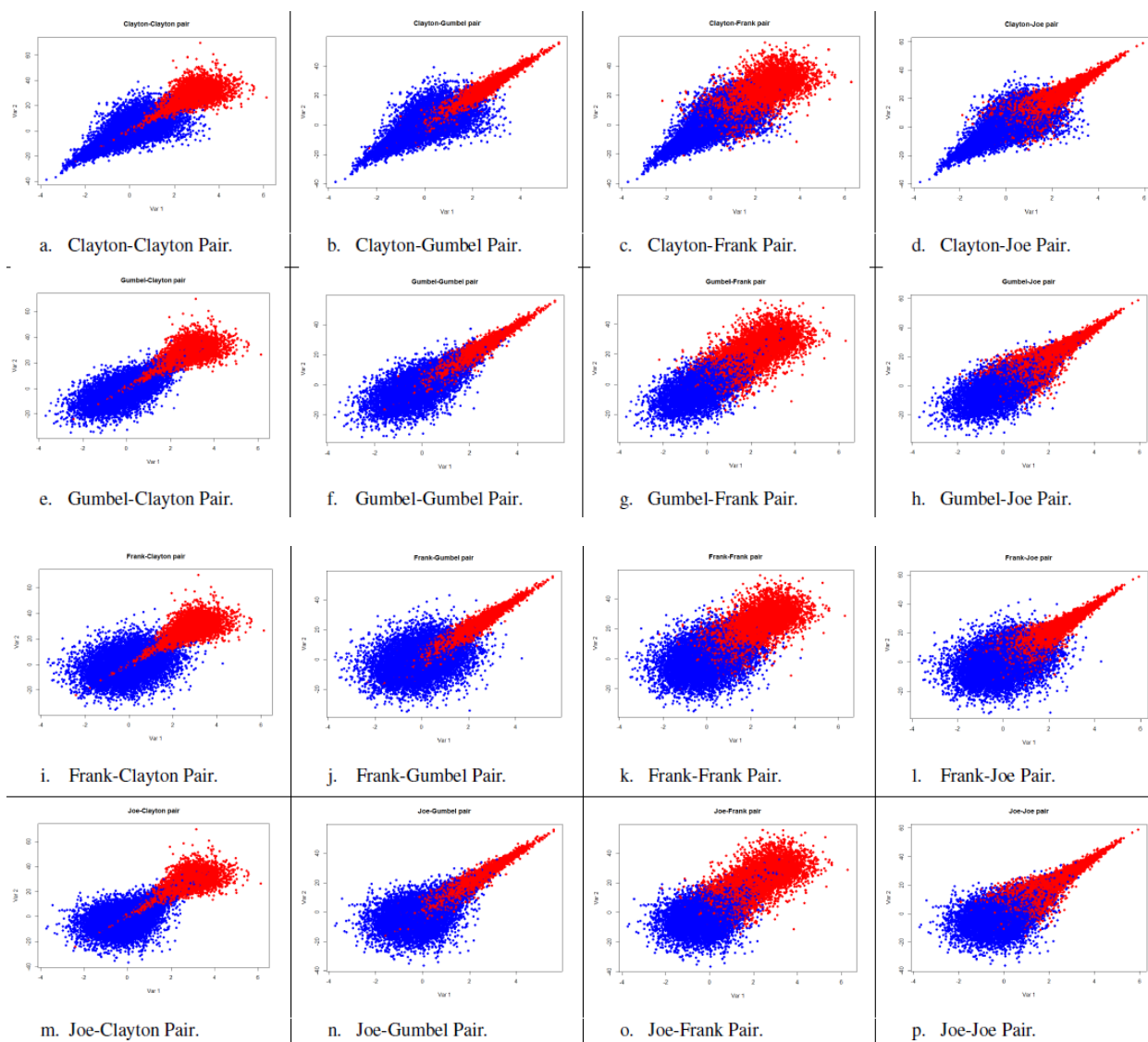


Рисунок 49. Диаграммы рассеивания искусственно сгенерированных данных для двумерного случая

Вначале рассмотрим 16 выборок по 2 млн. наблюдений в каждой на Рисунке 49. В каждой из выборок заложены одинаковые частные распределения по факторам (разные для разных факторов) и разные формы связки (копулы). Предполагаем одинаковую дисперсию факторов для дефолтных и недефолтных заемщиков, но разные средние значения, отстоящие друг от друга на два стандартных отклонения.

Чувствительность к семейству копулы будем определять по средней точности

классификации для данной копулы.

Классификация без обучения

В качестве дополнительной проверки устойчивости полученных результатов для выявленных детерминант стоимости европейских банков мы разделяем банки методом к-медиан по четырем переменным использования деривативов. Регрессии внутри кластеров не противоречат получаемым результатам.

2.2.7. Валидация разработанных моделей

Вся выборка данных была разделена на обучающую (training; development) и экзаменующую (testing; validation): вне выборки (out-of-sample) и вне времени (out-of-time). В первом случае (out-of-sample) 80% наблюдений отобрано в обучающую выборку. Во втором случае (out-of-time) обучающим является период 2000-2010 гг. Финансовые показатели были отобраны из работ (Altman E. , 1968), (Ohlson, 1980), (Bandyopadhyay, 2006), (Тотьмянина, 2011). Для исключения мультиколлинеарности была проведена ортогонализация векторов переменных. Показатели ликвидности и доходности были исключены из рассмотрения из-за высоких значений показателя увеличения дисперсии VIF.

Мы обучаем модель на выбранных случайным образом 80% наблюдений нашего набора данных и тестируем ее на оставшемся 20%-м подмножестве займов. Мы применяем процедуры валидации, основанные на анализе соответствия, т.е. мы сравниваем реальные отметки о дефолте, спрогнозированные моделью. В качестве метрики качества модели мы используем F1-меру, использованную в работе (Song, Wu, Zhu, & Deng, 2021, pp. 1489, Eq. 14):

$$F1 = \frac{2TP}{2TP+FP+FN}, \quad (96)$$

где TP означает количество наблюдений, корректно классифицированных как дефолт; FP – количество наблюдений, некорректно классифицированных как дефолт; FN – количество наблюдений, некорректно классифицированных как недефолт.

Для того чтобы подтвердить пригодность нашего метода, мы сравниваем оценки, полученные с помощью прогноза вероятности дефолта на данных кредитного регистра, с результатами альтернативных способов измерения ожидаемого кредитного риска, которые широко используются в литературе (но не для PD-моделирования):

1. *Категории качества ссуд (Credit Quality Groups, CQG)*, или пруденциальные нормы резервирования, присваиваемые банками каждому заемщику при выдаче кредита с целью выполнения регуляторных требований к капиталу. Исследователи (Dell'Ariccia, Laeven, & & Suarez, 2017), используя конфиденциальные данные из обзора условий

кредитования предприятий (Survey of Terms of Business Lending, STBL) Федеральной резервной системы США о рейтингах кредитов, выданных отдельными банками США, обнаружили, что связь между индикаторами принятия риска банками и агрегированным уровнем качества ссуд в портфеле невелика, но экономически значима. Другой пример применения внутренних рейтингов представлен в работе (Ioannidou & Penas, 2010). Последний из известных нам примеров – это работа (Miteski, Mitreska, & Vaskov, 2018), в которой используются внутренние рейтинги и данные кредитного реестра по Македонии.

2. *Кредитный спред (Credit spreads, CS)* в процентных ставках, например кредитный спред к ключевой процентной ставке или процентной ставке денежного рынка (трансфертная кривая). Он рассматривается как надбавка банков к минимальной стоимости фондирования, которую отражают рыночные процентные ставки. Авторы (Paligorova & Santos, 2017) изучают влияние денежно-кредитной политики на кредитный спред к ставке LIBOR для заемщиков с инвестиционным рейтингом и без него и находят поддержку своей гипотезе о принятии риска, т.е. что при большем спреде банки склонны принимать больше риска, судя по выбранным ими индикаторам такого принятия. Другим примером применения кредитных спредов является работа (Delis, Hasan, & Mylonidis, 2017). Авторы создают обширный набор данных на основе кредитных реестров США и используют спред процентной ставки по кредитам к ставке LIBOR в качестве меры *ожидаемого* кредитного риска. Они приводят свидетельства в пользу существования канала принятия риска, особенно в период до глобального финансового кризиса, т.е. чем ниже ключевая ставка или выше спред, тем банки склонны принимать больше рисков как в абсолютном, так и в относительном выражении. Это значит, что они стараются увеличивать как объем кредитных портфелей, так и средний уровень риска (риск-вес) кредитов в портфелях.

2.2.8. Оценка эффектов воздействия

Значимый вклад в оценку эффектов воздействия («лечения», реформ) внесли профессора Энгрист и Имбенс (Imbens & Angrist, 1994), (Angrist & Imbens, 1995).

Базовый метод «разность разностей»

Метод «разность разностей» является распространенным при исследовании эффекта от применения нового лекарства в медицине (Dimick & Ryan, 2014), а также эффекта от реформ в социально-экономической сфере (Kolstad & Kowalski, 2012). Наиболее широко известным является исследование (Card & Krueger, 1993), где метод «разность разностей» использован для изучения эффекта повышения зарплат в США. В отношении финансовых

компаний метод «разность разностей» применяли авторы (Hermansson & Song, 2016) и (Barra, Destefanis, & Lavadera, 2016). Исследователи (Fungáčová, Weill, & Zhou, 2010) оценили этим методом эффект от введения системы страхования вкладов (ССВ) на возможности создания ликвидности в банковской системе России. Особенности развития ССВ в России обсуждаются в работе (Верников, 2018).

По определению, в рассматриваемой задаче метод «разность разностей» должен быть применим. Имеются две группы банков: перешедшие на ПВР и не перешедшие. Есть два периода: до перехода на ПВР и после. В Таблице 36 приведены обозначения переменных в приложении метода «разность разностей» к исследованию эффекта от перехода на ПВР, где ‘ \bar{Y} ’ обозначает среднее значение зависимой переменной.

Таблица 36 - Использование метода «разность разностей» для оценки эффекта ПВР на стоимость банков

№	Категория	ПВР-банк ($d_irb=1$)	Не ПВР-банк ($d_irb=0$)	Разность между группами банков
1	До перехода на ПВР ($d_t=0$)	\bar{Y}_{before}^{IRB}	$\bar{Y}_{before}^{Non-IRB}$	$\bar{Y}_{before}^{IRB} - \bar{Y}_{before}^{Non-IRB}$
2	После перехода на ПВР ($d_t=1$)	\bar{Y}_{after}^{IRB}	$\bar{Y}_{after}^{Non-IRB}$	$\bar{Y}_{after}^{IRB} - \bar{Y}_{after}^{Non-IRB}$
3	Разность по времени	$\bar{Y}_{after}^{IRB} - \bar{Y}_{before}^{IRB}$	$\bar{Y}_{after}^{Non-IRB} - \bar{Y}_{before}^{Non-IRB}$	$(\bar{Y}_{after}^{IRB} - \bar{Y}_{before}^{IRB}) - (\bar{Y}_{after}^{Non-IRB} - \bar{Y}_{before}^{Non-IRB})$

В спецификацию регрессии добавлены контрольные переменные. Ее общий вид соответствует следующему подходу (Wooldridge, 2009), (Greene, 2018, pp. 167-175):

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \cdot d_t + \beta_2 \cdot d_irb_i + \beta_3 \cdot d_t \cdot d_irb_i + \sum_{k=1}^K \gamma_k \cdot z_{kit} + u_{it} \quad (97)$$

где

i – банк, t – год, Y_{it} – зависимая переменная; z_{kit} – контрольные переменные;

$d_irb_i = \begin{cases} 1, \text{ банк перешел на ПВР (IRB) (ПВР – банк, пилотная группа, treatment)} \\ 0, \text{ иначе (контрольная группа, control)} \end{cases}$,

$d_t = \begin{cases} 1, \text{ год перехода на ПВР (IRB) и далее} \\ 0, \text{ годы до перехода на ПВР.} \end{cases}$,

Нас больше всего интересует коэффициент β_3 при переменной произведения фактов, что это ПВР-банк и что он перешел на ПВР.

Для оценки эффекта введения – точнее, анонса – регулирования достаточности капитала исламских банков через использование параметра «альфа» рассмотрим изменение стоимости исламских и традиционных банков до и после 2013 г., когда данный стандарт анонсировали. Для эффектов на стоимость будем рассматривать изменение (доходность) публично торгуемых акций банков, рассчитываемых как

$$r_{it} = \frac{msp_{it}}{msp_{i(t-1)}} - 1, \quad (98)$$

где r_{it} – доходность среднегодовой цены акций i -го банка в году t ; (msp_{it}) – среднегодовая цена акции.

Для оценки эффекта используем метод «разность разностей»:

$$r_{it} = \beta_0 + \beta_1 * d_{ti} + \beta_2 * d_{IBi} + \beta_3 * (d_{ti} * d_{IBi}) + \sum_{k=1}^K \gamma_k * z_{ki} + \varepsilon_{it}, \quad (99)$$

где z_{ki} – вектор контрольных переменных, включая достаточность капитала (CAR), доходность на активы (ROA) или на капитал (ROE), долю просроченных кредитов (NPL);

$$d_{ti} = \begin{cases} 1, & \text{year of IFSB} - 15 \text{ standard implementation (2013) and onwards} \\ 0, & \text{otherwise;} \end{cases}$$

$$d_{IBi} = \begin{cases} 1, & \text{Islamic bank} \\ 0, & \text{otherwise;} \end{cases}$$

и $d_{ti} * d_{IBi}$ – это эффект произведения (interaction term), коэффициент при котором является оценкой эффекта от предложенного стандарта IFSB-15.

При оценке эффектов воздействия стараются проверять наличие общего (параллельного) тренда. Базовый способ – это рассмотреть динамику интересующего нас показателя Y_{it} или остатков от его регрессии на контрольные переменные, например, как сделано в работе (Behncke, 2020).

Альтернативный способ – это оценить разницу между двумя группами (пилотной и контрольной) на массиве до применения воздействия, как в работе (Mäkinen, 2021). Если создать переменные произведений типа группы воздействия и конкретного года, то гипотеза общего тренда не будет отвергаться, если совместно коэффициенты при всех таких произведениях будут статистически равны нулю.

При этом даже если гипотеза о параллельном тренде отвергается, как часто бывает в эмпирических исследованиях, может иметь место гипотеза об общем темпе роста переменных, как отмечается в подробном обзоре (Zeldow & Hatfield, 2019). В отсутствие общих трендов оценки эффектов могут быть искажены.

Иным представлением метода «разность разностей» можно считать модели дискретного перехода (Regression Discontinuity Design, RDD) (Lee & Lemieux, 2010) и преломления (Regression Kinked Design, RKD) (Greene, 2018, pp. 176-178). Покажем их реализацию на примере ставок по депозитам в отечественных банках. Институциональное ограничение на сумму страхования вкладов позволяет рассматривать такое прерывание как четкое (sharp), в отличие от нечеткого (fuzzy), поскольку вероятность получения воздействия сверх суммы становится равной четко единице в соответствии с обсуждением в исследовании (Verbeek, 2017, p. 275).

На Рисунках 50, 51 данные представлены в виде взаимосвязи ставки по депозитам (по вертикали) и суммы вклада, измеренной в логарифмах от миллионов рублей (по горизонтали). Видно, что даже с ограничением данных сохраняется как премия в ставке по депозиту для нестрахуемых вкладов относительно нестрахуемых (Рисунок 50), так и премия в государственных банках по нестрахуемым вкладам относительно иных альтернатив (Рисунок 51).

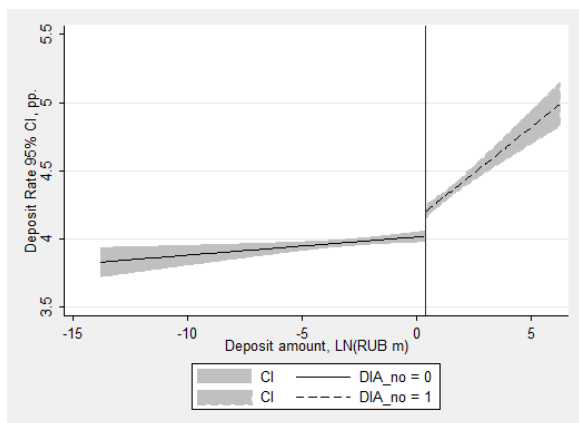


Рисунок 50. Разбиение выборки на депозиты внутри ССВ (DIA_no = 0) и вне ее (DIA_no = 1) соответствует типичному примеру прерывности в регрессионной зависимости (RDD).

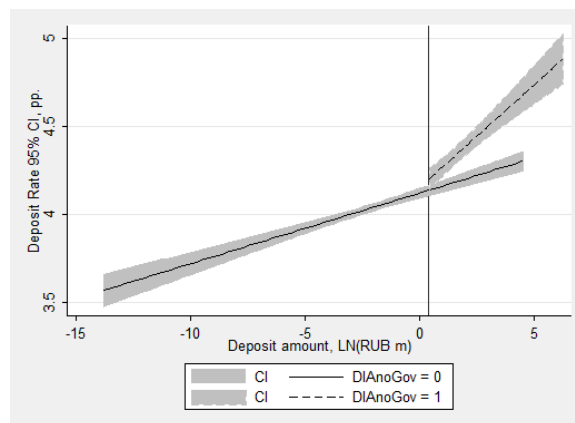


Рисунок 51. Учет неявного страхования вкладов (DIAnoGov = 1) против или негосударственных банков, или депозитов внутри ССВ более соответствует типичному примеру ломаной зависимости (RKD).

Примечание. Вертикальная линия соответствует лимиту страхования вкладов

Пространственный метод «разность разностей»

Хотя метод «разность разностей» учитывает общий эффект от перехода на ПВР, он не позволяет выявить, когда именно он проявился в большей степени. Поэтому авторы (Horn, Joshi, & Maclean, 2019) обосновали необходимость использования пространственного метода «разность разностей» следующего вида. Наблюдения из контрольной и пилотной групп делятся по временным (пространственным) периодам 2008 и 2014 гг., когда осуществлялись этапы перехода на ПВР банками в Греции. Тогда спецификация регрессии имеет следующий вид:

$$Y_{it} = (\theta_1 D_{it}^{\tau} + \theta_2 D_{it}^{\tau+p}) + (\theta_3 D_{it}^{\tau} + \theta_4 D_{it}^{\tau+p}) \cdot d_irb_i + \sum_{k=1}^K \gamma_k \cdot z_{kit} + u_{it} \quad (100)$$

где

$$\begin{aligned} D_{i,t}^{\tau} & - \text{фиктивная переменная для года } \tau; \\ D_{i,t}^{\tau+p} & - \text{фиктивная переменная для года } \tau + p. \\ D_{i,t}^{\tau} & = \begin{cases} 1, \text{ если банк работал в период } \tau \\ 0, \text{ иначе} \end{cases} \end{aligned}$$

Заметим, что пространственный метод «разность разностей» также учитывает эффект введения единого надзорного механизма (SSM) в Европе в 2014 г., поскольку одна из фиктивных переменных соответствует 2014 г. внедрения SSM. Тем не менее в имеющихся данных нет возможности отделить эффект SSM от новаций Базель III в части рыночного риска, которые были анонсированы накануне в 2013 г. (BCBS, 2013b), а также начавшейся после 2013 г. работы унификации стандартов пруденциального банковского регулирования и надзора в рамках (RCAP) (BCBS, 2013a).

Поскольку переход на ПВР находит поступательное отражение в нормативах достаточности капитала из-за наличия ограничений на минимальную оценку риска (output floor), то были дополнительно рассмотрены спецификации следующего вида для их учета:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \cdot d_{-t_i} + (\theta_1 D_{it}^s + \theta_2 D_{it}^{s-m}) \cdot d_{-irb_i} + \sum_{k=1}^K \gamma_k \cdot z_{kit} + u_{it}, \quad (101)$$

где $D_{i,t}^s = \begin{cases} 1, & \text{если банк на ПВР в } t \text{ и подвержен ограничению на риск – вес в } s, \\ 0, & \text{иначе;} \end{cases}$

$D_{i,t}^{s-m} = \begin{cases} 1, & \text{если банк на ПВР в } t \text{ и имеет ограничение на риск – вес в } s - m, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$

Например, переменная $D_{i,t}^{95}$ равна единице для ПВР-банка в первый год работы на ПВР, поскольку действует ограничение на риск-вес 95% от риск-веса по стандартизованному подходу в первый год после одобрения ПВР. Тогда для второго и третьего годов применяются фиктивные переменные $D_{i,t}^{90}$ и $D_{i,t}^{80}$, соответственно. Ограничение в 72.5% не рассматривается, поскольку оно окончательно утверждено только в декабре 2017 г. (BCBS, 2017a), т.е. вне границ сформированной выборки.

Для оценки используется метод наименьших квадратов (МНК), поскольку использование регрессий на панельных данных исключает возможность проверки эффектов пилотной и контрольной групп, которые иначе учитывались бы в индивидуальных эффектах.

Модификации метода «разность разностей»

Рассмотрим общую структуру исходных данных в Таблице 37. Имеются пять банков и 17 лет, т.е. 85 наблюдений.

Поскольку все публичные коммерческие банки Греции к 2017 г. перешли на ПВР, то получается, что метод «разность разностей» применить нельзя, поскольку все банки будут отнесены в пилотную группу ($d_{-irb}=1$). Тем не менее если присмотреться, то видно, что в каждый год с 2008-го по 2017-й можно выделить пары банков, где один из них использует ПВР, а другой – не использует, т.е. один может войти в пилотную группу, второй – контрольную.

Таблица 37 - Исходный массив данных

ticker	ETE	EUROB	ATT	TPEIR	ALPHA
2001	0	0	0	0	0
2002	0	0	0	0	0
2003	0	0	0	0	0
2004	0	0	0	0	0
2005	0	0	0	0	0
2006	0	0	0	0	0
2007	0	0	0	0	0
2008	1	1	0	0	0
2009	1	1	0	0	0
2010	1	1	0	0	0
2011	1	1	0	0	0
2012	1	1	0	0	0
2013	1	1	0	0	0
2014	1	1	1	1	0
2015	1	1	1	1	0
2016	1	1	1	1	0
2017	1	1	1	1	1

Примечание. Авторский подход. Красная заливка и единицы в ячейках означают факт использования ПВР; иначе – белая заливка и ноль.

**Таблица 38 - Преобразованный массив данных,
на котором реализуем метод «разность разностей»**

d_irb	1	1	0	0	0	1	1	0	1	1	0
qid	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ticker	ETE	EUROB	ATT	TPEIR	ALPHA	ETE	EUROB	ALPHA	ATT	TPEIR	ALPHA
2001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2002	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2003	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2004	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2005	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2006	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2007	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2008	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
2009	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
2010	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
2011	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
2012	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
2013	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
2014						1	1	1	1	1	1
2015						1	1	1	1	1	1
2016						1	1	1	1	1	1
2017											

Примечание. Авторский подход. Единицы означают факт использования ПВР; значения фиктивной переменной статуса ПВР-банка (d_irb) приведены в первой строке. Черная заливка соответствует не рассматриваемым данным.

Например, в 2011 г. (выделено жирным в Таблице 37) пилотную группу формируют два банка (ETE, EUROB), а контрольную – три (ATT, TREIP, ALPHA). Тогда и весь массив можно преобразовать следующим образом, чтобы у нас не пропадала контрольная выборка. В Таблице 38 показан результат. Получается 11 квази-банков (их индикаторы *qid*, *quasi identification number*). Число лет варьируется от 13 до 17. Всего получается 161 наблюдение.

В Таблице 39 показано, что предложенным авторским способом получилось выделить четыре подвыборки в исходном массиве, соответствующие значениям фиктивных переменных статуса ПБР-банка (*d_irb*) и момента перехода на ПБР (*d_t*).

Таблица 39 - Распределение данных по переменным для метода «разность разностей»

d_t	d_irb		Total
	0	1	
0	41	54	95
1	30	36	66
Total	71	90	161

Справочно в Таблице 40 приведена корреляционная матрица между фиктивными переменными метода «разность разностей»: *d_t*, *d_irb*, *d_t_d_irb*.

Таблица 40 - Корреляционная матрица переменных для метода «разность разностей»

Variables	(1)	(2)	(3)
(1) <i>d_t_d_irb</i>	1.000		
(2) <i>d_t</i>	0.644	1.000	
(3) <i>d_irb</i>	0.477	-0.023	1.000

Традиционно метод «разность разностей» предполагает наличие матрицы 2x2, где есть два периода времени (*D_time*): до и после применения меры (воздействия, лечения); и две группы наблюдений: контрольные (к кому мера не применялась) и пилотные (к которым применялась) (*D_treat*). Нам нужно произведение данных переменных: $D_{TT} = D_{time} \cdot D_{treat}$. Эффект меры будем определять по значимости коэффициента θ_3 при переменной *D_TT*, т.е.

$$Y_{it} = \theta_1 \cdot D_{time} + \theta_2 \cdot D_{treat} + \theta_3 \cdot D_{TT} + X_{i,t-1} \mathbf{B}_i + \varepsilon_{it}. \quad (102)$$

Для учета интенсивности меры умножим *D_treat* на степень интенсивности (Рисунок 35). Подробнее обоснование оценки интенсивности см. в работе (Kozlovceva, Penikas, Petreneva, & Ushakova, 2022). В данном случае мы не делим выборки на обучающую и экзаменующую, следуя рекомендациям профессора Дибольта о том, что при наличии выгруженных (статичных) данных стоит отдавать предпочтение более точным описательным моделям, построенным на полной выборке, чем более точным прогнозным моделям, построенным на обучающей части выборки и выбранным лучшими на экзаменующей (Diebolt, 2015, p. 4).

Поясним суть метода на первом примере. Пойдем от базового случая к реалистическому. Вначале в ячейках Рисунка 52 указан процент потребкредитов на балансе двух банков (К – контрольного и П – пилотного). Поскольку после применения меры в пилотном банке доля потребкредитов сократилась с 100 до 0% в этом примере, а в контрольном не выросла, то можно считать, что эффект от меры составил -100%. Тогда, если целью меры было ограничение потребительского кредитования, можно такую меру назвать эффективной, поскольку доля таких кредитов стала равной нулю.

		Выборка	
		Контроль (К)	Пилот (П)
время	ДО	0%	100%
	ПОСЛЕ	0%	0%

Рисунок 52. Базовая информация для применения метода «разность разностей» (пример 1)

Возьмем расширение вышеприведенного примера (пример 2) (Рисунок 53). Допустим, что у нас уже не два банка, а три (Б1, Б2, Б3) и периодов не два, а три. Причем мера вводилась дважды: во втором и третьем периодах. Несмотря на усложнение, нам нужно получить ответ на вопрос, каков эффект от меры или от мер в данном случае? Насколько они эффективнее, чем в вышеприведенном примере?

		Банки		
время	мера	Б1	Б2	Б3
1	0	0%	100%	100%
2	1	0%	0%	100%
3	2	0%	0%	100%

Рисунок 53. Расширенный пример для применения метода «разность разностей» (пример 2)

Сложность ответа на вопрос во втором примере возникает из-за того, что второй банк (Б2) демонстрирует динамику доли потребкредитов, отличную от первого и третьего банков. Поэтому возникает вопрос, является ли он контрольным или пилотным наблюдением? Одновременно появляется вопрос о том, как быть со вторым этапом меры? Можно, конечно, статус контрольных и пилотных присвоить по первому периоду. Будет два пилотных банка (второй и третий). Можно забыть про второй период и сказать, что первый период – это ситуация «до» ввода мер, а третий период – это окончательная ситуация «после». Тогда мы можем посчитать в нашем упрощенном примере средние доли потребкредитов на балансе банков в контрольной и пилотной группах. Для этапа «после» и

пилотной группы мы получаем $(0\% + 100\%)/2 = 50\%$. Эффектом от меры будет снижение доли потребкредитов на 50% (Рисунок 54).

Avg	К (1x)	П (2x)
ДО	0%	100%
ПОСЛЕ	0%	50%

Рисунок 54. Оценка эффекта для примера 2, если банки 2 и 3 считать пилотными; период 1 как ДО, а период 3 как ПОСЛЕ

Проблема описанного подхода в том, что мы не учли информацию о том, что произошло во втором периоде. Во-первых, второй банк в нем уже снизил долю потребкредитов. Значит, его некорректно считать пилотным после второго периода. Во-вторых, особенность второго периода состоит еще и в том, что он является одновременно периодом «после» для первой меры и периодом «до» для второй меры. Упрощенный же расчет на Рисунке 54 этого не учитывает. Поэтому оценка эффекта при таком подходе может быть искажена.

Профессор Гудман-Бэкон уже обращал внимание на такую проблему, когда есть несколько моментов воздействия, по сути, аналогично подходу пространственного метода «разность разностей» из работы (Horn, Joshi, & Maclean, 2019). Он даже указывал, что оценка эффекта с учетом такой многократности – это среднее из всех оценок эффектов для попарных выборок (Goodman-Bacon, 2018), (Goodman-Bacon, 2021). Однако в его подходе есть два ограничения. Во-первых, он делит всю выборку относительно каждого момента. Таким образом, данные до первого воздействия и после последнего учитываются несколько раз. Во-вторых, им не рассматривается тот факт, что состав контрольной и пилотной групп может измениться. Оба недостатка устранены в следующей методологии, разработанной автором.

Чтобы исправить описанное искажение в оценке эффекта, необходимо тиражировать данные особым образом (Рисунок 55).

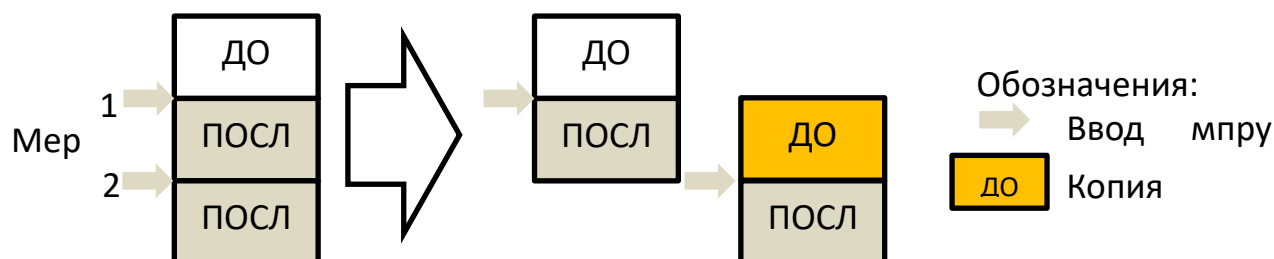


Рисунок 55. Иллюстративная схема тиражирования данных для отражения нескольких этапов ввода меры

Нам необходимо взять все внутренние периоды (после ввода первой меры и до ввода последней меры). Для данных за эти периоды мы создаем идентичные дубликаты.

В примере 2 пилотным банком будем называть такой, у которого есть потребкредиты до ввода мер. Такое определение дать было просто, поскольку у нас в примере доля принимает только два значения: все или ничего. Тогда мы аналогично считаем средние доли потребительских кредитов для каждой ячейки матрицы метода «разность разностей». В данном случае (после тиражирования) мы имеем, что для пилотных банков в период «после» средняя доля составляет $(0\% + 100\% + 100\%) / 3 = 66\%$. Тогда эффект будет -34%, а не -50%, как мы думали выше (Рисунок 56). Таким образом, неучет информации о всех этапах ввода мер может приводить к искажению оценки эффекта.

Avg	К (3x)	П (3x)
ДО	0%	100%
ПОСЛЕ	0%	66%

Рисунок 56. Оценка эффекта мер для примера 2 на растиражированных данных

Выше мы показали общую схему тиражирования данных для оценки эффекта, когда мера (воздействие, лечение) применялась последовательно несколько раз. Казалось бы, что она достаточно проста. Тем не менее напомним некоторые особенности имеющихся в нашем распоряжении данных:

1. В исходном массиве около 10 тыс. строк данных. Проверка и маркировка каждой строки вручную требуют на порядок большего времени, чем демонстрация примера на трех строках. Поэтому необходима автоматизация процесса тиражирования для системной обработки всех строк.
2. У нас есть два вида макропруденциальных мер по датам (публикации проекта и вступления в силу). Поэтому нам нужно иметь возможность проводить тиражирование автоматически, чтобы определять периоды к тиражированию по датам конкретного типа меры.
3. В отличие от простого примера, у нас нет однозначного индикатора, какие банки отнести к пилотным, а какие – к контрольным. Все, что мы можем, – это взять переменную, которая будет указывать на подверженность мере. Например, долю потребкредитов в активах или запас капитала. Тогда после тиражирования нам необходимо для периода «после» продлить значения выбранного индикатора так, чтобы банк можно было отнести к пилотному или контрольному единообразно на этапе «до» и «после». Для этого необходимо на периоде «до» создать и записать в память компьютера среднее значение интересующего нас индикатора.

Это значение нужно присвоить данным этого же банка в этапе «после» около каждой меры.

Поэтому не менее важной новацией работы в дополнение к самой идее тиражирования данных для учета многопериодного ввода макропруденциальных мер является непосредственная автоматизация такого тиражирования, которая учитывает разные требования, необходимые для учета типа меры по дате и индикатора для определения категории наблюдения (пилотное или контрольное).

Для примера продемонстрируем шаги подготовки данных для оценки регрессии модифицированным методом «разность разностей» непосредственно на исходных данных. Изначально мы делим все наблюдения на две группы: до ввода первой меры и после. В дальнейшем этапы «до» и «после» будем разделять фиктивной (dummy) переменной D_time , а тип наблюдения (контрольное или пилотное) – переменной D_treat . Результат первого разбиения для мер с датой публикации проекта (D) приведен в Таблице 41. Закономерно большая часть наблюдений относится к периоду «после». При этом ни одно наблюдение не относится к категории «пилотных» (столбец с единицей по переменной D_treat). Аналогичную проблему – правда, с точностью до наоборот – когда отсутствуют контрольные наблюдения, – мы наблюдали при исследовании перехода банков Греции на статистические модели оценки кредитного риска (ПВР) в работе (Merika, Merikas, Penikas, & Surkov, 2020).

Таблица 41 - Входящие данные (шаг 1)

		D_treat		Итого
		0	1	
D_time	0	3721		3721
	1	5810		5810
Итого		9531		9531

После тиражирования внутренних периодов (после первой меры и до последней) число наблюдений в категории «до» стало доминировать в новой выборке (Таблица 42). Как можно увидеть, число наблюдений в категории «после» не изменилось, поскольку мы тиражировали из них наблюдения в категорию «до».

Таблица 42 - Тиражирование данных для этапа «ДО» (шаг 2)

		D_treat		Итого
		0	1	
D_time	0	8373		8373
	1	5810		5810
Итого		14183		14183

В данном примере мы поделили наблюдения на контрольные и пилотные по медианному значению доли потребкредитов на балансе. Это дало нам примерно равные

доли контрольных и пилотных наблюдений (Таблица 43). Как видно, суммарное число наблюдений, включая разбиение на периоды «до» и «после», сохранилось неизменным.

Таблица 43 - Назначения пилотных и контрольных наблюдений (шаг 3)

		D_treat		Итого
		0	1	
D_time	0	4652	3721	8373
	1	2854	2956	5810
Итого		7506	6677	14183

В нашем исследовании мы изучим две переменные, которые могут указывать на подверженность рассматриваемым мерам: доля потребкредитов в активах банка (CtA) и буфер (запас) капитала над минимальным уровнем (Kb). Особенность и ограничение нашего исследования состоят в том, что оно носит ретроспективный характер в том смысле, что мы думаем над тем, как оценивать эффект уже после того, как воздействие (мера, лечение) применено. Поэтому у нас и нет идеальной контрольной выборки. Ее мы пытаемся создать путем тиражирования данных. Причем выбрав переменную – индикатор подверженности, мы не знаем, действительно ли мы верно ее выбрали. Тогда все, что мы можем, – это рассмотреть разные ситуации и попробовать сделать вывод об эффективности мер на основе преобладающих закономерностей. Для этого мы строим по девять регрессий для каждого случая, постепенно увеличивая долю пилотных наблюдений от одного до девяти децилей в случае буфера капитала (Kb) и до восьми децилей в случае доли потребкредитов на балансе (CtA) (Таблица 44). В последнем случае один дециль не берем, поскольку в выборке более 10% банков, у которых не было таких кредитов.

Таблица 44 - Пороги децилей распределения выбранных индикаторов для определения пилотных и контрольных наблюдений

Дециль	CtA	Kb
MAX	93.9	-401.0
1	19.0	0.3
2	11.6	1.6
3	7.9	2.9
4	5.3	4.9
5	3.6	7.9
6	2.4	11.7
7	1.4	17.2
8	0.4	26.2
9	0.0	41.7
MIN	0.0	467.7

Примечание. MIN, MAX – крайние значения в распределениях выбранных переменных. В дальнейшем на Рисунках 128, 129 будем указывать децили, понимая данные значения.

Заметим, что в исследованиях банков часто отмечают пользу от учета лагов зависимых переменных в регрессионных моделях (BIS, 2020). Польза состоит в том, что, действительно, динамика финансовых показателей банка – это не результаты

алгоритмического трейдинга с радикально противоположными значениями от периода к периоду. Как правило, показатели банка тесно связаны с прошлыми значениями. Поэтому учитывать лаги зависимой переменной может быть полезно. Тем не менее такая польза сразу создает сложности в эконометрической оценке коэффициентов регрессии, поскольку может породить эндогенность. Для поправки на нее используют инструментальные переменные. Однако выбор инструментальных переменных можно назвать отдельным искусством. С одной стороны, существуют тесты для проверки наличия эндогенности и на годность выбранных инструментов, есть рекомендации о том, какие инструменты брать. С другой стороны, каждое эконометрическое исследование является некоторым уникальным поиском инструментов для каждого конкретного случая. В частности, в исследовании (Kozlovceva, Penikas, Petreneva, & Ushakova, 2022) много усилий было положено для подбора наиболее адекватных инструментов для модели динамики приростов всех кредитов на балансе (d_log_loans). Такой подбор инструментов – это кропотливое занятие, заслуживающее уважения и высокой оценки. Тем не менее, по мнению автора, с точки зрения регулярной оценки эффективности разных мер такой подбор кажется странным. В каждой из ситуаций наилучший набор инструментов отличается от иных ситуаций. Таким образом, за счет инструментов исследователь может исказить ответ, при необходимости «подгоняя его под некоторое желательное утверждение». Поэтому в данной работе мы оцениваем две группы моделей: обычным методом наименьших квадратов (МНК, OLS) и двухшаговым методом наименьших квадратов с использованием инструментальных переменных (МИП, IV). Эндогенными мы задаем лаги на один квартал зависимой переменной и банковских характеристик. В качестве инструментов мы выбираем лаги второго квартала данных переменных. Проверяли целесообразность включения лага третьего квартала. Существенного улучшения моделей по сравнению с включением второго лага как инструмента не увидели. Тестом Хаусмана мы проверяем, имеет ли место эндогенность, тестом Саргана – годны (валидны) ли выбранные инструменты. Для самопроверки рассматриваем корреляцию остатков модели с эндогенными переменными и инструментами.

2.2.9. Разработка агентно-ориентированной модели банковской системы

В отличие от предыдущих работ, АОМ используется только для моделирования банковской системы, не моделируя действия иных агентов (фирм, домашних хозяйств). Взаимосвязь в действиях иных агентов может быть важна, когда их сонаправленное воздействие может создать синергетический эффект (эффект «заражения», эффект «домино»). Например, паника и досрочный отзыв депозитов («набег на банк», bank run) в ситуации шока ликвидности. Тем не менее отсутствие моделей действий иных агентов не снижает ценность текущей АОМ, поскольку оператор модуля АОМ может задать необходимые сценарии генерации данных, которые будут отражать описанные перед этим ситуации (например, уменьшив число запросов на кредит или увеличив долю отзываемых депозитов). При этом задание таких сценариев позволяет изучить большее разнообразие ситуаций, чем ситуации с predetermined правилами действий иных агентов.

В банковской системе происходит активное взаимодействие различных агентов. Результат их взаимодействия, в числе прочего, определяет величину процентного спреда (маржи). Отдельные события и явления в банковской системе не могут быть исследованы на основе только исторических данных. Например, определенные режимы пруденциального банковского регулирования и надзора, которые не вводились в действие. Поэтому инструмент АОМ позволяет их изучить.

В работе исследуются свойства рынка МБК с реалистичным распределением капитала между банками. Вид такого распределения значимо влияет на характер функционирования рынка МБК.

В дополнение к стандартным показателям в АОМ рассмотрена не только плоская кривая доходности, как в документе (Chan-Lau, 2017), но и реалистичная. Последняя определяется по модели (Vasicek, 1977). Она представляет собой восстановление отсутствующих данных о ставках на определенные сроки. Эффект кривой доходности на банковскую систему подробно разбирается в работе (Леонидов, Нечитайло, & Серебрянникова, 2018).

В АОМ предполагается, что банк может стать банкротом от реализации риска ликвидности (он не может вернуть депозит или кредит, взятый на рынке межбанковского кредитования, МБК) или риска капитала (размер невозврата по кредитам превышает размер капитала банка или не выполняется требование минимальной достаточности капитала, если последнее применимо).

Обсуждая цены (ставки) по кредитам, важно указать на подход к определению риск-премии как ее компоненты. В АОМ данный момент не является критичным, поскольку предполагаются однородные заемщики. Тем не менее в дальнейшем такая неоднородность

может быть учтена аналогично (Wunderer, 2019). В текущей реализации АОМ изменения риск-премии можно сделать вручную, скорректировав спред к кривой доходности по кредитам.

Особенностью разработанной АОМ является то, что в ней отражена реалистичная последовательность (операционный протокол) взаимодействия банков внутри дня по проведению платежей для России, где проводятся три консолидированных рейса (расчетов, платежей между банками) в день с 9:00 утра до 21:00 вечера.⁷ Для сравнения в Европе расчеты проводятся с 7:00 утра до 18:00 вечера.⁸ Такая дискретность рейсов платежей между банками может оказывать значимое влияние на платежеспособность банков и на реализацию риска ликвидности. Стоит вспомнить пример банкротства банка Герштадт в Германии в 1974 г., когда американские контрагенты выслали средства по своим обязательствам в сделке в одной валюте, а Герштадт по своим обязательствам в другой валюте средств не выслал, поскольку началось заседание по вопросу его банкротства. Если бы заседание закончилось до момента завершения сессии платежей, то при отсутствии средств от Герштадта его американским банкам-контрагентам вернули бы средства. Тогда потери контрагентов Герштадта от его банкротства могли бы быть существенно меньше. Из-за международной значимости понесенных убытков и необходимости их урегулирования между банками Германии и США был создан БКБН (Goodhart, 2011).

В АОМ учитывается регулирование достаточности капитала банка и учитывается кредитный риск. Пользователь АОМ может экзогенно задать выборочную долю дефолтов (DR) и риск-вес как элемент оценки кредитного риска. Банк вычисляет достаточность капитала дважды: раз в день и при принятии решения о выдаче кредита. Исходя из заданной DR, вычисляется размер ожидаемых потерь (EL), где ожидаемая вероятность дефолта приравнивается DR. Таким образом, в системе можно исследовать соотношение фактических и ожидаемых кредитных рисков, принимаемых банками. Такое соотношение позволяет выявить случаи недооценки и переоценки фактических рисков. Это влияет на общую устойчивость банка.

⁷ URL: <https://www.cbr.ru/Content/Document/Page/92766>

⁸ URL: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/targetar/ecb.targetar2018.en.pdf>

Предпосылки модели

Далее звездочка (*) обозначает критичные предпосылки для моделирования реалистичной банковской системы.

1. * Существуют два вида агентов: банк и регулятор. Банки взаимодействуют друг с другом на рынке межбанковского кредитования (МБК), а также с заявками внешних агентов на размещение вкладов (депозитов) и выдачи кредитов. Регулятор задает правила пруденциального банковского регулирования и выступает ликвидатором банков-банкротов, представляя собой Агентство по страхованию вкладов (АСВ).
2. * Банк принимает только два вида рисков: кредитный риск (риск капитала) и риск ликвидности. Поскольку предметом исследования являются риски капитала, то риск ликвидности подробно не изучается.
3. * Банку доступны только два продукта: кредиты и депозиты.
4. Иные виды финансовых инструментов (включая производные, деривативы) не рассматриваются.
5. Вкладчики и заемщики формально не разделяются на корпоративных (юридических лиц, ЮЛ) и частных (физических лиц, ФЛ). Поэтому требования к достаточности капитала не дифференцируются по ним. Тем не менее при необходимости можно в параметрах АОМ изменить уровни риск-весов, чтобы они отражали иное соотношение между кредитами ЮЛ и ФЛ, а также разными видами ЮЛ.
6. Заемщики однородны в терминах объема заявок, срочности, ставок, а также уровня риска невозврата взятых ими кредитов. Интенсивность потока заявок на размещение депозитов и выдачу кредитов определяется распределением Пуассона, поскольку далее не будет рассматриваться моделирование домашних хозяйств и фирм. Краткое обсуждение возможных свойств данных агентов для России изложено в работах (Пеникас Г. И., 2008a)⁹ и (Пеникас Г. И., 2007), (Penikas H. , 2007), соответственно. Параметры пуассоновского распределения задаются в настройках (параметрах) сценариев АОМ.
7. Банк выполняет только функцию посредника для передачи вкладов в кредиты. В работе (Colwell & Davis, 1992) выделяются пять возможных функций банков: производящая (кредиты), посредническая, обслуживающая активы, затратно-расходная и создания добавленной стоимости. Все функции, кроме посреднической, часто изучаются в направлении оценки технической эффективности банков

⁹ В работе моделируется модель спроса с возможностью оценки его эластичности по доходу. Дальнейшее развитие модели можно найти в работах в приложении к странам (Пеникас & Савельева, 2013) и к сравнению двух кризисов с помощью инструмента псевдо-панелей (Ermolova & Penikas, 2016).

(Aleskerov, Belousova, Serdyuk, & Solodkov, 2008), (Алескеров, Белоусова, Солодков, & Овчаров, 2010). Кратко заметим, что понятие технической эффективности подвержено тому же недостатку ненаблюдаемости, как и системный риск. В частности, применение копул для ее оценки (Nunti, Boonyakunakorn, & Sriboonchitta, 2019) может менять ранги эффективности на прямо противоположные. Такие свойства формируют сомнения в прикладной ценности получаемых результатов. Тем не менее, чтобы отразить эти иные функции, в АОМ необходимо заложить альтернативные издержки и выгоды в моделируемой экономической системе. Тогда нужно добавить, что банк является оптимизирующим агентом, выбирающим наилучшее решение по заданным критериям. Хотя успешность решения такой задачи и интерпретируемости результатов может вызывать сомнения из-за ранее упоминавшегося отсутствия консенсуса по вопросу о целях деятельности фирм (Пильник & Поспелов, 2009). Ввиду введенной предпосылки однородности вкладчиков и заемщиков данные дополнения в модель не требуются. Тем более что на данном этапе интерес представляет динамическое развитие банковской системы без ввода оптимизирующего поведения.

8. Выборочная доля дефолтов (DR) и уровень потерь при дефолте (LGD) неизменны во времени. Предварительно не закладывается процикличность данных показателей.
9. Появление новых банков в системе отражает складывающуюся в реальности тенденцию: чем меньше банков существует, тем выше вероятность появления нового банка.
10. В системе нет налога на прибыль.
11. Рассматриваются банковские системы двух размеров: 10 и 600 банков. Первое число соответствует количеству системно значимых организаций в России. Второе число отражает общее количество банков в российской банковской системе на 01.01.2017.
12. Банк считается банкротом, если у него нет наличных средств для их возврата вкладчикам или другому банку на МБК или если он нарушает требования пруденциального банковского регулирования и надзора (в формате, включенном в сценарии).
13. Существует возможность рассмотрения исходного распределения банков по капиталу, как равномерного, так и реалистического (скошенного, с высокой концентрацией крупных банков).

Операционный протокол

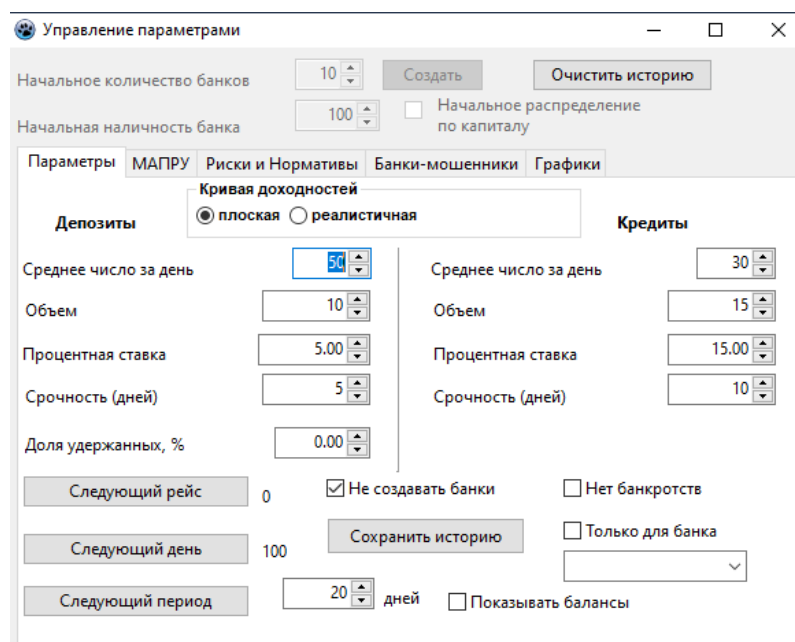


Рисунок 57. Базовый интерфейс АОМ

В АОМ – интерфейс см. на Рисунке 57 – реализована следующая последовательность действий (операционный протокол), которая отражает функционирование банковской системы:

1. Заявки на размещение депозитов и выдачу кредитов поступают в случайном порядке в банки. Рассчитываются (но пока не выплачиваются) процентные платежи. Вклады принимаются всегда. Кредиты автоматически не выдаются. Решения по кредитам определяются данным протоколом.
2. Возвращаются депозиты.
3. Рассчитывается баланс и готовятся заявки на МБК по привлечению кредитов или о готовности разместить депозиты. Кредиты, взятые на МБК, и соответствующие им процентные платежи возвращаются на следующем этапе.
4. Проводится взаимозачет (неттинг) взятых кредитов МБК и доступных к размещению депозитов МБК. Нахождение контрагентов по МБК производится случайным образом. Крупные суммы могут делиться между несколькими банками.
5. Незакрытые заявки удаляются. Кредиты МБК и соответствующие им проценты, а также проценты по вкладам ФЛ и ЮЛ выплачиваются.
6. Кредиты ФЛ и ЮЛ одобряются и выплачиваются, если у банка достаточно наличных средств.
7. Конец операционного дня. Проводится проверка условий банкротства банков. Если для какого-либо банка условие выполнено, запускается процедура банкротства.
8. В конце дня определяется, появится ли в системе новый банк на следующий день.

Дизайн эксперимента

Полный список переменных, доступных в АОМ, перечислен в Таблице 45. В Таблице 46 рассмотрены параметры реализованных сценариев.

Таблица 45 - Список переменных, использованных в АОМ

Внутренние (экзогенные)	Зависимые (эндогенные)
1. Число банков в начале сценария	1. Число банков в системе
2. Распределение банков по капиталу (равномерное или концентрированное)	2. Число банкротств банков
3. Ставки по кредитам и депозитам	3. Совокупные активы банка и системы
4. Срочность кредитов и депозитов	4. Совокупный капитал банка и системы
5. Уровень дефолта заемщиков	5. Совокупный объем кредитов и депозитов
6. Режим регулирования капитала банков	6. Наличность банка и системы
	7. Объем и число сделок на МБК

Таблица 46 - Параметры сценариев

#	Параметр	Scenario Label			
		A, B, C	D, E, F	G, H, I, J, K	L, M, N, O
1.	Число банков	10			
2.	Начальный уровень наличности	10k			
3.	Распределение банков по капиталу	равномерное	равномерное	эмпирическое	равномерное и эмпирическое
4.	Кривая доходностей	плоская			
5.	Доступ на рынок новых банков	открыт			
6.	Допускаются банкротства	+			
7.	# число заявок на депозиты в день	100			
8.	# число заявок на кредиты в день	100			
9.	Средний объем депозитов	500			
10.	Средний объем кредитов	500			
11.	Срочность депозитов, лет	1	1, 2	1	1
12.	Срочность кредитов, лет	1	1, 2	1	1
13.	Ставка по кредитам	50%, 100%	100%	100%	50%, 100%
14.	Ставка по депозитам	50%, 100%	100%	50%	50%, 100%
15.	Кредитный риск	-	-	+	+
16.	Выборочная доля дефолтов (DR)			G - 0%, H - 10%, I - 30%, J - 50%, K - 70%	4%
17.	Уровень потерь при дефолте (LGD)			100%	100%
18.	Риск-вес (RW)			100%	100%
19.	Резервы, % от объема кредитов			=DR	=DR
20.	Регулирование капитала (CAR = K / RWA)	-	-	-	L - NO, M - K > 0, N - CAR = 10%, O - CAR = 20%

Примечание. # – число; k (kilo) – тысяча; «+» – есть; «-» – нет; K – капитал. 17 дней в АОМ соответствуют одному календарному году. Запускается сценарий длиной 2 500 дней. Таким образом, можно сказать, что рассматривается 2500/17 ~ 150 реализаций одного сценария. Поэтому некорректно утверждать, что при таком подходе рассматривается только одна реализация (которая может быть странной или крайней).

Уровень выборочной доли дефолтов, равный 4% от числа заемщиков, соответствует историческому среднему уровню для заемщиков-предприятий в России за 2009-2017 гг., по данным CBonds.

2.3. Выводы по главе

(1) Разработаны модификации метода «разность разностей» для оценки эффекта воздействия, когда истощается контрольная выборка (воздействию подвергаются все объекты) (Merika, Merikas, Penikas, & Surkov, 2020) и когда воздействие проходит поэтапно, меняя состав контрольной и пилотной выборок (Пеникас Г. И., 2021а).

(2) В основе исследования лежат три блока информационных баз:

- Данные, которые впервые вводятся в оборот исследований:
 - данные о выдачах потребительских кредитов (Пеникас Г. И., 2021а);
 - данные о выдачах кредитов всем российским предприятиям всеми российскими банками из кредитного регистра (Бурова, Пеникас, & Попова, 2021).
 - данные об операциях с использованием торговых и хеджирующих деривативов банками ЕС, собранные вручную из нестандартизованных годовых отчетов банков (Titova, Penikas, & Gomaun, 2020);
 - предложения ставок по кредитам и депозитам с сайта-агрегатора banki.ru по всем возможным комбинациям параметров для всех российских банков (Пеникас Г. И., 2021b).
- Распространенные данные, включая:
 - микроэкономические данные отчетности российских предприятий в системе СПАРК;
 - микроэкономические данные отчетности зарубежных компаний и банков Блумберг;
 - микроэкономические данные по российским банкам с сайта Банка России;
 - характеристики государственной и иностранной собственности в российских банках на основе работы (Karas & Vernikov, 2019);
 - макроэкономические данные по России и зарубежным странам.

(3) В работе использованы следующие методы:

- Разработка теоретических (Penikas, 2021а) и теоретико-вероятностных моделей (Penikas Н. , 2020е), (Penikas Н. , 2020с).
- Разработка эконометрических моделей, включая:
 - классическую модель линейной регрессии (Merika, Negkakis, & Penikas, 2021), (Пеникас Г. И., 2021а);
 - модели на панельных данных (Ermolova & Penikas, 2017b), (Titova, Penikas, & Gomaun, 2020), (Merika, Merikas, Penikas, & Surkov, 2020);

- модели с использованием инструментальных переменных (Пеникас Г. И., 2021a), (Titova, Penikas, & Gomaun, 2020);
- модификацию метода «разность разностей» для оценки эффектов воздействия мер экономической политики (Пеникас Г. И., 2021a), (Merika, Merikas, Penikas, & Surkov, 2020).
- Валидация разработанных моделей (Ermolova & Penikas, 2017b), (Penikas Н. , 2020e), (Borzykh & Penikas, 2021).
- Генерация (симуляция) и моделирование (оценка параметров) негауссовских частных и совместных распределений, в том числе с использованием копул (Ermolova & Penikas, 2019), (Penikas Н. , 2020e).
- Реализация методов классификации:
 - с обучением: модели бинарного отклика, включая ситуации несбалансированных классов (Lozinskaia, Merikas, Merika, & Penikas, 2017), (Ermolova & Penikas, 2017b), (Пеникас, 2020), (Бурова, Пеникас, & Попова, 2021); дискриминантный анализ: линейный, квадратический, CODA (Penikas Н. , 2020e); и
 - без обучения (кластер-анализ, кластер-анализ траекторий) (Titova, Penikas, & Gomaun, 2020), (Penikas Н. , 2020e).
- Разработка агентно-ориентированной модели банковской системы (Ermolova, et al., 2021), (Nechitailo & Penikas, 2021).

ГЛАВА 3. ЭКОНОМЕТРИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ ПВР

3.1. Риск-факторы кредитного риска контрагента

3.1.1. Ставки фрахтования судов

Чтобы смоделировать совместное распределение ставок фрахтования, вначале оценим параметры частных распределений; затем проверим однородность данных на предмет наличия структурного сдвига в копулах, используя подход из работы (Бродский, Пеникас, & Сафарян, 2009); после определения момента структурного сдвига проверим совместные распределения на независимость и подберем наилучшую копулу. Выбор последней сделаем на основе наилучшего вневыборочного прогноза.

Ниже пример оцененной временной динамики модели ARMA(1,1)-GARCH(1,1) для ставок фрахтования судов водоизмещением 30 k dwt (в скобках приведены стандартные ошибки).

$$\begin{aligned} r_t &= 0.01633 + 0.63195 \cdot r_{t-1} - 0.41916 \cdot \xi_{t-1} + \xi_t \\ &\quad \text{(0.07642)} \quad \text{(0.10040)} \quad \text{(0.12047)} \\ h_t &= 0.75990 + 0.09921 \cdot h_{t-1} + 0.91023 \cdot \xi_{t-1}^2 \\ &\quad \text{(0.59984)} \quad \text{(0.06463)} \quad \text{(0.03035)} \end{aligned} \quad (103)$$

Оптимальное число степеней свободы для частного распределения Стьюдента для остатков равно 2.47782 (0.28974). В рассмотренном примере значимы все коэффициенты за исключением констант и первого лага отклонения.

Аналогично были оценены модели ARMA(1,1)-GARCH(1,1) для $3 \times 7 = 21$ ряда ставок фрахтования. Проверим их на наличие структурного сдвига по группам судов (Таблица 47). Пример динамики тестовых статистик приведен на Рисунке 58. В данном примере показано, что обе статистики дают подобный результат и что первые 80 наблюдений значительно отличаются от последующих в терминах связки (копулы) ставок для трех сроков фрахтования для рассмотренного типа кораблей.

Таблица 47 - Определение момента структурного сдвига в совместном распределении ставок фрахтования по грузоемкости сухогрузов

k dwt	30	45	52	65	75	150	170
KS-stat	0.0696	0.0641	0.0570	0.0703	0.0652	0.0607	0.0650
KS-obs	75	82	452	478	100	413	50
KS-date	08-Jun-90	27-Jul-90	29-Aug-97	27-Feb-98	30-Nov-90	29-Nov-96	15-Dec-89
CM-stat	3.0082	2.6158	2.0209	3.3644	1.8212	2.2242	2.0311
CM-obs	32	32	31	502	22	28	22
CM-date	11-Aug-89	11-Aug-89	04-Aug-89	14-Aug-98	02-Jun-89	14-Jul-89	02-Jun-89

Примечание. KS – статистика Колмогорова–Смирнова; CM – статистика Крамера–фон Мизеса; stat – значение статистики; obs – номер наблюдения, в котором обнаружен сдвиг; date – дата, которой соответствует номер наблюдения.

Поэтому первые 80 наблюдений были исключены из дальнейшего моделирования. Учет момента сдвига в последних наблюдениях (например, в 450-х) требовал бы исключения всех данных, что делало бы исследование малоинформативным.

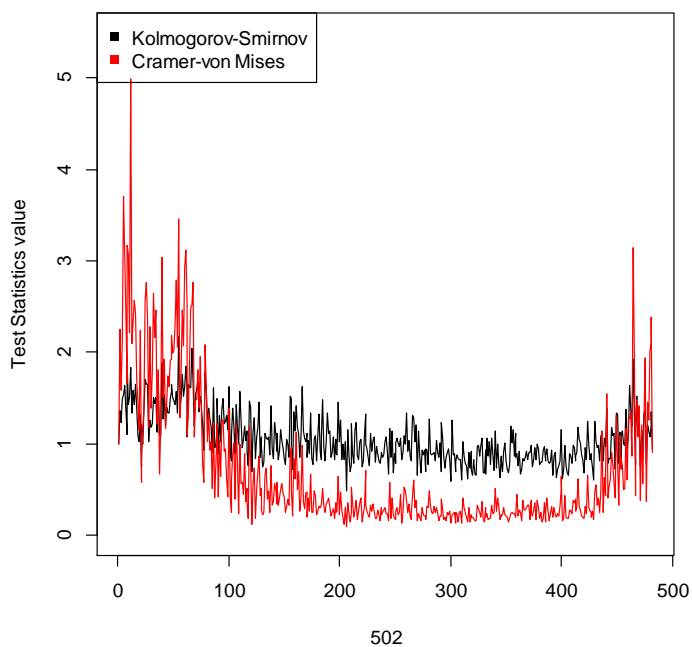


Рисунок 58. Пример динамики тестовой статистики для определения момента структурного сдвига для ставок фрахтования сухогрузов водоизмещением 30 тыс.т.

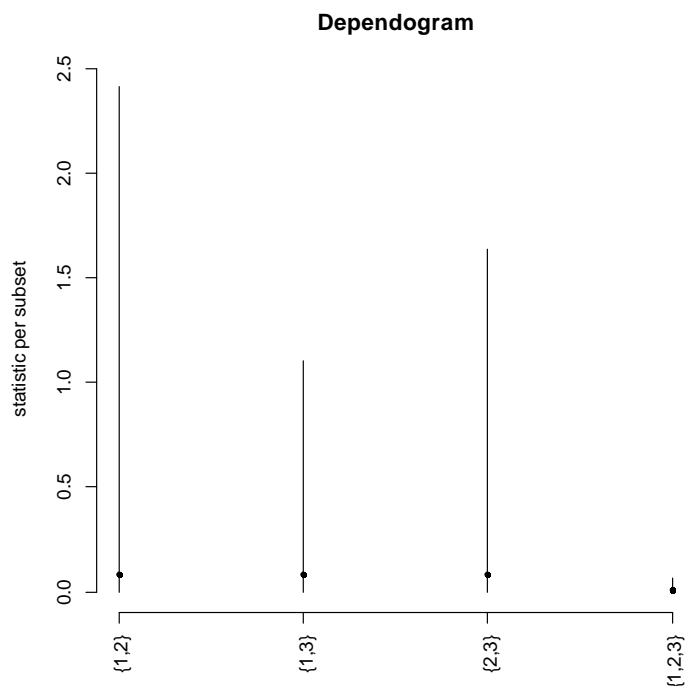
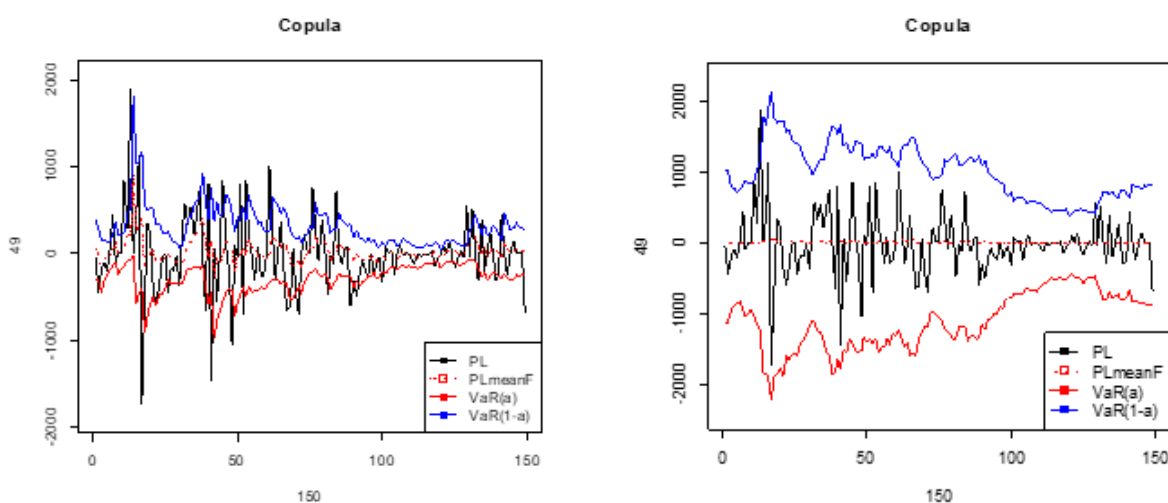


Рисунок 59. Пример депендограммы для сухогрузов (30 тыс.т.)

После определения момента структурного сдвига ряды данных (остатки после применения моделей временных рядов) были проверены на независимость по подходу из работы (Genest & Remillard, 2004). По Рисунку 59 видно, что парные взаимосвязи являются значимыми; однако одновременная трехмерная связь не настолько ярко выражена (связь считается значимой, когда столбцы превышают точки на депендограмме). Вероятно, поэтому, как покажем далее, наилучшей копулой будет гауссовская.

Далее предположим, что у гипотетического судовладельца или судовой компании есть одинаковое число кораблей, которое необходимо зафрахтовать на имеющихся три срока. Аналогично (Angelidis & Skiadopoulos, 2008) будем использовать оценку границы потерь для выбора наилучшей копулы на вневыборочном прогнозе.



(a) На основе модели ARMA-GARCH

(b) Без учета моделей для частных распределений временных рядов

Рисунок 60. Оценка границы потерь двумя способами на основе моделей «копула»

Для выбора наилучшей копулы будем руководствоваться следующими критериями:

- (1) частота пробоев границы потерь относительно уровня значимости в 5%;
- (2) среднеквадратическая ошибка (RMSE);
- (3) полудисперсия;
- (4) максимальная амплитуда пробоя, если таковой имел место.

Продемонстрируем пример сравнения двух подходов к моделированию рисков фрахтования судов на Рисунке 60. Подход без учета модели временного ряда в “b” является более консервативным, чем в “a”, но практически не допускает пробоев. Применение же модели временного ряда ARMA-GARCH дает более точные оценки, но число пробоев превосходит уровень значимости. Поэтому с точки зрения критериев консервативности при управлении рисками модель без учета временной динамики является более предпочтительной.

Применяя указанные критерии последовательно, исключаем копулы с наибольшим числом пробоев. Это копулы Коши и Гумбеля. Далее не рассматриваем копулы с наибольшей RMSE. Это копулы Клейтона и Стьюдента с 10 степенями свободы. Остается две копулы: Франка и гауссовская. Гауссовскую стоит предпочесть, поскольку ей соответствует меньшая полудисперсия и наименьшая амплитуда пробоя.

На примере ставок фрахтования стали очевидны ограничения традиционных семейств копул, когда происходит переход от двумерного к многомерному (хотя бы трехмерному) совместному распределению. Возможным решением может стать разработка иерархических копул. Продемонстрируем такое приложение к котировкам акций, предварительно обсудив реализацию операций хеджирования на данных о котировках акций.

3.1.2. Цены и доходности акций

Хеджирование на уровне отдельного актива

Авторы (Penikas & Sirotkin, 2016) доказали, что на уровне отдельного актива повышение частоты операций хеджирования позволяет повысить их доходность.

Выделим четыре этапа исследования: расчет хеджирующих отношений, использование междневных и внутридневных доходностей, построение захеджированных портфелей и проверка устойчивости полученных результатов.

Оптимальное хеджирующее отношение получим двумя способами, используя регрессию в скользящих окнах (MWR) и модель коррекции ошибками (ECM). В общем виде модель ECM для двух временных рядов – $X_t \sim I(1)$ (для цен срочных инструментов, деривативов) и $Y_t \sim I(1)$ (для цен базовых активов), нестационарных в уровнях, но стационарных в разностях, имеет следующий вид:

$$Z_t = aY_t + \beta X_t + c \sim I(1), \quad (104)$$

где a, β, c – оцениваемые параметры.

Исследователи (Engle & Granger, 1987) показали, что такая линейная комбинация может быть стационарной в уровнях. Тогда параметры будут называться коинтегрирующими. Авторы (Ghosh, 1993), (Lien, 2004) показывают, как применить модель ECM к задаче хеджирования в виде модели с распределенными лагами (ADL) вида:

$$\Delta Y_t = \lambda + h\Delta X_t + \sum_{i=1}^p \lambda_i \Delta X_{t-i} + \sum_{i=1}^p \theta_i \Delta Y_{t-i} + \phi(Y_{t-1} - c_1 - \beta_1 X_{t-1}) + \xi_t, \quad (105)$$

где h – хеджирующее отношение; $c_1 = \frac{c}{a}, \beta_1 = \frac{\beta}{a}, \lambda_i, \theta_i$ ($i = \overline{1;p}$) – оцениваемые параметры; ξ_t

– остаток модели. Если остатки не указывают на наличие эндогенности и автокорреляции,

то полученные оценки коэффициентов состоятельны. Если все переменные стационарны, то модель можно оценить методом наименьших квадратов (МНК) без риска получения кажущейся зависимости (spurious regression).

Проверяем ряды переменных на стационарность с помощью расширенного теста Дикки–Фуллера (ADF). Оцениваем следующую модель:

$$Y_t = \beta_1 X_t + c_1 + \varepsilon_t \quad (106)$$

Остатки этой модели e_t проверим на наличие единичного корня с помощью ADF теста с критическими уровнями МакКиннона. Нулевая гипотеза состоит в наличии корня. При ее неподтверждении утверждаем, что существует коинтегрирующее соотношение. Далее оцениваем следующую модель, выбирая число лагов по критериям Акаике и Ханна–Куина так, чтобы не было эндогенности и автокорреляции. Остатки e_{t-1} из модели (106) используются для приближения динамики переменных к долгосрочному равновесию.

$$\Delta Y_t = \lambda_1 + h\Delta X_t + \sum_{i=1}^p \lambda_i \Delta X_{t-i} + \sum_{i=1}^p \theta_i \Delta Y_{t-i} + \varphi e_{t-1} + \xi_t \quad (107)$$

Проводим тест на статистическое равенство хеджирующих соотношений на междневной и внутридневной подвыборках данных. Если они не равны, то подтверждаем необходимость дальнейшего разделения доходностей на меж- и внутридневную. Для реализации проводим тест Чоу для следующей регрессии (Chow, 1960):

$$\mathbf{R}_h^{\text{spot}} = \mathbf{h}_{\text{inter}} \mathbf{R}_{\text{inter}}^{\text{*fwd}} + \mathbf{h}_{\text{intra}} \mathbf{R}_{\text{intra}}^{\text{*fwd}} + \varepsilon \quad (108)$$

$$\mathbf{R}_h^{\text{spot}} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_{\text{inter}}^{\text{spot}} \\ \mathbf{R}_{\text{intra}}^{\text{spot}} \end{pmatrix}, \mathbf{R}_{\text{inter}}^{\text{*fwd}} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_{\text{inter}}^{\text{fwd}} \\ 0 \end{pmatrix}, \mathbf{R}_{\text{intra}}^{\text{*fwd}} = \begin{pmatrix} 0 \\ \mathbf{R}_{\text{intra}}^{\text{fwd}} \end{pmatrix} \quad (109)$$

Для проверки гипотезы о равенстве хеджирующих соотношений смотрим t-статистики, используя сэндвич-оценку дисперсии (Баум, 2016, р. 160).

Для подтверждения устойчивости результатов проверяем данные о рядах доходностей активов на однородность. Для этого используем тест о выявлении момента структурного сдвига в эмпирических копулах (в связях до и после момента возможного сдвига), согласно подходу (Бродский, Пеникас, & Сафарян, 2009). Затем проверяем, сохранятся ли выводы на массиве данных после выявленного момента сдвига.

В качестве хеджирующих инструментов рассмотрены фьючерсы на данные индексы. Поскольку фьючерсы имеют конечный срок, то были построены составные (generic) ряды данных, включающие котировки наиболее ликвидных (ближайших к погашению) фьючерсов. Получилось подтвердить выводы предыдущих исследований (Lee & Mathur, 1999), (Andersen, Bollerslev, & Cai, 2000), (Tian & Guo, 2007)), что дисперсия междневных

доходностей ниже, чем внутридневных. Гипотеза об их равенстве отвергается F-тестом и тестом Левина.

Используя регрессию в скользящих окнах, встает вопрос выбора оптимальной длины окна. На Рисунке 61 представлен пример полученных хеджирующих отношений для французского индекса CAC40 при разных длинах окон.

Для подтверждения устойчивости результаты проверены на четырех длинах окон в MWR. Доходности и риски захеджированных портфелей незначительно различаются при изменении длины окна. При значении длины окна в 500 наблюдений волатильность хеджирующего отношения меньше, чем при более коротких окнах. При большей длине окна волатильность сопоставима, но больше данных исключается из анализа. Поэтому далее рассматривается длина окна в 500 наблюдений.

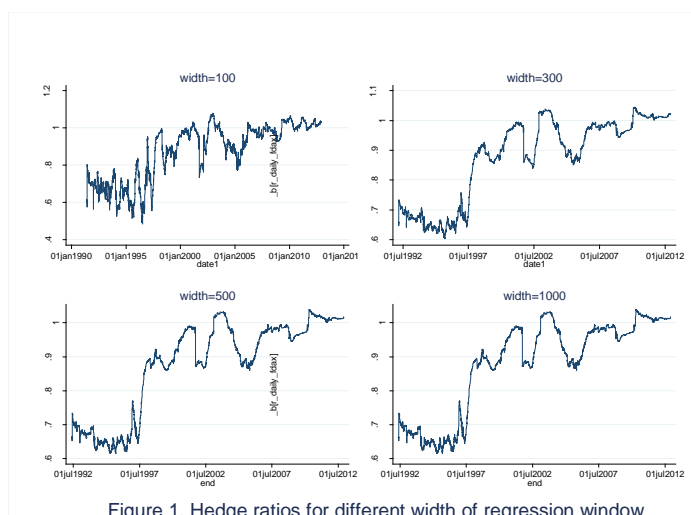


Figure 1. Hedge ratios for different width of regression window

Рисунок 61. Динамика хеджирующего соотношения при выборе разной длины скользящего окна

Гипотеза о равенстве хеджирующих соотношений отвергается для трех индексов из пяти (не отвергается для американского индекса Nasdaq и французского CAC). Поэтому для трех индексов (немецкого DAX, гонконгского Hang Seng, японского Nikkey) целесообразно разделять доходность на внутри- и междневную при хеджировании. Как можно увидеть в Таблице 48, разделение доходностей позволяет повысить эффективность операций хеджирования. Причем доходность захеджированного портфеля возрастает тем больше в относительных терминах, чем увеличивается его риск. Такое наблюдается даже для индексов Nasdaq и CAC, для которых хеджирующие соотношения выявлены статистически равными на междневных и внутридневных периодах.

Таблица 48 - Оценка риска и доходности для рассмотренных портфелей

Индекс	Dax	Cac40	Nasdaq	Hang - Seng	Nikkei 225
Результаты при использовании полной доходности					
Ср. доходность	0,00008	0,00002	-0,00003	0,00002	0,00001
риск (ст. откл. дох-ти)	0,0051	0,0029	0,0049	0,005	0,004
Кумул. дох-ть	0,41	0,11	-0,12	0,08	0,05
Результаты при разделении доходности на меж- и внутридневную					
Ср. доходность	0,00021	0,00005	0,00005	0,00003	0,00012
риск (ст. откл. дох-ти)	0,0065	0,003	0,0061	0,0061	0,0064
Кумул. дох-ть	1,09	0,24	0,18	0,15	0,57
<i>Прирост ср. дох-ти</i>	<i>163%</i>	<i>150%</i>	<i>-267%</i>	<i>50%</i>	<i>1100%</i>
<i>Прирост риска</i>	<i>27%</i>	<i>3%</i>	<i>24%</i>	<i>22%</i>	<i>60%</i>

Проверка устойчивости результатов

Тест на поиск структурного сдвига в эмпирической копуле (Бродский, Пеникас, & Сафарян, 2009) выявил потенциальные моменты сдвигов в связке (копуле) двух доходностей базового и срочного активов. Они приведены в Таблице 49.

Таблица 49 - Оценка момента структурного сдвига в копуле

Рынок	Доходность	Тестовая ст-ка	№ набл.	Дата	Максимум
Dax	Междневная	0,09	2200	08 июня 1999	2200
	Внутридневная	0,08	1666	21 мая 1997	
	Полная	0,06	1707	17 июля 1997	
Cac40	Междневная	0,04	3414	02 февраля 2004	3414
	Внутридневная	0,04	1892	02 апреля 1998	
	Полная	0,04	3249	16 июня 2003	
Nasdaq	Междневная	0,09	3150	28 января 2003	3328
	Внутридневная	0,08	3265	08 июля 2003	
	Полная	0,08	3328	03 октября 2003	
Hang - Seng	Междневная	0,08	1535	19 ноября 1996	2902
	Внутридневная	0,06	2902	14 февраля 2002	
	Полная	0,03	2873	04 января 2002	
Nikkei	Междневная	0,13	2581	22 ноября 2000	3214
	Внутридневная	0,04	3214	28 апреля 2003	
	Полная	0,03	3214	28 апреля 2003	

Практически все даты сдвигов соответствуют либо Азиатскому кризису 1997 г. или периоду после кризиса интернет-компаний (dotcom'ов) в 2001 г. Проверка результатов хеджирования на однородных массивах данных после сдвига значимо не меняет результаты, кроме как для японского индекса Nikkei.

Дополнительно были оценены модели коррекции ошибками с использованием только полных дневных доходностей и с разделением на меж- и внутридневные. Для реализации второго подхода был создан искусственный ряд двойной длины от оригинального, поскольку цены открытия были вставлены между ценами закрытий. Для сравнения подходов был выделен период (экзаменующая выборка) в 500 наблюдений с 20.07.2010 до 19.06.2012. Модели регрессии в скользящих окнах и коррекции ошибками были обучены на едином массиве.

Для всех рядов доходностей, кроме Nasdaq, не была отвергнута гипотеза о стационарном характере распределения доходностей. Это не позволяет утверждать, что существует коинтегрирующее соотношение для Nasdaq. Поэтому этот фондовый индекс далее не рассматривался.

Таблица 50 - Сравнение результатов применения модели коррекции ошибками ЕСМ относительно результатов по регрессии в скользящих окнах (MWR)

Индекс		Daх	Сас40	Hang – Seng	Nikkei 225
Использование полной доходности					
Абсолютный прирост средней доходности *10 ⁵		1,04	-0,61	1,96	1,79
Прирост стандартного отклонения, %		1,16	-0,73	-0,06	-0,94
Разделение на меж- и внутридневную доходность					
Абсолютный прирост средней доходности*10 ⁵		0,25	0,98	2,86	-33,02
Прирост стандартного отклонения, %		88,73	84,01	18,89	81,34

Примечание. Отношение средних доходностей и риска рассчитано к значениям для регрессии в скользящих окнах.

Применение модели коррекции ошибками подтвердило выводы, полученные с помощью регрессии в скользящих окнах. Разделение доходностей на меж- и внутридневную существенно повышает эффективность операций хеджирования. Тем не менее при использовании модели коррекции ошибками мы видим больший рост риска захеджированного портфеля. Сравнение результатов применения моделей коррекции ошибками и в скользящих окнах представлено в Таблице 50. Из нее следует, что модель коррекции ошибками дает большую эффективность операций хеджирования при использовании полной дневной доходности по ценам закрытия, чем регрессия в скользящих окнах, поскольку в случае ЕСМ доходность прирастает при снижении риска.

Традиционные методы хеджирования не предполагали неоднородность междневных и внутридневных доходностей. Например, при использовании МНК в хеджировании в работах (Beninga, Eldor, & Zilcha, 1984), (Bond & Thompson, 1985), (Ederington, 1979), (Hill & Shineeweis, 1982), (Myers & Hanson, 1996); при использовании модели коррекции ошибками в исследованиях (Brenner & Kroner, 1995), (Ghosh, 1993), (Lien, 2004); при

использовании моделей GARCH в изысканиях (Lin, Najand, & Yung, 1994), (Park & Switzer, 1995). При этом в работах (Amihud & Mendelson, 1987), (Amihud, Mendelson, & Murgia, 1990), (Choe & Shin, 1993), (Stoll & Whaley, 1990) и (Tian & Guo, 2007) было доказано, что дисперсия внутридневной и междневной доходностей различается. Поэтому была рассмотрена задача хеджирования с разделением доходностей на междневную и внутридневную.

Таким образом, рассмотрены выгоды от такого разделения. Показано, что динамическое хеджирование на основе модели регрессии в скользящих окнах привело к повышению эффективности операций хеджирования в сравнении с ситуацией без разделения доходностей. Рассмотрены альтернативные подходы к моделированию хеджирующего отношения. Показано, что модель регрессии в скользящих окнах дает большую эффективность хеджирования, чем использование модели коррекции ошибками.

Иерархические копулы

В ходе исследования (Пеникас Г. И., 2014) обнаружено, что, несмотря на изменение параметров иерархической структуры копулы с течением времени, сама иерархическая структура не претерпевала изменений на экзаменуемой выборке и имела следующий вид:

$$C_{3,1} \left(C_{2,1} \left(C_{1,1} (u_{JPM}, u_{BAC}, u_C), C_{1,2} (u_{DD}, u_{DOW}) \right), C_{1,3} (u_{XOM}, u_{CVX}), C_{1,4} (u_{AEP}, u_{PPL}, u_{PCG}) \right). \quad (110)$$

Наибольшую однородность с точки зрения степени тесноты связи ожидаемо демонстрировали акции компаний, относящихся к одинаковому сектору. Поэтому нижний уровень иерархии представлен четырьмя копулами, каждая из которых соответствует своему сектору. На следующем уровне ожидалось увидеть либо объединение копулой всех четырех отраслей и получение двухуровневой копулы, как, например, в работе (Savu, Trede, 2006), либо объединение химической и нефтяной отрасли, как следствие вертикальной зависимости двух отраслей. Однако, вопреки ожиданиям, копулой были объединены финансовый и химический секторы, демонстрировавшие наиболее высокую тесноту связи. Теснота связи возростала на всей экзаменуемой выборке. На третьем уровне копулы более низких уровней были объединены единой копулой.

В Таблице 51, в колонке «Эмпирический уровень значимости», представлено среднее значение эмпирического уровня значимости для 1000 случайных портфелей для каждого из теоретических значений уровня значимости: 10; 5 и 1%. Чем ближе эмпирическое значение уровня значимости к теоретическому, тем точнее модель. В колонке « A_w » приведено среднее относительное расстояние между теоретическим и эмпирическим уровнями значимости для 1000 портфелей. Чем ниже значение A_w для выбранной модели, тем точнее модель. В скобках приведены стандартные ошибки оценок. Как следует из

результатов, представленных в Таблице 51, иерархическая копула семейства Клейтона дает наиболее точную оценку риска с точки зрения критерия $ГП_\alpha$. Подобный результат является ожидаемым, поскольку копула Клейтона обладает зависимостью нижних хвостов.

Таблица 51 - Сравнение моделей с точки зрения критерия A_W

Копула	Эмпирический уровень значимости, %			A_W		
	10	5	1	10%	5%	1%
Гауссова	10.23 (0.48)	5.29 (0.35)	2.16 (0.30)	0.044 (0.041)	0.073 (0.056)	1.163 (0.250)
<i>t</i> -копула	10.37 (0.57)	5.17 (0.35)	1.68 (0.40)	0.055 (0.039)	0.062 (0.049)	0.691 (0.372)
Группированная <i>t</i> -копула	10.32 (0.57)	5.48 (0.31)	1.46 (0.29)	0.051 (0.040)	0.099 (0.057)	0.472 (0.273)
Коши	12.02 (0.59)	5.56 (0.46)	1.25 (0.32)	0.202 (0.060)	0.118 (0.085)	0.339 (0.214)
Иерархическая Клейтона	10.04 (0.50)	5.04 (0.29)	1.21 (0.26)	0.040 (0.030)	0.050 (0.032)	0.289 (0.171)
Иерархическая Гумбеля	10.60 (0.60)	5.95 (0.46)	2.99 (0.45)	0.070 (0.049)	0.189 (0.092)	1.992 (0.447)
Иерархическая Франка	9.43 (0.63)	5.79 (0.43)	3.54 (0.44)	0.069 (0.050)	0.160 (0.085)	2.545 (0.435)
Клейтона	11.31 (0.60)	5.45 (0.39)	1.43 (0.32)	0.131 (0.058)	0.097 (0.068)	0.471 (0.254)
Гумбеля	11.65 (0.61)	7.00 (0.56)	4.31 (0.42)	0.165 (0.061)	0.401 (0.112)	3.308 (0.422)
Франка	10.11 (0.55)	6.43 (0.46)	4.39 (0.42)	0.045 (0.033)	0.286 (0.093)	3.392 (0.421)

Таблица 52 - Сравнение моделей с точки зрения критерия ES

Копула	Доля пробоев ES, %			полудисперсия ($\times 1000$)		
	10%	5%	1%	10%	5%	1%
Гауссова	4.69 (0.28)	3.19 (0.35)	1.32 (0.30)	1.212 (0.231)	0.907 (0.200)	0.198 (0.142)
<i>t</i> -копула	4.37 (0.30)	2.92 (0.33)	0.39 (0.27)	1.022 (0.192)	0.565 (0.127)	0.066 (0.105)
Группированная <i>t</i> -копула	4.49 (0.30)	2.78 (0.39)	0.44 (0.25)	1.079 (0.193)	0.708 (0.176)	0.065 (0.089)
Коши	4.52 (0.24)	2.94 (0.31)	0.06 (0.14)	1.035 (0.180)	0.539 (0.120)	0.008 (0.042)
Иерархическая Клейтона	4.10 (0.36)	2.08 (0.29)	0.04 (0.13)	0.894 (0.194)	0.598 (0.127)	0.001 (0.009)
Иерархическая Гумбеля	5.31 (0.35)	4.11 (0.42)	2.01 (0.27)	1.253 (0.230)	0.978 (0.174)	0.557 (0.129)
Иерархическая Франка	5.37 (0.39)	4.40 (0.40)	2.86 (0.39)	1.311 (0.243)	1.123 (0.202)	0.928 (0.247)
Клейтона	4.38 (0.29)	2.53 (0.39)	0.35 (0.26)	1.031 (0.229)	0.668 (0.146)	0.048 (0.101)
Гумбеля	6.08 (0.46)	4.94 (0.29)	3.17 (0.46)	1.376 (0.287)	1.127 (0.220)	0.706 (0.164)
Франка	5.90 (0.43)	5.02 (0.33)	3.51 (0.50)	1.391 (0.280)	1.199 (0.232)	0.894 (0.198)

С точки зрения критерия ES наилучшей будет признана та модель, полудисперсия

которой является минимальной (Таблица 52). В Таблице 52, в колонке «Доля пробоев ES», представлено среднее значение доли дней, в которых фактический убыток превышал расчетную величину ES, для 1000 случайных портфелей для каждого из теоретических значений уровня значимости: 10; 5 и 1%.

В колонке «полудисперсия» Таблицы 52 приведено среднее значение полудисперсии убытков, превышающих расчетное значение ES, для 1000 портфелей. Для удобства представленные значения умножены на 1000. Чем ниже значение полудисперсии для выбранной модели, тем точнее модель. В скобках – стандартная ошибка оценки.

Результаты, представленные в Таблице 52, можно использовать и интерпретировать только совместно с результатами из Таблицы 51, ввиду взаимосвязи между критериями $ГП_\alpha$ и ES. Как следует из результатов, представленных в Таблице 52, иерархическая копула семейства Клейтона дает наиболее точную оценку риска (с точки зрения критерия ES) для всех рассмотренных уровней значимости. Это совместно с результатами из Таблицы 51 позволяет сделать вывод, что иерархическая копула Клейтона является наилучшей моделью для изучения риска инвестиционного портфеля с точки зрения обоих критериев $ГП_\alpha$ и ES.

Объяснением этого результата является тот факт, что копула Клейтона позволяет моделировать зависимость нижних хвостов распределения, а иерархическая структура позволяет описывать различную степень тесноты связи между случайными величинами.

3.2. Разработка моделей PD

3.2.1. Розничные онлайн-кредиты

Целью исследования является определение того, может ли индикатор степени соответствия закону Бенфорда по суммам выдаваемых кредитов быть индикатором проблемности/невозвратности долга. Начнем с визуального анализа на Рисунках 62, 63 для всех кредитов и «иных» отдельно.

В целом линейный и квадратический тренды связи степени соответствия и доли дефолтов находятся близко. Для иных кредитов ярче выражена положительная связь в линейном тренде. Чем выше несоответствие закону Бенфорда, тем выше доля дефолта. В целом это может указывать на мошенническую природу выдаваемых займов. Как уже отмечалось на примере одного из французских банков, потери по кредитам могли быть классифицированы как операционный риск.

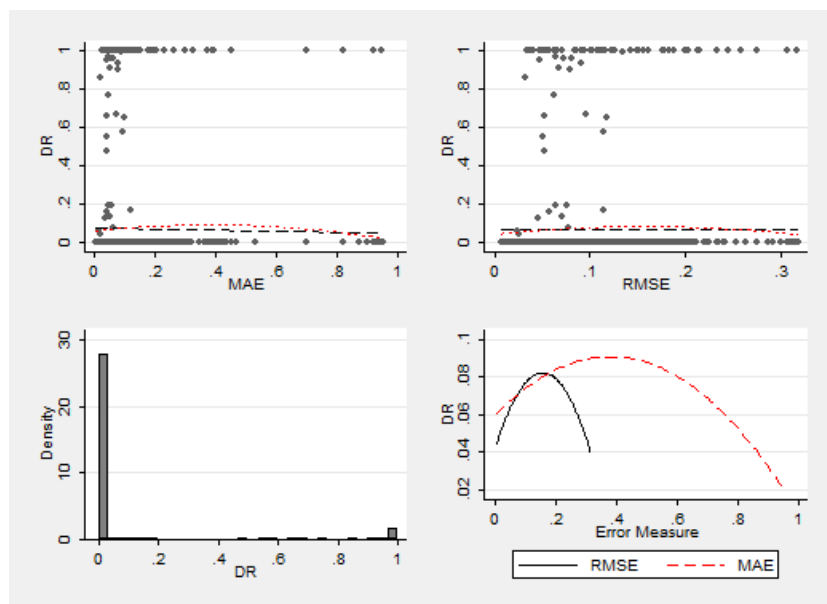


Рисунок 62. В данных Минтос можно наблюдать квадратическую связь вероятности дефолта и степени соответствия закону Бенфорда

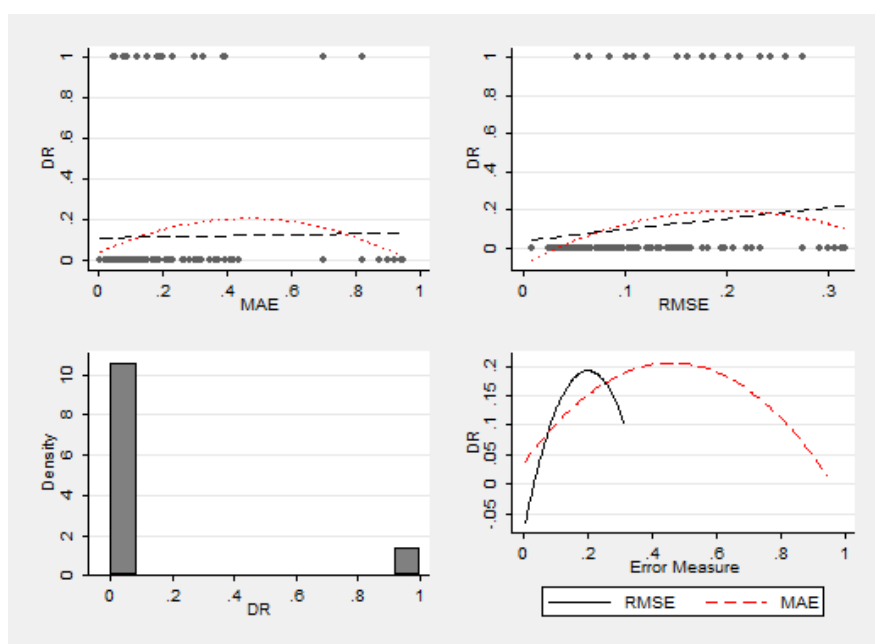


Рисунок 63. Квадратическая зависимость для «иных» кредитов более ярко выражена, чем для всех типов кредитов в данных Минтос

На Рисунке 64 приведена оценка линейной парной связи для основных детерминант PD: размер кредита, срочность, кредит-залог, наличие залога. По всем показателям наблюдается отрицательный наклон линии тренда.

Чем крупнее кредит, тем ниже вероятность невозврата. Это согласуется с редким ранее упомянутым мнением, что высокая концентрация несет меньше кредитного риска, когда банк работает только с такими заемщиками, которых отлично знает.

Чем длиннее срок кредита, тем PD ниже. Это противоречит подходу ПБР (BCBS, 2019с), поскольку растет неопределенность при удалении даты возврата (BCBS, 2005d). Однако это согласуется с мнением, что за большее время проще найти, из чего погашать кредит (Merton, 1974).

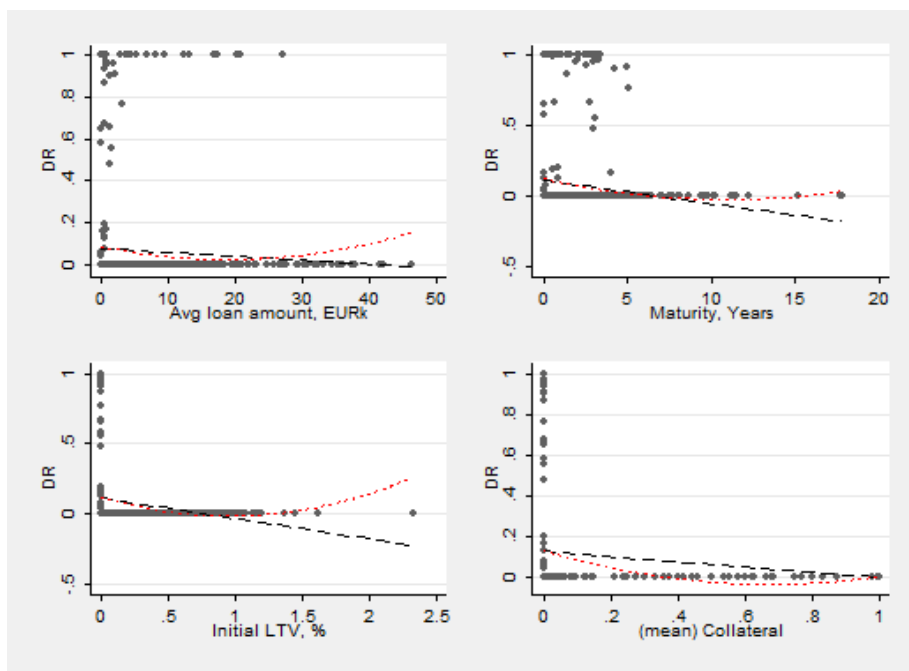


Рисунок 64. Доступные факторы (размер кредита, срочность, показатель «кредит-залог» (LTV), наличие залога) отрицательно связаны с вероятностью дефолта

Чем вероятнее, что по кредиту будет залог, тем ниже PD (см. справа снизу рисунка). Однако чем больше показатель «кредит-залог», т.е. чем кредит менее обеспечен залогом, тем PD тоже ниже (см. слева снизу рисунка). Такое наблюдение может показаться контринтуитивным, если не учесть следующее. Возможно, залог требуется, когда мало доверия к заемщику или когда высоки риски его неплатежа. Тем более на Рисунке 65 видно, что, как правило, чем чаще предлагается залог по горизонтали, тем меньше обеспеченность кредита (выше показатель «кредит-залог» по вертикали на рисунке). Возможно, если что-то отдадут в залог, то предмет сам по себе малоценен.

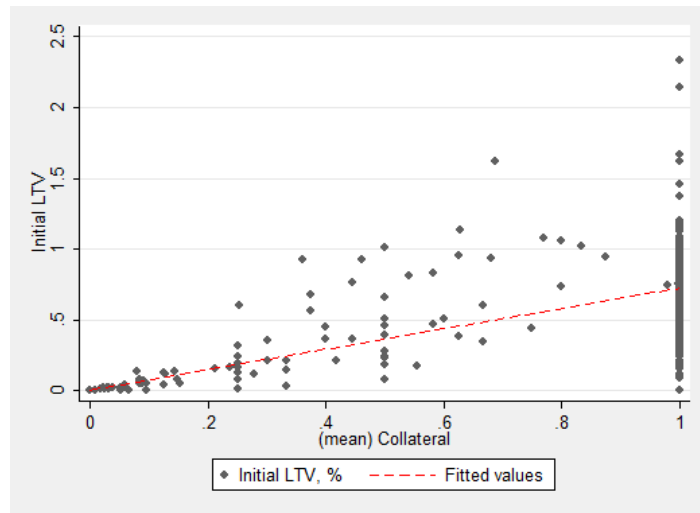


Рисунок 65. В среднем при наличии залога показатель «кредит-залог» выше, т.е. кредит является менее обеспеченным. Вероятно, потому что в залог отдают наименее стоящие предметы

Раньше мы указывали на особенность базы данных «Минтос». В ней нет информации, когда произошел дефолт, а есть только статус по каждой записи о выданном кредите. Поэтому можно разложить долю дефолтов по исходным характеристикам кредитов в регрессии ниже без возникновения проблемы эндогенности:

$$DR_{ijt} = \theta_1 \cdot Dist + \theta_2 \cdot Dist^2 + \beta_1 \cdot EUR_{ijt} + \beta_2 \cdot LTV_{ijt} + \beta_3 \cdot M_{ijt} + \beta_4 \cdot Col_{ijt} + \varepsilon_{it}, \quad (111)$$

где DR_{ijt} – доля дефолтов по i -й стране для j -го типа кредита на t -ю дату выдачи; $Dist$ – мера расстояния для соответствия закону Бенфорда (MAE или RMSE); EUR_{ijt} – исходный размер кредита в тыс. евро; LTV_{ijt} – кредит-залог; M_{ijt} – срок кредита в годах; Col_{ijt} – факт наличия залога (доля залогов при агрегировании данных); ε_{it} – шум; θ_* и β_* – коэффициенты, оцененные МНК.

Таблица 53 - Детерминанты вероятности дефолта розничных кредитов: использование MAE для измерения степени соответствия закону Бенфорда

Variable	m_pool	m_ST	m_Pers	m_oth	m_DRpos
MAE	0.25**	0.15	0.14	1.02***	0.17
MAE_sq	-0.28**	-0.38	-0.19	-1.05***	-0.24
Amount_EUR	0	-0.47***	-0.06	0	-0.09**
Maturity	0	-0.39	0.01	0.03	0.01
InitialLTV	-0.01	(omitted)	(omitted)	-0.05	0.1
Collateral	-0.12***	(omitted)	(omitted)	-0.32***	-0.22
_cons	0.11***	0.28***	0.12***	0.08	0.14***
N	1173	160	393	154	577
r2	7.0%	7.0%	0.0%	16.0%	1.0%
r2_a	6.0%	5.0%	-1.0%	13.0%	0.0%

В Таблицах 53, 54 приведены оценки регрессий с метриками MAE и RMSE, соответственно. Pool – это оценка на всех данных, включая нулевые данные о доли дефолта; DRpos – подвыборка с ненулевыми долями дефолтов; ST – подвыборка для краткосрочных (short-term) кредитов; Pers – подвыборка для личных (personal) кредитов; oth – иные кредиты.

Таблица 54 - Детерминанты вероятности дефолта розничных кредитов: использование RMSE для измерения степени соответствия закону Бенфорда

Variable	r_pool	r_ST	r_Pers	r_oth	r_DRpos
RMSE	0.48	1.64	-0.34	4.12***	0.07
RMSE_sq	-1.32	-6.8	0.58	-10.23***	-0.71
Amount_EUR	0	-0.47***	-0.05	0	-0.09**
Maturity	0	-0.41	0.01	0.01	0.01
InitialLTV	-0.01	(omitted)	(omitted)	-0.02	0.1
Collateral	-0.12***	(omitted)	(omitted)	-0.35***	-0.22
_cons	0.10***	0.21*	0.15***	-0.07	0.15***
N	1173	160	393	154	577
r2	6.0%	7.0%	0.0%	20.0%	1.0%
r2_a	6.0%	5.0%	-1.0%	16.0%	0.0%

Статистически значимые коэффициенты при обеих мерах соответствия закона Бенфорда есть для прочих кредитов; только при MAE – для максимально широкой выборки. Причем в этих случаях значим и коэффициент при квадрате меры. Это значит, что есть точка перегиба (вершина параболы). По MAE она соответствует значениям 52 и 56% для всех и иных кредитов. При данных значениях наблюдаются наивысшие уровни дефолта.

Знаки коэффициентов при иных факторах (размер кредита, наличие залога) соответствуют углам наклона на парных диаграммах рассеивания. Это соответствует критерию гармонической регрессии в определении (Ершов, 2008). Знаки при факторах срочности и показателе «кредит-залог» незначимы.

Таким образом, можно сделать следующие выводы:

1. Факт несоответствия закону Бенфорда является важным детерминантом PD. Однако на имеющихся данных о розничных онлайн-кредитах в базе «Минтос» нельзя однозначно утверждать, что высокая степень несоответствия связана с наивысшим уровнем невозврата. Получилось показать, что максимальная доля дефолтов соответствует средним значениям (52-56% в терминах MAE).
2. Показатель MAE является более значимым детерминантом PD, чем RMSE. MAE стоит рекомендовать для использования при построении моделей PD.

3.2.2. Российские компании

Модель на данных о предприятиях с облигациями

Авторы (Ermolova & Penikas, 2017b) разработали модель прогноза вероятности дефолта для ранее не исследованного сегмента крупнейших российских компаний, у которых есть обращающиеся на бирже облигации. Оценка модели PD при разбивке по наблюдениям приведена в столбце (4) Таблицы 55.

Таблица 55 - Оцененные спецификации модели PD

№ модели в группе	(1)	(2)	(3)	(4)
Тип модели	Pool logit	Logit со случ. эф.	Вне времени	Вне наблюдений
Капитал к дебит. задолж.				-1.227*** (0.468)
Текущ. обяз. к текущ. активам			0.0192* (0.0110)	0.0688*** (0.0247)
Текущие активы (логарифм)			0.254*** (0.0811)	0.173* (0.0937)
Текущие активы к обяз-вам			-1.029*** (0.342)	-0.879*** (0.299)
Фикс. активы к обязат-вам	- 2.2917 *** (0.5763)	- 3.1781 *** (0.8182)	-1.431* (0.748)	
Выручка к совок. активам	- 0.4916 *** (0.1832)	- 0.5150 ** (0.2195)	-1.221*** (0.332)	-0.989*** (0.316)
Дебит. задолж. (логарифм)				0.121** (0.0597)
Знак чистой прибыли (0;1)	1.3060 *** (0.2006)	1.2614 *** (0.2516)	1.245*** (0.289)	1.428*** (0.281)
Ден. поток к совок. активам (лог)			-6.355* (3.817)	-0.250*** (0.0546)
Рабочий капитал к совок. активам	0.3050 ** (0.1304)	0.3810 ** (0.1586)		0.852*** (0.281)
Кред. задолж. к долгу (логарифм)			0.472*** (0.100)	0.417*** (0.0960)
ЕВИТ к совок. активам	- 0.3102 ** (0.1274)	- 0.3669 ** (0.1589)		
Ден. поток к совок. активам	- 11.7277 *** (4.4264)	- 11.2818 ** (4.6585)		
Прирост ВВП	- 4.0334 *** (0.8862)	- 5.4804 *** (1.1101)	-4.327*** (1.341)	-5.616*** (1.388)
Инфл. (ИПЦ)	0.1112 *** (0.0297)	0.1643 *** (0.0369)	0.140** (0.0636)	0.196*** (0.0459)
Константа	- 15.1129 *** (3.1804)	- 22.0612 *** (4.0305)	-20.05*** (7.172)	-28.81*** (5.385)
Число наблюдений			562	743
Псевдо R-квадрат			0.354	0.408
Площадь под ROC (обуч. выборка)	0.85 (ст.ош. 0.0158)	0.85 (ст.ош. 0.0157)	0.885	0.912
Площадь под ROC (экзамен. выборка)	0.77 (ст.ош. 0.0224)	0.78 (ст.ош. 0.0219)	0.734	0.787
Sensitivity			48.51	49.53
Specificity			95.88	97.64
Верно классифиц.			87.37	90.71

Показан эффект добавления макроэкономических переменных, логарифмов переменных и их значений в квадрате. Для выбора модели примем во внимание статистическую значимость коэффициентов при переменных, согласованность оцененного знака коэффициента при объясняющей переменной с ожидаемым и со знаком парной корреляции его и зависимой переменной (Ершов, 2008, pp. 507-508), показатель точности модели (псевдо R-квадрат) и показатель дискриминационной силы (площадь под ROC кривой).

Наилучшей при прогнозе вне выборки является модель (4) с самым высоким коэффициентом детерминации и сопоставимым с иными уровнем дискриминационной способности. Результаты оцененных спецификаций моделей прогноза PD при разделении выборки вне времени (out-of-time) дают сопоставимые результаты с меньшими показателями дискриминирующей способности на экзаменуемой выборке (см. столбец (3) Таблицы 55).

Дополнительно рассмотрены модели бинарного выбора на панельных данных, что позволяет учесть ненаблюдаемые индивидуальные факторы компаний. Одним из вариантов такой модели может быть logit модель с фиксированными индивидуальными эффектами. Для ее построения используются только данные по компаниям, которые хотя бы раз объявили дефолт. Тогда из выборки нужно исключить 4 566 наблюдений (около 70% выборки). Автор (Фантазини Д. , 2008) утверждает, что logit модели с фиксированными эффектами характеризуются существенно более низкими показателями точности прогноза дефолта из-за того, что не учитывается информация по компаниям, никогда не объявлявшим дефолт. Поэтому рассмотрена модель logit со случайными индивидуальными эффектами. Результаты представлены в столбцах (1) и (2) Таблицы 55.

Коэффициенты при объясняющих переменных незначительно изменяются при переходе от общей модели logit (pool logit) – это эквивалент модели из столбца (4) Таблицы 55, когда взяты такие же переменные, как для модели logit на панельных данных, – к модели logit со случайными индивидуальными эффектами. Стандартные ошибки незначительно растут. Тем не менее все коэффициенты значимы на 5%-м уровне. $Rho = 0.5384$ (ст. ош. 0.0662) обозначает результат проверки теста о значимости дисперсии индивидуальных эффектов ($\lnsig2u = 1.3449$; ст. ош. = 0.2662; $\sigma_u = 1.9591$; ст. ош. = 0.2608). При равенстве rho нулю дисперсией эффектов в панели можно пренебречь. Поскольку гипотеза о равенстве нулю этого показателя отвергается, то предпочтение нужно отдать модели logit со случайными индивидуальными эффектами (столбец (2) Таблицы 55).

Таблица 56 - Расчет критерия D-value для отобранных переменных в модели PD

Переменная	Коэф.	Ст. ош.	t-stat	p-value	Ст. откл.	d-stat	D-value
Капитал к дебит. задолж.	-1,23	-0,47	2,62	0,4%	-12,8	0,10	46,2%
Текущ. обяз. к текущ. активам	0,07	-0,02	-2,79	0,3%	-0,7	-0,10	45,9%
Текущие активы (логарифм)	0,17	-0,09	-1,85	3,2%	-2,6	-0,07	47,3%
Выручка к совок. активам	-0,99	-0,32	3,13	0,1%	-8,6	0,11	45,4%
Инфл. (ИПЦ)	0,20	-0,05	-4,27	0,0%	-1,3	-0,16	43,8%
Дебит. задолж. (логарифм)	0,12	-0,06	-2,03	2,1%	-1,6	-0,07	47,0%
Знак чистой прибыли (0;1)	1,43	-0,28	-5,08	0,0%	-7,7	-0,19	42,6%
Ден. поток к совок. активам (лог)	-0,25	-0,05	4,58	0,0%	-1,5	0,17	43,3%
Прирост ВВП	-5,62	-1,39	4,05	0,0%	-37,8	0,15	44,1%
Текущие активы к обяз-вам	-0,88	-0,30	2,94	0,2%	-8,2	0,11	45,7%
Рабочий капитал к совок. активам	0,85	-0,28	-3,03	0,1%	-7,7	-0,11	45,6%
Кред. задолж. к долгу (логарифм)	0,42	-0,10	-4,34	0,0%	-2,6	-0,16	43,7%
Константа	-28,81	-5,39	5,35	0,0%	-146,8	0,20	42,2%

Возможным ограничением исследования может быть использование критерия p-value как индикатора значимости коэффициентов при объясняющих переменных. Например, автор (Demidenko, 2016) показывает, что добиться значимости переменной в регрессии можно за счет увеличения числа наблюдений. Поэтому он рекомендует использовать критерий D-value, который равен показателю Receiver Operating Curve (ROC) для рассматриваемой переменной (Engelmann, Hayden, & Tasche, 2003). Для проверки рассмотрим модель (4) из Таблицы 55. Результаты представлены в Таблице 56. Можно увидеть, что ранжирование переменных по степени значимости не меняется при переходе от p-value к D-value. D-value показывает, что ни одна из переменных не позволяет однозначно отделить дефолтные и недефолтные наблюдения.

Наиболее различающей является dummy переменная «Знак чистой прибыли (0;1)», соответствующая положительной или отрицательной прибыли у предприятия-заемщика. Тем не менее только у 57.4% = 1-42.6% от числа дефолтных наблюдений есть значимые отличия по данной переменной от недефолтных наблюдений.

Модель на данных кредитного регистра

В Таблице 57 мы сравниваем работу (Бурова, Пеникас, & Попова, 2021) с предыдущими и показываем новизну нашего подхода. Наше исследование уникально тем, что в нем наличие просроченной задолженности рассматривается как зависимая переменная по отношению ко всему множеству российских компаний. В предыдущих работах либо рассматривается такая же выборка, но зависимой переменной служит показатель банкротства (Могилат А. Н., 2019), либо зависимой переменной является просрочка платежей, но рассматривается только сегмент крупнейших организаций (Ermolova & Penikas, 2017b).

Таблица 57 - Сравнение данного исследования с иными

		Зависимая переменная	
		Банкротство	Дефолт (просрочка платежей от 90 дней)
Выборка данных	Все организации	(Могилат А. Н., 2019)	(Бурова, Пеникас, & Попова, 2021)
	Крупнейшие компании с обращающимися на рынке облигациями	н/д	(Ermolova & Penikas, 2017b)

В Таблице 58 представлены результаты простейшей (одномерной) PD-модели. Получены коэффициенты, согласующиеся с результатами предыдущих исследований. Однако мы можем полностью сопоставить полученные нами результаты только с исследованием Moody's, выполненным автором (Кораблева, 2011), в то время как для других похожих исследований мы должны интерпретировать сопоставимые показатели.

Тем не менее мы подтверждаем в целом такие же факторы, повышающие вероятность дефолта (см. сравнение знаков коэффициентов в Таблице 58). Более высокий показатель активности, как правило, подразумевает более высокую вероятность дефолта. Напротив, вероятность дефолта выше, когда другие три показателя снижаются. Это коэффициент покрытия долга, ликвидность и рентабельность (ROA). Показатели роста и доли заемных средств демонстрируют более сложную зависимость. Чтобы отразить ее, мы добавляем двойные и тройные взаимосвязи, объяснение которых приведено ниже.

Таблица 58 - Одномерный регрессионный анализ

№	Переменная	(Бурова, Пеникас, & Попова, 2021)		Знаки коэффициентов в предыдущих моделях		
		Коэффициент (стандартная ошибка)	Псевдо-R2	(Кораблева, 2011, стр. 56)	(Ermolova & Penikas, 2017b)	(Могилат А. Н., 2019)
1	<i>Activity</i>	0,014*** (0,000)	0,004	+	+	- (оборачиваемость оборотного капитала)
2	<i>Debtcover</i>	-0,059*** (0,001)	0,003	-	- (капитал к кредиторской задолженности) + (логарифм дебиторской задолженности к долгу)	- (прибыль до налогообложения к долгу) + (чистая задолженность к активам)
3	<i>Growth</i>	-2,632*** (0,009)	0,020	U	- (рост ВВП)	- (темп роста совокупных активов)
4	<i>LEV_EQ</i>	-0,252*** (0,001)	0,012	+/-	+ (оборотный капитал к совокупным активам)	н/д
5	<i>LEV_RE</i>	-0,011*** (0,000)	0,001	+/-		н/д
6	<i>Liquidity</i>	-1,432*** (0,008)	0,009	-	- (денежный поток к совокупным активам)	-
7	<i>ROA</i>	-0,452*** (0,003)	0,005	-	- (показатель продаж к совокупным активам)	-

Примечание. Стандартные ошибки указаны в скобках, * p<0,10, ** p<0,05, *** p<0,01. Общее количество наблюдений – 12 938 679. Свободный член не включен, хотя он равен примерно -1,6***. Н/п – неприменимо.

В Таблицах 59-61 приведены результаты регрессии для нашей модели. Заинтересованный читатель может реконструировать модель с указанными ниже коэффициентами и проверить ее для собственных нужд. Для иллюстрации см. левую верхнюю ячейку нижней (третьей) части Таблицы 58, где указан коэффициент 0,0046. Он значим на уровне 1%. Мы можем увидеть переменную Activity в соответствующей первой строке и переменную Industry2, умноженную на переменную Leverage, в соответствующем первом столбце.

Мы не намерены обсуждать ни каждый отдельный коэффициент регрессии, ни его предельные значения из-за сложностей, возникающих при использовании двойных и тройных взаимодействий. Мы считаем вполне достаточной интерпретацию, которую мы представили выше для одномерной зависимости.

Таблица 59 - Результаты регрессии

Переменные	Модель 1	Использование переменных взаимодействий	
<i>Activity</i>	-0,0001 (0,0001)	<i>Industry × Leverage</i>	Да
<i>Debtcover</i>	-0,0002* (0,001)	<i>Industry × Activity</i> <i>Industry × Debtcover</i>	Да Да
<i>Growth</i>	-0,9343*** (0,0124)	<i>Industry × Growth</i> <i>Industry × LEV_EQ</i>	Да Да
<i>LEV_EQ</i>	0,0001 (0,0001)	<i>Industry × LEV_RE</i> <i>Industry × Liquidity</i>	Да Да
<i>LEV_RE</i>	-0,0001*** (0,0000)	<i>Industry × ROA</i> <i>Leverage × Activity</i>	Да Да
<i>LIQUIDITY</i>	.	<i>Leverage × Debtcover</i> <i>Leverage × Growth</i>	Да Да
<i>ROA</i>	.	<i>Leverage × LEV_EQ</i> <i>Leverage × LEV_RE</i>	Да Да
<i>Industry2</i>	0,1036*** (0,0065)	<i>Leverage × LIQUIDITY</i> <i>Leverage × ROA</i>	Да Да
<i>Industry3</i>	0,1220*** (0,0081)	<i>Industry × Leverage × Activity</i> <i>Industry × Leverage × Debtcover</i>	Да Да
<i>Industry4</i>	-0,1178*** (0,0055)	<i>Industry × Leverage × Growth</i> <i>Industry × Leverage × LEV_EQ</i>	Да Да
<i>Industry5</i>	-0,0309 (0,0207)	<i>Industry × Leverage × LEV_RE</i> <i>Industry × Leverage × Liquidity</i>	Да Да
<i>Industry6</i>	-0,2315*** (0,0048)	<i>Industry × Leverage × ROA</i>	Да
<i>Industry7</i>	-0,0289*** (0,0063)		
<i>Industry8</i>	-0,1131*** (0,0136)		
<i>Industry9</i>	-0,1371*** (0,0039)		
<i>Leverage dummy</i>	0,6270*** (0,0047)		
Свободный член	-1,9071*** (0,0033)		
Количество наблюдений	10 826 964		
Псевдо- R^2	0,0664		
Площадь под кривой ROC (обучающая)	0,7248		
Площадь под кривой ROC (тестовая)	0,7244		

Примечание. Стандартные ошибки указаны в скобках, * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

Таблица 60 - Результаты регрессии (продолжение): переменные двойного взаимодействия

Переменные	Industry2	Industry3	Industry4	Industry5	Industry6	Industry7	Industry8	Industry9	Leverage
Leverage	-0,0034 (0,0085)	-0,3477*** (0,0111)	-0,0976*** (0,0072)	-0,0753*** (0,0245)	-0,1731*** (0,0067)	-0,1393*** (0,0085)	-0,2171*** (0,0198)	-0,0986*** (0,0055)	
Activity	7,18e-06*** (0,0000)	-1,75e-06 (0,000)	5,59e-08 (0,000)	-0,0001 (0,000)	-2,89e-08 (0,000)	8,21e-06*** (0,000)	0,00001** (0,000)	7,15e-08 (0,000)	0,0055*** (0,0004)
Debtcover	0,0002*** (0,0001)	0,0002*** (0,0001)	0,0001 (0,0001)	-0,0002 (0,0071)	0,0002*** (0,0001)	0,0003*** (0,0001)	0,0049*** (0,0001)	0,0002*** (0,0001)	0,0387*** (0,0083)
Growth	0,5439*** (0,0196)	0,1334*** (0,0248)	-0,3550*** (0,0212)	0,0821 (0,1221)	0,0682*** (0,0231)	-0,4358*** (0,0336)	0,9341*** (0,0130)	0,8335*** (0,0125)	-1,5812*** (0,0337)
LEV_EQ	-0,0003*** (0,0001)	-2,12e-06 (0,0000)	3,16e-07 (0,0000)	0,0002 (0,0027)	.	-0,00003*** (0,0000)	-0,0005 (0,0005)	-0,00002*** (0,0000)	-0,2001*** (0,0050)
LEV_RE	0,0001*** (0,0000)	0,0001*** (0,0001)	0,0001 (0,0000)	-0,0010*** (0,0002)	0,0001*** (0,0000)	0,0001*** (0,0000)	-0,0007*** (0,0002)	0,0001*** (0,0000)	0,0040*** (0,0013)
Liquidity	-0,9426*** (0,0598)	0,0668*** (0,0199)	-0,5229*** (0,0296)	-1,3228*** (0,2306)	.	-0,0211* (0,0125)	-3,2495*** (0,2259)	-0,0556*** (0,0028)	-1,7242*** (0,0331)
ROA	0,0008*** (0,0003)	0,0002*** (0,0001)	-0,0003*** (0,0001)	-0,7540*** (0,0026)	.	0,0004*** (0,0001)	-0,0645*** (0,0021)	0,000 (0,000)	-0,3143*** (0,0196)

Примечание. Стандартные ошибки указаны в скобках, * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

Таблица 61 - Результаты регрессии (продолжение): переменные тройного взаимодействия

Переменные	Industry2 × Leverage	Industry3 × Leverage	Industry4 × Leverage	Industry5 × Leverage	Industry6 × Leverage	Industry7 × Leverage	Industry8 × Leverage	Industry9 × Leverage
Activity	0,0046*** (0,0006)	0,0038*** (0,0012)	0,0061*** (0,0006)	0,0022*** (0,0011)	-0,0003 (0,0005)	0,0044*** (0,0009)	0,0033** (0,0016)	0,0044*** (0,0005)
Debtcover	-0,0408*** (0,0157)	-0,0418*** (0,0149)	0,1286*** (0,0117)	0,4083*** (0,0455)	-0,0957** (0,0111)	0,0101 (0,0132)	0,2002*** (0,0365)	0,1228*** (0,0093)
Growth	-1,0482*** (0,0612)	-0,6373*** (0,0888)	-0,3429*** (0,0517)	-0,4356*** (0,1868)	0,2859*** (0,0509)	0,1155* (0,0688)	-1,3369*** (0,1706)	-1,6705*** (0,0389)
LEV_EQ	0,0141* (0,0074)	0,1325*** (0,0080)	-0,0026 (0,0065)	-0,0402** (0,0186)	0,0695*** (0,0060)	0,0367*** (0,0075)	-0,0358*** (0,0151)	-0,0529*** (0,0057)
LEV_RE	-1,0165*** (0,0015)	-0,0050*** (0,0018)	-0,0203*** (0,0022)	-0,0358*** (0,0113)	-0,0130*** (0,0015)	-0,0090*** (0,0018)	-0,0562*** (0,0110)	0,0009 (0,0014)
Liquidity	0,3120*** (0,1116)	0,6478*** (0,0796)	0,5667*** (0,0647)	1,5466*** (0,3121)	0,4121*** (0,0494)	0,2526*** (0,0654)	1,8746*** (0,3491)	0,2823*** (0,0404)
ROA	-0,2853*** (0,0386)	0,2418*** (0,0287)	-0,1772*** (0,0270)	0,1665* (0,0870)	0,1141*** (0,0239)	0,1630*** (0,0294)	-0,0546 (0,0707)	-0,0545** (0,0222)

Примечание. Стандартные ошибки указаны в скобках, * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,0$.

Поскольку разработана PD-модель для оценки ожидаемого кредитного риска на горизонте в один год, ее можно применить для ретроспективного прогноза, т.е. оценить прогнозируемый кредитный риск по каждому новому займу, выданному банком в заданный период времени.

F1-мера зависит от выбранного порогового уровня. Значения прогнозируемой вероятности дефолта, превышающие пороговые, соответствуют дискретным событиям дефолта. В противном случае модель сигнализирует об отсутствии события дефолта. Мы используем пороговые значения 0,01-0,5 для определения уровня, при котором F1-мера максимальна. Мы сравниваем три спецификации PD-модели: Модель 1 в формулировке Moody's с набором независимых переменных и без контрольных переменных для отрасли

или уровня долга; Модель 2 с контрольными переменными для отрасли и уровня долговой нагрузки, и Модель 3 с переменными тройного взаимодействия. На Рисунке 66 показана эволюция F1-меры в зависимости от порогового уровня и спецификации модели.

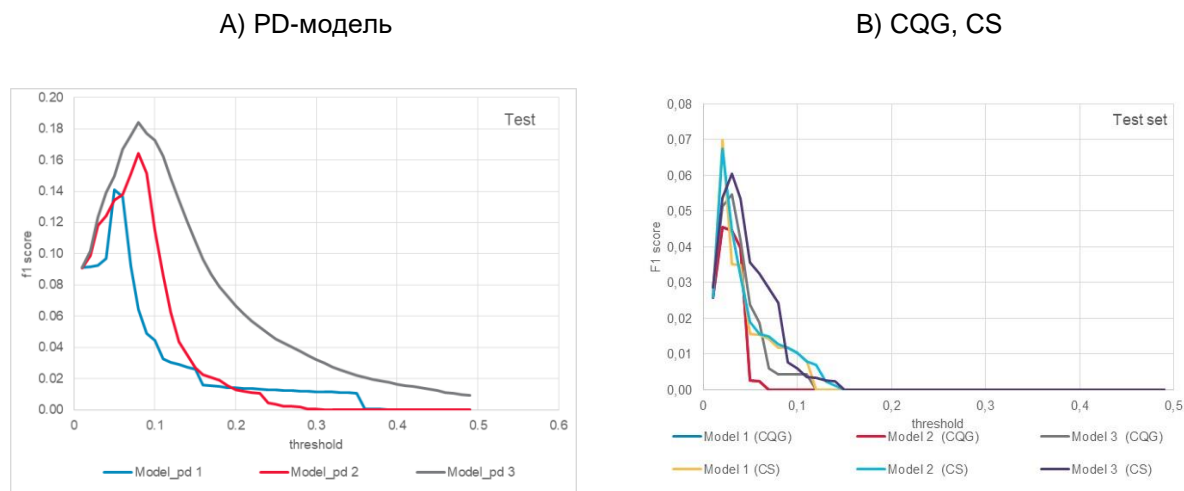


Рисунок 66. Динамика изменения F1-меры для различных пороговых значений и спецификаций модели.

Эффективность альтернативных подходов к оценке прогнозируемого кредитного риска сравнивается с точки зрения их прогноза фактической кредитной дисциплины. Мы применяем пробит-регрессию в отношении категорий качества ссуд (CQG) или кредитных спредов (CS) в процентных ставках в качестве независимых переменных. Что касается регрессии с кредитными спредами, мы также контролируем характеристики займа (срок погашения выданных займов). Мы делаем предварительное допущение о том, что категория качества ссуд отражает кредитоспособность заемщика, а кредитный спред в процентных ставках отражает присущий заемщику риск. В соответствии с принципом построения PD-модели мы определяем три спецификации альтернативных подходов к оценке прогнозируемого кредитного риска: Модель 1 (CQG) и Модель 1 (CS) содержат только независимые переменные (категорию качества или кредитный спред, соответственно), Модель 2 (CQG) и Модель 2 (CS) дополнены контрольными переменными для отраслевых групп и групп по закредитованности, Модель 3 (CQG) и Модель 3 (CS) также содержат переменные взаимодействия. Мы используем случайное деление 80/20 для построения обучающего и тестового подмножеств. Наша выборка не сбалансирована с точки зрения количества наблюдений в группах дефолтных и недефолтных компаний. В этом случае более целесообразно использовать F1-меру для сравнения эффективности всех альтернативных подходов к оценке прогнозируемого кредитного риска. F1-мера учитывает информацию, касающуюся прогнозирования групп дефолтных и недефолтных компаний.

Результаты показаны на Рисунке 67. Как можно видеть, PD-модель позволила получить наивысшую F1-меру по сравнению с альтернативными мерами кредитного риска.

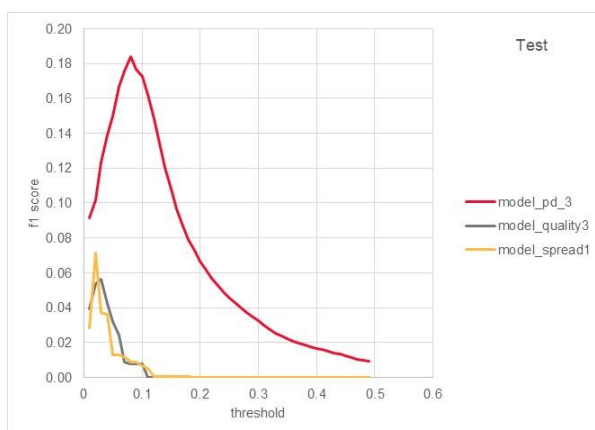


Рисунок 67. Динамика изменения F1-меры для различных пороговых значений и альтернативных подходов к оценке прогнозируемого кредитного риска

Проведены следующие тесты для Модели 3 (спецификация модели содержит фиктивные переменные отрасли и уровня заемных средств и переменные взаимодействия). Подробную информацию см. в Таблице 62.

1. Общая проверка критерия согласия (мы отклоняем модели с низкими или отрицательными значениями скорректированного R^2 . Мы также проводим тест Пирсона для оценки критерия согласия. Последний представляет собой сумму различий между наблюдаемой и ожидаемой частотой результатов; каждый показатель возведен в квадрат и разделен на математическое ожидание. Полученное значение статистики можно сравнить с распределением хи-квадрат).
2. Значимость и экономическая адекватность индивидуальных регрессоров (требуется, чтобы коэффициент при переменной был статистически значимым (т.е. не равным нулю) по крайней мере с достоверностью 10% и имел ожидаемый знак).
3. Нормальность распределения остатков модели (мы проводим тест Шапиро–Уилка для проверки распределения остатков).
4. Тестирование спецификации модели (мы проводим тест связей и тесты Рамсея, чтобы проверить, достаточно ли линейной модели по сравнению с нелинейной (логарифмической) и есть ли пропущенные (возведенные в квадрат) переменные). Тест связей добавляет к модели независимую переменную, возведенную в квадрат, и проверяет значимость по сравнению с моделью без квадрата. Модель без ошибки в связи будет иметь не обладающий статистической значимостью t-тест по сравнению с версией без возведения в квадрат.

Таблица 62 - Проверка выходных параметров регрессии

<i>Нормальность распределения остатков</i>		
Шапиро–Уилк	статистика	1,8E-234
	p-значение	32,67 %
<i>Тестирование спецификации модели</i>		
Рамсей	статистика	2876,56
	p-значение	0 %
Тест связей	статистика	480,52
	p-значение	0 %

Разработанная PD-модель уникальна для данных о корпоративных займах в России. Новизна заключается в том, что она прогнозирует дефолты, а не банкротство. Таким образом, она может быть полезной для повседневной деятельности коммерческих банков и центрального банка, а именно бенчмаркинг в отношении МСФО 9, подход на основе внутренних рейтингов (ПВР) в соответствии со стандартом «Базель III»; и аутсорсинг оценки рисков для небольших банков.

Бенчмаркинг позволяет использовать разработанную PD-модель для сравнения оценок внутреннего риска банка с оценками модели, что может быть в большей степени востребовано крупными банками. В частности, существуют две области деятельности, которые требуют оценки риска и ее дальнейшего использования в пруденциальном регулировании. Это резерв на возможные потери по ссудам в соответствии с МСФО 9 и расчет требований к капиталу в соответствии с подходом на основе внутренних рейтингов, предусмотренным стандартами «Базель II» и «Базель III». Надзорное подразделение Банка России может использовать разработанную PD-модель в качестве консервативного инструмента. Если модель дает более высокую оценку риска, надзорное подразделение вправе потребовать от банка увеличить норму создания резервов для конкретного заемщика. При проведении валидации ПВР разработанная PD-модель может также использоваться для проверки точности прогноза риска банком.

Существует альтернативное перспективное использование разработанной PD-модели. Здесь мы приведем пример из практики развитых стран, например США, где практикуется аутсорсинг функции оценки риска для целого спектра банков – от коммерческих до центрального банка. Это помогает малым и средним банкам экономить на сборе данных, разработке PD-модели и ее актуализации. Таким образом, коммерческий банк может сосредоточиться исключительно на выборе клиента с учетом полученной оценки риска (вероятности дефолта) по каждому клиенту. В результате оптимизация затрат может позволить небольшим банкам предлагать более низкие ставки по займам и успешнее конкурировать с более крупными игроками, например, в сфере кредитования МСП. Такой проект уже был запущен Банком России и Ассоциацией российских банков в 2018-2019 гг.:

он выявил перечень юридических вопросов для проработки надзорным органом с целью найти отраслевое решение. Затем надзорный орган должен решить, следует ли использовать оценку вероятности дефолта из общей модели как есть или это лишь приблизительный показатель, а окончательное решение должен принять банк. Надзорный орган должен определить, готов ли он нести расходы в случае несостоятельности заемщика, если модель спрогнозировала низкий кредитный риск. Это важные вопросы, однако разработанная модель позволяет говорить о том, что половина пути уже пройдена. Модуль оценки вероятности дефолта уже разработан и откалиброван. Будет ли запущен так называемый проект аутсорсинга оценки вероятности дефолта на основе этой или аналогичной модели – отдельная тема для обсуждения.

3.2.3. Российские банки

Перед оценкой совместной (многофакторной) модели был проведен одномерный (однофакторный) анализ между десятью тысячами показателей остатков и оборотов во всех валютах и в разбивке на рубли и валюту между счетами второго порядка из формы 0409101, тысячей показателей из формы 0409806 и статусом дефолта на горизонте одного года. Значимые факторы вошли в многофакторную модель. В ней были оставлены значимые переменные. В Приложении 5 представлена разработанная PD-модель для российских банков. Предельные эффекты в среднем значении отобранных переменных даны в Таблице 63.

Таблица 63 - Оценки предельных эффектов в средней точке для разработанной модели PD российских банков

Перем.	dy/dx	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
v01	0.19	0.03	5.89	0.00	0.13	0.25
v02	-0.27	0.02	-12.37	0.00	-0.31	-0.23
v03	0.35	0.04	9.00	0.00	0.27	0.42
v04	-0.02	0.01	-2.70	0.01	-0.03	-0.01
v05	0.05	0.02	2.04	0.04	0.00	0.10
v07	-0.32	0.04	-8.26	0.00	-0.39	-0.24
v08	0.45	0.05	9.50	0.00	0.36	0.54
v09	0.00	0.00	-10.68	0.00	0.00	0.00
v10	0.65	0.08	8.23	0.00	0.50	0.80
v11	-9.29	1.89	-4.92	0.00	-12.99	-5.59
v12	-0.29	0.02	-15.33	0.00	-0.32	-0.25
v13	-1.68	0.51	-3.32	0.00	-2.68	-0.69
v14	0.73	0.11	6.74	0.00	0.52	0.94
v15	4243.44	202.51	20.95	0.00	3846.52	4640.36
v16	-10.43	3.11	-3.36	0.00	-16.52	-4.34
v18	-0.32	0.03	-10.10	0.00	-0.39	-0.26
v19	0.40	0.03	12.60	0.00	0.34	0.46

Перем.	dy/dx	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
v20	0.80	0.05	17.53	0.00	0.71	0.89
v21	5.00	1.26	3.97	0.00	2.53	7.47
v22	-96.86	43.87	-2.21	0.03	-182.84	-10.88
v23	-0.01	0.00	-11.88	0.00	-0.01	-0.01
v24	-1.61	0.71	-2.28	0.02	-2.99	-0.23
v25	77.90	7.94	9.82	0.00	62.34	93.45
v26	3.47	1.21	2.87	0.00	1.10	5.85
v27	0.04	0.00	9.37	0.00	0.03	0.05
v28	2.03	0.88	2.31	0.02	0.31	3.76
v29	-0.06	0.03	-2.35	0.02	-0.11	-0.01
v32	0.00	0.00	2.50	0.01	0.00	0.00
v33	-0.25	0.02	-16.72	0.00	-0.28	-0.22
v34	0.83	0.08	10.49	0.00	0.68	0.99
v35	-0.19	0.03	-6.01	0.00	-0.26	-0.13
v36	3.82	0.61	6.23	0.00	2.62	5.03
v37	-50.87	17.28	-2.94	0.00	-84.74	-17.01
v38	-0.50	0.03	-16.27	0.00	-0.56	-0.44
v39	0.47	0.06	8.35	0.00	0.36	0.58
v40	-0.07	0.01	-5.49	0.00	-0.10	-0.05
v41	-97.02	5.18	-18.72	0.00	-107.18	-86.86
v42	4.37	1.19	3.68	0.00	2.04	6.69
v43	-0.01	0.00	-8.05	0.00	-0.01	-0.01
v44	-0.03	0.02	-2.10	0.04	-0.07	0.00
v46	-0.06	0.03	-2.49	0.01	-0.11	-0.01
v47	-0.11	0.02	-7.04	0.00	-0.14	-0.08
v48	3.10	0.92	3.38	0.00	1.30	4.90
v49	0.56	0.12	4.57	0.00	0.32	0.80
v50	1.64	0.30	5.53	0.00	1.06	2.23
v51	0.02	0.00	9.33	0.00	0.02	0.02
v52	0.12	0.04	2.77	0.01	0.04	0.21
v53	0.01	0.00	2.40	0.02	0.00	0.01
v54	0.01	0.00	6.20	0.00	0.01	0.02

Примечание. Описание переменных v_ доступно в Приложении 2.

У разработанной модели из есть ряд преимуществ перед ранее доступными (напомним, что в целом предыдущие наработки других авторов не соответствуют требованиям ПВР по горизонту прогноза, что в целом позволило бы не рассматривать и не сравнивать с ними):

1. Разработанная модель прогнозирует 60% дефолтов (Рисунок 68).
2. Площадь под ROC-кривой составляет 91% (Рисунок 69). Соответствующий ей показатель точности AR равен 82%, а псевдо R-квадрат МакФаддена – 33%. Эти показатели выше, чем для PD-модели банков США, где AR был равен 78% (Kocagil, Reungold, Stein, & Ibarra, 2002). Полученный псевдо R-квадрат выше, чем в PD-

модели для российских банков исследователей (Живайкина & Пересецкий, 2017). Полученное значение площади под ROC-кривой также выше, чем для модели PD для российских крупных предприятий, построенной на основе открытых данных (Ermolova & Penikas, 2017b). В полученной здесь модели значение функции максимального правдоподобия равно -7363.1, тогда как в предположении равенства всех коэффициентов нулю получается -10984. Поэтому гипотеза о совместном равенстве всех коэффициентов нулю отвергается.

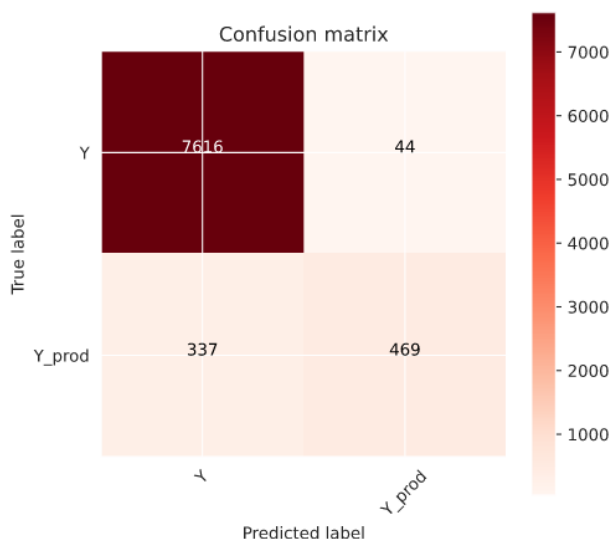


Рисунок 68. Матрица смежности для разработанной модели PD российских банков

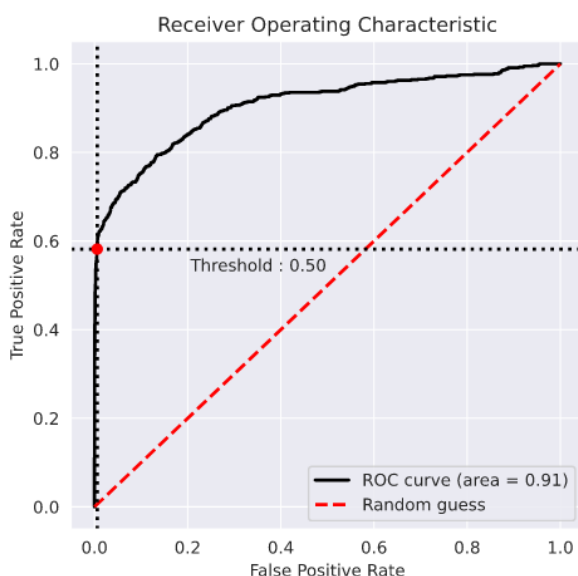


Рисунок 69. ROC-кривая для разработанной модели PD российских банков

3. Впервые в модели прогноза PD российских банков не просто использованы данные о значениях нормативов, а показана значимость индикаторов числа их нарушений.

Причем впервые выделены два типа нарушений (в первую очередь в приложении к нормативам достаточности): «мягкие», когда о факте нарушения сообщает Банк России в открытой отчетности на сайте; и «жесткие», когда можно рассчитать нарушение порогового значения, указанного в Приложении 1.

4. В модели впервые показана значимость показателей оборотов по отдельным счетам, равно как и показатели в разбиении на рубли и иностранную валюту.

На основе разработанных моделей PD и LGD российских банков можно реализовать визуальное разложения вклада каждого из факторов (факторное разложение) в итоговую оценку PD. Такое разложение не является единственным в силу использования мультипликативной функции пробит. Обсуждение принципиальных сложностей такого разложения можно найти в работе (Ершов, 2017, стр. 206-211).

3.2.4. Мировые судовые компании

Авторы (Lozinskaia, Merikas, Merika, & Penikas, 2017) разработали модель прогноза вероятности дефолта для ранее не исследованного сегмента мировых судовых компаний.

Отбор конечного перечня переменных был проведен не только на основе статистического анализа, но и с учетом экономической интерпретации, а также согласованности с предыдущими исследованиями других авторов (Grammenos, Nomikos, & Papapostolou, 2008), (Kavussanos & Tsouknidis, 2016), (Mitroussi, Abouarghoub, Haider, Pettit, & Tigka, 2016). Хотя в модель добавлялись макроэкономические переменные, не все из них оказывались значимыми (например, CBUBH, BDI). В Таблице 64 представлены полученные результаты оценки предельных эффектов в спецификациях после удаления незначимых переменных. Из Таблицы 64 видно, что знаки средних предельных эффектов соответствуют ожиданиям и сохраняются одинаковыми в разных спецификациях. Выявлены статистически значимые предельные эффекты для показателей ROA, ρ Тобина, EBITDA, Owners, Current ratio, GDP и $\ln(TA)$ за год до дефолта.

В Таблице 65 приведены обобщенные показатели точности классификации для экзаменуемой выборки на периоде 2012-2016 гг. Хотя модель logit 2 не дает самую высокую точность классификаций, стоит выбрать ее, поскольку в ней выявлено наибольшее число статистически значимых детерминант вероятности дефолта судовых компаний. Причем эффект данных показателей сопоставим с предыдущими исследованиями, часть из которых не рассматривала судовые компании (Таблица 66).

Тем не менее использование выводов из предыдущих работ в приложении к судовым компаниям дало бы существенно неадекватные количественные оценки вероятности

дефолта. Например, показатели ROA и ВВП менее важны, тогда как размер активов (Total assets, TA), наоборот, более важен (Таблица 66).

Таблица 64 - Оцененные предельные эффекты

Переменная	Модель бинарного выбора				Модель с упорядоч. завис. перем.			
	OLS 1	OLS 2	Logit 1	Logit 2	OLS	Ordered Logit		
						0	1	2
ROA _{t-1}	-0.13 (0.09)	-0.12 (0.09)	-6.25* (3.62)	-11.28** (5.69)	-0.24 (0.18)	0.08* (0.04)	-0.03* (0.02)	-0.05* (0.03)
Tobin Q _{t-1}	0.03 (0.03)	0.03 (0.03)	0.00* (0.00)	1.63** (0.73)	-0.02 (0.04)	-0.01 (0.01)	0.00 (0.00)	0.01 (0.00)
EBITDA _{t-1}	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	-0.60** (0.28)	0.03 (0.03)	0.00* (0.00)	0.00* (0.00)	0.00* (0.00)
Owners _{t-1}	-0.04 (0.05)	-0.04 (0.05)		-6.39* (3.26)	0.00 (0.00)	0.05** (0.02)	-0.02* (0.01)	-0.03** (0.01)
Current ratio _{t-1}	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	-0.13 (0.24)	-1.08*** (0.39)	-0.11 (0.10)	0.01 (0.01)	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)
IRONSTEEL _{t-1}			0.00 (0.01)					
GDP _{t-1}	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	-0.02** (0.01)		0.00* (0.00)	0.00 (0.00)	0.00* (0.00)
Ln(TA) _{t-1}	-0.02* (0.01)	-0.02* (0.01)	-0.43 (0.33)	-2.54** (1.13)		0.02** (0.01)	-0.01* (0.00)	-0.01** (0.01)
Наблюдений	209	209	209	209		209	209	209
Псевдо R ² (%)	8.77	8.77	58.24	58.23		65.32	65.32	65.32

Примечание. В скобках – робастные стандартные ошибки; *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

Таблица 65 - Сравнение точности оцененных спецификаций

Показатели	Logit1	Logit 2	Ordered logit
Pseudo R ² (%)	29.35	19.04	0.09
Доля верных прогнозов (%)	99.68	98.96	99.09
Число наблюдений	354	354	354

Таблица 66 - Сравнение с результатами предыдущих исследований

Переменная	(Beaver, 1966)	(Altman E., 1968)	(Ohlson, 1980)	(Grammenos, Nomikos, & Papapostolou, 2008)	(Kavussanos & Tsouknidis, 2016)	Текущая работа (Logit 2)
ROA	-22.00	1.00	-	-	-	-11.28
Tobin Q	-	0.60	-	-	-	1.63
EBITDA	-	-	-0.51	-	-	-0.60
Owners	-	-	-	-	-	-6.39
Current ratio	-	-	0.06	-	-	-1.08
GDP	-	-	-	-	-20.41	-0.02
TA	-	-	-0.27	-	-	-2.54

Таким образом, получилось выявить, что чем больше доходность на активы (ROA) тем ниже вероятность дефолта; чем выше рыночная стоимость компании по показателю q Тобина, тем выше вероятность дефолта. Этот вывод можно считать интересным, поскольку он эквивалентен заявлению о том, что стоимость компании может быть переоценена, т.е. существует «финансовый пузырь». С другой стороны, инвесторы могут выше ценить больший риск, принятый компанией, что может привести к большим доходам

при экономическом подъеме или к повышенным убыткам в периоды кризиса. Опять же чем выше выручка судовой компании до вычета процентов, налогов, амортизации (ЕБИТДА), тем ниже вероятность дефолта; чем концентрированнее собственность (выше процент владения основным акционером), тем ниже вероятность дефолта; чем больше ликвидных активов у нее, тем она надежнее; чем выше ВВП, тем ниже прогноз вероятности дефолта; чем крупнее судовая компания по размеру активов (ТА), тем ниже вероятность дефолта.

После мирового финансового кризиса 2007-09 гг. банки стараются сократить портфель кредитов, выданных судовым компаниям. Это усложняет обстановку на рынке судовых перевозок и оказывает дополнительное понижающее давление на стоимость услуг судовых компаний. Теперь кредиты судовым компаниям могут быть выданы, но на более консервативных условиях. Например, показатель кредит-зalog (LTV) должен быть не выше 50% для финансирования строительства новых кораблей.

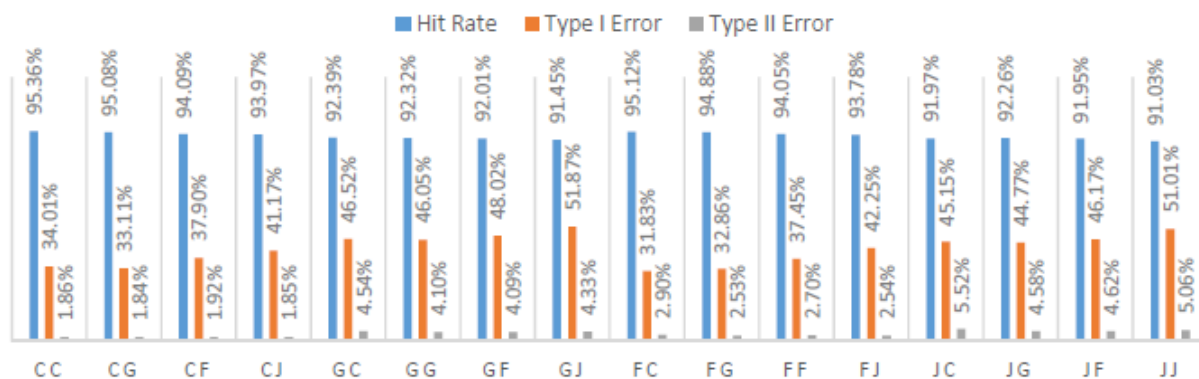
В соответствии с требованиями Базель III по повышению минимального уровня достаточности капитала банков (Рисунок 11), можно ожидать, что процентные ставки по кредитам для судовых компаний возрастут. Поэтому особенно важным становится вопрос повышения точности оценки кредитного риска по таким кредитам, что реализуемо с использованием модели, обоснованной в Таблице 64.

3.2.5. Прогноз PD на основе дискриминантного анализа с копулами CODA

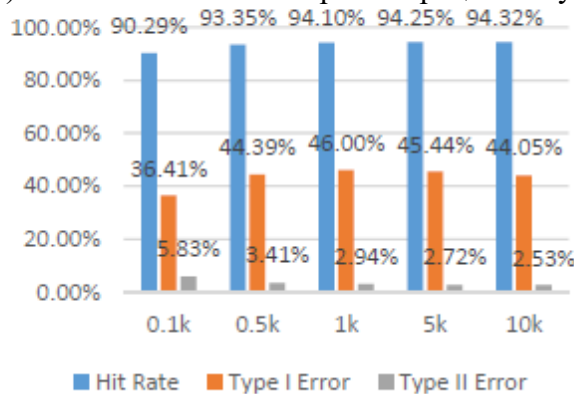
Автор (Penikas Н. , 2020e) исследовал область применимости CODA при прогнозировании дефолтов, включая эффективность метода в зависимости от размера выборки и доли дефолта, в том числе в приложении к LDP.

На Рисунке 70 приведены индикаторы точности: доля правильно классифицированных наблюдений (hit rate), ошибки первого рода (Type I Error) и второго (Type II Error).

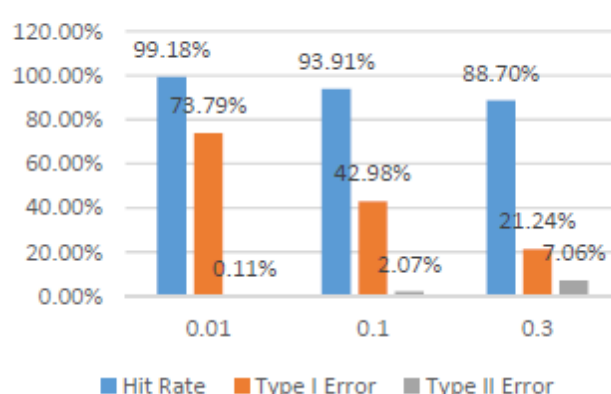
Можно увидеть, что точность классификации зависит от комбинации семейств копул в двух классах. При этом классификатору были доступны все копулы, использованные при генерации данных. Например, наивысшая точность классификации достигается для ситуаций, которые и визуально легко различаются. Например, сравните долю правильно классифицированных наблюдений (синий столбец) 95.36% для a. Clayton-Clayton (C C); или 94.88% для j. Frank-Gumbel (F G); и доли 92.01% для g. Gumbel-Frank (G F); или 91.03% для p. Joe-Joe (J J), на Рисунке 70а.



а) по использованным при генерации копулам



б) по размеру выборки



в) по доле дефолтов

Рисунок 70. Усредненные показатели точности классификации методом LL-CODA

Ярче всего разница в точности классификации проявляется в величине ошибки первого рода. Она варьируется от 31.83% для i. Frank-Clayton (F C); до 51.87% для h. Gumbel-Joe (G J). Ошибка второго рода меняется сонаправленно, только минимум 1.86% достигается при a. Clayton-Clayton (C C).

Учитывая полученные результаты, далее будем рассматривать только четыре комбинации с одинаковыми семействами копул: Clayton-Clayton как самый яркий случай (легче дифференцировать), Joe-Joe как наихудший (сложнее дифференцировать); Gumbel-Gumbel и Frank-Frank как промежуточные по сложности ситуации.

На Рисунке 70b приведена чувствительность к размеру выборки (by sample size). Существенный прирост точности классификации достигается при числе наблюдений, стремящемся к 500. При большем размере выборки существенного прироста точности не наблюдается.

Если рассматривать чувствительность классификатора к уровню выборочной доли дефолта на Рисунке 70c, то может показаться, что при наименьшей доли дефолтов точность классификации выше. Это следствие преобладания наблюдений из класса недефолтов. Одновременно $\frac{3}{4}$ дефолтов не идентифицируются таковыми, что совершенно неприемлемо. Увеличение выборочной доли дефолтов ведет не только к снижению точности и росту

ошибки второго рода, но и к существенному снижению ошибки первого рода. Заметим, что при доле дефолтов $DR = 10\%$ ошибка первого рода равна 40% , что также абсолютно неприемлемо. Тем не менее такой результат является не особенностью классификатора, а скорее особенностью данных, поскольку линейный и квадратичный дискриминантный анализ дают сопоставимые результаты.

Рассмотрим эффективность классификатора с копулами в части выбора семейства и значения параметра копулы выбранного семейства. В версии классификатора LL-CODA наилучшая копула выбиралась как результат максимизации функции правдоподобия. Ожидалось, что при значительно большей выборке семейство копулы будет корректно определено. Также можно было ожидать, что выбранные таким образом копулы позволят получить максимальную точность классификации. Проведенное исследование указывает, что данные ожидания оправдываются не в полной мере.

Семейства копул для преобладающего класса недефолтных наблюдений всегда идентифицировались корректно. Доля верно идентифицированных семейств копул для класса дефолтов зависит от комбинации семейств, размера выборки и доли дефолтов в исходных данных. В среднем доля верно идентифицированных семейств для дефолтов 88% . При размере выборки более 1000 доля приближается к 100% .

В отношении оценки параметра копул такого удовлетворительного результата не получается добиться. Если рассматривать t -статистики оцененных параметров копул, то с ростом размера выборки и ростом доли дефолтов оценки становятся менее точными. Одновременно оцененные параметры копул приближаются к истинным значениям. Тем не менее такое приближение происходит медленнее, чем растут стандартные ошибки оценок, что снижает их точность. Поэтому нельзя однозначно утверждать, что рост размерности будет повышать точность оценки параметров копул в задаче классификации.

Иные способы выбора копулы

Ранее рассматривался метод канонического правдоподобия CML при выборе копулы в классификаторе. Однако были выявлены случаи, когда использование неверного семейства копулы могло дать более точный прогноз дефолтов.

Таким образом, доля случаев, когда метод LL-CODA демонстрирует максимальную точность, существенно зависит от рассматриваемых совместных распределений детерминант. Поэтому проанализируем иные методы, учитывающие оптимизацию показателей точности классификации. Будем выбирать копулу на шаге 4 не по максимуму функции максимального правдоподобия, а по наилучшему значению показателя точности классификации. Будем рассматривать три упомянутых показателя: HR (Hit Rate) – доля верных прогнозов, T1 (Type 1 Err.) – ошибка первого рода, T2 (Type 2 Err.) – ошибка второго

рода. Сравнение результатов методов показано на Рисунке 71.

Интересный результат дает метод T1-CODA. Согласно указанному методу, ожидаемо выбирается копула, дающая наименьшую ошибку первого рода на обучающей выборке более чем в 50% случаев, что особенно важно при оценке кредитного риска. Причем по всем испытаниям средняя ошибка первого рода для этого метода 34.6%, тогда как для LL-CODA – 39.6%; для линейного дискриминантного анализа (LDA) – 42.9%. Одновременно доля верных прогнозов сопоставима с иными методами: 92.4% для T1-CODA, 92.7% для LL-CODA и 92.1% для LDA. Поэтому метод T1-CODA можно считать адекватной альтернативой методу LL-CODA.

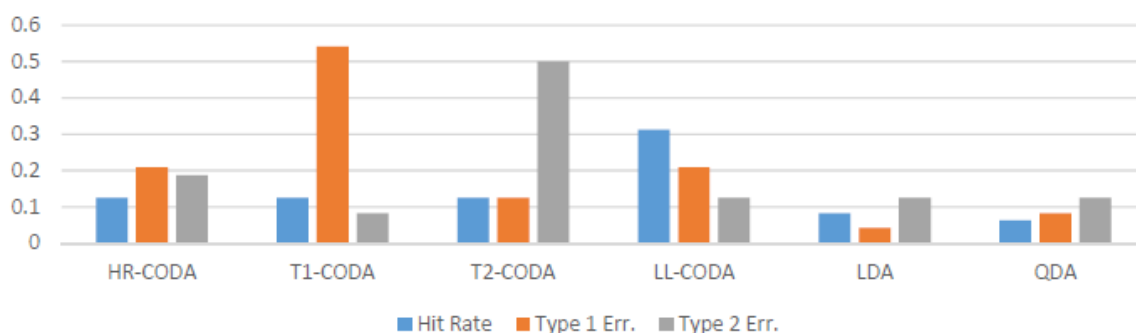
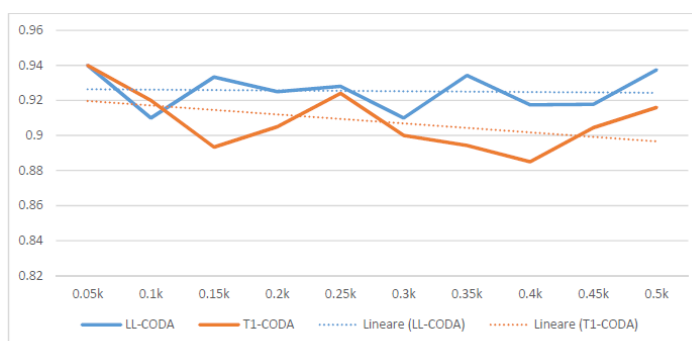


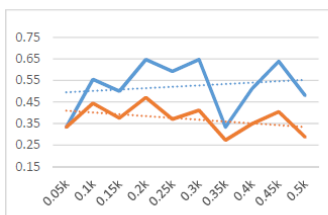
Рисунок 71. Доля случаев, в которых выбранные методы дали наивысшую точность классификации по рассмотренным семействам копул

Проверка на малых выборках

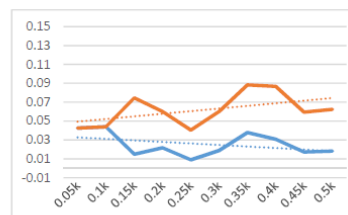
Чтобы проверить работоспособность классификатора CODA на малых выборках, доля дефолтов была зафиксирована на уровне 10% и были рассмотрены разные количества дефолтов в штуках наблюдений.



a) Hit Rate



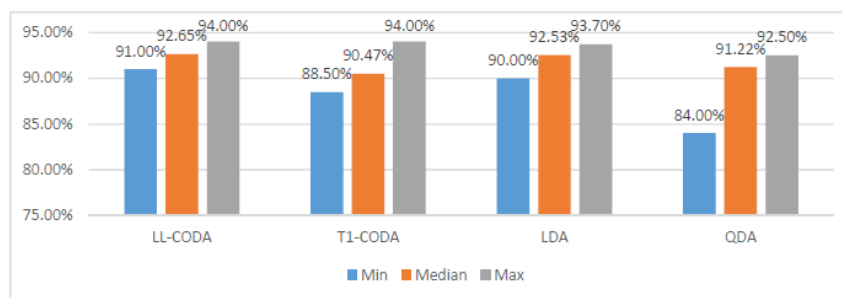
b) Type I Error



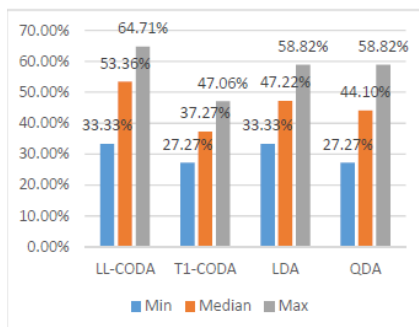
c) Type II Error

Рисунок 72. Динамика показателей точности классификации CODA

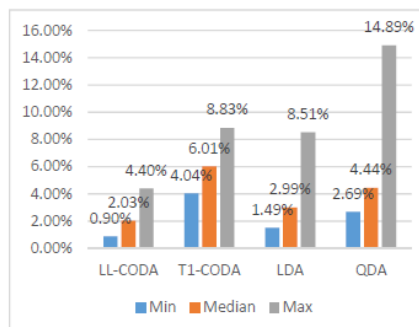
Выборка варьировалась от 50 до 500 штук с шагом в 50. Таким образом, были рассмотрены количества дефолтов от 5 до 50. Результаты доступны на Рисунках 72, 73.



a) Hit Rate



b) Type I Error



c) Type II Error

Рисунок 73. Сравнение результатов для CODA, линейного (LDA) и квадратического (QDA) ДА

LL-CODA демонстрирует устойчивую долю верных прогнозов, медиана которой равна 92.65%. Эта оценка выше, чем для иных методов. Результаты в терминах ошибки второго рода сопоставимы. Тем не менее по ошибке первого рода LL-CODA показывает существенно волатильные значения, а медианный уровень выше всех иных (53% для LL-CODA, 37% для T1-CODA, 47% для LDA и 44% для QDA).

Выводы

Удалось показать, что на искусственном массиве данных классификатор CODA, в общем виде предложенный в работе (Sathe, 2006), позволяет повысить точность прогноза вероятности дефолта. Выявлено, что на массивах данных более 500 наблюдений метод дает устойчивые результаты. Хотя результаты для малых выборок могут быть недостаточно удовлетворительными, они опережают показатели точности для линейного (LDA) и квадратического (QDA) дискриминантного анализом. Доля дефолтов в выборке оказывает значимое влияние на точность классификации, включая неустойчивые результаты для *низкодефолтных портфелей*. Было доказано, что классификатор CODA, выбирающий копулы в классах не по максимуму функции правдоподобия, а по минимизации ошибки первого рода на обучающей выборке, дает наилучшие результаты классификации (доля верных прогнозов сопоставима с базовым методом LL-CODA, а более важная ошибка первого рода – меньше).

Доверительные интервалы для метрик точности классификации

Авторы (Festa & Penikas, 2021) разработали пять моделей PD – логит, пробит, ЛДА, CODA, нейронная сеть (ANN) – для сегмента мировых судовых компаний и сравнили их по пяти метрикам точности на 1%-м уровне значимости. Результаты, в зависимости от срока прогноза PD, приведены в Таблицах 67-69.

Таблица 67 - При прогнозе PD на 1 год вперед LDA превосходит все модели, включая CODA и ANN

1Y	Accuracy	Precision	Recall	F1_score	Sensitivity
Logit	0.9885	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
Probit	0.9885	0.0000	0.0000	0.0000	0.9986
LDA*	0.9829	0.1905	0.1667	0.1778	0.9921
CODA	0.3639	0.0164	0.9583	0.0323	0.3573
ANN	0.9889	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
N_low	0.9829	0.1903	0.1665	0.1776	0.9921
N_up	0.9830	0.1907	0.1668	0.1780	0.9921
N_d	0.00004	0.00037	0.00033	0.00035	0.00002
Jef_low	0.9747	0.1694	0.1468	0.1573	0.9860
Jef_up	0.9891	0.2129	0.1880	0.1996	0.9960
Jef_d	0.01441	0.04342	0.04121	0.04228	0.00994

Примечание. * – лучшая модель с наивысшим показателем Precision; low, up, d – нижняя и верхняя границы, длина доверительных интервалов для метрик точности по лучшей модели, построенных с помощью нормальной аппроксимации (N) и интервала Джеффриса (Jef).

Таблица 68 - При прогнозе PD на 3 года вперед три модели сопоставимы: LDA, logit, probit

3Y PD	Accuracy	Precision	Recall	F1_score	Sensitivity
Logit	0.9714	0.4000	0.0328	0.0606	0.9986
Probit	0.9714	0.4000	0.0328	0.0606	0.9986
LDA*	0.9709	0.4444	0.1311	0.2025	0.9953
CODA	0.2781	0.0352	0.9344	0.0679	0.2591
ANN	0.9719	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
N_low	0.9709	0.4442	0.1310	0.2023	0.9952
N_up	0.9710	0.4447	0.1313	0.2027	0.9953
N_d	0.00007	0.00059	0.00027	0.00038	0.00001
Jef_low	0.9606	0.4171	0.1133	0.1810	0.9903
Jef_up	0.9792	0.4720	0.1506	0.2254	0.9981
Jef_d	0.01863	0.05493	0.03734	0.04444	0.00777

Мы можем сделать важный вывод из сравнения подходов к построению доверительных интервалов для метрик точности классификации в Таблицах 67-69. Ранее мы обсуждали, что недостатком нормальной аппроксимации в числе прочего является выход за пределы интервала [0; 1] при малом числе наблюдений.

Таблица 69 - При прогнозе PD на 5 лет вперед наилучшей с небольшим запасом оказывается модель ANN

5Y PD	Accuracy	Precision	Recall	F1_score	Sensitivity
Logit	0.9580	0.5556	0.0543	0.0990	0.9981
Probit	0.9585	0.6250	0.0543	0.1000	0.9986
LDA	0.9576	0.5000	0.0978	0.1636	0.9957
CODA	0.9483	0.2826	0.1413	0.1884	0.9841
ANN*	0.9599	0.6923	0.0978	0.1714	0.9981
N_low	0.9598	0.6921	0.0977	0.1713	0.9981
N_up	0.9599	0.6926	0.0979	0.1716	0.9981
N_d	<i>0.00009</i>	<i>0.00051</i>	<i>0.00021</i>	<i>0.00034</i>	<i>0.00000</i>
Jef_low	0.9480	0.6664	0.0823	0.1513	0.9944
Jef_up	0.9697	0.7174	0.1151	0.1930	0.9996
Jef_d	<i>0.02175</i>	<i>0.05102</i>	<i>0.03287</i>	<i>0.04168</i>	<i>0.00513</i>

Сейчас мы наблюдаем «зеркальный» негативный эффект. При избыточно большом числе наблюдений мы имеем зауженный доверительный интервал. Используя интервал Джеффриса вместо нормальной аппроксимации, больше моделей оказывается сопоставимыми по точности, см. Таблицу 68 (при использовании нормальной аппроксимации мы бы считали их значимо различными).

3.2.6. Рост благосостояния в экономике от объединения данных для PD

Автор (Пеникас, 2013), (Penikas H. , 2020e) доказал, что обоснованная далее, в разделе 4.4.1, рекомендация по построению моделей вероятности дефолта на объединенном массиве данных имеет более широкое применение на уровне банковской системы, а именно объединение данных по всем банкам будет приводить к повышению благосостояния потребителей в экономике и к снижению потерь мертвого груза.

Предположим, что в банк (1) и банк (2) обращаются заемщики второго типа. Все, что видят и могут оценить банки, – это то, что второй тип заемщика принадлежит сегменту, не включающему заемщиков пятого типа. Тогда на основе своих внутренних моделей, исходя из формулы (73), банк (1) предложит ему ставку 30%; а банк (2) – ставку 43%. Таким образом, как видно из Рисунка 74, по ставке 30% готов предложить кредит только один банк (1), тогда как по 43% готовы предложить кредит оба банка (1) и (2). Если заемщики второго типа нуждаются в кредите большем, чем может предоставить один банк, то равновесным состоянием будет точка А.

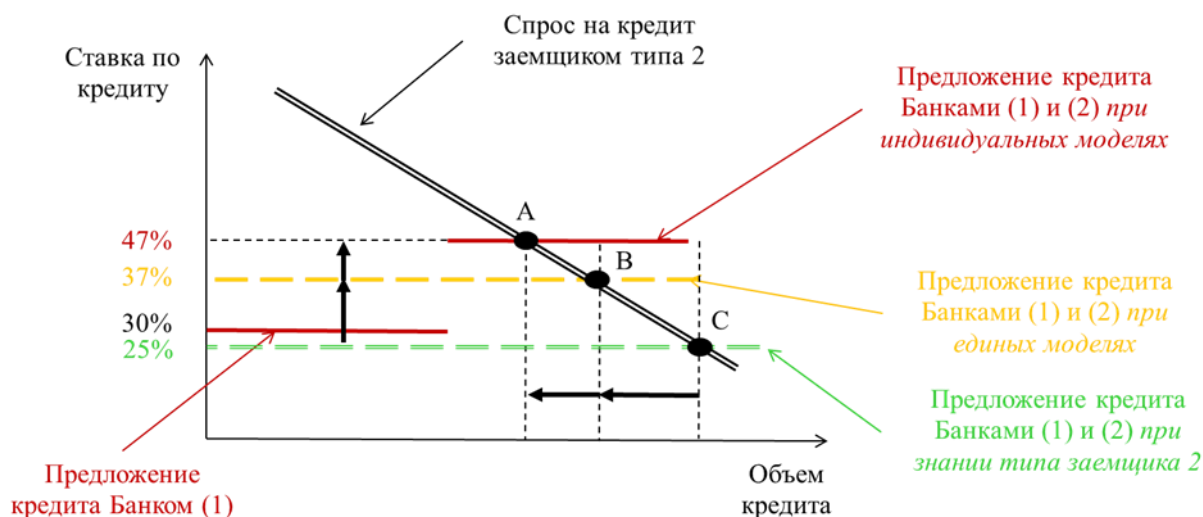


Рисунок 74. Эффект на процентную ставку при наличии знания истинного уровня дефолта

Тем не менее если бы банк (1) и банк (2) имели бы общую базу о дефолтах по своим клиентам, т.е. по клиентам первого, третьего, четвертого и пятого типов, то они имели бы единую оценку вероятности дефолта по сегменту, не включающему пятый тип заемщика. В итоге равновесие было бы достигнуто в точке В, где оба банка предлагали бы кредит по ставке 37%, т.е. по меньшей, чем максимальная ставка в 43%, что привело бы к большему размеру выданного кредита.

Рассмотрев возможность объединения баз данных, важно вспомнить истинную вероятность дефолта для заемщиков второго типа, которая равна 20% и ниже средней оценки в 27% для объединенной базы данных *взявших кредит заемщиков*. Как отражено на Рисунке 74, если бы банки знали об истинном уровне дефолта для второго типа заемщика, то они бы смогли предложить кредит по ставке 25% в точке С, что ниже, чем в точках А и В.

Выше было показано, что требование использовать специфические для банка данные о дефолтах приводит к аналогичным проблемам, что и ситуация неблагоприятного отбора, когда в равновесии предлагается более высокая ставка и кредит выдается в размере менее оптимального.

Для оценки размера потерь мертвого груза, возникающих в таком случае, введем обозначения. Пусть существует заемщик, производственная функция которого $TP(\mathbf{L})$ положительно зависит от объема взятого кредита \mathbf{L} ($\frac{\partial TP(\mathbf{L})}{\partial \mathbf{L}} \geq 0$). Его прибыль определяется выпуском ($TP(\mathbf{L})$), ценой проданной продукции (P) и процентными

платежами (r) на обслуживание кредита ($\mathbf{L} = L_1 + L_2$), который он взял в обоих банках по следующей формуле:

$$\pi_{BORROW} = P \cdot TP(\mathbf{L}) - r \cdot \mathbf{L} \quad (112)$$

Прибыль каждого из банков определяется процентными доходами, которые они получают от заемщика по следующей формуле:

$$\pi_{Bank1} = r \cdot L_1 \quad (113)$$

$$\pi_{Bank2} = r \cdot L_2 \quad (114)$$

Тогда упрощенно **общественное благосостояние (Social Welfare, SW)** можно определить как прибыль всех экономических агентов рассматриваемой экономической системы следующим образом:

$$SW = \pi_{BORROW} + \pi_{Bank1} + \pi_{Bank2} \quad (115)$$

Учитывая, что процентные платежи – это расход заемщика и прибыль банков, то при расчете общественного благосостояния они компенсируются и дают то, что последнее зависит только от выручки заемщика:

$$SW = P \cdot TP(\mathbf{L}) \quad (116)$$

Если же банки используют ПВР и имеет место равновесие в точке А на Рисунке 74, то относительно равновесий в точках В и С имеет место недовыдача кредита. Это приводит к снижению общественного благосостояния ввиду предпосылки о положительной зависимости выпуска и объема взятого кредита ($\frac{\partial TP(\mathbf{L})}{\partial \mathbf{L}} \geq 0$):

$$\Delta \mathbf{L} < 0 \Rightarrow \Delta SW < 0 \quad (117)$$

Важно отметить, что, в зависимости от функции спроса и соотношения прироста процентной ставки и снижения объема кредита при переходе от точек С и В к точке А, не исключена ситуация перераспределения прибыли от заемщика к банкам:

$$\Delta(\pi_{Bank1} + \pi_{Bank2}) > 0 \quad (118)$$

Было показано, что причиной различия в риск-весах в ПВР может быть использование индивидуальных банковских данных при построении внутрибанковских моделей. Нежелательными последствиями тогда являются выдача кредитов в меньшем, чем оптимальный, объеме по ставкам выше оптимальных; снижение общественного благосостояния; появление издержек мертвого груза из-за недопроизводства заемщиками, берущими кредиты в меньшем объеме. Причем при некоторых функциях спроса заемщиков на кредит снижение общественного благосостояния может сопровождаться перераспределением прибыли от заемщика в пользу банков. Поэтому можно предположить,

что внедрение ПВР после 2006 г. в развитых странах мира, сопровождаемое описанными выше эффектами неоптимального равновесия на рынке кредитов, могло замедлять восстановление экономик после мирового финансового кризиса 2007-09 гг. Проявлением такого замедления могли стать негативные эффекты от недостижения целей пруденциального банковского регулирования и надзора (regulation failures), обсуждаемые в работах (Moosa, 2010), (Dewatripont, Rochet, & Tirole, 2010, pp. 53, сноска 83), (Lall, 2012), (Cathcart, El-jahel, & Jabbour, 2017).

Поэтому, понимая возможные негативные последствия для экономики от внедрения ПВР из Базель II, позволяющего ограничиться индивидуальными банковскими данными, при его реализации можно рекомендовать Банку России следующее:

- (1) Создание бюро кредитных историй для корпоративных заемщиков для использования единых данных при построении математических моделей. В качестве примера такого бюро кредитных историй юридических лиц можно привести службу Centrale des Risques, созданную Банком Франции в 1946 г. и полноценно функционирующую по сей день (Banque de France, 2006).
- (2) Проведение регулярных общепанковских исследований на примере гипотетических примеров или реальных заемщиков того, какие риск-веса дают разрабатываемые банками математические модели ПВР из Базель II, как это делалось в 2014 г. для запуска системы кредитования Банком России других кредитных организаций России под залог кредитов ЮЛ.

Необходимо отметить важность второго пункта проведения исследований именно до момента выдачи разрешения банкам на использование ПВР, чтобы избежать ситуации европейских стран, когда проблемы были выявлены в 2013 г., т.е. спустя только шесть лет после начала одобрения ПВР в банках ЕС.

3.3. Валидация моделей PD

3.3.1. Выбор философии рейтингования: РИТ, ТТС.

Автор (Penikas Н. , 2020e) показывает, что для целей регулирования банков в отношении ПВР оправдан только подход РИТ.

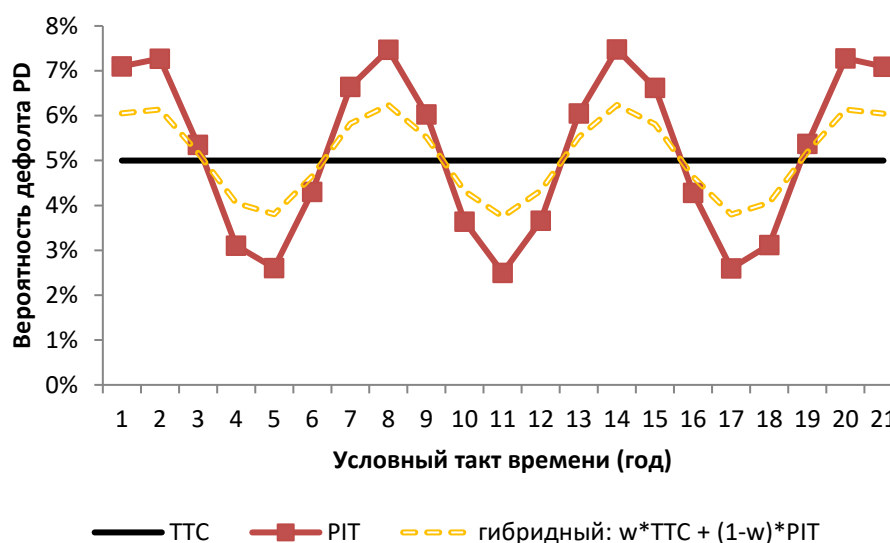


Рисунок 75. Сравнение философий рейтингования: ТТС, РИТ, гибридной

Когда заявляют, что банк должен получить «неизменяемую по циклу» или близкую к ней оценку вероятности дефолта, по сути, хотят решить следующую задачу: выбрать некоторые оптимальные веса для двух оценок вероятности дефолта (РИТ и ТТС), чтобы получить их линейную комбинацию («гибридную» оценку). Проще говоря, необходимо добиться, чтобы красная сплошная синусообразная линия с маркерами квадратами на Рисунке 75 превратилась в черную прямую. Последняя отражает среднюю выборочную долю дефолтов DR, или центральную тенденцию (СТ).

У такой задачи только одно решение – взять «точечную (переменную)» оценку вероятности дефолта с весом ноль, т.е. $(1-w) = 0$. Тогда возникает вопрос целесообразности разработки модели PD, если факторы в таком предельном случае не будут иметь никакой связи с прогнозом дефолта. Использование «гибридного» подхода не может быть верифицировано на данных.

3.3.2. Проверка концентрации в рейтинговой шкале

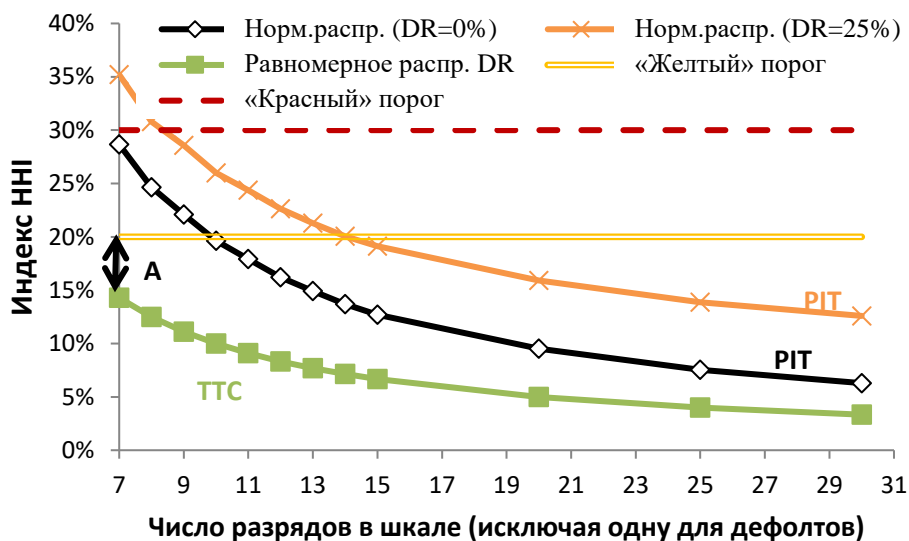
Автор (Penikas Н. , 2020e) обосновал, что проверку концентрации в рейтинговой шкале оценок кредитного риска необходимо проводить с использованием переменного (снижающегося с ростом числа разрядов в шкале) порога по ННІ, а не постоянного.

Исследуя возможные причины установления требования БКБН на минимум в семь разрядов в шкале для недефолтных ссуд, можно ожидать, что тому есть две причины. Во-

первых, если банк знает только статус возврата и невозврата кредитов, но не накапливал детальных данных о заемщиках, то разбиение на большее число разрядов позволит сильнее дифференцировать оценки вероятности дефолта. Во-вторых, такое требование может происходить из целевого формата рейтинговой системы – «по циклу» (through-the-cycle, TTC), когда распределение заемщиков по разрядам равномерное (Oyama & Yoneyama, 2005, p. 11).

Однако, несмотря на две возможные причины требования отсутствия концентрации по разрядам рейтинговой шкалы, не удалось найти источники происхождения требований ни о семи разрядах, ни о порогах в 20 и 30%.

Поэтому попробуем смоделировать распределения показателей кредитного риска, чтобы получить портфель ссуд с приведенными уровнями концентрации. Это позволит предположить, почему были сформулированы такие требования и как их нужно проверять (валидировать, аудировать). Рассмотрим Рисунок 76.



А - вероятная 5%-ная надбавка к уровню из-за недостижимости TTC

Рисунок 76. При росте числа разрядов в рейтинговой шкале целесообразно снижать порог для индикатора ННІ при проверке на наличие концентрации в разрядах рейтинговой шкалы

Если распределение заемщиков нормально, то при семи разрядах значение индекса ННІ будет 30%. Таким образом, критический порог в 30% мог быть выбран как уровень, соответствующий такой ситуации. Здесь важно то, что увеличение числа разрядов позволяет по построению снижать уровень ННІ. Поэтому если регулятор желает иметь концентрацию по разрядам рейтинговой шкалы не более целевой для семи разрядов, то при росте числа разрядов приемлемый уровень должен снижаться так, как предложено на Рисунке 76. Например, для 21 разряда (семь минимально требуемых БКБН, умноженных на три подвида, как у международных кредитных рейтинговых агентств Moody's, Standard and Poor's и т.п.) отсутствию концентрации по индикатору ННІ будет соответствовать максимальный уровень в 10%, что в три раза ниже текущего в 30%.

3.3.3. Двойные доверительные интервалы для проверки точности моделей PD

Авторы (Borzykh & Penikas, 2021) доказывают, что рекомендованные регуляторами (BCBS, 2005a, pp. 45-47), (EBA, 2019, p. 20) процедуры по проверке точности моделей вероятности дефолта дают некорректные результаты, когда имеет место корреляция дефолтов.

Сравним полученные интервалы между собой. Случаи **некоррелированных исходов** $r = 0\%$ приведены в строках 7-9, 19-21 таблицы в Приложении 7. Байесовский доверительный интервал Джеффриса и авторский подход дают сопоставимые значения. Длины байесовских доверительных интервалов Джеффриса меньше, чем по авторскому подходу для всех уровней доверия. Но эмпирическая частота наблюдений, охваченных байесовским доверительным интервалом Джеффриса, незначительно ниже, чем по авторскому подходу. При этом полученные нами границы байесовских доверительных интервалов Джеффриса равны значениям, приведенным в исследовании (Brown, Cai, & DasGupta, 2001, стр. 116), где рассматривается только $\gamma = 95\%$.

В случае некоррелированных исходов негативно выделяется предложение (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006). Во-первых, для $\rho = 0\%$ доверительные интервалы, следующие из биномиального теста с корреляцией, не различаются по уровням доверия. Во-вторых, эмпирическая частота предлагаемых в работе (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006) интервалов неадекватно занижена. Для $p = 20\%$ она равна 16%; а для $p = 50\%$ – только 5%. Поэтому даже для некоррелированных исходов байесовский доверительный интервал Джеффриса и биномиальный тест с корреляцией неадекватны.

Случаи **отрицательной корреляции** $\rho < 0\%$ выведены в строках 10-12, 22-24 таблицы в Приложении 7. Здесь байесовский доверительный интервал Джеффриса ожидаемо демонстрирует систематически более высокую эмпирическую частоту для любого уровня доверия. Это достигается ценой более широкого доверительного интервала. Например, для $p = 20\%$, $\rho = -3\%$, $\gamma = 95\%$ байесовский доверительный интервал Джеффриса равен $[0.088; 0.367]$, его длина равна 0.279. При этом он охватывает 98.6% наблюдений. Мы показываем, что 95% наблюдений для таких вводных параметров лежат в интервале $[0.100; 0.340]$, длина которого меньше длины байесовского доверительного интервала Джеффриса и равна 0.240.

Процедура (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006) опять же вдвойне неадекватна. Во-первых, эмпирическая частота значимо ниже требуемого уровня доверия. Для $p = 20\%$ она

равна 28%; а для $p = 50\%$ – варьируется от 15 до 31%. Во-вторых, процедура (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006) не соответствует свойствам распределения коррелированных бернуллиевских случайных величин. Интервал по процедуре (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006) для $\rho < 0\%$ оказывается шире, чем для случая $\rho = 0\%$.

Случаи **положительной корреляции** $\rho > 0\%$ отражены в строках 1-6, 13-18 таблицы в Приложении 7. Для наглядности обсудим случай наибольшей из рассмотренных корреляций $\rho = +80\%$. Во-первых, эмпирическая частота байесовского доверительного интервала Джеффриса равна нулю. Во-вторых, длина интервала из процедуры (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006) равна 99.9% для уровней доверия $\gamma = 95\%$, $\gamma = 99\%$ и $p = 50\%$. Такой интервал нам бесполезен. Дополнительно заметим, что для $p = 20\%$ процедура (Blochwitz, Martin, & Wehn, 2006) дает доверительный интервал, который, несмотря на свою избыточную длину, не дает эмпирическую частоту, нужную для заданного уровня доверия. Например, при $\rho = +80\%$ и $\gamma = 95\%$ получается интервал длиной 88.7%, но охватывает он только 84.2% всех наблюдений.

Здесь мы выявили важное противоречие. Оно является результатом проявления бимодальности распределения плотности вероятностей коррелированных бернуллиевских случайных величин. Как мы можем заметить, в оба интервала, рекомендованных регуляторами (байесовский доверительный интервал Джеффриса и получаемый из биномиального теста с корреляцией), входит значение, соответствующее вероятности успеха (дефолта) в отдельно взятом испытании. Например, для $p = 20\%$ и $\gamma = 95\%$ интервал для биномиального теста с корреляцией равен $[0.000; 0.887]$, байесовский доверительный интервал Джеффриса $[0.088; 0.367]$. Тем не менее мы показываем, что 95% наблюдений входят в интервал, состоящий из двух частей (**двойной доверительный интервал**): $[0.000; 0.100]$ и $[0.900; 1.000]$. Таким образом, из-за **бимодальности** распределения значения выборочной доли $DR = \hat{p} = 20\%$ равные вероятности успеха в отдельно взятом испытании $PD = p = 20\%$ не наблюдаются при корреляции дефолтов $\rho = +80\%$ для основных рассмотренных уровней доверия. Естественным следствием этого является то, что длина доверительного интервала, состоящего из двух таких частей, меньше, чем у двух альтернатив (это при том, что у альтернатив не выполняется требование того, чтобы эмпирическая частота была не ниже заданного уровня доверия).

У полученных выводов есть более широкое приложение в эконометрике. Описанный непараметрический подход построения доверительных интервалов в целом и отдельные их примеры, приведенные в Приложении 7, в частности можно использовать для проверки точности моделей бинарного выбора. Используем приведенный выше пример. Допустим, в основе массива, на котором построена такая модель, лежит распределение коррелированных бернуллиевских случайных величин с параметрами $p = 20\%$ и $\rho = +80\%$. Если модель бинарного выбора на таких данных дает прогноз выборочной доли, равной $\hat{p} = 20\%$, то такая модель не является точной. Как описано выше, выборочную долю $\hat{p} = 20\%$ нельзя наблюдать при $\rho = +80\%$ на уровнях доверия $\gamma = \{90\%; 95\%; 99\%\}$.

Подводя итог нашему исследованию, мы заключаем, что процедуры, рекомендованные регуляторами (байесовский доверительный интервал Джеффриса и биномиальный тест с корреляцией) для построения доверительных интервалов выборочной доли в схеме Бернулли с коррелированными исходами, дают неадекватные результаты. Напомним, что в принципе применение указанных процедур является методологически некорректным, поскольку они относятся к вероятности успеха (дефолта) в отдельно взятом испытании, а не к выборочной доле успехов (дефолтов). Таким образом, можно указать следующие причины выявленных проблем. Применение байесовского доверительного интервала Джеффриса неуместно и предполагает некоррелированность исходов. Биномиальный тест с корреляцией некорректен по построению, поскольку дает более широкий интервал при отрицательной корреляции в сравнении со случаем отсутствия корреляции. При этом биномиальный тест с корреляцией заявляется регуляторами как инструмент построения доверительного интервала выборочной доли дефолтов (т.е. в схеме Бернулли с коррелированными исходами), хотя сам этот тест выведен из модели (Vasicek, 1987), где корреляция заложена между нормально распределенными случайными величинами. Результатами выявленных методологических противоречий в рекомендованных регуляторами процедурах является либо избыточная длина доверительного интервала, либо то, что эмпирическая частота наблюдений, охваченных интервалом, оказывается ниже требуемого уровня доверия. Поэтому мы показали, что доверительные интервалы для выборочной доли успехов в схеме Бернулли с коррелированными исходами должны состоять из двух отрезков при высокой положительной корреляции, а при отрицательной – должны быть короче, чем байесовский доверительный интервал Джеффриса для некоррелированных исходов. Несмотря на интуитивность полученного результата и наличие обсуждения плотности распределений вероятности коррелированных бернуллиевских случайных величин в литературе ранее, до

текущего исследования, данные результаты о доверительных интервалах не демонстрировались.

Подведем итоги. Для построения доверительных интервалов для выборочной доли в схеме Бернулли с коррелированными исходами необходимо использовать двойные доверительные интервалы при положительной корреляции. При отрицательной корреляции необходимо использовать более узкий доверительный интервал, чем байесовский доверительный интервал Джеффриса.

3.4. Разработка моделей LGD

3.4.1. Российские предприятия

Данные по LGD для российских банков доступны в двух источниках. В работе (Антонова, 2013) содержится информация об уровне восстановления RR цен облигаций 59 российских компаний-эмитентов в течение 30 и 90 дней после дефолта за период 2006-2010 гг. Дополнительные данные по котировкам облигаций доступны на сайте Московской биржи через 60 дней после дефолта, а также в течение 30, 60 и 90 дней до дефолта.

Таблица 70 - Описательные статистики ставок восстановления RR на основе котировок облигаций

До/ после дефолта	Число дней	Число набл. (из 140)	Min	Max	Mean	Median	Ст. откл., дней
До	90	114	12.40	100.34	80.09	90.00	23.60
	60	109	2.28	110.00	73.71	80.00	25.57
	30	108	0.35	102.00	66.77	71.00	27.90
После	0	93	4.63	100.00	59.29	57.49	27.80
	30	74	1.59	101.00	46.43	50.00	26.92
	60	67	0.41	99.00	38.06	34.85	27.50
	90	78	0.01	100.00	44.08	44.41	33.30

В работе (Ermolova & Penikas, 2017b) собраны события дефолтов с 2012 по второй квартал 2015 г., а также включены дефолты, не указанные в работе (Антонова, 2013). В итоге получено 140 дефолтов. В Таблице 70 показано, что число пропущенных наблюдений увеличивается после объявления дефолта по облигациям.

Выявленной особенностью является то, что торги такими облигациями существенно падают в объеме и котировка облигации может не меняться после дефолта. Например, для отдельных выпусков облигаций наблюдается максимум в 100% уровня восстановления даже 90 дней после дефолта, хотя в среднем он снижается.

Поэтому уровень восстановления RR в таком случае будет завышен, а LGD занижен. Это может исказить оценку связи параметров PD и LGD (PLC). Поэтому рассматриваются изменения цен за 30-90 дней до объявления дефолта, поскольку

изменение цены к моменту дефолта (а не после него) может отражать более реальные уровни RR и LGD (Таблица 71).

Таблица 71 - Распределение наблюдений по времени до и после момента дефолта

До/после дефолта	Число дней	Число набл.	Min, дней	Max, дней	Mean, дней	Median, дней	Ст. откл., дней
До	90	114	44	173	91	90	12
	60	109	36	72	58	60	6
	30	108	8	55	30	30	6
После	30	93	14	77	31	30	7
	60	74	33	99	61	60	7
	90	67	51	211	94	90	17

3.4.2. Российские банки

Для разработки модели LGD были исключены два значения как выбросы, по которым значения LGD получались равными 200 и 250% от капитала. Для оценки была использована модель Хекмана на 28 тысячах наблюдений, из которых по полутора тысячам были данные о фактическом значении LGD. Оцененные параметры модели доступны в Таблице 72.

Таблица 72 - Разработанная модель LGD российских банков

Heckman Regression Results

=====

Dep. Variable: y
 Model: Heckman
 Method: Heckman Two-Step
 No. Total Obs.: 28387
 No. Censored Obs.: 26811
 No. Uncensored Obs.: 1576

Основное уравнение

var.	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	-0.1687	0.087	-1.931	0.053	-0.34	0.002
v06	0.018	0.006	3.113	0.002	0.007	0.029
v07	0.5175	0.056	9.275	0	0.408	0.627
v18	0.1483	0.033	4.441	0	0.083	0.214
v23	-0.0068	0.003	-2.575	0.01	-0.012	-0.002
v26	-9.279	2.701	-3.435	0.001	-14.573	-3.985
v29	0.3535	0.097	3.654	0	0.164	0.543
v30	14.1248	2.892	4.885	0	8.457	19.792
v43	0.0128	0.003	3.841	0	0.006	0.019
v44	0.0378	0.018	2.142	0.032	0.003	0.072
v45	-8.1383	2.753	-2.956	0.003	-13.534	-2.743

Уравнение отбора

var.	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	1.1344	0.177	6.402	0	0.787	1.482
v06	-0.1354	0.01	-13.653	0	-0.155	-0.116
v07	-1.4795	0.11	-13.489	0	-1.694	-1.265
v12	-0.5881	0.141	-4.169	0	-0.865	-0.312
v17	0.6353	0.073	8.727	0	0.493	0.778
v20	-1.0057	0.265	-3.795	0	-1.525	-0.486
v23	-0.0195	0.005	-3.858	0	-0.029	-0.01
v25	-514.699	282.785	-1.82	0.069	-1068.95	39.549
v27	0.206	0.038	5.467	0	0.132	0.28
v31	73.6776	39.252	1.877	0.061	-3.255	150.61
v33	-1.0558	0.117	-9.062	0	-1.284	-0.827
v34	2.5771	0.649	3.97	0	1.305	3.849
v35	-2.166	0.377	-5.752	0	-2.904	-1.428
v36	7.2177	1.697	4.254	0	3.893	10.543
v38	-1.6122	0.114	-14.177	0	-1.835	-1.389
v43	-0.0511	0.007	-7.49	0	-0.064	-0.038
v52	0.0777	0.015	5.137	0	0.048	0.107
v55	-0.0868	0.016	-5.569	0	-0.117	-0.056

The table is the estimate for the coef of the inverse Mills ratio (Heckman's Lambda).

```

=====
                coef  std err   z  P>|z|  [0.025  0.975]
-----
IMR (Lambda)  0.0596  0.021  2.872  0.004  0.019  0.100
=====

rho:                0.240
sigma:              0.249
=====

```

При построении модели LGD для российских банков получилось выявить десять значимых факторов. Ранее для подобной модели «дыр в капитале» было только шесть факторов (Мамонов, 2020).

На Рисунке 77 представлено соотношение фактических и прогнозных значений LGD для возможности визуальной оценки адекватности модели. В работах по «дырам в капитале» такие диаграммы не демонстрируются. Поэтому возникают сомнения в адекватности ранее полученных результатов и последовавшей их интерпретации.

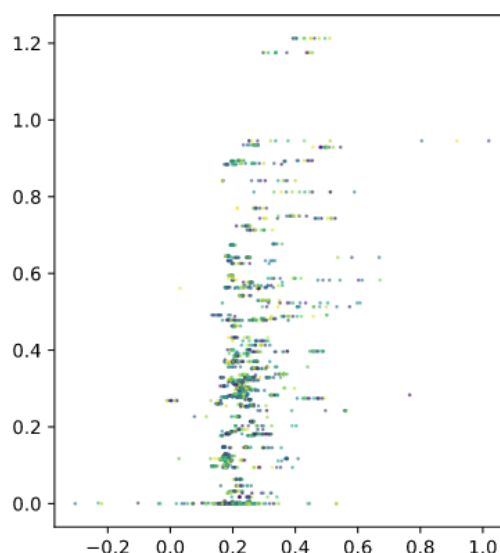


Рисунок 77. Диаграмма разброса фактических значений LGD (по вертикали) и прогнозных (по горизонтали)

3.5. Выводы по главе

- (1) Доказана целесообразность дополнения моделей вероятности дефолта фактором соответствия распределения первых цифр выдач кредитов закону Бенфорда (Пеникас, 2022б).
- (2) Разработаны модели прогноза вероятности дефолта для ранее неисследованных сегментов (Lozinskaia, Merikas, Merika, & Penikas, 2017), (Ermolova & Penikas, 2017b) и на ранее недоступных данных о просрочке из БКИ (Бурова, Пеникас, & Попова, 2021). Улучшены модели для известных сегментов (Penikas, 2022b).
- (3) Определены диапазоны применения моделей дискриминантного анализа с копулами (CODA), включая ситуации низкодефолтных портфелей (LDP) (Penikas Н. , 2020е).
- (4) Предложен метод двойных доверительных интервалов для проверки точности моделей PD при наличии корреляции дефолтов. Обоснованы его преимущества в сравнении с существующими процедурами, включая биномиальный тест с корреляцией и интервал Джеффриса (Borzykh & Penikas, 2021).
- (5) Усовершенствованы методы проверки (валидации, аудита) математических моделей оценки кредитного риска портфелей ссуд, позволяющие исключить модели, неадекватные по критериям концентрации в рейтинговой шкале прогноза PD (Penikas Н. , 2020е).

ГЛАВА 4. МИКРОПРУДЕНЦИАЛЬНОЕ РЕГУЛИРОВАНИЕ

4.1. Норматив достаточности капитала CAR

4.1.1. Российские банки

Авторы (Андриевская, Пеникас, & Пильник, 2010) смоделировали норматив CAR с учетом эмпирического распределения рисков для банковской системы России. Развитием стала работа (Andrievskaya & Penikas, 2012) с применением копул. Авторы смогли подтвердить наличие эффекта процикличности.

Исследование момента структурного сдвига в связке (копуле) трех рассматриваемых рисков указывает на сентябрь 2005 г., после чего степень взаимосвязи рисков снижается (Таблиц 73).

Таблица 73 - Оценка параметров копул для связи рисков банковской системы России

Копула	Параметр до сдвига	Параметр после сдвига	На всей выборке
Гауссовская	0.61	0.48	0.54
Клэйтона	2.04	1.17	1.37
Гумбеля	2.02	1.58	1.68
Франка	5.76	3.59	4.11

Для всех рассмотренных копул наблюдается меньшее значение параметра копулы на выборке после сдвига в сравнении с оцененным на выборке до сдвига. Интересно, что статистически выявленный момент структурного сдвига соответствует дате, когда международные рейтинговые агентства подняли суверенный кредитный рейтинг России до инвестиционного уровня (IG). Таким образом, можно ожидать, что в странах с более высоким суверенным рейтингом взаимосвязь рисков меньше. Хотя следуя работе (Aramonte & Avalos, 2020), такая взаимосвязь в виде корреляции спредов контрактов CDS, которые более распространены в более развитых странах (в странах, как правило, имеющих суверенный кредитный рейтинг инвестиционного уровня), может существенно возрасть в кризисные периоды.

Далее выберем копулу Клэйтона, следуя логике стресс-тестирования, чтобы смоделировать консервативную форму зависимости (вспомним выводы из раздела 3.2.5). На Рисунке 78 приведены результаты моделирования.

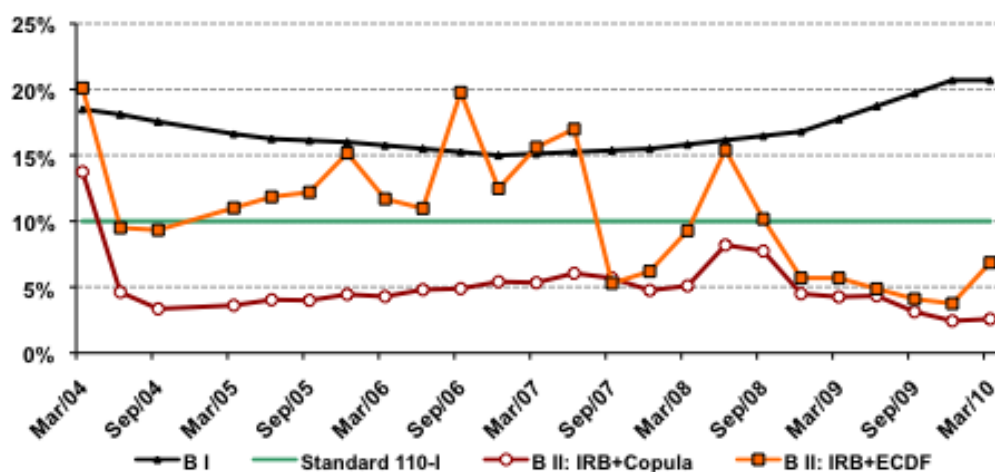


Рисунок 78. Моделирование норматива достаточности капитала для банковской системы России

Зеленая прямая линия соответствует минимальному значению норматива CAR в 10% в России для банков с капиталом более 180 млн. руб. до 2016 г. (при меньшем капитале требуется поддерживать уровень в 11%). Верхняя черная линия – это фактический уровень норматива по банковской системе России по Базель I (*B I*). Нижняя бордовая линия (*B II: IRB+Copula*) – это результат моделирования в предположении консервативной копулы Клейтона. Волатильная оранжевая линия (*B II: IRB+ECDF*) – это результат моделирования совокупного риска при использовании эмпирической копулы. В отличие от уровней по Базель I, упрощенные модельные оценки подходом Базель II указывают на значительно меньшую достаточность капитала российских банков, которая достигает уровня в 5%, что существенно ниже требуемого уровня в 10%. При этом непараметрическая оценка совокупного риска банковской системы (оранжевая линия) демонстрирует существенно большую волатильность, чем оценка по Базель I. При этом норматив снижается в нестабильные периоды 2007-09 гг. и растет в течение 2004-06 гг., что подтверждает эффект **процикличности**, обсуждаемый в работах (Kashyap & Stein, 2004), (Hofmann, 2005).

4.1.2. Глобальные системно-значимые банки (G-SIB)

В ответ на кризис 2007-09 гг. Базельский комитет одной из новаций предложил ужесточение регулирования глобальных системно-значимых банков. Это было сделано, чтобы не допустить ситуации, подобной краху банка Lehman Brothers. Для этого ввели критерии определения системно-значимых банков. Создали несколько групп (бакетов). При попадании в каждую из них к минимальному нормативу достаточности добавляется от 1 до 3.5 пп. от величины взвешенных по риску активов (RWA). Это так называемая надбавка или буфер за системную значимость. Список банков – кандидатов на включение в число глобальных системно-значимых банков (ГСЗБ, G-SIB) появился в 2011 г. В 2012 г.

появилось распределение банков по группам (бакетам). После этого состав данных групп пересматривается ежегодно. Опыт восстановления правила определения буферов по публично доступным данным представлен в работе (Анохина & Пеникас, 2014). Аналогичное исследование для глобальных системно-значимых страховых компаний (GSI) представлен в (Пеникас & Петров, 2014а), (Пеникас & Петров, 2014б).

Как следствие, для банков могли меняться надбавки из года в год. При этом обязательный характер буферы (надбавки) приобрели с 2016 г. Поэтому цель данной работы – определить, как банки реагировали на данную меру.

С одной стороны, в апреле 2021 г. председатель Базельского комитета (БКБН) на закрытой конференции сообщил (Hernández de Cos, 2021), что ему важно оценить эффект введенных мер регулирования, предложенных Базельским комитетом. На одном из докладов Ханс Дегриз в своей работе (Degryse, et al., 2021) рассказал о том, как английские банки отреагировали на присвоения некоторым из них статуса ГСЗБ. Он сделал вывод, что английские ГСЗБ-банки в целом сократили кредитование. Но он отнес это не на повышенные требования к нормативу достаточности, а на то, что такие банки стали подвержены более внимательному надзору.

С другой стороны, председатель БКБН высказал двойную обеспокоенность. Во-первых, он сказал, что еще рано говорить о том, что все экономические последствия пандемии преодолены (судя по тому, что у банков остаются большие запасы (буферы) капитала). Во-вторых, он не ожидал того, что после сообщения – рекомендации БКБН весной 2020 г. использовать буферы банки их не использовали. Председатель комитета предположил, что причина этого в том, что инвесторы привыкли видеть высокие нормативы достаточности, включающие буферы. Снижение нормативов инвесторы могли бы трактовать как ухудшение надежности банков и начать продавать их акции.

Заметим, что дискуссия о буферах капитала банков, особенно ГСЗБ, стала наиболее интересной ввиду события, которое могло пройти существенно незаметным на фоне пандемии 2020 г. Дело в том, что впервые в истории современного банковского регулирования в ноябре 2020 г. было сообщено, что американский банк JP Morgan переведен из пятой в четвертую группу (бакет). Теперь, в отличие от 10 последних лет, обязательная надбавка к нормативу достаточности для него 2.0%, а не 2.5%. Исходя из базовых ограничений деятельности банка, это должно позволить американскому банку увеличить кредитование в 2021 г. О том, можно ли этого ожидать, позволяет ответить, в числе прочего, текущее исследование.

Особенность исследования состоит в том, как правильно работать с имеющимися в распоряжении данными. Например, в работе Дегриза был сделан акцент всего лишь на

одном событии – однократном введении категории ГСЗБ в начале 2010-х гг. Однако за десять минувших лет (2010-2020) буфер подняли для 25 банков, а снизили – для 22. Причем это все происходило нерегулярно, т.е. нельзя однозначно сказать, что буферы только ужесточали или только смягчали. Можно рассмотреть простой пример четырех банков ниже. Например, Ситибанк и Коммерцбанк были банками – кандидатами на включение с 2012 г., но Коммерцбанк в итоге никогда не включали. Для Ситибанка буфер дважды поднимали и дважды опускали. При этом Чайна Констракшн банк добавился в 2016 г. После этого буфер для него также дважды подняли и один раз снизили. Канадский Торонто Доминион был добавлен в список только в 2020 г. (Таблица 74).

Таблица 74 - Пример назначения буферов за системную значимость четырем банкам

ID	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
1	0	1	2.5	2	2	2	2.5	2	2	2	2	2
2	0	0	0	0	0	1	1	1.5	1	1	1.5	1.5
3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1

Примечание. Заливка отражает ненулевые значения буферов; номера банков: 1 – Ситибанк; 2 – Сельскохозяйственный банк Китая; 3 – Коммерцбанк; 4 – Торонто Доминион.

Если бы у нас был список банков до и после ввода регулирования и все банки однозначно делились на включенные в список ГСЗБ и иные (никогда невключенные), то можно было бы применить стандартную процедуру оценки эффекта – метод «разность разностей», за развитие которого дали Нобелевскую премию по экономике в 2021 г. Это так называемая постановка «естественного эксперимента». Например, в случае с ГСЗБ видно, что банк Торонто Доминион и Коммерцбанк в общем случае могли бы быть контрольными наблюдениями, против которых стоит выделять эффект в деятельности Ситигрупп и китайского банка (Таблица 75).

Таблица 75 - Выделение контрольных и пилотных наблюдений на основе изменений в буферах, а не просто факта наличия ненулевого буфера

ID	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
1	0	1	1.5	-0.5	0	0	0.5	-0.5	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	1	0	0.5	-0.5	0	0.5	0
3	0	1	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0

Примечание. Заливка отражает пилотные наблюдения (которые подверглись воздействию); жирный шрифт курсивом на фоне заливки соответствует увеличению буфера, простой шрифт на фоне заливки – ослаблению; номера банков: 1 – Ситибанк; 2 – Сельскохозяйственный банк Китая; 3 – Коммерцбанк; 4 – Торонто Доминион.

Однако в нашем случае можно увидеть явную сложность. Дело в том, что данные каждого года – например, 2013-го для Ситибанка – это и период «после» ввода

буфера в 2.5 пп., и период «до» ввода буфера в размере 2.0 пп. Таким образом, для корректного соотнесения данных «до» и «после» нужно модифицировать существующий метод. Такой подход уже ранее применялся автором для оценки эффекта макропруденциальных мер в работе (Пеникас Г. И., 2021а).

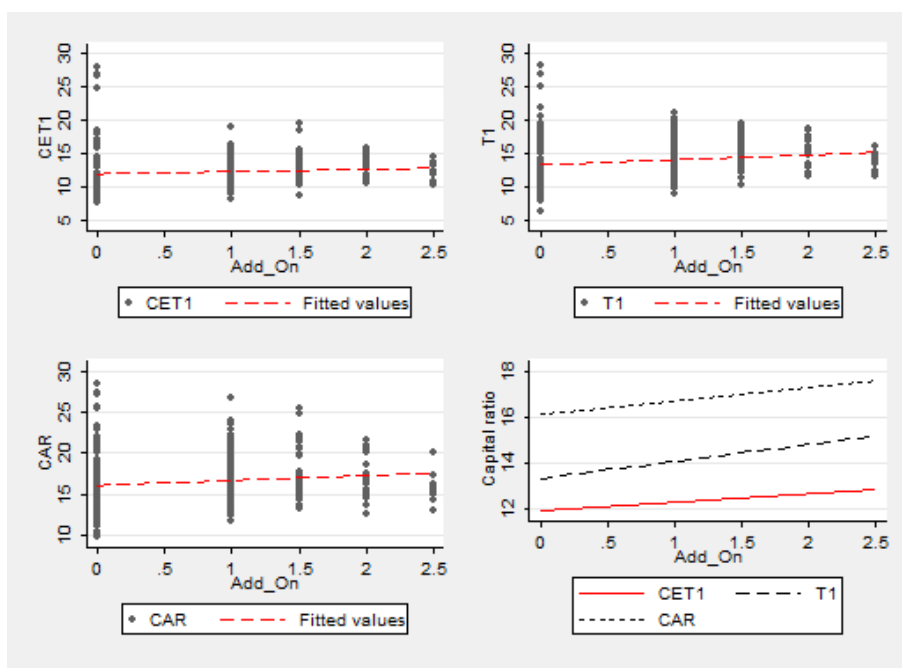


Рисунок 79. В среднем банки с более высокими требованиями к нормативу достаточности ожидаемо имеют более высокие уровни достаточности капитала

Итак, что мы видим в данных по ГСЗБ-банкам за 10 лет эксперимента. Если мы просто поставим в соответствие уровень норматива и уровни действовавших на тот же год надбавок, то мы увидим, что в целом при больших надбавках выше все нормативы достаточности (базового капитала, капитала первого уровня и общего капитала) (Рисунок 79). Казалось бы, цель регулирования ГСЗБ достигнута: чем выше надбавка, тем выше норматив.

Однако первое сомнение в надежности и устойчивости такого вывода идет из оценки степени взаимосвязи показателей. Получается, что в среднем каждый дополнительный процентный пункт надбавки в буфере за системную значимость связан только с 0.3 процентными пунктами прироста нормативов. Хотя регулятору – и БКБН в первую очередь – хотелось бы видеть «полный перенос», т.е. 1 пп. надбавки переходит в 1 пп. норматива. Здесь можно сделать два замечания. Во-первых, мы сравнивали уровни нормативов и надбавки, тогда как для банков может быть важнее изменение надбавки. Во-вторых, возможно, 0.3 пп. – это эффект усреднения. Ведь мы уже отмечали, что каждый год, с 2011-го по 2021-й, – это год после ввода прошлого буфера и

год до ввода нового. Поэтому нам нужно разделить эти эффекты, аккуратно сопоставив данные «до» и «после» для каждого буфера.

Учитывая оба вышеприведенных замечания, мы видим иную картину. Теперь изменение надбавки на один процентный пункт связано с приростом норматива почти на тот же процентный пункт. Однако это можно увидеть только для норматива базового капитала (CET1, красная линия справа внизу на Рисунке 80).

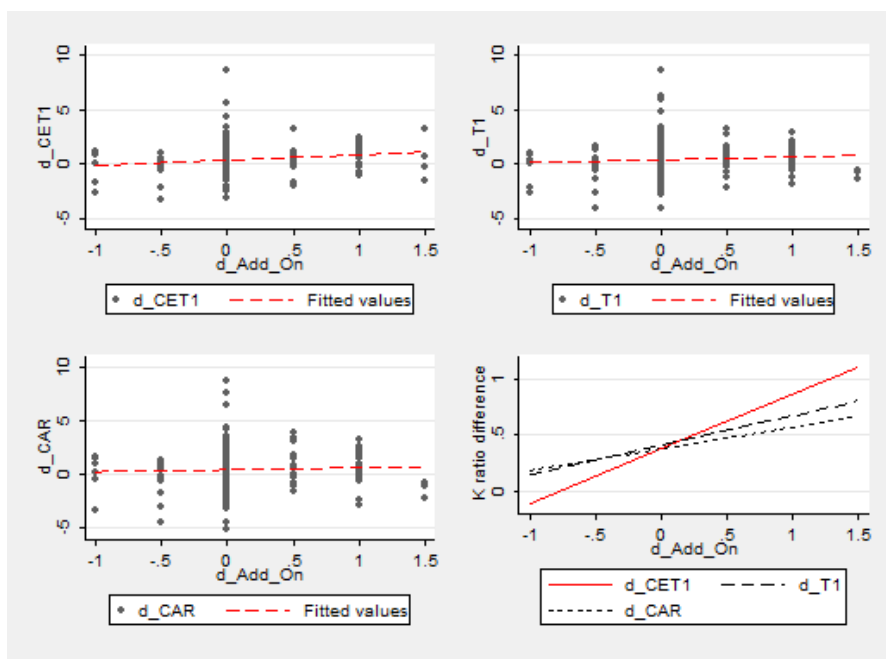
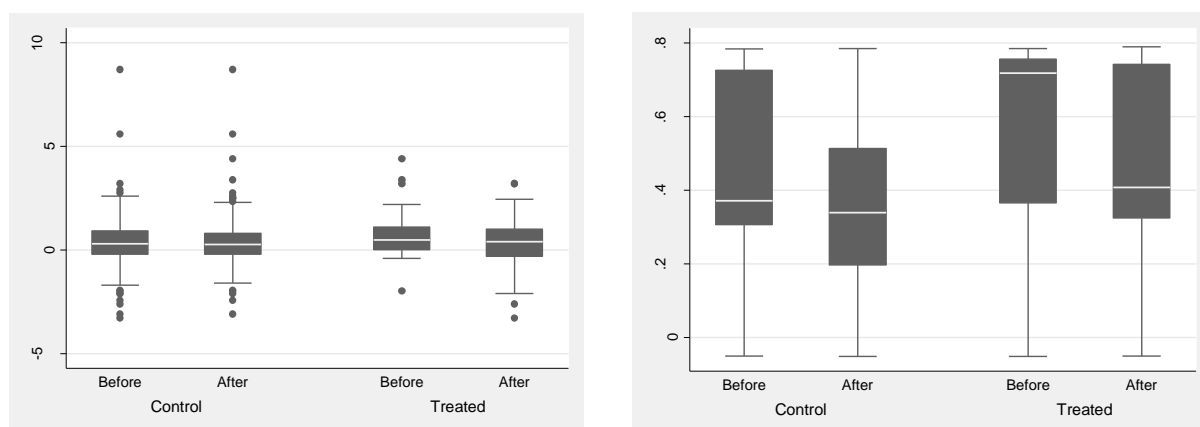


Рисунок 80. На изменение буфера системной значимости банки в большей степени меняют норматив базового капитала и в меньшей – капитал первого уровня и общий капитал

Из Рисунка 81 видно, что в традиционной схеме «разность разностей» отрицательный эффект появляется при введении контрольных переменных для интересующего нас показателя достаточности капитала.



(а) сравнение средних уровней достаточности базового капитала (б) сравнение после контроля на размер банка и величины буферов системной значимости

Рисунок 81. Виден отрицательный эффект воздействия (снижение норматива достаточности базового капитала) после изменений при переходе от средних значений к значениям после контроля на основные характеристики банков

Для проверки предпосылки об общем (параллельном) тренде реализуем подход из работы (Mäkinen, 2021). Результат оценки модели только для периода «до» (с учетом тиражирования) доступен в Таблице 76.

Таблица 76 - Эффекты произведений при годах и группе воздействия незначимы, кроме 2013 г.

		Robust				
d_CET1	Coef.	Std. Err	t	P> t 	[95% Conf. Interval]	
Tr_Y2009	0.00	(omitted)				
Tr_Y2010	0.00	(omitted)				
Tr_Y2011	-0.17	0.21	-0.82	0.42	-0.59	0.25
Tr_Y2012	0.31	0.31	0.99	0.33	-0.33	0.94
Tr_Y2013	1.13	0.55	2.06	0.05	0.01	2.25
Tr_Y2014	-0.01	0.42	-0.03	0.98	-0.86	0.84
Tr_Y2015	1.49	1.17	1.27	0.21	-0.90	3.89
Tr_Y2016	0.15	0.26	0.59	0.56	-0.38	0.68
Tr_Y2017	-0.67	0.42	-1.59	0.12	-1.53	0.19
Tr_Y2018	0.83	0.69	1.21	0.24	-0.57	2.23
Tr_Y2019	-0.29	0.27	-1.05	0.30	-0.85	0.27
Tr_Y2020	-0.12	0.25	-0.49	0.62	-0.62	0.38
Tr_Y2021	0.00	(omitted)				
Tr_Y2022	0.00	(omitted)				
a10	-0.40	0.17	-2.31	0.03	-0.75	-0.05
a15	-0.57	0.21	-2.72	0.01	-0.99	-0.14
a20	-0.72	0.19	-3.89	0.00	-1.10	-0.34
ln_TA	0.05	0.01	5.56	0.00	0.03	0.07

Примечание. 259 набл.; R-квадрат = 19,15%.

В Таблице 77 приведены результаты теста о проверке гипотезы на равенство коэффициентов нулю. На всей выборке единственный значимый коэффициент есть для 2013 г., когда были оцифрованы надбавки за системную значимость. Рассматривая только период 2011 г. или все годы без 2013-го, невозможно отвергнуть гипотезу об общем тренде на уровнях значимости до 15%. Поэтому считаем, что параллельный тренд имеет место.

Таблица 77 - Можно утверждать, что гипотеза об общем тренде не отвергается

№	Период	F-статистика	Значение	P-Value
1	2011	F(1, 31)	0.68	0.4160
2	2011-2020	F(10, 31)	3.37	0.0045
3	2011-2020 без 2013	F(9, 31)	1.49	0.1960

Далее разовьем наш подход аналогично принципам БКБН при исследовании макропруденциальных мер. Для этого разделим эффекты поднятия и снижения буфера ГСЗБ. Оценив параметры модели, мы видим, что статистически устойчивым является эффект только для ситуаций снижения буфера ГСЗБ. Это значит, что при прочих

равных анонс о снижении буфера ГСЗБ банки реализуют, и мы наблюдаем снижение норматива достаточности базового капитала один к одному. При ситуациях подъема буфера мы аналогичного устойчивого эффекта не видим. Сравните Таблицы 78 и 79.

Во-первых, данные результаты означают, что ГСЗБ знают директивы БКБН и следуют общим тенденциям поэтапного увеличения минимальных нормативов достаточности. Отметим, что план поступательного перехода БКБН единократно установил в 2016 г. перед публикацией финальной версии Базель III. ГСЗБ ориентируются заблаговременно и в каком-то смысле опережающим темпом накапливают капитал (где-то путем привлечения дополнительных акционеров, где-то путем выпуска субординированных кредитов). Опережающим означает раньше установленного графика. ГСЗБ понимают, что невыполнение норматива будет серьезным негативным репутационным сигналом. Поэтому им проще привлечь больше и раньше (с опережением), чем привлекать каждый год ровно в объеме буферов.

Таблица 78 - Когда не разделяются эффекты поднятия и снижения буферов системной значимости, отсутствует полный перенос (1:1); наблюдается только усредненный эффект 1:0,3

Variable	dCET1	dT1	dCAR	dCET1_i	dT1_i	dCAR_i
TT_Sign	0.315**	0.195*	0.256**			
TT_Scale				0.329*	0.105	0.075
ln_TA	0.050***	0.050***	0.042***	0.049***	0.050***	0.043***
a10	-0.373**	-0.411**	-0.298	-0.360**	-0.411**	-0.304
a15	-0.528**	-0.441**	-0.316	-0.529**	-0.458**	-0.35
a20	-0.750***	-0.608***	-0.362**	-0.747***	-0.621***	-0.389**
N	514	626	633	513	625	632
r2_a	13.9%	11.0%	6.6%	13.7%	10.8%	6.3%

Примечание. Статистическая значимость на уровнях * p<.1; ** p<.05; *** p<.01.

Таблица 79 - При разделении эффектов на рост и снижение буферов значимым оказывается только эффект смягчения буфера; близко к полному эффекту (1:1)

Variable	dCET1	dT1	dCAR	dCET1_i	dT1_i	dCAR_i
TT_E	0.701**	0.691**	0.675*			
TT_E_Sc				0.958**	0.973**	0.836
ln_TA	0.054***	0.052***	0.045***	0.053***	0.052***	0.044***
a10	-0.390**	-0.420**	-0.311*	-0.376**	-0.409**	-0.302
a15	-0.543**	-0.434*	-0.322	-0.554**	-0.447**	-0.338
a20	-0.767***	-0.607***	-0.372**	-0.775***	-0.617***	-0.384**
N	514	626	633	514	626	633
r2_a	14.4%	11.6%	7.0%	14.3%	11.5%	6.8%

Примечание. Статистическая значимость на уровнях * p<.1; ** p<.05; *** p<.01.

При этом мы заметили, что сигналы, которые идут непосредственно от величин буфера ГСЗБ, могут трактоваться односторонне. ГСЗБ знают – или по крайней мере ожидают, – что ГСЗБ буфер не будет более 2.5% от взвешенных по риску активов. Поэтому им проще запастись с учетом предельной величины и расходовать его (путем расширения бизнеса), если вдруг буфер снизят, ведь выше, чем 2.5, его не поднимут (исторически введенная группа в 3.5 пп. не была ни разу задействована).

Это означает, что в приложении к первому в истории регулированию событию снижения буфера ГСЗБ для JP Morgan можно ожидать, что он действительно увеличит кредитование в 2021 г. Выявленный же эффект также объясняет и то, что обеспокоило председателя БКБН в апреле 2021 г., а именно почему банки не воспользовались буферами капитала, хотя годом ранее им это разрешили. Мы как раз видим, что банки реагируют не на информацию о возможности использовать буфер, а на требуемый минимум. Вероятно, если бы БКБН весной 2020 г. сообщил не о том, что буферы капитала можно использовать, а о том, что на время пандемии буфер равен нулю, то банки бы его использовали, расширили кредитование, способствуя более быстрому восстановлению экономик. Такой эффект был бы более масштабным для экономик с высокой степенью безналичных платежей, как показано в работе (Penikas, 2021a).

Проведенное исследование позволяет сформулировать проект рекомендаций как для мира, так и для России:

1. Снизить частоту пересмотра буферов ГСЗБ с одного года до трех-пяти лет.

ГСЗБ являются океанскими лайнерами в мировой банковской системе. Частый пересмотр буферов капитала в пределах +/-0.5 пп. от взвешенных по риску активов практически не меняет их стратегий. Мы видели, что подъем точно не влияет, поскольку ГСЗБ-банки ожидают, что он не может быть больше максимума, к которому они готовы. Хотя краткосрочные выгоды от снижения буфера они постараются получить, поскольку это отражается на нормативах их базового капитала. Поэтому возникает ощущение, что пересмотр буферов капитала для ГСЗБ каждый год – слишком часто, чтобы сигнал имел воздействия. Либо он должен быть существенным по масштабу +/-2.5 пп., либо устанавливаться на более длинный срок в 3-5 лет (это средний срок контракта с Председателем Правления/СЕО зарубежного банка, хотя он может и продлеваться).

2. Для стимулирования восстановления экономик в период пандемии установить буфер капитала, равный нулю, а не просто разрешить банкам его использовать.

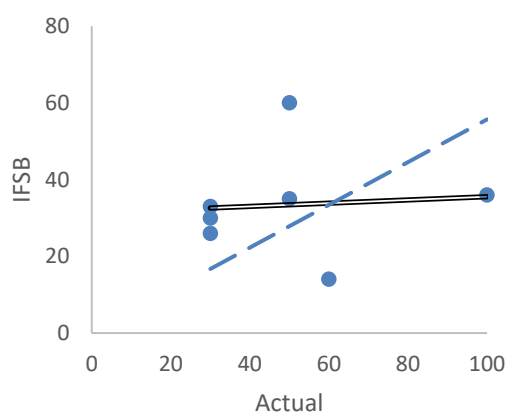
Если есть цель стимулировать посткризисное восстановление экономики как в мире, так и в России, то целесообразно – по аналогии с антициклической надбавкой – объявить, что

временно – минимум на два-три года – буфер капитала СЗКО/ГСЗБ равен нулю. Да, такая мера является обратной по отношению к возможным действиям, необходимым при перегреве экономики, – как мы наблюдаем для России в части потребительских кредитов (правда, их темп прироста в октябре существенно сократился). Поэтому закрепление нулевого буфера может быть целесообразно при введении в комбинации с иными мерами, ограничивающими высокорискованные операции.

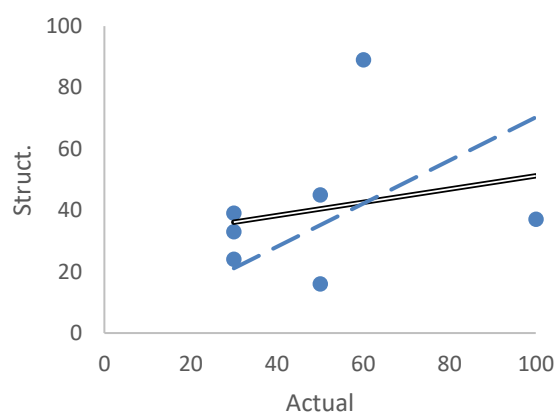
4.1.3. Исламские банки

Авторы (Penikas & Stefanenko, 2021) обосновали модель для определения параметра α в нормативе CAR для исламских банков с приложением для России.

При беглом взгляде на данные может показаться, что популяционный параметр «альфа» из статьи (Archer, Karim, & Sundararajan, 2010) и теоретический (структурный) из исследования (Baldwin, Alhalboni, & Helmi, 2019) положительно связаны с фактически установленными параметрами (Рисунок 82). Например, R-квадрат для пунктирной линии тренда без константы равен 70%. Однако при добавлении в такую упрощенную модель константы взаимосвязь пропадает, и угол наклона двойной сплошной линии становится почти горизонтальным. Поэтому возникли первые сомнения, насколько теоретические параметры «альфа» из упомянутых работ возможно применять на практике при банковском регулировании деятельности исламских банков.



(a) популяционный вариант (Archer, Karim, & Sundararajan, 2010)



(b) структурный вариант (Baldwin, Alhalboni, & Helmi, 2019)

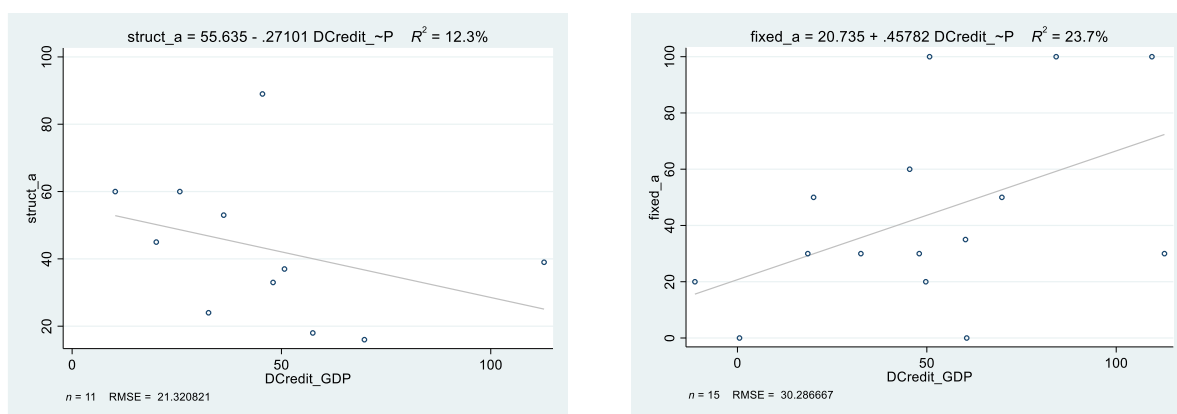
Рисунок 82. При оценке регрессии без константы фактически установленная «альфа» кажется положительно связанной с двумя теоретическими вариантами, хотя при учете константы получается, что значимая связь отсутствует
 Примечание. Пунктирная линия – регрессия без константы; двойная сплошная – с константой.

Поскольку число наблюдений по параметру «альфа» мало, то будем искать единственный макроэкономический фактор, в наибольшей степени связанный с ним. Для этого оценим модель вида

$$\alpha_i = \beta + \beta_i X_i + e_i, \quad (118)$$

где α_i – значение параметра «альфа» для i -й страны; X_i – макроэкономический показатель для нее же; e_i – остаток модели (хотим, чтобы он был независимо и одинаково распределен, н. о. р.). Используем МНК для оценки коэффициента. Здесь может возникнуть эндогенность из-за того, что конкретный параметр «альфа» был выбран, поскольку в стране имел место тот или иной уровень развития. Однако малое число наблюдений не позволяет урезать выборку путем введения поправок, в том числе с помощью использования инструментальных переменных.

В качестве яркого противоречия приведем Рисунок 83. Видно, что теоретический параметр из работы (Baldwin, Alhalboni, & Helmi, 2019) отрицательно связан с показателем «кредиты-к-ВВП», тогда как фактические значения «альфа» с ним связаны положительно. Уже на этом уровне становится понятно, что использование рекомендованных теоретических значений может дать ухудшение финансовой стабильности вместо повышения. Такой феномен называют «эффектом кобры», когда от реализации мер экономической политики достигается результат, ровно противоположный поставленной цели. Название пошло от заглавия книги (Siebert, 2001).



(a) По оси ОУ отложен структурный параметр «альфа»

(b) По оси ОУ отложено фактическое значение параметра «альфа»

Рисунок 83. Фактическое значение «альфа» положительно связано с показателем кредитов к ВВП, при том что теоретическое указывало на прямо противоположную связь

Примечание. Кредиты к ВВП взяты за 2007 г.; для данных 2016 г. связь аналогичная.

Оценки регрессий для трех версий параметра «альфа» доступны в Таблице 80. Год в первом столбце указывает, когда был измерен независимый макроэкономический параметр. Для популяционного параметра из работы (Archer, Karim, & Sundararajan, 2010) не

получается выявить значимого фактора. При этом для теоретического параметра из исследования (Baldwin, Alhalboni, & Helmi, 2019) и для фактического он находится.

Таблица 80 - Рассмотренные спецификации регрессий

Год	Переменная	Параметр «альфа», пп.		
		Популяционный	Структурный	Фактический
2007	DCredit_GDP	-0.0912	-0.271	0.581**
	Intercept	42.68***	55.63***	9.883
	Observations	11	11	15
	R-squared	1.6%	12.3%	30.3%
	l_GDPpc	0.517	-10.68**	4.432
	Intercept	33.27	135.8***	-0.0313
	Observations	10	10	15
	R-squared	0.1%	55.7%	3.9%
	l_Money_mult	-10.7	11.57	5.74
	Intercept	51.85***	28.61*	35.17*
	Observations	11	11	14
	R-squared	12.2%	12.3%	1.4%
2016	CA_GDP	-0.28	-0.59	-0.204
	Intercept	38.63***	43.56***	39.05***
	Observations	10	10	12
	R-squared	4.3%	16.5%	1.0%
	DCredit_GDP	-0.141	-0.188	0.635***
	Intercept	48.38**	55.04**	-6.581
	Observations	8	8	14
	R-squared	5.7%	9.5%	60.5%
	l_GDPpc	0.564	-10.78**	4.929
	Intercept	32.87	136.3***	-4.857
	Observations	10	10	15
	R-squared	0.2%	53.6%	3.9%
Money_mult	0.167	0.108	0.187	
Intercept	34.32**	38.69**	37.38***	
Observations	8	8	14	
R-squared	7.7%	3.0%	2.1%	
CA_GDP	-1.143	0.877	0.183	
Intercept	27.43**	50.06***	40.10***	
Observations	10	10	14	
R-squared	17.3%	9.0%	0.2%	

Примечание. Стат. значимость: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$. Популяционный параметр рассчитан по подходу (Archer, Karim, & Sundararajan, 2010) и взят из исследования (Baldwin, Alhalboni, & Helmi, 2019); структурный параметр рассчитан и взят из исследования (Baldwin, Alhalboni, & Helmi, 2019); фактические значения собраны вручную и приведены в Таблице 21. Заливкой выделены значимые макроэкономические факторы для наглядности.

Здесь можно сделать два основных вывода:

- (1) Для теоретического (структурного) и фактического параметров «альфа» различаются значимые факторы. Для теоретического таковым является ВВП на душу населения. Часто этот показатель ассоциируют с уровнем развития всей экономики. Для фактического же параметра «альфа» значимым оказывается показатель «кредиты-к-ВВП». Его чаще называют мерой развития финансового сектора в стране. На уровне интуиции параметр «альфа» должен скорее быть связан с уровнем развития именно финансов, чем экономики в целом, поскольку он регулирует только финансовые организации.
- (2) Хотя в целом уровень ВВП на душу населения сонаправлен с показателем «кредиты-к-ВВП», видно, что коэффициенты для двух моделей являются противоположными. Для фактического параметра знак положителен, для теоретического – отрицателен. Причем проведенное исследование позволяет в единых измерениях сравнить рекомендации, следующие из двух моделей. При росте показателя «кредиты-к-ВВП» на единицу необходимо установить параметр «альфа» на 60% выше, тогда как, согласно теоретической модели (Baldwin, Alhalboni, & Helmi, 2019), ее нужно снизить на 30%.

Выявленный положительный знак связи «кредитов-к-ВВП» с фактическим значением параметра «альфа» создает эффект контрциклического буфера капитала из Базель III. Чем более развит финансовый сектор страны, тем показатель «кредиты-к-ВВП» выше. В такой ситуации исламский банк должен считать, что его риски больше. Для этого он в большей степени (с большим параметром «альфа») будет учитывать инвестиции за счет средств специальных инвестиционных счетов PSIA. Поэтому при неизменном капитале поднятие параметра «альфа» будет давать сдерживающий эффект, не позволяя «финансовому пузырю» раздуваться.

Возможно, изначально регулирование достаточности капитала исламских банков не предполагало такого антициклического механизма, но по факту реализация такого регулирования разными странами служит подтверждением его существования.

4.2. Вероятностно-статистическая модель регулятора (ПВР)

При адаптации модели Васичека регулятор ввел ряд дополнений. Опишем их.

4.2.1. Основные параметры надзорной формулы

Стандартизованный подход и переход на ПВР

Если банк не готов использовать статистику о невозвратах кредитов в рамках ПВР или не получил одобрения регулятора на такое использование (например, не прошел проверку, валидацию моделей), то банк использует стандартизованный подход (SA), когда правило определения риск-веса задается регулятором. Идея связать риск-вес и внешние кредитные рейтинги, присвоенные международными кредитными рейтинговыми агентствами Moody's, Standard and Poor's и т.п., была предложена в соглашении Базель II в 2004 г. В Базель III этот подход сохранен (BCBS, 2020, p. 187 из 1626; пар. 20.17) (Таблица 81), хотя в нем рассматриваются модификации (BCBS, 2015), приближающие SA к ПВР.

Таблица 81 - Пример риск-весов для требований к заемщикам ЮЛ по подходу SA

Разряд рейтинговой шкалы	AAA до AA-	A+ до A-	BBB+ до BB-	ниже BB-	Без рейтинга
Риск-вес RW	20%	50%	100%	150%	100%

Чтобы требования к капиталу банков были более консервативными, БКБН ввел два дополнительных параметра:

- 1) множитель альфа (α). Он использовался, чтобы сгладить переход с Базель I на Базель II, а именно чтобы норматив достаточности капитала резко не менялся. В 2003 г. множитель предложили на уровне 1.5, в 2006 г. снизили до 1.06, добавив, что он должен применяться по усмотрению национального регулятора, с 2022 г. его должны отменить, т.е. принять равным 1.0. Можно предположить, что этот множитель призван компенсировать модельный риск в ПВР. Но тогда с учетом выявленных в работе искажений в оценке кредитного риска (Таблица 125) его отмена с 2022 г. неоправданна;

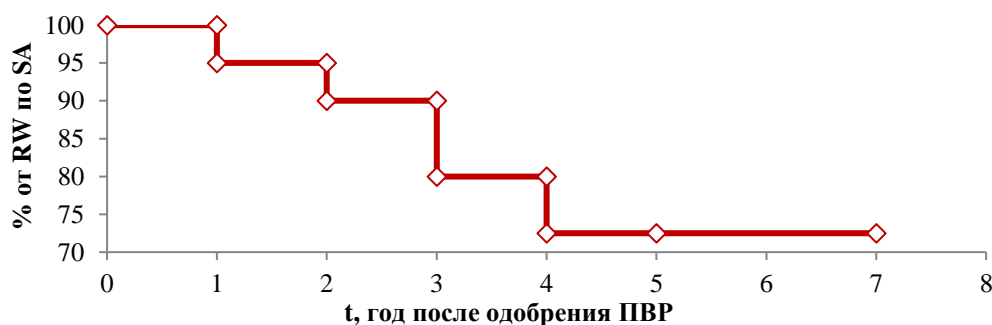


Рисунок 84. Поэтапный учет риск-весов по ПВР в нормативе достаточности CAR

2) ограничение на минимальную оценку кредитного риска (ϕ) (output floor). Данный параметр также призван исключить существенные изменения в нормативе достаточности капитала, но при переходе с SA на ПВР. Результирующий риск-вес (но не ожидаемые потери) выбираются как максимальное значение из оценки риска по ПВР и риск-веса по стандартизованному подходу, где последний умножен на ϕ . Действующий с 2019 г. график перехода по годам представлен на Рисунке 84.

$$RW_i = \max(UL_i; \phi \cdot RW_{SA}) \quad (120)$$

Важность изучения именно переходов в экономике, а не просто равновесных состояний отмечена в исследовании (Taylor, 1993, p. 203). Вопросы проектирования подобного перехода (реформ) от одного состояния регулирования к иному обсуждаются в работах (Полтерович В. М., 2007), (Полтерович В. М., 2012).

Вероятность системного кризиса и корреляция активов

В 2001 г. БКБН рассматривал возможность того, что оценка кредитного риска портфеля будет ошибочной раз в 200 лет, закладывая $p_Y = 0.5\%$ (BCBS, 2001b, p. 36). После обсуждений БКБН сделал это требование более консервативным, чтобы банк мог ошибиться в оценке риска только раз в 1000 лет (BCBS, 2005d, p. 11), т.е. $p_Y = 0.1\%$. Хотя требование большей надежности воспринимается **стейкхолдерами** банка позитивно, по факту видно, что данное требование нереалистично. Финансовые кризисы происходят каждые 5-10 лет. Ряд исследователей (Rebonato, 2007, p. 221), (Dewatripont, Rochet, & Tirole, 2010, p. 93), (Zimprer, 2014) также считают уровень в 1000 лет существенно завышенным.

Тем не менее в итоге БКБН предлагает следующую формулу оценки кредитного риска отдельно взятой ссуды в рамках портфеля:

$$p_i(PD_i, 0.1\%) = N\left(\frac{N^{-1}(PD_i) + N^{-1}(0.999)\sqrt{R_i}}{\sqrt{1-R_i}}\right) \quad (121)$$

БКБН определил параметр корреляции активов R_i в виде формулы (2) в соглашениях Базель II (BCBS, 2006а), Базель III (BCBS, 2019с) и в России (Банк России, 2015а). Эволюция параметров формулы представлена в Таблице 82. Идея формулы корреляции активов (2) состоит в том, что чем выше вероятность дефолта, тем ниже корреляция активов (Рисунок 85). Это означает, что чем менее надежен заемщик, тем меньше оценка его кредитного риска увеличивается в кризис, поскольку она у него уже

высока. Определяя параметр R_i таким образом, БКБН явно нарушает предпосылку модели Васичека (27) об отсутствии связи между ними.

Таблица 82 - Эволюция параметров корреляции активов

#	Класс активов	Год	$R_{0,i}$, %	$R_{MIN,i}$, %	$R_{MAX,i}$, %	η	Источник
1.	Все классы (фиксированно)	2001	20	н/п	н/п	н/п	(BCBS, 2001b, pp. 36, par. 172)
2.	Все классы (переменно)	2002	н/п	10	20	-50	(Lopez, 2002, p. 18)
3.	Требование к иным ЮЛ	2003	н/п	12	24	-50	(BCBS, 2003)
4.	Требования к малым и средним предприятиям (SME)	2003	-4	12	24	-50	
5.	Требования по объектам недвижимости с высоковолатильными ценовыми параметрами (HVCRE)	2003	н/п	12	30	-50	
6.	Требования по возобновляемым кредитным требованиям (qualifying revolving retail, QRR)	2003	н/п	2	17	-35	
7.	Прочие кредиты ФЛ (Other retail)	2003	н/п	2	11	-50	
8.	Требования по возобновляемым кредитным требованиям (qualifying revolving retail, QRR)	2004	4	н/п	н/п	н/п	(BCBS, 2004)
9.	Требования по ипотеке (mortgage)	2004	15	н/п	н/п	н/п	
10.	Прочие кредиты ФЛ (other retail)	2004	н/п	3	16	-35	
11.	Требования к глобальным системно значимым фин. орг. (SIFI)	2009	н/п	15	30	-50	(BCBS, 2009c, p. 30)

Примечание. н/п – не применимо.

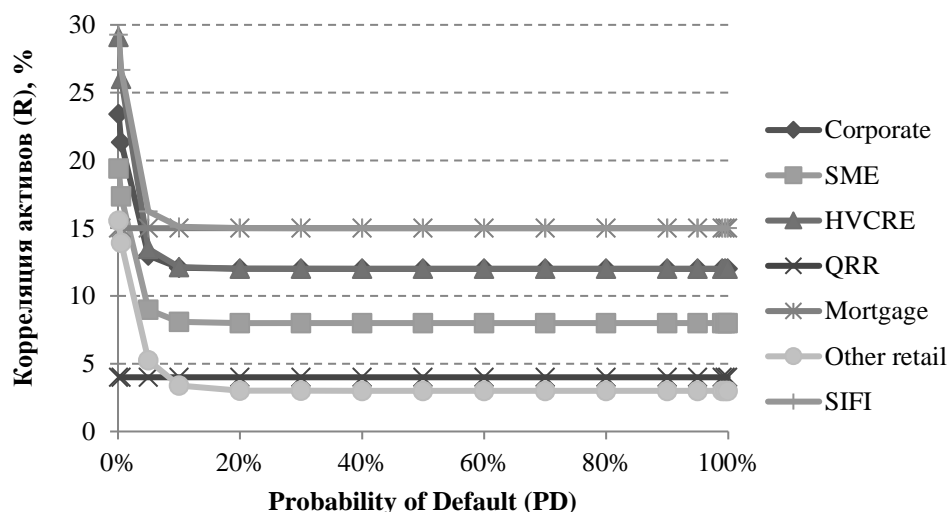


Рисунок 85. Зависимость корреляции активов R и вероятности дефолта по БКБН

В таком виде вероятностно-статистическую модель регулятора называют **подходом внутренних рейтингов, ПВР (internal-ratings-based, IRB)**. БКБН выделил два варианта перехода на ПВР: базовый и продвинутый. В базовом от банка требуется разработать только эконометрические модели PD. В продвинутом – требуется дополнительно разработать

модели LGD и EAD (см. подробнее в разделах 4.2.4 и 4.2.5). В базовом ПВР параметры LGD и EAD определяются регулятором. Для розничных ссуд (ФЛ) доступен только продвинутый подход.

Указанную выше формулу БКБН можно упростить. Например, автор (Lopez, 2002, p. 18) предлагает следующую запись для стандартных корпоративных заемщиков (ЮЛ):

$$R_i = R_{MAX,i} - R_{MIN,i} \cdot \left(\frac{1 - e^{-\eta \cdot PD_i}}{1 - e^{-\eta}} \right). \quad (122)$$

Исследователь (Repullo R., 2013) предлагает даже более простую формулу:

$$R_i = R_{MIN,i} \cdot (1 + e^{-\eta \cdot PD_i}). \quad (123)$$

Альтернативой регулирования корреляции активов в ПВР для ипотечных кредитов может быть запрет выдачи таких кредитов в иностранной валюте, как реализовано в Евросоюзе после кризиса 2007-09 гг. (Пеникас & Малков, 2012).

Ожидаемые и непредвиденные потери

Для ПВР БКБН делит оценку кредитного риска $ГП_\alpha$ на ожидаемые (EL_i) и непредвиденные (UL_i) потери (BCBS, 2005d):

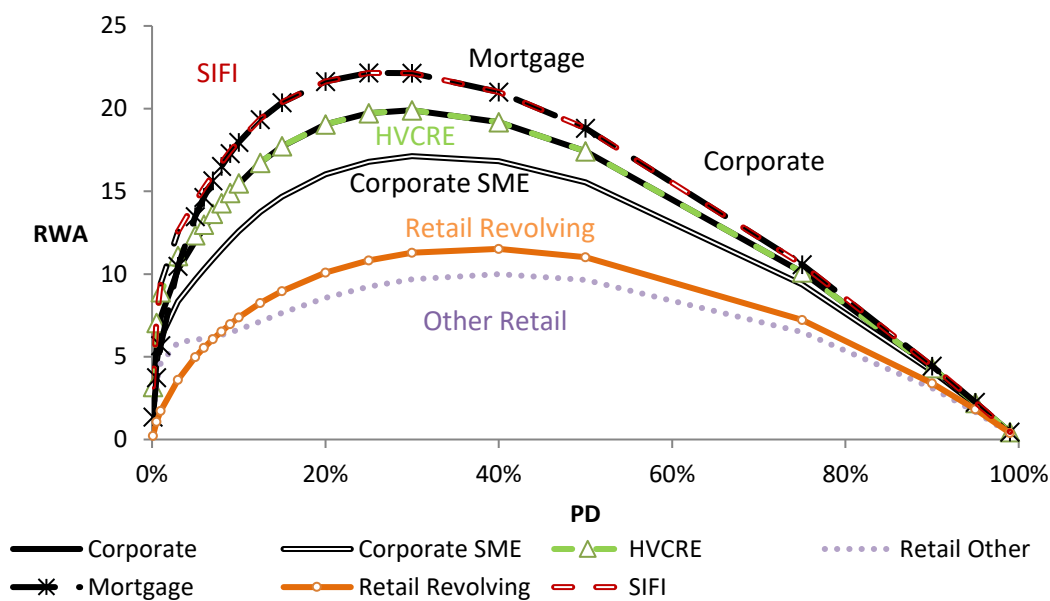
$$ГП_\alpha = EL_i + UL_i, \quad (124)$$

$$EL_i = PD_i \cdot LGD_i \cdot EAD_i;$$

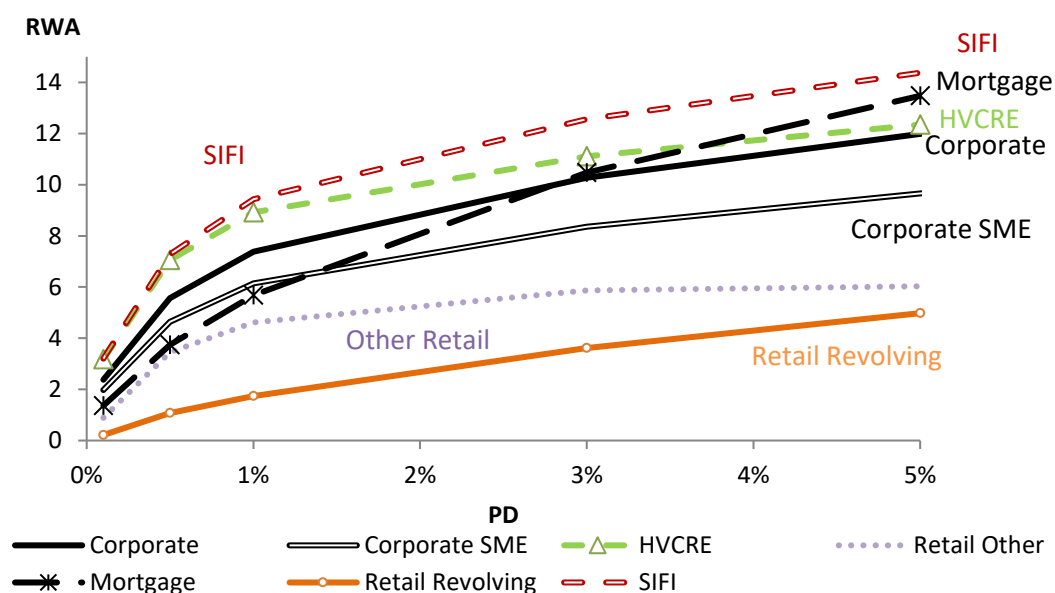
$$\text{где } UL_i = (p_i(PD_i, 0.001) - PD_i) \cdot LGD_i \cdot EAD_i. \quad (125)$$

Величина непредвиденных потерь как функция от значений вероятности дефолта PD для основных классов ссуд по подходу БКБН представлена на Рисунке 86.

БКБН выделил два широких класса кредитных требований: корпоративные (нерозничные) кредиты юридическим лицам (ЮЛ) и розничные (ссуды физическим лицам, ФЛ). (BCBS, 2019g) выделил в отдельные классы: кредиты, которые являются субординированными долгами; обеспеченные облигации; долевые инструменты, по которым не производится вычет из капитала. Из Рисунка 86 видно, что в классе корпоративных ссуд непредвиденные потери по ПВР по кредитам малым и средним предприятиям (SME) ниже, чем для иных кредитов этого класса при том, что ожидаемые потери не меняются при одном и том же значении PD. В классе розничных кредитов оценка кредитного риска по ПВР получается ниже у возобновляемых кредитов ФЛ, чем по ипотечным.



(a) Представление для PD, находящихся в интервале [0; 100%]



(b) Представление для PD, находящихся в интервале [0; 5%]

Рисунок 86. Различие требований к капиталу (непредвиденных потерь) по разным классам активов

4.2.2. Поправка на срочность

Чем дольше срок кредита, тем выше риск его невозврата (McCoy, 2008), (Petrov & Pomazanov, 2009). Авторы (Petrov & Pomazanov, 2009) показали, что особенно для LDP при срочности кредита в два-три года высока недооценка кредитного риска. Чтобы отразить эффект срочности кредита в ПВР, БКБН ввел поправку MA как множитель к оценке непредвиденных потерь.

В 2001 г. была предложена следующая формула данного множителя (версия 01, Mult_01):

$$MA = 1 + (M - 3) \cdot b_i, \quad (126)$$

где M – это исходный (контрактный, не оставшийся до погашения) срок кредита в годах;

$$b_i = \frac{0.0235 \cdot (1 - PD_i)}{(PD_i)^{0.44} + 0.047 \cdot (1 - PD_i)} \quad (127)$$

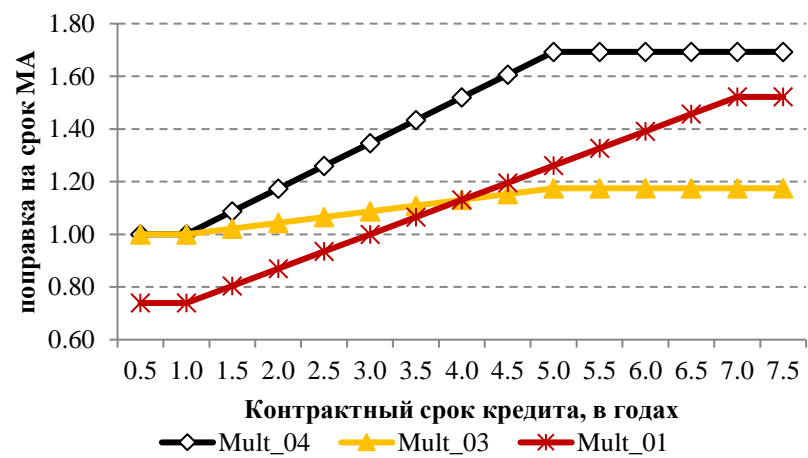
В 2003 г. заменили формулу для b_i на следующую (версия 02; Mult_03):

$$b_i = (0.08451 - 0.05898 \cdot \log(PD_i))^2 \quad (128)$$

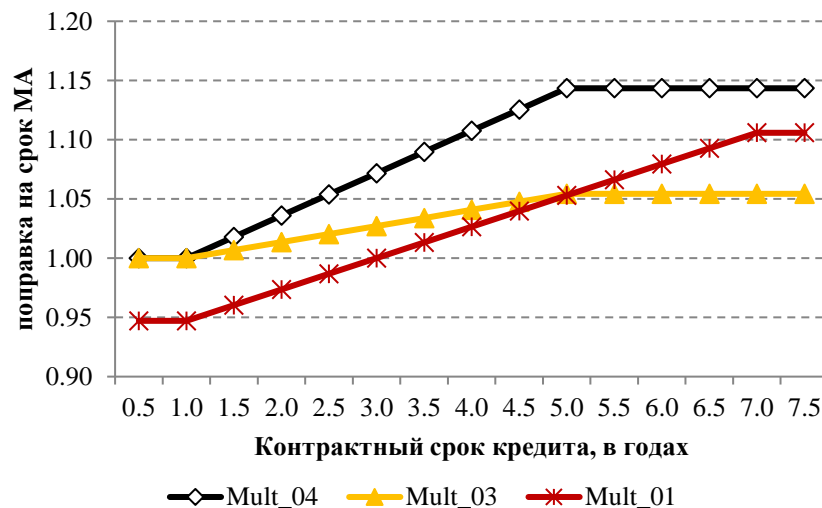
В 2006 г. заменили формулы для множителя MA и для b_i (версия 03; Mult_04).

$$MA = \frac{1 + (M - 2.5) \cdot b_i}{1 - 1.5 \cdot b_i} \quad (129)$$

$$b_i = (0.11852 - 0.05478 \cdot \ln(PD_i))^2 \quad (130)$$



(a) PD=1%



(b) PD=30%

Рисунок 87. Эволюция корректировки кредитного риска на срочность в ПВР

Стоит обратить внимание, что с 2003 по 2006 г. был заменен логарифм в формуле для b_i с двоичного (**log**) на натуральный (**ln**). Эффект изменения поправки на срок приведен

на Рисунке 87.

Обсуждая эффект срочности, целесообразно указать на две часто упускаемые из виду особенности. Во-первых, при низкой вероятности дефолта – по сути, для низкодефолтных портфелей – кредиты свыше года получали бы отрицательное требование к капиталу, см. (Osadchiy, 2021) (Рисунок 88). Не исключено, что поэтому в ПВР введено ограничение на минимальное значение PD величиной 0.03% в Базель II и 0.05% – в Базель III. Во-вторых, может показаться странным, почему удлинение срока в таком случае снижает требования к капиталу, т.е. уменьшает оценку кредитного риска. Ведь, казалось бы, с увеличением срока возврата растет неопределенность того, сможет ли заемщик вернуть долг. Однако именно такой эффект уменьшения кредитного риска с ростом срока обсуждает нобелевский лауреат по экономике в своей работе (Merton, 1974).

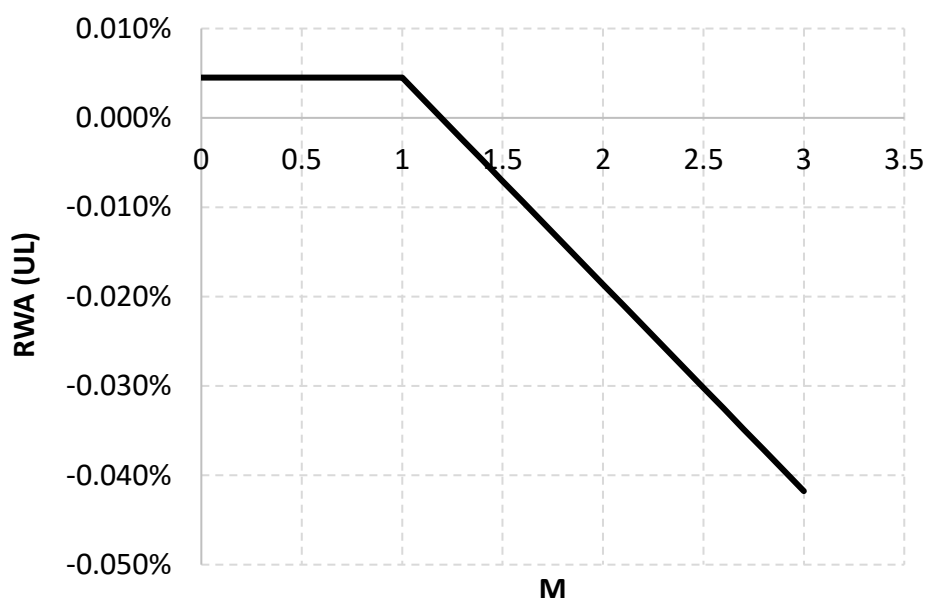


Рисунок 88. При кредитах сроком более года требования к капиталу могут быть отрицательными в ПВР при предельно низкой PD, т.е. для портфелей LDP

Мертон замечает, что рост неопределенности дает двойной эффект. С ростом срока кредитования у заемщика больше шансов найти альтернативный источник погашения долга, если возникнут проблемы с основным. Тем не менее для целей банковского регулирования были использованы только консервативные соображения, что рост срока увеличивает кредитные риски.

4.2.3. Учет двойного дефолта заемщика и поручителя

Другой модификацией со стороны БКБН является учет явления двойного (одновременного) дефолта (double-default, DD) заемщика (B, O) и поручителя (G). Было две возможности по учету данного явления: от 2001 и 2006 гг.

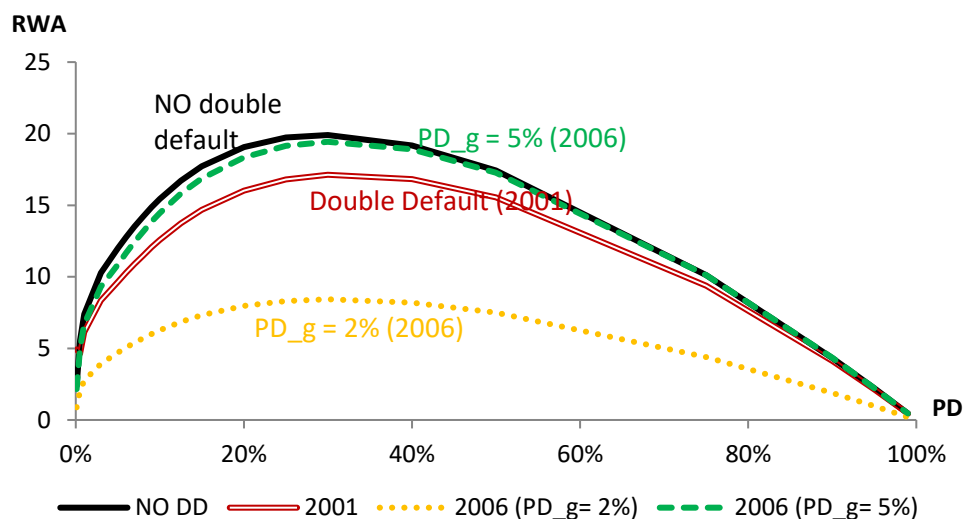


Рисунок 89. Поправка на явление двойного дефолта (одновременного дефолта заемщика и поручителя)

Примечание. LGD_g = 5%; LGD_o = 45%; w = 0%.

В 2001 г. непредвиденные потери при наличии поручителя определялись следующим образом (BCBS, 2001a, pp. 38, par. 183). Для суммы, гарантированной поручителем, присваивается вероятность дефолта \widetilde{PD} :

$$\widetilde{PD} = w \cdot PD_B + (1 - w) \cdot PD_G, \quad (131)$$

где вес $w = \{0; 0.15\}$ выбирается банком. Необеспеченной поручителем части кредита присваивается PD заемщика. Таким образом, происходит практически полное замещение вероятности дефолта заемщика на такого поручителя.

В 2006 г. расчет непредвиденных потерь при наличии поручителя изменили на следующий (BCBS, 2006a, pp. 66, par. 284):

$$UL_{DD} = UL_o \cdot (0.15 + 160 \cdot PD_g), \quad (132)$$

$$\text{где } UL_o = (p_o(PD_o; 0.1\%) - PD_o) \cdot LGD_g \cdot EAD_o \cdot \widehat{MA}(\min(PD_o; PD_g)). \quad (133)$$

Если в 2001 г. эффект поручителя, или двойного дефолта, отражался только на вероятности дефолта, то в 2006 г. – на вероятности дефолта и уровне потерь при дефолте. Сравнение оценки непредвиденных потерь для обеих версий приведено на Рисунке 89. В 2017 г. БКБН принял решение отменить возможность учета двойного дефолта.

4.2.4. Взаимосвязь параметров PD и LGD

Эволюция требований Базельского комитета в ПБР

Фактическая величина кредитного риска по ссуде зависит не только от вероятности дефолта, но и от того, сколько банк ожидает взыскать по ней в случае дефолта. Большая эффективность взыскания может ассоциироваться с наличием большего и более ликвидного залога. Поэтому БКБН выделил уровень потерь в случае убытка (LGD), который равен доле из ста от суммы кредита, которую банк может потерять в случае наступления дефолта.

$$LGD = 1 - RR, \quad (134)$$

где RR – уровень взыскания, измеряемый в процентах от величины ссуды. Тогда величину кредитного риска для ссуды в рамках портфеля для цели ПБР определяют как

$$p_i(PD_i; 0.1\%) \cdot LGD. \quad (135)$$

БКБН разделил LGD по обычным и субординированным кредитам (последние возвращаются после иных кредитов). Для субординированных взято значение 75%. Для обычных кредитов исходно ставился уровень 50% в 2001 г.; потом 45% в 2006 г. и 40% с 2022 г. В продвинутом ПБР банку необходимо разработать модели для каждого параметра PD, LGD, EAD. Одним из ответов БКБН на кризис 2007-09 гг. стало требование для сегмента розничных ипотечных кредитов использовать значения LGD как наибольшее из оценок по моделям и 10% (BCBS, 2009a).

Исследователи выявили, что распределение плотности вероятностей для параметра LGD является **бимодальным** (Ozdemir & Miu, 2009, стр. 18), (Arsova, Haralampieva, & Tsvetanova, 2011, стр. 3), (Yao, Crook, & Andreeva, 2014, p. 2), (Карминский, Лозинская, & Ожегов, 2016, p. 25), (Vujnović, Nikolić, & Vujnović, 2016, p. 473), (Frontczak, Jaeger, & Schumacher, 2017, стр. 658). Аналогичное свойство характерно для распределения плотности параметра PD (Witt, 2014), когда последний оценивается для дискретных событий дефолта, а не выводится из модели Васичека, предполагающей гауссовские доходности активов.

Параметр LGD может быть оценен двумя подходами: на основе данных о взыскании (workout – для ЮЛ; collection – для ФЛ) по кредитам (cashflow-based LGD) или на основе рыночного подхода (market-based LGD). Чтобы получить надежную оценку LGD в первом случае, необходимо иметь достаточно данных. На сегодня одними из самых длинных рядов данных обладает американская некоммерческая банковская ассоциация Global Credit Data (URL: <https://www.globalcreditdata.org/>). Исследователи (Dullmann & Trapp, 2004), рассмотрев данные за 1982-1999 гг., утверждают, что оценка LGD по данным о взыскании кредитов менее чувствительна к изменениям системного фактора, чем оценка по рыночному подходу. Поэтому авторы заключили, что использование данных о

взыскании по кредитам недооценивает кредитный риск (в их терминах – экономический капитал банка).

Исследователь (Bhatia, 2006, p. 285), цит. по (Seidler, 2008), обосновывает формат реализации второго (рыночного) подхода. Данный подход для России реализован у автора (Антонова, 2013). Модель LossCalc рейтингового агентства Moody's также использует рыночный подход для расчета LGD и построена по данным о 1 800 фирм (дефолтов и недефолтов поровну) с 1981 по 2000 г. (Gupton & Stein, 2002). LGD было рассчитано как изменение цены облигации за один месяц после объявления дефолта. При этом основным драйвером уровня взысканий RR был ВВП.

Знак умножения в выражении (135) означает независимость параметров PD и LGD как случайных величин. Тем не менее ряд исследователей (Frye J. , 2000a), (Frye J. , 2000b), (Jarrow, 2001), (Hu & Perraudin, 2002), (Jokivuolle & Peura, 2003), (Carey & Gordy, 2003), (Giese, 2005), (Ozdemir & Miu, 2009), (Witzany J. , 2009), (Meng, Levy, Kaplin, Wang, & Hu, 2010), (Chava, Stefanescu, & Turnbull, 2011), (Folpmers, 2012), (Han C. , 2016) , (Eckert, Jakob, & Fischer, 2016), (Fischer, Köstler, & Jakob, 2016), (van Vuuren, de Jongh, & Verster, 2017) указывают, что на практике существует положительная корреляция PD-LGD (PLC) от +8 до +80%. Ученые (Altman, Brooks, Resti, & Sironi, 2005) получили оценку PLC в 51% для торгуемых облигаций США с 1982 по 2000 г. Авторы (Miu & Ozdemir, 2006) считают, что оценку кредитного риска по ПБР необходимо увеличить на 35-45%, чтобы учесть эффект PLC. Исследователи (Meng, Levy, Kaplin, Wang, & Hu, 2010) заявляют сопоставимую оценку увеличения на 45%. Хотя в рамках Базель III предусмотрены буферы капитала к нормативу CAR, учет недооценки по Moody's требует поднятия минимального значения норматива еще на 1.1 пп. Учитывая разные особенности экономик, которые могли найти отражение в разных деталях реализации ПБР (BCBS, 2014a), можно ожидать, что эффект PLC различается по странам.

Рассмотрим подробнее, как исследовали PLC и какой эффект на оценку кредитного риска портфеля ссуд для ПБР такое явление создает. В 2001 г. БКБН допускал PLC только для сегмента специализированного кредитования (specialized lending, SL) (BCBS, 2001), который, как правило, не являлся доминирующим в кредитном портфеле банков, переходящих на ПБР. Исследуя PLC, чаще всего подтверждают наличие положительной связи параметров. Исключением является работа (Carey & Gordy, 2003), где такой связи не обнаружено в данных с 1970 по 1999 г., хотя для части периода 1988-1998 гг. она была выявлена. Наибольшее число работ исследуют данные по корпоративным облигациям США с 1980 по 2010 г., кроме (Witzany J. , 2009), где рассмотрены данные по кредитам ФЛ в Чехии с 2002 по 2008 г. В последней работе связь PLC составила +8%.

Исследователь (Han C. , 2016) утверждает, что явление PLC лучше всего описывается одной из следующих функциональных форм связи PD и LGD:

Степенной:

$$LGD_i = \varphi_{0i} PD_i^{\varphi_{1i}}; R^2 = 0.56; \quad (136)$$

Линейной:

$$LGD_i = \varphi_{0i} + \varphi_{1i} PD_i; R^2 = 0.54; \quad (137)$$

Logit:

$$LGD_i = \frac{1}{1 + \exp(-\varphi_{0i} - \varphi_{1i} PD_i)}; R^2 = 0.55. \quad (138)$$

Эти зависимости автор (Han C. , 2016) вывел для данных об одной тысяче необеспеченных облигаций США с 1982 по 2011 г. Он утверждает, что принципиальная разница данных форм в их влиянии на размер ожидаемых EL и непредвиденных UL убытков. С одной стороны, для степенной функции ожидаемые убытки наибольшие, поскольку она дает оценку LGD +58% для среднего уровня дефолтов по облигациям США PD = 1.67%. С другой стороны, прирост LGD в степенной функции снижается с ростом PD, чего не отражает линейная функция для значений PD более 3.5%. Поэтому автор заключает, что непредвиденные потери будут наибольшими для линейной формы.

В работе (Eckert, Jakob, & Fischer, 2016) в развитие (Miu & Ozdemir, 2006) взаимосвязь параметров PD-LGD дополняется связью с параметром EAD. Авторы (Eckert, Jakob, & Fischer, 2016) доказывают, что оценку кредитного риска нужно увеличить в 1.93 раза, если корреляция PD-LGD-EAD равна +70%.

Ученые (Fischer, Köstler, & Jakob, 2016) включают явление PLC в модель CreditRisk+, разработанную банком Credit Suisse в 1996 г. Они показывают, что ожидаемые потери и мера риска границы потерь 99%-го уровня для величины кредитного риска портфеля возрастают на +7% и +24%, соответственно, при приросте корреляции PLC на +10%.

Исследователи (Black & Cox, 1976) допускают возможность дефолта до истечения срока возврата долга, чего нет в базовой модели (Merton, 1974). В ней уровень взыскания RR должен быть постоянным, если уровень долга фиксирован. Поэтому PLC может не наблюдаться в модели Мертона и Васичека, если следовать логике (Cohen & Costanzino, 2017).

Вероятно, из-за трудоемкости в получении оценки PLC регулятор предложил отразить эквивалентную недооценку кредитного риска в увеличении параметра уровня потерь при дефолте на поправку в кризис (downturn adjustment, DT) LGD_{DT} , т.е.

$$p_i(PD_i; 0.1\%) \cdot LGD_{DT}. \quad (139)$$

Такой учет позволяет сохранить знак умножения между PD и LGD, но дать оценку

кредитного риска, соответствующую неучтенной величине. Тем не менее авторы (Meng, Levy, Kaplin, Wang, & Hu, 2010) заявляют, что такая стрессовая оценка LGD недостаточна для компенсации недооценки кредитного риска.

В работе (Altman E. , 2011) приводится выдержка из требований регулирования США и заявляется следующая формула для определения LGD_{DT} :

$$LGD_{DT} = 8\% + 92\% \cdot LGD. \quad (140)$$

Тем не менее в исходных требованиях (US FRS, 2006, p. 340) сказано, что независимая переменная LGD в указанной формуле уже должна учитывать поправку на кризис. Формула (140) только предлагает сделать оценку параметра более консервативной, когда значения LGD малы (Рисунок 90).

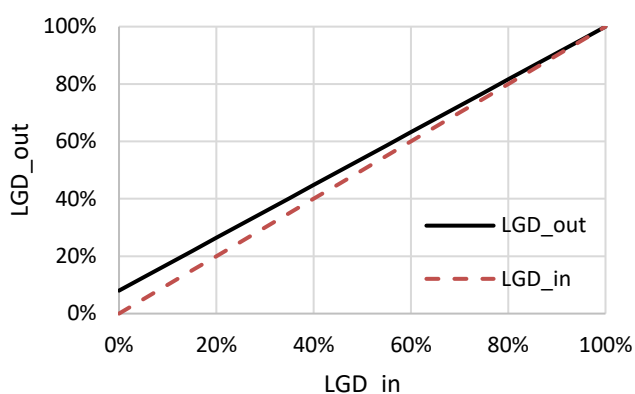


Рисунок 90. Предлагаемый в США подход по определению величины LGD
 Примечание. LGD_in – LGD (на вход); LGD_out – LGD (на выходе; предложено в работе (Altman E. , 2011)).

PLC для российских компаний

Авторы (Ermolova & Penikas, 2017b) выявили на данных, что корреляция PD-LGD (PLC) составляет +29% для крупных заемщиков-предприятий в России, чьи облигации торгуются на бирже.

В Таблице 83 приведена корреляционная матрица между параметрами PD и LGD, где PD получены из разных спецификаций. Интересно, что коэффициент PLC мал, если рассматривать цены облигаций после дефолта.

Учтем ограничения данных, описанные выше, что после дефолта торги облигациями сокращаются, а котировки часто не меняются. Поэтому целесообразно обратить внимание на корреляцию, когда LGD рассчитывается по котировкам до дефолта. Тогда результаты уже положительно значимы. В частности, на периоде за 60 дней до дефолта наблюдается наивысшая корреляция между параметрами PD и LGD, достигающая +29%, что сопоставимо с +45%, выявленными по данным для США (Meng, Levy, Kaplin, Wang, & Hu, 2010).

Таблица 83 - Корреляция параметров PD и LGD при разных сроках дефолта

До/после дефолта	Число дней	PD model (logit)			
		Cross-section		Панельные данные	
		Вне наблюдений (4)	Вне времени (3)	Random effect (2)	Pool (1)
До	90	0.1362	0.2254	0.2318	0.1839
	60	0.1402	0.2854	0.1716	0.2082
	30	0.1685	0.2301	0.1392	0.1361
После	0	0.1187	0.1571	0.1041	0.1261
	30	0.0032	0.0279	0.0628	0.0051
	60	0.0216	-0.0189	0.0869	0.0693
	90	-0.0211	-0.0032	0.0831	0.0568

Для проверки устойчивости результатов рассмотрим оценки PD и LGD на агрегированных данных, не на уровне заемщиков-эмитентов. Возьмем два варианта к определению эквивалента вероятности дефолта – выборочной доли дефолтов DR. Рассчитаем ее по объему и по количеству (Рисунки 91, 92; Таблица 84).

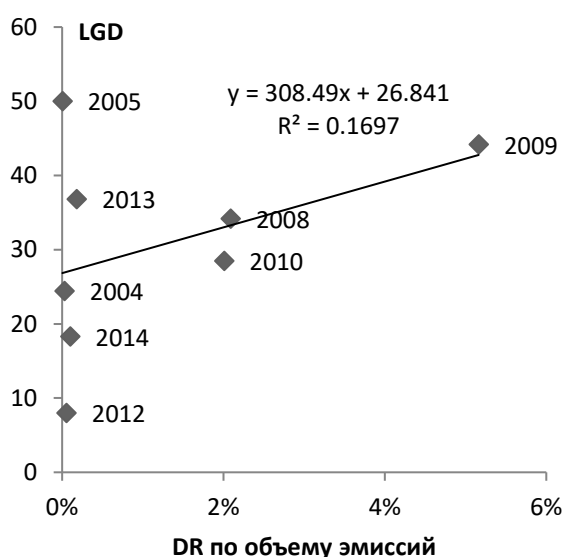


Рисунок 91. Связь PD и LGD в момент дефолта с учетом объема эмиссий

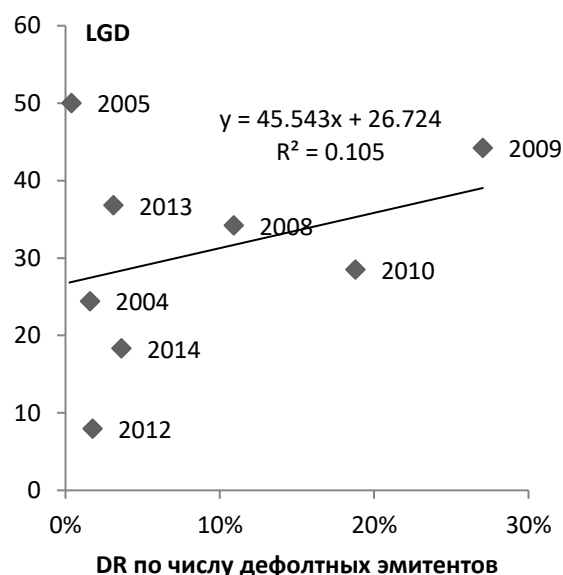


Рисунок 92. Связь PD и LGD в момент дефолта с учетом числа дефолтных эмитентов

В первом случае под DR понимается отношение суммы номиналов облигаций, по которым объявлен дефолт, к сумме номиналов всех облигаций. Во втором – это отношение числа эмитентов, объявивших дефолт, ко всему числу эмитентов. На Рисунках 91, 92 отражен подход (Altman, Brooks, Resti, & Sironi, 2005), когда связь PD-LGD рассмотрена в момент дефолта. В указанном исследовании доля объясненной дисперсии LGD составляла до 51% при линейной форме модели. В нашем случае она равна +17% по объему эмиссий.

Таблица 84 - Наблюдаемые выборочные доли дефолта и уровни убытка при дефолте

Год	Объем эмиссий, млрд. руб.	Объем дефолтных эмиссий, млрд. руб.	DR (1) по объему эмиссий	Всего эмитентов, шт.	Всего дефолтных эмитентов, шт.	DR (2) по числу эмитентов	LGD в дату дефолта
2014	6,623.01	6.54	0.10%	359.00	13.00	3.62%	18.32
2013	5,189.32	9.26	0.18%	353.00	11.00	3.12%	36.80
2012	4,165.75	2.20	0.05%	342.00	6.00	1.75%	7.97
2011	3,436.58	6.57	0.19%	349.00	25.00	7.16%	
2010	2,965.43	59.53	2.01%	394.00	74.00	18.78%	28.50
2009	2,568.75	132.58	5.16%	440.00	119.00	27.05%	44.19
2008	1,814.99	37.88	2.09%	495.00	54.00	10.91%	34.19
2007	1,272.04	2.05	0.16%	487.00	3.00	0.62%	-
2006	905.62	0.40	0.04%	391.00	1.00	0.26%	-
2005	481.26	0.01	0.00%	253.00	1.00	0.40%	50.00
2004	263.35	0.07	0.03%	189.00	3.00	1.59%	24.42
2003	159.51	-	0.00%	162.00	1.00	0.62%	-
2002	112.32	0.05	0.04%	108.00	1.00	0.93%	-

Примечание. Пропуск для LGD означает, что либо в указанном году не было дефолтов, либо облигации после дефолта не торговались и невозможно рассчитать LGD рыночным подходом.

PLC для российских банков

Сложность оценки эффекта PLC состоит в том, что не существует идеальных наблюдений, по которым есть некрайние значения PD и LGD, поскольку в фактически наблюдаемых есть только крайние. Можно наблюдать либо оплачиваемые кредиты, по ним – нулевое PD и нулевое LGD; или дефолты по кредитам, когда PD = 100% и положительное значение LGD (хотя оно может по факту выходить за пределы интервала [0; 1]). Таким образом, у нас нет одновременных данных по PD и LGD.

Поэтому на основе разработанных моделей PD и LGD российских банков (см. Приложение 5 и Таблицу 72) построим прогнозы данных параметров на едином массиве и сравним их (Рисунок 93). Рассмотрим три группы наблюдений: полную и две усеченные (Таблица 85). На полной выборке корреляция PD-LGD составляет -11%. Во многом это результат наличия крайних наблюдений с низкими оценками PD и высокими оценками LGD. Они включают отечественные СЗКО, на которые приходится более 70% активов. Среднее PD по ним равно 0.8%, если исключить два банка (подготовленный к продаже и банк, который не раскрывает публично отчетность). По рассмотренной усеченной выборке СЗКО среднее LGD равно 37% (для сравнения среднее фактическое значение LGD равно 63%).

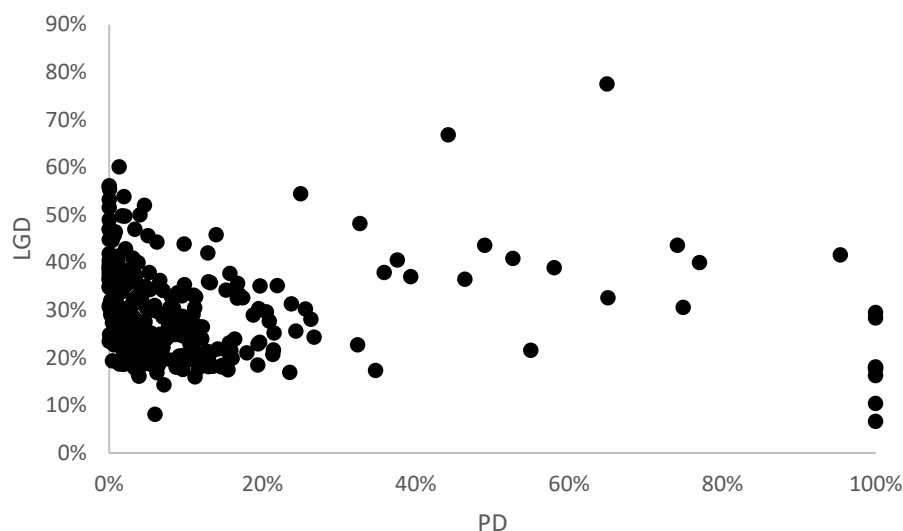


Рисунок 93. Соотношение вневыборочных прогнозов PD и LGD для российских банков на данных февраля 2021 г.

Если ограничить выборку по PD, то эффект PLC будет положительным (Таблица 85). PLC возрастает до +35%, если взять интервал [0.3; 0.8] для PD. Доверие к нему меньше, чем ко второму случаю с просто исключенными краями, поскольку в основе лежит только 18 наблюдений против 272. Поэтому целесообразно оценивать эффект PLC в +22% для российских банков.

В качестве кросс-проверки стоит обратиться к оценке параметра корреляции ошибок в модели Хекмана для модели LGD из Таблицы 72. Он значим и равен +24%, что соответствует нашей оценке в +22%.

Таблица 85 - При исключении крайних значений по PD эффект PLC является строго положительным

№	Интервал PD	январь '21	февраль '21	Ср. знач.	Число банков в фев. 21
1	PD [0; 1]	-17.6	-4.9	-11.2	321
2	PD (0;1)	19.5	24.9	22.2	272
3	PD из [0.3; 0.8]	52.7	17.1	34.9	18

Для понимания эффекта на оценку кредитного риска сгенерируем упрощенное двумерное распределение PD и LGD со следующими параметрами. Возьмем гамма- и бета-распределения, соответственно, так, чтобы средние и стандартные отклонения в наибольшей степени соответствовали фактическим PD и LGD российских банков. Для этого возьмем $(a) = 0.06$, $(b) = 1.86$ для гамма-распределения по PD и $(a) = 0.33$, $(b) = 0.78$ для бета-распределения по LGD. Для восстановления совместного распределения сгенерируем гауссову копулу с параметром, равным значениям PLC из Таблицы 86. В ней

взяты крайние значения PLC из Таблицы 85 и ноль, чтобы увидеть масштаб эффекта при переходе от одной крайней оценки PLC к другой. Рассчитаем величину риска как произведение PD и LGD и возьмем квантиль данного распределения.

В Таблице 86 покажем пять наиболее распространенных в управлении рисками уровней для квантилей: 95% – это самый распространенный уровень в статистике; 97.5% был предложен для меры риска expected shortfall (ES) для рыночного риска в новациях Базель III (BCBS, 2013b); 99% – это уровень рыночного и операционного рисков периода Базель II; 99.5% впервые предлагался для ПВР; 99.9% – окончательный уровень, выбранный для ПВР.

Таблица 86 - Положительный эффект PLC означает, что кредитный риск такого портфеля выше на 30%, чем при его отсутствии

#	квантиль	PLC			Квантиль для 0%/	Квантиль для 35%/
		-11%	0%	35%	Квантиль для -11%	Квантиль для -11%
1	95.0	16.19	18.21	23.62	1.29	1.46
2	97.5	21.75	23.51	31.07	1.32	1.43
3	99.0	28.16	29.61	39.46	1.33	1.40
4	99.5	32.40	34.46	46.23	1.34	1.43
5	99.9	43.66	47.57	62.32	1.31	1.43

Из Таблицы 86 видно, что оценка кредитного риска при PLC +35% примерно на 40-50% выше, чем при PLC = -11%. Относительная разница в оценке кредитного риска примерно соответствует разнице оценок корреляций в PD-LGD.

Поэтому для уровня PLC = +22% можно ожидать, что оценка кредитного риска будет на 20% выше, чем в случае отсутствия такого эффекта (при PLC = 0%).

4.2.5. Риск концентрации

Эволюция требований Базельского комитета в ПВР

Поскольку кредиты могут различаться по величине, то регулятор корректирует оценку кредитного риска на данный параметр (exposure at default, EAD):

$$p_i(PD_i; 0.1\%) \cdot LGD_{DT} \cdot MA \cdot EAD, \quad (141)$$

где EAD (exposure at default) – величина данного кредитного требования, подверженного риску дефолта – значение в денежных единицах размера ссуды, которое может возникнуть на момент наступления дефолта. Данная величина будет отличаться от суммы кредита для *условных обязательств кредитного характера*. Например, для овердрафтов, гарантий, кредитных линий. Они могут быть востребованы заемщиками в будущем, хотя еще не выданы. Подход к определению EAD для срочных инструментов (деривативов) – его называют **credit valuation adjustment (CVA)** – описан в работе (Pykhtin & Zhu, 2006).

Особый интерес представляет рассмотрение смежного показателя, а именно последствий от изменения собственного кредитного риска – **debit valuation adjustment (DVA)**, что рассмотрено в работе (Никитин, Пеникас, & Семенова, 2012).

Когда распределение заемщиков по величине кредитного требования EAD не является равномерным, то говорят о наличии **риска концентрации**. Это значит, что в случаях высокой концентрации одна единица EAD будет соответствовать большей оценке кредитного риска, т.е. имеет место непропорциональный вклад параметра EAD_i в оценку меры риска ΓP_α . Исследования подтверждают, что концентрация увеличивает оценку кредитного риска при прочих равных (BCBS, 2001a, pp. par. 508-515), (Gordy M. , 2004), (Hibbeln, 2010), (Gordy & Marrone, 2012), (Gordy & Lütkebohmert, 2013), (Дугин & Пеникас, 2016, стр. 71-85, гл. 3), кроме (Jahn, Memmel, & Pflugsten, 2013).

В одной из первых версий соглашения Базель II обсуждалась возможность ввода поправки на концентрацию кредитного риска (granularity adjustment, GA) (BCBS, 2001a, pp. par. 508-515) для кредитов ЮЛ, банков, суверенных заемщиков следующего вида:

$$RWA_{ADJ} = RWA + GA, \quad (142)$$

где RWA_{ADJ} – величина взвешенных по риску активов, скорректированная на риск концентрации;

RWA – исходная оценка взвешенных по риску активов до корректировки;

$$GA = EAD \cdot \frac{GSF}{\hat{n}} - 0.04 \cdot RWA, \quad (143)$$

где EAD – совокупная величина кредитных требований ЮЛ в портфеле ссуд банка;

GSF – множитель, корректирующий на эффект концентрации (granularity scaling factor);

$$GSF = (0.6 + 1.8 \cdot LGD_{AG}) \cdot \left(9.5 + 13.75 \cdot \frac{PD_{AG}}{F_{AG}} \right), \quad (144)$$

$$\text{где } F_{AG} = \sum_b s_b \cdot F_b, \quad (145)$$

где b – разряд рейтинговой шкалы в каждом портфеле t ;

s_b – доля в величине совокупных кредитных требований кредитов из разряда b ;

$$F_b = N(1.118 \cdot N^{-1}(PD_b) + 1.288), \quad (146)$$

\hat{n} – эффективное число заемщиков в портфеле,

$$\hat{n} = \frac{1}{\sum_b A_b \cdot H_b \cdot s_b^2}. \quad (147)$$

Указанный подход к вычислению эффективного числа заемщиков в портфеле \hat{n} можно рассматривать как вариант получения взвешенного по уровню кредитного риска и величине кредитных требований числа заемщиков. Здесь можно провести параллель с исследованиями качества жизни. Например, при определении размера семьи в эквиваленте числа взрослых людей взрослым присваивается значение единицы, а детям и пенсионерам

– меньше единицы (Gardes, Gaubert, & Langlois, 1999), (Пеникас Г. И., 2008а), (Айвазян С., 2012). Здесь аналогичная логика. Чем более рискованные заемщики и чем больше размер взятых ими кредитов, тем эффективное число заемщиков будет больше.

$$A_b = \frac{LGD_b^2 \cdot (PD_b \cdot (1 - PD_b) - 0.033 \cdot F_b^2) + 0.25 \cdot PD_b \cdot LGD_b \cdot (1 - LGD_b)}{LGD_{AG}^2 \cdot (PD_{AG} \cdot (1 - PD_{AG}) - 0.033 \cdot F_{AG}^2) + 0.25 \cdot PD_{AG} \cdot LGD_{AG} \cdot (1 - LGD_{AG})}, \quad (148)$$

$$PD_{AG} = \sum_b s_b \cdot PD_b, \quad (149)$$

$$LGD_{AG} = \frac{\sum_b s_b \cdot PD_b \cdot LGD_b}{\sum_b s_b \cdot PD_b}, \quad (150)$$

где LGD_b – взвешенный по величине кредитных требований уровень убытка при дефолте LGD в разряде b ; H_b – показатель концентрации (индекс Херфиндаля–Хиршмана):

$$H_b = HHI = \sum_b \left(\frac{EAD_i}{(\sum_b EAD_i)^2} \right)^2. \quad (151)$$

На Рисунке 94 приведен пример связи поправки на концентрацию GA и величины взвешенных по риску активов RWA.

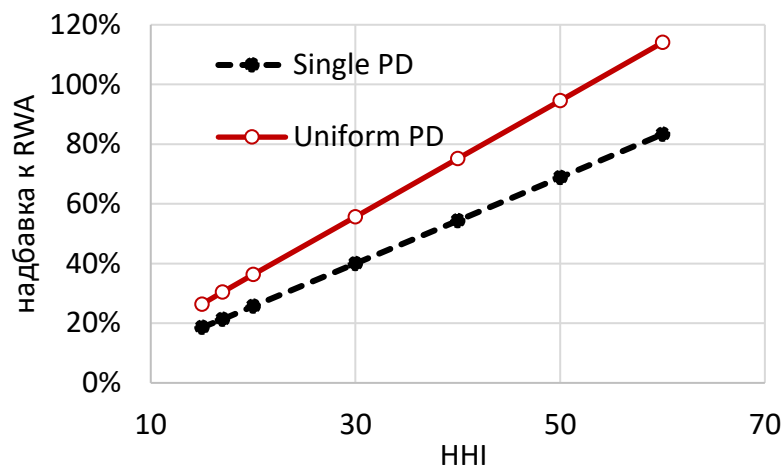


Рисунок 94. Пример вычисления поправки на риск концентрации

По горизонтали приведена мера концентрации H_b (HHI), выраженная в процентных пунктах от максимума в 10 000. Предложенная в проекте Базель II от 2001 г. поправка на концентрацию линейна по индексу концентрации. Чем выше разброс значений вероятности дефолта PD, тем выше надбавка за риск концентрации. Для примера верхняя сплошная линия приведена для равномерно распределенных по заемщикам значений PD, тогда как нижняя пунктирная – соответствует ситуации, когда у всех заемщиков единая оценка PD, равная среднему для ситуации со сплошной линией.

Тогда в 2001 г. регулятор предлагал оценивать кредитный риск с учетом поправки на концентрацию как:

$$p_i (PD_i, 0.1\%) \cdot LGD_{DT} \cdot MA \cdot EAD + GA \quad (152)$$

БКБН утверждает, что 9 из 13 банковских кризисов в странах G10 в период 1978-2002 гг. произошли из-за реализации рисков концентрации (von Westernhagen, et al., 2004, pp. 66, Table 6). Авторы (Tabak, Fazio, & Cajueiro, 2011) указывают, что бразильские банки поступательно увеличивают концентрацию кредитного портфеля. Исследователи (Loutschina & Strahan, 2011) показывают высокую концентрацию банков США в части ипотечных кредитов накануне 2006 г. Ученые (Acharya & Steffen, 2015) показали, что банки увеличили концентрацию суверенных долгов тех стран ЕС, в которых был наибольший спад в 2011-2012 гг.

Первое описание поправки на риск концентрации после проекта Базель II (BCBS, 2001a) появилось в исследовании (Gordy M. , 2004). В работе БКБН (BCBS, 2006b) отмечается, что точность оценки кредитного риска, предложенного в проекте, снижается, когда число заемщиков спекулятивного уровня (SG) менее 200 или инвестиционного уровня (IG) – меньше 500 (BCBS, 2006b, p. 12). БКБН оценил, что из-за наличия риска концентрации кредитный риск недооценен на 13-21% (BCBS, 2006b, p. 10).

Риск концентрации может особенно проявляться в портфеле ссуд специализированного кредитования (specialized lending, SL) по следующим причинам (BCBS, 2001). Во-первых, число заемщиков мало. Во-вторых, кризис может одновременно повлиять на оба фактора – PD и LGD – в таком сегменте. В-третьих, проектное финансирование как подвид, согласно ПБР, является менее однородным, чем портфели ссуд ЮЛ, в том числе из-за существенной разницы в размерах кредитов.

Авторы (Gordy & Martone, 2012) считают кредитный портфель не несущим риска концентрации, если в нем достаточно диверсифицирован специфический риск. Это достигается, когда вес отдельного кредита в общей сумме требований стремится к нулю. Они сравнивают квантили распределения потерь по портфелю и распределения ожидаемых потерь при условии реализации системного фактора. Если квантили не равны, они заключают, что имеет место риск концентрации. В работе (Gordy & Lütkebohmert, 2013) поправка на риск концентрации предлагается для модели CreditRisk+.

Напротив, исследователи (Jahn, Memmel, & Pfingsten, 2013) утверждают, что банки склонны увеличивать концентрацию в кредитном портфеле, если у банка есть полная информация и если он точно может определить тип заемщика. Авторы исследуют данные о кредитах немецких банков за 2003-2011 гг. Они доказывают, что у банков с высоким риском концентрации меньше непредвиденные потери (UL), поскольку меньше стандартное отклонение выборочной доли дефолтов. Поэтому они считают, что при концентрации величина кредитного риска меньше, чем при ее отсутствии.

Тем не менее после 2001 г. БКБН отказался от использования надбавки за

концентрацию в ПВР. Вместо этого национальные регуляторы использовали надбавки к риск-весам в случае ее наличия. Регулятор Кипра увеличивал риск-вес, когда размер отдельной сделки возрастал относительно капитала банка (CySEC, 2012, p. 355). Регуляторы Испании и Словении учитывали индекс Херфиндаля–Хиршмана на уровне заемщиков и отраслей и, исходя из двойного эффекта, определяли надбавку к риск-весу по стандартизованному подходу SA (Banco de Espana, 2008, pp. 16-17), (Banka Slovenije, 2010, p. 25).

Значимость риска концентрации подчеркнул БКБН, исследуя российские банки (BCBS, 2016с, p. 16). Вероятно, поэтому в России регулятор предложил ввести дополнительный норматив Н30 для ограничения принятия этого риска в СЗКО (Банк России, 2020а, стр. 10-11).

Подобно явлению корреляции PD и LGD, авторы (Ozdemir & Miu, 2009) утверждают, что на практике есть ненулевая **корреляция между PD и EAD (PEC)**. Поэтому величину EAD также предлагают учитывать с поправкой на спад (downturn, DT) (EAD_{DT}), в том числе для возможной компенсации эффекта риска концентрации:

$$p_i(PD_i, 0.1\%) \cdot LGD_{DT} \cdot MA \cdot EAD_{DT} \quad (153)$$

Таблица 87 - Эволюция дополнительных параметров в ПВР

№.	Публ. БКБН Год	Basel II						Basel III
		50 (BCBS, 1999)	ca02 (BCBS, 2001a)	cp3 (BCBS, 2003)	107 (BCBS, 2004)	118 (BCBS, 2005b)	128 (BCBS, 2006a)	d424 (BCBS, 2017a)
1.	ПВР в целом	нет	+	+	+	+	+	+
2.	Множитель α	1	1	1.5	1.06	1.06	1.06	1
3.	Концентр. GA	-	+	-	-	-	-	-
4.	LGD (F-IRB), %	-	50	50	45	45	45	40
5.	Двойной дефолт	-	v01	v01	v01	v01	v02	нет
6.	Срочность	-	v01	v02	v03	v03	v03	v03
7.	Ограничение на мин. риск-вес	-	Временно на число лет (Y)					постоянно после 3 лет
			2Y	2Y	3Y	3Y	3Y	
8.	Мин. риск-вес (ϕ), % от RW ST	-	-	90-80	95-90-80			95-90-80 – 72.5
9.	Уровень значим., $1 - p_\gamma$, %	-	99.5	99.9				

Примечание. v – версия; хотя возможность использования математических моделей не допускалась в документе (BCBS, 1999), вскоре последовал консультационный доклад (BCBS, 2000b) с описанием практик банков, чтобы такую возможность предусмотреть.

В Таблице 87 сведена информация об эволюции основных рассмотренных параметров ПВР с 1999 по 2017 г.

Риск концентрации и PLC

Авторы (Ermolova & Penikas, 2019) доказали, что учет одновременного наличия эффектов PLC и концентрации кредитного риска повышает недооценку риска по сравнению

с суммой эффектов отдельных явлений. Показано, что в целом совместный эффект увеличивает недооценку кредитного риска примерно в два раза по сравнению с текущим ПБР.

Начнем со случая отсутствия корреляции LGD-EAD. Отношение оценки кредитного риска по описанному подходу к значению по ПБР (RW multiplier) приведено по вертикали на Рисунках 95, 96

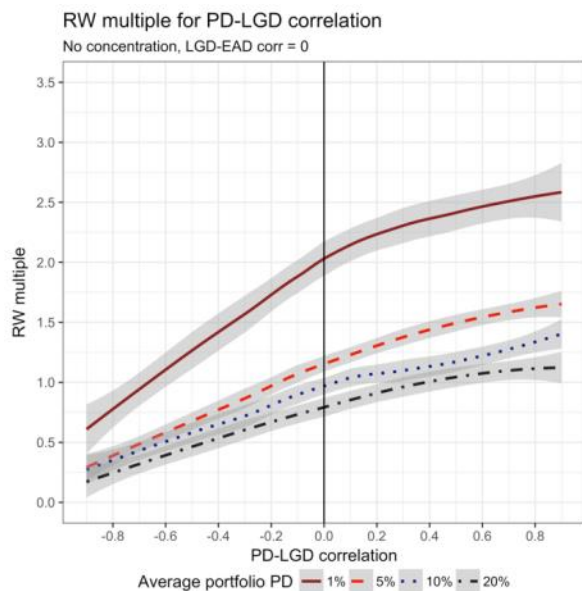


Рисунок 95. Эффект корреляции PD-LGD

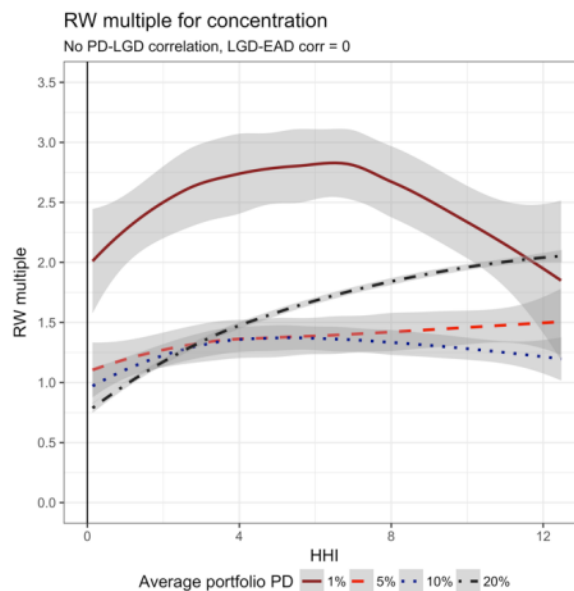


Рисунок 96. Эффект риска концентрации

Серые области на рисунках обозначают доверительный интервал, следующий из распределения LGD со средними значениями 45 и 75%. Из Рисунка 95 видно, что при возрастании корреляции PD-LGD (PLC) оценка кредитного риска по ПБР должна быть увеличена в полтора раза, если средняя PD в портфеле 5%, но в три раза – если она равна 1%, т.е. когда выделен *низкодефолтный портфель*. Для портфелей со средним PD более 1% прирост корреляции PD-LGD на 10 пп. ведет к приросту оценки кредитного риска на 12%. При отрицательных значениях PLC требования ПБР переоценивают кредитный риск. Из Рисунка 96 видно, что если среднее PD в портфеле больше 1%, то риск концентрации требует увеличения оценки риска примерно в 1.4 раза. Для *низкодефолтных портфелей LDP* нужно увеличить оценку кредитного риска в 2.7 раза.

На Рисунке 97 представлен совместный эффект корреляции PD-LGD и риска концентрации. Разброс значений происходит от рассмотрения 2 200 надбавок к оценке кредитного риска по ПБР (4 средних PD * 2 средних LGD * 25 значений HHI * 11 значений PLC). При максимальной корреляции PD-LGD (+90%) достигается максимальное значение четырехкратной недооценки кредитного риска. В среднем оба эффекта дают в полтора раза

большую величину кредитного риска. На Рисунке 98 приведен результат при добавлении корреляции LGD-EAD.

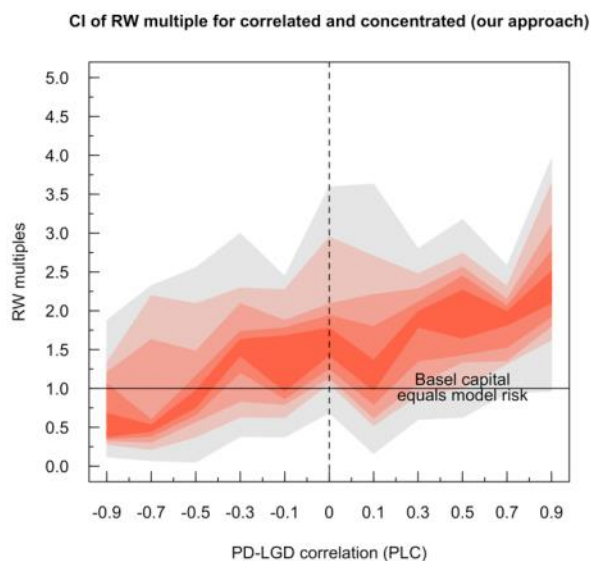


Рисунок 97. Корреляция LGD и EAD равна нулю

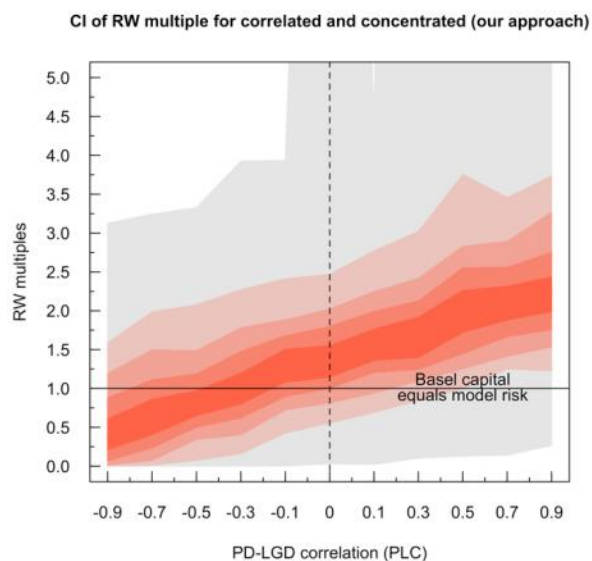


Рисунок 98. Ненулевая корреляция LGD-EAD (от -90 до +90% с шагом 20%, включая ноль)

Рассмотрим подробнее эффект положительной корреляции LGD-EAD на Рисунке 99. Три измерения куба соответствуют трем факторам кредитного риска:

- 1) корреляция PD-LGD;
- 2) корреляция LGD-EAD;
- 3) индекс ННІ как индикатор риска концентрации.

Каждая точка на кубе – это надбавка к оценке кредитного риска (мультипликатор к требованиям к капиталу по ПВР). Чем темнее заливка точки, тем выше оценка кредитного риска и выше его недооценка по ПВР. Получаем следующее.

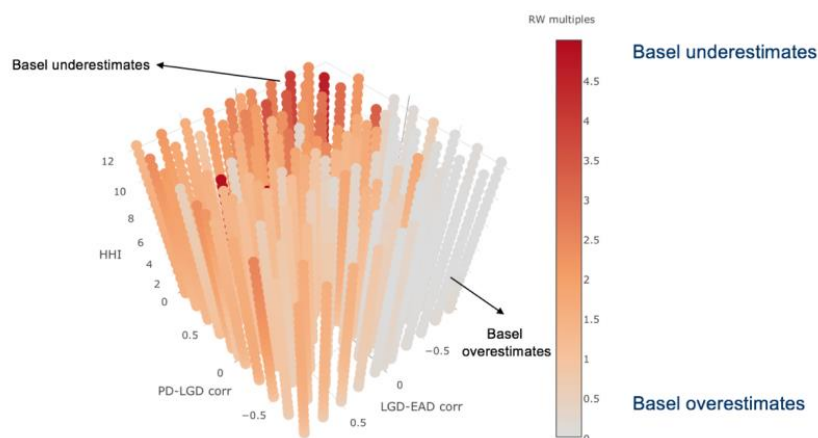


Рисунок 99. Недо-/переоценка требований к капиталу

Во-первых, ПБР переоценивает кредитный риск при отрицательной комбинации LGD-EAD. Во-вторых, ПБР недооценивает его при высоких значениях корреляции PD-LGD (более +50%) и высоком риске концентрации. При этом самая высокая недооценка кредитного риска получается при наивысшей корреляции PD-LGD, наивысшем риске концентрации и наименьшей (отрицательной) корреляции LGD-EAD. Все три явления особенно характерны для низкодефолтных портфелей LDP в ссудах ЮЛ, выданных крупным заемщикам. При этом переоценка кредитного риска в ПБР происходит при положительных корреляциях PD-LGD, LGD-EAD и наибольшем риске концентрации.

Вывод о том, что отрицательная корреляция LGD-EAD не уменьшает кредитный риск, вытекает из следующего. Во-первых, ПБР более чувствителен к корреляции LGD-EAD, чем к корреляции PD-LGD. Отрицательная корреляция LGD-EAD уменьшает оценку кредитного риска по ПБР, поскольку крупнейшие ссуды выданы наиболее надежным заемщикам, а наименьшие по размеру – самым неблагонадежным. При высокой концентрации на меньшую часть портфеля по объему приходится наибольшая часть заемщиков по числу. У этого большинства высокие значения PD. Таким образом, по ПБР оценка кредитного риска снижается при отрицательной корреляции LGD-EAD, но не возрастает в достаточной степени от роста корреляции PD-LGD. Поэтому возрастает величина недооценки кредитного риска в ПБР. Когда обе корреляции положительны, корреляция LGD-EAD вносит больший вклад, чем корреляция PD-LGD (при одинаковых значениях прироста корреляций).

Совместный эффект на недооценку кредитного риска в ПБР от наличия в портфеле ссуд риска концентрации и корреляции PD-LGD выше, чем от двух взятых порознь эффектов. Например, возьмем портфель со средней PD = 5% и LGD = 45%. Это типичный портфель ссуд ЮЛ, согласно (BCBS, 2013c). Положим корреляцию LGD-EAD, равную +50%. Если корреляция PD-LGD равна нулю, а концентрация высокая НН1 = 12%, то оценку кредитного риска по ПБР необходимо увеличить в 1.94 раза. Если корреляция PD-LGD равна +50%, что соответствует уровню в работе (Meng, Levy, Karlin, Wang, & Hu, 2010), а риска концентрации нет, то оценку кредитного риска нужно увеличить в 1.5 раза. Тогда сумма двух отдельно взятых эффектов требует увеличения оценки кредитного риска в $1.00+0.94+0.50 = 2.44$ раза. Если же рассмотреть оба эффекта на сгенерированных данных, то оценка кредитного риска будет выше, чем в ПБР, в 2.74 раза, т.е. выше суммы двух отдельно взятых эффектов на 10%.

Если сравнить оценки надбавок к риск-весам (недооценки кредитного риска в ПБР) с подходами двух регуляторов, то получается, что подход Банка Словении менее консервативный, чем у регулятора на Кипре. По подходу Банка Словении, банку может

быть вменена максимальная недооценка кредитного риска в +8%, тогда как фактическая недооценка кредитного риска может требовать увеличения в пять раз величины по ПВР. Это меньше максимального шестикратного увеличения риск-веса, который предполагает наиболее консервативный подход регулятора на Кипре. Такой подход достаточен для покрытия недооценки кредитного риска, возникающего при одновременном наличии корреляции PD-LGD и риска концентрации.

Таблица 88 - Величина надбавки к оценке кредитного риска в зависимости от PD, PLC, ННІ

Характеристики гипотетического портфеля (среднее LGD по портфелю = 45%)	ННІ								Средн. знач.
	0%	1%	5%	10%	12%	14%	16%	18%	
Среднее PD = 1%	1.0		1.1	1.2	1.4	1.5	1.6	1.3	
PLC = 0%	1.0		1.0					1.0	
PLC = 20%			1.0		1.1	1.2	1.3	1.1	
PLC = 40%			1.1	1.2	1.4	1.5	1.7	1.3	
PLC = 60%			1.3	1.4	1.7	1.9	2.0	1.5	
PLC = 80%			1.4	1.5	1.8	2.0	2.2	1.6	
Среднее PD = 5%	1.0	1.4	2.1	2.3	2.5	2.6	2.7	2.1	
PLC = 0%	1.0		1.0	1.2	1.3	1.4	1.5	1.5	1.3
PLC = 20%			1.1	1.7	1.9	2.1	2.2	2.3	1.8
PLC = 40%			1.4	2.2	2.4	2.6	2.7	2.8	2.2
PLC = 60%			1.6	2.5	2.7	2.9	3.1	3.2	2.4
PLC = 80%			1.9	2.9	3.2	3.5	3.7	3.8	2.9
Среднее PD = 10%	1.0	1.8	2.5	2.6	2.8	2.9	2.9	2.4	
PLC = 0%	1.0		1.0	1.3	1.3	1.4	1.4	1.4	1.3
PLC = 20%			1.4	2.0	2.1	2.2	2.3	2.3	1.9
PLC = 40%			1.7	2.5	2.6	2.8	2.8	2.9	2.3
PLC = 60%			2.2	3.1	3.3	3.5	3.6	3.7	2.9
PLC = 80%			2.6	3.6	3.8	4.0	4.2	4.2	3.4
Среднее PD = 20%	1.0	1.1	2.3	3.0	3.1	3.3	3.4	3.5	2.8
PLC = 0%	1.0		1.2	1.4	1.4	1.4	1.4	1.4	1.3
PLC = 20%			1.8	2.2	2.3	2.4	2.5	2.6	2.1
PLC = 40%			2.4	3.1	3.2	3.4	3.5	3.5	2.9
PLC = 60%	1.0	1.2	2.9	3.8	4.0	4.3	4.5	4.7	3.6
PLC = 80%	1.0	1.5	3.4	4.4	4.6	4.9	5.1	5.2	4.1
Среднее значение	1.0	1.0	1.6	2.2	2.3	2.5	2.6	2.7	2.1

Если рассмотреть новую меру достаточности капитала ТЛАС, который, по сути, представляет собой двукратное увеличение существующего минимума норматива CAR в 8%, то в 71% от всех случаев (из рассмотренных более 24 тысяч гипотетических

портфелей ссуд) величины капитала по определению TLAC достаточно для покрытия недооценки кредитного риска от одновременного наличия двух эффектов. Тем не менее в 29% случаев такого увеличения минимального значения норматива недостаточно.

В целом для рассмотренных 24 тысяч гипотетических портфелей оценку кредитного риска по ПВР необходимо увеличить в 1.64 раза в среднем при наличии обоих эффектов: риска концентрации и корреляции PD-LGD. Было показано, что такая недооценка кредитного риска в ПВР от одновременного наличия двух эффектов примерно на 10% больше, чем сумма отдельно взятых эффектов.

Причем было доказано, что ПВР при равных значениях корреляций более чувствителен к корреляции LGD-EAD, чем к корреляции PD-LGD. Если обе корреляции положительны, то ПВР в большей степени отражает изменения корреляции LGD-EAD и в меньшей – PD-LGD. При отрицательной корреляции LGD-EAD оценка кредитного риска по ПВР снижается, но при положительной не возрастает в достаточной степени, что создает недооценку общей величины кредитного риска портфеля.

Для большей наглядности множители (надбавки к риск-весу RW) того, во сколько раз необходимо увеличить оценку кредитного риска (непредвиденных потерь) по ПВР, представлены в Таблице 88.

4.2.6. Модельный риск при валидации моделей PD и LGD

Распространенным является мнение, что использования маржи консервативности (conservative margin) или корректировки на спад (downturn adjustment) достаточно, чтобы компенсировать недооценки величины кредитного риска. Однако существуют случаи, когда это неверно. Недостаточность возникает в ситуации, когда модели неидеально различают плохих заемщиков от хороших (т.е. всегда) и из-за существующих требований поддержания достаточности капитала на уровне каждого кредита, а не портфеля. Впервые такая особенность была отмечена в работе (Ермолова, Пеникас, & Полянский, 2019). Ее ограничением было рассмотрение эффекта только на параметр PD. При этом розничные кредиты требуют наличия модели LGD, равно как и продвинутый ПВР для корпоративных кредитов. Поэтому ликвидируем это упущение путем рассмотрения эффекта для PD и LGD. Как следствие, это потребует учета эффекта корреляции двух параметров (PLC). Результаты представлены в работах (Orlando, Bufalo, Penikas, & Zurlo, 2022, pp. 181-183), (Penikas H. , 2022c).

Простыми словами, новация заключается в учете следующей особенности бухгалтерского учета при ПВР. Банк обязан доверять оценкам параметров ПВР (PD, LGD, ...). Если модель выдает высокую оценку параметра, банк должен ее использовать, пока не истечет срок действия кредитного договора или эквивалентного (в

случае кредитного риска контрагента). До момента последнего платежа банк не знает, заплатит заемщик или нет. Поэтому при высокой оценке параметра ПВР банк будет держать больше капитала под него. Одновременно и скорее всего в портфеле банка есть другой кредит. По нему параметры ПВР могут быть существенно ниже. Под него и капитала нужно меньше. Если же модель неидеально отличает плохих заемщиков от хороших, то в некоторой доле случаев высокие оценки риска могут соответствовать надежным заемщикам; а низкие – ненадежным. Чем идеальнее модель, тем таких ситуаций может быть меньше.

Однако существующие критерии годности моделей ПВР позволяют таковыми признать достаточно неидеальные модели. Это значит, что до истечения срока второго договора с низкой оценкой риска в нашем примере заемщик может не заплатить. Банк будет обязан сформировать по такому кредиту 100%-й резерв (максимальная оценка риска). Хотя по первому договору платежи идут регулярно, банк не может перенести капитал из резерва под него на резерв под второй кредит. Банк же доверяет своим моделям и ожидает, что заемщик по первому кредиту тоже может не вернуть, поскольку срок еще не истек.

Таким образом, у банка был резерв капитала под два кредита. В итоге ему пришлось задействовать капитала больше по второму, сохраняя капитал «замороженным» под первый кредит. Вот такое непредвиденное увеличение капитала по второму кредиту будем называть модельным риском. Наша задача – рассмотреть, от каких параметров и в какой степени зависит его размер. Упрощенно, какую маржу консервативности или макронадбавку к риск-весу нужно ввести, чтобы учесть такую недооценку кредитного риска.

Для ответа на вопрос формально опишем постановку задачи и методологию ее решения. Рассмотрим прогноз дефолтов в портфеле в виде Таблицы 89.

Таблица 89 - Требования к капиталу при наличии модельного риска

		Прогнозные		Всего
		ND	D	
Фактические	ND	K_{11}	K_{12}	$K_{1\bullet}$
	D	K_{21}	K_{22}	$K_{2\bullet}$
ИТОГО		$K_{\bullet 1}$	$K_{\bullet 2}$	$K_{\bullet\bullet}$

Примечание. ND – недефолты; D – дефолты; K_{kl} – требования к капиталу по кредитам в k-й строке и l-м столбце; $K_{k\bullet}$ – совокупные требования к капиталу по k-й строке; $K_{\bullet l}$ – аналогично по l-му столбцу.

Пусть нулевой гипотезой является дефолт заемщика. Тогда ошибка первого рода – это число непредвиденных дефолтов. Им соответствует требование по капиталу K_{21} .

Ошибка второго рода – это число недефолтов, которым ошибочно был присвоен статус дефолтных. Соответствующие таким кредитам требования по капиталу равны K_{12} . Совокупные требования по капиталу под такой кредитный портфель составляют $K_{..}$.

В данном примере ошибка первого рода означает, что капитала K_{21} меньше, чем нужно. Из ошибки второго рода следует, что капитала K_{12} больше, чем достаточно. Распространенным мнением является ожидание, что часть капитала K_{12} можно использовать для пополнения объема капитала K_{21} . Однако модельный риск можно в таком случае определить как

$$\max \left\{ \tilde{K}_{21} - K_{21} + (\tilde{K}_{12} - K_{12}); 0 \right\}, \quad (154)$$

где \tilde{K}_{ij} – истинное требование к капиталу по i -й строке и j -му столбцу в Таблице 89.

Однако у подхода (154) есть важный недостаток. В нем упускается из вида факт жесткости («замороженности») требований к капиталу. Поясним на примере, когда появляются непредвиденные дефолты. Банку нужен дополнительный капитал в размере $(\tilde{K}_{21} - K_{21})$. При этом невозможно использовать величину $(\tilde{K}_{12} - K_{12})$, потому что величина \tilde{K}_{12} неизвестна. Поскольку риск-менеджеры банка доверяют своим моделям, то они считают, что по таким кредитам требования к капиталу выше, чем \tilde{K}_{12} , и равны K_{12} до момента, пока все такие кредиты не погашены. Таким образом, банк ограничен расчетными требованиями к капиталу $K_{..}$, хотя по факту требуется только $\left[K_{..} + (\tilde{K}_{21} - K_{21}) \right]$. Поэтому модельный риск выше, чем в выражении (154), и равен только необеспеченной части, т.е.

$$\max \left\{ \tilde{K}_{21} - K_{21}; 0 \right\} = \tilde{K}_{21} - K_{21}. \quad (155)$$

Таким образом, относительную надбавку за модельный риск относительно рассчитанных требований к капиталу можно определить следующим образом:

$$\frac{\tilde{K}_{21} - K_{21}}{K_{..}}. \quad (156)$$

Знаменатель в формуле – это принципиальное отличие от работ Loffler (2003), Tarashev and Zhu (2008), Tarashev (2010). В знаменателе стоят фактические, уже рассчитанные, регулятивные требования к капиталу. Часть из них может быть получена с помощью ПВР.

Поясним, как получена оценка модельного риска. Используем случайно сгенерированный массив из одной тысячи кредитов. Используем равномерное распределение по PD (Рисунок 100). Это позволяет нам гарантированно получать долю

дефолтов, соответствующую биномиальному закону. Например, если мы задаем долю дефолтов 10%, то дефолтами будут считаться все кредиты с вероятностью дефолта выше $PD = 100\% - 10\% = 90\%$. Если же брать иные распределения, то долю дефолтов придется отсекаать от всей выборки. Тогда дефолтом может оказаться кредит с $PD = 5\%$ только потому, что это может быть максимальным значением в сгенерированной выборке.

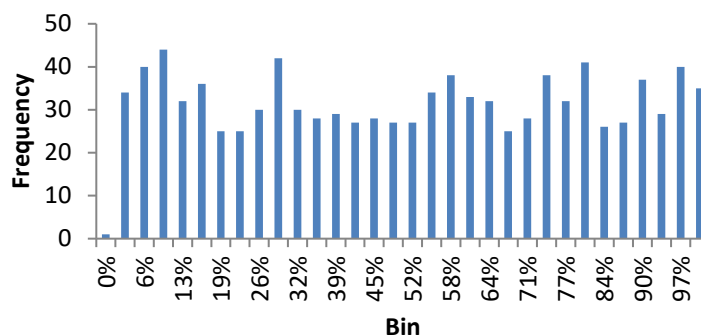


Рисунок 100. Использовано равномерное распределение PD

Для LGD используем бета-распределение, чтобы воспроизвести бимодальную (U-образную) форму, согласно стилизованным фактам из работ (Ozdemir and Miu (2009, p. 18), Arsova et al. (2011, p. 3), Yao et al. (2014, p. 2)) (Рисунок 101).

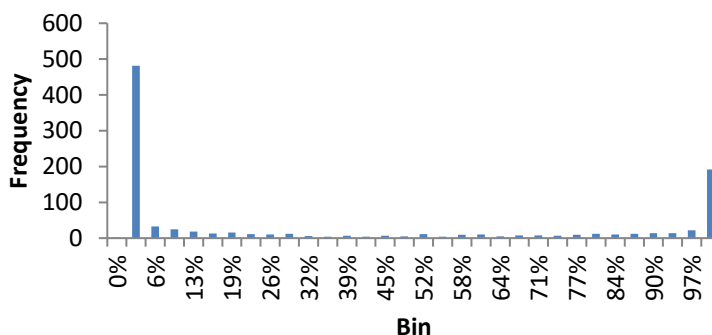
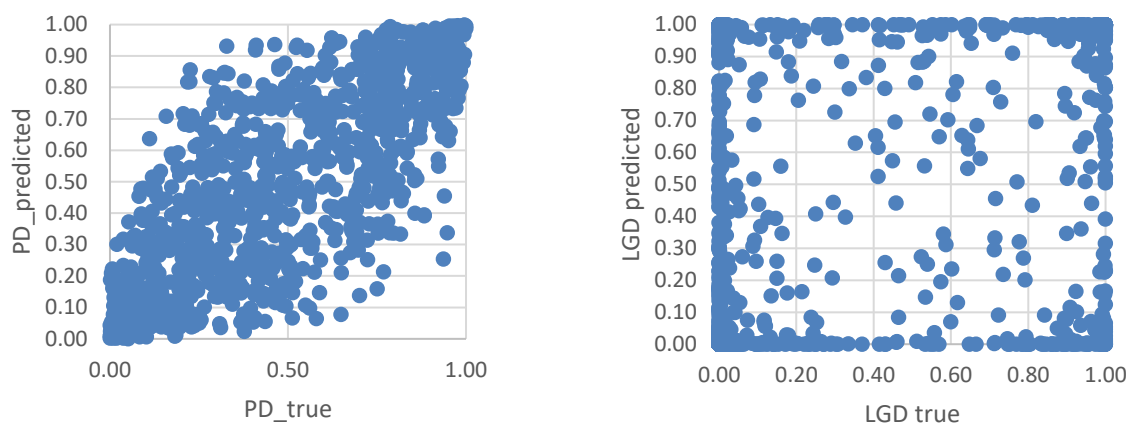


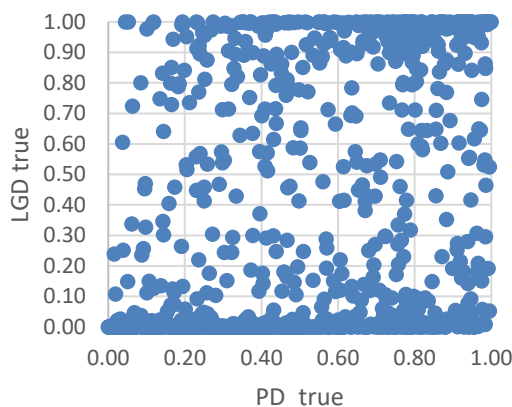
Рисунок 101. Использовано бета-распределение для моделирования бимодального распределения LGD (пример для среднего LGD = 33%)

Чтобы рассмотреть несколько степеней дискриминационной силы моделей LGD, закладываем корреляцию фактических и прогнозных значений PD и LGD. Пример дан на Рисунке 102. Поскольку моделируем оба параметра, то необходимо предусмотреть несколько вариантов корреляции PD-LGD (PLC). Его закладываем на уровне истинных (фактических) значений PD и LGD (Рисунок 103).



(a) PD: корреляция факта и прогноза +75% (b) LGD: корреляция факта и прогноза +50%

Рисунок 102. В основе дискриминационной силы моделей PD и LGD закладываем корреляцию фактических и прогнозных параметров



**Рисунок 103. Учитываем эффект корреляции PD-LGD (PLC)
(на рисунке корреляция +50%)**

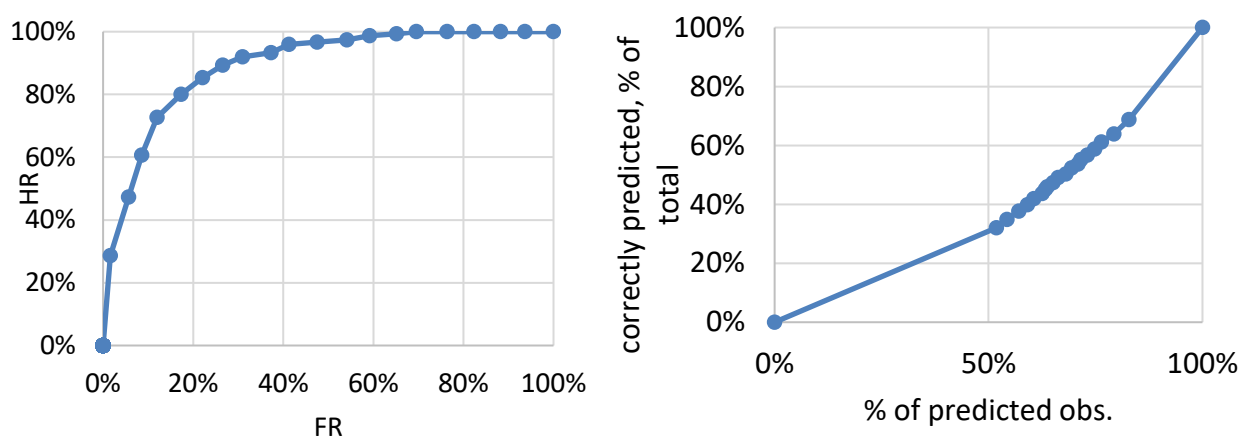
Для генерации коррелированных случайных величин воспользуемся стандартным подходом из выражения (23). Чтобы две случайные величины X_i и Z были коррелированы с коэффициентом ρ , сгенерируем случайную величину Y_i . Такой же подход использовал Васичек в работах (Vasicek, 1987), (Vasicek, 2002), где Z было системным фактором; а X_i – доходностью активов заемщика, ρ^2 называлось корреляцией активов.

Рассмотрим:

- пять корреляций для факта и прогноза значений PD (0%; 25%; 50%; 75%; 100%),
- четыре корреляции для фактических и прогнозных LGD (0%; 20%; 90%; 100%),
- три корреляции PLC (0%; 25%; 50%). Значение PLC = 50% соответствует результатам, полученным в работе (Meng, et al., 2010) по данным для США.
- три значения маржи консервативности (точное, без отклонения от среднего; 5 пп. сверх и ниже среднего).

Далее будем отталкиваться от реалистичных средних значений $PD = 15\%$ и $LGD = 35\%$. Последнее соответствует базовому ПВР при максимальной поправке на наличие залога. Всего рассматриваем 675 комбинаций параметров.

Дискриминационную силу моделей PD и LGD будем отображать показателями точности (AR, accuracy ratio) (площадь под ROC кривой, AUC или AUROC) и показателем кумулятивной точности LGD модели (cumulative LGD accuracy ratio, CLAR). Пример расчета приведен на Рисунке 104. Для построения ROC кривой использовано 20 точек; для расчета площади под кривой считаем по 100 точкам. Для CLAR используем 20 групп.



(a) AUC = 89% для корреляции фактических и прогнозных значений $PD = +75\%$

(b) CLAR = 77% для корреляции фактических и прогнозных значений $LGD = +50\%$

Рисунок 104. На основе заложенных параметров корреляции фактических и прогнозных значений PD и LGD рассчитываются параметры точности классификации, пороги которых используются при валидации моделей ПВР

Под точностью калибровки будем понимать разницу между средними значениями фактических и прогнозных PD и LGD значений. Дополнительно рассматривали показатели Brier Score (BS) и его нормализованную версию Brier Skill Score (BSS), но не выводили их явно, потому что их величины зависят от параметров PD , LGD и не могут быть сопоставлены для разных комбинаций. Поэтому их сложно использовать как статистические таблицы в повседневной работе риск-менеджера.

Используем ПВР формулу требований к капиталу K для стандартных корпоративных кредитов (BCBS, 2019g, pp. CRE, pag. 31), см. выражения (121), (130), (135)(130). Сознательно не вычитаем оценку ожидаемых потерь ($PD \cdot LGD$), чтобы работать с полной оценкой кредитного риска, не ограничиваясь частью непредвиденных потерь (UL). Берем срочность кредита M , равную 2.5 года. Полная оценка кредитного риска получается как величина взвешенных по риску активов (RWA) (знаменатель норматива достаточности капитала) без домножения на 12.5, плюс величина ожидаемых

потерь. Считаем величину полного кредитного риска для фактических и прогнозных параметров по каждому созданному кредиту.

Для расчета регулятивных требований по истинным дефолтам в прогнозную величину кредитного риска подставляем фактические значения. Для иных оставляем прогнозную оценку. В итоге работаем с двумя величинами: прогнозная и регулятивной оценками кредитного риска. Надбавка за модельный риск – это относительное превышение регулятивной величины над прогнозная. Из соображений консервативности надбавка принимается равной нулю, если принимает отрицательные значения.

Поясним расчет на примере одной из комбинаций в Таблице 90. Пусть истинные средние значения PD = 15% и LGD = 31%. Последнему соответствуют параметры бета-распределения (0.10, 0.20). Допустим, риск-менеджеры заложили маржу консервативности в +5 пп. для PD. Среднее стало PD = 20%. В LGD заложили +3 пп. Среднее стало LGD = 34%. Последнему соответствуют параметры бета-распределения (0.12, 0.20). Brier Score равен +23% для обеих моделей. Пусть параметр PD-LGD корреляции (PLC) равен +50%.

Таблица 90 - Пример расчета модельного риска для одной комбинации параметров (для одного сценария)

(a) Входящие параметры	Дискр. спос.	Точность калибровки		
		dif (F-A)	BS	BSS
PD	89%	5%	23%	-75%
LGD	77%	3%	23%	

(b) Результаты	RWA	EL + UL
Истинный (A)	143.63	296.23
Прогноз по моделям (F)	108.19	317.81
Регулятивно (F + A)	216.83	327.83
(регулятивно / F)-1	100.4%	3.2%
надбавка	100.4%	3.2%

Пусть разработанная PD модель является достаточно хорошей по дискриминационной способности, хотя и неидеальной. Корреляция фактических и прогнозных значений PD равна +75%. Этому соответствует AUROC = +89%.

Пусть дискриминационная сила разработанной LGD модели ниже, корреляция фактических и прогнозных значений LGD равна +50%. Тем не менее соответствующий ей показатель CLAR = 77%.

Одновременно условно разработанные PD и LGD модели дают оценки параметров риска в среднем на +5 пп. и +3 пп. консервативнее. При этом обе модели находятся в

зеленой зоне по критериям валидации (Таблица 4). Их можно внедрять в бизнес-процессы как они есть, без необходимости улучшения.

Истинный (А) кредитный риск для введенных параметров составляет 296 условных единиц. Это сумма ожидаемых и непредвиденных убытков (EL+UL). Непредвиденные потери без домножения на 12.5 составляют из них 144 единицы. Прогнозная величина кредитного риска для портфеля по моделям (F) составляет 318. Ожидаемая, она выше истинной оценки из-за наложенной маржи за консервативность как по PD, так и по LGD.

Далее необходимо рассматривать портфель в отношении каждого кредита. Оперировать только приведенными агрегированными цифрами некорректно. Напомним, если кредит имеет статус дефолта, то берем прогнозную оценку кредитного риска по нему; иначе – расчетную. Тогда регулятивная оценка по подходу (155) дает кредитный риск в размере 328 единиц. Это выше прогноза в 318. Таким образом, модельный риск составляет примерно 10 единиц, или 3.2% от общей прогнозной по моделям величины риска. Такой масштаб можно было бы назвать статистической погрешностью. Однако большая часть недооценки приходится на непредвиденные потери. Они должны быть 217, хотя по моделям равны только 109. Таким образом, в части непредвиденных потерь модельный риск составляет не статистическую ошибку, а значимую величину в 100% от фактически сформированного резерва капитала, идущего в расчет норматива достаточности капитала.

По такому же принципу рассмотрим закономерности, характерные для модельного риска в ПВР:

1. Рассмотрим приемлемые модели PD, LGD, которые по традиционным критериям относятся в желтую и зеленую зоны при валидации. Хотя все они приемлемы, недооценка кредитного риска может достигать 20%. Например, при LGD CLAR = 71%, PD AUROC = 50%, PLC = 50% (подробнее см. Рисунок 105).
2. Чем выше корреляция PD-LGD (PLC), тем выше надбавка за модельный риск.
3. Применение маржи консервативности в 5 пп. не всегда полностью компенсирует возникающий модельный риск, хотя надбавка может составлять также несколько процентных пунктов. Однако менее консервативные модели по калибровке характеризуются непропорционально более высоким модельным риском. Например, при оптимистичных моделях с антинадбавками за консервативность при PD и LGD на -5%, казалось бы, модельный риск должен составить 10% (как сумма двух смягчений по 5 пп.). Однако при PLC = 50% надбавка за риск составляет 11,5% (Рисунок 106).
4. Один процентный пункт недооценки по LGD обходится «дороже» в терминах модельного риска, чем недооценка по PD. Например, при марже консервативности +5%

для PD и антимарже для LGD = -5% модельный риск варьируется от 3,2 до 11,2% в зависимости от уровня PLC.

- Зеленая зона валидации ПБР-моделей не исключает идеальной оценки кредитного риска. Поэтому для повышения информированности стейкхолдеров целесообразно в отчеты по валидации включить обсуждаемые здесь надбавки за модельный риск.

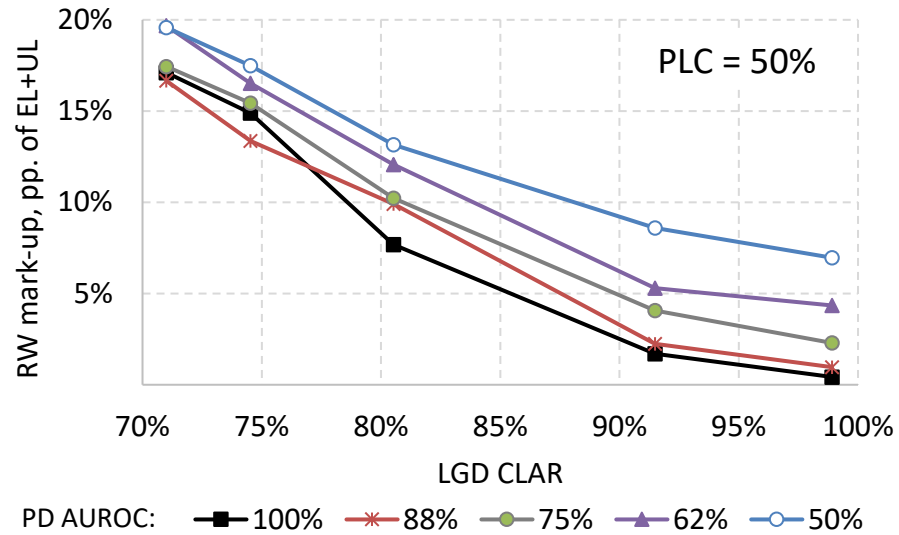


Рисунок 105. Надбавка за модельный риск в ПБР может достигать 20% от прогноза всего кредитного риска при PLC = 50%

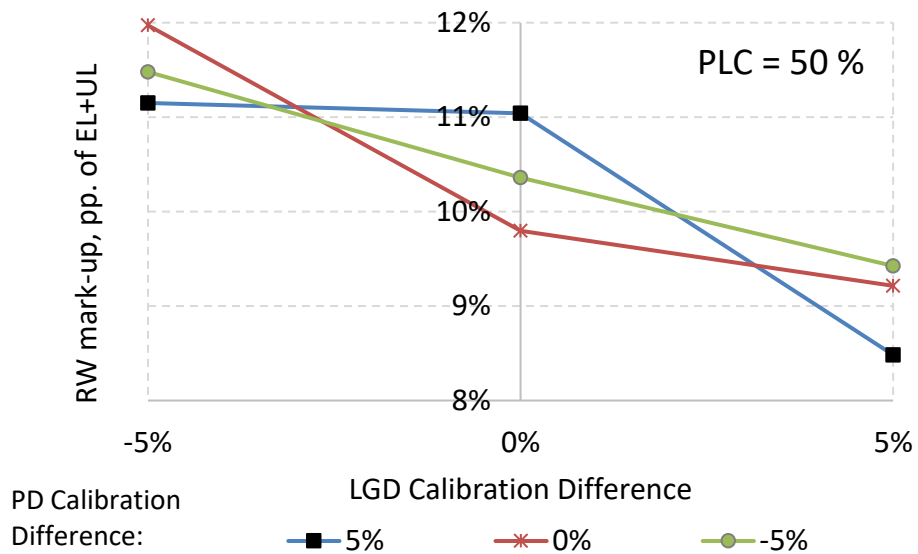


Рисунок 106. Даже модели с маржой консервативности до +5% пп. требуют надбавку за модельный риск от 8% в среднем

Полученные оценки модельного риска целесообразно использовать как KPI при разработке систем вознаграждения риск-менеджеров.

4.3. Корреляция дефолтов и стресс-тестирование

Предпосылки

- (1) Сфокусируемся только на эффекте вероятности дефолта (PD) для оценки кредитного риска. Эффекты других параметров, таких как LGD, EAD, срочность, рассматривать не будем. Делая так, мы следуем работе (Vasicek, 2002), где автор рассматривал брутто-оценку кредитного риска до учета эффективности взыскания (“gross loss (before recoveries)”). Хотя рассматриваются только показатели PD и DR, результаты применимы как для базового ПВР (Б-ПВР), так и для продвинутого (П-ПВР), поскольку они оба зависят от параметра вероятности дефолта.
- (2) Предположим, что работаем с одним сегментом для PD модели. В случае банка-монолайнера у него может быть одна модель на весь кредитный портфель, тогда результаты можно обобщить до всего портфеля.
- (3) Предполагаем, что нет концентрации заемщиков по разрядам рейтинговой шкалы для данной PD модели.
- (4) БКБН разделяет методологические подходы по расчету вероятности дефолта PD для заемщиков ЮЛ и ФЛ. По корпоративным заемщикам (ЮЛ) вероятность дефолта прогнозируется на уровне заемщика, по розничным (ФЛ) – на уровне сделки. Несмотря на методологическую разницу, в итоге взвешенные по риску активы для ЮЛ и ФЛ суммируются для вычисления общего норматива достаточности капитала CAR. Поэтому имеем полное право сравнивать результаты оценки кредитного риска в терминах EL и UL (RWA) для разных классов активов (ЮЛ и ФЛ).
- (5) Предполагаем, что значения вероятности дефолта и выборочной доли дефолтов отражают долгосрочные тенденции в интересующих нас сегментах кредитования.

Результаты

Рассмотрим две идентичные бернуллиевские случайные величины, введенные в выражение (31) (Кельберт & Сухов, 2010, р. 78), (Van Der Geest, 2005, р. 145). Дисперсию их суммы можно записать как

$$\text{Var}(L_1 + L_2) = \text{Var}(L_1) + \text{Var}(L_2) + 2 \cdot \text{Cov}(L_1, L_2) \quad (157)$$

Аналогично дисперсия суммы n бернуллиевских случайных величин равна:

$$\text{Var}\left(\sum_i L_i\right) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \text{Cov}(L_i, L_j) = n \cdot \text{Var}(L_i) + n \cdot (n-1) \cdot \text{Cov}(L_i, L_j) \quad (158)$$

где дисперсия отдельно взятой случайной величины L_i была приведена в формуле (36).

Если ρ обозначить как коэффициент корреляции между L_i и L_j , а дисперсию – как $Var(L_i) = Var(L_j)$, то их ковариация равна:

$$Cov(L_i, L_j) = \rho \cdot \sqrt{Var(L_i)} \cdot \sqrt{Var(L_j)} = \rho \cdot PD \cdot (1 - PD). \quad (159)$$

Будем называть ρ **корреляцией дефолтов**, поскольку данный коэффициент оценивает корреляцию между бернуллиевскими случайными величинами, соответствующими дискретным событиям дефолта.

Автор (Witt, 2014, p. 4268) использует такой же подход, чтобы вывести функцию распределения числа коррелированных бернуллиевских случайных величин. Тем не менее он явно не выводит формулу корреляции для них. Как следствие, он не исследует искажения в оценке кредитного риска между подходом БКБН, предполагающим коррелированные гауссовские доходности, и подходом, моделирующим коррелированные бернуллиевские случайные величины.

Возьмем определение доли дефолта (DR) из выражения (37). Для оценки кредитного риска на уровне портфеля заменим вероятность дефолта PD ее выборочной оценкой \overline{DR} , т.е. $PD = \overline{DR}$. Тогда дисперсия выборочной доли дефолтов будет равна:

$$Var(DR) = \frac{Var\left(\sum_i L_i\right)}{n^2} = \frac{1}{n} \cdot \overline{DR} \cdot (1 - \overline{DR}) \cdot (1 + (n-1) \cdot \rho) \quad (160)$$

Из этого выражения можно получить оценку нижней границы коэффициента корреляции бернуллиевских случайных величин, указанной в работе (Preisser & Qaqish, 2014):

$$\rho \geq -\frac{1}{n-1} \text{ или } \rho \geq 0 \text{ при } n \rightarrow \infty. \quad (161)$$

Тогда корреляция дефолтов ρ будет равна:

$$\rho = \frac{n}{n-1} \cdot \frac{Var(DR)}{\overline{DR} \cdot (1 - \overline{DR})} - \frac{1}{n-1}, \quad (162)$$

где \overline{DR} – средняя историческая (выборочная) доля дефолтов в сегменте (портфеле); $Var(DR)$ – дисперсия доли дефолтов; n – число заемщиков в сегменте (портфеле), по которым рассчитана доля дефолтов; предполагается, что L_i и L_j ($\forall i, j$) одинаково распределены и коэффициент попарной корреляции равен $\rho = corr(L_i, L_j)$, $i \neq j$. При значительном числе заемщиков оценка корреляции дефолтов стремится к следующему выражению:

$$\rho \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \frac{Var(DR)}{DR \cdot (1 - DR)} \quad (163)$$

Как можно увидеть, в формуле (163) получен результат, который можно было бы вывести из существующей литературы в виде формулы (40) как комбинацию результатов (BCBS, 2005a) и (Wunderer, 2019). Его можно встретить в работе (Bluhm, Overbeck, & Wagner, 2003, pp. 55, eq. 2.10). Однако вывод формулы (162), учитывающей число заемщиков и, как следствие, допускающей отрицательную корреляцию дефолтов, был получен впервые в работе (Merika, Negkakis, & Penikas, 2021).

Тем не менее до сих пор это не было сделано и не применялось. Здесь уместно вспомнить исследование (Wehrspohn, 2004), где автор утверждает, что вероятность дефолта PD (или выборочная доля дефолтов DR) вносит больший вклад в величину кредитного риска, чем корреляция дефолтов. Его утверждение имеет право на существование при обсуждении гауссовских доходностей модели Васичека. Однако для коррелированных бернуллиевских случайных величин вероятность дефолта и корреляция дефолтов мультипликативно связаны с дисперсией выборочной доли дефолтов. Сам же вклад зависит от конкретных значений параметров.

Для целей регулирования ПБР тогда предлагается использовать следующую формулу, которая позволяет учесть отрицательную корреляцию дефолтов:

$$p_i(PD_i, 0.1\%) = N\left(\frac{N^{-1}(PD_i) + \rho_i \cdot N^{-1}(0.999)}{\sqrt{1 - \rho_i^2}}\right), \quad (164)$$

где корреляция ρ получена из формулы (162).

Могут быть контраргументы против разрешения использовать отрицательную корреляцию дефолтов в выражении (164). Например, могут сказать, что при большом числе заемщиков оценка корреляции будет стремиться к неотрицательным значениям (161). Подчеркнем, что особую важность отрицательная корреляция может иметь для низкодефолтных портфелей LDP, поскольку число наблюдений и/или дефолтов мало (BCBS, 2005c), (Benjamin, Cathcart, & Ryan, 2006). Например, даже для сегмента со ста заемщиками достижимой будет отрицательная корреляция дефолтов $\rho \approx -1\%$.

Полученные формулы корреляции бернуллиевских случайных величин (162), (163) имеют более широкое приложение к задачам в финансах. Для примера покажем их приложение к четырем работам, рассмотренным в исследовании (Cameron & Trivedi, 1996). Результаты приведены в Таблице 91.

Необходимо отметить, что, используя в моделировании параметр корреляции ρ , целесообразно проверить, является ли он статистически отличным от нуля. Для этого используем следующую формулу из работы (Айвазян & Мхитарян, 1998, р. 403):

$$\gamma_n = \frac{|\rho|\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-\rho^2}} \sim t_{\alpha/2}(n-2). \quad (165)$$

При выполнении условия $\gamma_n > t_{\frac{\alpha}{2}}(n-2)$ нулевая гипотеза о равенстве коэффициента корреляции ρ нулю отвергается.

Таблица 91 - Пример расчета корреляции между бернуллиевскими случайными величинами в приложении к задачам в финансах

Обозначение	Переменная	(Jaggia & Thosar, 1993)	(Greene, 1994)	(Dionne, Artis, & Guillen, 1996)	(Davutyanyan, 1989)
		Число предложений о покупке компании после первого	Отрицательные (derogative) заключения в кредитных отчетах	Дефолты по кредитам	Банкротства банков
n	sample size	126	1319	4691	40
x	mean	1,738	0,456	1,581	6,343
Var(x)	variance	2,051	1,81	10,018	11,82
DR	x/n	1,4%	0,0%	0,0%	15,9%
1-DR		98,6%	100,0%	100,0%	84,1%
DR*(1-DR)		1,4%	0,0%	0,0%	13,3%
Var(x)		2,051	1,81	10,018	11,82
n^2		15876	1739761	22005481	1600
Var(DR)	Var(x)/(n^2)	0,01%	0,00%	0,00%	0,74%
Cor 1	без учета 'n'; форм. (163)	0,9%	0,3%	0,1%	5,5%
Cor 2	с учетом 'n'; форм. (162)	0,2%	0,2%	0,1%	3,1%

Исследование данных (Рисунок 9, Таблица 92) международных кредитных рейтинговых агентств Moody's и Standard and Poor's не позволяет утверждать о наличии значимой корреляции дефолтов. Это может быть закономерно, поскольку рассмотрен весь пул данных и не выделены отдельные сегменты, формирующие его. Однако, если реалистично предположить, что выборочная доля дефолтов происходит не из одного распределения суммы коррелированных событий дефолта, а из нескольких, то внутри таких формирующих смесь распределений корреляция будет значима. Более подробное обсуждение такого явления дано в разделе 4.3.4.

Таблица 92 - Проверка статистической значимости корреляции дефолтов

Источник	Moody's	S&P	Moody's	S&P	Moody's	S&P
тип рейтинга	IG	IG	Все	Все	SG	SG
период	1983-2017	1981-2018	1983-2017	1981-2018	1983-2017	1981-2018
n	5 802	4 533	12 571	7 961	6 769	3 429
DR	0.049%	0.091%	0.963%	1.443%	2.566%	3.994%
Var(DR)	0.0001%	0.0001%	0.0059%	0.0097%	0.0381%	0.0716%
ρ (корреляция дефолтов)	0.18%	0.13%	0.61%	0.67%	1.51%	1.84%
гамма	0.14	0.09	0.68	0.60	1.24	1.08
t стат.	2.24	2.24	2.24	2.24	2.24	2.24
гамма > t	Н0	Н0	Н0	Н0	Н0	Н0

Примечание: корреляция дефолтов рассчитана автором с учетом числа заемщиков по формуле (162).

В заключение вспомним про низкодефолтные портфели. Неоднозначность или невозможность корректной оценки вероятности дефолтов для них может быть следствием реализации высокой корреляции дефолтов. Рассмотрим простейший случай 100%-й корреляции дефолтов (вспомните Рисунок 10А), т.е. случай, когда дефолты либо наступают одновременно, либо не наступают вообще. Тогда доля дефолтов в выборке будет всегда 0% или 100%. Так, на Рисунке 107 видны два пика на графике плотности распределения доли дефолтов DR, где левый пик (мода) для случая отсутствия дефолтов наблюдается с частотой (1-PD), а правый пик для случая дефолтов – с частотой PD. При этом из свойств распределения коррелированных бернуллиевских случайных величин следует, что *средняя* доля дефолтов будет всегда равна вероятности дефолта в отдельно взятом случае ссуды или заемщика.



Рисунок 107. LDP как частный случай реализации 100%-й корреляции дефолтов

Приведенный на Рисунке 107 пример показывает, что *низкодефолтный портфель LDP без дефолтов может иметь место для любых значений вероятности дефолта*, если в силу малой глубины выборки в ней не накопились наблюдения, соответствующие правому пику (моду) распределения плотности доли дефолтов DR. Эта проблема особенно актуальна для банков, впервые подающих ходатайство на применение ПВР и представляющих минимальный набор данных глубиной 5-7 лет. Например, из работы (Gordy & Heitfield, 2010, стр. 44, 53) можно сделать вывод о целесообразности наличия не менее 20 лет исторических данных при разработке и подаче регулятору таких моделей. Исследователь (Andersen Н. , 2011) поддерживает идею разработки моделей на более длительном горизонте, чтобы дополнительно снизить эффект процикличности.

4.3.1. Искажения в оценке кредитного риска от неучета корреляции дефолтов

Автор (Penikas Н. , 2020d) измерил масштаб искажения оценок кредитного риска из-за того, что в ПВР закреплена взаимосвязь вероятности дефолта (доли дефолтов на уровне портфеля) и ее вариации, тогда как в реальном банковском портфеле при одном и том же среднеисторическом уровне дефолтов могут быть разные степени ее разброса, а значит, и оценки кредитных рисков.

Автор (Penikas Н. , 2020d) показал, что подход БКБН не учитывает тот факт, что при вероятности дефолта больше 50% ее взаимосвязь с корреляцией активов становится возрастающей (сравните Рисунки 108 и 85). Такую положительную связь корреляции активов R и вероятности дефолта на эмпирических данных также выявили исследователи (Vozzella & Gabbi, 2010).

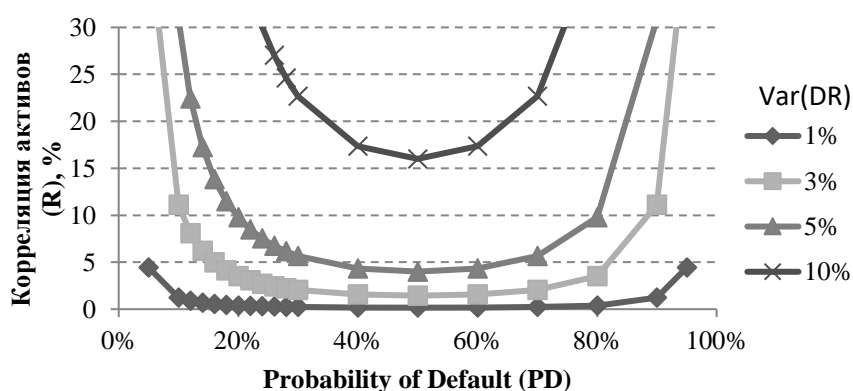


Рисунок 108. Взаимосвязь корреляции активов и вероятности дефолта в модели с бернуллиевскими случайными величинами (Penikas Н. , 2020d)

Поскольку преобладающая доля клиентов международных кредитных рейтинговых агентств – это предприятия (ЮЛ), то при расчете кредитного риска по ПВР используем корреляцию активов для обычных корпоративных требований.

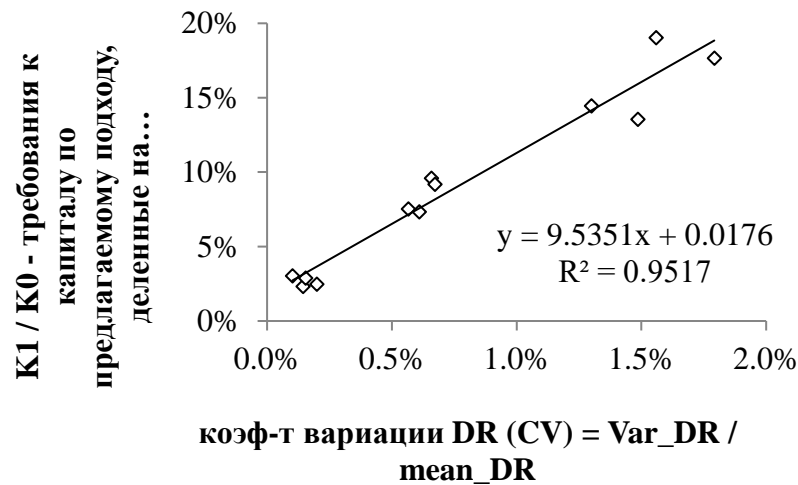


Рисунок 109. Сравнение требований к капиталу по предлагаемому и текущему подходам в зависимости от коэффициента вариации выборочной доли дефолтов
 Примечание. По ОХ отложен коэффициент вариации CV – отношение дисперсии выборочной доли дефолтов к ее среднему.

На Рисунке 109 показан результат сравнения двух подходов: по ПВР в предположении коррелированных гауссовских доходностей и по предложенному автором, который основан на коррелированных бернуллиевских случайных величинах, соответствующих дискретным событиям дефолта. По горизонтали приводится коэффициент вариации (CV) выборочной доли дефолтов. По вертикали – отношение оценки кредитного риска по предлагаемому подходу к ПВР. Данное соотношение не превышает 20% для данных рейтинговых агентств. Например, для клиентов Standard and Poor's спекулятивной категории (SG) средняя выборочная доля дефолтов за период 1981-2018 гг. равна 3.9%, ее дисперсия 0.07%, коэффициент вариации 2%. Тогда оценка кредитного риска по ПВР без учета LGD, EAD составляет 25.56% от величины ссуды. Если рассматривать предлагаемый подход, то кредитный риск равен 4.51% от величины ссуды, т.е. составляет 17.7% от оценки по ПВР.

Оценка кредитного риска по ПВР не в полной мере отражает динамику выборочной доли дефолтов после 2003 г. С одной стороны, для заемщиков с кредитным рейтингом спекулятивных категорий (SG) можно наблюдать снижение среднего и дисперсии выборочной доли дефолта, несмотря на мировой финансовый кризис 2007-09 гг. Оценка кредитного риска по ПВР в таком случае не снижается с таким же темпом, как для предлагаемого подхода. Это может быть приемлемо с точки зрения управления кредитным риском, поскольку риск оценивается консервативно. С другой стороны, для заемщиков с кредитным рейтингом инвестиционного уровня (IG), например, по данным агентства Moody's, среднее и дисперсия выборочных долей дефолта возрастают. В этой ситуации

оценка кредитного риска по ПБР возрастает в меньшей степени (+20.5% с 2003 по 2018 г.), чем по предлагаемому подходу (+28.2%).

Возникает вопрос, всегда ли имеет место ситуация, когда оценка кредитного риска по ПБР выше, чем по предложенному подходу. Для ответа на этот вопрос рассмотрим два значения среднего выборочной доли дефолтов ($DR = 5\%$ и $DR = 10\%$) и два значения ее дисперсии (1 и 2%). В Приложениях 8 и 9 приведены результаты. В строках 7 таблицы приведена оценка кредитного риска по ПБР; в строках 10 – по предлагаемому подходу. В строках 11 приведено отношение оценки риска по предлагаемому подходу к оценке по ПБР. Когда такое отношение больше 100%, то ПБР недооценивает кредитный риск.

Можно увидеть, что при коэффициенте вариации выборочной доли дефолтов, равной 40%, ПБР практически в два раза недооценивает величину кредитного риска. Областью самой высокой недооценки являются кредитные карты (кредиты ФЛ, квалифицируемые как возобновляемые розничные, QRR) и прочие кредиты ФЛ (retail). Для них отношение равно 239 и 209% в строке 11 таблицы в Приложении 8. В таком случае макронадбавки к риск-весам целесообразно использовать для компенсации такой недооценки.

Одновременно при коэффициенте вариации выборочной доли дефолтов, равном 20%, ПБР переоценивает величину кредитных рисков, частный случай чего для эмпирических данных обсуждался выше.

Ключевой вывод заключается в том, что ПБР не только переоценивает величину кредитного риска (как часто утверждается при указании на высокий квантиль реализации системного фактора в 99.9%), но может и недооценивать ее. Тогда для компенсации недооценки кредитного риска целесообразно использовать макронадбавки к риск-весам по ПБР.

4.3.2. Верификация предпосылок модели Васичека и ее модификация

Авторы (Penikas H. , 2020c), (Merika, Negkakis, & Penikas, 2021) доказали нарушение предпосылки (28) теоретико-вероятностной модели Васичека и обосновали наличие отрицательной взаимосвязи корреляции дефолтов и системного фактора.

На Рисунках 110 и 111 представлена взаимосвязь между корреляцией дефолтов, определенной по формуле (163), и реализацией системного фактора – темпом прироста ВВП. Видно, что наблюдается отрицательная взаимосвязь, существенно ярче выраженная в случае кредитов США (Рисунок 111). Взаимосвязь для мировых судовых компаний подробнее обсуждается в разделе 4.3.3.

Таким образом, одна из основных предпосылок (28) модели Васичека о независимости корреляции дефолтов и системного фактора не подтверждается на данных.

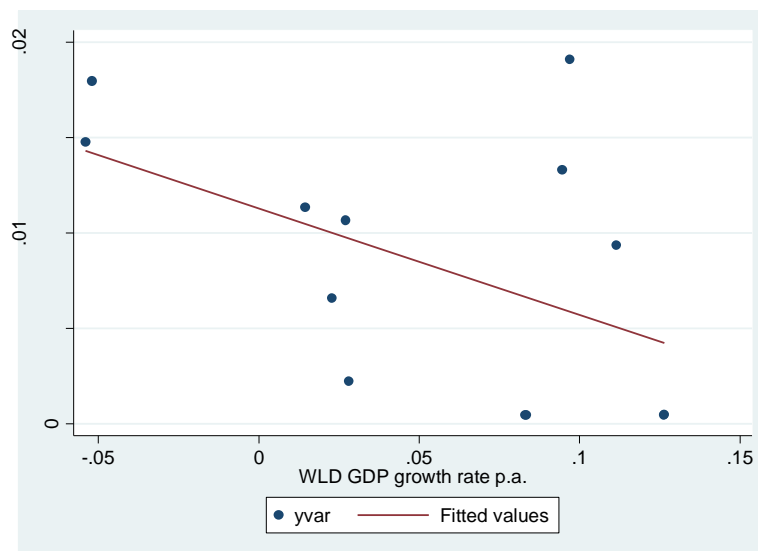


Рисунок 110. Взаимосвязь корреляции дефолтов (по вертикали) и темпа прироста мирового ВВП для мировых судовых компаний в 2000-2016 гг.

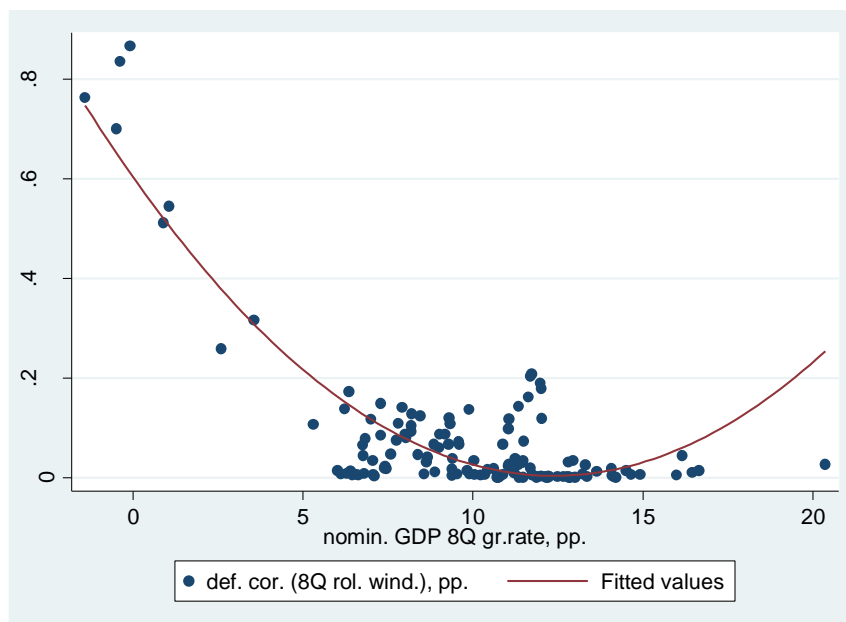


Рисунок 111. Диаграмма разброса значений корреляции дефолтов (по вертикали) и темпа прироста ВВП (по горизонтали) по данным о дефолтах в США за 1985-2019 гг.

Автор (Penikas Н. , 2020с) обосновал модификацию модели Васичека для учета выявленной отрицательной связи корреляции дефолтов и системного фактора. На Рисунке 112 распределение А построено на основе модели Васичека 0; распределение В – на основе модифицированной автором модели (71). Распределение В одинаково на обеих частях рисунка.

Предложенная модификация модели Васичека ведет к смещению оценок доходностей активов гипотетической компании-заемщика влево, в отрицательную область на Рисунке 112, т.е. при выбранном пороге дефолты будут наблюдаться чаще.

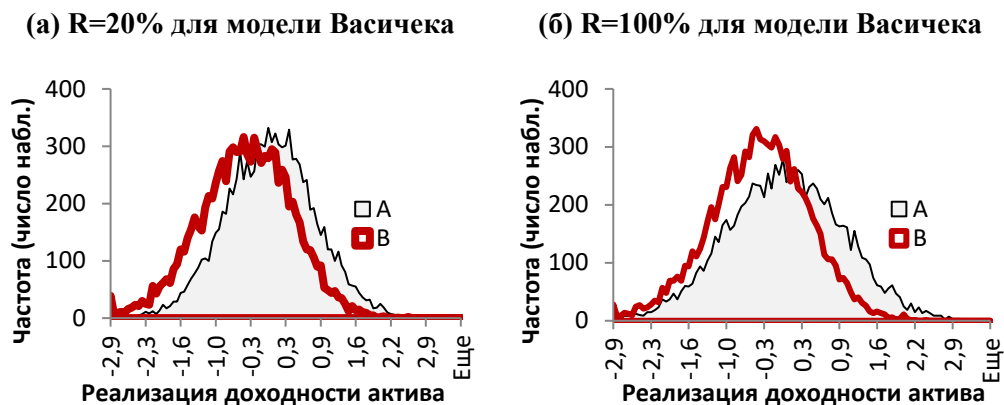


Рисунок 112. При учете отрицательной взаимосвязи корреляции дефолтов и системного фактора распределение доходностей актива смещается влево (A → B)

Здесь интересно обратить внимание на правую часть Рисунка 112. Рассмотрена 100%-я корреляция активов. Ранее могло представляться, что такая ситуация является самой критичной, т.е. несущей наибольшие потери от реализации кредитного риска. Тем не менее при наличии отрицательной связи корреляции дефолтов и системного фактора такая ситуация уже не самая критичная по следующей причине. Повышенные потери создает ситуация, когда негативные реализации системного фактора не компенсируются положительными реализациями индивидуального, что наблюдается при выявленной автором отрицательной связи корреляции дефолтов и системного фактора. Предложенная автором модификация в распределении В это учитывает, тогда как модель Васичека в распределении А – нет.

Таблица 93 - Квантили распределения доходностей по Васичеку и по подходу автора

(1)	Модель (Vasicek, 2002)		(4)	Сравнение с моделью (Vasicek, 2002)	
	(2) R=20%	(3) R=100%		(5) = (4) / (2)	(6) = (4) / (3)
Уровень значимости			Авторский подход	R=20%	R=100%
0.1%	-2.65	-3.05	-3.20	1.21	1.05
0.5%	-2.20	-2.62	-2.76	1.25	1.05
1.0%	-1.97	-2.33	-2.55	1.30	1.10
5.0%	-1.37	-1.65	-1.90	1.39	1.15
10.0%	-1.06	-1.28	-1.55	1.46	1.21
			Среднее	1.32	1.11

В работе (Penikas H. , 2020с) показано, что при $R_i = 20\%$ текущий ПВР недооценивает кредитный риск на 21% на уровне 99.9% и на 32% в среднем для всех рассмотренных уровней по сравнению с предложенной автором модификацией, учитывающей отрицательную связь системного фактора и корреляции дефолтов (Таблица 93).

4.3.3. Стресс-тестирование

Авторы (Merika, Negkakis, & Penikas, 2021) обосновали методологию стресс-тестирования кредитного риска, в которой учтены упущенные предыдущими исследователями явления, имеющие место в реальной деятельности банка. Во-первых, смоделированы крайние реализации риска с учетом меры риска границы потерь $ГП_\alpha$, а не средние. Во-вторых, смоделирован выявленный рост корреляции дефолтов при падении значений системного фактора в кризисе. В-третьих, показано, что уровень 99.9% в вероятностно-статистической модели регулятора занижает оценку кредитного риска в полтора раза, несмотря на то, что такой уровень в 99.9% часто критикуют как завышенный.

Начнем с визуального анализа и рассмотрим Рисунок 113. В нем есть две части, на которых представлены данные о выборочной доли дефолтов (слева) и корреляции дефолтов, рассчитанной по четырехлетнему скользящему окну (справа). В каждой из частей выделены две подчасти: 1 – соответствует кризисному периоду 2008-2011 гг.; 0 – некризисному (иным годам). По горизонтали отложен темп прироста мирового ВВП в год.

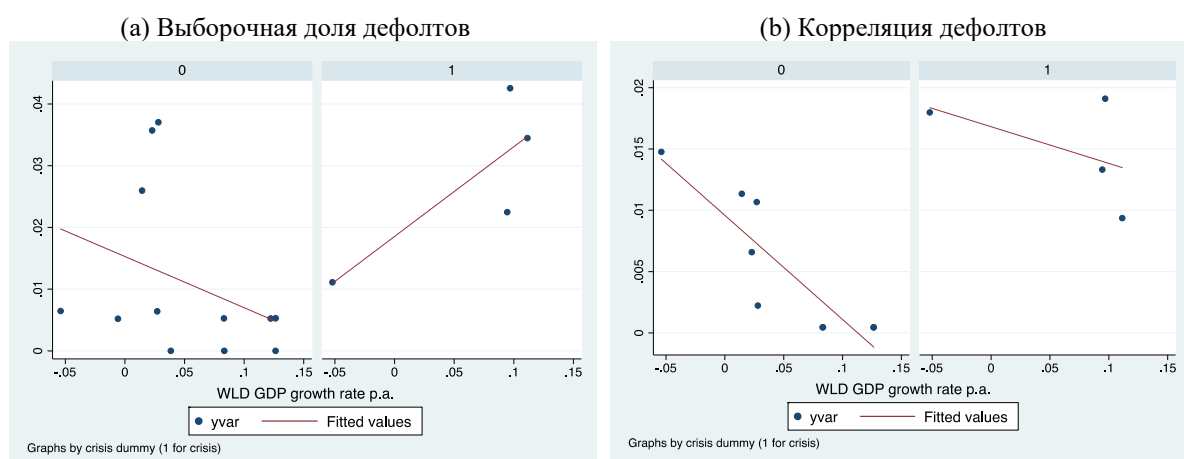


Рисунок 113. Взаимосвязь выборочной доли дефолтов и корреляции дефолтов и темпа прироста ВВП мира

Для выборочной доли дефолтов есть контринтуитивная разница в наклонах линий тренда. Это указание на то, что с точки зрения экономической интерпретации для выборочной доли дефолтов целесообразно рассматривать только изменение уровня в кризис без связи с темпом прироста мирового ВВП для данного сегмента заемщиков. В отличие от выборочной доли дефолтов, корреляция дефолтов отрицательно связана с темпом прироста мирового ВВП как в кризисные, так и в некризисные периоды. Данный результат можно считать уникальным со времени работы (Vasicek, 1987). Дело в том, что до сих пор ожидалось, что системный фактор, которым может быть темп прироста мирового ВВП, не связан с корреляцией дефолтов. Количественные результаты оценки регрессий сведены в таблицу (Приложение 10). Видно, что две спецификации (DR1, r51) не

проходят по критерию достаточной описательной силы. В нескольких – есть незначимые коэффициенты (DR1, DR2, DR3, r51, r43, r53) или неинтерпретируемые (DR1+). Во всех случаях выполнен тест Харке–Берра на нормальность остатков, но в отдельных случаях значение тестовой статистики мало (например, 30% для выборочной доли дефолтов против 85% для корреляции дефолтов), хотя выше требуемого уровня в 5 или 10%. Тест Бокса–Кокса указывает, что линейная модель предпочитается перед полулогарифмической в рассмотренных случаях. Отдельные спецификации для корреляции дефолтов не проходят тест Рамсея (r41, r51, r52, r53). В двух – обнаружена гетероскедастичность в остатках (r51, r53). Мультиколлинеарность не выявлена ни в одной спецификации. Таким образом, имеем следующие итоговые модели – это (DR1++) для выборочной доли дефолтов и (r42) для корреляции дефолтов:

$$DR = 1.1\% + 1.7\% \cdot crisis , \quad (166)$$

$$\rho = 0.8\% + 1.0\% \cdot crisis - 6.3\% \cdot GDP_{gr-r} . \quad (167)$$

Значения средней доли дефолтов в стрессе и корреляции дефолтов в стрессе рассчитаем по оцененным формулам (166) и (167). Данные результаты приведены в столбцах (4) и (5) Таблицы 100. По двум параметрам (среднему и корреляции) генерируем распределения коррелированных бернуллиевских случайных величин. Из-за ненулевой корреляции дефолтов в области значений 20-30% выборочной доли дефолтов возникает вторая мода распределения. Значения квантилей смоделированных распределений для уровней 90, 95, 97.5, 99% приведены в столбцах (6)-(9) Таблицы 100.

Из Таблицы 100 видно, что средняя доля дефолтов в кризис возрастает с 1.1 до 2.8%, т.е. на 170 базисных пунктов. Данный прирост выше уровня, показанного Банком Японии (Bank of Japan, 2019), но соответствует разряду ВВ- в работе (Miu & Ozdemir, 2008). Если же рассмотреть уровни, принятые в пруденциальном банковском регулировании и надзоре, значения квантилей выборочной доли дефолтов для них будут существенно выше.

Например, после мирового финансового кризиса 2007-09 гг. БКБН предложил рассчитывать ожидаемое превышение границы потерь ES для рыночного риска на уровне 97.5% (BCBS, 2013b, p. 34), сохранив уровень 99.9% для кредитного риска в ПВР (BCBS, 2017a, p. 63). Если рассмотреть промежуточный уровень 99% и сценарий падения мирового ВВП на -5% (именно настолько Всемирный банк прогнозирует в июне 2020 г. падение мирового ВВП по итогам 2020 г., см. (World Bank, 2020, p. 4)), то доля дефолтов в стрессе возрастает до 22.0% (см. строку 2 и столбец Таблицы 94), что в восемь раз выше средней вероятности дефолта в стрессе 2.8% (см. строку 2 и столбец 4 Таблицы 94).

Таблица 94 - Параметры сценариев и смоделированные реализации выборочной доли дефолтов

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
#	Сценарий	темпы прироста ВВП мира в год, %	средняя доля дефолтов в стрессе, %	корреляция дефолтов в стрессе, %	q90, %	q95, %	q97.5, %	q99, %
1	некризис	2.0	1.1	0.7	2.0	2.0	4.0	10.0
2	кризис	-5.0	2.8	2.1	4.0	4.0	6.0	22.0
3	рецессия	-10.0	2.8	2.4	4.0	6.0	16.0	24.0

Примечание. qNN – квантиль уровня NN%.

Неожиданно, что в работах, посвященных стресс-тестированию (Miu & Ozdemir, 2008), (Bank of Japan, 2019), не приводятся оценки квантилей или границы потерь. При этом помним, что граница потерь стала стандартом в международной практике управления рисками начиная с 1993 г. (J.P. Morgan/Reuters, 1996).

Полученный вывод имеет важное значение для оценки адекватности подхода ПВР. Дело в том, что ПВР, по сути, тоже является способом стресс-тестирования, поскольку кредитный риск портфеля ссуды оценивается на уровне 99.9%. Особенностью ПВР является то, что указанный уровень применяется к подразумеваемому, но формально неопределенному системному фактору Y . При этом дополнительным входящим параметром для ПВР является специфический фактор, который не наблюдаем, а используемая для него вероятность дефолта, на самом деле, сама зависит от системного (макроэкономического) фактора (например, ВВП, см. раздел 4.3.2). Поэтому идентификация модели Васичека с одним системным фактором затруднена. Ей предлагают альтернативы (Rukhtin, 2004), (Tarashev N. A., 2005). Но они тоже не решают проблему идентификации.

У предложенного же автором подхода к стресс-тестированию указанных недостатков модели Васичека нет. Используются наблюдаемые данные о динамике выборочной доли дефолтов. По ним рассчитываются характеристики средней и дисперсии, чтобы получить оценку корреляции дефолтов. По данным значениям параметрически моделируется распределение выборочной доли дефолтов DR. По нему рассчитываются квантили. Данный подход реализуем на уровнях портфелей (моделей, сегментов, классов активов), банка, банковской системы. Результаты можно обновлять по мере поступления новых данных. Подход проверяем посредством использования наблюдаемых данных.

Поскольку оба подхода (БКБН и авторский) можно оценить для одинаковых уровней значимости, то можно увидеть из Таблицы 95, что на уровне 99.9% подход БКБН недооценивает кредитный риск примерно в полтора раза: на 7 процентных

пунктов (22 против 15%, см. строку 1) для некризисного периода и на 10 процентных пунктах (32 против 22%, см. строки 2 и 3) – для кризисного.

Таблица 95 - Сравнение оценок кредитного риска по ПВР и по подходу автора

		ПВР				Авторский подход			
№	PD, %	Над- бавка*, %	PD + надбавка, %	Кор. активов R, %	\sqrt{R} , %	Кор. дефолтов, %	q99.0, %	q99.9, %	q99.9 – IRB, пп.
Ист.	Данные					Данные			
1	1.1	13.6	14.7	18.9	43.5	0.7	10.0	22.0	7.3
2	2.8	19.1	21.9	15.0	38.7	2.1	22.0	32.0	10.1
3	2.8	19.1	21.9	15.0	38.7	2.4	24.0	32.0	10.1

Примечание. * – поправка на эффект портфеля из-за корреляции активов.

После демонстрации недооценки кредитного риска текущим ПВР со стороны БКБН становится понятно, почему банки вначале могут стремиться на него перейти (у них возрастает достаточность капитала, а следовательно, их стоимость), а потом несут потери больше фактических. Это, наоборот, снижает их стоимость.

4.3.4. Смесь распределений Бернулли с коррелированными исходами

При рассмотрении вышеприведенных результатов могут возникнуть два вопроса. С одной стороны, насколько можно доверять прогнозу оценок кредитного риска, если они существенно превосходят исторически наблюдавшиеся значения? С другой стороны, если корреляция дефолтов – важный параметр в управлении кредитным риском портфеля ссуд, то почему оценки корреляции оказываются малыми и статистически незначимыми?

Чтобы разобраться, давайте внимательнее рассмотрим распределение долей дефолтов с его свойством бимодальности и попробуем его смоделировать. Результаты представлены в работах (Пеникас Г. И., 2021d), (Penikas, 2021).

Напомним упрощенно два направления к генерации бернуллиевских случайных величин: непараметрическое (генетический алгоритм) из работы (Kruppa, Lепенies, & Jung, 2018) и параметрическое из работы (Lunn & Davies, 1998). Хотя последнее не позволяет сгенерировать отрицательно коррелированные случайные величины, оно существенно быстрее реализуется. Для этого используется следующий подход:

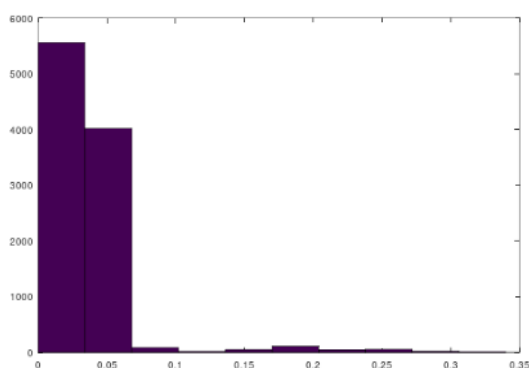
$$X_i = Z \cdot U_i + Y_i \cdot (1 - U_i), \quad (168)$$

где X_i – это i -я бернуллиевская случайная величина (б. с. в.); $Z \sim Bin(1, PD)$ – общий (системный) фактор, также являющийся б. с. в.; $Y_i \sim Bin(1, PD)$ – индивидуальный фактор, выраженный б. с. в.; $U_i \sim Bin(1, \rho)$ – особенный взвешивающий коэффициент; $Bin(n, p)$ – биномиальное распределение с вероятностью успеха в отдельном испытании p при общем числе испытаний n . У общего фактора Z нет индекса, чтобы

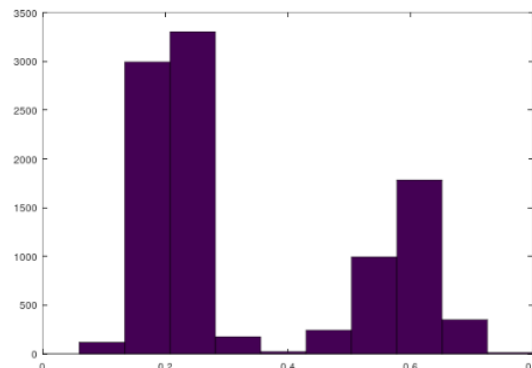
относительно его генерировать реализации б. с. в. с коррелированными исходами. Как можно видеть, подход к генерации подобен генерации коррелированных нормально распределенных с. в.

При моделировании распределения доли дефолтов сравним два подхода: общий и смешанный. В общем подходе будут оценены средняя доля дефолтов и корреляция дефолтов. С помощью генетического алгоритма (Kruppa, Lepenies, & Jung, 2018) смоделируем распределение долей дефолта. В смешанном подходе предположим, что интересующее нас распределение – это смесь двух распределений Бернулли с коррелированными исходами. Для подбора параметра корреляции в каждом из них воспользуемся методом (Lunn & Davies, 1998) из (168). Расчеты продемонстрируем на данных о дефолтах по всем кредитам США за 1985-2021 гг.

Корреляция дефолтов в общем подходе получается равной +0.8% при среднеисторической доле дефолтов 3.4%. Используя алгоритм (Kruppa, Lepenies, & Jung, 2018), получается незначительный горб в районе $DR = 20\%$ с максимальными значениями, достигающими $DR = 35\%$ (Рисунок 114А). Такое распределение значимо отличается от исторического, ср. с Рисунком 41, где исторический максимум доли дефолтов не превышал 8%.



(A) $PD = 3.4\%$, $\rho = 0.8\%$



(B) $PD = 34\%$, $\rho = 12.2\%$

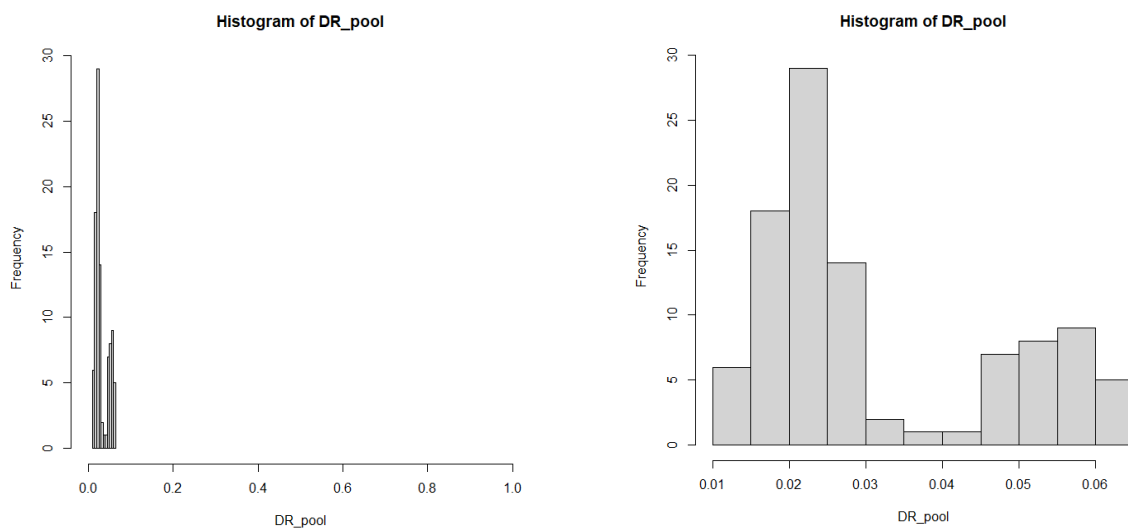
Рисунок 114. Пример возможной генерации смеси распределений Бернулли с коррелированными исходами (B) против распределения (A) с параметрами, соответствующими историческому ряду данных

Примечание: часть (A) построена для среднего и дисперсии выборочной доли дефолтов данных США с 1985 по 2021 гг. (Рисунок 41).

Присмотревшись к историческому распределению дефолтов, можно увидеть сопоставимую интенсивность наблюдения двух мод. Тогда можно построить распределение с параметрами дефолта в 10 раз выше исторически наблюдаемых, а именно $PD = 34\%$. Тогда корреляция дефолтов будет примерно +12%. Если сгенерировать

распределение доли дефолтов для такой комбинации с помощью генетического алгоритма, то его вид будет похож на исторически наблюдаемое (если не рассматривать масштаб значений по горизонтальной оси) (см. Рисунок 114В). Чтобы масштаб значений был сопоставим, надо взять предложенное нами распределение с весом 10%, тогда историческая средняя доля дефолтов совпадет; и взять особенное второе распределение с нулевой долей дефолтов. Такая смесь из двух распределений будет уже намного больше соответствовать историческому.

Теперь реализуем данную логику с более точным подбором параметров распределений (средние доли дефолтов, корреляция дефолтов и веса двух распределений). Будем перебирать все параметры с шагом в один процентный пункт так, чтобы максимально приблизить наше распределение как смесь из двух к историческому по статистике Колмогорова–Смирнова (KS). Получаем, что оптимальный вес для распределения с дефолтами $W = 13\%$, без дефолтов – 87%. Для первого распределения с дефолтами параметры равны $PD = 22\%$, $\rho = +26\%$. Соответствующая им мера KS варьируется от 3.2 до 6.0%, в зависимости от итерации по генерации массива. По Рисунку 115 видно, что полученная смесь двух распределений соответствует историческому. Максимум достигается уже в 7% для доли дефолтов по горизонтали.



(a) Вся ось [0,1] OX

(b) Увеличенная часть оси OX

Рисунок 115. Смоделированная смесь двух распределений Бернулли с коррелированными исходами

Имея оценки параметров для смеси двух распределений, сравним оценки двух мер рисков – границы потерь (ГП) и ее ожидаемого превышения (ES) – по этим двум подходам (Таблицы 96, 97).

Оценки по общему подходу без разделения на два распределения существенно завышают оценки риска. Например, для уровня 99.9% – 6 против 32% по ES, т.е. на 25 пп.

Таблица 96 - Сравнение оценок мер риска: граница потерь

квантиль	Граница потерь (ГП, VaR, квантиль)			
	SUB	SUB * W	POOL	pool - (SUB * W)
(1)	(2)	(3) = (2) * W	(4)	(5) = (4)-(3)
95.0%	43.4%	5.64%	6.0%	0.4%
97.5%	44.1%	5.73%	16.0%	10.3%
99.0%	44.9%	5.84%	24.0%	18.2%
99.5%	45.5%	5.92%	26.0%	20.1%
99.9%	46.6%	6.06%	30.0%	23.9%

Таблица 97 - Сравнение оценок мер риска: Expected Shortfall (ES)

квантиль	ES (среднее превышение границы потерь)			
	SUB	SUB * W	POOL	pool - (SUB* W)
(1)	(2)	(3) = (2) * W	(4)	(5) = (4)-(3)
95.0%	44.3%	5.76%	15.9%	10.2%
97.5%	44.9%	5.84%	22.5%	16.7%
99.0%	45.6%	5.93%	26.6%	20.6%
99.5%	46.1%	5.99%	28.7%	22.7%
99.9%	47.0%	6.11%	31.8%	25.7%

Таким образом, было показано, что для целей управления кредитным риском портфеля ссуд целесообразно выделять смеси распределений. В каждом отдельном распределении внутри смеси корреляция дефолтов значима, хотя при оценке по общему историческому ряду доли дефолтов она может быть незначима.

У полученного результата есть важное расширение. На вход алгоритму подается только ряд долей дефолтов по портфелю ссуд. Неизвестны ни число заемщиков, ни типы кредитов, ни число выданных ссуд. Однако предложенный метод позволяет, по сути, реализовать кластеризацию данных. Ее же можно назвать сегментацией портфеля для цели разработки бизнес-стратегии. Например, на основе рассмотренных данных по США за 40 лет можно утверждать, что 13% ссуд значимо отличаются от остальных по двум параметрам. Они не только характеризуются высоким уровнем невозвратов ($PD = 22\%$), но и сильно коррелируют друг с другом ($\rho = +26\%$).

Когда данный алгоритм применяется к массиву данных с доступной информацией по каждому кредиту, то можно выделить конкретные ссуды в такой портфель с повышенными кредитными рисками.

4.4. Внутренний регуляторный арбитраж

4.4.1. Выделение низкодефолтного портфеля (LDP)

Автор (Пеникас, 2020) показал, что эффект «регуляторного арбитража» можно получить в ПВР путем выделения низкодефолтных портфелей.

В Таблице 98 приведен базовый частный случай. Здесь на одном и том же массиве данных получается уменьшить оценку кредитного риска с 199.5 единицы до 184.0 (см. строки 3, 6 в столбце 8) и увеличить норматив CAR с 8.5 до 9.5% (см. столбец 11). Для этого достаточно выделить группу наблюдений (LDP) с существенно меньшей долей дефолтов (2%), чем в целом для всех заемщиков (10%) (см. строки 4 и 6 в столбце 5). Тогда в случае наличия LDP-сегментов регулятору нужно требовать перестроения моделей на расширенном массиве объединенных сегментов при выполнении следующего условия. Если регулятор при сопоставлении требований к капиталу, полученных в ходе оценки на всем портфеле и при разделении на два класса, обнаруживает значительную (например, превышающую 5% от размера совокупных требований к капиталу) выгоду в размере требований к капиталу (capital arbitrage), необходимо объединить данные и оценить на них одну общую модель.

Таблица 98 - Иллюстративный пример получения искусственной выгоды («регуляторного арбитража»)

(а) расчет норматива CAR без выделения LDP										
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)
№	Портфель	N	D	D/N	EL	UL	$ГП_{\alpha}$	EL, % от $ГП_{\alpha}$	\tilde{K}	CAR
1	LDP	500	50	10%	22.5	77.2	99.7	22.6%		
2	иной	500	50	10%	22.5	77.2	99.7	22.6%		
3	ИТОГО	1000	100	10%	45.0	154.5	199.5	22.6%	210.0	8.5%
(б) расчет норматива CAR после выделения LDP										
№	Портфель	N	D	D/N	EL	UL	$ГП_{\alpha}$	EL, % от $ГП_{\alpha}$	\tilde{K}	CAR
4	LDP	500	10	2%	4.5	45.9	50.4	8.9%		
5	иной	500	90	18%	40.5	93.1	133.6	30.3%		
6	ИТОГО	1000	100	10%	45.0	139.0	184.0	24.5%	210.0	9.5%

Примечание. N – общее число наблюдений; D – число дефолтов.

Предположим, что банк строит сегментацию по одному из факторов. Например, по X1, который отражает **уровень долговой нагрузки**. Тогда в один класс будут попадать компании с высокой долговой нагрузкой, во второй – с низкой. Банк может задуматься над тем, сколько дефолтов включить в LDP-сегмент (например, для компаний с низкой долговой нагрузкой); построить три модели оценки вероятности дефолта (одну – на едином массиве данных для всего класса (pooled); и по одной для каждого из двух классов: LDP и

class 2) и сравнить совокупные требования на капитал, ТС (сумма величины ожидаемых потерь к вычету из капитала в числителе норматива достаточности капитала и величины непредвиденных потерь в знаменателе, которые равны RWA, поделенным на 12.5), если бы была одна модель или две модели (для каждого из двух классов).

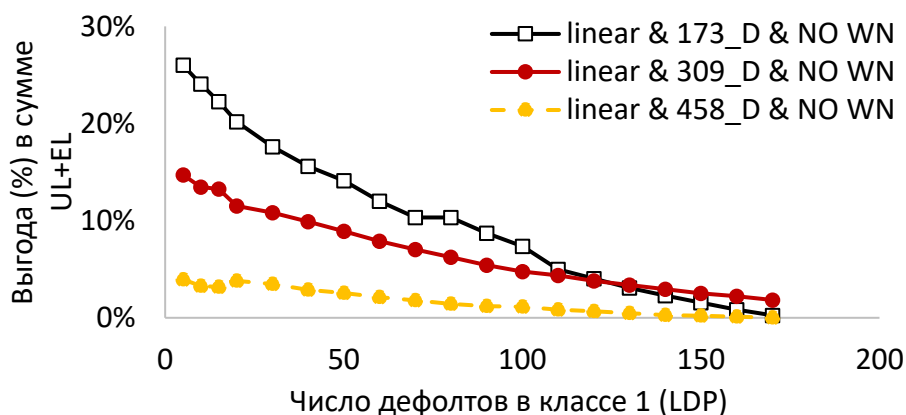


Рисунок 116. Число дефолтов в классе и выгоды банка от выделения LDP при линейных взаимосвязях

Примечание. 173, 309, 458 – число дефолтов в двух классах; по горизонтали отложено число дефолтов в первом (LDP) классе из указанного числа; NO WN – отсутствие в модели «шума» (случайного блуждания, white noise, WN); linear – линейная связь факторов X и переменной статуса дефолта.

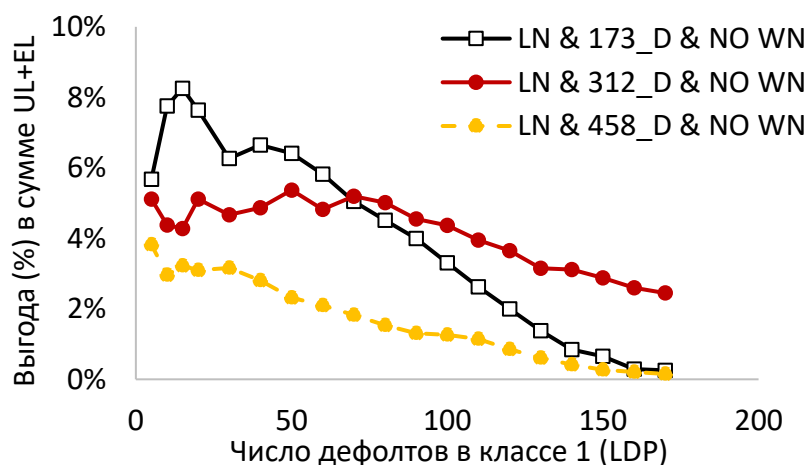


Рисунок 117. Число дефолтов в классе и выгоды банка от выделения LDP при нелинейных взаимосвязях

Примечание. 173, 312, 458 – число дефолтов в двух классах; LN – нелинейная (логарифмическая) связь факторов X и переменной статуса дефолта.

Этот пример позволяет получить интересные выводы.

1. Чем меньше дефолтов включено в LDP-сегмент, тем больше выгода банка в терминах совокупных требований к капиталу (Рисунки 116, 117).
2. Выгода банка может, в частности, достигать до 30% при включении только пяти дефолтов в случае линейной взаимосвязи факторов со статусом дефолта (Рисунок 116).

3. Если взаимосвязь факторов X и результирующего факта дефолта линейна, то выгода банка больше, чем при нелинейной (ср. Рисунок 116 для линейной связи и Рисунок 117 для нелинейных связей).
4. Чем больше дефолтов во всем портфеле, тем меньше выгода от выделения LDP (Рисунки 116, 117).
5. При большей зашумленности модели PD выгода банка уменьшается (Рисунки 118, 119), т.е. чем точнее прогнозирующую модель PD может построить банк, тем выгоднее ему выделить LDP.

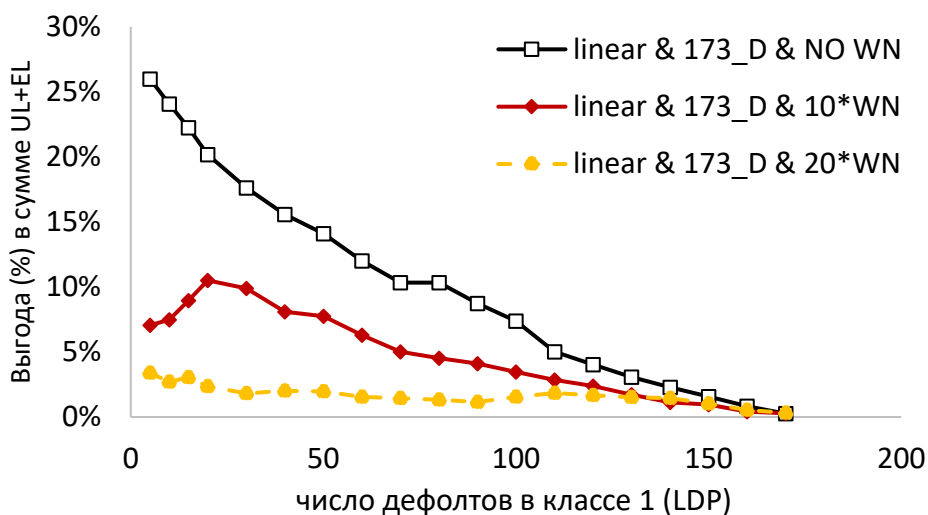


Рисунок 118. Число дефолтов в классе и выгоды банка от выделения LDP при линейных взаимосвязях и зашумленности модели

Примечание. 173 – число дефолтов в двух классах; 10, 20 – множители, увеличивающие эффект шума.

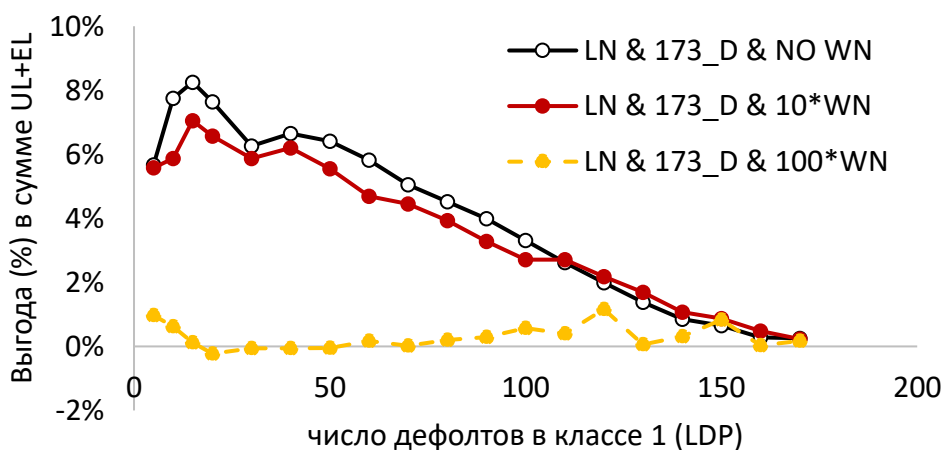


Рисунок 119. Число дефолтов в классе и выгоды банка от выделения LDP при нелинейных взаимосвязях и зашумленности модели

Примечание. 173 – число дефолтов в двух классах; 10, 100 – множители, увеличивающие эффект «шума».

Отсюда мы можем сделать ключевой вывод, что простая корректировка оценок вероятности дефолта является недостаточной мерой, поскольку не способствует улучшению статистических характеристик построенных моделей. Поэтому регулятору

следует предпочесть требовать от банка объединять данные и строить модель на как можно более обширном в терминах числа дефолтов массиве данных, на что указывалось еще в первых рекомендациях БКБН (BCBS, 2005с), а также в последующих исследованиях (Wei & Yuan, 2016, p. 123).

Таким образом, несмотря на реализуемость подходов по выделению LDP, для цели ПВР регулятору целесообразно не разрешать построение моделей на LDP-сегментах. Иначе это может привести к «регуляторному арбитражу» .

Требую объединять выборки, не допуская выделения LDP-сегментов, регулятор получит от банков на выходе более надежные модели, что в целом будет способствовать повышению финансовой стабильности в банковской системе. В качестве возражения читатель может привести работу (Могилат А. Н., 2019, стр. 108-109), где, по сути, обобщенная до совокупности всех российских предприятий выборка остается LDP, так как содержит 0.8% дефолтов от общего числа наблюдений в 350 000 – 1 млн. штук. Но здесь уместно отметить процитированную в указанном источнике работу (McCullah & Nelder, 1989, p. 120), где говорится, что при достаточно больших выборках по числу наблюдений оценки параметров модели бинарного выбора будут достаточно точными.

4.4.2. Изменение определения дефолта через критерии несклонности к платежу

Автор (Penikas Н. , 2020a) впервые теоретически обосновал и эмпирически показал, что явление «регуляторного арбитража» может возникать при применении ПВР.

В текущем ПВР существуют возможности «**внутреннего регуляторного арбитража**» (далее будем использовать – регуляторного арбитража, понимая внутренний). Указанный арбитраж происходит, когда оценка кредитного риска или значение норматива улучшается, чтобы стейкхолдеры позитивно воспринимали такой факт, но реальная ситуация не меняется, а происходит лишь использование особенностей существующих требований пруденциального банковского регулирования и надзора.

Таких возможностей «регуляторного арбитража» в ПВР можно выделить две:

- 1) изменение определения дефолта;
- 2) изменение соотношения ожидаемых и непредвиденных потерь.

Рассмотрим портфель, состоящий из 200 выданных ссуд. Иллюстративный график просрочки при возврате ссуд из него приведен в Таблице 99.

Таблица 99 - Гипотетический пример графика возврата кредитов и взыскания долгов при их невозврате

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Дней просрочки	Число возвращенных кредитов	Кумул. число возвращенных кредитов	Невозврат = 200 – (3)	PD = (3) / 200	LGD = 45 / (4)
1	100	100	100	50%	45%
15	10	110	90	45%	50%
30	9	119	81	41%	56%
45	8	127	73	37%	62%
60	7	134	66	33%	68%
75	6	140	60	30%	75%
90	5	145	55	28%	82%
105	4	149	51	26%	88%
120	3	152	48	24%	94%
135	2	154	46	23%	98%
150	1	155	45	23%	100%
165	0	155	45	23%	100%
180	0	155	45	23%	100%

Пусть для стандартного определения дефолта в 90 дней просрочки (BCBS, 2006a), (BCBS, 2017a) не возвращается 28% кредитов, для 180 дней – 23%. Всего никогда не возвращенными пусть остается 45 кредитов. При любом определении дефолта (при просрочке на любое число дней) ожидаемые потери постоянны и равны $23\% = 45/200$. Соотношение PD и LGD, в зависимости от определения дефолта, приведено Рисунку 120а.

На Рисунке 120b верхняя сплошная линия указывает, что оценка кредитного риска для цели ПВР возрастает с ростом срока просрочки в определении дефолта для продвинутого ПВР (П-ПВР) при неизменности величины ожидаемых потерь. Одновременно нижняя пунктирная линия на Рисунке 120b указывает, что аналогичное увеличение числа дней в определении дефолта в гораздо большей степени снижает оценку кредитного риска для банка, использующего базовый ПВР (Б-ПВР). При этом видно, что наиболее консервативная оценка кредитного риска в таком случае наблюдается при определении дефолта в один день просрочки.

Возможно, ориентируясь на банки с Б-ПВР, БКБН ввел понятие обстоятельств несклонности заемщика к платежу по ссуде (unlikely to pay, UTP) (BCBS, 2006a, pp. 100, par. 453), чтобы фиксировать дефолты раньше, чем просто по достижении 90 дней просрочки, а значит, и более консервативно оценивать кредитный риск. Однако, судя по верхней сплошной линии на рисунке, видно, что аналогичное использование критериев UTP банком на продвинутом ПВР будет снижать его оценку кредитного риска.

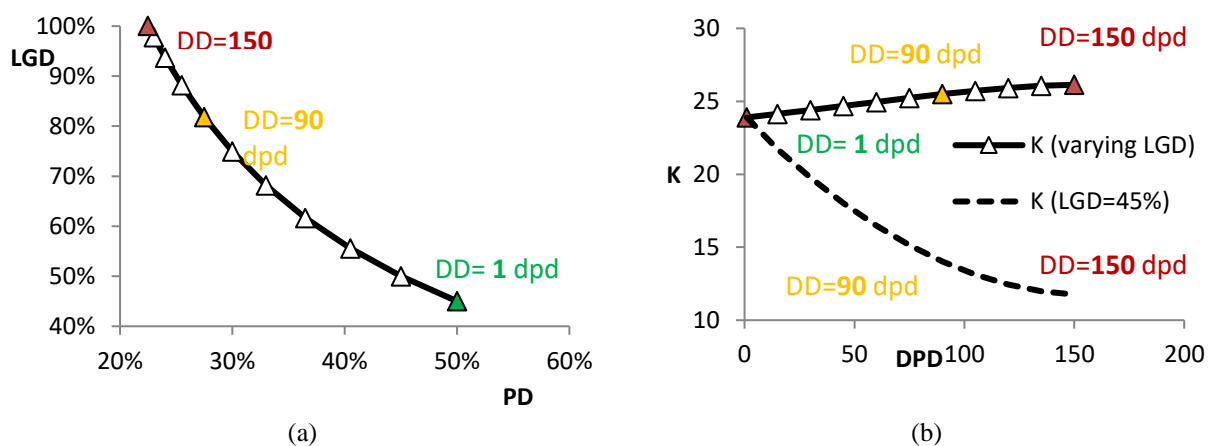


Рисунок 120. Требования к капиталу по П-ПВР возрастают при удлинении определения дефолта

Примечание. K (varying LGD) – П-ПВР, K (LGD=45%) – Б-ПВР.

Таким образом, в зависимости от выбранного формата ПВР – базового или продвинутого, использование критериев УТР может как повышать, так и занижать оценку кредитного риска для цели расчета норматива CAR. Поэтому регулятору целесообразно отказаться от дополнительных критериев дефолта УТР, а использовать только срок просрочки.

4.4.3. Изменение соотношения ожидаемых и непредвиденных потерь

Разделение оценки риска на ожидаемые и непредвиденные потери основано на идее того, что ожидаемые потери – это среднее значение для распределения потерь, поскольку слово «expected» на английском используется для обозначения математического ожидания (BCBS, 2005d). Тем не менее с точки зрения бухгалтерского учета или требований пруденциального банковского регулирования и надзора не существует ограничений, требующих именно так определять ожидаемые потери. В некотором смысле данный факт подтверждается тем, что со времени принятия соглашения Базель I в 1988 г. вместо ожидаемых потерь используют величину резервов, которые часто определяют по значимо иным правилам (Банк России, 2017а), нежели просто как математическое ожидание распределения потерь.

Стандартная процедура проверки используемого параметра в вероятностно-статистических и эконометрических моделях – это ретроспективный прогноз (бэк-тест, back-test). Следуя его логике, нужно сравнить фактические потери, относящиеся к категории ожидаемых с прогнозным значением. Аналогичное сравнение нужно сделать для фактических и прогнозных потерь, относящихся к категории непредвиденных. Все, что видит банк, выдавший кредиты, – это то, что ему определенные кредиты из интересующего сегмента не вернули. Но никто не может сказать, были ли данные невозвращенные кредиты ожидаемыми или непредвиденными. Поэтому даже с точки зрения ретроспективного прогноза и проверки точности оценок кредитного риска математическими моделями

необходимо сравнивать понесенные потери от реализации кредитного риска с суммой ожидаемых потерь (или резервов, в зависимости от того, что использует банк) и непредвиденных, *не разделяя их*. Сравнение фактических убытков только с прогнозом ожидаемых или только с прогнозом непредвиденных потерь методологически некорректно.

Поэтому можно показать, что благодаря разделению оценки кредитного риска на указанные две части (EL и UL) у банка появляется возможность «регуляторного арбитража». Для наглядности рассмотрим два примера на Рисунке 121.

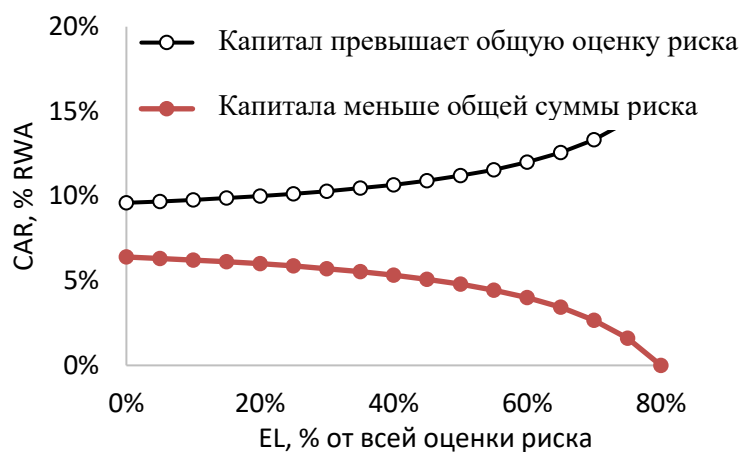


Рисунок 121. Норматив CAR при перераспределении доли ожидаемых убытков в общей оценке риска

На Рисунке 121 нижняя линия показывает связь значений норматива CAR с долей ожидаемых убытков в общей оценке риска для банка, у которого изначально капитала \tilde{K} меньше общей величины риска. Верхняя линия там же соответствует банку, у которого, наоборот, капитала \tilde{K} больше, чем принятого риска. Таким образом, Рисунке 121 наглядно видно, что если капитала \tilde{K} у банка больше, чем принятого риска, то ему выгоднее выбрать такой сегмент для кредитования, чтобы в нем была выше оценка ожидаемых потерь. При прочих равных у него тогда будет выше норматив CAR при одной и той же суммарной оценке риска.

Наиболее ярко описанное явление «регуляторного арбитража» может проявляться при использовании продвинутого ПВР. В примере (Таблица 100) показано, как при неизменной оценке кредитного риска в 24.47 единицы (см. столбец 8) можно увеличить норматив CAR с 10.1 до 10.5% (см. столбец 11). Таким образом, в рамках продвинутого ПВР банки могут фокусироваться на сегментах, в которых им чаще будут не возвращать кредиты.

**Таблица 100 - Увеличение доли ожидаемых потерь отражается
в росте норматива CAR**

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)
№	$\tilde{K} > ГП_\alpha$	PD	LGD	EAD	EL	UL	$ГП_\alpha$	EL, % от $ГП_\alpha$	\tilde{K}	CAR
1	да	5%	77%	100	3.87	20.61	24.47	16%	30	10.1%
2	да	15%	45%	100	6.75	17.72	24.47	28%	30	10.5%

Автор (Penikas H. , 2020a) сформулировал рекомендации по исключению стимулов для возникновения явлений «регуляторного арбитража». Для этого вместо сравнения норматива CAR с минимальным уровнем необходимо сравнивать абсолютные значения капитала банка и принятых им рисков.

4.5. Вознаграждение в системе принятия решений о выдаче кредита

Решения о выдаче кредитов ФЛ часто автоматизированы, тогда как кредиты ЮЛ рассматриваются индивидуально. При этом PD в случае кредитов ЮЛ часто является дополнительной информацией, а не единственным критерием для принятия решения. В силу существенно большего размера кредитов ЮЛ в сравнении с ФЛ для минимизации негативных последствий такие решения принимаются путем голосования на **кредитном комитете** банка. Здесь особенностью является то, что исход заранее неизвестен, а именно кредит могут вернуть или не вернуть. В этом важное отличие голосования на кредитном комитете от аксиоматической теории голосования (axiomatic voting theory) и от теории принятия коллективных решений (social choice). В случае кредитного комитета можно представить гипотетическую ситуацию, когда все участники едины в ценностях и принимают решение о выдаче кредита. Тем не менее такой кредит не возвращается. С точки зрения аксиоматической теории голосования достигнуто наивысшее благосостояние (social welfare) голосующих, но акционер в итоге теряет деньги. Поэтому ему не достаточно, что голосующие едины во мнении. Ему нужны такие процедуры, которые будут стимулировать выдачу кредитов тем, кто их будет возвращать.

4.5.1. Существующие требования к кредитным комитетам банков

БКБН разрабатывает стандарты, которые призваны стимулировать банки принимать разумный риск (BCBS, 2011). Как отмечают исследователи (Айзерман & Алескерев, 1990, р. 173), многое зависит от того, как такое понятие (или эквивалентное – «разумный выбор») будет формализовано. БКБН этого не делает, но представляет требования, которые нашли отражение в требованиях пруденциального банковского регулирования и надзора в России.

1. Требуется, чтобы вознаграждение *контролирующих риски* лиц было не менее чем на половину фиксированным, чтобы стимулировать их делать независимые суждения об уровне риска (Банк России, 2014, pp. пар. 2.5, абз. 5).

2. Наоборот, вознаграждение *принимающих риск* лиц должно быть не менее чем на 40% переменным (Банк России, 2014, pp. пар. 2.4, абз. 3).
3. При этом переменное вознаграждение должно не менее чем в объеме 40% откладываться на период не менее трех лет (Банк России, 2014, pp. пар. 2.4, абз. 4), чтобы его можно было не выплачивать при реализации кредитного риска (при невозврате кредита).
4. В комитете по дефолтам не меньше половины мест должны занимать лица, контролирующие, а не принимающие риск (Банк России, 2015а, стр. пар. 13.4, абз. 10).

Авторы (Пеникас & Теванян, 2015) показали на примере теоретико-игровой модели, что вышеприведенные пункты 1 и 2, наоборот, стимулируют принятие избыточных рисков, когда принимающие риск сотрудники банка являются склонными к риску.

4.5.2. Практика голосования и вознаграждений в банках

Хотя описанные выше требования к лицам, голосующим по вопросам выдачи кредитов в кредитном комитете, логичны, они могут приводить к следующей нежелательной для акционера ситуации. В кредитном комитете собрались только консервативные риск-менеджеры, которые считают, что лучше вообще не выдавать кредит. Они правы в том, что тогда нет возможности выданные кредиты не вернуть. Но акционера беспокоит в таком случае, что он и не получит доходность (проценты по кредиту), а проценты по принятым депозитам ему нужно платить. Поэтому акционер заинтересован в том, чтобы все-таки кредиты выдавались. Для стимулирования «разумного выбора» могут использоваться такие подходы:

1. Если человек голосует и следующее из его голосования событие реализуется, то он получает премию. Например, член комитета голосует за выдачу кредита и кредит возвращают; он голосует против выдачи, но большинство голосует «за», а в итоге кредит не возвращают.
2. Если после голосования человека реализовалось обратное событие (он был «против», но кредит выдали, а потом его вернули; или он был «за», кредит выдали, но не вернули), то ему урезают премию или вычитают из накопившейся.
3. Если человек воздерживается от однозначного голосования (за или против выдачи кредита) нескольких раз подряд, то его исключают из кредитного комитета.

4.5.3. Аксиоматическая теория голосования и принятие коллективных решений

В основе аксиоматической теории принятия решений лежит несколько аксиом, наиболее важной из которых является аксиома «независимости нерелевантных альтернатив» (ИА) (Maskin, 2020), или «условие нейтральности по отношению к

участникам процедуры голосования» (Айзерман & Алескеров, 1990, р. 219). В работе (Young, 1995) отдельно выделяется локальная версия аксиомы. Нобелевский лауреат по экономике (Maskin, 2020) обосновывает необходимость рассмотрения модифицированной аксиомы, когда важно, чтобы данные нерелевантные независимые альтернативы не оказывались между ключевыми рассматриваемыми в приоритетах голосующих.

Существует ряд правил голосования в теории принятия коллективных решений (social choice). В работе (Алескеров, Карабекян, Иванов, & Якуба, 2019) рассмотрено 14 наиболее распространенных. Исследователь (Young, 1995) считает, что лучше всего правило на основе максимального правдоподобия; авторы (Алескеров, Карабекян, Иванов, & Якуба, 2019) – правило Хара; ученый (Maskin, 2020) – правило Борда.

В работе (Алескеров, Карабекян, Иванов, & Якуба, 2019) отмечены полезные для приложения к голосованию в кредитном комитете особенности. Голосующие могут различаться склонностью к риску (как правило, контролирующих риски лиц считают несклонными к риску; принимающих – склонными).

4.5.4. Возможности развития теории голосования

Сравним теорию и практику голосования по критериям в Таблице 101.

Таблица 101 - Сравнение двух областей

№	Критерий	Аксиоматическая теория голосования	Голосование в кредитном комитете
1	Известны предпочтения голосующих до голосования?	Да	Да
2	Известно, что будет при том или ином выборе?	Да	Нет
3	Существует возможность выбор не сделать?	Нет	Да
4	Сколько альтернатив может быть выбрано?	Одна	От 0 до всех
5	Есть ли стимулы (вознаграждение) при голосовании?	Нет	Может быть

Общим в двух процедурах голосования является предположение об известности предпочтений голосующих, хотя ученые (Алескеров, Карабекян, Иванов, & Якуба, 2019) замечают, что голосующие могут исказить свои предпочтения. Например, они могут выбирать, за выдачу какого кредита голосовать: большего по сумме или меньшего.

Важным отличием является то, что в теории голосования предполагается, что если выбор отражает предпочтения большинства или иным образом определенной группы, то он оптимален для общества. В некотором смысле здесь уместно вспомнить проблему «морального риска» (moral hazard), когда упрощенно хорошее может стать плохим. Именно это имеет место в кредитном комитете, поскольку результат не известен. Поэтому для кредитного комитета важна **точность** голосующего. В некотором смысле это предполагает ретроспективную проверку точности сделанного коллективного выбора.

При этом в кредитном комитете можно решить, выдать кредиты всем или никому. В аксиоматической теории голосования альтернатива «никому» может присутствовать как одна из опций. Но, по сути, предполагается, что выбор делается (нет отказа от выбора). В аксиоматической теории не предполагается, что можно выбрать все альтернативы, т.е. все альтернативы являются конкурирующими; а в кредитном комитете они неконкурирующие (если банк заинтересован в выдаче кредита, он попытается найти деньги, например, заняв на межбанковском рынке).

Последнее, но не менее важное – это то, что голосование в кредитном комитете стимулируется. Здесь уместно привести пример Кондорсе, где при отсутствии транзитивности коллективных предпочтений с точки зрения модифицированной аксиомы ПА все три альтернативы равноценны (Maskin, 2020). Представьте, что такими тремя альтернативами являются три кредита к возможной выдаче с вероятностью невозврата (дефолта), равной $1/3$. Понятно, что какой-то из трех кредитов равновероятно не вернут, но акционер хочет, чтобы голосующие, опираясь на свой иногда неформализуемый опыт, проголосовали только за выдачу тех двух из трех, которые вернут.

4.5.5. Модель взвешенного большинства

Для повышения эффективности принятия решений в кредитном комитете банка в дополнение к практике вознаграждения членов кредитного комитета целесообразно рассмотреть вместо правила простого большинства использование правила взвешенного большинства, как упомянуто в работе (Young, 1995, p. 53). В нем вес голосующего обратно пропорционален точности его прогноза. Такой подход отражает идею построения комбинированных прогнозов в моделях временных рядов (Teruia & van Dijk, 2002), (De Pooter, Ravazzolo, & van Dijk, 2010), (van Dijk & Franses, 2019).

Чтобы проверить верность данного утверждения, рассмотрим соответствующую математическую модель (Penikas, 2021). Создается портфель ссуд, им случайно присваиваются статусы дефолта или недефолта. Используем генетический алгоритм (Kruppa, Lepenies, & Jung, 2018), как его называют сами авторы, чтобы получить портфель ссуд с необходимым уровнем корреляции дефолтов, включая отрицательную.

Далее будем делить всех членов кредитного комитета по степени их компетенции. Самые компетентные – это те, кто знает истинный статус невозврата по каждому кредиту. Такой голосующий отдаст голос за выдачу, если кредит не будет в дефолте; иначе – будет против. Корреляция между статусами кредитов и статусами, ожидаемыми голосующим, отражает уровень его компетенций. Если – как чаще бывает в реальности – истинный статус не известен, то корреляция меньше 100%. Задавая уровень корреляции статусов как индикатор уровня компетенций голосующих, также используем генетический алгоритм. В

итоге имеем мнения членов комитета по каждому кредиту. Итоговое решение о выдаче кредита принимается двумя способами: простым большинством и взвешенным. Веса определяются по точности голосования на предыдущих заседаниях комитета. Чем точнее был спрогнозирован статус по критерию RMSE, тем больше вес у голосующего.

Кредиты однородные по размеру. Процентная ставка равна 10% годовых. Считаем срочность кредита равной одному году. Прогоняем алгоритм для 300 условных лет (или для 300 кредитов). Если итоговое решение принято в пользу выдачи кредита, то на основании истинного статуса возврата по кредиту считаем прибыль (возврат тела и процентов) или убыток банка. Определяем число всех выданных кредитов и совокупную прибыль. О преимуществах одного из двух способов голосования сделаем вывод, сравнив накопленную прибыль банком.

Далее будем иллюстрировать полученные результаты графиком. По вертикали откладываем совокупную прибыль банка (welfare); по горизонтали – число выданных кредитов. На основании построенной модели можно сформулировать четыре основных вывода.

Во-первых, значимой разницы в исходах для банка в зависимости от уровня корреляции не наблюдается (Рисунок 122).

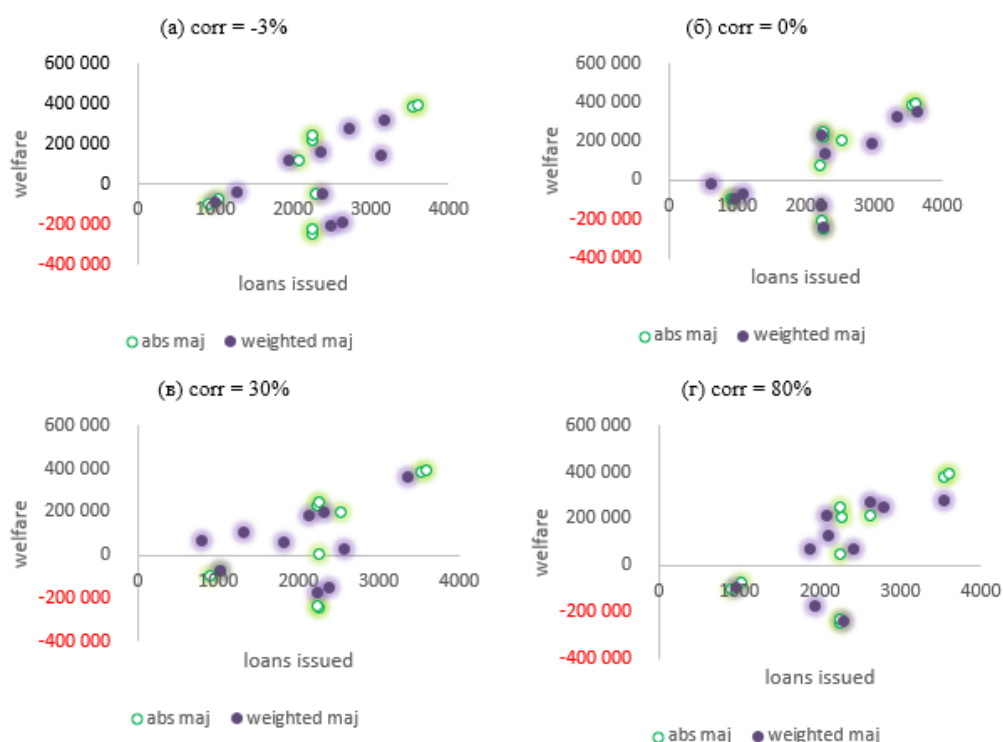


Рисунок 122. Правило взвешенного большинства (фиолетовые точки с заливкой) не дает устойчиво иных результатов, чем правило простого большинства (зеленые пустые точки) при разных уровнях корреляции дефолтов на первый взгляд
Примечание. Каждая точка соответствует одной из комбинаций уровня компетенций голосующих.

Во-вторых, чем ниже компетенции голосующих (как правило, для недавно созданного банка или вновь пришедшей команды), тем правило простого большинства дает худшие результаты, чем правило взвешенного (Рисунок 123). По построению чем выше компетенции голосующих, тем выше получаемые банком прибыли (выдается кредитов больше и большая их часть возвращается с процентами). При низком уровне компетенций (25%) оба правила голосования приводят к убыткам. Это наблюдение полезно рассматривать в контексте результатов, полученных в работах (Kahneman, 2011) и (Penikas & Proskurin, 2013), где было показано, что люди (финансовые аналитики) редко угадывают исход точнее, чем в 50% случаев. Поэтому в повседневной реальности стоит больше ожидать низкие уровни компетенций в терминах модели. Поэтому правило взвешенного большинства стоит предпочесть правилу простого.

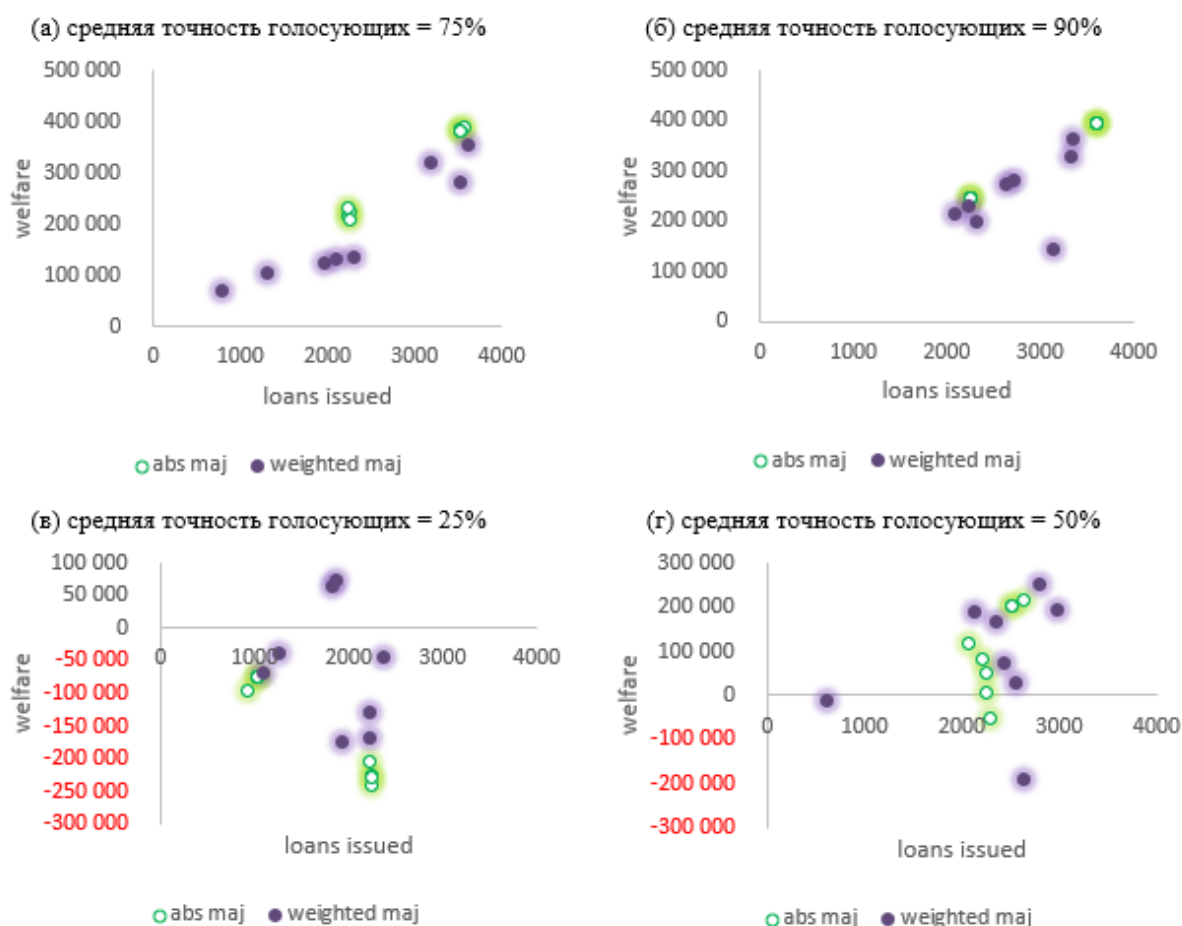


Рисунок 123. Правило взвешенного большинства (фиолетовые точки с заливкой) оказывается предпочтительнее тем больше, чем ниже средняя точность прогноза голосующих, чем правило простого большинства (зеленые пустые точки)

В-третьих, рассмотрим не просто число выданных кредитов и размер прибыли, но прибыль и ее волатильность для двух правил голосования при разных корреляциях дефолта (Рисунок 124). В целом, с ростом корреляции дефолтов банк может ожидать получения большей прибыли независимо от правила голосования. Однако как правило

взвешенного большинства дает меньший размер прибыли, так и получаемая прибыль имеет меньший разброс. Таким образом, правило взвешенного большинства стимулирует принятие более умеренного кредитного риска, что согласуется с целями Базельского комитета, обозначенными при обсуждении практик вознаграждений (BCBS, 2011).

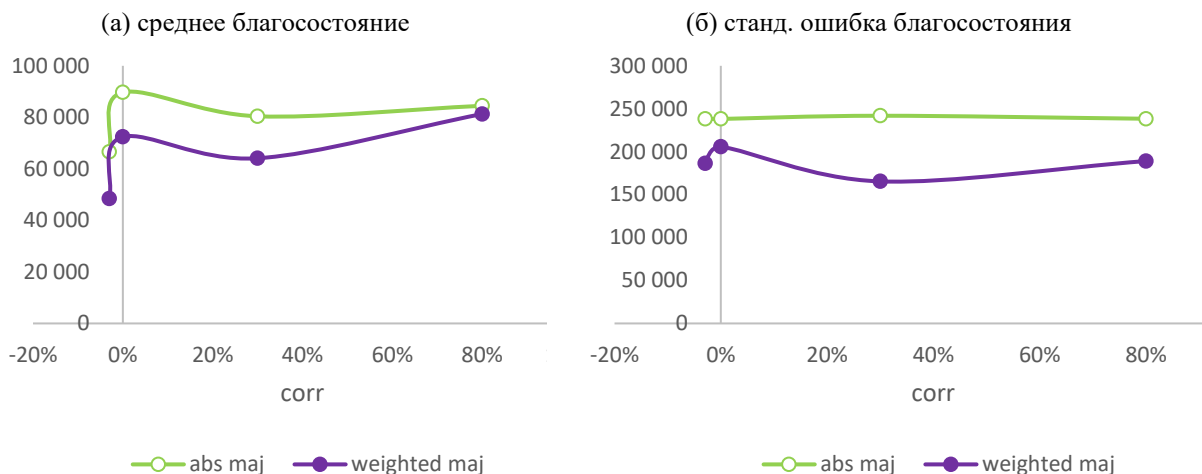


Рисунок 124. Правило взвешенного большинства (фиолетовая линия с залитыми кружками) стимулирует принятие умеренного (неизбыточного) кредитного риска в сравнении с правилом простого большинства (зеленая линия с белыми точками)

Хотя консервативность взвешенного большинства может быть непривлекательна для руководства банка, поскольку дает мало прибыли, стоит заметить, что такое правило доминирует над простым большинством по критерию эффективности при высокой корреляции дефолтов. Взвешенное правило дает большую удельную прибыль на единицу риска (отнесем всю прибыль к ее стандартному отклонению) (Рисунок 125). Причем эффективность возрастает для обоих правил голосования с ростом корреляции дефолтов. Однако для высокой корреляции дефолтов (30-80%) стоит предпочесть правило взвешенного большинства.

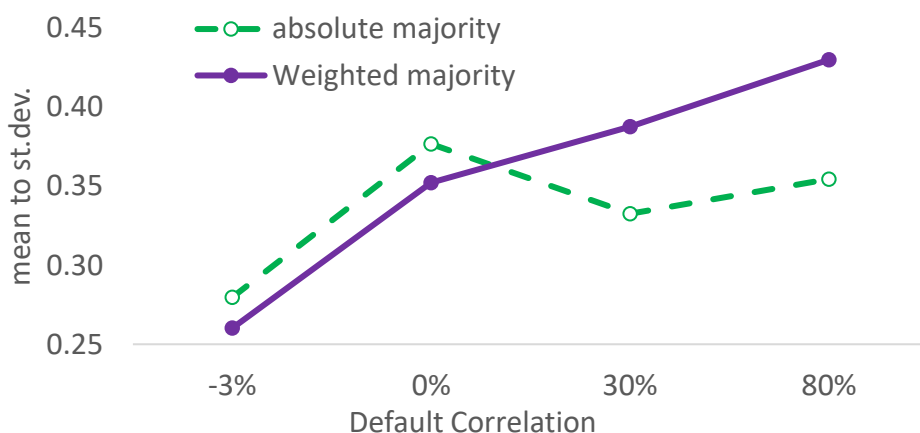


Рисунок 125. Процедура взвешенного большинства является более предпочтительной в терминах риск-доходность (среднее к стандартному отклонению), чем процедура простого большинства

Здесь уместно вспомнить пример исследования данных о дефолтах по кредитам в США за 40 лет (Рисунки 114, 115). Было показано, что в данных присутствует бизнес-сегмент с корреляцией дефолтов около 30%. Поэтому при принятии решений о кредитах в таком сегменте целесообразно использовать правило взвешенного большинства, а не простого.

4.6. Выводы по главе

- (1) Показано, что значимые размеры как переоценки кредитного риска, так и его недооценки в ПБР происходят из-за заложенной фиксированной взаимосвязи между корреляцией активов (дефолтов) и вероятностью дефолтов. Показано, что для точного моделирования кредитного риска необходимо учитывать дисперсию исторически наблюдаемой доли дефолтов.
- (2) Обоснован алгоритм выделения высокорискованных сегментов кредитного портфеля. Высокий риск – это не только высокая вероятность дефолта, но и корреляция дефолтов. Последнюю невозможно уловить на уровне отдельно взятого кредита без рассмотрения динамики доли дефолтов по портфелю во времени. В основу алгоритма положено расщепление распределения доли дефолтов на смесь из распределений Бернулли с коррелированными исходами.
- (3) Выделены ключевые этапы развития моделей ПБР (Penikas H. , 2020a). Этапы соотнесены с крупнейшими убытками банков в мире (Penikas H. , 2020b).
- (4) Обнаружена положительная связь параметров PD-LGD (PLC) для российских данных (Ermolova & Penikas, 2017b). Показан эффект на недооценку кредитного риска от комбинации указанной связи и риска концентрации (Ermolova & Penikas, 2019).
- (5) Выявлен на эмпирических данных рост корреляции дефолтов в кризис (Penikas H. , 2020c), (Merika, Negkakis, & Penikas, 2021). Предложено использование данного вывода в задачах стресс-тестирования. Обосновано, что, несмотря на заложенный в ПБР уровень 99.9%, оценка кредитного риска по подходу БКБН оказывается заниженной.
- (6) Доказано возникновение регуляторного арбитража при выделении низкодефолтных портфелей как отдельных сегментов (Пеникас, 2020) и при использовании критериев несклонности к платежу (Penikas H. , 2020a).
- (7) Показано, что правило взвешенного большинства является более предпочтительным при низком уровне компетенции членов кредитного комитета и высоком уровне корреляции дефолтов, чем простого большинства.

ГЛАВА 5. МАКРОПРУДЕНЦИАЛЬНОЕ РЕГУЛИРОВАНИЕ

5.1. Эффекты на ставки по кредитам

5.1.1. Макропруденциальные надбавки к риск-весам

В период пандемии 2020 г. существенно уменьшились выдачи и, соответственно, объемы необеспеченных потребительских кредитов (потребкредитов) на балансах российских банках. Тем не менее уже в первом квартале 2021 г. Банк России отмечает восстановление этих показателей на уровень до начала пандемии. Как отмечено в обзоре (Банк России, 2021а), такие тенденции могут снова создать риски для финансовой стабильности, как они наблюдались до 2020 г. (Господарчук & Сучкова, 2020). Поэтому регулятор принял два решения для ограничения данных рисков:

1. С 1 июля 2021 г. Банк России восстанавливает повышенную нагрузку на капитал банков при выдаче необеспеченных потребительских кредитов (Банк России, 2021б). Такую нагрузку называют **макропруденциальными надбавками** (макронадбавками, RW_{ADD-ON}) к риск-весам по стандартизованному подходу (RW_{ST}), согласно Инструкции № 199-И, в нормативе достаточности капитала (CAR), где K – это капитал банка, а A – упрощенно, величина активов, подверженная принятым рискам, см. выражение (43). Это значит, что при одном и том же объеме собственных средств (капитала) банк сможет выдать больше кредитов компаниям или ипотеки, чем необеспеченных потребительских кредитов. Эту меру можно отнести к *дестимулирующему* регулированию, т.е. она не ограничивает действие, но делает его последствия менее привлекательными для банка. Указанные нормативы достаточности (Н1.1, Н1.2, Н1.0) заимствованы в России из регулирования Базельского комитета до кризиса 2007-09 гг. После него стали больше распространяться иные виды мер, направленные на количественные ограничения, независимо от того, насколько банк готов платить повышенную «цену» за них в рамках дестимулирующего регулирования.
2. С 2022 г. Банк России планирует иметь инструмент для ограничения объемов выдач необеспеченных потребительских кредитов. Соответствующий законопроект внесен в Государственную Думу в марте 2021 г. и подписан Президентом РФ в декабре 2021 г. Данная мера уже носит *ограничительный* характер, поскольку для отдельных организаций может быть невозможно увеличить выдачи таких кредитов, даже несмотря на возросшую нагрузку на капитал в соответствии с предыдущим пунктом. Опыт использования ограничительных мер уже существует у Банка России. В основном это меры

относительного ограничения. Например, в дополнение к нормативу достаточности капитала введен норматив финансового рычага (Н1.4), который рассчитывается по формуле (43), где все риск-веса приняты равными единице (100%), т.е. активы не дифференцируются по риску для целей данного норматива. Аналогичные относительные ограничения представлены нормативами: максимального риска на одного заемщика или группу связанных заемщиков Н6, максимального размера крупных кредитных рисков Н7, использования капитала для покупки акций других организаций Н12, максимального риска на связанное с банком лицо или группу лиц Н25.

Вторая мера может рассматриваться как дополняющая арсенал регулятора, с одной стороны. Тем не менее, с другой стороны, ее появление может быть вызвано критикой дестимулирующих мер первого типа. Такая критика может следовать из непосредственного взгляда на статистику (Рисунок 126). Дестимулирующие (макропруденциальные) меры в виде надбавок к нормативу достаточности капитала существуют в России с 2013 г. Их ввод создал структурный сдвиг в тенденциях показателей потребительского и ипотечного кредитования в России. Об этом можно судить по тому, что существовавшие модели прогноза от 2011 г. давали достаточно точный прогноз таких показателей в 2012 г., но стали давать неадекватный прогноз для 2014-2016 гг. (после ввода макропруденциальных мер), согласно работе (Моисеев А. К., 2017, стр. 33).

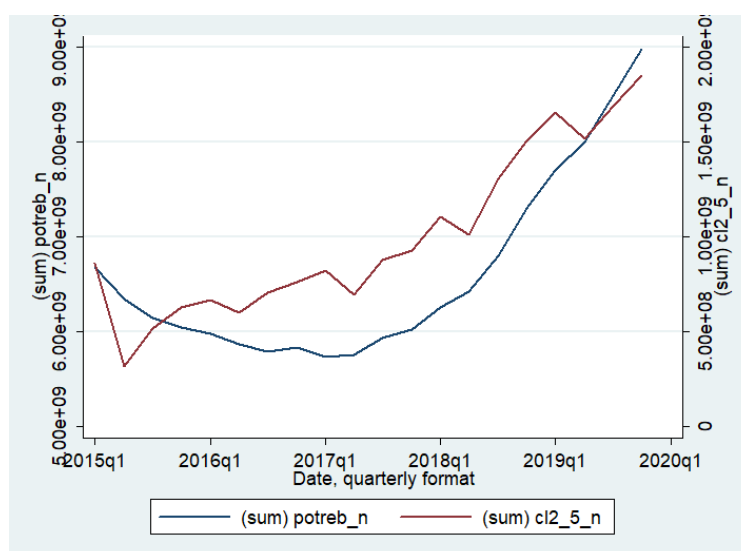


Рисунок 126. Объем потребкредитов на балансе и объем их выдач постоянно растут в 2016-2020 гг.

Примечание. (sum) potreb_n (синяя линия, отложена по левой вертикальной оси, в тыс. руб.) – сумма по всем банкам потребительских кредитов на балансе; (sum) cl2_5_n (красная линия, отложена по правой вертикальной оси, в тыс. руб.) – сумма выдач необеспеченных потребительских кредитов российскими банками.

В последние пять лет макропруденциальные меры дополнительно ужесточались. Подробнее обсудим это позднее. Тем не менее хочется сказать, что поскольку меры уже были и тем более ужесточались, а объем потребительских кредитов рос, то дестимулирующие меры неэффективны и им нужна альтернатива в виде ограничительных мер.

На самом деле, описанная выше критика является поверхностной. Она не основана на строгом доказательстве. Прежде всего, не стоит забывать о том, что описанные дестимулирующие макропруденциальные меры вводились для всех банков. Это означает, что у нас нет идеального эксперимента с банками, к которым меры бы не применялись.

Во-вторых, вспомним тот факт, что активы российской банковской системы в целом также росли за указанный период 2015-2019 гг. Если это учесть, то вообще-то заметно, что в относительном выражении объем потребкредитов не рос, а снижался (Рисунок 127).

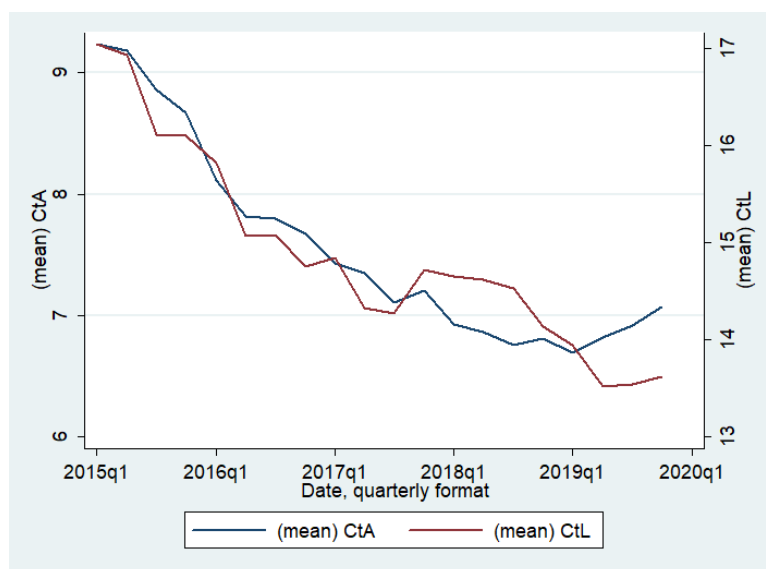


Рисунок 127. Доля потребкредитов в активах (CtA, синяя линия, отложена по левой вертикальной шкале, в процентах от активов) и в кредитном портфеле (CtL, красная линия, отложена по правой вертикальной оси, в процентах от объема кредитного портфеля) банков снижается в 2015-2020 гг.

Тогда возникает закономерный вопрос: все-таки проводимые Банком России дестимулирующие макропруденциальные меры были эффективны или нет? Ответ на этот вопрос, по сути, определяет то, какие из мер (дестимулирующие или ограничительные) регулятор будет использовать с 2022 г., когда оба типа мер должны быть в его распоряжении.

Для оценки эффективности дестимулирующих макропруденциальных мер мы учтем три зависимые переменные, четыре типа мер (две категории по датам и две по типу: для факта и для интенсивности), два определения пилотной группы (по доле потребкредитов и по буферу капитала), девять размеров пилотных групп, два метода оценки (МНК и МИП).

Таким образом, всего рассмотрим $3 \times 4 \times 2 \times 9 \times 2 = 432$ модели регрессии. Сознательно сложно представить, как человек может воспринять результаты стольких моделей. Поэтому мы поступим следующим образом.

В качестве дополнительной контрольной характеристики рассмотрим статус ПВР-банка (IRB). Целесообразность учета такой характеристики вызвана тем, что для ПВР-банков предусмотрен особый порядок расчета макронадбавок. Он закреплен в Указании № 5072-У (Банк России, 2019). Упрощенно, можно сказать, что логика данного документа в том, чтобы сравнивать оценки риск-весов, полученные самим банком по ПВР, и риск-веса, если бы банк не использовал ПВР (а работал по стандартизованному подходу), но включал бы макронадбавки. После сравнения ПВР-банк должен использовать для расчета нормативов свои риск-веса, увеличенные пропорционально макронадбавкам к риск-весам без ПВР.

Мы отмечали, что нашей целью является рассмотрение коэффициента при индикаторе времени и принадлежности к группе воздействия, т.е. при D_TT . При этом мы описали выше правило, по которому будем выбирать из двух методов: МНК и МИП. Тогда рассмотрим на графиках ниже последовательно две зависимые переменные (доля потребкредитов на балансе – Рисунок 128, и прирост всех кредитов – Рисунок 129; прирост выдач кредитов не показываем, поскольку для них не выявлено значимых эффектов). Для каждой из двух будем различать эффекты от факта ввода меры (части «а» рисунков ниже) и от ее интенсивности (части «б» рисунков ниже). Поскольку мы рассматриваем децили выборки для определения пилотной группы, то будем смотреть вместе (на одном графике) эффекты при одинаковом приросте децилей в пилотной группе по горизонтали. Децили берем из Таблицы 44. Будем визуально отличать определения по доли потребкредитов (черные цвета на рисунках ниже) и по буферу (красные цвета на рисунках ниже). Там же будем различать даты анонса (пунктиры на рисунках ниже) и вступления мер в силу (сплошная заливка на рисунках ниже).

Каждый столбик на рисунках ниже соответствует оцененному коэффициенту. Для прироста выдач потребкредитов значимых оценок от введенных мер не выявлено.

Рассмотрим подробнее полученные значимые результаты. Результаты для доли потребкредитов на балансе содержит Рисунок 128. Для обоих типов мер лучшими являются оценки МИП. Самое интересное, что есть устойчивый эффект для банков с наименьшим запасом капитала как в части факта ввода меры, так и в части ее интенсивности.

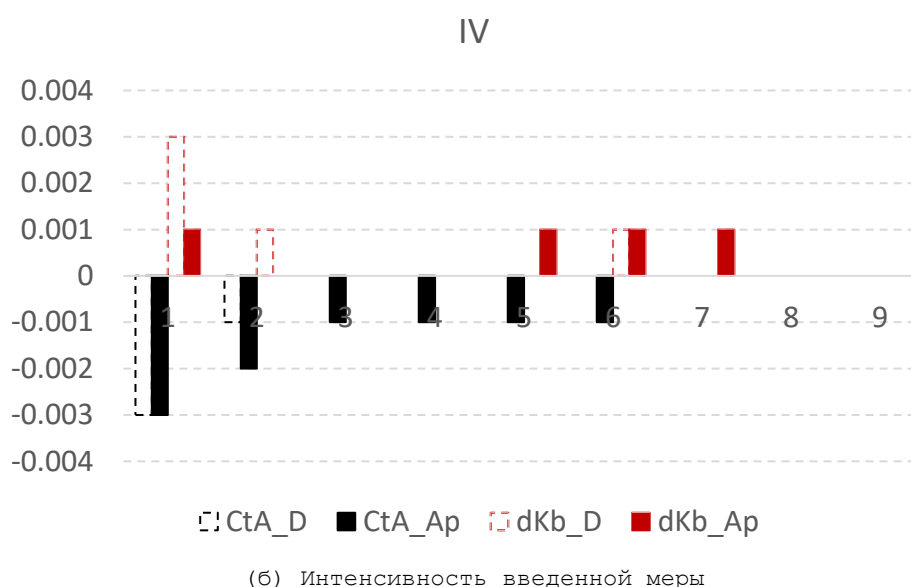
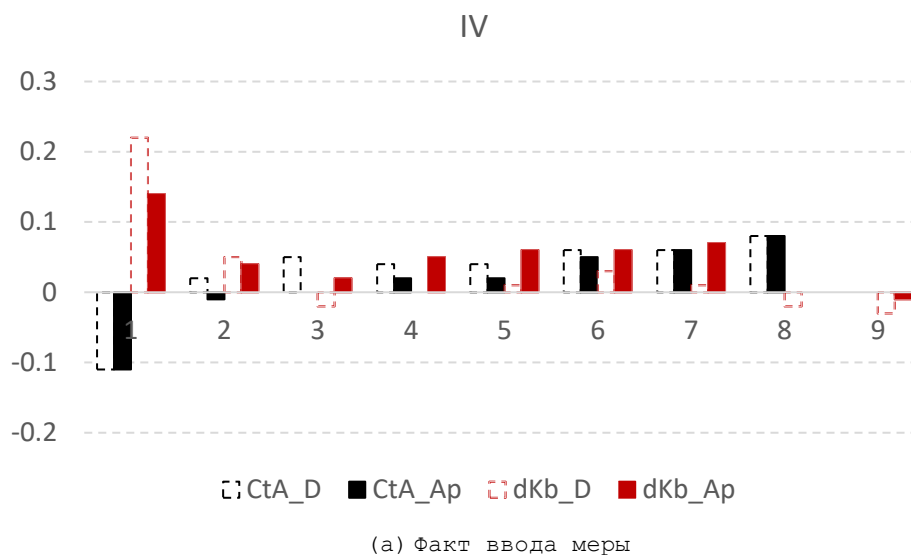


Рисунок 128. Доля потребкредитов во всех активах банка (CtA)

Примечание. По горизонтали отложены децили переменной определения пилотной группы. Число означает, что не менее такой доли банков отнесено в пилотную группу. Например, 3 значит, что 30% банков – это пилотная группа. Значения переменной, соответствующей децилям, приведены в Таблице 44.

В 10% банков с наименьшим запасом капитала сам факт анонса ввода мер ассоциируется с приростом доли потребкредитов на 0.22 пп. в квартал; каждые 100 пп. меры связаны с ростом доли потребкредитов в таких банках на 0.3 пп. в квартал (см. красные столбцы в первом дециле на Рисунке 128). Для такой категории банков введенные меры можно назвать неэффективными. Вероятно, ограниченные в капитале банки стремятся нарастить рискованное кредитование, чтобы компенсировать возрастающую нагрузку на капитал от данных мер. При этом малый запас капитала может не быть вызван именно специализацией на потребкредитах. Установленным фактом является то, что чем крупнее банк, тем меньше он держит запас капитала при прочих равных. Во многом он может достигать такого благодаря высокой гранулярности

кредитного портфеля, т.е. благодаря большому числу заемщиков, где каждый отдельно взятый кредит оказывает малое влияние на норматив достаточности капитала. Если же рассматривать большие запасы капитала, чем только у 10% банков, то устойчивых результатов не наблюдается.

Одновременно если мы обратим внимание на индикатор доли потребкредитов на балансе – а именно такой индикатор больше соответствует фокусу политики дестимулирующих макропруденциальных мер, мы заметим следующее. Сам факт ввода мер не является значимым, но значение имеет интенсивность меры. Причем после анонса меры каждые 100 пп. макронадбавки соответствуют снижению потребкредитов в 10% банков с самой высокой долей потребкредитов на 0.3 пп. в квартал. После даты вступления на меру реагируют уже 30% банков по величине такой доли. Причем каждый дециль снижает долю меньше и меньше: банки с долей потребкредитов более 19% в активах снижают на 0.3 пп. в квартал от 100 пп. макронадбавки, банки с долей от 12 до 19% снижают на 0.2 пп.; банки с долей от 8 до 12% – на -0.1% в квартал. Например, 100 пп. макронадбавки означают, что при эффекте -0.3 пп. в квартал банк может сократить объем потребкредитов на один процентный пункт только за год. Данные эффекты можно назвать желательными. В банках с большой долей потребкредитов такая доля сокращается после ввода мер. Поэтому в этой части макропруденциальные меры можно назвать эффективными.

Рассмотрим выводы в отношении темпа прироста всех кредитов (см. Рисунок 129). В данном случае инструменты не оказались годными. Поэтому используем оценки МНК.

Во-первых, как факт, так и интенсивность меры указывают на значимый отрицательный эффект для пилотных банков. Это значит, что после ввода мер пилотные банки имели ниже темпы прироста кредитования, чем контрольные, примерно на 2-4% в квартал. При этом каждые 100 пп. макронадбавки соответствуют сокращению на 2-6% в квартал в зависимости от размера пилотной группы. Это характерно для 70% банков по величине потребкредитов на балансе (с долей потребкредитов выше 1.4% от всех активов банка). Во-вторых, сам эффект возрастает по абсолютной величине с уменьшением доли потребкредитов на балансе. В-третьих, эффект более значим от дат вступления в силу, нежели от даты анонса мер. Таким образом, ввод мер по ограничению рисков, связанных с потребкредитами, значимо сокращает темпы прироста кредитов в банках с высокой долей таких кредитов (по сути, в банках, где они просто есть). Это привлекательный результат для регулятора с точки зрения общей финансовой стабильности.

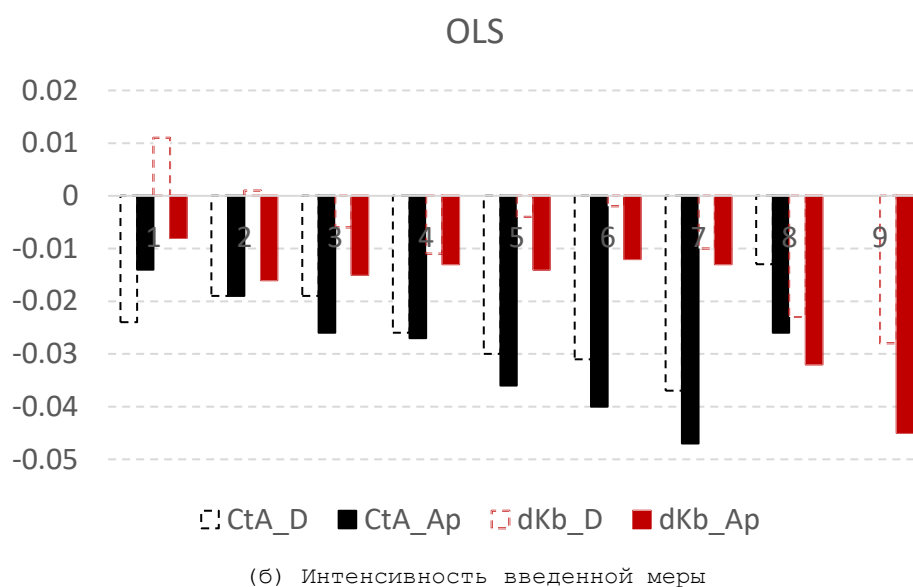
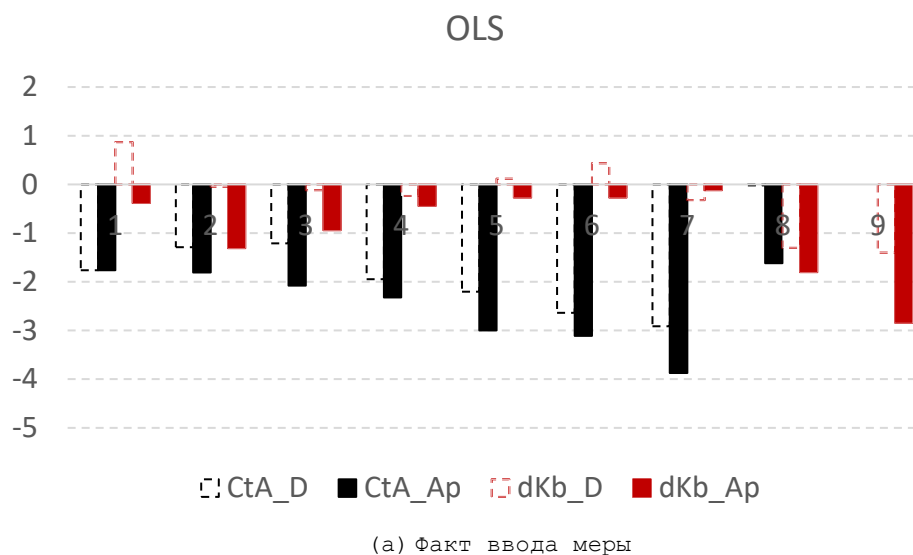


Рисунок 129. Темп прироста всех кредитов на балансе банка за квартал

Примечание. По горизонтали отложены децили переменной определения пилотной группы. Число означает, что не менее такой доли банков отнесено в пилотную группу. Например, 3 значит, что 30% банков – это пилотная группа. Значения переменной, соответствующей децилям, приведены в Таблице 44.

Обсудим дополнительный результат, связанный с проверкой эффекта для ПВР-банков. В большем числе моделей коэффициенты при переменной IRB незначимы. Тем не менее они положительны для доли потребкредитов и темпов прироста всех кредитов и отрицательны для темпов выдачи потребкредитов. Причем положительный коэффициент при темпах роста кредитов статистически значим и составляет около 2% в квартал, когда мы рассматриваем крайние ситуации (когда пилотными называем только 10% банков или 90%). Это означает, что ПВР-банки при прочих равных имеют больше относительных объемов потребкредитов при прочих равных, они медленнее их наращивают (поскольку они уже больше, чем у иных), а кредиты выдают значительно более высокими темпами (во

многим поэтому банки и имели стимулы перейти на ПВР для получения возможностей такого наращивания кредитования при прочих равных).

По итогам нашего исследования мы видим два интересных результата при совмещении различных выводов. Во-первых, использование модифицированного метода «разность разностей» с тиражированием части выборки позволяет нам более точно оценить эффект от мер экономической политики. В частности, в работе (Kozlovtceva, Penikas, Petreneva, & Ushakova, 2022) использована методология Банка международных расчетов. Получен следующий результат: темп прироста кредитов на балансе банков (d_log_loans) возрастает в среднем через год после ввода мер. Отмечено, что такой же вывод был сделан для Таиланда. Он не соответствует ожиданиям регулятора. В качестве обоснования указано, что мы не наблюдаем ситуацию без применения мер. В текущей работе мы увидели, что эффект имеет место для сокращения доли потребкредитов на балансе для 30% банков с их долей более 8%, а темп прироста всех кредитов на балансе сокращают 70% банков с такой долей более 1.4%. Когда же мы расширяли выборку сверх выявленных порогов, эффекта политики мы не обнаружили. Таким образом, на максимально объединенной выборке мы получаем такой же результат, как и в работе (Kozlovtceva, Penikas, Petreneva, & Ushakova, 2022). Поэтому еще раз подчеркнем, что применение модифицированного метода «разность разностей» позволяет выявить категории банков: такие, для которых меры можно считать эффективными, и такие, для которых меры можно считать неэффективными.

Во-вторых, соотнесем три полученных вывода. Во-первых, ввод дестимулирующих мер связан со снижением доли потребкредитов на балансах банков, где такая доля велика. Однако темп снижения экономически мал. Он скорее вызван более быстрым ростом всех активов банка, чем намеренным снижением портфеля потребкредитов. Во-вторых, не выявлено значимой связи между темпом прироста выдач потребкредитов и вводимыми мерами. Это подтверждает предыдущее утверждение, что не наблюдается сокращения выдач потребкредитов, а скорее банки просто наращивают иные активы. В-третьих, ввод мер значимо связан с сокращением темпов прироста всех кредитов. Таким образом, получается следующее. Анонс мер воздействует на самые «агрессивные» в сегменте банки. Они могут в большей мере начинать корректировать свои стратегии, хотя остальные, вероятно, также пересматривают свои кредитные политики. Такие корректировки и пересмотры находят отражение в том, что к моменту вступления мер в силу банки снижают темпы прироста иных кредитов, но не необеспеченные потребительские, с тем чтобы как раз сохранять имеющийся портфель последних.

Получается, что эффект воздействия меры сложнее, чем ожидалось. С одной стороны, меры в целом сокращают принимаемые банками риски, если судить по

сокращению темпов прироста всех кредитов на балансе. С другой стороны, портфели ссуд, на которые нацелены меры, принципиально не уменьшаются в основной массе банков. Здесь можно провести параллель между эффектом дестимулирующих макропруденциальных мер и «эффектом Гиффена». Последний связывают с тем, что рост цен базовых товаров в кризисные периоды приводит к тому, что в бюджете домохозяйств остаются только эти товары. С потребкредитами мы получаем примерно ту же ситуацию. Рост их «цены» через ввод дестимулирующих макропруденциальных мер приводит к тому, что банки сокращают (или замедляют) иные формы кредитования, а как раз не обеспеченные потребительские. Нельзя исключать, что наблюдаемый рост такого кредитования в первом квартале 2021 г. (Банк России, 2021a) – это следствие указанного эффекта.

В 2015-2019 гг. в России наблюдался активный рост необеспеченного потребительского кредитования. После периода пандемии в 2020 г. темпы вернулись к прежней динамике. До пандемии Банк России применял ряд дестимулирующих макропруденциальных мер для ограничения рисков, связанных с таким кредитованием для финансовой стабильности. На период пандемии данные меры были отменены для создания стимулов банкам по активизации кредитования и подъему экономики. Учитывая наблюдаемые темпы оживления экономической активности, Банк России не только обозначил возврат к применению дестимулирующих мер с середины 2021 г., но и запланировал создание нового ограничительного инструмента в отношении таких кредитов с 2022 г. Поэтому возникает вопрос, какие из двух типов мер стоит использовать и с какой интенсивностью?

Ответить на этот вопрос во многом мы можем только в части дестимулирующих мер, поскольку они уже применялись. По ограничительным возможно только использовать зарубежный опыт. Тем не менее даже наличие данных о применявшихся мерах не позволяет легко ответить на вопрос. Например, в работе (Kozlovtsева, Penikas, Petrenea, & Ushakova, 2022) показано, что примерно через год после ввода таких мер общие темпы прироста кредитования увеличивались. Может показаться, что это говорит о неэффективности мер. Поэтому нужно использовать только ограничительные меры. Это не так. Здесь есть два аргумента. Один мы получили из текущего исследования, второй отметим для размышления читателя.

Первый аргумент состоит в выявленной эффективности дестимулирующих мер. Благодаря модификации метода «разность разностей» на тех же данных, что были использованы в работе (Kozlovtsева, Penikas, Petrenea, & Ushakova, 2022), мы смогли выявить, что естественно некорректно судить об эффекте по общей совокупности без

разделения на контрольную и пилотную. В текущем исследовании получилось выявить, что есть два канала воздействия дестимулирующих мер.

Во-первых, банки с долей потребкредитов более примерно 20% от всех активов реагируют уже на сам анонс ввода таких мер. На каждый 100 пп. макронадбавки они сокращают доли таких кредитов на 0.3% в квартал. Возьмем для примера макронадбавки в размере 600% (мы их не рассматривали в работе). Они вступили в силу с января 2014 г. и применялись к кредитам со ставкой (с полной стоимостью кредита) более 60% годовых. От макронадбавок такого размера можно ожидать сокращения доли портфеля потребкредитов в активах банка за один год на 7 пп., если у банка доля таких кредитов была больше 20%, т.е. с 20 до 13% в данном примере.

Во-вторых, после вступления дестимулирующих мер в силу практически все банки, имеющие потребкредиты на балансе (около 70% от всех банков), сокращают темпы роста всех кредитов на балансе. То, что они при этом не сокращают долю потребкредитов (кроме банков с самой большой долей), означает, что они меняют свои стратегии, принципиально не отказываясь от бизнеса необеспеченного потребительского кредитования.

Таким образом, оба канала дестимулирующих макропруденциальных мер можно назвать эффективными с точки зрения ограничения совокупных рисков для финансовой стабильности. Первый канал реализуется через воздействие непосредственно на самые рискованные кредиты в самых узкоспециализированных банках. Второй канал идет опосредованно через снижение кредитования в иных сегментах.

Поэтому отказываться от данных дестимулирующих мер нецелесообразно. Важно использовать полученные оценки чувствительности (-0.3 пп. в квартал для доли потребкредитов и -2-6 пп. темпа снижения кредитования в квартал на 100 пп. макронадбавки). Если регулятор сформулирует цель в терминах данных индикаторов (насколько их нужно сократить), то полученные оценки можно использовать, чтобы получить величины макронадбавок для применения.

В дополнение к наличию возможностей «регуляторного арбитража» покажем, что изменение минимального уровня норматива много менее информативно, чем изменение риск-весов, в том числе через введение макронадбавок к ним как элемента макропруденциальных мер.

Когда регулятор желает поднять минимальные требования к капиталу при действующем ПВР, т.е. скорректировать правую часть норматива $(\frac{1}{\theta})$ в β раз, можно показать с учетом формул (45)-(48), что имеет место новое требование в пруденциальном банковском регулировании и надзоре следующего вида (допустим, что $\beta > 1$):

$$\tilde{K} \geq EL + \beta \cdot UL. \quad (169)$$

Это означает, что регулятор не начинает требовать больше капитала от банка под ожидаемые потери. Рассмотрим пример двух банков в Таблице 102. Общая оценка риска у обоих банков одинакова и равна 100 единицам ($Risk = EL + UL = 100$, см. строки 1-3). Можно назвать банк 1 принявшим меньше рисков, поскольку у него наименьшие ожидаемые потери и наибольшие непредвиденные (90 из 100). У банка 2, наоборот, доля ожидаемых потерь в общей оценке риска выше (50 из 100). Банк 2 можно назвать принявшим больше рисков, поскольку, ожидаемо, он потеряет больше. При этом помним, что вообще-то суммарный риск оба банка приняли в одинаковом размере. Допустим, у обоих банков равный начальный капитал \tilde{K} в 200 единиц. Тогда достаточность капитала малорискующего банка 1 равна 17%, а сильно рискующего – 24%, строка 6. Пусть требуется в момент T_0 поддерживать минимум норматива CAR в 8%, строка 8. Оба банка это требование выполняют.

Таблица 102 - Пример эффекта от изменения требований к капиталу на два банка

#	Категория	Банк 1	Банк 2
1.	Общая величина риска, у.е.	100	100
2.	EL	10	50
3.	UL	90	50
4.	Принятый риск (качественная оценка автора по EL)	Низкий	Высокий
5.	\tilde{K}	200	200
6.	$CAR = (\tilde{K} - EL) / (12.5 * UL)$	17%	24%
7.	CAR min	ОК	ОК
8.	T_0	8%	8%
9.	$T_1 (\beta \cdot CAR_{min}(T_0))$, где $\beta = 1.25$	10%	10%
10.	CAR при опции 1: $EL + \beta \cdot UL$, где $\beta = 1.25$	13.5%	19.2%
11.	CAR при опции 2: $\beta \cdot (EL + UL)$, где $\beta = 1.25$	13.3%	17.6%
12.	Снижение норматива CAR от текущего значения в строке (6), пп.		
13.	Опция 1	-3.5	-4.8
14.	Опция 2	-3.7	-6.4

Регулятор хочет поднять минимум норматива достаточности капитала в момент T_1 для повышения финансовой стабильности с 8 до 10%, т.е. в 1.25 раза ($\beta = 1.25$; см. строку 9 Таблицы 102). Но такое поднятие минимума не посылает дополнительных сигналов стейкхолдерам банка (например, финансовым аналитикам). Для них банк 2 продолжает быть более надежным, поскольку его норматив CAR выше минимума и выше, чем у банка 1 (24% для банка 2 против 17% для банка 1).

Тем не менее если регулятор хочет дать сигнал для банковской системы своими действиями, то у него есть две опции:

- 1) непропорционально увеличить требования к непредвиденным потерям или ввести макронадбавки (см. строку 10), что математически соответствует формуле (169);
- 2) пропорционально увеличить оценку риска (см. строку 11).

При любой из двух указанных опций изменения дадут информационный сигнал для банковской системы. Хотя в любой из двух опций данного примера норматив банка 2 остается больше норматива банка 1, масштаб падения норматива для банка 2 существенно выше, что даст сигнал о том, что он принял больше (ожидаемых) рисков.

5.1.2. Эффект на ставки по кредитам

Рассмотрим детерминанты ставок по кредитам, используя уникальный массив данных о предложениях кредитов гражданам в рублях отечественными банками (Penikas & Savenko, 2022). Для этого разложим ставку предложения $Rate_{ijt}$ для момента t банка i и типа кредита j на индикаторы времени T_t , контрольные переменные для банков X_{it} (включая стоимость фондирования и риск-аппетит) и характеристики кредитов Y_{jt} . Стоимость фондирования – это средние для соответствующего срока ставки из предложения депозитов и ставка доходности на капитал (целевая – roe_plan ; и фактическая – roe_fact). Соответствующие оценки векторов коэффициентов по группам независимых факторов обозначим как Ω_t , \mathbf{B}_i , Φ_j . Для учета гетероскедастичности используем устойчивые оценки ковариационной матрицы остатков ε_{ijt} из формулы (170):

$$Rate_{ijt} = T_t \Omega_t + X_{it} \mathbf{B}_i + Y_{jt} \Phi_j + \varepsilon_{ijt} \quad (170)$$

Альтернативно оценим детерминанты не просто ставки, но компоненты риска (PD). По сути, такая оценка подобна оценке регрессии с ограничением на коэффициенты. Чтобы получить PD, вначале рассчитаем ставку безубыточности по кредиту R_{it}^{MIN} в выражении (79). Для этого учтем два основных источника фондирования: капитал и депозиты. Упрощенно, возьмем долю капитала в доле, равной нормативу достаточности CAR_{it} . Стоимость капитала для цели минимальной ставки – это доходность на капитал ROE_{it} . Будем различать фактическую и плановую цифры. Для депозитов возьмем ставку по депозитам r_{it}^D в рублях. Может показаться, что здесь есть основания для эндогенности, ведь доходность на капитал зависит от ставок по кредитам. Но здесь есть временной лаг. По ставкам предложений кредитов банк еще не получил доходность на капитал, которую раскрыл в отчетности. Поэтому корректировки на эндогенность не требуется.

$$R_{it}^{MIN} = r_{it}^D \cdot (1 - CAR_{it}) + ROE_{it} \cdot CAR_{it} \quad (171)$$

Предполагаем, что индикатор кредитного риска – это разница между фактической ставкой и ставкой безубыточности (см. выражение (172)). Можно обсуждать, что в ценообразовании кредитов также учитываются операционные затраты. Однако их вклад пренебрежимо мал относительно рассмотренных принципиальных факторов.

$$PD_{ijt} = Rate_{ijt} - R_{it}^{MIN} \quad (172)$$

Получив оценки вероятности дефолта, можно оценить спецификацию (173), где \ddot{X}_{it} не включает ни ROE, ни CAR, ни ставки по вкладам, как было в X_{it} :

$$PD_{ijt} = T_i \Omega_i + \ddot{X}_{it} B_i + Y_{jt} \Phi_j + \varepsilon_{ijt} \quad (173)$$

Рассмотрим шесть оцененных спецификаций в Таблице 103: три модели с зависимой переменной – ненаблюдаемая (расчетная) PD; три – с наблюдаемой ставкой по кредиту. Первые две спецификации относятся к ограниченному (постоянному) числу из пяти банков, по которым удалось собрать целевые уровни ROE (119 наблюдений); третья – по всем банкам с фактически наблюдаемой доходностью на капитал по расширенному числу из 19 банков (312 наблюдений).

Таблица 103 - Результаты оценки регрессий для детерминант ставок по розничным кредитам в России

показатель	PD_plan	PD_fact	PD_fact	Rate_plan	Rate_fact	Rate_fact
Intercept	-0.395	-0.948***	7.199***	10.124***	6.416***	7.419***
dt_march	-1.191***	-2.262***			-1.214***	
dt_nov			1.307***	-1.229**		0.779***
Характеристики кредитов						
term	0.124***	0.093**				0.128***
dg_CarLoan	2.565***	2.743***			2.340***	1.930***
dg_CashLoan				-1.808***		1.326***
dg_Refinance				-2.407***		1.049**
Характеристики банков						
CAR					-1.045***	0.117***
R_d						-0.690***
roe_fact					0.091***	
roe_plan				-0.784***		
t_foreign			-6.804***	-2.700***		-1.382***
t_government	0.893***	1.423***	-3.910***		2.451***	-0.623**
t_private	-1.288***	-2.371***	-3.192***	9.252***	3.965***	
t_irb	1.304***	2.580***		4.643***	5.077***	
t_listed			-5.403***	12.824***	5.421***	-0.728***
t_sifi			2.414***	-1.828**	3.446***	
Observations	119	119	312	119	119	312
R2	0.361	0.516	0.235	0.427	0.443	0.287
Adjusted R2	0.333	0.495	0.220	0.391	0.408	0.264
F Statistic	8.818***	35.079***	41.025***	403.069***	401.519***	19.378***
Note:	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01.					

Ставки по кредитам в марте 2021 г. были ниже, чем в апреле 2021 г., примерно на 1-2 пп. (см. dt_march). Вспомним, что 23 апреля 2021 г. Банк России поднял ключевую ставку с 4.5 до 5.0% годовых. Казалось бы, данный эффект не должен быть связан со ставками по кредитам, если банки осуществили полный перенос ключевой в ставки по депозитам.

В среднем каждый год срока кредита соответствует более высокой оценке PD и предлагаемой ставке по кредитам примерно на 0.1% (см. строку term).

Устойчивого эффекта для потребительских кредитов и ссуд для рефинансирования не наблюдается (см. строки dg_CashLoan, dg_Refinance). При этом автокредиты рискованные примерно на 2-3 пп. (см. строку dg_CarLoan). Если вспомнить, что существуют программы льготной ипотеки, то по этой причине можно ожидать, что ипотечные кредиты имеют более низкую ставку.

Для плановых показателей ROE видна значимая отрицательная связь с наблюдаемыми ставками по кредитам. Оцененный знак может быть свидетельством избыточного принятия рисков банками. Банки, заявившие высокие цели по ROE в стратегии, могут занижать ставки по кредитам, чтобы привлекать больше клиентов. Однако такой демпинг может дать негативный результат при реализации кредитных рисков. Для их покрытия у банка окажется недостаточно капитала.

Банки с иностранным участием склонны недооценивать кредитный риск примерно на 7 пп. и предлагать ставки по кредитам на 1-2 пп. ниже, чем иные банки. Одной из причин может быть использование более дешевого фондирования от материнских компаний, хотя для фондирования через капитал у нас есть отдельные контрольные переменные. Поэтому может быть и иная причина. Возможно, оценки кредитного риска в таких банках настроены на заемщиков из развитых экономик. Поэтому в развивающихся экономиках такие модели оценки кредитного риска могут давать оптимистические (заниженные) оценки кредитного риска и PD.

Банки с государственным участием, наоборот, склонны предлагать более высокие ставки по кредитам и выше оценивать кредитный риск, при прочих равных, на 1-2 пп. Возможно, цель сохранения средств и устойчивости является большим приоритетом, чем прибыль. Однако если говорить не о причине, а о следствии, то данный эффект мог быть причиной рекордной прибыли отечественного банковского сектора в 2021 г. При этом для статуса системной значимости аналогичного эффекта не наблюдается.

По частным банкам и банкам, чьи акции открыто торгуются на бирже, наблюдаем, что в их предложениях ставок по кредитам кредитный риск недооценивается на 1-5 пп., хотя ставки предлагаются на 4-12 пп. выше при прочих равных.

ПВР-банки систематически оценивают риск на 1-2 пп. выше и устанавливают ставки на 4-5 пп. выше, чем иные. Используя собственные базы данных о дефолтах отечественных розничных заемщиков, можно ожидать, что их оценки кредитного риска являются более надежными и они ближе к истинным.

Таким образом, на основе российских данных о розничных кредитах найдено подтверждение фактов, о которых Базельский комитет заявлял для международных рынков (BCBS, 2013с), (BCBS, 2016b), равно как и отдельные исследователи (Behn, Haselmann, & Vig, 2016).

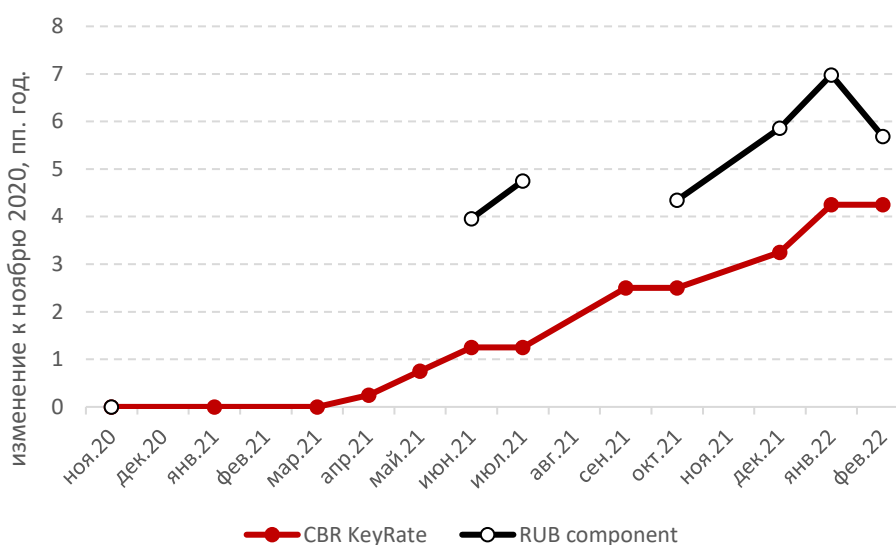


Рисунок 130. По кредитам перенос изменений ключевой ставки идет опережающим темпом при прочих равных

Эффект заключается в том, что кредитный риск одного и того же заемщика банки склонны значительно по-разному оценивать. Данная работа является уникальной, поскольку впервые выявила статистически значимые особенности ПВР-банков. Оправданием для более ранних отечественных работ можно назвать тот факт, что первый статус ПВР-банка был присвоен в 2018 г. Хотя формально до этого года данные о ПВР-статусе отсутствовали, исследователи могли бы отражать в моделях факт подачи ходатайств на переход на ПВР с октября 2015 г. Однако по сей день статус ПВР в работах по российским банкам не учитывается.

Применяя подход разложения ставок по депозитам (Рисунок 136) к ставкам по кредитам во времени, видно, что перенос ключевой идет опережающим темпом (Рисунок 130).

5.1.3. Связь оценок кредитного риска и климатического риска

Чтобы ответить на вопрос о связи климатических и кредитных рисков, необходимы данные об обоих рисках. В данной работе нет цели дать собственную оценку этих рисков. Поэтому постараемся максимально воспользоваться тем, что уже существует. Новизна работы (Пеникас Г. И., 2022а) заключается в прослеживании связи между двумя рисками.

В качестве отправной точки возьмем список двух тысяч крупнейших мировых компаний – так называемый Fortune 2000. Для каждой компании найдем значения индикаторов каждого из двух рисков.

Наиболее распространенной мерой кредитного риска является кредитный рейтинг (Аниховский 2009). Поэтому по каждой из компаний берем кредитные рейтинги трех мировых рейтинговых агентств: Standard&Poor's (S&P), Moody's, Fitch, из системы Bloomberg по состоянию на конец декабря 2021 г. Существуют исторические доли дефолтов по обобщенным рейтинговым разрядам этих агентств. Их обычно около семи. При этом с учетом детализации всего рейтингов бывает около 30 категорий.

Чтобы перевести порядковую оценку одного из 30 рейтингов в непрерывное значение вероятности дефолта (PD), мы делаем два шага. Вначале строим тренд по имеющимся агрегированным рейтинговым разрядам в логарифмической шкале без учета крайних значений (Рисунок 8). В формуле тренда «х» – это число с порядковым номером разряда. Затем к нему добавляем $+1/3$ для S&P и $+1/4$ для Moody's для перехода к подкатегориям (нотчам).

У компаний могут быть рейтинги нескольких агентств. Тогда оценка вероятности дефолта усредняется по данным доступных агентств. У части компаний рейтингов от трех агентств нет, но есть рейтинги кредитного риска от Bloomberg. Мы считаем среднюю вероятность дефолта на основе данных рейтинговых агентств, но по разрядам Bloomberg и присваиваем ее компаниям без рейтингов от трех агентств.

Данные о климатических рисках были взяты в январе 2022 г. с сайта finance.yahoo.com. На нем выложены оценки ESG рисков как поэлементно, так и в сумме в разделе “Sustainability”. Данные предоставляет компания [Sustainalytics.com](https://www.sustainalytics.com). Как указано, это дочерняя организация американской газеты MorningStar.

На Рисунке 131D видна положительная взаимосвязь между двумя рисками, т.е. можно сказать, что Банк Японии прав, считая, что компании с низкими климатическими рисками и проекты, направленные на снижение влияния на климат, несут низкие кредитные риски. Однако обратим внимание на особенность данных. По половине компаний данные об уровне климатических рисков отсутствуют. Как правило, у компаний без оценок E-рисков выше вероятность дефолта (PD) (см. Рисунок 131B). При этом данные собраны по

неоднородным объектам. Можно ожидать, что существенное воздействие на характер взаимосвязи оказывают особенности 14 секторов, к которым относятся компании, и 11 регионов, в которых они зарегистрированы.

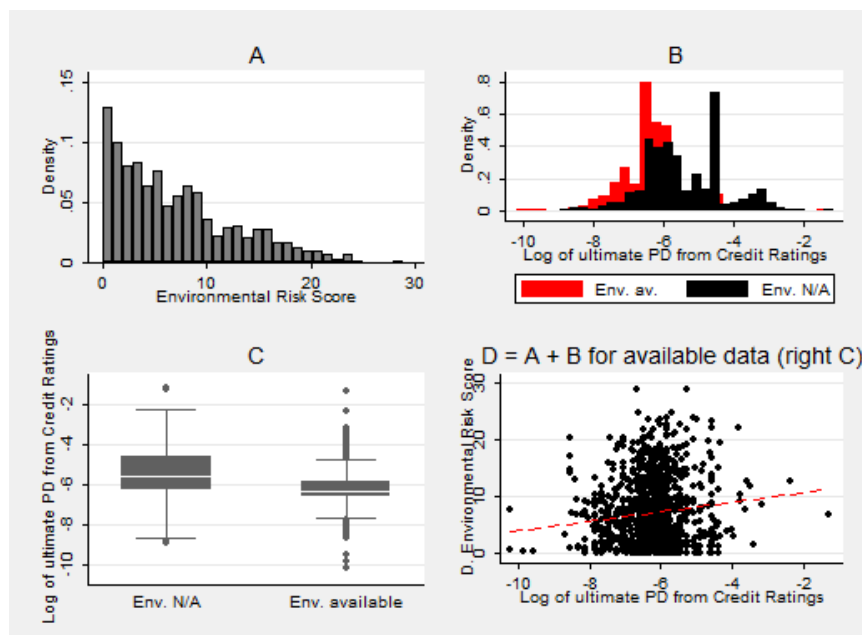


Рисунок 131. Доступные данные о кредитных и климатических рисках

Поэтому для корректного вывода о связи рисков используем метод наименьших квадратов. Зависимой переменной возьмем оценку уровня климатических рисков. Независимыми поставим логарифм вероятности дефолта (LN_PD) и фиктивные переменные на сектор, на регион и их произведения с логарифмом PD. Будем поступательно добавлять факторы в спецификацию, используем устойчивую оценку ковариационной матрицы с кластеризацией ошибок по секторам или регионам. В последней (седьмой) спецификации исключим незначимые переменные.

Здесь можно говорить, что какие-то из исключенных переменных могут быть важны и нужно рассматривать все переменные. Для этого есть пятая и шестая спецификации. Однако это утверждение настолько же непроверяемо, как и обратное, поскольку в экономике мы не знаем исходного процесса генерации данных. Поэтому больше доверяем последней спецификации после исключения незначимых переменных.

Работаем с полной выборкой без выделения обучающей и тестовой, согласно рекомендациям (Diebolt 2015).

По ходу дополнения спецификации фиктивными переменными на сектор и регион значимость коэффициента при константе перераспределяется в пользу коэффициентов при фиктивных переменных. В итоге константу исключаем как незначимую при переходе от четвертой к пятой спецификации.

Добавление произведений (interaction terms) фиктивных переменных и логарифма вероятности дефолта аналогично переносит значимость с коэффициента при единственной

переменной логарифма PD к переменным произведений, делая коэффициент при единой (первой) переменной незначимым, начиная с третьей спецификации. Однако после удаления незначимой константы и, тем более, незначимых переменных в последних спецификациях даже коэффициент при единой (первой) переменной логарифма PD становится отрицательным и статистически значимым (см. спецификации 6 и 7). При этом существенно возрастает объясненная часть дисперсии зависимой переменной. R-квадрат растет примерно с 2 до 84%.

Таким образом, можно утверждать, что взаимосвязь между оценками климатических и кредитных рисков является устойчиво отрицательной в целом (Рисунок 132). Коэффициент равен -0,9 для логарифма PD. Это значит, что однопроцентный прирост вероятности дефолта (это необязательно изменение на один процентный пункт, а именно прирост к текущему значению) связан с более низкой оценкой климатических рисков (ниже на -0,9 на каждый пункт). Например, пусть оценка климатических рисков у компании А равна 10, а ее вероятность дефолта А – 20%. Тогда если PD у компании Б равна 22%, т.е. на $(22-20\%)/20\% = 10\%$ выше, чем у А, то можно ожидать, что оценка климатических рисков у компании Б при прочих равных будет $9,1 = 10 - 0,9 * 10\%$.

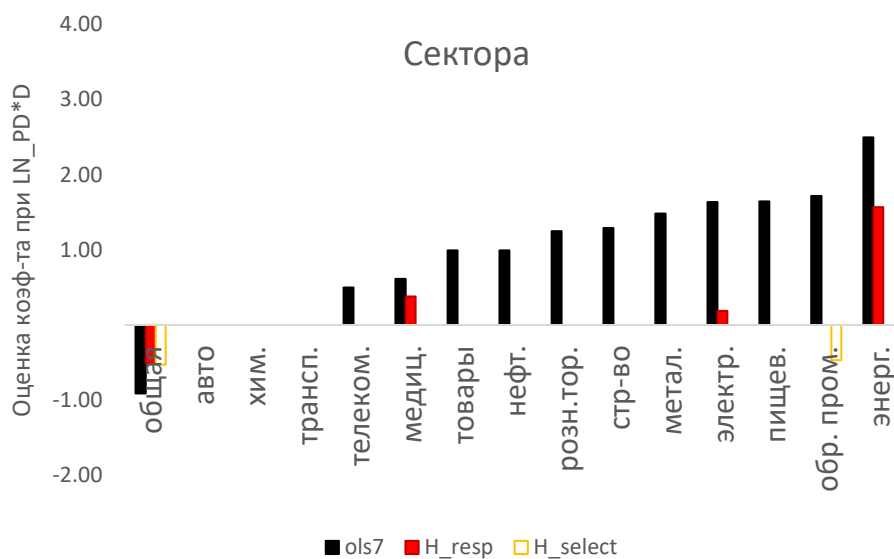


Рисунок 132. После контроля на цензурированность данных положительная связь кредитных и климатических рисков остается только в сфере энергетики, тогда как в целом она является отрицательной при прочих равных

Такие оценки являются характерными для секторов автомобилестроения и химической промышленности (коэффициенты при фиктивных переменных произведений для этих секторов и логарифма PD незначительно отличаются от нуля), а также транспорта (это 14-й сектор, исключенный для избежания полной линейной зависимости факторов). Также отрицательная связь имеет место для сектора телекоммуникаций. Нетто-эффект

здесь отрицателен, но меньше по масштабу и равен $-0,91 + 0,49 = -0,42$. Для остальных секторов взаимосвязь скорее положительная.

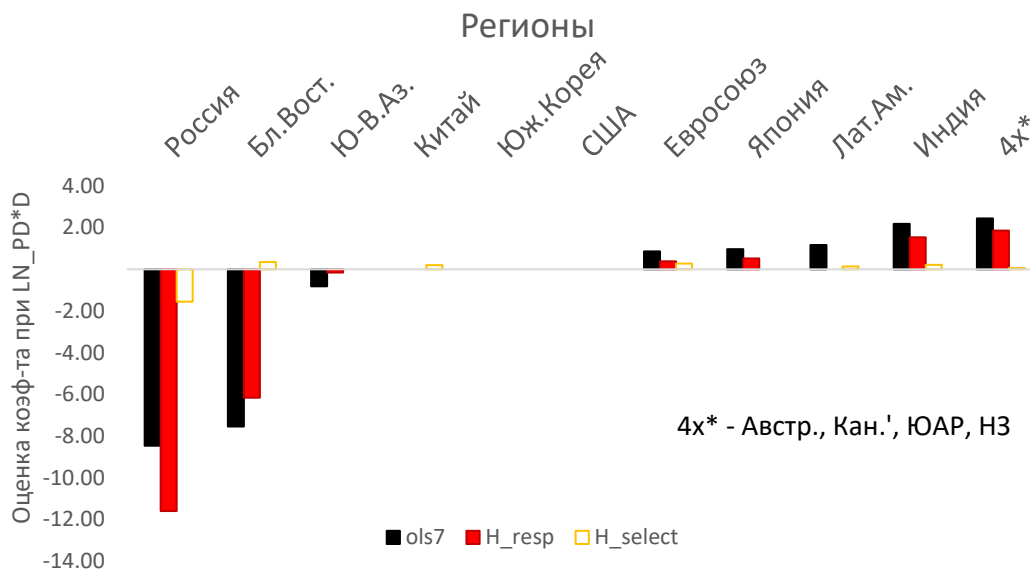


Рисунок 133. Значимо отрицательный вклад в связь кредитных и климатических рисков есть в странах – экспортерах нефти

Принадлежность компании к таким регионам, как Китай, Южная Корея и США (США – это 11-й регион, также исключенный во избежание линейной зависимости), не меняет знака и масштаба взаимосвязи. Более выраженный отрицательный характер связи характерен для таких регионов, как Россия, Ближний Восток и Юго-Восточная Азия (исключая Японию и Южную Корею) (Рисунок 133).

Для иных регионов, включая Японию, характер взаимосвязи, как правило, является положительным при прочих равных. Поэтому для Японии рекомендации Банка Японии (BoJ 2021) о предпочтении «зеленых» отраслей при кредитовании в Японии могут быть обоснованными.

В работе были рассмотрены публичные данные об оценках климатических и кредитных рисков. Исследование проведено для крупнейших мировых компаний. Срез данных взят на актуальный момент конца 2021 – начала 2022 г.

Отвечая на поставленный в работе вопрос, можно утверждать, что имеет место отрицательная связь климатических и кредитных рисков при прочих равных по доступным на сегодня данным. Это означает, что единое правило («one size fits all») о том, что кредитование «зеленых» отраслей должно идти по меньшим ставкам, чем «коричневых», может быть неоправданным для конкретной страны и региона.

Для Японии такая связь скорее является положительной, и рекомендация Банка Японии может быть оправдана. Однако для России она носит более выраженный отрицательный характер, даже с учетом специфики секторов.

Здесь уместно снова вспомнить упоминавшийся опыт Базель II. Более низкие риск-веса для кредитов малым и средним компаниям были отчасти введены для стимулирования их кредитования. Однако пониженной нормы дефолтов в сегменте МСП от такого стимулирования не наблюдалось. Поэтому важно понимать, что стимулирование кредитования определенной категории компаний инструментами банковского регулирования может сопровождаться ростом новой категории рисков, если отсутствует однозначная уверенность, что кредитные риски такой категории компаний будут ниже.

Обсуждая выводы полученного исследования, важно указать на его особенности, развитию которых целесообразно посвятить следующие работы. С одной стороны, говоря о России, необходимо помнить, что оценки климатических рисков в исходном источнике данных малочисленны. Поэтому оценки взаимосвязи могут корректироваться при обогащении массива данными. С другой стороны, как указывалось на Рисунке 131С, для выборки в целом характерна цензурированность данных. По половине компаний недоступны оценки климатических рисков. Более того, статистически можно утверждать, что компании без таких оценок имеют меньший размер и более высокую оценку вероятности дефолта. Такое описание соответствует канонической постановке задачи в модели Хекмана. Поэтому целесообразным развитием исследования является приложение модели Хекмана к имеющимся данным и проверка полученных здесь выводов на устойчивость. Учитывать полученные выводы стоит совместно с яркими противоречиями, относящимися к разработке вопроса значимости климатических рисков и целесообразности что-либо делать с ними.

В своем препринте исследователи (Kotlikoff, Kubler, Polbin, & Scheidegger, 2021) утверждают, что средняя температура на Земле вырастет примерно на 4 градуса Цельсия за следующие двести лет к 2200 г. Заметим, что за 66 млн. лет температура на нашей планете поступательно снизилась примерно на 15 градусов Цельсия, согласно статье (Westerhold, et al., 2020).

Регулярно появляются сообщения о том, что вместо глобального потепления необходимо готовиться к глобальному похолоданию (Дремлюга, 2017), (Нешевец, 2019). Однако за пределами России стараются не обращать внимания на данные заявления.

В качестве яркого недавнего примера противоречивости вопроса можно сравнить две цифры. С одной стороны, представитель государственного органа США указывает, что изменение климата породило ураганы и что 20 крупнейших из них принесли ущерба на 145 млрд. дол. за 2021 г. в стране (O'Donnell, 2022). С другой стороны, одна из крупнейших мировых технологических компаний объявила о покупке компании – производителя компьютерных видеоигр почти за 70 млрд. дол. (Microsoft News Center,

2022). Из этого явно следует, что интенсивность обсуждения климатических рисков существенно превышает их масштаб для мировой экономики или что оценки стоимости компаний беспрецедентно завышены. Не исключено и то, что обе тенденции верны.

Таким образом, несмотря на непроверяемость исходов от изменения климата через 200 лет, встречаются работы, заявляющие об обоснованных преимуществах учета климатических рисков при формировании инвестиционных стратегий (Ehlers, Elsenhuber, Jegarasasingam, & Jondeau, 2022).

Не менее интересным является противоречие того, что американское космическое агентство NASA приводит мировую температуру только с 1880 г. и утверждает, что она сегодня максимальная за последние две тысячи лет. Однако альтернативный ресурс показывает, что две тысячи лет температура была примерно на 4 градуса выше, т.е. опять же имеет место устойчивый тренд на снижение температуры. Модели изменения климата отечественных ученых тоже указывают на глобальное похолодание (Нешевец, 2019), тогда как зарубежным источникам (как, например, NASA) выгоднее указывать на потепление. Причем, следуя логике препринта исследователей (Kotlikoff, Kubler, Polbin, & Scheidegger, 2021), России сегодня нужно согласиться платить в ЕС углеродный налог. Они указывают, что нашей стране будет выгодно глобальное потепление. Поэтому, останавливая его, надо будет в будущем – в 2200 г. – компенсировать России все недополученное. Только, чтобы Россия через 200 лет могла получать такую компенсацию, ей нужно сегодня платить углеродный налог или выкупить новые специальные выпуски облигаций МВФ, как предлагают в препринте авторы (Kotlikoff, Kubler, Polbin, & Scheidegger, 2021). К тому же такие облигации должны иметь срочность около 200 лет. Не исключено, что авторы позаимствовали примеры двух американских компаний, выпустивших самые длинные по сроку облигации (The Seattle Times, 1993). Правда, только на 100 лет, а не на 200. Причем у одной из них в 2023 г. наступает срок оферты. Поэтому будет интересно посмотреть, как будут произведены выплаты.

Однако, если не считать бессрочных субординированных долгов по Базель III, самым известным выпуском облигаций на 100 лет была американская компания мультфильмов Walt Disney. При этом, вспоминая череду регулярных повторяющихся с интервалами в 5-10 лет суверенных дефолтов Мексики, Аргентины и Бразилии (по кризису 1980-х гг. названных МАВ), видится высоковероятным то, что подписавшийся на описанные в препринте (Kotlikoff, Kubler, Polbin, & Scheidegger, 2021) 200-летние облигации МВФ несет высокий кредитный риск вплоть до полного невозврата на горизонте их обращения.

5.2. Последствия для ценообразования депозитов и неявное страхование вкладов

5.2.1. Эффекты неявного страхования вкладов

Подгруппы предложений вкладов делим по индикатору переменной DIA_{NoGov} , т.е. делим на вклады в госбанках на суммы сверх лимита ССВ и все прочие. Проводим тест для всех данных (pooled) в строках 1 и 5 и по отдельным валютам – в строках 2-4, 6-8. Сравниваем средние в предположении равенства дисперсии ставки в строках 1-4 и ее неравенства – в строках 5-8.

Результаты устойчивы к виду теста. В долларах средние ставки практически не различаются. В евро и в общем массиве средние ставки в госбанках вне ССВ ниже, чем иные. В рублях же нулевая гипотеза о равенстве средних ставок в подгруппах предложений вкладов отвергается в пользу альтернативной – о том, что средняя ставка в госбанках на депозиты сверх ССВ статистически выше, чем в иных предложениях. Это первое формальное указание на то, что в России есть премия за неявное страхование вкладов, т.е. при прочих равных клиентам доплачивают за такие депозиты. Тем не менее данный инструмент не учитывает иных факторов и, более того, не дает ответа на вопрос, почему госбанкам может быть выгодна такая доплата.

Оценки коэффициентов по полному перечню переменных для моделей, в том числе с полным списком из 91 переменной, доступны по запросу. Тем не менее здесь и далее мы приводим оценки из модели с сохранением значимых переменных и интерпретируем их. Рассмотрим их последовательно с ростом значимости выводов.

Во-первых, доплата за депозит вне ССВ статистически равна ставке взносов в ССВ. Коэффициент при переменной DIA_{no} составляет около 0.13% по модели MR01. Минимальная ставка взносов также равна 0.1% от размера вклада с 27 мая 2020 г. (URL: <https://www.interfax.ru/business/710499>), а базовая и дополнительная – именно 0.125% (URL: https://www.asv.org.ru/financial-institutions/for-banks/insurance_premium). Если иметь доступ к конфиденциальным данным о проверках банков, параметр взноса в АСВ можно было явно учесть в модели. Тогда можно было бы и учесть базовую и повышенную дополнительную ставку в 0.4%. Последняя назначается банкам при оценке ряда их показателей деятельности как критичных (более 2.35 балла), см. ст. 7.4, 7.5 Федерального закона от 23.12.2003 № 177-ФЗ и Указание Банка России от 17.09.2015 № 3801-У.

Также по модели MR01 получается, что за каждый миллион рублей вклада банки доплачивают в среднем по семь сотых процентного пункта (RUB_S). Также отрицателен коэффициент при квадрате суммы вклада в рублях, т.е. для самых больших вкладов доплата чуть меньше при прочих равных, чем для вкладов малого размера. Учитывая общую доплату за нестрахуемые вклады, получаем следующую динамику компоненты депозита в

зависимости от его размера (Рисунок 134), т.е. имеет место сдвиг в тренде на дрейф. Это при прочих равных для всех банков. Здесь пока не выделен компонент государственных банков.

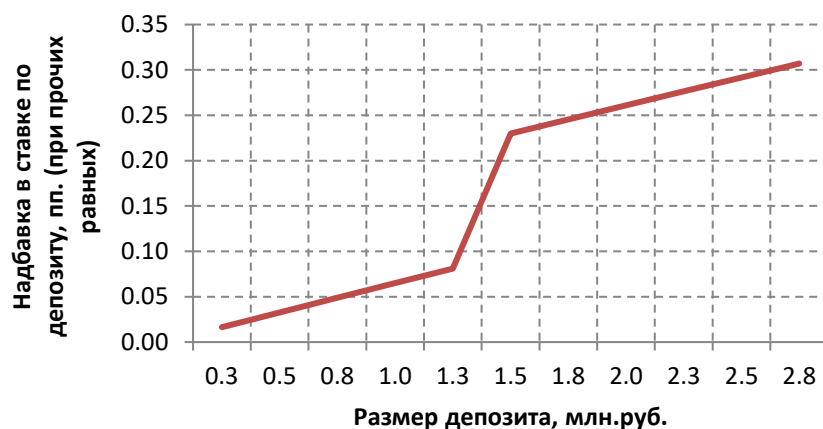


Рисунок 134. Премия за нестрахуемые депозиты при прочих равных

Во-вторых, мы видим, что коэффициент в основной модели MR01 при интересующей нас переменной $DIAnoGov$ положителен, значим и составляет около 10 пп. При этом значимы и коэффициенты при произведении данного показателя с размером банка и его квадратом в общей модели (MR01, MF01).

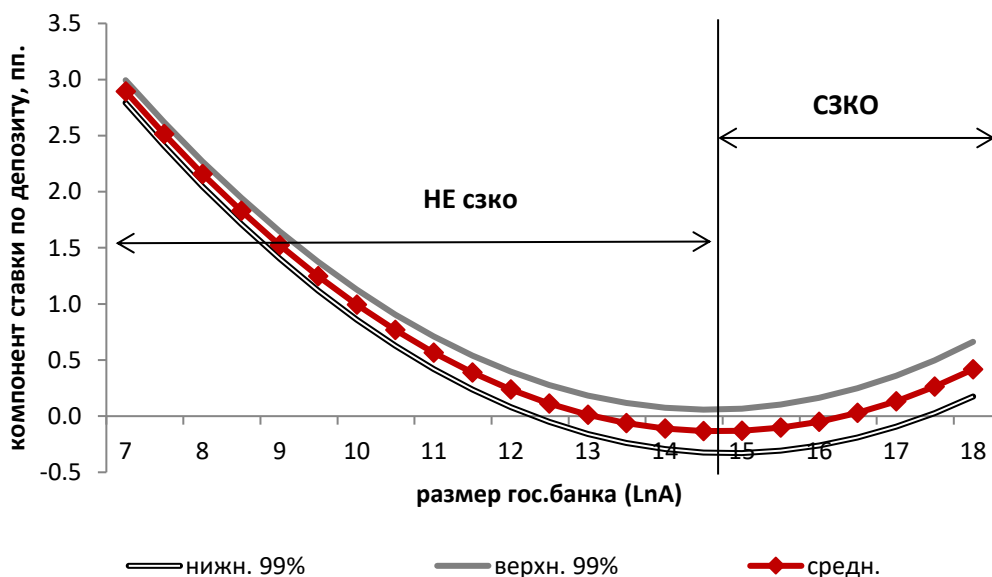


Рисунок 135. U-образная премия за неявное страхование в российских государственных банках для депозитов сверх лимита ССВ

Когда выборка разбивается на СЗКО и иные банки, то значимость квадрата пропадает, а знаки при переменной $DIAnoGov$ и ее произведении с размером банка отражают U-образную зависимость, которая отражена на Рисунке 135. С учетом доверительного интервала для данной зависимости можно утверждать, что для самых

крупных государственных СЗКО доплата за вклады сверх ССВ составляет около 0.4 пп., для самых малых (не СЗКО) – около 3 пп., тогда как для средних такая доплата статистически незначима.

Таким образом, принимая во внимание работу по Таиланду периода Азиатского кризиса 1997 г. (Oriela, 2004), мы могли ожидать, что и в России тоже будет антипремия за неявное страхование вкладов. Тем не менее, как наглядно видно из Рисунка 135 на основе модели MR01, в России, наоборот, есть премия за неявное страхование.

Сделанный вывод является, безусловно, новым и интересным, но может вызывать вопросы, если не разъяснить причин выявленной доплаты. Здесь есть более явно наблюдаемые нами и менее очевидные причины.

Во-первых, это трансфертное ценообразование или перекрестное субсидирование, когда доплата (премия) по одному продукту или условию компенсируется недоплатой (антипремией) по иному.

С одной стороны, видно, что госбанки, не входящие в категорию СЗКО, на 0.4 пп недоплачивают за вклады в валюте (см. коэффициент при Gov_USD в спецификации MR_NoSifi). С другой стороны, чем больше госбанк, тем в целом он меньше доплачивает за любой вклад. Так, за каждую единицу логарифма активов госбанк предлагает примерно на 0.1 пп. ниже ставку по вкладу (см. коэффициент при LnA_Gov в моделях MR01). Последний устойчиво значим практически во всех спецификациях.

Во-вторых, крупные депозиты могут быть привлекательнее для банков в целом с точки зрения расчета нормативов ликвидности по Базель III, чем множество малых депозитов. Например, для показателя чистого стабильного фондирования (ПЧСФ, NSFR). Редкий отток крупных депозитов позволяет под них держать меньше ликвидных активов, чем под тот же объем множества малых депозитов. Данные показатели имеют принципиальную важность на консолидированном уровне банков. В нашем же исследовании мы смотрим соло-уровень, по которому доступны данные. Сбор данных о показателе NSFR по всем российским банкам представляет собой полезную и интересную задачу отдельного исследования. Поэтому данную вторую причину мы оставляем на уровне гипотезы.

В-третьих, рассмотрим, как меняются наши результаты при проверке устойчивости в спецификациях из пяти моделей (RP01-RP05). Описанные выше выводы сохраняются при рассмотрении банков с высоким абсолютным размером депозитов (модель RP02). В иных спецификациях значимость фактора нестрахуемого депозита в госбанке и его произведения с размером банка либо пропадает (модели RP01, RP03, RP04), либо знак меняется на обратный (модели RP01, RP05). Таким образом, можно сделать вывод, что полученные

выше результаты чаще наблюдаются при наличии дополнительных условий во вкладах. В депозитах с базовыми условиями (RP01) такой устойчивой зависимости нет. Эффект премии за неявное страхование более характерен среди крупных банков. Когда мы отделяем банки с большой долей депозитов физических лиц в обязательствах, но допускаем малые банки (RP03), то эффект не наблюдается. Выявленный эффект – это ситуация, типичная именно для предложений банков, где минимальная сумма не ниже лимита страхования. При рассмотрении предложений сверх ССВ внутри вариантов, где доступны обе опции размера вклада (внутри и сверх него) (RP04), указанного эффекта не наблюдается. В данном случае результат мог быть ожидаем по построению. Ведь мы растиражировали большую часть второй подгруппы предложений депозитов. Тем самым, у нас существенно снизились различия по признакам между двумя группами. В завершение отметим, что наблюдаемый эффект характерен именно для государственного банка по типу собственности, а не просто по восприятию. Для крупных государственных банков эффект премии не наблюдается (RP05). Для них как раз характерна антипремия в среднем в размере 4.9 пп. при прочих равных.

В-четвертых, остановимся на дополнительном, но важном выводе. Рассматривая контрольные переменные, мы видим ранее отмеченную склонность российских банков ставить ставки по депозитам выше, если они принимают больше риск. Например, коэффициент при доле просроченной задолженности в кредитном портфеле (NPL) положителен в модели со всеми переменными (MF01), хотя и незначим. Он также неустойчив в разных спецификациях. Однозначного вывода о нормативе достаточности капитала в общем виде также сделать нельзя. Тем не менее добавление нами уточнения о возможности использования подхода внутренних рейтингов (ПВР) при расчете норматива CAR существенно усиливает выводы. Хотя норматив достаточности незначим и неустойчив, во всех спецификациях значимым и устойчивым является коэффициент при пересечении норматива достаточности и факта использования ПВР (CAR_IRB). Таким образом, по имеющимся у нас данным 2020 г., можно утверждать, что выявленная ранее склонность российских банков ставить больше ставку по депозитам, если они принимают больше риск (или, в частности, если у них ниже норматив достаточности капитала), более верно и более характерно для банков, использующих ПВР.

Прокомментируем полученный вывод в части эффекта от норматива достаточности капитала (CAR) и его значения для ПВР банков. Можно подумать, что, возможно, выявленный результат – это следствие ошибки данных. Например, в данных норматив CAR варьируется от 0 до 256%. Важно, что это не ошибка данных. С одной стороны, нулевые значения соответствуют банкам, находящимся на санации Банка России. С другой стороны,

исследователю может быть и хотелось иметь значения норматива в области чуть выше минимального уровня в 8; 10% или иного в зависимости от типа банка и применяемых буферов капитала. Тем не менее для реальной экономики принципиально важно, что простой гражданин России может прийти через сайт banki.ru в банк с нормативом 0 и 256% и открыть в нем депозит. Поэтому методологически некорректно исключать из выборки значения, которые могут не нравиться, но которые соответствуют тому, что мы встречаем в жизни. В качестве дополнительной проверки устойчивости результатов рассмотрим модель на данных, где норматив CAR имеет умеренный разброс и варьируется от 8 до 50%. В Таблице 104 приведены результаты оценки ключевых коэффициентов. Можно убедиться, что – как мы и отмечали – значения CAR не искажают результаты. В этом смысле они не являются выбросами, поэтому усечение выборки не требуется.

Таблица 104 - Сравнение моделей после ввода ограничений на CAR

№	Переменная	MR01	MF01	MR01	MF01
1	Gov	1.296***	1.886	1.210***	1.873
2	LnA_Gov	-0.090***	-0.142	-0.083***	-0.151
3	LnA2_Gov		0.001		0.002
4	DIA_no	0.133**	0.171***	0.155**	0.197***
5	DIAnoGov	10.157***	9.213***	10.655***	9.726***
6	DIAno_LnA_G	-1.449***	-1.381***	-1.514***	-1.457***
7	DIAno_LnA2_G	0.051***	0.051***	0.053***	0.053***
8	DIAnoGovRUB	0.250**	0.346*	0.255**	0.346**
9	DIAnoS_GovR	-0.060***	-0.273**	-0.053***	-0.282**
10	DIAnoM_GovR		0.024*		0.026*
11	CAR		0.178		0.207
12	CAR_IRB	-3.983***	-3.382***	-4.170***	-3.613***
	N	19 088	19 088	17821	17821
	r2_a	89.9%	90.1%	0.902	0.905

В качестве проверки выведены результаты оценки модели на подвыборках двух рассмотренных дат в столбцах MR_Jul и MR_Aug. Можно встретить комментарии, что взятие двух дат необоснованно расширяет выборку с целью улучшить точность оценок показателей. Обсуждение такого эффекта см. в работе (Demidenko, 2016). В данном случае это некорректное замечание. Дело в том, что между датами сделанных выгрузок Банк России снизил ключевую ставку 19 июля 2021 г. на 25 бп. Поэтому важно понаблюдать, а изменят ли банки свои предложения. Как можно заметить по коэффициенту при валюте «рубли» (RUB), имеет место снижение с 3.713 до 3.478. Таким образом, мы видим снижение ставок в предложениях депозитов примерно на 23 бп. Причем коэффициенты при иных переменных материально не отличаются. Поэтому ценно было провести исследование, именно так, как было сделано, на данных двух дат.

Оценки коэффициентов при переменных рубль (RUB) и доллар США (USD), а также основные характеристики моделей сведены в Таблице 105. В спецификации включалось всего примерно до ста переменных. При необходимости могут быть представлены полные оценки.

Модели FULL и SIGN различаются тем, что в первой заключены все переменные, а во второй – оставлены только значимые. В обеих моделях использован метод наименьших квадратов (МНК). Часто первый подход рекомендуют исходя из того, что исключение значимой переменной может исказить точечные оценки коэффициентов. Однако в экономике нам не доступен исходный процесс генерации данных. Поэтому с таким же успехом можно утверждать, что незначимые переменные не связаны с отобранными зависимыми переменными и их нужно исключить.

5.2.2. Перенос ключевой в период пандемии и санкций

В Таблице 105 даны оценки моделей на полной выборке для того, чтобы лучшую модель оценивать ежемесячно (Penikas H. , 2022d), (Пеникас Г. И., 2022в). Даже для моделей МНК адекватно высокой является доля объясненной дисперсии зависимой переменной (около 84%), хотя такая интерпретация критикуется в работе (Shalizi, 2015).

Таблица 105 - Модель Хекмана с копулой Франка является предпочтительной по наименьшим критериям AIC и BIC

Переменная	FULL	SIGN	HECK	HeCOP_N	HeCOP_Gum	HeCOP_CI	HeCOP_Fr
RUB	3.949***	3.943***	3.944***	3.944***	3.944***	3.944***	3.953***
USD	0.154***	0.159***	0.165***	0.165***	0.167***	0.167***	0.168***
метод	МНК	МНК	Хекман	Хекман	Хекман	Хекман	Хекман
copula	n/a	n/a	n/a	Гауссовская	Гамбеля	Клэйтона	Франка
N	160480	160480	164271	164271	164271	164271	164271
r2	0.824	0.824					
r2_a	0.824	0.824					
ll			-2.40E+05	-2.40E+05	-2.40E+05	-2.40E+05	-2.40E+05
AIC				4.80E+05	4.90E+05	4.90E+05	4.80E+05
BIC				4.90E+05	4.90E+05	4.90E+05	4.80E+05
rho			-0.273				
sigma			1				
lambda			-0.273				

Однако они не позволяют учесть информацию, полученную по наблюдениям, где есть информация по независимым переменным, но нет по зависимым. Для контроля за тем, что такой эффект цензурирования (отбора) вообще нужно учитывать, была проверена гипотеза о независимости ошибок в двух уравнениях модели Хекмана. Поскольку при

зависимости совместное распределение ошибок может быть негауссовским, оценим модель Хекмана с копулой по методике (Насебе, 2013).

Заметим, что оба информационных критерия меньше для модели Хекмана с копулой Франка. В ней отвергается нулевая гипотеза о независимости ошибок, как и в модели Хекмана с гауссовской. В моделях же Хекмана с копулами Клэйтона и Гумбеля гипотеза не отвергается на уровнях 40-50%. Поэтому далее будем использовать модель Хекмана с копулой Франка.

Оценки коэффициентов при переменной рублей даны в Таблице 106. При оценке на помесечных данных оценка параметров модели Хекмана с копулой Франка не всегда сходилась. Поэтому для месяцев 7, 10-14, 16, 17, 19 по порядку стоят пропуски. В таком случае в качестве итоговых оценок в столбце 5 брались данные из обычной модели Хекмана без копулы (столбец 3 таблицы).

Таблица 106 - Оценки коэффициентов при рублях в модели Хекмана (3-4) немного выше, чем в МНК (1-2)

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
# п/п	дата	Все перем.	Только значим.	Хекман	Хекман +копула	ИТОГ (4; иначе 3)	прирост итога	Ключ. ставка	прирост ключ.	разница (7-5)
	модель	FULL	SIGN	HECK	HeCOP_Fr					
1	июл.20	3.740	3.713	3.733	3.731	3.731		4.50		0.77
2	авг.20	3.534	3.478	3.523	3.520	3.520	-0.211	4.25	-0.250	0.73
3	сен.20	3.442	3.433	3.439	3.416	3.416	-0.104	4.25	---	0.83
4	окт.20	3.418	3.415	3.409	3.425	3.425	+0.009	4.25	---	0.83
5	ноя.20	3.470	3.429	3.472	3.446	3.446	+0.021	4.25	---	0.80
6	дек.20	3.524	3.533	3.530	3.540	3.540	+0.094	4.25	---	0.71
7	январь.21	3.516	3.477	3.527		3.527	-0.013	4.25	---	0.72
8	фев.21	3.482	3.414	3.501	3.494	3.494	-0.033	4.25	---	0.76
9	мар.21	3.489	3.405	3.521	3.502	3.502	+0.008	4.25	---	0.75
10	апр.21	3.490	3.428	3.558		3.558	+0.056	4.50	+0.250	0.94
11	май.21	3.619	3.554	3.671		3.671	+0.113	5.00	+0.500	1.33
12	июн.21	3.719	3.667	3.805		3.805	+0.134	5.50	+0.500	1.70
13	июл.21	4.012	3.846	4.135		4.135	+0.330	5.50	---	1.37
14	авг.21	4.339	4.251	4.476		4.476	+0.341	6.50	+1.000	2.02
15	сен.21	4.430	4.325	4.523	4.426	4.426	-0.050	6.75	+0.250	2.32
16	окт.21	4.573	4.530	4.680		4.680	+0.254	6.75	---	2.07
17	ноя.21	4.951	5.022	5.126		5.126	+0.446	7.50	+0.750	2.37
18	дек.21	5.274	5.296	5.407	5.354	5.354	+0.228	7.50	---	2.15
19	январь.22	5.752	5.725	5.872		5.872	+0.518	8.50	+1.000	2.63

Из таблицы наглядно виден темп подстройки рублевой компоненты к изменению ключевой. Например, снижение ключевой в июле 2020 г. практически в течение месяца отразилось в ставках по вкладам. Поднятие на 75 бп. в ноябре 2021 г. потребовало двух

месяцев: 45 бп. в ноябре и 25 бп. в декабре 2021 г. Декабрьский рост на 1 пп. перешел только наполовину, судя по имеющимся данным.

Полученные выводы соответствуют утверждениям более ранних работ (Hannan & Berger, 1991), (Grigoli & Mota, 2017), согласно которым при падении ключевой банки быстрее отражают это в ставках по вкладам. Соответственно, обратный вывод, сделанный в работе (Pedersen, 2016), неверен для России.

В завершение обратим внимание на Рисунок 136. Здесь отражены накопленные изменения ключевой ставки (красная линия), полученной нами оценки (черная линия с черными кружками) и изменения средней из максимальных ставок, собранной по методике Банка России (черная линия с белыми кружками).

Можно заметить, что рапортуемые в Банк России данные от банков в целом соответствуют динамике ключевой, хотя являются так называемой «оггибающей снизу». Они систематически запаздывают. На момент последнего подъема масштаб такого запаздывания – 1 пп.

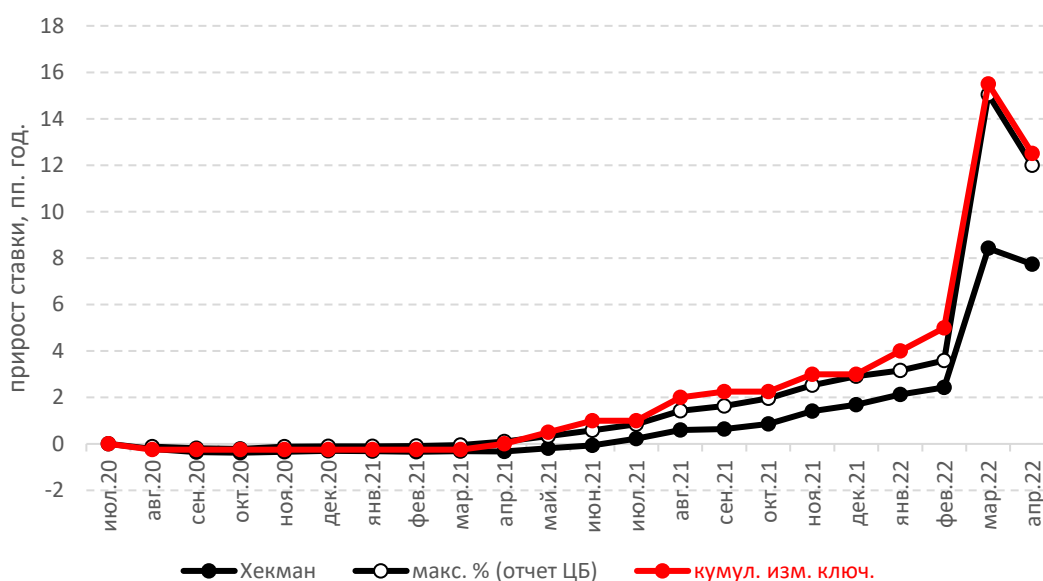


Рисунок 136. Оценка рублевой компоненты в ставке по вкладам отстает на 4 пп. от изменения ключевой.

Однако благодаря европейской методике, представленной в работе (Hornu, Manganelli, & Mojon, 2018), можно утверждать, что реальная корректировка российскими банками рублевой компоненты ставок по вкладам – причем по всем банкам и всем вкладам – носит намного более замедленный характер. В частности, кумулятивно банки отразили поднятие ключевой только примерно на 2 пп., хотя ключевая в 2021 г. была поднята на 4 пп., т.е. эффект переноса – в два раза ниже (Пеникас Г. , 2021e).

В дополнение к наблюдаемому неполному переносу ключевой ставки существует факт, который также может ограничивать эффективность денежно-кредитной политики. В России действует налогообложение процентного дохода по депозитам в отношении к разнице между начисляемой ставкой и ключевой ставкой. Проблема состоит в том, что ключевая ставка берется на начало года. Таким образом, когда необходимо стимулировать потребление и Банк России снижает ключевую, население становится, при прочих равных, больше заинтересовано в депозитах в течение года, поскольку до начала следующего года учитывается еще предыдущая ставка. Если бы расчет сразу пошел по пониженной ставке, то к налогообложению был бы больший объем процентного дохода. Вероятно, население стремилось бы сократить депозиты в такой ситуации. Аналогичная ситуация имеет место, когда Банк России поднимает ключевую ставку.

Поэтому при сохранении налогообложения целесообразно перейти к расчету базы относительно ключевой, действующей на каждую календарную дату. Такая мера была предложена для повышения устойчивости в период санкций 2022 г. (Интерфакс, 2022).

5.3. Решение банка о переходе на ПВР и стоимость банка

5.3.1. Европейские банки: эффекты торговых и хеджирующих деривативов

Авторы (Titova, Penikas, & Gomayun, 2020) рассмотрели операции хеджирования на уровне всего банка и показали, что чем больше значение норматива достаточности капитала, тем больше стоимость европейского банка при прочих равных.

Судя по данным, можно заметить, что торговые деривативы используются намного чаще, чем хеджируемые. Снижение объемов использования торговых деривативов наблюдалось в 2007-09 гг. не в последнюю очередь из-за общемирового тренда снижения цен активов на фондовых биржах с последующим восстановлением объемов в 2010 г. Активнее всего указывается использование деривативов на процентную ставку, тогда как кредитные деривативы упоминаются реже.

Большая интенсивность использования хеджирующих деривативов в терминах величины относительных суммарных номиналов контрактов связана с меньшим риском вложения в акции таких банков и большим показателем q Тобина. На совершенных рынках капитала использование хеджирующих деривативов компаниями не должно оцениваться инвесторами премией к стоимости компании. Тем не менее на несовершенных рынках, когда есть налоги и агентские издержки, получается, что инвесторы выше оценивают стоимость банков, которые больше хеджируют свои риски.

С началом кризиса в 2007 и до 2010 г. большее использование торговых и хеджирующих деривативов повышает волатильность риска вложения в акции банков. С одной стороны, это следствие того, что использование деривативов увеличило

взаимозависимости банков (Haldane, 2009). С другой стороны, банки могли стремиться отнести к хеджирующим больше деривативов после кризиса.

Данный вывод статистически слабо значим и не устойчив в разных спецификациях, хотя и согласуется с работой (Stulz R. , 2004). Исследователь отмечал, что использование деривативов может увеличивать риск вложения в акции компаний, если у них мало опыта работы с деривативами или они их заключают редко. Последние условия, как правило, не характерны для крупнейших (системно значимых) банков.

Чем больше интенсивность использования торговых деривативов в терминах относительных номиналов сделок, тем больше оценка рыночной стоимости банков (q Тобина), но этот результат не проявляется после кризиса 2007-09 гг. Стоимость системно значимых банков при прочих равных оказывается выше. Однако большие объемы сделок с хеджирующими и торговыми деривативами для них ведут к снижению стоимости банков. Вероятной причиной такого дисконта к стоимости является непрозрачность сложных производных инструментов. Авторы (Li & Marin, 2014) заявляют, что чем крупнее банк, тем больше вероятность заключения им непрозрачных и сложных контрактов. Отражением данных факторов являются меньшие темпы роста котировок акций для системно значимых кредитных организаций, больше заключающих торговые деривативы. При этом в целом можно наблюдать не ярко выраженную, но положительную связь между объемами заключенных торговых деривативов и приростом котировок акций, что усиливается в посткризисный период.

Для системно значимых кредитных организаций характерно, что риски вложения в их акции относительно меньше при больших объемах использования торговых деривативов. Хотя номинал заключенных контрактов показывает, насколько много деривативов использует банк; каков потенциал получения дополнительных доходов или несения операционных рисков, он не дает представления о фактической стоимости контракта и связанных с этим кредитных рисков, принимаемых банком по контракту. Поэтому необходимо рассмотреть справедливые стоимости в сумме (как нетто стоимость) и при разделении на положительные и отрицательные.

Положительная справедливая стоимость может давать искажения при ее использовании как приближенной оценки кредитного риска (EAD) по контракту из-за возможного наличия компенсирующих позиций. Нетто справедливая стоимость может учитывать такие компенсации, но может, наоборот, и занижать оценку кредитного риска, считая компенсированными позиции, которые таковыми не являются (например, из-за разных контрагентов по сделкам, что создает контрагентский кредитный риск).

Показано, что чем больше величина справедливых стоимостей торговых деривативов, тем больше риск вложения в акции крупных банков в сравнении с иными. Учитывая, что крупные и особенно системно значимые банки склонны к использованию сложных и непрозрачных деривативов, согласно (Li & Marin, 2014), такой эмпирический вывод можно считать теоретически обоснованным. После кризиса 2007-09 гг. величины справедливых стоимостей использования деривативов связаны с еще большим риском вложения в акции банков. При этом большая нетто справедливая стоимость торговых деривативов связана с меньшей стоимостью банка. Данная отрицательная взаимосвязь имеет больший масштаб после кризиса.

Риск вложения в акции банков отрицательно связан с нетто справедливыми стоимостями торговых деривативов, но связь меняет знак в посткризисный период. Системно значимые банки с большим значением нетто справедливой стоимости хеджирующих деривативов оцениваются выше инвесторами по показателю q Тобина. Прирост котировок акций положительно связан с нетто справедливыми стоимостями хеджирующих деривативов. Данная связь больше для системно значимых банков, но пропадает после кризиса. Системно значимые банки с большей нетто справедливой стоимостью торговых деривативов демонстрируют меньшие темпы прироста котировок своих акций. Выводы при разделении справедливой стоимости на положительную (формирует активы) и отрицательную (формирует пассивы) подтверждают выводы, сделанные в предыдущих абзацах.

Таким образом, впервые исследована связь между использованием деривативов европейскими банками, чьи акции обращаются на бирже, их стоимостью, приростом стоимости и риском вложения в их акции.

Прежде всего, особенностью работы является база данных, лежащая в ее основе. Такая база позволила исследовать количественные характеристики операций с деривативами, включая номинальный (суммарный по договорам) объем сделок, положительную и отрицательную справедливую стоимость, которая получается при переоценке деривативов по рыночным ценам на отчетные даты.

Можно утверждать, что банки, эффективно использующие хеджирующие деривативы, характеризуются принятием меньшего риска и большей стоимостью. Это согласуется с выводами (Nance, Smith, & Smithson, 1993) и (Geczy & Minton, 1997). Однако этот вывод становится менее значимым или даже обратным в период после финансового кризиса 2007-09 гг. как в отношении торговых, так и в отношении хеджирующих деривативов. В частности, для системно значимых кредитных организаций, которые активно используют деривативы, волатильность их акций на бирже выше, а стоимость

таких банков ниже. Возможным объяснением является больший риск, с которым инвесторы ассоциируют такие организации, и малая прозрачность по отношению к реализации сложных инновационных финансовых продуктов. Здесь уместно вспомнить вывод (Haldane, 2009) о том, что на одного инвестора в CDO в квадрате приходился 1 млрд. страниц документации.

Данное исследование дополнительно расширяет географический охват рассматриваемых банков и анализирует кредитный риск контрагента, которые несут с собой деривативы. Например, банки Центральной и Восточной Европы, а также банки из южных стран ЕС реже используют хеджирующие деривативы. Банки в Великобритании активнее других заключают сделки с торговыми деривативами.

После мирового финансового кризиса 2007-09 гг. инвесторы меньше стали разделять два вида деривативов (торговые и хеджирующие) с точки зрения следующих из них рисков. Поэтому видится полезным как минимум повышать прозрачность раскрытия информации в отношении учета операций хеджирования и унифицировать форматы отчетности. В более общем виде поддержку более информативной подаче информации со стороны банков можно найти в работе (Selmier II, 2016).

Таблица 107 - Связь норматива достаточности капитала CAR (Tier 1 ratio) и стоимости банка

Спецификация регрессии (выбранные характеристики деривативов)	Стоимость банка (q Тобина)		Прирост котировок (Return)		Среднед. ст. откл. дох-ти акций, риск вложения в них (Risk)	
	коэф.	robust t-stat	коэф.	robust t-stat	коэф.	robust t-stat
положительные и отрицательные справедливые стоимости	0.015	0.900	0.019	1.260	2.178	1.360
нетто справедливые стоимости	0.017	0.970	0.017	1.040	1.965	1.380
номиналы деривативов	0.005	0.290	0.023	1.610	1.920	1.420
среднее	0.012	0.720	0.020	1.303	2.021	1.387

Остановимся подробнее на связи норматива достаточности капитала CAR и стоимости банка. Результаты сведены в Таблице 107. По результирующей строке «среднее» видно, что каждый дополнительный процентный пункт норматива достаточности капитала (при минимальном требовании в четыре пункта для капитала первого уровня для Базель I и Базель II в периоды 2005-2010 гг.):

- 1) практически не связан с приростом стоимости банка в терминах q Тобина (робастная t -статистика меньше единицы);
- 2) положительно связан с приростом среднегодового темпа прироста котировок банка (робастная t -статистика больше единицы);
- 3) положительно связан с ростом волатильности котировок акций банка (робастная t -статистика больше единицы).

Поэтому можно утверждать, что банки, заинтересованные в повышении темпов роста котировок своих акций, могут быть заинтересованы в повышении норматива достаточности капитала.

5.3.2. Банки Греции: переход публичных банков на ПВР

Авторы (Merika, Merikas, Penikas, & Surkov, 2020) показали, что для стоимости банка важен не просто норматив достаточности капитала, а тот факт, использует ли банк для его расчета математические модели (ПВР) или нет. В итоге доказано, что для публичных банков Греции переход на ПВР отрицательно сказывается на стоимости банка при прочих равных.

Вначале отметим, что средние темпы роста котировок акций ниже для ПВР банков, чем для не ПВР-банков. В Таблице 108 показаны базовые модели стоимости банков Греции без применения метода «разность разностей». Можно увидеть, что абсолютное значение котировок больше для более крупных банков, см. коэффициент при 'Total Assets' (ta) в модели (1), и слабо значимо для приростов котировок в модели (3). При этом различаются знаки коэффициентов, т.е. хотя значение котировок более крупных банков Греции выше, в среднем они прирастают медленнее в сравнении с меньшими по размеру банками.

Коэффициенты при показателях отдачи на активы 'Return on Assets' (ROA), доли ликвидных активов 'Ratio of Liquid Assets' (liq_assets), доли кредитов в активах ($loan_assets$) статистически значимы для темпов прироста котировок (r_stock). В частности, чем выше доходность на активы, тем больше прирастают котировки акций банков; чем больше ликвидных активов у банка (т.е. чем меньше активов, приносящих доход), тем ниже темп прироста котировок; чем больше доля кредитов в активах, тем ниже темп прироста котировок.

Показатель финансового рычага ($leverage\ ratio$, lr) также отрицательно связан с темпом прироста акций, т.е. в целом использование относительно большего объема собственных средств меньше поощряется инвесторами. Показатель диверсификации доходов (доли непроцентных доходов в сумме процентных и непроцентных, inc_div) также отрицательно связан с темпом прироста котировок. Вероятно, что инвесторы также не поддерживают специализацию банков Греции на получении безрисковых (комиссионных)

доходов. Ожидаемо, темп прироста ВВП страны (gdp_g) положительно и статистически значимо связан со стоимостью банков в стране, т.е. в кризис при прочих равных котировки ниже и падают быстрее.

Таблица 108 - Оцененные спецификации для стоимости банка без учета метода «разность разностей»

Модель VARIABLES	(1) stock	(2) rel_stock	(3) r_stock
ta	1.825*** (0.484)	0.002 (0.002)	-0.003* (0.002)
equity	0.318 (5.237)	0.006 (0.025)	0.012 (0.017)
gdp_g	7.315*** (2.203)	0.049*** (0.011)	0.024*** (0.006)
roa	0.906 (3.110)	0.051*** (0.016)	0.036*** (0.009)
liq_assets	-535.587*** (101.172)	-1.991*** (0.523)	-0.918** (0.411)
inc_div	48.750 (70.192)	-1.223*** (0.359)	-0.703*** (0.245)
loan_assets	-189.384*** (67.012)	-0.703** (0.319)	-0.690*** (0.158)
deposit_assets	336.491*** (71.685)	-0.154 (0.414)	0.341 (0.288)
lr	-257.947 (327.757)	-3.432*** (1.293)	-2.931*** (1.096)
Constant	-10.093 (67.457)	1.734*** (0.360)	0.568** (0.231)
Observations	159	159	150
R-squared	0.426	0.452	0.527

Примечание. В скобках – робастные стандартные ошибки; *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

В Таблице 109 оцененная ранее спецификация регрессии дополнена фиктивными переменными для метода «разность разностей» (d_t, d_IRB, d_t_d_IRB). Показатель финансового рычага leverage ratio (lr) становится незначимым. Тем не менее важной является значимость коэффициента β_3 при переменной произведения фиктивных переменных (d_t_d_IRB). Видно, что акции ПВР-банков после перехода на ПВР в среднем стоят на 100 евро дешевле, чем не ПВР-банков. При этом темп роста котировок акций ПВР-банков на 22% в год ниже, чем для не ПВР-банков.

В Таблицах 108, 109 приведены оценки коэффициентов при всех переменных, несмотря на то, что среди них есть незначимые. Проверка переменных на мультиколлинеарность с помощью VIF показывает, что для всех них значение не превосходит эвристического порога в 10. Для показателя величины капитала equity в моделях (1) и (2) он незначительно его превышает и равен 10.048. В модели (3) приростов акций он равен 9.951. Поэтому модели не переоцениваются, хотя в отсутствие

мультиколлинеарности незначимые переменные можно исключить. Результаты в таком случае не противоречат полученным.

В Таблице 110 представлены оценки пространственным методом «разность разностей». Сравнивая переход от 2008 к 2014 г., можно заметить, что после 2014 г. темп роста котировок в среднем был на 9% ниже для ПВР-банков (d_14_irb). Коэффициент при переменной 2008 г. для ПВР незначим, но поскольку t-статистика для него больше единицы, то можно утверждать, что темп прироста котировок для ПВР-банков, перешедших в 2008 г., был больше, чем для неперешедших.

Таблица 109 - Оцененные спецификации для стоимости банка с учетом метода «разность разностей»

Model	(1)	(2)	(3)
VARIABLES	stock	rel_stock	r_stock
ta	2.239*** (0.563)	0.004 (0.003)	0.002 (0.002)
equity	-1.207 (5.355)	0.002 (0.026)	-0.011 (0.016)
gdp_g	5.499*** (1.876)	0.037*** (0.010)	0.020*** (0.007)
roa	0.082 (3.075)	0.045*** (0.017)	0.021** (0.009)
liq_assets	-356.504*** (101.354)	-1.371*** (0.518)	-0.700* (0.403)
inc_div	-40.125 (69.999)	-1.455*** (0.399)	-0.432 (0.280)
loan_assets	-125.357** (57.360)	-0.433 (0.290)	-0.630*** (0.135)
deposit_assets	211.553*** (65.316)	-0.560 (0.427)	0.489* (0.293)
lr	93.350 (371.960)	-1.849 (1.600)	-0.654 (1.084)
d_t	-1.807 (19.136)	-0.160 (0.117)	-0.133* (0.068)
d_irb	90.711*** (15.916)	0.290*** (0.101)	0.003 (0.075)
d_t_d_irb	-100.141*** (29.744)	-0.276* (0.158)	-0.219** (0.105)
Constant	-64.491 (68.632)	1.503*** (0.365)	0.189 (0.252)
Observations	159	159	150
R-squared	0.533	0.515	0.578
R-squared adj.	0.495	0.475	0.541

Примечание. В скобках – робастные стандартные ошибки; *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

Интересно отметить, что после 2008 г. капитал ПВР-банков в среднем прирастал на 56% в год при прочих равных. Однако такой рост был нивелирован после 2014 г., когда капитал при прочих равных снижался на -53% в год. Такой негативный эффект на темпы прироста капитала и котировок акций после 2014 г. могли оказать несколько причин. Во-

первых, недооценка кредитных рисков в ПБР. Во-вторых, эффект процикличности. В-третьих, анонсированные новации Базель III, призванные ограничить выгоды от ПБР. В-четвертых, введение единого надзорного механизма SSM в Европе.

Переход на ПБР может иметь своим результатом «высвобождение» капитала (Dewatripont, Rochet, & Tirole, 2010, p. 86). При меньшей оценке риска снижается величина взвешенных по риску активов, растет норматив достаточности капитала. Это означает, что банк может направить высвободившийся капитал на выплату дивидендов или выдать дополнительные кредиты, вернувшись к уровню норматива достаточности капитала CAR до перехода на ПБР. Если банк не ожидает получение указанного эффекта, то у него меньше стимулов к переходу на ПБР. Поэтому переходить на ПБР более склонен банк с относительно меньшим кредитным риском в портфеле ссуд.

Таблица 110 - Оценка пространственным методом «разность разностей»

Переменные	(1)	(2)	(3)
	r_stock прирост котировок	r_ta прирост активов	r_equity прирост капитала
ta	-0.002 (0.001)		
equity	0.015 (0.011)		
gdp_g	0.017 (0.012)	0.002 (0.004)	0.051 (0.064)
roa	0.003 (0.007)		
liq_assets	-0.594 (0.396)		
inc_div	-0.485 (0.297)		
loan_assets	-0.500*** (0.125)		
deposit_assets	-0.071 (0.341)		
lr	0.301 (1.072)		
d_08	0.109 (0.131)	0.095* (0.052)	-1.182 (1.111)
d_14	0.569*** (0.109)	0.121*** (0.040)	1.065 (0.915)
d_08_irb	0.156 (0.095)	0.044 (0.048)	1.558* (0.873)
d_14_irb	-0.092* (0.048)	-0.019 (0.036)	-1.527* (0.868)
Constant	-0.251 (0.241)	-0.071*** (0.021)	0.134 (0.085)
Observations	150	150	150
R-squared	0.616	0.288	0.055

Примечание. В скобках – робастные стандартные ошибки; *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

В Таблице 111 прослеживается описанное явление увеличения кредитования после перехода на ПВР. Величина совокупных активов ta в модели (1) в среднем становится больше на 29 млрд. евро. Это 60% от средней величины активов системно значимых банков Греции.

В Таблице 112 можно увидеть эффект «высвобождения» капитала. В ней приведена проверка полученных результатов путем исследования эффекта ограничений на минимальные оценки кредитного риска при рассмотрении относительных значений капитала. Видно, что капитал во второй и третий годы после перехода на ПВР статистически значимо выше, чем в первый год, т.е. можно утверждать, что для банков Греции имел место указанный эффект «высвобождения» капитала при переходе на ПВР.

Таблица 111 - Эффект ПВР на активы и капитал банков

VARIABLES	(1) ta	(2) rel_ta	(3) r_ta	(4) equity	(5) rel_equity	(6) r_equity
d_t	13.898** (6.965)	0.708** (0.301)	-0.035 (0.041)	3.328*** (0.891)	2.258*** (0.621)	0.134 (0.736)
d_irb	2.670 (4.766)	0.474*** (0.176)	0.027 (0.033)	0.370 (0.502)	0.470 (0.341)	-0.310 (0.335)
d_t_d_irb	29.388*** (8.260)	0.029 (0.390)	-0.074 (0.045)	0.702 (1.018)	-0.154 (0.773)	-0.668 (0.799)
gdp_g	-0.881 (0.575)	-0.090*** (0.028)	0.008** (0.003)	0.233*** (0.066)	0.132** (0.059)	0.010 (0.039)
Constant	36.110*** (3.510)	1.784*** (0.112)	0.112*** (0.026)	1.650*** (0.452)	1.307*** (0.257)	0.428 (0.362)
Observations	161	161	150	161	161	150
R-squared	0.389	0.283	0.205	0.212	0.119	0.030

Примечание. В скобках – робастные стандартные ошибки; *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Было доказано, что переход на ПВР для публичных коммерческих банков Греции приводил к «высвобождению» капитала и увеличению ими кредитования, но это не находило отражения в увеличении темпа роста котировок таких банков. Наоборот, такой переход до четверти снижал темп роста котировок банков.

Таблица 112 - Регрессии с учетом ограничений на минимальное значение риск-веса по ПВР

VARIABLES	(1) rel_equity	(2) rel_equity	(3) rel_equity
d_95	1.882 (1.250)		1.807 (1.254)
d_90	2.694* (1.393)	2.755** (1.394)	
d_80		1.432*** (0.473)	1.233*** (0.469)
gdp_g	0.012 (0.039)	0.030 (0.042)	0.007 (0.041)
Constant	2.248*** (0.193)	2.245*** (0.210)	2.323*** (0.213)
Observations	161	161	161
R-squared	0.071	0.065	0.028

Примечание. В скобках – робастные стандартные ошибки; *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Причем если переход на ПВР в более ранние периоды (например, в 2008 г.) скорее положительно сказывался на темпах прироста котировок банков, то после 2014 г. он был отрицательным. Аналогичные взаимно компенсирующие эффекты наблюдаются и для темпа роста капитала ПВР-банков.

Выявленный отрицательный эффект от ПВР соответствует выводам большинства ученых, исследовавших в своих работах последствия перехода на ПВР в отношении показателей, отличных от стоимости банков и сведенных в Таблице 5.

Можно выделить две основные причины такого отрицательного восприятия перехода на ПВР инвесторами. С одной стороны, это может быть эффект процикличности, обсуждавшийся в разделе 1.5.1, когда по ПВР оценки кредитного риска возрастают в кризис. С другой стороны, это могут быть предполагаемые, но до текущего исследования недоказанные материальные недооценки величины кредитного риска по ПВР (они сведены в Таблице 125), когда в кризис реализуется их истинная величина, а капитала, заложенного по ПВР, оказывается недостаточно.

5.3.3. Банки США и ЕС: обязательность или добровольность перехода на ПВР

Выше был рассмотрен эффект от перехода на ПВР в отдельно взятой стране. Может возникнуть закономерный вопрос: насколько эффект устойчив для других юрисдикций? Чтобы ответить на него, необходимо, прежде всего, узнать, был ли одинаковым формат перехода банков на ПВР. Здесь представляет интерес то, что описанный случай Греции соответствует общему подходу Евросоюза, когда переход осуществляется добровольно. При этом в одной из крупнейших экономик мира – в США – переход был обязательным для СЗКО в 2014 г. Тогда становится интересным не просто, насколько устойчив эффект от перехода на ПВР, но, более того, есть ли разница в эффекте от разного формата перехода: добровольного и обязательного. Полученные выводы особенно важны в период обсуждения возможности обязательного применения ПВР для СЗКО в России ориентировочно с 2025 г. Одновременно результаты интересны и для таких стран, как Аргентина и Индонезия, в которых есть регулирование для ПВР, но нет ПВР-банков.

Содержательные результаты ответа на поставленный вопрос представлены в работе (Penikas, Skarednova, & Surkov, 2021); необходимые инструментальные реализации – в работе (Penikas H. , Skarednova, Surkov, & Festa, 2022).

Чтобы сравнить форматы перехода на ПВР, используем принцип тиражирования данных по наблюдениям для Евросоюза, так же как для Греции, поскольку европейские банки переходили на ПВР в разные моменты времени. Данные о 45 банках ЕС тиражируем до 3 191 (Таблица 113). Данные о банках США по умолчанию не требуется тиражировать, поскольку все банки перешли в один момент. Однако на фоне тиражирования данных по ЕС

в общей выборке меняется соотношение данных по ЕС и США. Такой ситуации соответствует «набор I». Исходно доля банков ЕС составляла 76% от числа банков США (45 к 59). Чтобы сохранить репрезентативность банков по странам, растиражируем банки США до 4 130. Это «набор II». У него тоже остается одно ограничение, характерное для «набора I». В них разная пропорция ПВР- и не ПВР-банков для ЕС и США. Так, число ПВР-банков в ЕС в 3 раза выше, чем число не ПВР-банков. В США, наоборот, ПВР-банков в пять раз меньше, чем не ПВР-банков. Для выравнивания пропорций на текущей выгрузке данных исключаем меньшие по размеру не ПВР-банки США. Это «набор III».

Таблица 113 - Рассмотренные варианты тиражирования данных

	ПВР			Не ПВР			Итого: ЕС	Итого: США	ЕС/ США	ПВР/ не ПВР	
	ЕС	США	Итого	ЕС	США	Итого				ЕС	США
(a)-I,II	35	9	44	10	50	60	45	59	0.76	3.50	0.18
Набор I	2342	9	2351	849	50	899	3191	59		2.76	0.18
Набор II	2342	630	2972	849	3500	4349	3191	4130	0.77	2.76	0.18
(b)-III	35	9	44	10	3	13	45	12	3.75	3.50	3.00
Набор III	2342	624	2966	849	226	1075	3191	850	3.75	2.76	2.76

Оценки регрессий на трех наборах данных собраны в Таблице 114. В первых трех столбцах приведены коэффициенты для спецификаций с зависимой переменной «среднегодовая доходность акций банков»; в трех последних – их волатильность «среднегодовое стандартное отклонение доходности». Скорректированный R-квадрат для моделей доходности низок. С одной стороны, для эмпирических моделей это может быть приемлемо, когда важнее значимость показателей. Например, в работе (Titova, Penikas, & Gomaun, 2020, pp. 17, Таблица 5) соответствующий показатель был 9%. Здесь уместно замечание, приведенное в исследовании (Demidenko, 2016), что значимость коэффициентов может существенно вырасти благодаря произведенному тиражированию данных. С другой стороны, стоит вспомнить критику, содержащуюся в работе (Shalizi, 2015), когда низкий R-квадрат может наблюдаться и для верных моделей.

Инвесторы предпочитают принятие рыночного риска, так как коэффициент при σ значимо отрицателен. Доходность на капитал ROE положительно связана с приростом котировок акций банков. Это согласуется с выводами по Греции, сделанными в работе (Merika, Merikas, Penikas, & Surkov, 2020, pp. 8, Таблица 9, переменная - goa).

При прочих равных доходность акций ПВР-банков систематически ниже, чем у не ПВР-банков, хотя для банков США это менее устойчивый вывод. Это может быть связано с дополнительными расходами на реализацию ПВР (q_{irb}). В целом доходность

акций растет после дат перехода на ПВР для всех банков, причем в США эффекты значимее (q_t).

Наибольший интерес представляет произведение статуса ПВР и момента перехода на него. Важно, что знак коэффициента устойчив по группам спецификаций: для доходностей и их волатильности. Причем в ЕС эффект отрицателен, а в США – положителен для доходностей. После перехода ПВР-банки в Европе потеряли около 0.5-1.5 пп. в доходности, тогда как банки США получили до +0,4-0,5 пп. относительно не ПВР-банков в этих странах.

Для волатильности эффект обратный по знаку по странам. Это означает, что акции ПВР-банков в США стали не просто доходнее, а существенно более предпочтительнее по критерию риск-доходности. Для них доходность выросла, а риск (волатильность) снизился.

Таблица 114 - Оцененные спецификации регрессий для перехода на ПВР в ЕС и США на полной выборке

	Среднегодовая доходность акций (gr_price , %)			Среднегодовое станд. откл. доходности (gr_price_std , %)		
	набор I	набор II	набор III	набор I	набор II	набор III
Число набл.	88063	408085	149948	87988	407941	149874
Adj. R-sq	0.016	0.018	0.018	0.244	0.191	0.266
Intercept	6.0389*** (0.8138)	1.4337*** (0.2320)	-1.2985*** (0.4910)	0.4064 (0.6560)	10.7557*** (0.2893)	4.6717*** (0.4268)
q_irb_eu	-1.7307*** (0.1410)	-3.3537*** (0.1018)	-1.9710*** (0.1288)	3.1490*** (0.1155)	2.8758*** (0.1059)	3.2324*** (0.1176)
q_irb_usa	-0.1829 (0.6259)	-0.5466*** (0.1169)	-0.1413 (0.1349)	-0.1006 (0.9103)	1.8898*** (0.1357)	0.4093*** (0.1470)
q_t_eu	0.7737 (0.6982)	0.1377 (0.6078)	-0.0922 (0.6353)	-2.1623*** (0.6616)	1.7672*** (0.6139)	-1.5126** (0.6265)
q_t_usa	0.4476 (0.4456)	0.5218*** (0.0532)	0.4035*** (0.0626)	-3.1881*** (0.5499)	-2.4507*** (0.0648)	-3.1739*** (0.0721)
$q_t_irb_eu$	-1.6315** (0.7764)	-0.5443 (0.7280)	-1.4930** (0.7402)	2.1997*** (0.7646)	0.9127 (0.7258)	1.6278** (0.7395)
$q_t_irb_usa$	0.4476 (0.4456)	0.5218*** (0.0532)	0.4035*** (0.0626)	-3.1881*** (0.5499)	-2.4507*** (0.0648)	-3.1739*** (0.0721)
$\ln TA$	0.3495*** (0.0511)	-0.1874*** (0.0231)	0.5399*** (0.0415)	1.2907*** (0.0394)	0.4474*** (0.0204)	1.2850*** (0.0356)
cr	-0.0787*** (0.0079)	-0.0139*** (0.0020)	-0.0179*** (0.0026)	0.0375*** (0.0062)	0.0153*** (0.0023)	0.0123*** (0.0029)
roe	0.1044*** (0.0090)	0.1160*** (0.0049)	0.1005*** (0.0079)	-0.3661*** (0.0071)	-0.4277*** (0.0067)	-0.4505*** (0.0071)
car	-0.2006*** (0.0326)	0.0981*** (0.0057)	-0.0361 (0.0260)	0.4158*** (0.0265)	-0.0546*** (0.0076)	0.2457*** (0.0220)

Примечание. В скобках приведены стандартные ошибки.

Стат. значимость: * $p < .1$, ** $p < .05$, *** $p < .01$; cr – доля кредитного риска в сумме кредитных и рыночных рисков (считаем по величине подверженных риску активов).

Таким образом, новизна полученных результатов состоит в том, что впервые показано, что обязательный переход на ПВР больше предпочитается инвесторами, чем добровольный, если рассматривать период данных до кризиса 2007-09 гг. Доходность акций перешедших на ПВР банков возрастает, а ее риск снижается относительно не перешедших на ПВР банков. Такой положительный эффект наблюдается для обязательного перехода в США, тогда как добровольный формат в ЕС дает отрицательный эффект.

Однако необходимо быть осторожным с применением полученных выводов – в том числе для России – с учетом ограничений эконометрических методов, заявленных еще в предисловии. Во-первых, есть ожидание, что положительный эффект обязательного перехода в США мог быть в меньшей степени вызван фактом того, что иные (не СЗКО) банки на ПВР перейти не смогут. Таким образом, в США ПВР – это монополия крупнейших банков. Во-вторых, обязательный формат перехода на ПВР в США сопровождался рядом особенностей, не требовавшихся в ЕС. Все ПВР-банки США должны были перейти на продвинутые модели по всем трем рискам: кредитный, рыночный, операционный. Продвинутые подходы сами по себе могли гарантировать перешедшим на ПВР банкам существенно большие выгоды, нежели переход на базовый ПВР. Например, здесь не раз обсуждалось, что один пункт по LGD, которое моделируется в продвинутом подходе, вносит больший вклад в оценку кредитного риска, чем по PD из базового подхода.

Поэтому если в стране предлагается обязательный переход СЗКО на ПВР, но не требуется использовать продвинутые подходы и, более того, ПВР не запрещается для иных банков, т.е. не создаются условия монополии на выгоды от ПВР, то выявленный положительный эффект может не проявиться. Если же у инвесторов не будет ожиданий таких выгод, то они, а за ними следом и руководство банков могут не поддержать обсуждающиеся инициативы об обязательном переходе на ПВР.

Чтобы провести альтернативную проверку сформулированной рекомендации о предпочтительности добровольного формата перехода на ПВР над обязательным, рассмотрим выборку данных после кризиса 2007-09 гг., т.е. с 2010 г. Как можно увидеть из Таблицы 115, начиная выборку с 2010 г., мы получаем оценки коэффициентов при интересующих нас переменных с обратными знаками, а именно добровольный переход на ПВР в Европе после 2010 г. давал положительные эффекты на прирост стоимости перешедших банков, чем не перешедших (котировки первых росли после перехода, как минимум, на 2 пп. в год быстрее вторых), тогда как обязательный однократный переход в США в 2014 г. отрицательно сказался на приросте стоимости перешедших американских банков в сравнении с неперешедшими (правда, разница меньше по масштабу и составила около -0.5 пп.).

Таблица 115 - Оцененные спецификации регрессий для перехода на ПВР в ЕС и США на выборке после 2010 г.

	Среднегодовая доходность акций (rr_price, %)			Среднегодовое станд. откл. доходности (rr_price_std, %)		
	набор I	набор II	59613	набор I	набор II	59539
Число набл.	27973	190813	59613	27899	190739	59539
Adj. R-sq	0.057	0.076	0.103	0.230	0.255	0.310
Intercept	1.7156 (1.6343)	-0.1950 (0.2961)	-0.3984 (0.9159)	10.8932*** (1.5301)	13.4608*** (0.2911)	10.5282*** (0.7016)
q_irb_eu	-6.4355*** (0.2675)	-10.4206*** (0.1814)	-8.0481*** (0.2402)	3.2330*** (0.1984)	6.2611*** (0.2054)	3.3320*** (0.1963)
q_irb_usa	3.2786*** (0.9449)	1.7856*** (0.1646)	1.7116*** (0.1925)	-2.1884** (1.1057)	0.2830* (0.1667)	-1.6245*** (0.1757)
q_t_eu	1.1831** (0.5931)	-0.4938 (0.4900)	-1.0293* (0.5448)	-1.6986*** (0.4093)	1.3742*** (0.3750)	-1.1695*** (0.3936)
q_t_usa	-0.5404 (0.5224)	-0.4586*** (0.0631)	-0.5373*** (0.0643)	-0.7192 (0.6014)	-0.7317*** (0.0713)	-0.6899*** (0.0721)
q_t_irb_eu	2.1168*** (0.7063)	5.8330*** (0.6527)	4.1112*** (0.6868)	3.4060*** (0.5714)	-0.0961 (0.5505)	3.0964*** (0.5672)
q_t_irb_usa	-0.5404 (0.5224)	-0.4586*** (0.0631)	-0.5373*** (0.0643)	-0.7192 (0.6014)	-0.7317*** (0.0713)	-0.6899*** (0.0721)
lnTA	0.4125*** (0.0666)	-0.2079*** (0.0295)	0.5008*** (0.0548)	-0.1286** (0.0546)	0.0711*** (0.0250)	-0.0797* (0.0473)
cr	-0.0103 (0.0161)	0.0110*** (0.0024)	0.0134*** (0.0040)	-0.0135 (0.0151)	-0.0370*** (0.0025)	-0.0148*** (0.0038)
roe	0.0980*** (0.0124)	0.0809*** (0.0061)	0.0957*** (0.0116)	-0.2399*** (0.0077)	-0.2492*** (0.0059)	-0.2790*** (0.0075)
car	-0.1379** (0.0553)	-0.0028 (0.0084)	0.0267 (0.0523)	0.1983*** (0.0401)	-0.0518*** (0.0076)	0.2173*** (0.0364)

Примечание. В скобках приведены стандартные ошибки.

Стат. значимость: * p<.1, ** p<.05, *** p<.01; cr – доля кредитного риска в сумме кредитных и рыночных рисков (считаем по величине подверженных риску активов).

Причиной негативного эффекта от обязательного формата перехода на ПВР в США можно предположить большую консервативность в подходе американского регулятора в сравнении с европейским. Кризис 2007-09 гг. привел к общему ужесточению регулирования в виде появления соглашения Базель III. В числе прочего стало более консервативным сравнение ПВР со стандартизованным подходом (Рисунок 84, Таблица 87). До кризиса применимое значение риск-веса по ПВР было ограничено 80% от нормативного риск-веса по стандартизованного подхода. После трех лет работы банка на ПВР, такое ограничение снималось. Базель III сделал такое ограничение бессрочным, немного снизив порог до 72.5%. Тем не менее, регуляторы США поступили консервативнее, потребовав от ПВР-банков применять риск-вес не менее 100% от стандартизованного. Это может в большей степени объяснять выявленный отрицательный эффект от обязательного формата при рассмотрении данных только после кризиса (с 2010 г.).

С учетом дополнительной проверки можно уверенно утверждать, что добровольный переход на ПВР положительно оценивается инвесторами, чем обязательный. Поэтому регулятору стоит предпочитать добровольный формат перехода на ПВР для банков внутри регулируемой юрисдикции.

5.3.4. Исламские банки: реформа банковского регулирования 2013 г.

Оценки регрессий методом «разность разностей» приведены в Таблице 116 (Stefanenko, Savenko, & Penikas, 2021). Устойчивая связь между приростом котировок акций всех банков существует с показателем доходности на капитал ROE. Эффект для стран с известными параметрами «альфа» ниже, чем для всей выборки. Это означает, что в странах с преимущественно исламским банкингом доходность на капитал играет важную роль, но менее значимую, чем для традиционных банков. Возможно, это результат доминирования долевого финансирования исламских банков, когда существенного прироста прибыли за счет заемных средств не получается достичь, как с традиционными банками.

Таблица 116 - Оценки регрессий для реформы регулирования исламских банков

Переменная	(1) Все страны	(2)	(3) Страны с известным параметром «альфа»	(4)
CAR	-0.2333 (0.405)		-0.3084 (0.427)	
ROE	0.5677* (0.334)	0.5157*** (0.099)	0.4297 (0.274)	0.4447*** (0.110)
NPL	-0.2440 (0.474)		-0.3714 (0.502)	
d_{t_i}	-0.0252 (0.029)		-0.0152 (0.037)	
d_{IB_i}	0.0126 (0.096)		0.0060 (0.098)	
$d_{t_i} * d_{IB_i}$	0.0699 (0.047)		0.0770 (0.056)	
Bank_FE	yes	yes	yes	yes
Observations	879	879	592	592
R-squared	0.120	0.135	0.105	0.091

Примечание. В скобках указаны стандартные ошибки; стат. значимость: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

В целом после 2013 г. при прочих равных прирост котировок акций всех банков стал ниже. Одновременно для исламских банков акции росли всегда больше. Однако оба эффекта не значимы.

Коэффициент при интересующем нас эффекте произведения двух индикаторов незначим, его t-статистика превышает единицу. С некоторой уверенностью можно интерпретировать знак оцененного коэффициента. Он положителен. Это могло бы означать, что акции исламских банков стали расти по сравнению с традиционными банками при прочих равных после анонса стандарта по регулированию исламских банков.

Такой положительный эффект от введения регулирования мог быть вызван не столько тем, что у исламских банков появится или возрастет запас капитала. Более вероятной причиной могли стать появившиеся ожидания инвесторов того, что в кризис исламские банки точно получают поддержку, поскольку они входят в надзорный контур регуляторов соответствующих стран.

Данный эффект мы уже замечали в дискуссии о том, как регулировать криптовалюты. Как только Базельский комитет предлагал рекомендации – пусть и жесткие – по регулированию, но не по запрету, котировки криптовалют сразу росли.

Судя по доступным данным, ожидания инвесторов в отношении исламских банков можно считать оправдавшимися. В ряде юрисдикций с исламскими банками в период пандемии коронавируса были приняты меры финансовой поддержки. В отдельных странах были осуществлены прямые выплаты наличных (Al Jazeera, 2020). В других ввели кредитные каникулы сроком на один год (Central Bank of Bahrain, 2020), (Arab Monetary Fund. Qatar, 2020), (Arab Monetary Fund. Kuwait, 2020). Альтернативой стала рекомендация центрального банка не замораживать счета клиентов, которые не смогли заплатить по кредитам в срок из-за пандемии (Bahrain Mirror, 2020). Центральный Банк Иордании сократил норматив обязательных резервов с 7 до 5% (Al Jazeera, 2020). В Кувейте снизили риск-веса с 75 до 25% (Central Bank of Kuwait, 2020).

Однако, описанная выше интерпретация положительного эффекта может быть результатом смещения в оценках коэффициентов от невыполнения требования метода «разность разностей» о параллельном тренде. Если проверить таковой и сместить начало выборки к более поздним годам (после кризиса 2007-09 гг.), то увереннее можно говорить об отрицательном эффекте на стоимость исламских банков от реализованной реформы банковского регулирования. Из Рисунка 137 наглядно видно, что о параллельном тренде в динамике доходностей исламских и традиционных банков можно уверенно говорить только в период 2012-2014 гг. При этом в этот период именно акции исламских банков прирастали (восстанавливались после кризиса) более уверенными темпами, чем акции традиционных.

Уместно утверждать, что опубликованная в 2013 г. реформа регулирования достаточности капитала исламских банков привела к структурному сдвигу в соотношении приростов доходностей исламских и традиционных банков после 2014 г. Если до момента сдвига доходности исламских банков прирастали быстрее, чем доходности традиционных банков, то после сдвига они выравнялись, т.е. сократились для исламских банков относительно традиционных.

Поэтому корректнее утверждать, что реформа 2013 г. банковского регулирования исламских банков дала отрицательный эффект на прирост котировок исламских банков

относительно традиционных. Полученный результат можно отнести к ожидаемым последствиям роста регуляторного бремени банков.

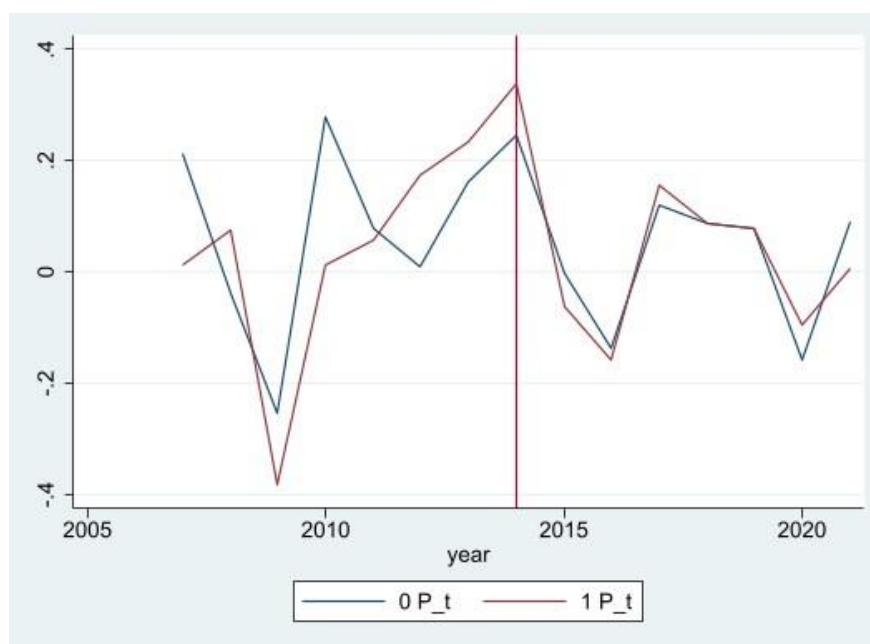


Рисунок 137. Прирост доходности исламских банков (красная линия, 1) перестал превышать прирост доходности традиционных банков (синяя линия, 0) после реализации реформы банковского регулирования достаточности капитала исламских банков в 2013 г.

Подведем ключевые итоги исследования вопроса:

- 1) впервые реализована рекомендация Председателя Базельского комитета по оценке реформ банковского регулирования, в частности реформы 2013 г. для исламских банков;
- 2) хотя исламские и традиционные банки часто сравнивались в литературе (см. подробный обзор в исследовании (Abedifar, Ebrahim, Molyneux, & Tarazi, 2015)), инструментов оценки эффектов воздействия на стоимости банков в таких исследованиях не применялось;
- 3) учитывая репрезентативность собранных данных по исламским банкам, можно утверждать, что реформа 2013 г. не произвела устойчивого положительного эффекта на прирост доходности акций исламских банков относительно традиционных банков, а скорее дала отрицательный эффект, если сфокусироваться на выборке данных после кризиса 2007-09 гг.

5.4. Выводы по главе

- (1) Требование обязательного перехода на ПВР может сопровождаться повышенной оценкой стоимости перешедших банков за счет открывающихся возможностей по наращиванию кредитования, если учитывать эффект для банков, добровольно перешедших на ПВР в Европе до кризиса 2007-09 гг. Если рассматривать период с 2010 г., то можно увереннее утверждать, что эффект стал обратным. Добровольный переход на ПВР положительно сказывался на приросте стоимостей банков в Европе, чем обязательный переход банков США. Поэтому для России целесообразно рекомендовать сохранить добровольный порядок перехода, имея цель положительного эффекта на прирост стоимости банков.
- (2) Количественно оценен эффект применения макропруденциальных мер в России. Выявлены группы банков, которые реагируют на меры с момента их анонса и с момента ввода (Пеникас Г. И., 2021а).
- (3) Выявлено, что повышение норматива достаточности капитала положительно сказывается на темпе роста стоимости банка (Titova, Penikas, & Gomayun, 2020). При этом доказано, что переход на ПВР с ним связан отрицательно (Merika, Merikas, Penikas, & Surkov, 2020).
- (4) Выявлено, что чем ниже у ПВР-банков норматив достаточности капитала, тем выше они склонны предлагать ставки по депозитам (Пеникас Г. И., 2021b).
- (5) Показано, что оценки кредитного риска при прочих равных отрицательно связаны с оценками климатического риска.

ГЛАВА 6. АГЕНТНО-ОРИЕНТИРОВАННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

Вначале рассмотрим теоретические свойства денежного мультипликатора, затем исследуем финансовую стабильность с помощью агентно-ориентированной модели банковской системы с полным и частичным резервированием.

6.1. Модификация теоретической модели денежного мультипликатора

Автор (Penikas, 2021a) впервые обратил внимание на то, что норматив обязательных резервов не относится к капиталу банка.

Учебники по макроэкономике (Krugman & Obstfeld, 2003, pp. 487, сноска 4) ссылаются на следующую формулу денежного мультипликатора m (Mishkin F. S., 2004, pp. 377, формула 4):

$$m = \frac{1 + c}{r + e + c}, \quad (174)$$

где c – доля наличности в общей денежной массе; r – норма обязательных резервов (НОР); e – добровольные избыточные резервы.

Исследователь (Huerta De Soto, 2006, pp. 203, формула 3) предложил иную формулу:

$$m = \frac{1 - r}{1 + k \cdot (r - 1)}, \quad (175)$$

где k – доля невыбранных в наличной форме кредитов. Этот параметр аналогичен c из равенства (174) как

$$k = 1 - c. \quad (176)$$

Введем обозначения для норматива достаточности капитала из выражения (43): K_0 – это начальный капитал банка; RW – мера рискованности актива A_0 (невозврата кредита L_0), риск-вес. Величина CAR_{MIN} – это минимальное требование (норматив) к достаточности капитала, а CAR_0 – фактическое начальное значение.

Недостаток указанных подходов в том, что при НОР, равном нулю, они указывают на бесконечно положительное значение мультипликатора, которое в жизни не наблюдается. Также исследователи (Xiong, Li, Wang, & Stanley, 2020) ограниченно рассматривают только безналичную экономику. Тогда нужно вывести реалистичную формулу денежного мультипликатора.

Чтобы вывести объем денежной массы L , разделим ее на две части. Первая происходит от вложенного капитала ($m_K \cdot K_0$). Вторая – от принесенных депозитов ($m_D \cdot D_0$). Поясним такое разделение.

Создание кредитных денег из первоначальных депозитов (D_0) можно упрощенно изобразить на Рисунке 138. По итогам в системе для отдельно взятого банка имеется D безналичных денег.

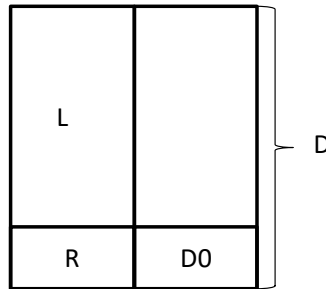


Рисунок 138. Создание кредитных денег из депозитов (D_0)

Теперь вспомним, что капитал не требует обязательного резервирования. Это означает, что первый взнос в банк (капитал), который раньше был равен депозиту (для упрощения), создает на втором этапе ровно столько же кредитных денег, как и сам первый взнос. Однако появившийся размер депозита (D_0) уже требует резервирования. С этого этапа повторяется процесс, показанный на Рисунке 138. Таким образом, в экономике теперь уже $(D + K_0)$ кредитных денег (Рисунок 139).

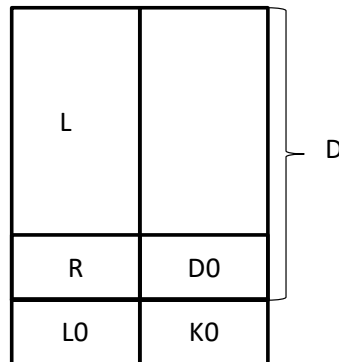


Рисунок 139. Расширенное создание кредитных денег, когда первый взнос (капитал, K_0) не требует резервирования

Далее учтем из исследования (Huerta De Soto, 2006) формулу (175) для денежного мультипликатора (m_D) в зависимости от доли кредитов, изымаемых в наличной форме.

$$L = m_K \cdot K_0 + m_D \cdot D_0 \quad (177)$$

Тогда путем следующих преобразований получим итоговое выражение для денежного мультипликатора (178):

$$m = \min \left\{ \frac{1}{RW \cdot CAR_{MIN}}; \frac{[1 + (k - 1) \cdot (r - 1)] \cdot \left(\frac{RW \cdot CAR_0}{1 - RW \cdot CAR_0} \right) - (r - 1)}{1 + k \cdot (r - 1)} \right\} . (178)$$

Визуально использование функции минимума можно наглядно показать на Рисунке 140.

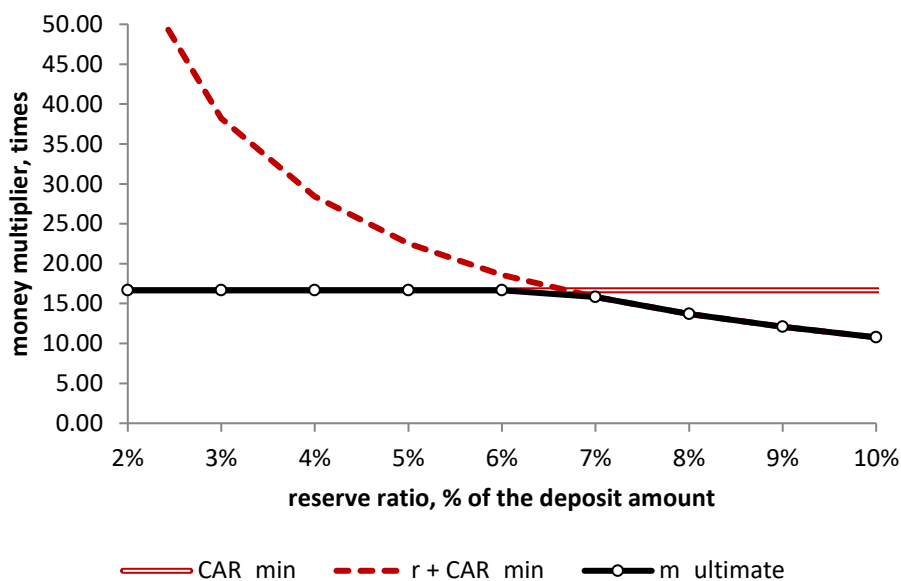


Рисунок 140. Значение денежного мультипликатора (черная линия) – это нижняя огибающая из двух ограничений: норматива обязательных резервов (пунктир) и достаточности капитала (двойная сплошная)

Примечание. $k = 100\%$; $CAR_{min} = 12\%$; $CAR_0 = 24\%$; $RW = 50\%$. По горизонтали – НОР; по вертикали – значение денежного мультипликатора.

Рассмотрим чувствительность полученного выражения (178) для денежного мультипликатора к входящим в него компонентам:

- 1) величина норматива достаточности капитала (Рисунок 141);
- 2) доля безналичных платежей в экономике (Рисунок 142).

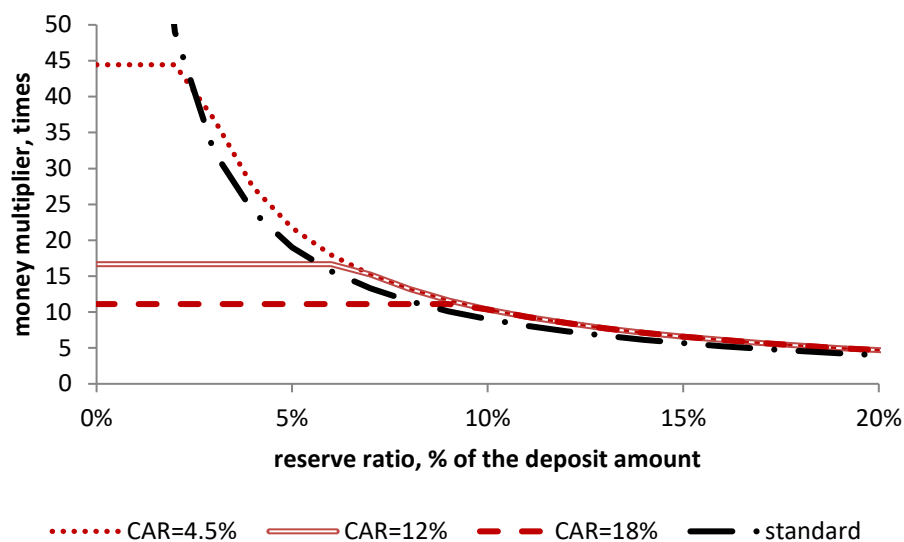


Рисунок 141. Рост норматива достаточности капитала ведет к росту денежного мультипликатора при нормативе обязательных резервов, стремящемся к нулю
 Примечание. $k = 100\%$; $CAR_0 = 24\%$; $RW=50\%$. По горизонтали – НОР; по вертикали – значение денежного мультипликатора.

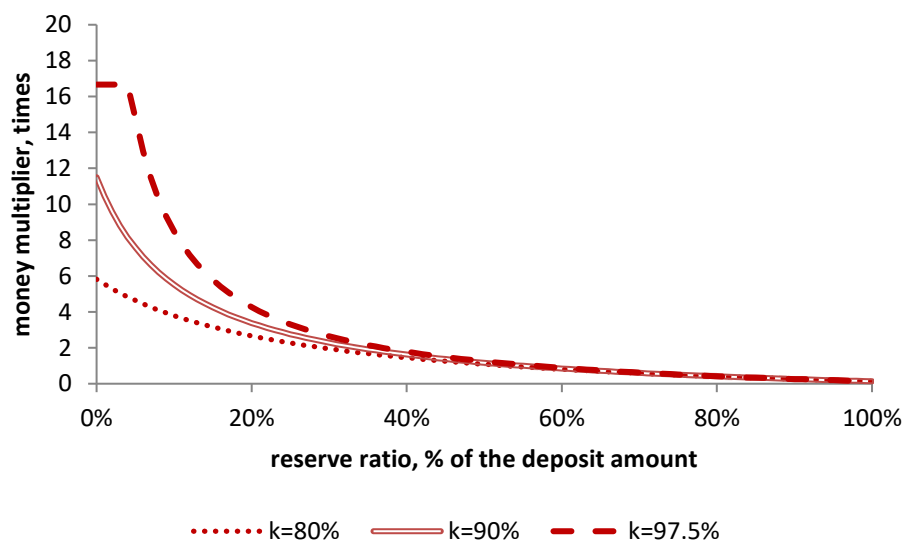


Рисунок 142. Чем больше безналичных платежей в экономике, тем вероятнее, что норматив достаточности капитала станет ограничивающим для денежного мультипликатора при прочих равных
 Примечание. $CAR_0 = 24\%$; $CAR_{min}=12\%$; $RW=50\%$. По горизонтали – НОР; по вертикали – значение денежного мультипликатора.

Автор (Penikas, 2021a) смог показать, что норматив достаточности капитала не позволяет создать бесконечный объем кредитных денег при нулевой ставке обязательных резервов. При этом норматив CAR не ограничивает создание кредитных денег, когда в экономике низка доля безналичных платежей (например, в Марокко – ниже 30%), но

не в США, ЕС, Канаде (где он превышает 90%) (Рисунок 143 построен по данным по странам Таблицы 29).

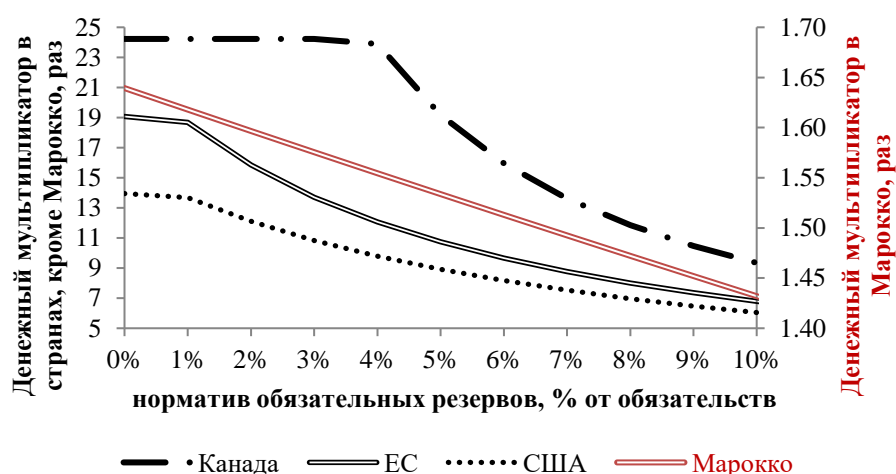


Рисунок 143. Норматив CAR ограничивает создание кредитных денег только при высокой доле безналичных платежей

6.2. Агентно-ориентированная модель

6.2.1. Модель с полным резервированием

Авторы (Ermolova, и др., 2021) впервые с использованием агентно-ориентированной модели (АОМ) показали, что для всех рассмотренных видов банковских систем наиболее эффективным правилом банковского регулирования является требование к банку иметь неотрицательный капитал, а не поддерживать минимальный уровень норматива CAR.

Агентно-ориентированная модель доступна для скачивания по следующей ссылке для Windows: <http://td.lpi.ru/~nechit/AOM33.rar>

Функционал разработанной АОМ

Рассмотрим набор входящих параметров для примера: для потока кредитов и депозитов (Рисунок 57) на последний такт времени из ста в примере. Авторы (Nechitailo & Penikas, 2021) расширяют АОМ банковской системы (см. дополненный интерфейс на Рисунке 144). Слева учитываются кредитные риски (PD, LGD) и регулирующий их норматив достаточности капитала (CAR). Справа отражаются риски ликвидности и нормативы обязательных резервов для текущих (до востребования) вкладов и срочных.

АОМ позволяет изучать динамику показателей как в целом по системе, так и в разрезе отдельных банков. Например, верхний блок на Рисунке 145 – это агрегированные индикаторы по всем банкам; посередине – по выбранному (первому) банку; внизу – динамика управляющего параметра (минимума норматива достаточности капитала, Min CAR). В первые 60 тактов система функционирует с полным резервированием без кредитного риска. Банкротство двух банков возникает из-за рассогласования (разрыва)

срочности кредитов и депозитов в районе 30-х тактов. В последние 40 тактов увеличивается кредитный риск (доля дефолтов). Она приводит к дополнительным разорениям банков.

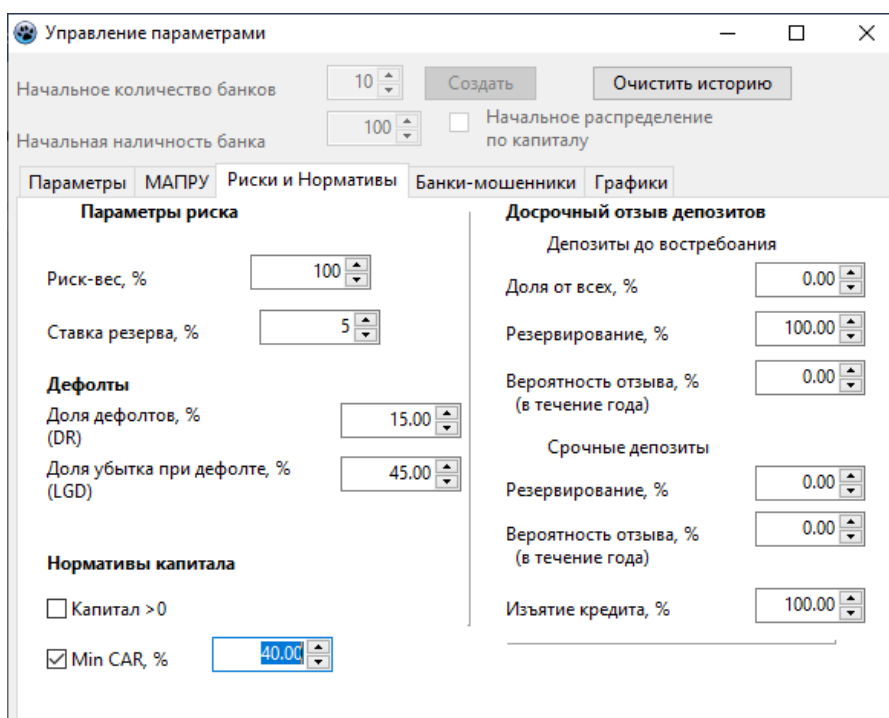


Рисунок 144. Параметры банковского регулирования в АОМ

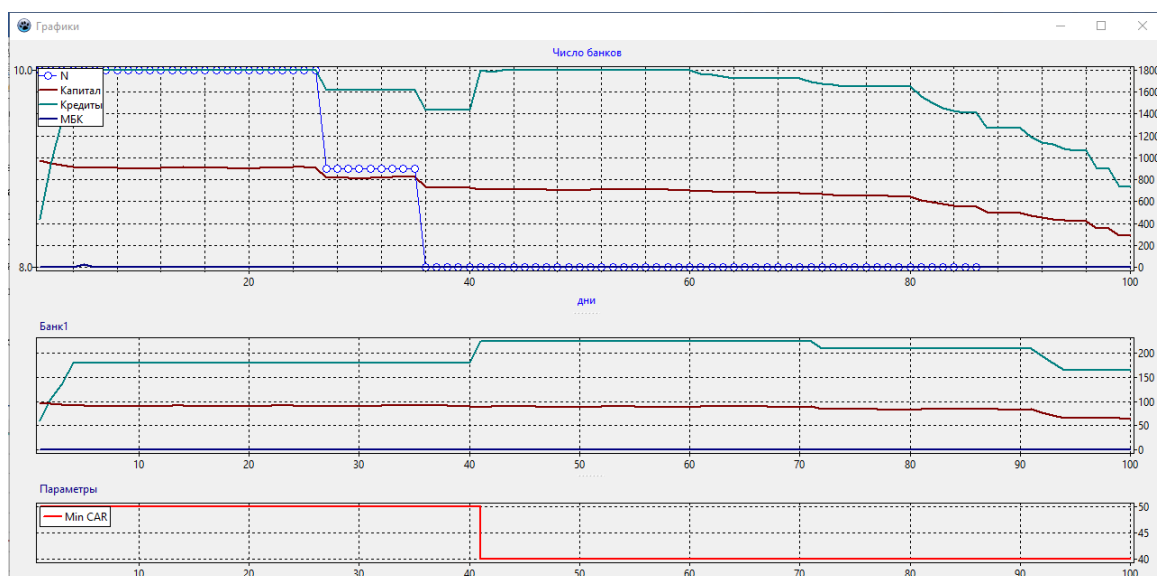


Рисунок 145. Отображение динамики показателей в АОМ

АОМ позволяет увидеть финансовое состояние банков в системе на каждый такт времени. Доступны балансы (Таблица 117) и отчетность по нормативу достаточности капитала (Таблица 118). К сотому такту остается пять из десяти банков. В данном примере новым банкам не позволялось появляться.

В разработанной АОМ демонстрируется графовая сеть взаимодействия банков на рынке межбанковского кредитования (Рисунок 147). До 100-го такта было одно

взаимодействие между банками 6 и 9. Позволив новым банкам появляться после 100-го такта и продлив деятельность системы до 140-го такта, видно, как появилось взаимодействие между банками 16, 17, 20. Для информации графовые сети для финансовых активов обсуждаются в работах (Elliott, Golub, & Jackson, 2014), (Balash, et al., 2020).

Таблица 117 - Балансы функционирующих банков на последний такт времени в АОМ

Балансы											
IBCount=0(1) DepCount=202 LoanCount=49 ArchiveCount=5634											
Стандартный вид											
Банк	Капитал	Ср. деп.	Д/В деп.	Кредиты	Заявки(кр)	Заявки МБ	МБД	МБК	Активы	Наличнос	Резервы
ASV	0.00	0.00	0.00	330.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
1.Банк1(2)	64.48	430.00	0.00	165.00	-405.00	0.00	0.00	0.00	494.48	337.73	-8.25
2.Банк3(4)	51.67	440.00	0.00	135.00	-300.00	0.00	0.00	0.00	491.67	363.42	-6.75
3.Банк4(5)	44.02	400.00	0.00	105.00	-285.00	0.00	0.00	0.00	444.02	344.27	-5.25
4.Банк6(7)	69.78	410.00	0.00	180.00	-405.00	0.00	0.00	0.00	479.78	308.78	-9.00
5.Банк9(10)	57.33	340.00	0.00	150.00	-360.00	0.00	0.00	0.00	397.33	254.83	-7.50
Сумма	287.27	2020.00	0.00	1065.00	-1755.00	0.00	0.00	0.00	2307.27	1609.02	-36.75

Таблица 118 - Нормативы достаточности по банкам, функционирующим в АОМ на последний такт времени

Балансы						
IBCount=0(1) DepCount=202 LoanCount=49 ArchiveCount=5634						
Риск-отчетность						
Банк	Капитал	RWA	CAR, %	Кредиты	Резервы	
0.Банк1(2)	64.48	156.75	41.14	165.00	-8.25	
1.Банк3(4)	51.67	128.25	40.29	135.00	-6.75	
2.Банк4(5)	44.02	99.75	44.13	105.00	-5.25	
3.Банк6(7)	69.78	171.00	40.81	180.00	-9.00	
4.Банк9(10)	57.33	142.50	40.23	150.00	-7.50	
Сумма	287.27	698.25	41.14*	1065.00	-36.75	

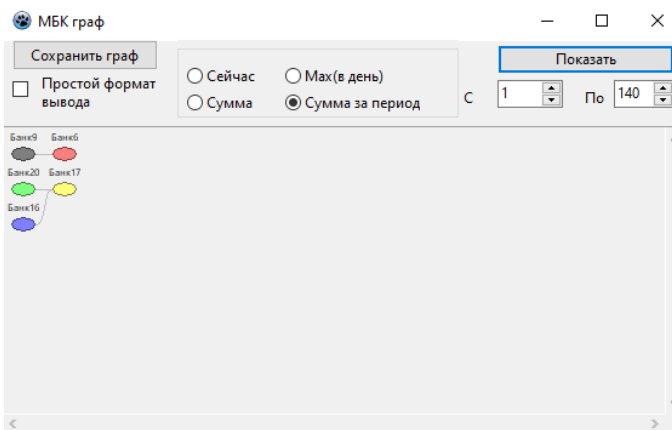


Рисунок 146. Отображение сетевой структуры на рынке межбанковского кредитования в АОМ

Эффекты спреда процентной ставки (процентной маржи) и различия в срочности

Сравним красные линии на частях 1А Рисунка 147 и 2А Рисунка 148. При положительной процентной марже капитал, ожидаемо, накапливается больше, чем при отрицательной. Это происходит потому, что спады в накоплении при отрицательном спреде происходят чаще. Несмотря на негативную маржу, капитал в системе в таком случае может возрасти от того, что, когда в кризисе исчезают банки, на каждый выживший банк приходится больше заявок на выдачу кредитов, а значит, каждый выживший банк может заработать больше. Важно, что при отрицательной марже операции на МБК происходят чаще, но размер таких операций в среднем меньше, чем для системы с положительной маржей. Сравним красные линии на частях 1С Рисунка 147 и 2С Рисунка 148.

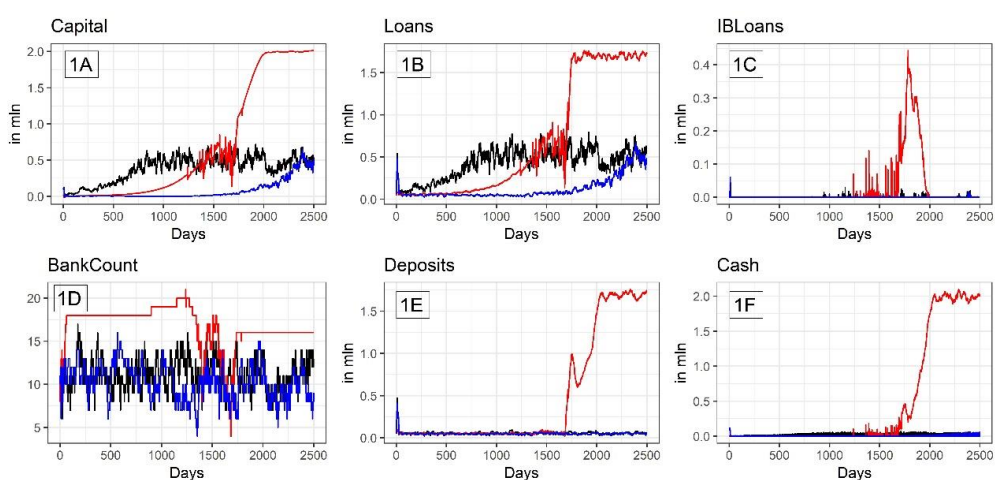


Рисунок 147. Три вида разрывов по срочности (три цвета) при положительном процентном спреде

Линии: черная – срочность вкладов меньше срочности кредитов, красная – срочность вкладов равна срочности кредитов, синяя – срочность вкладов превышает срочность кредитов

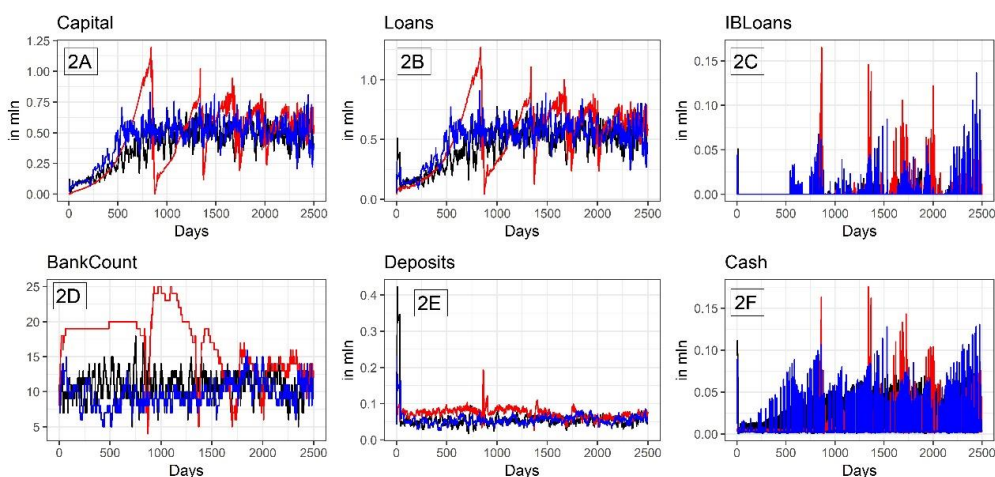


Рисунок 148. Три вида разрывов по срочности (три цвета) при отрицательном процентном спреде

Линии: черная – срочность вкладов меньше срочности кредитов, красная – срочность вкладов равна срочности кредитов, синяя – срочность вкладов превышает срочность кредитов

Наибольшее число банков создается в режиме с отрицательной процентной маржой, поскольку банкротства происходят чаще. Сравним части 1D Рисунка 147 и 2D Рисунка 148. Хотя ситуация отрицательной процентной маржи может показаться нереалистической ввиду того, что в ней, по определению, будут убытки банков, именно такая ситуация имела место в российской банковской системе в 2014-2015 гг. В тот период цены на нефть упали, национальная валюта обесценилась примерно на 30%. Такие события усугубляли панические настроения населения и могли спровоцировать массовые досрочные изъятия денежных средств из банков (bank run). Для упреждения такого явления 17 декабря 2014 г. Банк России поднял ключевую ставку с 9.5 до 17%, чтобы удержать депозиты в банках.

Такое изменение ключевой ставки повлекло за собой моментальное поднятие ставок по вкладам клиентов российских банков. Тем не менее ставки по кредитам были жестко зафиксированы в кредитных договорах. Их могли поднять либо в результате длительных переговоров между банком и заемщиком, в которых последний не был заинтересован, либо при заключении новых контрактов. Как следствие, в 2015 г. доминировало явление отрицательной процентной маржи для российских банков. Поэтому важно подчеркнуть, что отрицательные процентные ставки типичны не только для финансовых пирамид, но и для периодов экономической турбулентности.

Разрывы ликвидности (результат различий в срочности кредитов и депозитов) ведут к более частым колебаниям показателей, характеризующих банковскую систему: капитал, активы, число банков. Сравним части 1A Рисунка 147 и 2A Рисунка 148.

Эффект кредитного риска

Наличие кредитного риска, ожидаемо, замедляет темп роста капитала в банковской системе. При выборочной доли дефолтов, равной 20%, капитал в неоднородной по изначальному распределению капитала системе накапливается быстрее, чем в системе с равномерным. Если доля дефолтов будет выше, то темпы роста капитала в обеих системах становятся сопоставимыми. Фактически капитал просто не увеличивается, оставаясь на уровне около нуля. Эффект кредитного риска слабее проявляется в более неоднородной банковской системе. Сравним части 3A Рисунка 149 и 4A Рисунка 150.

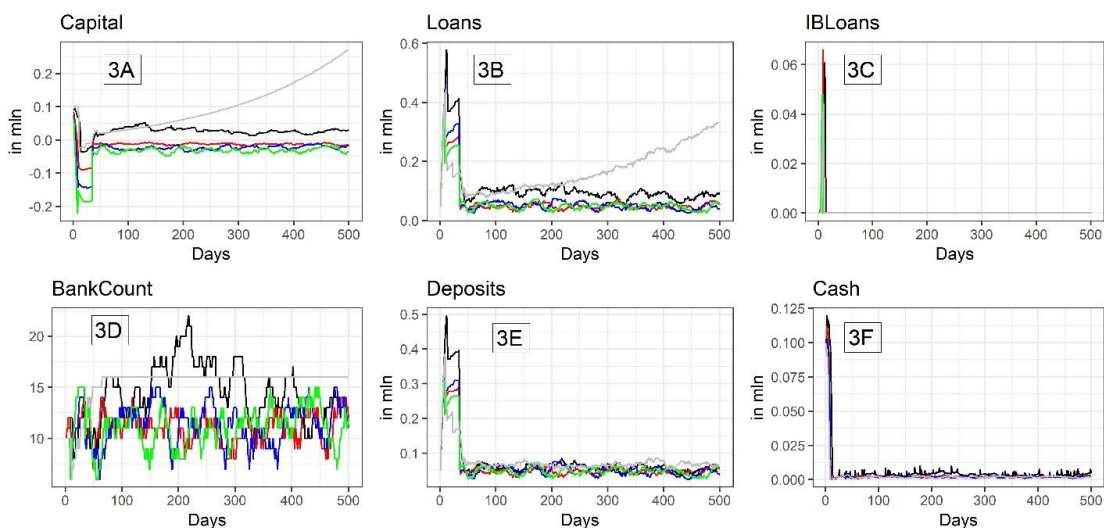


Рисунок 149. Эффект кредитного риска при равномерном распределении банков по капиталу

Линии: серая – нет кредитного риска,
 черная – $DR = 10\%$, красная – $DR = 30\%$, синяя – $DR = 50\%$, зеленая – $DR = 70\%$

Сравним части 3С Рисунка 149 и 4С Рисунка 150. Операции на рынке МБК ведутся активнее в банковской системе с концентрированным (неравномерно распределенным) капиталом. При уровне дефолтов более 30% на рынке МБК практически не проводится никаких сделок.

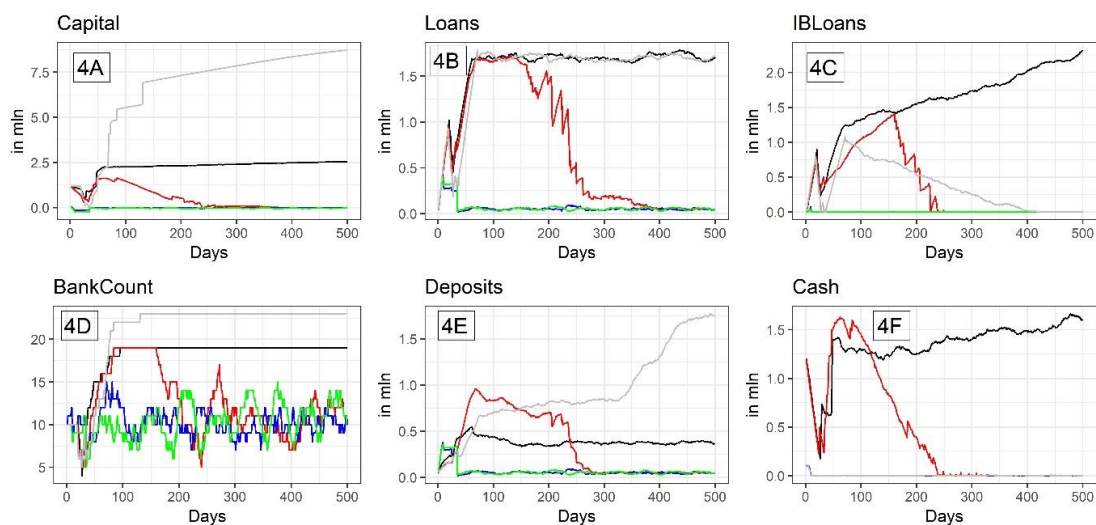


Рисунок 150. Эффект кредитного риска при эмпирическом (неравномерном) распределении по капиталу

Линии: серая – нет кредитного риска,
 черная – $DR = 10\%$, красная – $DR = 30\%$, синяя – $DR = 50\%$, зеленая – $DR = 70\%$

Сравнение режимов регулирования капитала банков

Рассмотрим Рисунок 151. Есть четыре режима регулирования. Они включают отсутствие регулирования «No regulation», требование поддерживать неотрицательный капитал $K > 0$ или минимальную достаточность капитала CAR (в 10 или в 20% от RWA). На частях рисунка текстом написан тот режим, при котором достигается наибольшее

отношение капитала к активам. Видно, что режим требования неотрицательного капитала $K > 0$ является предпочтительным для всех рассмотренных видов банковских систем. Использование норматива достаточности, особенно повышенного до 20%, ведет к большей зависимости банков от рынка МБК и к большому числу банкротств. Поэтому утверждение, что повышение норматива достаточности капитала повысит финансовую устойчивость банковской системы, может быть неоправданным.

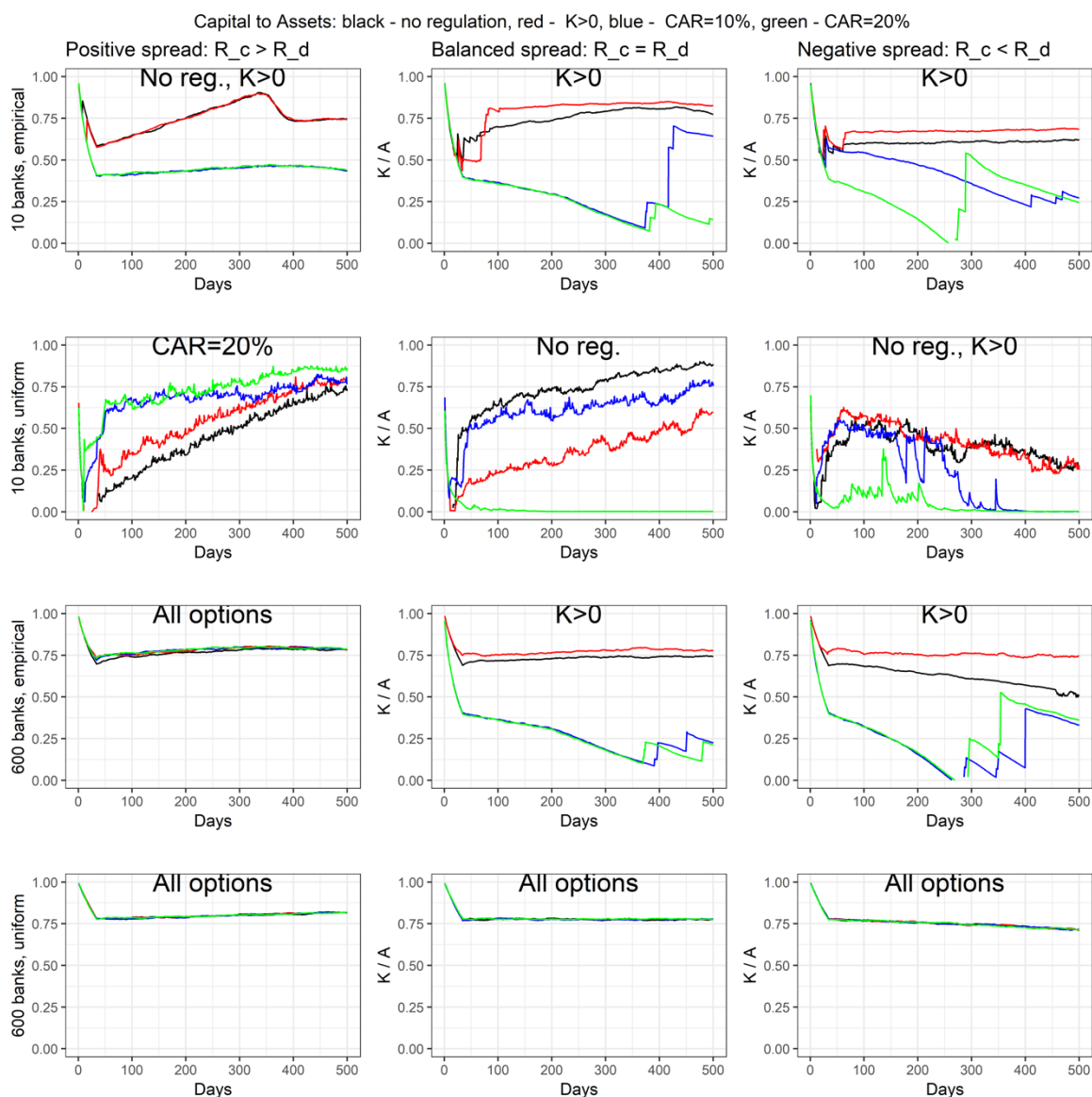


Рисунок 151. Динамика отношения капитала к активам для 12 банковских систем

В итоге разработана АОМ банковской системы России. В ней впервые реализован внутрисуточный протокол проведения межбанковских операций. Поэтому впервые показано, что наличие различий в срочности кредитов и депозитов создает рынок МБК. Интуитивно можно было ожидать, что система с отрицательной процентной маржой будет исчезать. Однако новым результатом является то, что на пути к полному исчезновению в такой банковской системе активируется рынок МБК, аналогично эффекту различий в

срочности кредитов и депозитов. Такие эффекты ранее не демонстрировались ни в работах, связанных с АОМ, ни в иных публикациях.

Получилось показать, что регулирование капитала банков производит непропорциональные последствия для реалистических банковских систем (с неплоской кривой доходности, с ненулевой процентной маржой, с неравномерным распределением капитала). Новизна результата в том, что интуитивно казалось бы, что банковское регулирование, главным образом требования к минимальной достаточности капитала, должно поступательно увеличивать финансовую стабильность.

Исследовав разные режимы регулирования капитала банков, можно заключить, что целесообразно снижать требования к капиталу. Использование АОМ позволило получить ответ об оптимальном уровне регулирования, который не удавалось выявить с помощью эконометрических подходов на основе исторических данных. Это особенно важно при изучении формата регулирования, который не имел прецедента в истории.

Таким образом, данные выводы согласуются с работами (Selgin, 1996), (Repullo R. , 2004), (Gorton, 2012) и (Nguyen T. , 2014). Они противоречат результатам, полученным в исследованиях (Chan-Lau, 2017), (Blinder, 2013), (Davis, Lukomnik, & Pitt-Watson, 2016). Что касается (Chan-Lau, 2017), то различие в результатах является следствием того, что в указанной работе не рассматривалась реалистическая структура срочности, включая наличие разрывов в срочности депозитов и кредитов, а также реалистичная (не плоская) кривая доходности. Получилось показать, что требование поддерживать достаточность капитала на уровне 10% (или 8% и различных буферов капитала) ведет к меньшей финансовой стабильности, чем требование поддерживать неотрицательный капитал. В Таблице 119 сведены наилучшие режимы в зависимости от типа банковской системы.

Таблица 119 - Обобщение результатов исследования режимов пруденциального банковского регулирования и надзора в АОМ

Спред/ Вид банковской системы	Положительный: $r_c > r_d$	Нулевой: $r_c = r_d$	Отрицательный: $r_c < r_d$
10 банков, концентрир.	Нет регул-я; $K > 0$	$K > 0$	$K > 0$
10 банков, равномерно	CAR=20%	Нет регул-я	Нет регул-я; $K > 0$
600 банков, концентрир.	Все режимы	$K > 0$	$K > 0$
600 банков, равномерно	Все режимы	Все режимы	Все режимы

Ключевой вывод состоит в том, что требование поддерживать неотрицательный капитал $K > 0$ является наиболее универсальным для малых и крупных банковских систем, с равномерным и неравномерным (эмпирическим, концентрированным) распределением капитала между банками; с положительным, нулевым и отрицательным спредами. Таким

образом, имея цель унифицировать требования банковского регулирования в разных странах с помощью RCAP, можно ожидать, что требование поддерживать неотрицательный капитал могло бы обеспечить наибольшее соотношение капитала к активам, наименьшее число банкротств банков и наименьший спрос банков на кредиты на рынке МБК для покрытия проблем с ликвидностью. Отметим, что банковская система с концентрированным распределением капитала является более финансово устойчивой, чем с равномерным распределением.

6.2.2. Модель с частичным резервированием

Современная банковская система с частичным резервированием вытекает из особенностей правовых норм. В Гражданском кодексе России, так же как и всех иных стран, сегодня выделяются среди прочих четыре вида операций, доступных банку:

- заем (ч. 2, гл. 42, пар. 1);
- банковский кредит (ч. 2, гл. 42, пар. 1);
- банковский вклад (ч. 2, гл. 44);
- хранение (ч. 2, гл. 47).

Одно из ключевых понятий в гражданском праве – это переход права собственности (Huerta De Soto, 2006). Особенностью договора хранения является полная доступность объекта хранения сохраняющему в любой момент времени. Собственность на время операции займа полностью переходит от одной стороны ко второй. Банковский вклад до востребования воспринимается как заем банком и как операция хранения клиентом банка. Чтобы такая сделка не считалась ничтожной, в гражданских кодексах всех стран операция «банковский вклад» отделена от займа и хранения (Huerta De Soto, 2006). Здесь очень важно то, о чем не говорится в работе (Huerta De Soto, 2006). Часто клиенты банка готовы дать ему средства в долг (в заем) для финансирования кредитов, когда банк вкладывает и свои деньги в такой кредит. При этом для выполнения операций хранения от банка не требуется наличия собственного капитала.

Ранее, в разделе 6.1, было показано, каким в теории должен быть объем кредитных денег при наличии нормативов достаточности капитала и обязательных резервов. Теперь мы хотим проверить, как регулирование достаточности капитала связано с финансовой стабильностью в сравнении с требованием 100%-го резервирования вкладов до востребования. Под финансовой стабильностью системы будем понимать волатильность показателей системы (суммарных активов, капитала, числа банков). Мерой волатильности возьмем стандартное отклонение ряда данных интересующего нас показателя. Финансово стабильным назовем тот сценарий, где имеется наименьшая волатильность.

Для проверки будем запускать каждый сценарий и рассматривать характеристики системы в двух ситуациях: нормальной и стрессовой. Две ситуации различаются тем, какой уровень оттоков вкладов мы будем ставить и для каких депозитов. В кризисных условиях будем дифференцировать применение 100% оттока вкладов: для подхода австрийской школы – только к текущим вкладам; иначе – для всех. Кризис будем реализовывать поэтапно: 10 периодов отток – 30%, следующие 10 – 50%, и потом – 100%.

Возьмем единые начальные условия:

1. 10 банков создаются вначале.
2. 100 у.е. капитала есть вначале у каждого банка.
3. LGD = 100%.
4. RW = 100%.
5. Норма резервов = 5%.
6. Определим параметры потоков кредитов и депозитов (Таблице 120).

Таблица 120 - Использованные параметры для потоков кредитов и депозитов

#	Показатель	Ед. изм.	Депозиты	Кредиты
1	Число заявок	шт.	100	300
2	Средний объем заявки	у.е.	5	15
3	Ставка	% год.	3	5
4	Срочность*	дней	3	5

Примечание. *использована плоская кривая доходности, т.е. ставки не меняются со сроком.

Таблица 121 - Заданные параметры кризисов

Период	Тип рисков	Доля дефолтов DR	Вер-ть отзыва депозита д/в PW
Нормальный (Normal)	Кредитные и ликвидности (Cred + Liq)	5%	0%
Нормальный (Normal)	Ликвидности (Liq)	5%	0%
Кризис (Crisis)	Кредитные и ликвидности (Cred + Liq)	15%	100%
Кризис (Crisis)	Ликвидности (Liq)	5%	100%

Таблица 122 - Рассмотренные банковские системы

#	Название системы	Норматив обязательных резервов	Норматив достаточности капитала
1	Modern	1%	10%
2	100% RR	100%	n/a
3	100% RR + CAR	100%	10%
4	Modern + RR	~30%	10%
5	Modern + CAR	1%	20%
6	Modern – RR	1% (0% in crisis)	10%
7	Free Banking	n/a	n/a

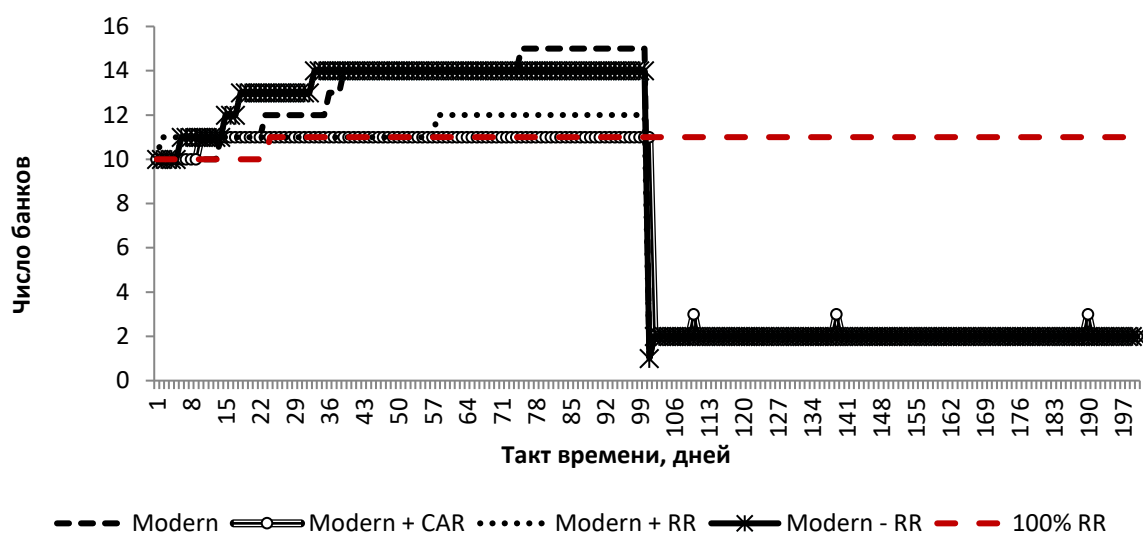


Рисунок 152. Динамика числа банков в рассмотренных банковских системах

Опишем параметры, при которых будем изучать эффект от создания кредитных денег в банковской системе:

- (1) четыре состояния экономики (Таблица 121).
- (2) семь банковских систем (Таблица 122);

Авторы (Nechitailo & Penikas, 2021) демонстрируют, что банковская система со 100%-ым резервированием вкладов до востребования (НОР 100%) и без норматива достаточности капитала является более стабильной, чем современная с частичным резервированием всех вкладов и наличием такого норматива (Рисунки 152, 153).

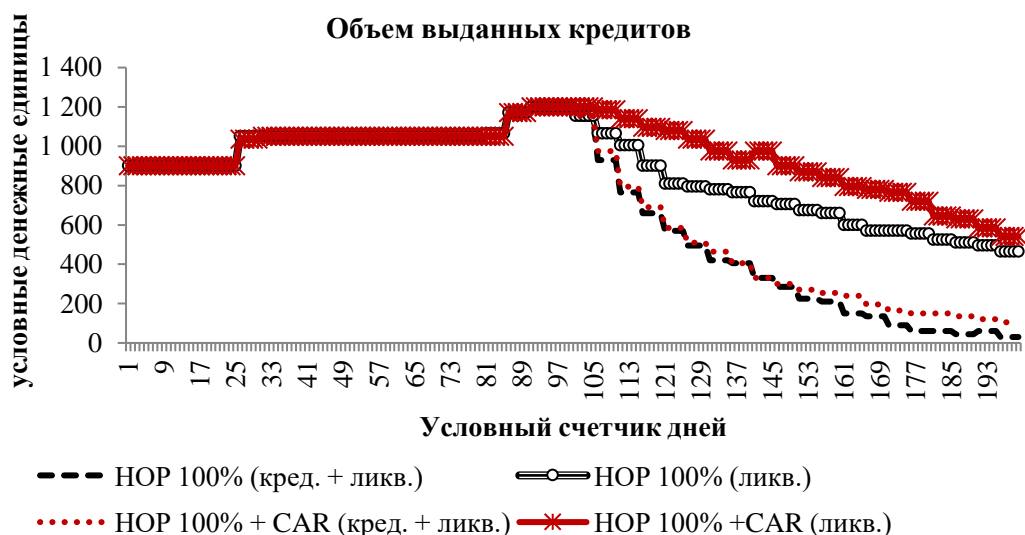


Рисунок 153. Норматив CAR является избыточным и не ограничивает кредитование при наличии 100%-го резервирования депозитов до востребования

Независимо от природы кризиса (кредитного и/или ликвидности), норматив CAR является избыточным при НОР 100% (Таблицы 123, 124).

Таблица 123 - Волатильность (ст. откл.) числа банков в разных режимах

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
2	Период	Тип системы	Риски	Free Banking	Modern	Modern + CAR	Modern + RR	Modern - RR	100% RR	100% RR + CAR
3	Normal	Closed	Cred + Liq	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
4	Normal	Closed	Liq	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
5	Normal	Open	Cred + Liq	0.02	0.02	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01
6	Normal	Open	Liq	0.02	0.01	0.00	0.01	0.01	0.02	0.02
7	Crisis	Closed	Cred + Liq	0.71	0.71	0.58	0.71	0.71	0.00	0.00
8	Crisis	Closed	Liq	0.71	0.71	0.58	0.71	0.71	0.00	0.00
9	Crisis	Open	Cred + Liq	0.40	0.14	0.13	0.14	0.14	0.00	0.00
10	Crisis	Open	Liq	0.42	0.14	0.20	0.14	0.14	0.00	0.00
11	Полный	Closed	Cred + Liq	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.00	0.00
12	Полный	Closed	Liq	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.00	0.00
13	Полный	Open	Cred + Liq	0.29	0.10	0.09	0.10	0.10	0.01	0.01
14	Полный	Open	Liq	0.30	0.10	0.14	0.10	0.10	0.01	0.01

Примечание. Волатильность – это стандартное отклонение дневных приростов интересующего нас показателя; красный цвет – максимальное значение; желтый – средние значения; отсутствие заливки – наименьшие.

Таблица 124 - Волатильность объема выданных кредитов в банковской системе

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
2	Период	Тип системы	Риски	Free Banking	Modern	Modern + CAR	Modern + RR	Modern - RR	100% RR	100% RR + CAR
3	Normal	Closed	Cred + Liq	0.12	0.07	0.02	0.06	0.06	0.02	0.02
4	Normal	Closed	Liq	0.11	0.08	0.02	0.07	0.07	0.02	0.02
5	Normal	Open	Cred + Liq	0.11	0.06	0.02	0.09	0.06	0.02	0.02
6	Normal	Open	Liq	0.12	0.06	0.02	0.06	0.06	0.02	0.02
7	Crisis	Closed	Cred + Liq	0.73	0.76	0.55	0.81	0.82	0.09	0.05
8	Crisis	Closed	Liq	0.68	0.81	0.55	0.83	0.83	0.02	0.02
9	Crisis	Open	Cred + Liq	0.14	0.10	0.22	0.10	0.10	0.05	0.07
10	Crisis	Open	Liq	0.13	0.10	0.29	0.10	0.10	0.02	0.02
11	Полный	Closed	Cred + Liq	0.15	0.12	0.10	0.12	0.12	0.07	0.04
12	Полный	Closed	Liq	0.15	0.13	0.10	0.12	0.12	0.02	0.02
13	Полный	Open	Cred + Liq	0.49	0.08	0.16	0.09	0.08	0.04	0.05
14	Полный	Open	Liq	0.49	0.08	0.21	0.08	0.08	0.02	0.02

Примечание. Волатильность – это стандартное отклонение дневных приростов интересующего нас показателя; красный цвет – максимальное значение; желтый – средние значения; отсутствие заливки – наименьшие.

6.3. Выводы по главе

1. Доказано, что норматив достаточности капитала является ограничивающим при создании кредитных денег в экономиках с высоким уровнем безналичных платежей (Penikas, 2021a).
2. Разработана агентно-ориентированная модель банковской системы, позволяющая определить формат нормативов достаточности капитала для цели повышения финансовой стабильности (Ermolova, и др., 2021).
3. Предъявлена модификация модели, учитывающая особенности функционирования современных банковских систем с частичным резервированием (Nechitailo & Penikas, 2021).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В наиболее распространенном понимании экономика – это регулярный процесс. Так ее моделировали первые получатели Нобелевских премий по экономике Тинберген (Tinbergen, 1969), Солоу (Solow, 1987); их последователи – Лукас (Lucas Jr., 1995), Кидланд (Kydland, 2004), Сарджент (Sargent, 2011), Ромер (Romer, 2018), Нордхаус (Nordhaus, 2018). Они исходят из традиции Дж.М. Кейнса. Хотя модели усложняются и учитывают возможные изменения климата на планете, как у Нордхауса, все они полагают, что закономерности устойчивы. Сегодня такие подходы называют моделями реальных бизнес-циклов или моделями эндогенного цикла, см. труды (Raybaut, 2014), (Sunaga, 2017), (Colacchio & Davanzati, 2017), (Hasumi, Iiboshi, & Nakamura, 2018), (Agliari, Böhm, & Pecora, 2020). Эти идеи находят отражение в динамических моделях общего равновесия (DSGE). Их активно используют центральные банки всего мира, см., например, работы (Pereira da Silva, 2018), (Rubio & Unsal, 2020), (Нелюбина, 2021).

За век до иностранных коллег, в 1920-х гг., о таких закономерностях экономики («волнах») писал Н.Д. Кондратьев, см. труды (Кондратьев, 2003), (Макашева, 2014). Тем не менее о таких волнах можно говорить только в применении к индустриальным обществам. Л. фон Мизес (von Mises, 1978) и Ф. фон Хайек (Hayek, 1929) показали, что деньги коммерческих банков выступают их катализатором. Однако в обществах с развитыми финансовыми рынками регулярность указанных волн нарушается. Это наблюдалось еще в XVIII в., в период выпуска облигаций при правительстве А. Гамильтона в США (Warshow, 1930). Таким образом, в современных постиндустриальных обществах при развитых финансовых рынках сложно говорить об устойчивости и регулярности циклов в развитии экономик. В результате получаемые прогнозы развития экономики ненадежны, а центральные банки критикуют за неспособность поддерживать финансовую стабильность.

Наличие финансовых рынков – не единственная сложность для прогнозирования современных экономик. Нобелевский лауреат Д. Канеман (Kahneman, 2002) показал, что усилить волатильность экономических показателей могут психологические эффекты. Люди активно реагируют на новости. Причем в зависимости от формулировок они могут вести себя более спокойно или более непредсказуемо. Последнее может породить банковские паники и финансовые кризисы (Diamond & Dybvig, 1983), (Kinaterder & Kiss, 2014), (Smith & Shubik, 2014). Поэтому для качественного моделирования экономики и учета таких факторов спокойствия и паники необходимо учитывать новостной фон, или сентименты (sentiments). Существенный задел по этому направлению есть в работе (Соколова, Томтосов, Бучко, & Теплова, 2020). При этом без анализа новостного фона невозможна работа современных центральных банков (Яковлева, 2018), (Евстигнеева &

Сидоровский, 2021). Таким образом, для прогнозирования динамики экономики и ее агентов сегодня необходимо на известные закономерности накладывать искажающие их психологические эффекты.

Причем необходимо помнить, что экономика – это не только нерегулярный процесс, подверженный психологическим эффектам, но и система с обратной связью. Это значит, что система меняется в ходе ее изучения, после публикации прогнозов о ее развитии, в результате реакции на новостные сигналы о таком изучении и о прогнозах. Поэтому финансовую стабильность России на среднесрочной перспективе сегодня не могут обеспечить просто более сложные правила регулирования, как было с введением Базель III после Базель I и II в ответ на кризис 2007-09 гг. В настоящей работе были дополнительно предъявлены масштабные искажения оценок риска, которые дают математические модели Базель II (Таблица 125).

Таблица 125 - Выявленные эффекты искажения в оценке кредитного риска в ПВР

№	Содержание выявленной неадекватности текущего ПВР	Вывод (эффект на оценку риска)
1	Неполнота статистики невозвратов, когда часть событий обозначается как иной риск (например, операционный)	НЕдооценка до 100%
2	Существует положительная взаимосвязь PD-LGD (PLC), составляет в России +22-28%	НЕдооценка до 60%
3	Совместный эффект PLC и концентрации выше суммы отдельно взятых эффектов для LDP	НЕдооценка на 170% (в 2.7 раза)
4	Фиксация одной комбинации среднего и дисперсии DR для формулы корреляции активов, не пересматривавшейся с 2009 г.	ПЕРЕоценка до 80% (в 5х раз); НЕдооценка до 140%
5	Предпосылка о независимости динамики системного факта и корреляции дефолтов противоречит эмпирическим данным	НЕдооценка на 32%
6	Учет выявленной отрицательной взаимосвязи динамик системного фактора и корреляции дефолтов на уровне 99.9%	НЕдооценка на 50% (в 1.5 раза)
7	Регуляторный арбитраж (часть 1): более раннее признание дефолтов с помощью UTP	ПЕРЕоценка на 70% в Б-ПВР; НЕдооценка на 6% в П-ПВР
8	Регуляторный арбитраж (часть 2): эффект от разделения оценки риска на две части (EL, UL)	НЕдооценка до 65%
9	Регуляторный арбитраж (часть 3): выделение низкодефолтных портфелей	НЕдооценка до 25%

Это должно быть принципиально новое – упреждающее – регулирование. Оно должно учитывать не только отклик системы на прогнозы о ней, но и отклик системы на психологические эффекты, спровоцированные новостным фоном.

Учет обратной связи и психологических эффектов при моделировании экономики позволяет принципиально продвинуться в решении двух классов задач. Они возникают на

этапах до и после фактического функционирования экономических агентов. Это упреждающие регулирование и надзор за его реализацией.

Упреждающее регулирование означает то, что при разработке мер учитывается прогноз функционирования экономики и ее агентов с учетом их реакции на сами меры и на создаваемый ими новостной фон. Базовый формат реализации такой обратной реакции будет сделан через развитие модели «хищник-жертва» Вольтерры–Лотки, обсуждающееся в работах (Юданов, 2007), (Чернов & Фридман, 2020), (Orlando, Pisarchik, & Stoop, 2021). В расширенном формате прогноз экономики и действий агентов будет реализован с помощью развития алгоритмической имитации биологических систем принятия решений, в том числе распределенных коллективных систем, а именно на основе агентно-ориентированной модели банковской системы России.

Упреждающий надзор – это переход к принципиально новому подходу по выявлению нарушений, манипуляций и в целом недобросовестных практик в деятельности участников финансовых рынков и установлению штрафов за них. Такой новый подход к надзору предполагает наложение мер воздействия не просто за факт нарушения, но и за высокую вероятность его осуществления. Такая смена парадигмы надзора аналогична переходу к наказанию за опасное вождение, когда фактического дорожно-транспортного происшествия еще не произошло. На примере банков это означает, что требования Банка России будут налагаться не просто по факту выявленных нарушений, а на основе вероятностной оценки их возможного масштаба. Первые шаги по реализации данного подхода предпринимались регулятором в документах (Банк России, 2016а), (Банк России, 2017б).

Сегодня в России финансовая система – это не просто банки или страховые компании. Это и крупнейшие промышленные компании, и экосистемы (Андрюшин & Свиридов, 2021а), (Андрюшин & Григорьев, 2021б). Крупнейшие промышленные компании участвуют на финансовых рынках для минимизации (хеджирования) своих финансовых рисков, управления денежными средствами. Одновременно они могут выбирать непрофильные спекулятивные стратегии и нести убытки от реализации непредвиденных финансовых рисков. Такие нецелевые действия промышленных компаний можно отнести к указанным выше недобросовестным практикам. Принятые такими компаниями риски и убытки создают резонанс для всей финансовой системы России. Поэтому Банк России как мегарегулятор (как регулятор всех участников, значимо влияющих на финансовую стабильность, подробнее см. в (Буклемишев & Данилов, 2013)) начал разрабатывать регулирование для них (Банк России, 2020б).

Экосистемы – это характеристика бизнеса по предоставлению, как правило,

нефинансовых услуг часто финансовыми организациями, в том числе банками. Участие в экосистемах может на длительное время отвлекать ресурсы банков. Это создает риски для устойчивости как отдельных организаций, так и всей финансовой системы. Поэтому Банк России начал планировать меры по их регулированию (Банк России, 2021з), (Банк России, 2021и).

Однако сегодня в регулировании крупных промышленных компаний, банков, экосистем не учитываются эффекты обратной связи, включая отклики на новостной фон. Надзор и нарушения за регулирование относятся только к фактически выявленным событиям без учета высокой вероятности их проявления. Устранить указанные недостатки может только применение современных систем искусственного интеллекта, включая применение графовых нейронных сетей, моделирование распределений вероятности для случайных векторов, в том числе в приложении к анализу социальных медиаресурсов.

Наблюдаемый рост сложности регулирования порождает проблемы как в требованиях регулирования, так и в надзоре за их соблюдением. Проблемы проявляются как в дублировании требований, так и в противоречии новых требований существующим. Даже коллективы профессионалов часто уже не в состоянии отследить такие проблемы. Поэтому могут быть два глобальных направления развития в перспективе для всей российской экономики, не ограничиваясь финансовой сферой:

1) Машиночитаемое регулирование. Сегодня процедура управления экономикой в целом и финансовым рынком в частности основана на том, что вначале появляется нормативно-правовой акт; затем агенты подстраиваются к его требованиям; потом происходит в основном выборочная проверка того, как агенты выполняют требования. Каждый из этапов требует затрат. При этом теряется время. Нарушения выявляются несистематически. Сложно выявить неоптимальность регулирования, еще больше времени требуется, чтобы его скорректировать. Поэтому необходимо машиночитаемое регулирование. Его базовая реализация предполагает формулировку нормативно-правовых актов в формате, сразу готовом для внедрения. В развитой фазе сама реализация регулирования сразу осуществляется на стороне регулятора, а не на основе подготовленной отчетности регулируемым. В продвинутом формате благодаря системам искусственного интеллекта регулирование динамически корректируется, чтобы избежать возможности адаптации недобросовестных агентов к новым правилам. Первые шаги в данном направлении были сделаны в Англии и Европе в проектах BIRD и DRR, соответственно, в 2015 гг.

2) Машиноисполняемый надзор. Зеркальным отражением машиночитаемого регулирования является машиноисполняемый надзор. Это реализация принципа смарт-контракта, когда мера воздействия на экономического агента (штраф, ограничение деятельности) вводится автоматически при выполнении условия (например, при нарушении норматива). На сегодняшний день эта процедура длительная. Она включает отправки предписаний в организацию. При этом нарушение может быть выявлено, если не было манипулирования в отчетности. Если отчетность скорректирована, то нарушения не видно до проведения инспекции с выходом на место. Если расчет нормативов проводился на стороне регулятора (в рамках машиночитаемого регулирования), то исключается возможность намеренного искажения отчетности. Сразу повышается эффективность надзора.

Меры машиночитаемого регулирования и машиноисполняемого надзора видятся особенно востребованными в России сегодня, когда обсуждается возможность прогнозирования и введения возможных ограничений цен для предотвращения масштабного роста из-за мировых тенденций по ускорению инфляции в 2021 г. В данном случае прогнозирование цен и определение их пороговых уровней – это задача динамичного машиночитаемого регулирования. При этом пороговые уровни значительно зависят от восприятия цен населением. Это требует особенно востребованного учета новостного фона через анализ сентиментов. Введение автоматических ограничений на уровни цен – это уже пример реализации машиноисполняемого надзора. Причем важно учитывать, что ограничение цен может влиять на спрос и предложение товара. Поэтому здесь особенно востребованы результаты решения задачи по прогнозу системы с обратной связью.

В целом, можно ожидать, что решение описанных задач в перспективе будет способствовать повышению финансовой стабильности российской экономики. Необходимость существенных изменений в банковском регулировании подчеркнул в апреле 2022 г. первый заместитель Председателя Банка России Д.В. Тулин, ответственный за сферы регулирования и надзора с 2015 г. (Интерфакс, 2022а).

Рекомендации на основе проведенного исследования

Проведенное диссертационное исследование позволяет сформулировать следующий перечень практических рекомендаций банкам и регулирующим их органам, которые могут быть реализованы в краткосрочном периоде:

1. При условии сохранения ПВР и норматива достаточности капитала для целей регулирования:
 - 1.1. Рекомендовать банкам строить модели PD на объединенных данных между сегментами и между банками.
 - 1.2. Не поддерживать выделение низкодефолтных портфелей.
 - 1.3. Отказаться от использования критериев несклонности к платежу.
 - 1.4. При проверке точности моделей PD вместо биномиального теста с корреляцией использовать предложенный метод двойных доверительных интервалов.
 - 1.5. Ежегодно валидировать параметры формулы корреляции активов R .
 - 1.6. Использовать макронадбавки для компенсации выявленных искажений в оценке кредитного риска из Таблицы 125.
 - 1.7. Отказаться от резервирования капитала под операционный риск для исключения возможности переноса в него кредитных убытков.
 - 1.8. Сохранить добровольный формат перехода на ПВР в России.
 - 1.9. Увеличить период применения буфера (глобальной) системной значимости, как минимум, до трех лет.
 - 1.10. Назначать параметр «альфа» в нормативе CAR для исламских банков прямо пропорционально значению показателя «кредиты к ВВП».
2. Рекомендуется отказаться от ПВР и от норматива достаточности капитала для целей регулирования:
 - 2.1. Оценивать кредитный риск для целей регулирования по данным о распределении выборочной доли дефолтов (как минимум зная среднее и дисперсию исторической доли дефолтов).
 - 2.2. Отказаться от деления рисков на ожидаемые и непредвиденные:
 - 2.2.1. Валидировать модельные оценки суммарного кредитного риска против всех убытков по кредитам.
 - 2.2.2. Перейти от регулирования достаточности капитала в виде относительного норматива достаточности к регулированию отношения капитала и рисков.
3. Независимо от сохранения ПВР и норматива достаточности капитала:
 - 3.1. Перейти от правила простого большинства к правилу взвешенного большинства при голосовании в кредитном комитете при высокой корреляции дефолтов в сегменте.
 - 3.2. Перейти к установлению количественных ограничений для отдельных банков ввиду малого масштаба воздействия мер в виде надбавок.
 - 3.3. При необходимости создания дополнительных кредитных денег в экономике с низким уровнем безналичных платежей снизить норму обязательных резервов. В более отдаленной перспективе это увеличит угрозу финансового кризиса.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Основной блок источников

- [1] Abedifar, P., Ebrahim, S. M., Molyneux, P., & Tarazi, A. (2015). Islamic Banking And Finance: Recent Empirical Literature and Directions for Future Research. *Journal of Economic Surveys*, 29(4), 637-670.
- [2] Acharya, V. (2014). A transparency standard for derivatives. In M. Brunnermeier, & A. Krishnamurthy, *Risk topography: systemic risk and macro modeling* (pp. 83–95). Chicago: University of Chicago Press.
- [3] Acharya, V. V. (2009). A theory of systemic risk and design of prudential bank. *Journal of Financial Stability*, 5, 224–255.
- [4] Acharya, V., & Steffen, S. (2015, February). The “greatest” carry trade ever? Understanding eurozone bank risks. *Journal of Financial Economics*, 115, 215-236.
- [5] Adam, A., Houkari, M., & Laurent, J.-P. (2008, July 19). Spectral Risk Measures and Portfolio Selection. *Journal of Banking and Finance*, 32, 1870 – 1882. Retrieved from <https://ssrn.com/abstract=2742797>
- [6] Adao, B., & Temzelides, T. (1998). Sequential Equilibrium and Competition in a Diamond-Dybvig Banking Model. *Review of Economic Dynamics*, 1, 859-877.
- [7] Adkins, L., Carter, D., & Simpson, W. (2007). Managerial incentives and the use of foreign-exchange derivatives. *Journal of Financial Research*, 30(3), 399–413.
- [8] Admati, A., & Hellwig, M. (2013). *Bankers’ New Clothes: What’s Wrong with Banking and What to Do about It*. Princeton University Press.
- [9] Admati, A., DeMarzo, P., Hellwig, M., & Pfleiderer, P. (2013). Fallacies, irrelevant facts, and myths in the discussion of capital regulation: Why bank equity is not socially expensive. *Max Planck Institute for Research on Collective Goods 2013/23 Rock Center for Corporate Governance at Stanford University Working Paper No. 161 Stanford University Graduate School of Business Research Paper No. 13-7*. doi:10.2139/ssrn.2349739
- [10] Agenor, P.-R. (2019, December). Growth and Welfare Effects of Macroprudential Regulation. *Macroeconomic Dynamics*, 23(8), 3140-62.
- [11] Agénor, P.-R., & da Silva, L. (2017). Cyclically adjusted provisions and financial stability. *Journal of Financial Stability*, 28, 143-162. doi:10.1016/j.jfs.2016.12.009
- [12] Agliari, A., Böhm, V., & Pecora, N. (2020). Endogenous cycles from income diversity, capital ownership, and differential savings. *Chaos, Solitons and Fractals*, 130, <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2019.109435>.
- [13] Aikman, D., Bridges, J., Kashyap, A., & Siegart, C. (2019). Would Macroprudential Regulation Have Prevented the Last Crisis? *Journal of Economic Perspectives*, 33(1), 107–130.
- [14] Aikman, D., Nelson, B., & Tanaka, M. (2015). Reputation, risk-taking, and macroprudential policy. *Journal of Banking & Finance*, 50, 428-439. doi:10.1016/j.jbankfin.2014.06.014
- [15] Akdogan, I. U. (2020). The effects of macroprudential policies on managing capital flows. *Empirical Economics*, 583–603.
- [16] Alalia, F., & Romero, S. (2013). Characteristics of failed U.S. commercial banks: an exploratory study. *Accounting and Finance*, 53, 1149–1174.
- [17] Aleskerov, F. T., Belousova, V., Serdyuk, M., & Solodkov, V. M. (2008). *Dynamic Analysis of the Behavioural Patterns of the Largest Commercial Banks in the Russian Federation*. Retrieved from International Centre for Economic Research. Series "Applied Mathematics Working Paper Series" No. 12/2008.
- [18] Alexander, C., & Pezier, J. (2003). *Assessment and Aggregation of Banking Risks*. Retrieved from 9th Annual Round Table International Financial Risk Institute (IFRI): http://www.gloriamundi.org/library_journal_view.asp?journal_id=6828
- [19] Aliber, R. Z., & Kindleberger, C. P. (2015). *Manias, Panics, and Crashes: A History of Financial Crises* (изд. Seventh). Palgrave Macmillan.
- [20] Allayannis, Y., & Weston, J. (2001). The use of foreign currency derivatives and firm market value. *Review of Financial Studies*, 14, 243–276.
- [21] Alonso, A., & Carbó, J. M. (2020, October). *Machine learning in credit risk: measuring the dilemma between prediction and supervisory cost*. Retrieved from <https://www.bde.es/f/webbde/SES/Secciones/Publicaciones/PublicacionesSeridas/DocumentosTrabajo/20/Files/dt2032e.pdf>

- [22] Alonso, I. (1993). Truthful revelation in the Diamond and Dybvig banking environment. *Economics Letters*, 41, 307-312.
- [23] Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- [24] Altman, E. (2011). Default Recovery Rates and LGD in Credit Risk Modelling and Practice. In A. Lipton, & A. Rennie (Eds.), *The Oxford Handbook of Credit Derivatives*.
- [25] Altman, E. (2018). A fifty-year retrospective on credit risk models, the Altman Z-score family of models and their applications to financial markets and managerial strategies. *The Journal of Credit Risk, IRMC 10th Anniversary Special Issue*, 1-34.
- [26] Altman, E., & Sabato, G. (2003ca). *Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market*. Retrieved from <http://people.stern.nyu.edu/ealtman/ModelingCreditRiskforSMEs%20.pdf>
- [27] Altman, E., Brooks, B., Resti, A., & Sironi, A. (2005). The link between default and recovery rates: Theory, empirical evidence, and implications. *The Journal of Business of the University of Chicago*, 78(6), 2203.
- [28] Amihud, Y., & Mendelson, H. (1987). Trading mechanism and stock returns an empirical investigation. *Journal of Finance*, 42, 533 - 555.
- [29] Amihud, Y., & Mendelson, H. (1991). Efficiency and trading: Evidence from the Japanese stock market. *Journal of Finance*, 46, 1765 - 1790.
- [30] Amihud, Y., Mendelson, H., & Murgia, M. (1990). Stock market microstructure and return volatility. *Journal of Banking and Finance*, 14, 423 - 440.
- [31] Andersen, G., Bollerslev, T., & Cai, J. (2000). Intraday and interday volatility in the Japanese stock market. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 10, 107 – 130.
- [32] Andersen, H. (2011). Procyclical implications of Basel II: Can the cyclicity of capital requirements be contained? *Journal of Financial Stability*, 7(3), 138-154.
- [33] Andolfatto, D., Nosal, E., & Wallace, N. (2007). The role of independence in the Green–Lin Diamond–Dybvig model. *Journal of Economic Theory*, 137, 709 – 715.
- [34] Andrievskaya, I., & Penikas, H. (2012). Copula-application to modelling Russian banking system capital adequacy according to Basel II IRB-approach. *Model Assisted Statistics and Applications*, 7, 267–280.
- [35] Andrikopoulos, P., & Khorasgani, A. (2018). Predicting Unlisted SMEs' Default: Incorporating Market Information on Accounting-based Models for Improved. *The British Accounting Review*, 10.1016/j.bar.2018.02.003.
- [36] Angelidis, T., & Skiadopoulou, G. (2008). Measuring The Market Risk of Freight Rates: A Value-At-Risk Approach. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 11(5), 447-469.
- [37] Angelini, P., Enria, A., Neri, S., Panetta, F., & M., Q. (2010). *Pro-cyclicality of capital regulation: is it a problem? How to fix it?* Retrieved from Bank of Italy Occasional Papers (Questioni di economia e finanza) No. 74.
- [38] Angrist, J. D., & Imbens, G. W. (1995). Two-Stage Least Squares Estimation of Average Causal Effects in Models With Variable Treatment Intensity. *Journal of the American Statistical Association*, 90(430), 431-442.
- [39] Arab Monetary Fund. Kuwait. (2020). *الإجراءات المتبعة على مستوى المالية العامة دولة الكويت*. Retrieved from <https://www.amf.org.ae/ar/page/دولة-الكويت>
- [40] Arab Monetary Fund. Qatar. (2020). *الإجراءات المتبعة على مستوى السياسة النقدية والقطاع المالي. دولة قطر*. Retrieved from <https://www.amf.org.ae/ar/page/دولة-قطر>
- [41] Aramonte, S., & Avalos, F. (2020, July 01). *Corporate credit markets after the initial pandemic shock*. Retrieved from BIS Bulletin No 26: <https://www.bis.org/publ/bisbull26.htm>
- [42] Archer, S., Karim, R. A., & Sundararajan, V. (2010). Supervisory, regulatory, and capital adequacy implications of profit-sharing investment accounts in Islamic finance. *Journal of Islamic Accounting and Research*, 10-31.
- [43] Arroyo, J. M., Colomer, I., Garcia-Baena, R., & Gonzalez-Mosquera, L. (2012). Comparing Risk-Weighted Assets: the Importance of Supervisory Validation Processes. *Finacial Stability Journal of the Bank of Spain*(22), 9-29.
- [44] Arsova, A., Haralampieva, M., & Tsvetanova, T. (2011). Comparison of regression models for LGD estimation. Edinburgh: Credit Scoring and Credit Control XII. Получено 19 August 2019 г., из <https://www.experian.com.tr/assets/ebulten/Comparison-of-regression-models-for-LGD-estimation-Edinburgh.pdf>

- [45] Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J.-M., & Heath, D. (1999). Coherent risk measures. *Mathematical Finance*, 9(3), 203–228.
- [46] Arzamasov, V., & Penikas, H. I. (2014). A Financial Stability Index for Israel. *Procedia Computer Science*, 31, 985-994.
- [47] Ashraf, D., Goddard, J., & Altunbas, Y. (2005). Determinants of the use of credit derivatives by large US banks. *Journal of Finance*, 61, 893–919.
- [48] Ashraf, Q., Gershman, B., & Howitt, P. (2017). Banks, market organization, and macroeconomic performance: an agent-based computational analysis. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 135, 143-180. doi:10.1016/j.jebo.2016.12.023
- [49] Atiyas, I. (1990). *Financial Distress and Implicit Deposit Insurance: Essays on Turkey's Experience with Financial Liberalization*. Retrieved from PhD Thesis, NYU. Review: <https://www.fdic.gov/bank/international/bibliography/country.pdf>
- [50] Avgouleas, E. (2000). The Harmonisation of Rules of Conduct in EU Financial Markets: Economic Analysis, Subsidiarity and Investor Protection. *European Law Journal*, 6(1), стр. 72-92.
- [51] Avgouleas, E., & Cullen, J. (2014). Market discipline and EU corporate governance reform in the banking sector: merits, fallacies, and cognitive boundaries. *Journal of Law and Society*, 41(1), 28-50.
- [52] Bahrain Mirror. (2020, March 10). مصرف البحرين يمنع البنوك من تجميد حسابات العملاء الذين فقدوا وظائفهم أو *تقاعدوا* Retrieved from <http://bahrainmirror.com/news/57297.html>
- [53] Baillie, R. M. (1991). Bivariate GARCH Estimation of the Optimal Commodity Futures Hedge. *Journal of Applied Econometrics*, 6, 109-124.
- [54] Bakbergenuly, I., Kulinskaya, E., & Morgenthaler, S. (2016). Inference for binomial probability based on dependent Bernoulli random variables with application to meta-analysis and group-level studies. *Biometrical Journal*, 4(58), 896-914.
- [55] Balash, V., Grigoriev, A., Melnichuk, D., Faizliev, A., Sidorov, S., & Chekmareva, A. (2020). Comparative Analysis of Financial Network Topology for the Russian, Chinese and US Stock Markets. *WSEAS Transactions on Business and Economics*, 17, 120-132.
- [56] Baldwin, K., Alhalboni, M., & Helmi, M. H. (2019). A structural model of "alpha" for the capital adequacy ratios of Islamic banks. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 60, 267–283.
- [57] Banco de Espana. (2008, June 25). *Guidelines on the Internal Capital Adequacy Assessment Process (ICAAP) at credit institutions*. Retrieved from https://www.esrb.europa.eu/mppa/cbmd/shared/pdf/Spain/2013-12-09_Guidelines_ICAAP.pdf?fe003e719799cbb87fd42f6149666225
- [58] Bandyopadhyay, A. (2006). Predicting probability of default of Indian corporate bonds: logistic and Z-score model approaches». *Journal of Risk Finance*, 7(3), 255–272.
- [59] Bangladesh Bank. (November 2009 г.). *Guidelines for Conducting Islamic Banking*. Получено из <https://www.bb.org.bd/aboutus/regulationguideline/islamicbanking/islamicguide.php#>
- [60] Bank Negara Malaysia. (2011, July 1). *Guidelines on the Recognition and Measurement of Profit Sharing Investment Account as Risk Absorbent*. Retrieved from <https://islamicbankers.files.wordpress.com/2013/12/20110701-guidelines-on-the-recognition-and-measurement-of-psia-as-risk-absorbent.pdf>
- [61] Bank of England. (2019, March). *Stress testing the UK banking system: 2019 guidance for participating banks and building societies*. Retrieved April 15, 2020, from <https://www.bankofengland.co.uk/-/media/boe/files/stress-testing/2019/stress-testing-the-uk-banking-system-2019-guidance.pdf?la=en&hash=4455242F75CB2CBF9DD0565ECFC5B9BE444DDE0D>
- [62] Bank of Japan. (31 May 2019 г.). *A Forecast Model for the Probability of Default Based on Granular Firm-Level Data and Its Application to Stress Testing*. Получено 10 February 2020 г., из BOJ Reports & Research Papers : <https://www.boj.or.jp/en/research/brp/fsr/data/fsrb190531.pdf>
- [63] Banka Slovenije. (2010, February 09). *The Internal Capital Adequacy Assessment Process. Instructions for completing and submitting the ICAAP report*. Retrieved from Banking Supervision Department: <http://www.bsi.si/library/includes/datoteka.asp?DatotekaId=4510>
- [64] Banque de France. (2006). *La Centralisation Des Risques Bancaires*. Retrieved from Note d'Information No. 115: http://www.banque-france.fr/fileadmin/user_upload/banque_de_france/Mission/Services_rendus/note115.pdf

- [65] Barnard, G. (2009). *Russia's Long and Winding Road to a more Efficient and Resilient Banking Sector*. Retrieved from OECD Economics Department Working Papers 731.
- [66] Barniv, R., Agarwal, A., & Leach, R. (2002). Predicting Bankruptcy Resolution. *Journal of Business Finance and Accounting*, 29(3&4), 497–520.
- [67] Barra, C., Destefanis, S., & Lavadera, G. (2016). Risk and regulation: A difference-in difference analysis for Italian local banks. *Finance Research Letter*, 17, 25-32.
- [68] Bartram, S., Brown, G., & Conrad, J. (2011). The effects of derivatives on firm risk and value. *Journal of Financial Quantitative Analysis*, 46, 967–999.
- [69] Bartram, S., Brown, G., & Fehle, F. (2009). International evidence on financial derivatives usage. *Financial Management*, 38(1), 185–206.
- [70] Basten, C. (2020). Higher Bank Capital Requirements and Mortgage Pricing: Evidence from the Counter-Cyclical Capital Buffer. *Review of Finance*, 24(2), 453–495.
- [71] Basu, P., & Gavin, W. (2011). What explains the growth in commodity derivatives? *Federal Bank of St. Louis Review*, 93, 37–48.
- [72] Beaver, W. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111.
- [73] Behn, M., Haselmann, R., & Vig, V. (2016). The Limits of Model-based Regulation. *European Central Bank Working paper series*.
- [74] Behn, M., Haselmann, R., & Wachtel, P. (2014). Procyclical capital regulation and lending. *Journal of Finance*, LXXI(2), 919-956.
- [75] Behncke, S. (2020, June). *Effects of Macroprudential Policies on Bank Lending and Credit Risks*. Retrieved from Swiss National Bank (SNB) Working Papers: https://www.snb.ch/n/mmr/reference/working_paper_2020_06/source/working_paper_2020_06.n.pdf
- [76] Beltratti, A., & Paladino, G. (2016). Basel II and regulatory arbitrage. Evidence from financial crises. *J. Empir. Financ.*(39), 180-196.
- [77] Benes, J., & Kumhof, M. (2012, August). *The Chicago Plan Revisited*. Retrieved from IMF Working Paper No. WP/12/202: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2012/wp12202.pdf>
- [78] Beninga, S., Eldor, R., & Zilcha, I. (1984). The Optimal Hedge Ratio in Unbiased Futures Markets. *The Journal of Futures Markets*, 4(2), 155-159.
- [79] Benink, H., & Benston, G. (2005). The future of banking regulation in developed countries: Lessons from and for Europe. *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 14(5), 289-328.
- [80] Benjamin, N., Cathcart, A., & Ryan, K. (2006, April 3). *Low Default Portfolios: A Proposal for Conservative Estimation of Default Probabilities*. Retrieved from Financial Services Authority, United Kingdom working paper: <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=474C7288F5704C59584E4175962280B9?doi=10.1.1.572.7178&rep=rep1&type=pdf>
- [81] Berg, T., & Koziol, P. (2017). An analysis of the consistency of banks' internal ratings. *Journal of Banking and Finance*(78), 27-41.
- [82] Berskon, J. (1944). Application of the Logistic Function to Bio-Assay. *Journal of the American Statistical Association*, 39, 357-365.
- [83] Bhatia, M. (2006). *Credit Risk Management and Basel II – An Implementation Guideline*. London: Risk Books.
- [84] Biondi, Y., & Zhou, F. (2019). Interbank credit and the money manufacturing process: a systemic perspective on financial stability. *Journal of Economic Interaction and Coordination*, 437-468. doi:<https://doi.org/10.1007/s11403-018-0230-y>
- [85] BIS . (2010). *80th Annual Report 2009/2010*.
- [86] BIS. (1998, January). *The Transmission of Monetary Policy In Emerging Market Economies*. Retrieved from The Bank of International Settlements Website: <https://www.bis.org/publ/plcy03.pdf>
- [87] BIS. (2020, February 19). *Measuring the effectiveness of macroprudential policies using supervisory bank-level data*. Retrieved from Bank for International Settlements (Asian Office) Research And Publications: <https://www.bis.org/publ/bppdf/bispap110.htm>
- [88] Black, F., & Cox, J. C. (1976, February). Valuing corporate securities: Some effects of bond indenture provisions. *The Journal of Finance*, 31, 351-367.
- [89] Blatt, J. M. (1983). Economic policy and endogenous cycle. *Journal of Post Keynesian Economics*, V(4), 635-647.

- [90] Blinder, A. (2013). *After the music stopped: The financial crisis, the response, and the work ahead*. Penguin Group USA.
- [91] Bliss, C. I. (1934). The Method of Probits. *Science*, 79(2037), 38-39.
- [92] Blochwitz, S., Martin, M., & Wehn, C. (2006). XIII. Statistical Approaches to PD Validation. In B. Engelmann, & R. Rauhmeier (Eds.), *The Basel II Risk Parameters. Estimation, Validation, Stress-Testing - with Applications to Loan Risk Management* (pp. 289-306). London: Springer.
- [93] Bluhm, C., Overbeck, L., & Wagner, C. (2003). *An Introduction to Credit Risk Modeling* (1st ed.). Boca Raton: Chapman & Hall.
- [94] Bodnar, G., Hayt, G., & Marston, R. (1998). Wharton survey of financial risk management by US non-financial firms. *Financial Management*, 27(4), 69–97.
- [95] Bodnar, G., Hayt, G., Marston, R., & Smithson, C. (1995). Wharton survey of derivatives usage by US non-financial firms. *Financial Management*, 24, 104–114.
- [96] BoJ. (2021, September 21). *Principal Terms and Conditions of the Funds Supplying Operations to Support Financing for Climate Change Responses*. Retrieved from Website of the Bank of Japan: https://www.boj.or.jp/en/announcements/release_2021/re1210922a.pdf
- [97] Bollerslev, T. (1990). Modelling the Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Approach. *Review of Economics and Statistics*, 72, 498-505.
- [98] Bolton, P., Després, M., Pereira da Silva, L. A., Samama, F., & Svartzman, R. (20 January 2020 г.). *The green swan. Central banking and financial stability in the age of climate change*. Получено из <https://www.bis.org/publ/othp31.pdf>
- [99] Bond, G., & Thompson, S. (1985). Risk Aversion and the Recommended Hedging Ratio. *American Journal of Agricultural Economics*, 67, 870 – 872.
- [100] Borio, C. (2003). *Towards a macroprudential framework for financial supervision and regulation?* . Retrieved from Monetary and Economic Department: <https://www.bis.org/publ/work128.pdf>
- [101] Borio, C., & Zhu, H. (2008, August 4). *Risk-taking: a missing link in the transmission mechanism?* Retrieved from BIS: https://www.bcb.gov.br/Pec/Depep/Seminarios/2008_XSemAnualMetasInflBCB/Arquivos/2008_XSemAnualMetasInflBCB_HaibinZhu.pdf
- [102] Borio, C., Furfine, C., & Lowe, P. (2001). *Procyclicality of the financial system and financial stability: issues and policy options*. Retrieved from BIS Papers No.1.
- [103] Borzykh, D., & Penikas, H. I. (2021). IRB PD Model Accuracy Validation in the Presence of Default Correlation: a Twin Confidence Interval Approach. *Risk Management*, 23(4), 282-300.
- [104] Boulila Taktak, N. (2010). Do Islamic banks use loan loss provisions to smooth their results? *Journal of Islamic Accounting and Business Research*, 114-127.
- [105] Brenner, R., & Kroner, K. (1995). Arbitrage, Cointegration, and Testing the Unbiasedness Hypothesis in Financial Markets. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 30(1), 23-42. Retrieved from Unpublished Manuscript, University of Arizona.
- [106] Breymann, W., Dias, A., & Embrechts, P. (2003). Dependence structures for multivariate high-frequency data in finance. *Quantitative Finance*, 3, 1-14.
- [107] Bronevich, A., Lepskiy, A., & Penikas, H. I. (2015). The Application of Conflict Measure to Estimating Incoherence of Analyst's Forecasts about the Cost of Shares of Russian Companies. *Procedia Computer Science. 3rd International Conference on Information Technology and Quantitative Management (ITQM 2015)* , 55, 1113-1122.
- [108] Bronevich, A., Lepskiy, A., & Penikas, H. I. (2016). Coherence Analysis of Financial Analysts' Recommendations in the Framework of Evidence Theory. (M. Ojeda-Aciego, D. I. Ignatov, & A. Lepskiy, Eds.) *SCAKD 2016 – The Second International Workshop on Soft Computing Applications and Knowledge Discovery. Vol. 1687. CEUR Workshop Proceedings*, 12-23.
- [109] Brooks, C., & Chong, J. (2001). The Cross-Currency Hedging Performance of Implied Versus Statistical Forecasting Models. *The Journal of Futures Markets*, 21, 1043-1069.
- [110] Brown, L., Cai, T., & DasGupta, A. (2001). Interval Estimation for a Binomial Proportion. *Statistical Science*, 16(2), 101-133.
- [111] Bruno, B., Nocera, G., & Resti, A. (2015). The credibility of European banks' risk-weighted capital: structural differences or national segmentations? *BAFFI CAREFIN Centre Research Paper Series*(9), 36.
- [112] Bruno, V., & Shin, H. S. (2012, July 06). *Capital Flows and the Risk-Taking Channel of Monetary Policy*. Retrieved from BIS: <https://www.bis.org/events/conf120621/shin.pdf>

- [113] Bruno, V., Shimb, I., & Shin, H. S. (2017). Comparative assessment of macroprudential policies. *Journal of Financial Stability*, 28, 183–202.
- [114] Buchak, G., Matvos, G., Piskorski, T., & Seru, A. (2020, January). *Beyond the balance sheet model of banking: implications for bank regulation and monetary policy*. Retrieved from National Bureau of Economic Research (NBER): <https://www.nber.org/papers/w25149>
- [115] Buck, F., & Schliephake, E. (2013). The regulator's trade-off: Bank supervision vs. minimum capital. *Journal of Banking & Finance*, 37(11), 4584-4598. doi:10.1016/j.jbankfin.2013.04.012
- [116] Budnik, K. (2020, August). *The effect of macroprudential policies on credit developments in Europe 1995-2017*. Retrieved from European Central Bank Working Paper Series No 2462: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecb.wp2462~e8ceacd6b0.en.pdf>
- [117] Bull, S., Mak, C., & Greenwood, C. (2002). A Modified Score Function Estimator for Multinomial Logistic Regression in Small Samples. *Computational Statistics and Data Analysis*, 39(1), 57–74.
- [118] Burova, A. (2020, May). *Measuring the Debt Service Ratio in Russia: micro-level data approach*. Retrieved from Bank of Russia Working Paper Series No. 55: http://cbr.ru/Content/Document/File/107943/wp-55_e.pdf
- [119] Busetti, F. H. (2008). *When is Copula Constant? A Test for Changing Relationships*. Retrieved from CWPE 0841 : <http://www.econ.cam.ac.uk/dae/repec/cam/pdf/cwpe0841.pdf>
- [120] Bush, G., Gómez, T., Jara, A., Moreno, D., Styryn, K., & Ushakova, Y. (2021). Macroprudential policy and the inward transmission of monetary policy: The case of Chile, Mexico, and Russia. *Review of International Economics*, 29, 37–60 .
- [121] Calixto, E. (2016). *Gas and Oil Reliability Engineering. Modeling and Analysis* (2nd ed.). Gulf Professional Publishing.
- [122] Calomiris, C. W., & Haber, S. H. (2014). *Fragile By Design. The Political Origins of Banking Crises and Scarce Credit*. New Jersey: Princeton University Press.
- [123] Cameron, A., & Trivedi, P. (1996). Count Data Models for Financial Data. In G. Maddala, & C. Rao (Eds.), *Handbook of Statistics, Vol. 14* (pp. 363-391). Elsevier.
- [124] Cameron, A., & Trivedi, P. (2010). *Microeconometrics Using Stata. Revised Edition*. Texas, USA: Stata Press.
- [125] Campbell, J. (2015). The fair value of cash flow hedges, future profitability, and stock returns. *Contemporary Accounting Research*, 32, 243–279.
- [126] Carboni, M., Fiordelisi, F., Ricci, O., & Saverio Stentella Lopes, F. (2017). Surprised or not surprised? The investors' reaction to the comprehensive assessment preceding the launch of the banking union. *Journal of Banking and Finance*(74), 122-132.
- [127] Card, D., & Kreger, A. (1993). Minimum Wages and Employment: A Case Study Of The Fast Food Industry In New Jersey And Pennsylvani. *NBER Working Paper Series*(4509), 1-57.
- [128] Carey, M., & Gordy, M. (2003). *Systematic Risk in Recoveries on Defaulted Debt*. Retrieved from Federal Reserve Board, Washington.
- [129] Carney, M. (2020, March 05). *The Grand Unifying Theory (and practice) of Macroprudential Policy*. Retrieved from Speech at the Logan Hall, University College London: <https://www.bis.org/review/r200306c.pdf>
- [130] Carro, A., Hinterschweiger, M., Uluc, A., & Farmer, J. D. (2022, April 22). *Heterogeneous effects and spillovers of macroprudential policy in an agent-based model of the UK housing market*. Retrieved from Bank of England Staff Working Paper No. 976: <https://www.bankofengland.co.uk/working-paper/2022/heterogeneous-effects-and-spillovers-of-macroprudential-policy-in-model-of-uk-housing-market>
- [131] Caruana, J. (2010, September 15). *Strengthened capital framework: from Basel II to Basel III*. Retrieved January 13, 2020, from <http://www.bis.org/speeches/sp100921a.pdf>
- [132] Carvalho, D. R., Ávila, B. C., & Freitas, A. A. (1999). *A hybrid genetic algorithm / decision tree approach for coping with unbalanced classes*. Получено из Soft Computing and Intelligent Information Systems. A University of Granada research group: <https://sci2s.ugr.es/keel/pdf/specific/congreso/padd99.pdf>
- [133] Cathcart, L., El-jahel, L., & Jabbour, R. (2017). Basel II: An Engine without Brakes. *Journal of Banking Regulation*, 18(4), 359-74.
- [134] Catullo, E., Gallegati, M., & Palesrini, A. (2015). Towards a credit network based early warning indicator for crises. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 50, 78-97. doi:10.1016/j.jedc.2014.08.011

- [135] CEBS. (2009). *Position paper on a counter-cyclical capital buffer*. Retrieved from Committee of European Banking Supervisors.
- [136] Cecchetti, S. G., & Li, L. (2005, December). *Do Capital Adequacy Requirements Matter for Monetary Policy?* Retrieved from NBER Working Paper No. 11830: <https://www.nber.org/papers/w11830>
- [137] Central Bank of Afghanistan. (2018a). *Investment Account Mudarabah*. Retrieved from <https://dab.gov.af/sites/default/files/2018-12/18InvestmentAccountMudarabah121201614839901553325325.pdf>
- [138] Central Bank of Afghanistan. (2018b). *Regulation on Profit Distribution*. Retrieved from <https://dab.gov.af/sites/default/files/2018-12/5Regulationonprofitdistributionv3finalversion2012201514123858553325325.pdf>
- [139] Central Bank of Bahrain. (2015, January). *Central Bank of Bahrain (CBB) Rulebook*. Retrieved from <https://cbben.thomsonreuters.com/rulebook/ca-1117-4>
- [140] Central Bank of Bahrain. (2020, March 18). *التدابير الرقابية والتنظيمية لاحتواء تداعيات فيروس كورونا*. Retrieved from <https://www.cbb.gov.bh/ar/media-center/بيان-صحفي-من-مصرف-البحرين-المركزي-حول-التدابير-الرقابية-والتنظيمية-لاحتواء-تداعيات-فيروس-كورونا>
- [141] Central Bank of Egypt. (2016, March 9). *Circular regarding internal capital adequacy assessment process (ICAAP) regulation*. Retrieved from <https://www.cbe.org.eg/en/Pages/HighlightsPages/Circular9March2016capitaladequacyassessmentprocess.aspx>
- [142] Central Bank of Iraq. (2018). *ضوابط ادارة المخاطر في المصارف الإسلامية*. Retrieved from <https://cbi.iq/static/uploads/up/file-152801785622958.pdf>
- [143] Central Bank of Kuwait. (2020, April 2). *حزمة تحفيزية رقابية من بنك الكويت المركزي إلى البنوك المحلية لمواجهة تداعيات كورونا*. Retrieved from <https://www.cbk.gov.kw/ar/cbk-news/announcements-and-press-releases/press-releases/2020/04/202004021128-cbk-offers-regulatory-stimulus-package-for-local-banks>
- [144] Cerqueti, R., & Maggi, M. (2021). Data validity and statistical conformity with Benford's Law. *Chaos, Solutions and Fractals*, 144, 110740.
- [145] Cerutti, E., Claessens, S., & Laeven, L. (2017). The use and effectiveness of macroprudential policies: New evidence. *Journal of Financial Stability*, 28, 203–224.
- [146] Cerutti, E., Correa, R., Fiorentino, E., & Segalla, E. (2017). Changes in prudential policy instruments – a new cross-country database. *International Journal of Central Banking*, 13(2), 477–503.
- [147] Chan, N. T. (2017, November 22). *How to get rid of banking supervisors*. Retrieved October 06, 2019, from <https://www.bis.org/review/r171123h.htm>
- [148] Chang, H.-J. (2014). *Economics: The User's Guide*. Cambridge: Bloomsbury Press.
- [149] Chang, Y.-P., & Yu, C.-T. (2014). Bayesian confidence intervals for probability of default and asset correlation of portfolio credit risk. *Computational Statistics*, 29(1-2), 331-361.
- [150] Chan-Lau, M. (2017). ABBA: An Agent-Based Model of the Banking System. *IMF Working Paper No. 17/136*, 1-33.
- [151] Charalambakis, E., & Garret, I. (2016). On the prediction of financial distress in developed and emerging markets: Does the choice of accounting and market information matter? A comparison of UK and Indian firms. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 47, 1-28.
- [152] Chava, S., Stefanescu, C., & Turnbull, S. (2011). Modeling the loss distribution. *Management Science*, 57(7), 1267-1287.
- [153] Chen, J., Marshall, B., Zhang, J., & Ganesh, S. (2006). Financial distress prediction in China. *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, 9, 317–336.
- [154] Chernenko, S., & Faulkender, M. (2011). The two sides of derivatives usage: hedging and speculating with interest rate swaps. *Journal of Financial Quantitative Analysis*, 46(6), 1727–1754.
- [155] Cherubini, U., & Luciano, E. (2000). *Multivariate option pricing with copulas*. Retrieved from <http://ssrn.com/abstract=269868>
- [156] Cherubini, U., Luciano, E., & Vecchiato, W. (2004). *Copula Methods in Finance*. N.Y.: John Wiley & Sons Ltd.
- [157] Chiu, M., Jackson, K., & Kreinin, A. (2017). Correlated multivariate Poisson processes and extreme measures. *Model Assisted Statistics and Applications*, 12, 369-385.
- [158] Choe, G., & Jang, H. (2011). Efficient algorithms for basket default swap pricing with multivariate Archimedean copulas. *Insurance: Mathematics and Economics*, 48, 205–213.

- [159] Choe, H., & Shin, H. (1993). An analysis of interday and intraday return volatility evidence from the Korea stock-exchange. *Pacific-Basin Finance Journal*, 1, 175 - 188.
- [160] Chouldechova, A. (2017). Fair prediction with disparate impact: A study of bias in recidivism prediction instruments. *Big data*, 5(2), 153–163.
- [161] Chow, G. (1960). Tests of Equality Between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions. *Econometrica*, 28(3), 591-605.
- [162] Clark, E., & Jokung, O. (2015). The role of regulatory credibility in effective bank regulation. *Journal of Banking & Finance*, 50, 506-513. doi:10.1016/j.jbankfin.2014.03.018
- [163] Clayton, D. (1978). A Model for association in bivariate life tables and its application in epidemiological studies of familial tendency in chronic disease incidence. *Biometrika*, 65, 141 – 151.
- [164] Clement, P. (2010, March). *The term “macroprudential”: origins and evolution*. Retrieved from BIS Quarterly Review: https://www.bis.org/publ/qtrpdf/r_qt1003h.pdf
- [165] Clerc, L., Derviz, A., Mendicino, C., Moyon, S., Nikolov, K., Stracca, L., . . . Vardoulakis, A. (2014). Capital regulation in a macroeconomic model with three layers of default. *Banque de France Working Paper No. 533*. doi:10.2139/ssrn.2544607
- [166] Cochran, J. J., Darrat, A. F., & Elkhail, K. (2006). On the bankruptcy of internet companies: An empirical inquiry. *Journal of Business Research*, 59, 1193–1200.
- [167] Cohen, A., & Costanzino, N. (2017, February). Bond and CDS Pricing with Recovery Risk II: The Stochastic Recovery Black-Cox Model. *Risk*, 5.
- [168] Colacchio, G., & Davanzati, G. F. (2017). Endogenous money, increasing returns and economic growth: Nicholas Kaldor’s contribution. *Structural Change and Economic Dynamics*, 41, 79–85.
- [169] Colwell, R. J., & Davis, E. P. (1992). Output and Productivity in Banking. *Scandinavian Journal of Economics*, 94, S111-29.
- [170] Covas, F., & Fujita, S. (2010). Procyclicality of Capital Requirements in a General Equilibrium Model of Liquidity Dependence. *International Journal of Central Banking*, 6(4), 137-173.
- [171] Crockett, A. (2000). *Marrying the micro- and macro-prudential dimensions of financial stability*. Retrieved from Speech at the Eleventh International Conference of Banking Supervisors, Basel: <https://www.bis.org/review/r000922b.pdf>
- [172] Cucinelli, D., Di Battista, M., Marchese, M., & Nieri, L. (2018). Credit risk in European banks: The bright side of the internal ratings based approach. *Journal of Banking and Finance*(93), 213-229.
- [173] Cui, S., & Sun, Y. (2004). Checking for the gamma frailty distribution under the marginal proportional hazards frailty model. *Statistica Sinica*, 14, 249-267.
- [174] Cummings, J., & Durrani, K. (2016). Effect of the Basel Accord capital requirements on the loan-loss provisioning practices of Australian banks. *Journal of Banking & Finance*, 67, 23-36. doi:10.1016/j.jbankfin.2016.02.009
- [175] CySEC. (2012, November 26). *Directive DII44-2007-05 of 2012 of the Cyprus securities and exchange commission for the capital requirements of investment firms*. Retrieved from <https://cysec.gov.cy/CMSPages/GetFile.aspx?guid=cf5215a4-de83-4965-a579-297ed1dbc3da>
- [176] da Silva, A., Floquet, S., Santos, D., & Lima, R. (2020). On the validation of the Newcomb–Benford Law and the Weibull distribution in neuromuscular transmission. *Physica A*, 553, <https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.124606>.
- [177] Dai, J., & Lapointe, S. (2010). Discerning the impact of derivatives on asset risk: the case of Canadian banks. *Financial markets, institutions and instruments*, 19(5).
- [178] Danielsson, J., & Jonsson, A. (2005). Countercyclical Capital and Currency Dependence. *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 14(5), 329-348.
- [179] Danilova, E., & Morozov, M. (2017, December 28). *The macroprudential policy framework in Russia*. Retrieved from BIS Papers No. 94. Macroprudential frameworks, implementation and relationship with other policies: <https://www.bis.org/publ/bppdf/bispap94.pdf>
- [180] Daul, S., De-Giorgi, E., Lindskog, F., & McNeil, A. (2003). The grouped t-copula with an application to credit risk. *Risk*, 16, 73–76.
- [181] Dautović, E. (2019, June). *Has regulatory capital made banks safer? Skin in the game vs moral hazard*. Retrieved from European Systemic Risk Board Working Paper Series No 91: <https://www.esrb.europa.eu/pub/pdf/wp/esrb.wp91~4c70a46630.en.pdf>
- [182] Davis, S., Lukomnik, J., & Pitt-Watson, D. (2016). *What They Do With Your Money: How the Financial System Fails Us and How to Fix It*. Yale University Press.

- [183] Davutyan, N. (1989). Bank failures as Poisson variates. *Economic Letters*, 29(4), 333-338.
- [184] Davydov, D., & Swidler, S. (2016). Reading Russian Tea Leaves: Assessing the Quality of Bank Financial Statements with the Benford Distribution. *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, 19(4), 1650021.
- [185] De Bondt, G. (2002, April). *Retail bank interest rate pass-through: new evidence at the euro area level*. Retrieved from ECB Working Paper, No. 136: <http://hdl.handle.net/10419/152570>
- [186] De Caux, R., McGroarty, F., & Brede, M. (2017). The evolution of risk and bailout strategy in banking systems. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 468, 109-118. doi:10.1016/j.physa.2016.10.005
- [187] De Pooter, M., Ravazzolo, F., & van Dijk, D. (2010, January). *Term Structure Forecasting Using Macro Factors And Forecast Combination*. Retrieved from Board of Governors of the Federal Reserve System International Finance Discussion Papers No. 993: <https://www.federalreserve.gov/pubs/ifdp/2010/993/ifdp993.pdf>
- [188] Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167-179.
- [189] Degryse, H., Goncharenko, R., Theunisz, C., & Vadasz, T. (24 December 2021 г.). *When Green Meets Green*. Получено из <https://ssrn.com/abstract=3724237>
- [190] Degryse, H., Mariathasan, M., & Tang, H. T. (2021, April 20-21). *GSIB status and corporate lending: an international analysis (conference paper as of March 2021)*. Retrieved from Evaluating financial regulation: (un)intended effects and new risks. How do banks react to the new regulatory standards in the current macro-economic environment? A joint virtual workshop by the Research Group of the Basel Committee on Banking Supervision: https://cepr.org/active/publications/discussion_papers/dp.php?dpno=15564
- [191] Delis, M., Hasan, I., & Mylonidis, N. (2017). The Risk-Taking Channel of Monetary Policy in the U.S.: Evidence from Corporate Loan Data. *Journal of Money, Credit and Banking*, 49(1), 187-213.
- [192] Dell'Ariccia, G. (2013, June). *Monetary Policy and the Risk-Taking Channel: Theory and Policy Implications*. Retrieved from CEPR: <https://cepr.org/sites/default/files/news/Dell%27Ariccia%27.pdf>
- [193] Dell'Ariccia, G., Laeven, L., & Suarez, G. A. (2017). Bank leverage and monetary policy's risk-taking channel: evidence from the United States. *Journal of Finance*, 72(2), 613-654.
- [194] Deloitte. (2005). *Глава 404 закона Сарбейнса-Оксли: особенности соблюдения иностранными частными эмитентами*. Получено из https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/ru/Documents/risk/ru__risk_compliance_challenges_rus.pdf
- [195] Demidenko, E. (2016). The p-value you can't buy. *The American Statistician*, 70(1), 33-38.
- [196] Demsetz, H. (1968). Why regulate utilities? *Journal of Law and Economics*, 55-65.
- [197] Dennis, S. A., Sharpe, I. G., & Sim, A. B. (1998). Implicit deposit insurance and deposit guarantees: Characteristics of Australian bank risk premia. *Accounting & Finance*, 38(1), 91-114.
- [198] Dewaelheyns, N., & Van Hulle, C. (2006). Corporate failure prediction modeling: Distorted by business groups' internal capital markets? *Journal of Business Finance & Accounting*, 33(5-6), 909-931.
- [199] Dewatripont, M., & Tirole, J. (1994). *The prudential regulation of banks*. Massachusetts: MIT press.
- [200] Dewatripont, M., Rochet, J.-C., & Tirole, J. (2010). *Balancing the banks. Global lessons from the financial crisis*. Princeton and Oxford: Princeton University Press.
- [201] Dey, A., Peterson, B. G., & Yadav, G. (2011). Modeling low default credit portfolio in R. KPMG. Получено из <http://past.rinfinance.com/agenda/2011/Yadav+et+al.pdf>
- [202] Diamond, D., & Dybvig, P. (1983). Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity. *The Journal of Political Economy*, 3(91), 401-419.
- [203] Diebolt, F. X. (2015). Comparing Predictive Accuracy, Twenty Years Later: A Personal Perspective on the Use and Abuse of Diebolt-Mariano Tests. *Journal of Business & Economic Statistics*, 33(1), 1-9.
- [204] Dimick, J. B., & Ryan, A. M. (2014). Methods for evaluating changes in health care policy: the difference-in-differences approach. *JAMA*, 312(22), 2401-2402.
- [205] Dionne, G., Artis, M., & Guillen, M. (1996). Count data models for a credit scoring system. *Journal of Empirical Finance*, 3, 303-325.
- [206] Dobric, J., & Schmid, F. (2007). A goodness of fit test for copulas based on Rosenblatt's transformation. *Computational Statistics and Data Analysis*, 51, 4633 - 4642.

- [207] Duffie, D., & Singleton, K. (1999, May 21). *Simulating Correlated Defaults*. Retrieved December 15, 2019, from <https://www.darrellduffie.com/uploads/working/DuffieSingleton1999.pdf>
- [208] Duffie, D., & Singleton, K. (2003). *Credit Risk. Pricing, Measurement, and Management*. Princeton: Stanford University.
- [209] Dullmann, K., & Trapp, M. (2004). *Systematic risk in recovery rates-an empirical analysis of US corporate credit exposures*. Retrieved from EFMA 2004 Basel Meetings Paper.
- [210] Dullmann, K., Kull, J., & Kunisch, M. (2010). Estimating asset correlations from stock prices or default rates - which method is superior? *Journal of Economic Dynamics and Control*, 34, 2341-2357.
- [211] Duprey, T., & Ueberfeldt, A. (2020, January 28). *Managing GDP Tail Risk*. Retrieved from Bank of Canada Staff Working Paper/Document de travail du personnel — 2020-03: <https://www.bankofcanada.ca/wp-content/uploads/2020/01/swp2020-3.pdf>
- [212] Dwyer, D., Korebleva, I., & Dzhaio, J. (2010). *RiskCalc model v3.1. for Russian companies*. Retrieved from Modeling Methodology, Moody's KMV.
- [213] Dzidzeviciute, L. (2012). Estimation of default probability for low default portfolios. *Ekonomika*, 91(1), 1392-1258.
- [214] EBA. (2018, July 19). *Final Report on Guidelines on institutions' stress testing*. Retrieved April 15, 2020, from European Banking Authority Website: [https://eba.europa.eu/sites/default/documents/files/documents/10180/2282644/2b604bc8-fd08-4b17-ac4a-cdd5e662b802/Guidelines%20on%20institutions%20stress%20testing%20\(EBA-GL-2018-04\).pdf](https://eba.europa.eu/sites/default/documents/files/documents/10180/2282644/2b604bc8-fd08-4b17-ac4a-cdd5e662b802/Guidelines%20on%20institutions%20stress%20testing%20(EBA-GL-2018-04).pdf)
- [215] EBA. (2019, February). *Instructions for reporting the validation results of internal models. IRB Pillar I models for credit risk*. Retrieved December 15, 2019, from European Banking Authority Website: https://www.bankingsupervision.europa.eu/banking/tasks/internal_models/shared/pdf/instructions_validation_reporting_credit_risk.en.pdf
- [216] EBF. (25 March 2015 г.). *[European Banking Federation] EBF response to the BCBS consultation on Capital floors: the design of a framework based on standardised approaches*. Получено 22 March 2021 г., из The Basel Committee on Banking Supervision Website: <http://www.bis.org/bcbs/publ/comments/d306/europeanbanking.pdf>
- [217] ECB. (2005). *Financial stability review*.
- [218] Eckert, F., Mikosch, H., & Stotz, M. (2020, August 31). *The corona crisis and corporate bankruptcies: Evidence from Switzerland*. Retrieved from VOX, CEPR Policy Portal: <https://voxeu.org/print/66172>
- [219] Eckert, J., Jakob, K., & Fischer, M. (2016, March). A Credit Portfolio Framework Under Dependent Risk Parameters: Probability of Default, Loss Given Default and Exposure at Default. *Journal of Credit Risk*, 12(1), 97-112.
- [220] Ederington, L. (1979). The Hedging Performance of the New Futures Markets. *The Journal of Finance*, 34, 157 – 170.
- [221] Egan, M., Hortacsu, A., & Matvos, G. (2016, September 13). *Deposit Competition and Financial Fragility: Evidence from the U.S. Banking Sector*. Retrieved from https://drive.google.com/file/d/0B_jujkslhaXPQXNrQjVlanlGeFE/view
- [222] Ehlers, T., Elsenhuber, U., Jegarasasingam, A., & Jondeau, E. (2022, March 09). *Deconstructing ESG scores: how to invest with your own criteria*. Retrieved from <https://www.bis.org/publ/work1008.htm>
- [223] Elliott, M., Golub, B., & Jackson, M. O. (2014). Financial Networks and Contagion. *American Economic Review*, 104(10), 3115-53.
- [224] Engelmann, B., Hayden, E., & Tasche, D. (2003). Testing rating accuracy. *Risk*, 82-86.
- [225] Engle, R., & Granger, C. (1987). Cointegration and Error Correction Representation, Estimation, and Testing. *Econometrica*, 55(2), 251 - 276.
- [226] Ermolova, M. D., & Penikas, H. I. (2016). QAIDS Model Based On Russian Pseudo-panel Data: Impact of 1998 and 2008 Crises . *Proceedings of the Third Workshop on Experimental Economics and Machine Learning (EEML 2016), Moscow, Russia, July 18, 2016 / Ed. by R. Tagiew, D. I. Ignatov, A. Hilbert, R. Delhibabu. Vol. 1627. Aachen: CEUR Workshop Proceedings*, 48-60.
- [227] Ermolova, M. D., & Penikas, H. I. (2017b). PD-LGD correlation study: Evidence from the Russian corporate bond market. *Model Assisted Statistics and Applications*, 12(4), 335-358.

- [228] Ermolova, M. D., & Penikas, H. I. (2019). The Impact of PD-LGD Correlation on Bank Capital Adequacy in Nongranular Loan Portfolio. *Model Assisted Statistics and Applications*, 14(1), 103-120.
- [229] Ermolova, M., & Penikas, H. (2017). Basel regulation: A dangerous obsession. *Model Assisted Statistics and Applications*, 12(1), 63-88. doi:10.3233/MAS-170384
- [230] Ermolova, M., Leonidov, A., Nechitaylo, V., Penikas, H., Pilnik, N., & Serebryannikova, E. (2021). Agent-based model of the Russian banking system: calibration for the maturity, interest rate spread, credit risk, and capital regulation. *Journal of Simulation*, 15(1-2), 82-92. doi:10.1080/17477778.2020.1774430
- [231] EU. (2004, February 05). *Guidelines on the assessment of horizontal mergers under the Council Regulation on the control of concentrations between undertakings*. Retrieved from Official Journal of the European Union: [https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:52004XC0205\(02\)&from=EN](https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:52004XC0205(02)&from=EN)
- [232] Fang, G., & Chen, Q. (2020). Several common probability distributions obey Benford's law. *Physica A*, 540, <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.123129>.
- [233] Fantazzini, D., & Maggi, M. (2013). Computing Reliable Default Probabilities in Turbulent Times. In *Rethinking Valuation and Pricing Models* (pp. 241-255). Elsevier Inc. doi:10.1016/B978-0-12-415875-7.00015-4
- [234] Fantazzini, D. (2009). The effects of misspecified marginals and copulas on computing the value at risk: A monte carlo study. *Computational Statistics & Data Analysis*, 53(6), 2168–2188.
- [235] Fantazzini, D., & Figini, S. (2009). Random Survival Forests Models for SME Credit Risk Measurement. *Methodology and Computing in Applied Probability*, 17(1), 29–45.
- [236] Fantazzini, D., & Shangina, T. (2019). The importance of being informed: Forecasting market risk measures for the Russian rts index future using online data and implied volatility over two decade. *Прикладная эконометрика*, 55, 5-31.
- [237] Faraj, A. A., Mahmud, D. A., & Rashid, B. N. (2021). Comparison of Different Ensemble Methods in Credit Card Default Prediction. *UHD Journal of Science and Technology*, 5(2), 20-25.
- [238] Fatica, S., Heynderickx, W., & Pagano, A. (2020, April). Banks, debt and risk: assessing the spillovers of corporate taxes. *Economic Inquiry*, 58(2), 1023–1044.
- [239] FCA. (2018, August). *Prudential sourcebook for Investment Firms*. Retrieved from Financial Conduct Authority: <https://www.handbook.fca.org.uk/handbook/IFPRU/4/6.pdf>
- [240] FDIC. (07 June 2017 г.). *Adoption of Supervisory Guidance on Model Risk Management*. Получено 22 March 2021 г., из The Federal Deposit Insurance Corporation (FDIC) Website: <https://www.fdic.gov/news/financial-institution-letters/2017/fil17022.pdf>
- [241] Felix. (2018, August 22). *Confidence interval of precision / recall and F1 score*. Retrieved from <https://stats.stackexchange.com/questions/363382/confidence-interval-of-precision-recall-and-f1-score>
- [242] Fermanian, J., & Scaillet, O. (2003). Nonparametric estimation of copulas for time series. *Journal of Risk*, 4, 25-54.
- [243] Fernandez de Lis, S., & Garcia-Herrero, A. (2010). Dynamic Provisioning: Some Lessons from Existing Experiences. *ADB Working Paper No. 218*, 1-32. doi:10.2139/ssrn.1624750
- [244] Fernandez, P., & Bilan, A. (2013, May 30). *119 common errors in company valuations*. Retrieved from Logo ReportWatch: <https://www.reportwatch.net/report-essentials/119-common-errors-in-company-valuations/58/>
- [245] Ferri, G., & Pesic, V. (2017, December). Bank regulatory arbitrage via risk weighted assets dispersion. *Journal of Financial Stability*, 33, 331-345.
- [246] Festa, Y., & Penikas, H. (2021). Shipping PD Model 2.0: Lifetime Specification for IFRS 9 . *International Association of Maritime Economists (IAME) Conference*.
- [247] Fischer, M., Köstler, C., & Jakob, K. (2016, February). Modeling stochastic recovery rates and dependence between default rates and recovery rates within a generalized credit portfolio framework. *Journal of Statistical Theory and Practice*, 10, 342-356.
- [248] Folpmers, M. (2012). The Impact of PD-LGD Correlation on Expected Loss and Economic Capital. *Risk Professional*, 19 – 25. Получено из http://www.garp.org/media/885775/risk_techniques_feb_2012.pdf
- [249] Forrest, A. (2005, September 14). *Likelihood Approaches to Low Default Portfolio*. Retrieved September 13, 2019, from <https://crc.business-school.ed.ac.uk/wp-content/uploads/sites/55/2017/03/forest-alan-1.pdf>

- [250] Foulcher, S., Gouriéroux, C., & Tiomo, A. (2005). *Latent Variable Approach to Modelling Dependence of Credit Risks: Application to French Firms and Implications for Regulatory Capital*. Paris: CREF 05-01.
- [251] Frank, M. J. (1979). On the simultaneous associativity of $F(x, y)$ and $x_y F(x, y)$. *Aequationes Mathematica*, 19, 194–226.
- [252] Frees, E., & Valdez, E. (1998). Understanding Relationships Using Copulas. *North American Actuarial Journal*, 1, 1-25.
- [253] Frontczak, R., Jaeger, M., & Schumacher, B. (2017). From Power Curves to Discriminative Power: Measuring Model Performance of LGD Models. *Journal of Mathematical Finance*, 657-670. Получено 16 August 2019 г., из https://file.scirp.org/pdf/JMF_2017072016094724.pdf
- [254] FRS. (2011, April 04). *Supervisory Guidance on Model Risk*. Retrieved March 22, 2021, from Board of Governors of the Federal Reserve System; Office of the Comptroller of the Currency: <https://www.federalreserve.gov/supervisionreg/srletters/sr1107a1.pdf>
- [255] FRS. (2020, March). *Dodd-Frank Act Stress Test 2020: Supervisory Stress Test Methodology*. Retrieved April 15, 2020, from Board of Governance of the Federal Reserve System: <https://www.federalreserve.gov/publications/files/2020-march-supervisory-stress-test-methodology.pdf>
- [256] Frye, J. (2000a). Depressing recoveries. *Risk*, 13(11), 108-111. Retrieved from <https://www.chicagofed.org/~media/publications/risk-management-papers/sr-2000-8-pdf.pdf>
- [257] Frye, J. (2000b, March 20). *Collateral Damage: A Source of Systematic Credit Risk*. Retrieved from <https://www.chicagofed.org/~media/publications/risk-management-papers/sr-2000-15-pdf.pdf>
- [258] FSB. (2018, March 05). *Global Shadow Banking Monitoring Report 2017*. Retrieved from Financial Stability Board: <https://www.fsb.org/2018/03/global-shadow-banking-monitoring-report-2017/>
- [259] FSB. (2019, November 22). *2019 list of global systemically important banks (G-SIBs)*. Retrieved from Financial Stability Board Website: <https://www.fsb.org/wp-content/uploads/P221119-1.pdf>
- [260] FSF. (2009, April 02). *Report of the Financial Stability Forum on Addressing Procyclicality in the Financial System*. Retrieved from Financial Stability Forum: https://www.fsb.org/wp-content/uploads/r_0904a.pdf
- [261] FT. (2010, November 09). Healthy Banking System is the Goal, not Profitable Banks. Letter signed by 20 economists. *Financial Times*.
- [262] Fungáčová, Z., & Solanko, L. (2009). *The Russian banking industry after the financial crisis – where to next?* Retrieved from Bank of Finland Bulletin 2.
- [263] Fungacova, Z., & Weill, L. (2013). Does Competition Influence Bank Failures? Evidence from Russia. *Economics of Transition*, 21(2), 301-322.
- [264] Fungáčová, Z., Weill, L., & Zhou, M. (2010). Bank Capital, Liquidity Creation and Deposit Insurance. *Journal of Financial Services Research*, 51(1), 97-123.
- [265] Fungacova, Z., Weill, L., Karas, A., & Solanko, L. (2021, April 23). *The politics of bank failures in Russia*. Retrieved from HSE April conference presentation: https://events-files-bpm.hse.ru/files/D688877C-CCED-42D5-8470-DC44747381B1/The%20Politics%20of%20Bank%20Failures%20in%20Russia_extendedAbstract_Nov152020.docx
- [266] Fuster, A., Goldsmith-Pinkham, P., Ramadorai, T., & Walther, A. (2018, July). *Predictably Unequal? The Effects of Machine Learning on Credit Markets*. Retrieved January 07, 2020, from Institute of Finance: <https://ifin.usi.ch/assets/docs/seminars/a-fuster-338054.pdf>
- [267] Gabbi, G., Iori, G., Jafarey, S., & Porter, J. (2015). Financial regulations and bank credit to the real economy. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 50, 117-143. doi:10.1016/j.jedc.2014.07.002
- [268] Gadanez, B., & Jayaram, K. (2009). Measures of financial stability: a review. In *Proceedings of the IFC conference on “measuring financial innovation and its impact”, Basel, 26–27 August 2008, vol 31 of IFC Bulletins Chapters* (pp. 365–380).
- [269] Gaganis, C., Lozano-Vivas, A., Papadimitri, P., & Pasiouras, F. (2020). Macroprudential policies, corporate governance and bank risk: Cross-country evidence. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 169, 126–142.
- [270] Gagnon, L., & Lypny, G. (1995). Hedging Short-Term Interest Risk Under Time-Varying Distributions. *Journal of Futures Markets*, 15, 767-783.

- [271] Gambacorta, L., & Murcia, A. (2020). The impact of macroprudential policies in Latin America: An empirical analysis using credit registry data. *Journal of Financial Intermediation*, 42, <https://doi.org/10.1016/j.jfi.2019.04.004>.
- [272] Garcia, R., & Tsafack, G. (2011). Dependence structure and extreme comovements in international equity and bond markets. *Journal of Banking and Finance*, 35, 1954–1970.
- [273] Gardes, F., Gaubert, P., & Langlois, S. (1999). Pauvrete et Convergence Des Consommations Au Canada . *The Canadian Review of Sociology and Anthropology* , 36(3), 1-27.
- [274] Gauthier, C., Lehar, A., & Souissi, M. (2010). *Macroprudential Regulation and Systemic Capital Requirements*. Retrieved from Bank of Canada Working Paper 4.
- [275] Geczy, C., & Minton, B. S. (1997). Why firms use currency derivatives. *Journal of Finance*, 52(4), 1323–54.
- [276] Genest, C., & Neslehova, J. (2007). A primer on copulas for count data. *Astin Bulletin*, 37(2), 475-515.
- [277] Genest, C., & Remillard, B. (2004). Tests of Independence and Randomness Based on the Empirical Copula Process. *Test*(2), 335 – 369.
- [278] Genest, C., Quessy, J., & Remillard, B. (2006). Goodness-of-fit procedures for copula models based on the integral probability transformation. *Scandinavian Journal of Statistics*, 33, 337-366.
- [279] Geppert, J. (1995). A statistical model for the relationship between futures contract hedging effectiveness and investment horizon length. *Journal of Futures Markets*, 15, 507 – 536.
- [280] Gertler, M., Kiyotaki, N., & Prestipino, A. (2020, May). Banking Panics as Endogenous Disasters and the Welfare Gains from Macroprudential Policy. *AEA Papers and Proceedings*, 110, 463-69.
- [281] Ghosh, A. (1993). Cointegration and error correction models. Intertemporal causality between index and futures prices. *The Journal of Futures Markets*, 13(2), 193 – 198.
- [282] Giacomini, E., Härdle, W. K., & Spokoiny, V. (2009). Inhomogeneous dependence modeling with time-varying copulae. *Journal of Business and Economic Statistics*, 27(2), 224–234.
- [283] Giese, G. (2005). The impact of PD/LGD correlations on credit risk capital. *Risk*, 18(4), 79.
- [284] Glidden, D. (1999). Checking the adequacy of the gamma frailty model for multivariate failure times. *Biometrika*, 86, 381-393.
- [285] Goldfine, J. (2021, March 25). *Here are all the companies that went bankrupt during the COVID pandemic. More than ten major companies have already declared bankruptcy in 2021*. Retrieved from The Business of Business Website: <https://www.businessofbusiness.com/articles/companies-bankrupt-covid-pandemic-2021/>
- [286] Gomes da Silva, C., & Carreira, P. (2013). Selecting audit samples using Benford’s Law. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 32(2), 53–65.
- [287] Gómez, E., Murcia, A., Lizarazo, A., & Mendoza, J. C. (2020). Evaluating the impact of macroprudential policies on credit growth in Colombia. *Journal of Financial Intermediation*, 42, <https://doi.org/10.1016/j.jfi.2019.100843>.
- [288] Gómez-Fernández-Aguado, P., Partal-Ureña, A., & Trujillo-Ponce, A. (2014). Moving toward risk-based deposit insurance premiums in the European Union: the case of Spain. *Applied Economics*, 46(13), 1547–1564.
- [289] Goodhart, C. (2011). *The Basel Committee on Banking Supervision. A History of the Early Years 1974-1997*. Cambridge: Cambridge University Press.
- [290] Goodman-Bacon, A. (2018, September). *Difference-in-Differences with Variation in Treatment Timing*. Retrieved from NBER Working Paper No. 25018: <https://www.nber.org/papers/w25018>
- [291] Goodman-Bacon, A. (2021). Difference-in-differences with variation in treatment timing. *Journal of Econometrics*, 225(2), 254-277.
- [292] Goodwin, N., Harris, J., Nelson, J., Roach, B., & Torras, M. (2013). Chapter 15. The Financial Crisis and the Great Recession. B *Macroeconomics in Context* (изд. Second). New York: Routledge.
- [293] Gordy, M. (2000). A comparative anatomy of credit risk models. *Journal of Banking and Finance*, 24, 119-149.
- [294] Gordy, M. (2004). Granularity adjustment in portfolio credit risk measurement. *Risk Measures for the 21st Century*. John Wiley & Sons.
- [295] Gordy, M. B., & Heitfield, E. (2010). Small-Sample Estimation of Models of Portfolio Credit Risk. B M. Kijima, C. Hara, K. Tanaka, & Y. Muromachi (Ред.), *Recent Advances in Financial Engineering: The Proceedings of the KIER-TMU International Workshop on Financial Engineering 2009* (срп. 43-63).

- [296] Gordy, M. B., & Howells, B. (2006). Procyclicality in Basel II: Can We Treat the Disease Without Killing the Patient? *Journal of Financial Intermediation*, 15, 395–417.
- [297] Gordy, M. B., & Lütkebohmert, E. (2013). Granularity adjustment for regulatory capital assessment. *International Journal of Central Banking*, 9(3), 33-70.
- [298] Gordy, M. B., & Marrone, J. (2012, July). Granularity adjustment for mark-to-market credit risk models. *Journal of Banking & Finance*, 36, 1896-1910.
- [299] Gordy, M., Heitfield, E., & Wu, J. (2015). Risk-Based Regulatory Capital and the Basel Accords. B A. Berger, P. Molyneux, & J. O. Wilson, *Oxford Handbook of Banking* (изд. Second, стр. 550-67.). Oxford: Oxford University Press.
- [300] Gorton, G. (2012). *Misunderstanding financial crises: Why we don't see them coming*. Oxford University Press.
- [301] Goulielmos, A., & Psifia, M.-E. (2009). Forecasting Weekly Freight Rates for One-Year Time Charter 65 000 dwt Bulk Carrier, 1989-2008, Using Non-linear Methods. *Maritime Policy and Management*, 36(5), 411-436.
- [302] Graham, J., & Rogers, D. (2002). Do firms hedge in response to tax incentives? *Journal of Finance*, 57(2), 815–839.
- [303] Grammenos, C., Nomikos, N., & Papapostolou, N. (2008). Estimating the probability of default for shipping high yield bond issues. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 44(6), 1123–1138.
- [304] Green, E., & Lin, P. (2000). Diamond and Dybvig's Classical Theory of Financial Intermediation: What's Missing? *Quarterly Review of the Federal Bank of Minneapolis*, 3-13.
- [305] Greene, W. (1994). *Accounting for excess zeros and sample selection in Poisson and negative binomial regression models*. Retrieved from Discussion Paper EC-94-10; Department of Economics, New York University.
- [306] Greene, W. H. (2018). *Econometric Analysis* (8th ed.). New York: Pearson.
- [307] Greenspan, A. (2015, August 15). *More capital is a less painful way to fix banks*. Retrieved from <https://www.ft.com/content/4d55622a-44c8-11e5-af2f-4d6e0e5eda22>
- [308] Greenwood, G., & Roederer-Rynning, C. (2015). The “Europeanization” of the Basel process: Financial harmonization between globalization and parliamentarization. *Regulation & Governance*, 9, 325-338.
- [309] Grigoli, F., & Mota, J. M. (2017). Interest rate pass-through in the Dominican Republic. *Latin American Economic Review*, 26(4), 1-25.
- [310] Groder, P. (2010). *Forecasting Shipping Freight Rates*. Retrieved from http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1597113
- [311] Guizani, B., & Watanabe, W. (2016). The effects of public capital infusions on banks’ risk-shifting to the deposit insurance system in Japan. *Journal of Financial Stability*, 26, 15–30.
- [312] Gumbel, E. J. (1960). Bivariate exponential distributions. *Journal of the American Statistical Association*, 55, 698–707.
- [313] Gunsell, N. (2009). Economic rehabilitation programme and the existence of implicit deposit insurance in North Cyprus. *Journal of Risk Finance*, 10(3), 228-243.
- [314] Gupta, J., Barzotto, M., & Khorasgani, A. (2018). Does Size Matter in Predicting SMEs Failure? *International Journal of Finance and Economics*, 23(4), 571-605.
- [315] Gupton, G., & Stein, R. (2002). *LossCalc: Model for predicting loss given default (LGD)*. Retrieved from Moody’s Investors Service.
- [316] Hadri, K. (2000). Testing for stationarity in heterogeneous panel data. *Econometrics Journal*, 3, 148-161.
- [317] Hakenes, H., & Schnabel, I. (2011). Capital regulation, bank competition, and financial stability. *Economics Letters*, 113, 256-258.
- [318] Haldane, A. (2009). *Rethinking the financial network*. Retrieved from Bank of England: <http://www.bis.org/review/r090505e.pdf>
- [319] Hamerle, A., & Rosch, D. (2006). Parameterizing credit risk models. *Journal of Credit Risk*, 2(4), 101-122.
- [320] Han, C. (2016). Modeling severity risk under PD–LGD correlation. *The European Journal of Finance*, 1-17.
- [321] Han, F., Zhao, T., & Liu, H. (2013). CODA: High Dimensional Copula Discriminant Analysis. *Journal of Machine Learning Research*, 14, 629-671.

- [322] Hannan, T. H., & Berger, A. N. (1991, September). The Rigidity of Prices: Evidence from the Banking Industry. *The American Economic Review*, 81(4), 938-945.
- [323] Hanson, S., & Schuermann, T. (2006). Confidence intervals for probabilities of default. *Journal of Banking & Finance*, 30, стр. 2281-2301.
- [324] Haque, S. M., & Varghese, R. (2021, November). *The COVID-19 Impact on Corporate Leverage and Financial Fragility*. Retrieved December 15, 2021, from <https://www.imf.org/-/media/Files/Publications/WP/2021/English/wpiea2021265-print-pdf.ashx>
- [325] Harada, K., Ito, T., & Takahashi, S. (2010). Is the distance to default a good measure in predicting bank failures? Case studies. *National Bureau of Economic Research*(WP 16182).
- [326] Hardt, M., Price, E., & Srebro, N. (2016). Equality of opportunity in supervised learning. *Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems, NIPS'16* (pp. 3323–3331). NY, USA: Red Hook.
- [327] Harris, R., & Shen, J. (2003). Robust estimation of the optimal hedge ratio. *Journal of Futures Markets*, 23, 799 – 816.
- [328] Harvey, A. (2008). *Dynamic Distributions and Changing Copulas*. Retrieved from CWPE 0839: <http://www.econ.cam.ac.uk/dae/repec/cam/pdf/cwpe0839.pdf>
- [329] Hasebe, T. (2013). Copula-based maximum-likelihood estimation of sample-selection models. *The Stata Journal*, 13(3), 547–573.
- [330] Hasumi, R., Iiboshi, H., & Nakamura, D. (2018). Trends, cycles and lost decades: Decomposition from a DSGE model with endogenous growth. *Japan and the World Economy*, 46, 9–28.
- [331] Haxholdt, C., Kampmann, C., Mosekilde, E., & Sterman, J. D. (1995). Mode-locking and entrainment of endogenous economic cycles. *System Dynamics Review*, 11(3), 177-198.
- [332] Hayek, F. A. (1929). *Geldtheorie und Konjunkturtheorie. Beitrage zur Konjunkturforschung, vol. 1*, ed. Vienna: Springer; Osterreichisches Institut fur Konjunkturforschung.
- [333] He, X., & Gong, P. (2009). Measuring the coupled risks: A copula-based CVaR model. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2, 1066-1080.
- [334] Heinze, G., & Schemper, M. (2002). A Solution to the Problem of Separation in Logistic Regression. *Statistics in Medicine*, 21(16), 2409–2419.
- [335] Hennessy, D., & Lapan, H. (2002). The Use of Archimedean Copulas to Model Portfolio Allocations. *Mathematical Finance*, 12, 143-154.
- [336] Hermansson, C., & Song, H.-S. (2016). Financial advisory services meetings and their impact on saving behavior - A difference-in-difference. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 30, 131-139.
- [337] Hernández de Cos, P. (2019, October 01). *Post-Basel III: time for evaluation*. Retrieved from Keynote address by the Chairman of the Basel Committee on Banking Supervision and Governor of the Bank of Spain, at the 14th ASBA-BCBS-FSI High-level Meeting on Global and Regional Supervisory Priorities, Lima: <https://www.bis.org/speeches/sp191024.htm>
- [338] Hernández de Cos, P. (2021, April 20). *Evaluating the effectiveness of Basel III during Covid-19 and beyond*. Retrieved from The Basel Committee on Banking Supervision Website: <https://www.bis.org/speeches/sp210420.pdf>
- [339] Hibbeln, M. (2010). *Risk Management in Credit Portfolios: Concentration Risk and Basel II (Contributions to Economics)*. Physica-Verlag.
- [340] Hilbers, P., Leone, A., Gill, M., & Evens, O. (2020). Indicators for Macroprudential Surveillance. In P. Hilbers, A. Leone, M. Gill, & O. Evens, *Macroprudential Indicators of Financial System Soundness*. IMF.
- [341] Hildreth, R. (1837). *The History of Banks: To Which Is Added, a Demonstration of the Advantages and Necessity of Free Competition In the Business of Banking*. Boston: Milliard, Gray & Company. Получено из <https://socialsciences.mcmaster.ca/econ/ugcm/3ll3/hildreth/bank.pdf>
- [342] Hill, J., & Shineeweis, T. (1982). The Hedging Effectiveness of Foreign Currency Futures. *Journal of Financial Research*, 5, 95-104.
- [343] Hlawatsch, S., & Reichling, P. (2009, August). *A Framework for LGD Validation of Retail Portfolios*. Retrieved August 16, 2019, from https://www.fww.ovgu.de/fww_media/femm/femm_2009/2009_25.pdf
- [344] Hlawatsch, S., & Reichling, P. (2010). A framework for loss given default validation of retail portfolios. *The Journal of Risk Model Validation*, 23-48. Получено 16 August 2019 г., из <https://pdfs.semanticscholar.org/36fe/a6373d63360baf28dd6e5bc75e21db7b2946.pdf>

- [345] Hofert, M. (2011). Efficiently sampling nested Archimedean copulas. *Computational Statistics and Data Analysis*, 55, 57–70.
- [346] Hofert, M., & Scherer, M. (2008). *CDO pricing with nested Archimedean copulas*. Retrieved from Ulm University: <http://www.mathematik.uni-ulm.de/numerik/preprints/2008/CDOpricingAC.pdf>
- [347] Hofmann, B. (2005). Procyclicality: The Macroeconomic Impact of Risk-Based Capital Requirements. *Financial Markets and Portfolio Management*, 19(2), 176-197.
- [348] Horn, B. P., Joshi, A., & Maclean, J. C. (2019, January). *Substance Use Disorder Treatment Centres and Property Values*. Retrieved from NBER Working paper series No. 25427: <https://www.nber.org/papers/w25427>
- [349] Horny, G., Manganelli, S., & Mojon, B. (2018). Measuring Financial Fragmentation in the Euro Area Corporate Bond Market. *Journal of Risk and Financial Management*, 74(11), 1-19.
- [350] Höse, S. H. (2003). Simultaneous Confidence Intervals for Default Probabilities. In M. Schader, W. Gaul, & M. (. Vichi, *Between Data Science and Applied Data Analysis. Studies in Classification, Data Analysis, and Knowledge Organization*. Springer.
- [351] Hough, J. (2001). *The logic of economic reform in Russia*. Brookings Institution Press.
- [352] Hsu, C.-C., Tseng, C.-P., & Wang, Y.-H. (2008). Dynamic hedging with futures: A copula-based GARCH model. *Journal of Futures Markets*, 28(11), 1095-1116. Retrieved from <http://www.ssrn.com/abstract=1083890>
- [353] Hu, Y. T., & Perraudin, W. (2002). The dependence of recovery rates and defaults. *Working paper of Birkbeck College*.
- [354] Huang, L., & Shemyakin, A. (2020). Empirical Comparison of Skewed t-copula Models for Insurance and Financial Data. *Model Assisted Statistics and Applications*, 15(4), forthcoming.
- [355] Huerta De Soto, J. (2006). *Money, Bank Credit, and Economic Cycles* (2nd, translated from Spanish ed.). Auburn, Alabama: Mises Institute.
- [356] Hurlin, C., Leymariez, J., & Patin, A. (2017, May 25). *Loss functions for LGD model comparison*. Retrieved August 19, 2019, from https://www.unilim.fr/lape/IMG/pdf/LGD_25_mai_2017.pdf
- [357] IFSB. (2013, December). *Revised Capital Adequacy Standard for Institutions Offering Islamic Financial Services Excluding Islamic Insurance (Takāful) Institutions and Islamic Collective Investment Schemes (IFSB-15)*. Retrieved from Islamic Financial Services Board: <https://www.ifsb.org/published.php>
- [358] IFSB. (2020). *Islamic Financial Services Industry Stability Report*. Retrieved from IFSB: <https://www.ifsb.org/download.php?id=5724&lang=English&pg=/sec03.php>
- [359] Illing, M., & Paulin, G. (2005). Basel II and the Cyclicity of Bank Capital. *Canadian Public Policy*, 31(2), 161-180.
- [360] Imbens, G. W., & Angrist, J. D. (1994). Identification and Estimation of Local Average Treatment Effects. *Econometrica*, 62(2), 467-475.
- [361] IMF. (2020). *Law & Financial Stability*. Retrieved from Website of the International Monetary Fund: https://www.elibrary.imf.org/doc/IMF071/23553-9781513523002/23553-9781513523002/Other_formats/Source_PDF/23553-9781513516813.pdf
- [362] IMF/BIS/FSB. (2009b). *Guidance to Assess the Systemic Importance of Financial Institutions, Markets and Instruments: Initial Considerations*.
- [363] In, F., & Kim, S. (2006). The Hedge Ratio and the Empirical Relationship between the Stock and Futures Markets: A New Approach Using Wavelet Analysis. *Journal of Business*, 79, 799 – 820.
- [364] Ingves, S. (2017, June 02). *Remarks given at IADI conference on “Designing an Optimal Deposit Insurance System”*. Retrieved from <https://www.bis.org/speeches/sp170602.htm>
- [365] Instefjord, N. (2005). Risk and hedging: do credit derivatives increase bank risk? *Journal of Banking and Finance*, 29(2), 333–345. Retrieved from Journal of Banking and Finance.
- [366] Ioannidou, V., & Penas, M. (2010). Deposit Insurance and Bank Risk-Taking: Evidence from Internal Loan Ratings. *Journal of Financial Intermediation*, 19(1), 95-115.
- [367] J.P. Morgan/Reuters. (1996). *RiskMetrics. Technical Document. Fourth Edition*. Retrieved from http://pascal.iseg.utl.pt/~aafonso/eif/rm/TD4ePt_2.pdf
- [368] Jabeur, S., & Fahmi, Y. (2018). Forecasting financial distress for French firms: a comparative study. *Empirical Economics*, 54(3), 1173-1186.
- [369] Jaggia, S., & Thosar, S. (1993). Multiple bids as a consequence of target management resistance: A count data approach. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 13(1), 447-457.
- [370] Jahn, N., Memmel, C., & Pflingsten, A. (2013). Banks' concentration versus diversification in the loan portfolio: New evidence from Germany. . *papers.ssrn.com*.

- [371] Jarrow, R. (2001). Default parameter estimation using market prices. *Financial Analysts Journal*, 75-92.
- [372] Jimenez, G., Ongena, S., Peydro, J.-L., & Saurina, J. (2014). Hazardous times for monetary policy: what do twenty three million bank loans say about the effects of the monetary policy on credit risk-taking? *Econometrica*, 82(2), 463-505.
- [373] Joe, H. (1997). *Multivariate models and dependence concepts*. London: Chapman & Hall.
- [374] Johnsen, T., & Melicher, R. (1994). Predicting corporate bankruptcy and financial distress: information value added by multinomial logit models. *Journal of Economics and Business*, 46, 268–286.
- [375] Johnson, J. (2000). *A Fistful of Rubles: The Rise and Fall of the Russian Banking System*. Cornell University Press.
- [376] Jokivuolle, E., & Peura, S. (2003). Incorporating Collateral Value Uncertainty in Loss Given Default Estimates and Loan-to-value Ratios. *European Financial Management*, 9(3), 299-314.
- [377] Jokivuolle, E., & Vauhkonen, J. (2009). Pressure for changes in capital adequacy regulation of banks. *Bank of Finland Bulletin No. 2*, 37-46.
- [378] Jones, D. (2000). Emerging problems with the Basel Capital Accord: Regulatory capital arbitrage and related issues. *Journal of Banking & Finance*, 24, 35-58.
- [379] Jones, E., Beck, T., & Kneek, P. (2018, September). *Mind the Gap: Making Basel Standards Work for Developing Countries*. Retrieved October 06, 2019, from <https://www.geg.ox.ac.uk/sites/geg.bsg.ox.ac.uk/files/2018-09/Mind%20the%20gap%20-%20making%20Basel%20standards%20work%20for%20developing%20countries.pdf>
- [380] Jorion, P. (2003). *Financial Risk Manager Handbook* (изд. 2nd). New York: John Wiley & Sons.
- [381] Junevicius, A., & Puidokas, M. (2015). Institutional Change of the Supervisory System of the EU Financial Market. *213*, 55-60.
- [382] Junker, M., & May, A. (2005). Measurement of aggregate risk with copulas. *The Econometrics Journal*, 8, 428-454.
- [383] Jurča, P., Klacso, J., Tereanu, E., Forletta, M., & Gross, M. (2020). *The Effectiveness of Borrower-Based Macroprudential Measures: A Quantitative Analysis for Slovakia*. Retrieved from IMF Working Paper WP/20/134: <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2020/07/17/The-Effectiveness-of-Borrower-Based-Macroprudential-Measures-A-Quantitative-Analysis-for-49581>
- [384] Kahf, M. (2005, November 22-24). *Basel II: Implications for Islamic Banking*. Retrieved from Paper Written for the 6th International Conference on Islamic Economics and Banking. Jakarta: http://monzer.kahf.com/papers/english/Basel_II_Implications_for_Islamic_Banking_FOR_6TH_CONFERENCE_IN_JAKARTA.pdf
- [385] Kahl, K. (1983). Determination of the Recommended Hedging Ratio. *American Journal of Agricultural Economics*, 65, 603 – 605.
- [386] Kahneman, D. (2002, December 08). *Maps of Bounded Rationality: A Perspective on Intuitive Judgment and Choice*. Retrieved from <https://www.nobelprize.org/uploads/2018/06/kahnemann-lecture.pdf>
- [387] Kahneman, D. (2011). *Thinking, Fast and Slow*. New York: Farrar, Straus and Giroux Books.
- [388] Kahou, M. E., & Lehar, A. (2017). Macroprudential policy: A review. *Journal of Financial Stability*, 29, 92–105.
- [389] Kaltofen, D., Paul, S., & Stein, S. (2006, August 20). *Retail Loans and Basel II: Using Portfolio Segmentation to Reduce Capital Requirements*. Retrieved from <http://aei.pitt.edu/9427/>
- [390] Kaluder, I., & Augustin, I. (2013, January). *Specialized Lending Rating Model using Analytical Hierarchy Process*. Retrieved Ноябрь 08, 2018, from <https://www.researchgate.net/publication/277774841>
- [391] Kapitsinas, S. (2008). *The impact of derivatives usage on firm value: evidence from Greece*. Retrieved from MPRA Paper, University Library of Munich, Germany.
- [392] Karas, A., & Vernikov, A. (2019). Russian bank data: Birth and death, location, acquisitions, deposit insurance participation, state and foreign ownership. *Data in Brief*, 27, 104560.
- [393] Karmakar, S. (2016). Macroprudential regulation and macroeconomic activity. *Journal of Financial Stability*, 25, 166-178. doi:10.1016/j.jfs.2016.06.006
- [394] Karminsky, A. M., & Khromova, E. (2018). Increase of banks' credit risks forecasting power by the usage of the set of alternative models. *Russian Journal of Economics*, 4, 155–174.

- [395] Kashyap, A. K., Tsomocos, D. P., & Vardoulakis, A. P. (2020, January). *Optimal Bank Regulation In the Presence of Credit and Run-Risk*. NBER Working Paper No. 26689. Retrieved September 01, 2020, from <https://www.nber.org/papers/w26689>
- [396] Kashyap, A., & Stein, C. (2004). Cyclical Implications of the Basel-II Capital Standards. *Federal Reserve Bank of Chicago Economic Perspectives*, 28, 18-31.
- [397] Kauko, K. (2019). *Benford's law and Chinese banks' non-performing loans*. Получено из Bank of Finland's institutional repository BOFIT Discussion Papers 25: <https://helda.helsinki.fi/bof/bitstream/handle/123456789/16533/dp2519.pdf;jsessionid=0416C02EF33FB7D47D4EF03CD25A6869?sequence=1>
- [398] Kavussanos, M. T. (2014). The determinants of credit spreads changes in global shipping bonds. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 70, 55–75.
- [399] Kavussanos, M., & Tsouknidis, D. (2016). Default risk drivers in shipping bank loans. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 94, 71–94.
- [400] Keifer, N. (2009). Default Estimation for low-default portfolio. *Journal of Empirical Finance*, 16, 164-173.
- [401] Khorasgani, A., & Gupta, J. (2017). *Estimating Reserve Requirement for Credit Portfolio of UK SMEs*. Retrieved from SSRN (10.2139/ssrn.2961243): https://www.researchgate.net/publication/324664468_Estimating_Reserve_Requirement_for_Credit_Portfolio_of_UK_SMEs
- [402] Kiff, J., Elliott, J., Kazarian, E., Scarlata, J., & Spackman, C. (2009). *Credit derivatives; systemic risks and policy options?* Retrieved from IMF Working Papers 09/254.
- [403] Kiley, M. T. (2021). What macroeconomic conditions lead financial crises? *Journal of International Money and Finance*.
- [404] Kim, H., Cho, H., & Ryu, D. (2021). Predicting corporate defaults using machine learning with geometric-lag variables. *Investment Analyst Journal*, 50(3), 161–175.
- [405] Kim, S., & Oh, J. (2020, March). Macroeconomic effects of macroprudential policies: Evidence from LTV and DTI policies in Korea. *Japan and the World Economy*, 53, <https://doi.org/10.1016/j.japwor.2020.100997>.
- [406] Kinader, M., & Kiss, H. J. (2014). Sequential decisions in the Diamond–Dybvig banking model. *Journal of Financial Stability*, 15, 149–160.
- [407] Kindleberger, C., & O'Keefe, R. (2001). *Manias, panics and crashes*. Springer.
- [408] King, G., & Zeng, L. (2001). Logistic Regression in Rare Events Data. *Political Analysis*, 9(2), 137–163.
- [409] Kiss, H. J., Rodriguez-Lara, I., & Rosa-Garcia, A. (2018). Panic bank runs. *Economics Letters*, 162, 146–149.
- [410] Kleimeier, S., & Sander, H. (2006). Expected versus unexpected monetary policy impulses and interest rate pass-through in euro-zone retail banking markets. *Journal of Banking & Finance*, 30, 1839–1870.
- [411] Kocagil, A., Reyngold, A., Stein, R., & Ibarra, E. (2002). *Moody's RiskCalc™ Model for Privately-Held U.S. Banks*. Retrieved from <http://www.rogermstein.com/wp-content/uploads/riskcalc-usbanks.pdf>
- [412] Koller, T., Goedhart, M., & Wessels, D. (2015). *Valuation: Measuring and Managing the Value of Companies* (6-th ed.). New York: Wiley Finance.
- [413] Kolstad, J. T., & Kowalski, A. E. (2012). The Impact of Health Care Reform on Hospital and Preventive Care: Evidence from Massachusetts. *Journal Public Economics*, 96(11), 909-929.
- [414] Korol, T., & Korodi, A. (2010). Predicting bankruptcy with the use of macroeconomic variables. *Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research*, 44, 201–219.
- [415] Koski, J., & Pontiff, J. (2001). How are derivatives used? Evidence from the mutual fund industry. *Journal of Finance*, 54(2), 791–816.
- [416] Kosmetatos, P. (2014). The winding-up of the Ayr Bank, 1772–1827. *Financial History Review*, 21(2), 165-190.
- [417] Kossovsky, A. (2014). *Benford's Law: Theory, the General Law of Relative Quantities, and Forensic Fraud Detection Applications*. World Scientific Pub. Co. Inc.
- [418] Kotlikoff, L. J., Kubler, F., Polbin, A., & Scheidegger, S. (October 2021 г.). *Can Today's and Tomorrow's World Uniformly Gain from Carbon Taxation?* Получено из NBER Working Paper 29224: <https://www.nber.org/papers/w29224>

- [419] Kozlovceva, I., Penikas, H., Petreneva, E., & Ushakova, Y. (2022). Macroprudential Policy Efficiency in Russia: Assessment for the Uncollateralized Consumer Loans. *Emerging Markets Review*, <https://doi.org/10.1016/j.ememar.2022.100910>.
- [420] Kozodoi, N., Jacob, J., & Lessmann, S. (2022). Fairness in credit scoring: Assessment, implementation and profit implications. *European Journal of Operational Research*, 297(3), 1083-1094.
- [421] Krakar, Z., & Žgela, M. (2009). *Application of Benford's Law in Payment Systems Auditing*. Получено из https://www.researchgate.net/publication/26630504_Application_of_Benford%27s_Law_in_Payment_Systems_Auditing
- [422] Kramer, W., & Neumarker, S. (2019). Skill Scores and modified Lorenz domination in default forecasts. *Economics Letters*, 181, 61-64. doi:10.1016/j.econlet.2019.05.006
- [423] Kroner, K., & Sultan, J. (1991). Exchange Rate Volatility and Time Varying Hedge Ratios. *Pacific-Basin Capital Markets Research*, 397-412.
- [424] Kroner, K., & Sultan, J. (1993). Time-Varying Distributions and Dynamic Hedging with Foreign Currency Futures. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 28, 535 – 551.
- [425] Kruger, M. (2015). Validation and monitoring of PD models for low default portfolios using PROC MCMC. *Paper 1400-2015*. North-West University, South Africa.
- [426] Krugman, P. (2009, September 30). *Moral Decay? Or Deregulation?* Retrieved October 04, 2018, from New York Times: <https://krugman.blogs.nytimes.com/2009/09/30/moral-decay-or-deregulation/>
- [427] Krugman, P. R., & Obstfeld, M. (2003). *International Economics. Theory and Policy* (6th ed.). Boston: Pearson Addison Wesley.
- [428] Kruppa, J., Lepenies, B., & Jung, K. (2018). A genetic algorithm for simulating correlated binary data from biomedical research. *Computers in Biology and Medicine*, 92, 1-8. doi:10.1016/j.compbio.2017.10.023
- [429] Kulinskaya, E., Morgenthaler, S., & Staudte, R. G. (2008). *Meta Analysis. A Guide to Calibrating and Combining Statistical Evidence*. Chichester: John Wiley & Sons, Ltd.
- [430] Kumar, P. R., & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques: A review. *European journal of operational research*, 180(1), 1-28.
- [431] Kupiec, P. H. (2006, August). *Capital Allocation for Portfolio Credit Risk*. Retrieved January 09, 2020, from FDIC Center for Financial Research WP No. 2006-08: <https://www.fdic.gov/bank/analytical/cfr/2006/wp2006/2006-08.pdf>
- [432] Kupiec, P. H. (2009, November). *How Well Does the Vasicek-Basel AIRB Model Fit the Data? Evidence from a Long Time Series of Corporate Credit Rating Data*. Retrieved from FDIC Center for Financial Research Working Paper No. 2009-10.
- [433] Kuritzkes, A., Schuermann, T., & Weiner, S. M. (2003). Risk Measurement, Risk Management, and Capital Adequacy in Financial Conglomerates. *Brookings-Wharton Papers on Financial Services*, 141-193.
- [434] Kydland, F. E. (2004, December 08). *Quantitative Aggregate Theory (Prize Lecture)*. Retrieved from <https://www.nobelprize.org/uploads/2018/06/kydland-lecture.pdf>
- [435] Kyle, A. S., Obizhaeva, A. A., & Tuzun, T. (2020). Microstructure invariance in U.S. stock market trades. *Journal of Financial Markets*, 49, 100513.
- [436] Lachin, J. M. (2011). *Biostatistical methods. The assessment of relative risks*. (изд. 2-е). New Jersey: Wiley.
- [437] Laina. (2015). Proposals for Full-Reserve Banking: A Historical Survey from David Ricardo to Martin Wolf. *Economic Thought*, 4(2), 1-19.
- [438] Lall, R. (2012). From failure to failure: The politics of international banking regulation. *Review of International Political Economy*, 19(4), 609-638.
- [439] Lamy, M.-F. (2006). The treatment of credit risk in the Basel Accord and Financial Stability. *International Journal of Business*, 11(2), 159-170.
- [440] Lando, D., & Skodeberg, T. (2002). Analyzing rating transitions and rating drift with continuous observations. *Journal of Banking and Finance*, 26, 423-444.
- [441] Lardy, N. R. (1998). *China's unfinished economic revolution*. Washington, DC: Brookings.
- [442] *Law of the Republic of Kazakhstan No. 133-IV*. (9 February 2009 г.). Получено из https://zakon.uchet.kz/rus/docs/Z090000133_

- [443] Laws of Brunei. (1999). *Chapter 168 Islamic Banking*. Получено из Attorney General's Chambers of Brunei Darussalam: http://www.agc.gov.bn/AGC%20Images/LAWS/ACT_PDF/Chp.168.pdf
- [444] Lee, C., & Mathur, I. (1999). The Influence of informational arrival on market microstructure: evidence from three related markets. *Financial Review*, 34(1), 1 - 26.
- [445] Lee, D. S., & Lemieux, T. (2010, June). Regression Discontinuity Designs in Economics. *Journal of Economic Literature*, 48, 281-355.
- [446] Leung, S.-l., Banks, M., & Saary-Littman, J. (2016). Expanding Role of Credit Portfolio Management. *Global Credit Review*, 6, 11–20.
- [447] Levin, A., Lin, C.-F., & J., C. C.-S. (2002). Unit root tests in panel data: Asymptotic and finite-sample properties. *Journal of Econometrics*, 108, 1-24.
- [448] Li, D. (2000). On Default Correlation: A Copula Function Approach. *Journal of Fixed Income*, 9(4), стр. 43-54.
- [449] Li, P., Wang, X., & Wang, H. (2013). A factor model for the calculation of portfolio credit VaR. *Procedia Computer Science*, 17, 611-618.
- [450] Li, S., & Marin, C. (2014). The use of financial derivatives and risks of U.S. bank holding companies. *International Review of Financial Analysis*, 35, 46–71.
- [451] Li, X., Shang, Y., & Su, Z. (2015). Semiparametric estimation of default probability: Evidence from the Prosper online credit market. *Economics Letters*, 127, 54-57. doi:10.1016/j.econlet.2014.11.033
- [452] Lien, D. (2004). Cointegration and the optimal hedge ratio: the general case. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 44(5), 654-658.
- [453] Lin, J. W., Najand, M., & Yung, K. (1994). Hedging with Currency Futures: OLS vs. GARCH. *Journal of Multinational Financial Management*, 4, 45-67.
- [454] Lin, P. (2003). Equivalence between the Diamond–Dybvig banking model and the optimal income taxation model. *Economics Letters*, 79, 193–198.
- [455] Lipovetsky, S. (2021). Understanding Elections Through Statistics: Polling, Prediction, and Testing. *Technometrics*, 63(1), 143-144. doi:10.1080/00401706.2020.1865003
- [456] Liu, A., Paddrik, M., Yang, S., & Zhang, X. (2017). Interbank contagion: An agent-based model approach to endogenously formed networks. *Journal of Banking & Finance*. doi:10.1016/j.jbankfin.2017.08.008
- [457] Liu, Y., Yang, M., Wang, Y., Li, Y., Xiong, T., & Li, A. (2022). Applying machine learning algorithms to predict default probability in the online credit market: Evidence from China. *International Review of Financial Analysis*, 79(1), 101971.
- [458] Loeffler, G., Poscha, P. N., & Schoene, C. (2004, July 31). *Bayesian Methods for Improving Credit Scoring Models*. Retrieved from Gruppi di Ricerca Economica Teoretica e Applicata: http://www.greta.it/credit/credit2004/Poster/10_2_Loeffler_Posch_Schoene.pdf
- [459] Loeffler, G. (2003). The effects of estimation error on measures of portfolio credit risk. *Journal of Banking & Finance*, 27, 1427–1453.
- [460] Loipersberger, F. (2018). The effect of supranational banking supervision on the financial sector: Event study evidence from Europe. *Journal of Banking and Finance*(91), 34-48.
- [461] Longin, F., & Solnik, B. (2001). Extreme Correlation of International Equity Markets. *The Journal of Finance*, LVI(2), 649-676.
- [462] Lopez, J. A. (2002, April 23). *The Empirical Relationship between Average Asset Correlation, Firm Probability of Default and Asset Size*. Retrieved January 09, 2020, from <https://www.bis.org/bcbs/events/b2ealop.pdf>
- [463] Loutskina, E., & Strahan, P. E. (2011, May). Informed and uninformed investment in housing: The downside of diversification. *Review of Financial Studies*, 24, 1447-1480.
- [464] Lozinskaia, A., Merikas, A., Merika, A., & Penikas, H. (2017). Determinants of the probability of default: the case of the internationally listed shipping corporations. *Maritime Policy & Management*, 4(7), 837-858.
- [465] Lubis, A., Alexiou, C., & Nellis, J. G. (2019, September). What Can We Learn from the Implementation of Monetary and Macroprudential Policies: A Systematic Literature Review. *Journal of Economic Surveys*, 33(4), 1123-50.
- [466] Lucas Jr., R. E. (1995, December 07). *Monetary Neutrality (Prize Lecture)*. Retrieved from <https://www.nobelprize.org/uploads/2018/06/lucas-lecture.pdf>
- [467] Lunn, A., & Davies, S. (1998). A note on generating correlated binary variables. *Biometrika*, 2(85), 487-490.

- [468] Luo, X., & Shevchenko, P. (2010). The t copula with multiple parameters of degrees of freedom: bivariate characteristics and application to risk management. *Quantitative Finance*, 10(9), 1039–1054.
- [469] Luppi, B., Marzo, M., & Scorcu, A. (2005ca). *A credit risk model for Italian SMEs*. Retrieved from <https://core.ac.uk/download/pdf/6256309.pdf>
- [470] Maarse, B. (2012, July 16). *Backtesting Framework for PD, EAD and LGD*. Retrieved August 16, 2019, from https://essay.utwente.nl/61905/1/master_B._Maarse.pdf
- [471] MacKenzie, D. (2008). End of the world insurance. *London Review of Books*, 30(9), 24–25.
- [472] MacKenzie, D., & Spears, T. (2014). ‘The formula that killed Wall Street’: The Gaussian copula and modelling practices in investment banking. *Social Studies of Science*, 44(3), 393-417. doi:<https://doi.org/10.1177/0306312713517157>
- [473] Mai, J.-F., & Scherer, M. (2012). *Simulating copulas. Stochastic models, sampling algorithms, and applications. Series in Quantitative Finance, Vol. 4*. London : Imperial College Press.
- [474] Makarov, V., Bakhtizin, A., & Epstein, J. (2022). *Agent-Based Modeling for a Complex World*. Moscow: Scientific Publications Department, GAUGN.
- [475] Mäkinen, M. (2021, May 28). *Does a Financial Crisis Change a Bank's Exposure to Risk? A Difference-in-Differences Approach* . Retrieved from BOFIT Discussion Paper No. 8/2021: <https://ssrn.com/abstract=3856000>
- [476] Malevergne, Y., & Sornette, D. (2003). Testing the Gaussian copula hypothesis for financial assets dependencies. *Quantitative Finance*, 3, 231-250.
- [477] Malle, S. (2009). *The Impact of the Financial Crisis on Russia*. Retrieved from NCD Forum Paper, NATO Defense College 12.
- [478] Malovaná, S., Kolcunová, D., & Brož, V. (2019). Does monetary policy influence banks' risk weights under the internal ratings-based approach? *Economic Systems*, 43.
- [479] Mamonov, M. (2020). Maturity Structure of Banking Transactions and Its Role in Predicting Negative Net Worth of Banks. *Russian Journal of Money and Finance*, 79(2), 70–100. doi:10.31477/rjmf.202002.70
- [480] Mariathan, M., & Merrouche, O. (2014). The manipulation of basel risk-weights. *Journal of Financial Intermediation*, 22(3), 300-321.
- [481] Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *Journal of Finance*, 7, 77-91.
- [482] Martinez-Miera, D., & Repullo, R. (2019, February). *Monetary Policy, Macprudential Policy, and Financial Stability*. Retrieved from CEMFI Working Paper No. 1901: <https://www.cemfi.es/ftp/wp/1901.pdf>
- [483] Martynova, N. (2015). Effect of bank capital requirements on economic growth: a survey. *Working Paper 467*. . Dutch National Bank. doi:10.2139/ssrn.2577701
- [484] Masala, G., Menzietti, M., & Micocci, M. (2005). Pricing credit derivatives with a copula-based actuarial model for credit risk. *Economia. Societa ed istituzioni, No. 1*, 79-102.
- [485] Maskin, E. (2020, June 06). *Arrow's Theorem, May's Axioms, and Borda's Rule*. Retrieved from <https://scholar.harvard.edu/maskin/publications/arrow%E2%80%99s-ii-condition-may%E2%80%99s-axioms-and-borda-count>
- [486] Mayordomo, S., Rodriguez-Moreno, M., & Pena, J. (2014). Derivatives holdings and systemic risk in the U.S. banking sector. *Journal of Banking and Finance*, 45, 84–104.
- [487] McCann, F., & O'Toole, C. (2019, October). Cross-Border Macprudential Policy Spillovers and Bank Risk-Taking. *International Journal of Central Banking*, 15(4), 267-311.
- [488] McCoy, E. (2008). Maturity Adjustments under Asymptotic Single Risk Factor Models: A Comparative Analysis. *Journal of Credit Risk*, 4(3), 103-35.
- [489] McCullah, P., & Nelder, J. (1989). *Generalized Linear Models*. London: Chapman and Hall.
- [490] McLeay, M., Radia, A., & Thomas, R. (2014, March). *Money creation in the modern economy* . Retrieved from Bank of England's Monetary Analysis Directorate: <https://www.bankofengland.co.uk/-/media/boe/files/quarterly-bulletin/2014/money-creation-in-the-modern-economy.pdf>
- [491] McNeil, A. J. (2008). Sampling nested Archimedean copulas. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 78, 567–581.
- [492] Mehrara, M., Moeini, A., Ahrari, M., & Karubi, F. (2010). VLCC's Freight Rate Forecasting by Using Neural Network. *Research Journal of International Studies*, 14, 53-62.
- [493] Meng, Q., Levy, A., Kaplin, A., Wang, Y., & Hu, Z. (. (2010, February 05). *Implications of PD-LGD Correlation in a Portfolio Setting. Moody's Analytics*. Retrieved December 09, 2019, from

- <https://www.moodysanalytics.com/-/media/whitepaper/before-2011/10-05-02-implications-of-pd-lgd-correlation-in-a-portfolio-setting.pdf>
- [494] Merika, A., Merikas, A., Penikas, H., & Surkov, M. (2020). The Basel II Internal Ratings Based (IRB) Model and the Transition Impact on the Listed Greek Banks. *Journal of Economic Asymmetries*, <http://doi.org/10.1016/j.jeca.2020.e00183>.
- [495] Merika, A., Negkakis, I., & Penikas, H. (2021). Stress-Testing and Credit Risk Revisited: A Shipping Sector Application. *International Journal of Banking, Accounting and Finance*, 12(4), 389-403.
- [496] Merikas, A., Merika, A., & Penikas, H. I. (2013). Dry Bulk Time Charter Rates Joint Return Distribution Modeling: Copula-Approach. *Procedia Computer Science*, 17, 1125-1133.
- [497] Merton, R. (1974). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest. *Journal of Finance*, 29, 449-470.
- [498] Meuleman, E., & Vennet, R. V. (2020). Macroprudential policy and bank systemic risk. *Journal of Financial Stability*, 47.
- [499] Micheli, A. P. (2015). The Default Risk: An Empirical Analysis on the Automotive Companies. *Management Studies*, 3(7-8), 169-178.
- [500] Microsoft News Center. (18 January 2022 г.). *Microsoft to acquire Activision Blizzard to bring the joy and community of gaming to everyone, across every device*. Получено из <https://news.microsoft.com/2022/01/18/microsoft-to-acquire-activision-blizzard-to-bring-the-joy-and-community-of-gaming-to-everyone-across-every-device/>
- [501] Miles, D., Yang, J., & Marcheggiano, G. (2013). Optimal Bank Capital. *Economic Journal*, 123(567), 1-37. doi:10.1111/j.1468-0297.2012.02521.x
- [502] Ming-Hua, L., Margaritis, D., & Tourani-Rad, A. (2005). *Monetary Policy Transparency and Pass-Through of Retail Interest Rates*. Retrieved from Auckland University of Technology, Faculty of Business, Research Paper Series, Paper 23-2005: https://openrepository.aut.ac.nz/bitstream/handle/10292/1126/Monetary_policy.pdf?sequence=1
- [503] Minsky, H. (1982). *Can "It" Happen Again?*. New York: Routledge.
- [504] Minton, B., Stulz, R., & Williamson, R. (2009). How much do banks use credit derivatives to hedge loans? *Journal of Financial Services Research*, 35(1), 1-31.
- [505] Mises, L. v. (1953). *Theory of Money and Credit*. Yale University Press.
- [506] Mises, L. v. (1978). *The Causes of the Economic Crisis And Other Essays Before and After the Great Depression*. (J. Percy L. Greaves, Ed.) Auburn, Alabama: Ludwig von Mises Institute. Retrieved from https://cdn.mises.org/The%20Causes%20of%20the%20Economic%20Crisis,%20and%20Other%20Essays%20Before%20and%20After%20the%20Great%20Depression_2.pdf?token=V8MuCp_y
- [507] Mises, R. v. (1981). *Probability, Statistics and Truth* (2nd ed.). New York: Dover.
- [508] Mishin, A. (2020, January). *Dynamic Bank Capital Regulation and Optimal Macroprudential Policies in the Presence of Shadow Banks*. Retrieved from Job Market Paper: https://c722622c-dda4-4fcf-9af5-c82f7cb1076a.filesusr.com/ugd/f22857_3c3dad4e108a46d899c75b93130b3c43.pdf
- [509] Mishkin, F. (2006). *The Economics of Money, Banking and Financial Markets* (изд. 8th). Chicago: Pearson.
- [510] Mishkin, F. S. (2004). *The economics of money, banking, and financial markets* (7th ed.). Boston: Pearson Addison-Wesley.
- [511] Miteski, M., Mitreska, A., & Vaskov, M. (2018). The Risk-Taking Channel of Monetary Policy in Macedonia: Evidence from Credit Registry Data. *National Bank of the Republic of Macedonia Working Paper No. 7*.
- [512] Mitroussi, K., Abouarghoub, W., Haider, J., Pettit, S., & Tigka, N. (2016). Performance drivers of shipping loans: An empirical investigation. *International Journal of Production Economics*, 171(3), 438-452.
- [513] Miu, P., & Ozdemir, B. (2006). Basel requirement of downturn LGD: Modeling and estimating PD & LGD correlations. *Journal of Credit Risk*, 2(2), 43-68.
- [514] Miu, P., & Ozdemir, B. (2008, October 09). *Stress-Testing Probability of Default and Migration Rate with Respect to Basel II Requirements*. Retrieved from <https://ssrn.com/abstract=1365842>
- [515] Mojon, B. (2000, November). *Financial structure and the interest rate channel of ECB monetary policy*. Retrieved from ECB Working Paper, No. 40: <http://hdl.handle.net/10419/152474>

- [516] MoneyGate. (2021, January 4). *100 largest banks in Asia Pacific*. Retrieved from MoneyGate: <https://money-gate.com/banks-in-asia-pacific/>
- [517] Monks, T., Currie, C. S., Onggo, B. S., Robinson, S., Kunc, M., & Taylor, S. J. (2019). Strengthening the reporting of empirical simulation studies: Introducing the STRESS guidelines. *Journal of Simulation*, *13*(1), 55-67.
- [518] Montes, C., Artigas, C., Cristófoli, M., & San Segundo, N. (2018). The impact of the IRB approach on the risk weights of European banks. *Journal of Financial Stability*, *39*, 147-166. doi:10.1016/j.jfs.2016.11.004
- [519] Moody's. (2007, June). Back-Testing Moody's LGD Methodology. New York, London. Retrieved August 19, 2019, from <https://www.moodys.com/sites/products/DefaultResearch/2006600000441444.pdf>
- [520] Moody's. (2018, February 15). *Cross-Sector: Annual Default Study: Corporate Default and Recovery Rates, 1920-2017*. Retrieved December 20, 2019, from https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_1112754
- [521] Moosa, I. (2010). Basel II as a casualty of the global financial crisis. *Journal of Banking Regulation*, *11*(2), 95-114.
- [522] Moreau, V. H. (2021). Inconsistencies in countries COVID-19 data revealed by Benford's law. *Model Assisted Statistics and Applications*, *16*(1), 73-79.
- [523] Morgan, P. J., Regis, P. J., & Salike, N. (2019). LTV policy as a macroprudential tool and its effects on residential mortgage loans. *Journal of Financial Intermediation*, *37*, 89–103.
- [524] Mourlon-Druol, E. (2015). ‘Trust is good, control is better’: The 1974 Herstatt Bank Crisis and its Implications for International Regulatory Reform. *Business History*, *57*, 311-334. doi:10.1080/00076791.2014.950956
- [525] Munksgaard, J., Wier, M., Lenzen, M., & Dey, C. (2005). Using Input-Output Analysis to Measure the Environmental Pressure of Consumption at Different Spatial Levels. *Journal of Industrial Ecology*, *9*(1-2), 169--185.
- [526] Myers, R., & Hanson, S. (1996). Optimal dynamic hedging in unbiased futures markets. *American Journal of Agricultural Economics*, *78*(1), 13 – 20.
- [527] Myers, R., & Thompson, S. (1989). Generalized Optimal Hedge Ratio Estimation. *American Journal of Agricultural Economics*, *71*, 858 – 868.
- [528] Nagpal, K., & Bahar, R. (2001). Measuring Default Correlation. *Risk*, *14*(3), 129-32.
- [529] Nance, D., Smith, C., & Smithson, C. (1993). On the determinants of corporate hedging. *Journal of Finance*, *48*, 267–284.
- [530] Natale, F. (2006). *Optimization With Tail-Dependence and Tail Risk: A Copula Based Approach For Strategic Asset Allocation*. Retrieved from <http://ssrn.com/abstract=942275>
- [531] Nechitailo, V., & Penikas, H. (2021). Benchmarking Banking Regulation Regimes: Application for the CBDC. *Model Assisted Statistics and Applications*, *16*(4), 261-272.
- [532] Nelsen, R. (1999). *An Introduction to Copulas*. New York: Springer.
- [533] Nelsen, R. B. (2006). *An Introduction to Copulas* (2nd ed.). Springer.
- [534] Neumark, D., & Sharpe, S. (1992). Market Structure and the Nature of Price Rigidity: Evidence from the Market for Consumer Deposits. *The Quarterly Journal of Economics*, *107*, 657-680.
- [535] Newby, D., Freitas, A. A., & Ghafourian, T. (2013). Coping with Unbalanced Class Data Sets in Oral Absorbtion Models. *Journal of Chemical Information Modeling*, *53*(2), 461–474.
- [536] Nguyen, H., & Faff, R. (2007). *Are financial derivates really value enhancing? Australian evidence*. Retrieved from Accounting, Finance, Financial Planning and Insurance Series 14, Deakin University, Faculty of Business and Law, School of Accounting, Economics and Finance.
- [537] Nguyen, T. (2014). Bank capital requirements: A quantitative analysis. *Charles A. Dice Center Working Paper No. 2015-14*, 1-42. doi:10.2139/ssrn.2356043
- [538] Ni, J., Kwak, W., Cheng, X., & Gong, G. (2014). The determinants of bankruptcy for Chinese firms. *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, *17*(2), 1450012.
- [539] Nielsen, C., & Weinrich, G. (2019). The welfare costs of bank regulation by deposit rate ceilings. *Economics Letters*, *179*, 33–37.
- [540] Niepmann, F., & Stebunovs, V. (2018, July). *Modeling Your Stress Away*. doi:10.17016/IFDP.2018.1232
- [541] Nigmonov, A. (2021). Banking versus FinTech Credit: Estimating Defaults in European P2P Lending Market. *Presentation at the Annual Event of Finance Research Letters. 2021 Virtual Conference: Frontiers in Credit Risk*.

- [542] Nigmonov, A., Shams, S., & Alam, K. (2022, January). Macroeconomic determinants of loan defaults: Evidence from the U.S. peer-to-peer lending market. *Research in International Business and Finance*, 59, 101516.
- [543] Nigrini, M. J. (2012). *Benford's Law: Applications for Forensic Accounting, Auditing, and Fraud Detection*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- [544] Nigrini, M. J. (2017). Audit Sampling Using Benford's Law: A Review of the Literature with Some New Perspectives. *Journal of emerging technologies in accounting*, 14(2), 29-46.
- [545] Nijs, L. (2020). *The Handbook of Global Shadow Banking, Volume I: From Policy to Regulation*. Palgrave Macmillan.
- [546] Nivorozhkin, E., & Chondrogiannis, I. (2020). Systemic Risk in the Chinese Banking Sector (плeнaрный доклад). *PhD-семинар "Финансовые рынки и корпоративные стратегии: сравнительный анализ". 18-20 мая 2020 г.* Москва (онлайн): ВШЭ.
- [547] Nordhaus, W. D. (2018, October). *Climate change: The Ultimate Challenge for Economics (Prize Lecture)*. Retrieved from <https://www.nobelprize.org/uploads/2018/10/nordhaus-lecture.pdf>
- [548] Norring, A. (2019, May 23). *Macroprudential policy spillovers and international banking - Taking the gravity approach*. Retrieved from BOFIT Research Paper: https://www.suomenpankki.fi/globalassets/en/financial-stability/events/sra2019/norring_paper_updated.pdf
- [549] Novembre, V. (2009). The Bargaining process as a variable to explain implementation choices of international soft-law agreements: The Basel case study. *Journal of Banking Regulation*, 10(2), стр. 128-152.
- [550] Nunti, C., Boonyakunakorn, P., & Sriboonchitta, S. (2019). Technical efficiency of rice production in Thailand: copula-based stochastic frontier model. *The Second International Conference on Physics, Mathematics and Statistics. Journal of Physics: Conference Series* (pp. doi:10.1088/1742-6596/1324/1/012107). IOP Publishing.
- [551] Ocampo, J. (2003). *Capital Account and Counter-Cyclical Prudential Regulations in Developing Countries*. Retrieved from Informes y estudios especiales series, No. 6.
- [552] OCC. (2012). *Quarterly report on bank derivatives activities. Technical report*. Retrieved from Office of the Comptroller of the Currency: <http://www.occ.treas.gov/topics/capital-markets/financial-markets/trading/derivatives/dq112.pdf>
- [553] OECD . (1997). *Economic Surveys: Russian Federation*.
- [554] Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18, 109–131.
- [555] Okhrin, O., & Ristig, A. (2012). *Hierarchical Archimedean copulae: The HAC package*. Retrieved from SFB 649 Discussion Paper 2012–036.
- [556] Okhrin, O., Okhrin, Y., & Schmid, W. (2013). On the structure and estimation of hierarchical Archimedean copulas. *Journal of Econometrics*, 173, 189–204.
- [557] Onishenko, V., & Penikas, H. I. (2015). Application of Copula Models for Modeling One-Dimensional Time Series. In S. Ivliev, A. K. Bera, & F. Lillo (Eds.), *Financial Econometrics and Empirical Market Microstructure* (pp. 225-239). New York: Springer.
- [558] Opiela, T. P. (2004). Was there an implicit full guarantee at financial institutions in Thailand? Evidence of risk pricing by depositors. *Journal of Comparative Economics*, 32, 519–541.
- [559] Ordoñez, G. (2018). Sustainable Shadow Banking. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 10(1), 33–56.
- [560] Orgeldinger, J. (2006). Basel II and Project Finance - The development of a Basel II conforming rating model. *The Journal of Structured Finance*, 11(4), 84-95. doi:10.3905/jsf.2006.614085
- [561] Orlando, G., & Bace, E. (2021). Challenging times for insurance, banking and financial supervision in Saudi Arabia (KSA). *Administrative Sciences*, 11(3), 62. doi:10.3390/admsci11030062
- [562] Orlando, G., Bufalo, M., Penikas, H., & Zurlo, C. (2022). *Modern Financial Engineering. Counterparty, Credit, Portfolio and Systemic Risks*. World Scientific.
- [563] Orlando, G., Pisarchik, A. N., & Stoop, R. (Eds.). (2021). *Non-Linearities in Economics. An Interdisciplinary Approach to Economic Dynamics, Growth and Cycles*. Springer.
- [564] Osadchiy, M. (2021). *Vasicek Model Extension. Premature Default*. Retrieved from https://mpira.ub.uni-muenchen.de/108687/1/MPRA_paper_108687.pdf
- [565] Ostrom, E. (2009, December 09). *Prize Lecture*. Retrieved from NobelPrize.org. Nobel Media AB 2020: <https://www.nobelprize.org/prizes/economic-sciences/2009/ostrom/lecture/>

- [566] Oyama, T., & Yoneyama, M. (2005, August). *Advancing Credit Risk Management through Internal Rating Systems*. Retrieved from Bank of Japan: https://www.boj.or.jp/en/research/brp/ron_2005/data/fsk0509a.pdf
- [567] Ozdemir, B., & Miu, P. (2009). *Basel II Implementation. A Guide to Developing and Validating a Compliant Internal Risk Rating System*. New York: McGrawHill.
- [568] Pagano, M., & Jappelli, T. (1993). Information Sharing in Credit Markets. *Journal of Finance*, 48(5), 1693-1718.
- [569] Paligorova, T., & Santos, J. A. (2017). Monetary policy and bank risk-taking: Evidence from the corporate loan market. *Journal of Financial Intermediation*, 30, 35-49.
- [570] Pang, S., Hou, X., & Xia, L. (2021). Borrowers' credit quality scoring model and applications, with default discriminant analysis based on the extreme learning machine. *Technological Forecasting and Social Change*, 165(4), 120462.
- [571] Park, T., & Switzer, L. (1995). Bivariate GARCH Estimation of the Optimal Hedge Ratios for Stock Index Futures: A Note. *The Journal of Futures Markets*, 15, 61 – 67.
- [572] Patel, K., & Pereira, R. (2008). The determinants of default correlations. *Advances in Econometrics*, 22, 123-158.
- [573] Patton, A. (2012). A review of copula models for economic time series. *Journal of Multivariate Analysis*, 110, 4–18.
- [574] Pedersen, M. (2016, March). *Pass-Through, Expectations, and Risks. What Affects Chilean Banks' Interest Rates?* Retrieved from Banco Central de Chile Documentos De Trabajo N.º 780 Marzo 2016: <http://si2.bcentral.cl/public/pdf/documentos-trabajo/pdf/dtbc780.pdf>
- [575] Pederzoli, C., Torricelli, C., & Tsomocos, D. (2010). Rating systems, procyclicality and Basel II: an evaluation in a general equilibrium framework. *Annals of Finance*, 6(1), 33-49.
- [576] Penati, A., & Protopapadakis, A. (1988). The Effect of Implicit Deposit Insurance on Banks' Portfolio Choices with an Application to International 'Overexposure. *Journal of monetary economics*, 21(1), 1873-1295.
- [577] Penikas, H. (2015). History of banking regulation as developed by the Basel Committee on banking supervision in 1974 – 2014 (brief overview). *Financial Stability Journal*, 28(5), 9-47.
- [578] Penikas, H. (2020a). History of the Basel internal-ratings-based (IRB) credit risk regulation. *Model Assisted Statistics and Applications*, 15, 81-98.
- [579] Penikas, H. (2020b). History of the World Largest Credit Risk Losses in 1972-2018. *Экономический журнал ВШЭ*(1), 1-19.
- [580] Penikas, H. (2020c). Why the conservative Basel III credit risk model underestimates losses? *Modeling and Analysis of Complex Systems (MACSPro)* (pp. 69-78). Venice: Scopus-cited.
- [581] Penikas, H. (2020d, July). *IRB Asset and Default Correlation Parametrization: Rationale for the Macroprudential Add-Ons to the Risk-Weights*. Retrieved from Bank of Russia WP Series No. 56: https://www.cbr.ru/Content/Document/File/108514/wp-56_e.pdf
- [582] Penikas, H. (2020e). The Review of the Open Challenges in the IRB Loan Portfolio Credit Risk Modeling. *Model Assisted Statistics and Applications*, 15(4), 371-388.
- [583] Penikas, H. (2021). Optimal Credit Committee Voting Rule: Application for Shipping Companies . *IAME Conference*. International Association of Maritime Economists.
- [584] Penikas, H. (2021a). Money Multiplier Under Basel Capital Ratio Regulation: Implications for Counter-COVID-19 Stimulus. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 10.1080/20430795.2021.1945348.
- [585] Penikas, H. (2021b). Identifying default correlation via a mix of correlated Bernoulli distributions. *Conference proceedings "Rethinking Cities. Innovations and Resilience Post COVID-19. International Multidisciplinary Conference Under the Patronage of His Excellency Professor Riyad Hamzah President of University of Bahrain" (December 1-5, 2021)*.
- [586] Penikas, H. (2022b). PD-LGD Correlation for the Banking Lending Segment: Empirical Evidence from Russia. *Model Assisted Statistics and Applications*, 17(1), 1-12.
- [587] Penikas, H. (2022c, April). *Model Risk for Acceptable, but Imperfect, Discrimination and Calibration in Basel PD and LGD Models*. Retrieved from Bank of Russia Working Paper No. 92: https://cbr.ru/StaticHtml/File/135028/wp_92.pdf
- [588] Penikas, H. (2022d). Key Rate Pass-Through to Deposit Rates: Experience from the Pandemic Times. In D. K. Nguyen (Ed.), *Handbook of Banking and Finance in Emerging Markets* (p. Ch. 34). Edward Elgar Publishing.

- [589] Penikas, H. I. (2021). Natural Monopoly Regulation Principles' Application to Reduce Systemic Risk in Banking. *Финансы и бизнес*, 17(3), 48-59.
- [590] Penikas, H. I., & Selmier II, W. T. (2013). *Does Banking Regulation Cause Counterproductive Economic Dynamics?* Retrieved from NRU Higher School of Economics. Series WP BRP "Economics/EC" No. 15: Does Banking Regulation Cause Counterproductive Economic Dynamics?
- [591] Penikas, H. I., & Sirotkin, I. (2016). Optimal hedging ratio modeling using interday and intraday risk estimation: Moving window regression vs. cointegration approach. *Model Assisted Statistics and Applications*, 11(1), 1-12.
- [592] Penikas, H. I., & Surkov, M. (2018). *History of the World Largest Financial Losses in 1972-2018*. Retrieved from Universita di Pavia, Dipartimento di Scienze Economiche e Aziendali. Series ISSN: 2281-1346 "DEM Working Papers Series 2018-2020" No. 166.: <http://economieaweb.unipv.it/wp-content/uploads/2018/10/DEMWP0166.pdf>
- [593] Penikas, H., & Proskurin, S. (2013, October 08). *How Well do Analysts Predict Stock Prices? Evidence from Russia*. Retrieved from NRU Higher School of Economics. Series FE "Financial Economics": <https://wp.hse.ru/data/2013/10/08/1280452250/18FE2013.pdf>
- [594] Penikas, H., & Savenko, D. (2022). How Do Russian Banks Evaluate the Retail Credit Risks? In E. Karanina (Ed.), *Proceedings of the SES 2021 International Scientific-Practical Conference "Ensuring the Stability and Security of Socio-Economic Systems: Overcoming the Threats of the Crisis Space" (June 17-18, 2021)* (pp. 361-370). Portugal: Scitepress.
- [595] Penikas, H., & Stefanenko, V. (2021). Identifying the Core Driver for the Islamic Banking Capital Adequacy Regulation. *Ihtifaz: Journal of Islamic Economics, Finance, and Banking*, 4(2), 81-96. doi:10.12928/ijiefb.v4i2.4531
- [596] Penikas, H., Skarednova, A., & Surkov, M. (2021, July). *How Do Investors Prefer Banks to Transit to Basel Internal Models: Mandatorily or Voluntarily?* Retrieved from Bank of Russia Working Paper Series No. 74: http://cbr.ru/StaticHtml/File/124474/wp-74_e.pdf
- [597] Penikas, H., Skarednova, A., Surkov, M., & Festa, Y. (2022). Automation of the Approach to Replicating Data When the Control Group Is Depleted in The Difference-In-Differences Method: Application to IRB Implementation Data Samples. *Procedia Computer Science*, 199, 231-237.
- [598] Pereira da Silva, L. A. (2018, March 14). *In defence of central bank DSGE modelling*. Retrieved from <https://www.bis.org/speeches/sp180314.htm>
- [599] Pereira da Silva, L. A. (2020, May 13). *Green Swan 2 – Climate change and Covid-19: reflections on efficiency versus resilience*. Retrieved from <https://www.bis.org/speeches/sp200514.pdf>
- [600] Peresetsky, A., Karminsky, A., & Golovan, S. (2004). Probability of default models of Russian Banks. BOFIT. Получено из https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1015451
- [601] Perron, P. (2005). *Dealing with Structural Breaks*. Retrieved from Palgrave Handbook of Econometrics, No. 1 .
- [602] Petrov, D., & Pomazanov, M. (2009). Validation Method of Maturity Adjustment Formula for Basel II Capital Requirement. *Journal of Risk Model Validation*, 3(3), 81-97.
- [603] Pilnik, N., Radionov, S., & Yazykov, A. (2019). The model of the Russian banking system with indicators nominated in rubles and in foreign currency. In M. Jaćimović, M. Khachay, Y. Kochetov, V. Malkova, Y. Evtuschenko, & M. Posypkin, *Optimization and Applications 9th International Conference, OPTIMA 2018, Petrovac, Montenegro, October 1–5, 2018, Revised Selected Papers* (pp. 427-438). Berlin: Springer.
- [604] Pluto, K., & Tasche, D. (2005, July 28). *Estimating Probabilities of Default for Low Default Portfolios*. Retrieved from <https://crc.business-school.ed.ac.uk/wp-content/uploads/sites/55/2017/03/tasche-dirk-1.pdf>
- [605] Pluto, K., & Tasche, D. (2006). Estimating Probabilities of Default for Low Default Portfolios. In B. Engelmann, & R. Rauhmeier (Eds.), *The Basel II Risk Parameters. Estimation, Validation, and Stress-testing* (pp. 79-104). Springer.
- [606] Poledna, S., Boehmann, O., & Thurner, S. (2017). Basel III capital surcharges for G-SIBs are far less effective in managing systemic risk in comparison to network-based, systemic risk-dependent financial transaction taxes. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 77, 230-246. doi:10.1016/j.jedc.2017.02.004
- [607] Polizatto, V. P. (1989). *Prudential Regulation and Banking Supervision*. Retrieved from Background paper for the 1989 World Development Report WPS 340: <http://documents1.worldbank.org/curated/en/389501468764981235/pdf/multi-page.pdf>

- [608] Pompe, P., & Bilderbeek, J. (2005). The prediction of bankruptcy of small- and medium-sized industrial firms. *Journal of Business Venturing*, 20(6), 847–868.
- [609] Popoyan, L., Napoletano, M., & Roventini, A. (2017). Taming macroeconomic instability: Monetary and macro-prudential policy interactions in an agent-based model. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 134, 117-140. doi:10.1016/j.jebo.2016.12.017
- [610] Posner, E. A. (2014). How Do Bank Regulators Determine Capital Adequacy Requirements? *University of Chicago Coase-Sandor Institute for Law & Economics Research Paper No. 698*. doi:10.2139/ssrn.2493968
- [611] Powell, A., Mylenko, N., Miller, M., & Majnoni, G. (2004). *Improving Credit Information, Bank Regulation and Supervision: On the Role and design of Public Credit Registries*. Retrieved from http://www-wds.worldbank.org/servlet/WDSContentServer/WDSP/IB/2004/12/17/000160016_20041217171024/Rendered/PDF/WPS3443.pdf
- [612] Praet, P. (2010). *Macro-prudential and financial stability statistics to improve financial analysis of exposures and risk transfers*. Retrieved from Fifth ECB Conference on Statistics on "Central Bank statistics: What did the financial crisis change".
- [613] Prasad, A., Elekdag, S., Jeasakul, P., Lafarguette, R., Alter, A., Feng, A. X., & Wang, C. (2019, February). *Growth at Risk: Concept and Application in IMF Country Surveillance*. Retrieved from IMF Working Paper WP/19/36: <https://www.imf.org/~media/Files/Publications/WP/2019/WPIEA2019036.ashx>
- [614] Preisser, J. S., & Qaqish, B. F. (2014). A comparison of methods for simulating correlated binary variables with specified marginal means and correlations. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 84(11), 2441-2452.
- [615] Prorokowski, L. (2016). Rank-order statistics for validating discriminative power of credit risk models. *Bank i Kredyt*, 47(3), стр. 227-50.
- [616] Pugliese, S. (2016). Divergences between EU and US in the Financial Regulation: What Effects on the TTIP Negotiations. *European Journal of Risk Regulation*, 7(2), 285-289. doi:10.1017/s1867299x00005699
- [617] Pykhtin, M. (2004, March). Portfolio credit risk Multi-factor adjustment. *Risk*, 17, 85-90.
- [618] Pykhtin, M., & Zhu, S. (2006). Measuring Counterparty Credit Risk for Trading Products Under Basel II. In M. Ong (Ed.), *The Basel Handbook* (2nd ed.). London: Risk Books.
- [619] Qu, Y., Quan, P., Lei, M., & Shi, Y. (2019). Review of bankruptcy prediction using machine learning and deep learning techniques. *Procedia Computer Science*, 162, 895-899.
- [620] Rachedi, O. (2020). Bank Regulatory Capital Arbitrage: Evidence from Housing Overappraisals. *2nd Biennial Banca d'Italia and Bocconi University Conference "Financial Stability and Regulation" (October 22-23)*. online.
- [621] Radionov, S., Pilnik, N., & Pospelov, I. (2019). The Relaxation of Complementary Slackness Conditions as a Regularization Method for Optimal Control Problems. *Advances in Systems Science and Applications*, 19(2), 44-62.
- [622] Randers, J., & Goluke, U. (2007). Forecasting Turning Points in Shipping Freight Rates: Lessons From 30 Years of Practical Effort. *System Dynamics Review*, 23(2/3), 253-284.
- [623] Raybaut, A. (2014). Toward a non-linear theory of economic fluctuations: Allais's contribution to endogenous business cycle theory in the 1950s. *European Journal on the History of Economic Thought*, 21(5), 899-919.
- [624] Rebonato, R. (2007). *Plight of the fortune tellers. Why we need to manage financial risk differently*. Princeton University Press.
- [625] Reinhart, C., & Rogoff, K. (2009). *This Time is Different: Eight Centuries of Financial Folly*. Princeton University Press.
- [626] Remillard, B., & Scaillet, O. (2009). Testing for Equality Between Two Copulas. *Journal of Multivariate Analysis*, 100, 377 – 386.
- [627] Repullo, R. (2004). Capital requirements, market power, and risk-taking in banking. *Journal of financial Intermediation*, 13(2), 156-182. doi:10.1016/j.jfi.2003.08.005
- [628] Repullo, R. (2013). Banking Theory and Regulation. *Educational Course 9-13 September*. Madrid: CEMFI.
- [629] Repullo, R., & Saurina, J. (2012). The Countercyclical Capital Buffer of Basel III. A Critical Assessment. In M. Dewatripont, & X. Freixas, *The Crisis Aftermath: New Regulatory Paradigms*, edited by (pp. 45-67). CEPR.

- [630] Repullo, R., & Suarez, J. (2000). Entrepreneurial Moral Hazard and Bank Monitoring: A Model of the Credit Channel. *European Economic Review*, 44, 1931-1950.
- [631] Repullo, R., & Suarez, J. (2008). *The Procyclical Effects of Basel II*. Retrieved from CEPR Discussion Paper No. DP6862 .
- [632] Repullo, R., Saurina, J., & Trucharte, C. (2009). *Mitigating the Procyclicality of Basel II*. Retrieved from CEPR Discussion Papers 7382.
- [633] Revelo, J. D., Lucotte, Y., & Pradines-Jobet, F. (2020, February 20). Macroprudential and monetary policies: The need to dance the Tango in harmony. *Journal of International Money and Finance*, 102156 (In press, corrected proof).
- [634] Rhoades, S. A. (1993, March). *The Herfindahl-Hirschman Index*. Retrieved from https://fraser.stlouisfed.org/files/docs/publications/FRB/pages/1990-1994/33101_1990-1994.pdf
- [635] Riccetti, L., Russo, A., & Gallegati, M. (2016). Financialisation and crisis in an agent based macroeconomic model. *Economic Modelling*, 52(A), 162-172. doi:10.1016/j.econmod.2014.11.028
- [636] Rockafellar, T., & Uryasev, S. (2013, January 26). *The fundamental risk quadrangle in risk management, optimization and statistical estimation*. Retrieved from <https://www.ise.ufl.edu/uryasev/files/2013/03/quadrangle.pdf>
- [637] Romer, P. M. (2018, December). *On the Possibilities of Progress (Prize Lecture)*. Retrieved from <https://www.nobelprize.org/prizes/economic-sciences/2018/romer/lecture/>
- [638] Roscher, V. (1854). *Die Grundlagen der National-Oekonomi*. Stuttgart: Gottascher Berlag.
- [639] Rosenberg, J. V., & Schuermann, T. (2006). A general approach to integrated risk management with skewed, fat-tailed risks. *Journal of Financial Econometrics*, 79(3), 569-614.
- [640] Rossouw, J. (2014, August). *Private Shareholding and Public Interest: An Analysis of an Eclectic Group of Central Banks*. Retrieved from Economic Research Southern Africa (ERSA) working paper 457: https://econrsa.org/system/files/publications/working_papers/working_paper_457.pdf
- [641] Rubio, M., & Carrasco-Gallego, J. (2014). Macroprudential and monetary policies: Implications for financial stability and welfare. *Journal of Banking & Finance*, 49, 326-336. doi:10.1016/j.jbankfin.2014.02.012
- [642] Rubio, M., & Carrasco-Gallego, J. (2016). The new financial regulation in Basel III and monetary policy: A macroprudential approach. *Journal of Financial Stability*, 26, 294-305. doi:10.1016/j.jfs.2016.07.012
- [643] Rubio, M., & Unsal, D. F. (2020). Macroprudential policy under incomplete information. *The European Journal of Finance*, 26(7-8), 616-639.
- [644] Rystad Energy. (2021, January 28). *After the costliest Chapter 11 year in history, 2021 bankruptcy numbers will normalize if WTI keeps up*. Retrieved from Hellenic Shipping News: <https://www.hellenicshippingnews.com/after-the-costliest-chapter-11-year-in-history-2021-bankruptcy-numbers-will-normalize-if-wti-keeps-up/>
- [645] S&P Global Ratings. (2019, April 09). *2018 Annual Global Corporate Default And Rating Transition Study*. Retrieved December 20, 2019, from <https://www.spratings.com/documents/20184/774196/2018AnnualGlobalCorporateDefaultAndRatingTransitionStudy.pdf>
- [646] Sabato, G. (2006, June 15). *Managing Credit Risk for Retail Low Default Portfolios*. Retrieved from SSRN: <https://ssrn.com/abstract=908373>
- [647] Said, A. (2011). Does the use of derivatives impact bank performance? A case study of relative performance during 2002–2009. *Middle Eastern Finance and Economics*, 11, 1450–89.
- [648] Salmon, F. (2009, February 23). *Recipe for Disaster. The Formula That Killed Wall-Street*. Retrieved January 09, 2020, from <https://www.wired.com/2009/02/wp-quant/>
- [649] Samitas, A., Polyzos, S., & Siriopoulos, C. (2018). Brexit and financial stability: An agent-based simulation. *Economic Modelling*, 69, 181-192. doi:10.1016/j.econmod.2017.09.019
- [650] Sandal, K. (2004, January). Resolution methods and fiscal costs. In *The Nordic banking crises in the early 1990's* (pp. 77-115).
- [651] Sargent, T. J. (2011, December 08). *United States then, Europe now (Prize Lecture)*. Retrieved from https://www.nobelprize.org/uploads/2018/06/sargent-lecture_slides.pdf
- [652] SAS. (2012, August 01). *Appendix 7. Statistical Measures Used in Basel II Reports*. Retrieved from SAS Model Manager 12.1. User's Guide: <https://support.sas.com/documentation/cdl/en/mdsug/65072/PDF/default/mdsug.pdf>

- [653] Sathe, S. (2006). *A Novel Bayesian Classifier using Copula Functions*. Retrieved from <http://arxiv.org/pdf/cs/0611150v1.pdf>
- [654] Saurina, L., & Trucharte, C. (2017). *The countercyclical provisions of the Banco de España 2000-2016*. Madrid: Banco de España.
- [655] Savu, C., & Trede, M. (2006). *Hierarchical Archimedean copulas*. Retrieved from <http://www.webmeets.com/files/papers/LACEA-LAMES/2006/298/HAC.pdf>.
- [656] Scheungrab, E. (2013, March 28). *Copula based discriminant analysis with application*. Retrieved from Technische University at Munchen, Zentrum Mathematik, Master Thesis: <https://mediatum.ub.tum.de/doc/1166376/1166376.pdf>
- [657] Schmidt, T. (2006). *Coping with copulas*. Retrieved from http://www.math.uni-leipzig.de/~tschmidt/TSchmidt_Copulas.pdf
- [658] Schoenmaker, D. (Ed.). (2014, December 15). *Macroprudentialism*. Retrieved from https://voxeu.org/system/files/epublication/macroprudentialism_VoxEU_0.pdf
- [659] Schoors, K., Semenova, M., & Zubanov, A. (2019). Depositor discipline during crisis: Flight to familiarity or trust in local authorities? *Journal of Financial Stability*, 43, 25–39.
- [660] Schuermann, T., & Hanson, S. (2004, July). *Estimating Probabilities of Default*. Retrieved from Federal Reserve Bank of New York Staff Report no. 190: https://www.newyorkfed.org/medialibrary/media/research/staff_reports/sr190.pdf
- [661] Secchi, D. (2015). A case for agent-based models in organizational behavior and team research. *Team Performance Management*, 21(1/2), 37-50.
- [662] Seidler, J. (2008). *Implied market loss given default: Structural-model approach*. Retrieved from IES Working Paper No. 26/2008.
- [663] Selgin, G. (1996). *Bank Deregulation and Monetary Order, New York 1996*. London: Routledge.
- [664] Selmier II, W. T. (2016). FERMIers required: applying watershed governance to banking and finance. *International Journal of Commons*, 10(2), 1119-1143.
- [665] Selmier II, W. T. (2017). Folk Lending and P2P: Monitoring Maturation in Chinese Financial Contracting. In *The China Business Model* (pp. 169-193). Elsevier Ltd. doi:10.1016/B978-0-08-100750-1.00008-5
- [666] Selmier II, W. T., Penikas, H., & Vasilyeva, K. (2014). Financial Risk as a Good. *Procedia Computer Science*, 31, 115-123. doi:10.1016/j.procs.2014.05.251
- [667] Semenova, M. (2007). *How Depositors Discipline Banks: The Case of Russia*. EERC Working Paper, 07/02. Retrieved марта 29, 2021, from <https://publications.hse.ru/mirror/pubs/share/folder/qohxejcoum/direct/80871390.pdf>
- [668] Sewell, M. (2011). *Characterization of Financial Time Series*. Retrieved from UCL Department of Computer Science, Research Note, RN/11/01.
- [669] Shalizi, C. (2015, September). *Lecture 10: F-Tests, R2, and Other Distractions*. Retrieved from Modern Regression (Lecture Course "36-401" and "36-607" Materials): <https://www.stat.cmu.edu/~cshalizi/mreg/15/lectures/10/lecture-10.pdf>
- [670] Shemyakin, A., & Kniazev, A. (2017). *Introduction to Bayesian Estimation and Copula Models of Dependence*. Wiley.
- [671] Shemyakin, A., & Youn, H. (2001). *Bayesian Estimation of Joint Survival Functions in Life Insurance*. Retrieved from ISBA and Eurostat.
- [672] Shemyakin, A., & Youn, H. (2006). Copula Models of Joint Last Survivor Analysis. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 22(2), 211–224.
- [673] Shubitov, D., & Mamedli, M. (2019, August). *The finer points of model comparison in machine learning: forecasting based on Russian banks' data*. Retrieved from Bank of Russia Working Paper Series No. 43: http://www.cbr.ru/content/document/file/87572/wp43_e.pdf
- [674] Shiers, A. F. (1994). Deposit Insurance and Banking System Risk Some Empirical Evidence. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 34(4), 347-361.
- [675] Shih, J. (1998). A goodness-of-fit test for association of bivariate survival model. *Biometrika*, 85, 189-200.
- [676] Shim, J., Lee, S.-H., & MacMinn, R. D. (2011). *Measuring Economic Capital: Value-at-Risk, Expected Shortfall and Copula Approach*. Retrieved from <http://ssrn.com/abstract=1840124>
- [677] Shirov, A. A., & Kolpakov, A. Y. (2017, May 13). *Input-Output Approach as an Instrument for Estimation of Potential National Ecological Targets*. Retrieved from https://www.iioa.org/conferences/25th/papers/files/2882_20170513081_Kolpakov_IIOA_FullPaper.pdf

- [678] Shleifer, A. (2012). *The Failure of Judges and the Rise of Regulators*. MIT Press.
- [679] Siebert, H. (2001). *Cobra Effect: Where the Solution is Worse Than the Problem*. Stgt: Deutsche V.-A. (DVA).
- [680] Sinkey, J. (1979). *Problem and Failed Institutions in the Commercial Banking Industry*. Jai Pr.
- [681] Sklar, A. (1996). Random Variables, Distribution Functions, and Copulas: Personal Look Backward and Forward. *Lecture Notes-Monograph Series, No. 28*, 1 – 14.
- [682] Smith, E., & Shubik, M. (2014). Runs, panics and bubbles: Diamond–Dybvig and Morris–Shin reconsidered. *Annals of Finance, 10*, 603–622.
- [683] Smith, M., & Gateway, S. (2018, January 11). *Huge potential for Islamic banking in Egypt; lack of political will stymies growth*. Retrieved from Zawya by Refinitiv: https://www.zawya.com/mena/en/business/story/Huge_potential_for_Islamic_banking_in_Egypt_lack_of_political_will_stymies_growth-ZAWYA20180111064610/
- [684] Sodal, .. S., Koekebakker, K., & Adland, R. (2009). Value Based Trading of Real Assets in Shipping under Stochastic Freight Rates. *Applied Economics, 41*, 2793-2807.
- [685] Solow, R. M. (1987, December 08). *Growth Theory and After (Prize Lecture)*. Retrieved from <https://www.nobelprize.org/prizes/economic-sciences/1987/solow/lecture/>
- [686] Song, C., Wu, J., Zhu, L., & Deng, H.-p. (2021). Research on an Adaptive Upsampling Algorithm for Photovoltaic Panel Segmentation. *Journal of Chinese Computer Science, 42(7)*, 1485-1491. Retrieved from <http://xwxt.sict.ac.cn/CN/abstract/abstract5895.shtml#>
- [687] Song, J., Lu, X., Liu, M., & Wu, X. (2011). Stratified Normalization LogitBoost for Two-Class Unbalanced Data Classification. *Communications in Statistics - Simulation and Computation, 40(10)*, 1587-1593.
- [688] Sproates, C. (2017). *Internal Risk Components Validation: Indicative Benchmarking of Discriminatory Power for LGD Models (Public Version)*. Retrieved August 19, 2019, from https://essay.utwente.nl/71977/2/Sproates_MA_BMS.pdf
- [689] State Bank of Pakistan. (2012). *Instructions For Profit & Loss Distribution and Pool Management for Islamic Banking Institutions (IBIs)*. Retrieved from <https://www.sbp.org.pk/ibd/2012/C3-Annex.pdf>
- [690] Stefanenko, V., Savenko, D., & Penikas, H. (2021). Evaluating the 2013 Islamic Banking Regulation Capital Reform Implication for the Valuation of the Islamic Banks. *2021 International Conference on Sustainable Islamic Business and Finance* (pp. 14-19). Sakheer, Bahrain: IEEE. doi:10.1109/IEEECONF53626.2021.9686315
- [691] Steignum, E. (2003). *Financial deregulation with a fixed exchange rate: Lessons from Norway's boom-bust cycle and banking crisis*. Handelshøyskolen BI, Centre for Monetary Economics (CME).
- [692] Stoll, H., & Whaley, R. (1990). Stock market structure and volatility. *Review of Financial Studies, 3*, 37 - 71.
- [693] Stulz, M., & Karolyi, A. (1996). Why Do Markets Move Together? An Investigation of U.S. Japan stock Return Comovements. *The Journal of Finance, 51(3)*, 951 – 986.
- [694] Stulz, R. (2004). Should we fear derivatives? *Journal of Economic Perspectives, 18(3)*, 173–192.
- [695] Stulz, R. (2010). Credit default swaps and the credit crisis. *Journal of Economic Perspectives, 24(1)*, 73–92.
- [696] Sultanum, B. (2014). Optimal Diamond–Dybvig mechanism in large economies with aggregate uncertainty. *Journal of Economic Dynamics&Control, 40*, 95–102.
- [697] Sunaga, M. (2017). Endogenous growth cycles with financial intermediaries and entrepreneurial innovation. *Journal of Macroeconomics, 53*, 191–206.
- [698] Surzhko, D. (2014). *Approach for multi-period PD calibration for LDP portfolios*. Retrieved Ноябрь 21, 2018, from <http://vixra.org/pdf/1404.0001v1.pdf>
- [699] Sussman, O. (1992). A welfare analysis of the Diamond-Dybvig model. *Economics Letters, 38*, 217-222.
- [700] Szepannek, G., & Luebke, K. (2021). Facing the Challenges of Developing Fair Risk Scoring Models. *Frontiers in Artificial Intelligence*. doi:10.3389/frai.2021.681915
- [701] Tabak, B. M., Fazio, D. M., & Cajueiro, D. O. (2011, November). The effects of loan portfolio concentration on Brazilian banks' return and risk. *Journal of Banking & Finance, 35*, 3065-3076.
- [702] Taleb, N. N. (2007). *The Black Swan. The Impact of the Highly Improbable*. New York: Random House.

- [703] Tang, A. V. (2006). *Economic Capital and the Aggregation of Risks using Copulas*. Retrieved from www.ica2006.com/Papiers/282/282.pdf
- [704] Tarashev, N. (2010). Measuring portfolio credit risk correctly: Why parameter uncertainty matters. *Journal of Banking & Finance*, 34, 2065–2076.
- [705] Tarashev, N. A. (2005, July 01). *An empirical evaluation of structural credit risk models*. Retrieved January 09, 2020, from <https://www.bis.org/publ/work179.htm>
- [706] Tarashev, N., & Zhu, H. (2008). Specification and Calibration Errors in Measures of Portfolio Credit Risk: The Case of the ASRF Model. *International Journal of Central Banking*, 13. Retrieved from <https://www.ijcb.org/journal/ijcb08q2a4.pdf>
- [707] Tasche, D. (2009). Estimating discriminatory power and PD curves when the number of defaults is small. Получено 13 September 2019 г., из <https://archiv.org/details/arxiv-0905.3928>
- [708] Tasche, D. (2013). Bayesian estimation of probabilities of default for low default portfolios. *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, 6(3), стр. 302-326.
- [709] Taylor, J. B. (1993). Discretion versus policy rules in practice. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 39, 195-214.
- [710] Tente, N., von Westernhagen, N., & Slopek, U. (2019, October). M-PRESS-CreditRisk: Microprudential and Macprudential Capital Requirements for Credit Risk under Systemic Stress. *Journal of Money, Credit and Banking*, 51(7), 1923-1961.
- [711] Teruia, N., & van Dijk, H. K. (2002). Combined forecasts from linear and nonlinear time series models. *International Journal of Forecasting*, 18, 421–438.
- [712] Tesfatsion, L. (2006). Chapter 16. Agent-Based Computational Economics: A Constructive Approach to Economic Theory. In *Handbook of Computational Economics* (pp. 831-880).
- [713] Tetereva, A. (2012, April 05). *Distance-to-Default (According to KMV model)*. Retrieved from http://home.lu.lv/~valeinis/lv/seminars/Tetereva_05042012.pdf
- [714] Tian, G., & Guo, M. (2007). Interday and intraday volatility: Additional evidence from the Shanghai Stock Exchange. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 28, 287 – 306.
- [715] Tikhonov, R., Masyutin, A., & Anpilogov, V. (2021). The Relationship Between the Financial Performance of Banks and the Quality of Credit Scoring Models. *Russian Journal of Money and Finance*, 80(2), 76–95. doi:10.31477/rjmf.202102.76
- [716] Tinbergen, J. (1969, December 12). *The Use of Models: Experience and Prospects (Prize Lecture)*. Retrieved from <https://www.nobelprize.org/prizes/economic-sciences/1969/tinbergen/lecture/>
- [717] Tinoco, M., & Wilson, N. (2014). Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 30, 394–419.
- [718] Tirole, J. (2014, December 08). *Prize Lecture*. Retrieved February 08, 2021, from NobelPrize.org. Nobel Media AB 2021: <https://www.nobelprize.org/uploads/2018/06/tirole-lecture.pdf>
- [719] Titova, Y., Penikas, H., & Gomayun, N. (2020). The impact of hedging and trading derivatives on value, performance and risk of European banks. *Empirical Economics*, 58(2), 535-565.
- [720] Tressel, T., & Verdier, T. (2014, May). *Optimal Prudential Regulation of Banks and the Political Economy of Supervision*. Retrieved from IMF WP/14/90: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2014/wp1490.pdf>
- [721] Tsukahara, H. (2005). Semiparametric estimation in copula models. *The Canadian Journal of Statistics*, 3, 357-375.
- [722] Tziogkidis, P., Philippas, D., & Tsionas, M. G. (2020). Multidirectional conditional convergence in European banking. *Journal of Economic Behavior and Organization*(173), 88-106.
- [723] UNCTAD. (2010). *Oil Prices and Maritime Freight Rates: An Empirical Investigation*. Retrieved from United Nations Conference on Trade and Development: www.unctad.org/en/docs/dtftlb20092_en.pdf
- [724] US DoJ; FTC. (2010, August 19). *Horizontal Merger Guidelines*. Retrieved from U.S. Department of Justice and the Federal Trade Commission: <https://www.justice.gov/sites/default/files/atr/legacy/2010/08/19/hmg-2010.pdf>
- [725] US FRS. (2006, September 05). *Risk-Based Capital Standards: Advanced Capital Adequacy Framework*. Retrieved September 27, 2019, from The US Federal Reserve System Website: https://www.federalreserve.gov/generalinfo/basel2/npr_20060905/npr/Basel_II_NPR.pdf
- [726] Uzuner, M. T. (2014). Application of Benford's Law to Be Traded Consolidated Balance Sheets of Banks in Istanbul Stoch Exchange. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 5(10), 73-82. doi:10.14784/JFRS.2014104500

- [727] Valencia, F., & Laeven, L. (2012). Systemic Banking Crises Database : An Update. *IMF Working Papers*, 1-33.
- [728] Van der Burgt, M. (2007, March). Calibrating Low-Default Portfolios, using the Cumulative Accuracy Profile. Retrieved September 13, 2019, from <https://pdfs.semanticscholar.org/67fa/af561b3b98c4f132900dc7057b0c03f1faff.pdf>
- [729] Van Der Geest, P. A. (2005). The binomial distribution with dependent Bernoulli trials. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 2(75), 141-154.
- [730] van Dijk, D., & Franses, P. H. (2019). Combining expert-adjusted forecasts. *Journal of Forecasting*, 38, 415–421.
- [731] van Vuuren, G., de Jongh, R., & Verster, T. (2017). The Impact Of PD-LGD Correlation on Expected Loss and Economic Capital. *International Business & Economics Research Journal*, 16(3), 157-172.
- [732] Vasicek, O. (1977). An equilibrium characterization of the term structure. *Journal of Financial Economics*, 5(2), 177-188.
- [733] Vasicek, O. (1987, December 2). *Probability of Loss on Loan Portfolio*. Retrieved from Moody's Analytics Website: <https://www.moodyanalytics.com/-/media/whitepaper/before-2011/02-12-87-probability-of-loss-on-loan-portfolio.pdf>
- [734] Vasicek, O. (2002, December). *The Distribution of Loan Portfolio Value*. Retrieved July 20, 2018, from Reprinted in Risk in December 2002: <https://www.bankofgreece.gr/MediaAttachments/Vasicek.pdf>
- [735] Vasicek, O. (2012, November). *Structural Models in Credit Valuation: The KMV Experience*. Retrieved from <https://w4.stern.nyu.edu/finance/docs/pdfs/Seminars/123w-vasicek.pdf>
- [736] Veenstra, A., & Franses, P. (1997). A Co-Integration Approach to Forecasting Freight Rates in the Dry Bulk Shipping Sector. *Transportation Research*, 31(6), 447-458. Retrieved from http://repub.eur.nl/res/pub/2106/eur_franses_AE44.pdf
- [737] Velonias, P. (1995). *Forecasting Tanker Freight Rates*. Retrieved from MIT M.Sc. Thesis: <http://dspace.mit.edu/bitstream/handle/1721.1/36016/32836540.pdf?sequence=1>
- [738] Verbeek, M. (2017). *A Guide to Modern Econometrics* (5th ed.). Rotterdam: Wiley.
- [739] Vernikov, A. (2014). "National champions" in Russia's banking services market. *Problems of Economic Transition*, 57(4), 3-25 .
- [740] Vernikov, A. (2014). *China and Russia: Institutional coherence between the banking systems*. . Retrieved from SSRN Working Paper ID 2474554.
- [741] Véron, N. (2020, March 25). *Banks in the COVID-19 turmoil: Capital relief is welcome, supervisory forbearance is not*. Retrieved from Peterson Institute for International Economics (PIIE): <https://www.piie.com/blogs/realtime-economic-issues-watch/banks-covid-19-turmoil-capital-relief-welcome-supervisory>
- [742] von Westernhagen, N., Harada, E., Nagata, T., Vale, B., Ayuso, J., Saurina, J., . . . Peristiani, S. (2004, April 29). *Bank Failures in Mature Economies*. Retrieved from Website of BIS: http://www.bis.org/publ/bcbs_wp13.pdf
- [743] Vozzella, P., & Gabbi, G. (2010, January 06). *Default and Asset Correlation: An Empirical Study for Italian SMEs*. Retrieved from SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1532222>
- [744] Vujnović, M., Nikolić, N., & Vujnović, A. (2016). Validation of Loss Given Default for Corporate. *Journal of Applied Engineering Science*, 14(4), 465 - 476. doi:10.5937/jaes14-11752
- [745] Wagster, J. (2012). Canadian bank capital during the Great Depression of the 1930s: A comparison to the Basel III requirements. *Journal of Banking Regulation*, 13(2), 89-98.
- [746] Wang, Z., Chen, J., Wan, Y., Yanbo, J., & Mazzanti, J. A. (2015). Information Disclosure and Bank Risk-Taking under a Partially Implicit Deposit Insurance System: Evidence from China. *The Australian Economic Review*, 48(2), 163–76.
- [747] Warshow, R. I. (1930). *Wall Street. Histoire de la Bourse de New-York des origines a 1930*. (française par Pierre Coste ed.). Payot, Paris.
- [748] Wehrspohn, U. (2004, September 18). *Optimal Simultaneous Validation Tests of Default Probabilities, Dependencies, and Credit Risk Models*. Retrieved January 09, 2020, from https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=591961
- [749] Wei, L., & Yuan, Z. (2016). The loss given default of a low-default portfolio with weak contagion. *Insurance, Mathematics and Economics*, pp. 113-123.

- [750] Weimar-Rasmussen, H. (2010). *Econometric Modeling and Forecasting Of Container Freight Rates*. Retrieved from AARHUS M.Sc. Thesis: http://pure.au.dk/portal-asb-student/files/13123/Thesis_upload.pdf
- [751] Welch, J. (2011). The Financial Crisis in the European Union: An Impact Assessment and Response Critique. *European Journal of Risk Regulation*, 2(4), 481-490. doi:10.1017/s1867299x00001550
- [752] Westerhold, T., Marwan, N., Joy, A., Liebrand, D., Agnini, C., Anagnostou, E., . . . Lauretano, D. (2020). An astronomically dated record of Earth's climate and its predictability over the last 66 million years. *Science*, 369(6509), 1383-1387.
- [753] Wilken, L. (2004). *Model for Freight Forecasting of Capesize Dry Bulk Carriers*. Retrieved from Erasmus M.Sc. Thesis: <http://www.maritimeeconomics.com/system/files/downloads/ThesisWilkenL.pdf>
- [754] Witt, G. (2004, August 10). *Moody's Correlated Binomial Default Distribution*. Retrieved from Structured Finance. Rating Methodology: http://fcic-static.law.stanford.edu/cdn_media/fcic-testimony/2010-0602-exhibit-binomial.pdf
- [755] Witt, G. (2014). A simple distribution for the sum of correlated, exchangeable binary data. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 43, 4265-4280.
- [756] Witzany, J. (2009). A two factor model for PD and LGD. *SSRN Working Paper*. Retrieved from SSRN, 1476305.
- [757] Witzany, J. (2013). A Note on the Vasicek's Model with the Logistic Distribution. *Ekonomický časopis*, 10, стр. 1053 – 1066.
- [758] Wolski, M., & van de Leur, M. (2016). Interbank loans, collateral and modern monetary policy. *ECB Working Paper No. 1959*.
- [759] Wong, J., Wong, T.-C., & Leung, P. (2010). Predicting banking distress in the EMEAP economies. *Journal of Financial Stability*, 169-179.
- [760] Wooldridge, J. (2009). Difference-in-difference estimation. *Quantile*(6), 25-47.
- [761] World Bank. (2020, June). *Pandemic, Recession: The Global Economy in Crisis*. Retrieved from Gloabl Economic Prospects: <https://www.worldbank.org/en/publication/global-economic-prospects>
- [762] Wunderer, C. (2019). Asset correlation estimation for inhomogeneous exposure pools. *Journal of credit risk*, 15(3), 1-19.
- [763] Xiong, W., Li, B., Wang, Y., & Stanley, H. E. (2020). The versatility of money multiplier under Basel III regulations. *Finance Research Letters*, 32, 101167.
- [764] Xu, T., He, J., & Li, S. (2016). A dynamic network model for interbank market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 463(1), 131-138. doi:10.1016/j.physa.2016.07.013
- [765] Xue, J.-H., & Hall, P. (2015). Why Does Rebalancing Class-Unbalanced Data Improve AUC for Linear Discriminant Analysis? *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 37(5), 1109–1112.
- [766] Yao, X., Crook, J., & Andreeva, G. (2014). Modeling Loss Given Default in SAS/STAT. Edinburgh. Получено 19 August 2019 г., из <https://support.sas.com/resources/papers/proceedings14/1593-2014.pdf>
- [767] Yarba, I., & Güner, Z. N. (2020). Uncertainty, macroprudential policies and corporate leverage: Firm-level evidence. *Central Bank Review*, 20, 33-42.
- [768] Young, P. (1995). Optimal Voting Rules. *Journal of Economic Perspectives*, 9(1), 51-64.
- [769] Zagraev, A., & Kaniovski, S. (2013). A note on the probability of at least k successes in n correlated binary trials. *Operations Research Letters*, 41(1), 116-120.
- [770] Zeldow, B., & Hatfield, L. (2019). *Difference-in-Differences*. Retrieved from <https://diff.healthpolicydatascience.org/>
- [771] Zimper. (2014). The Minimal Confidence Levels of Basel Capital Regulation. *Journal of Banking Regulation*, 15(2), 129-43.
- [772] Zimper, A. (2013). On the welfare equivalence of asset markets and banking in Diamond Dybvig economies. *Economics Letters*, 121, 356–359.
- [773] Zivot, A., & Andrews, D. (1992). Further Evidence on the Great Crash, the Oil – Price Shock, and the Unit – Root Hypothesis. *Journal of Business & Economic Statistics*, 10(3), 251 – 270.
- [774] Айвазян, С. (2012). *Анализ качества и образа жизни населения (эконометрический подход)*. Москва: Наука.

- [775] Айвазян, С. А., Андриевская, И. К., Коннолли, Р., & Пеникас, Г. И. (2011). Выявление системно значимых финансовых организаций: обзор методологий. *Деньги и кредит*, 8, 13-18.
- [776] Айвазян, С., & Мхитарян, В. (1998). *Прикладная статистика и основы эконометрики*. Москва: ЮНИТИ.
- [777] Айвазян, С., & Фантаццини, Д. (2015). *Эконометрика-2. Продвинутый курс с приложениями в финансах*. Москва: Магистр.
- [778] Айзерман, М., & Алескерев, Ф. (1990). *Выбор вариантов: основы теории*. Москва: Наука.
- [779] Акиндинова, Н., Андрукович, П., Березинская, О., Клепач, А., Красков, В., & Лепетиков, Д. (2003). *Банковская система России: от кризиса к модернизации*. Получено из Московский общественный научный фонд; Фонд экономических исследований «Центр развития».
- [780] Алексеев, В., Шоколов, В., & Соложенцев, Е. (2006). Логико-вероятностное моделирование портфеля ценных бумаг с использованием копул. *Управление финансовыми рисками*(3), 272 – 283.
- [781] Алескерев, Ф. Т., Белоусова, В. Ю., Солодков, В. М., & Овчаров, А. С. (2010). Об эффективности издержек крупных, средних и малых коммерческих банков Российской Федерации. In Е. Ясин (Ed.), *X Международная научная конференция по проблемам развития экономики и общества: В 3 кн*. Москва: Издательский дом ГУ-ВШЭ.
- [782] Алескерев, Ф., Карабекян, Д., Иванов, А., & Якуба, В. (2019). О манипулируемости процедуры выбора Хара. *Тезисы XIII Всероссийского совещания по проблемам управления* (рр. 2143-2148). Москва: ИПУ РАН.
- [783] Андреев, М., Пейрис, У., Ширококов, А., & Цомокос, Д. (2019). Анализ макропруденциальной политики и финансовой (не)стабильности в Российской Федерации. *Деньги и кредит*, 78(3), 3-37.
- [784] Андриевская, И. К., Львов, Н. П., Малков, Е. С., & Пеникас, Г. И. (2012а). Анализ предложений по резервированию капитала по сделкам с центральными контрагентами. *Банковское дело*(2), 21-27.
- [785] Андриевская, И. К., Львов, Н. П., Малков, Е. С., & Пеникас, Г. И. (2012б). Анализ принципов выдачи ипотечных кредитов на жилую недвижимость. *Банковское дело*(3), 30-33.
- [786] Андриевская, И. К., Пеникас, Г. И., & Пильник, Н. П. (2010). Моделирование динамики рисков по Базелю II. *Банковское дело*, 11, 66-71.
- [787] Андрюшин, С. А., & Григорьев, Р. А. (2021б). Экосистемные банки: формы, риски и методы регулирования. *Terra Econotomicus*, 19(4), 51-65.
- [788] Андрюшин, С. А., & Свиридов, А. П. (2021а). Банк России в 2020 году: экосистемы и новые технологии. *Банковское дело*(6), 17-25.
- [789] Аниховский, А. Л. (2009). Кредитный рейтинг: основные элементы и классификация. *Деньги и кредит*(3).
- [790] Анохина, М. В., & Пеникас, Г. И. (2014). Исследование факторов системной значимости глобальных банков. *Банковское дело*(10), 82-91.
- [791] Антонова, Е. Н. (18 Июнь 2013 г.). *Оценка ставки восстановления по корпоративным облигациям российских эмитентов*. Получено из Диссертация на соискание степени кандидата экономических наук (ВШЭ): <https://www.hse.ru/sci/diss/82824626>
- [792] Баум, К. (2016). *Эконометрика. Применение пакета STATA*. (С. Айвазян, Г. Пеникас, Eds., С. Айвазян, & Г. Пеникас, Trans.) Москва: Юрайт.
- [793] Бём-Баверк, О. ф. (2009). *Избранные труды о ценности, проценте и капитале (предисловие Й.А. Шумпетера)*. (Л. Форберт, А. Санина, Н. Автономова, & А. Россиус, Trans.) Москва: ЭКСМО.
- [794] Берзон, Н., & Володин, С. (2010). Оценка финансовых активов по критерию «риск - доходность» с учетом длительности инвестирования. *Экономический Журнал ВШЭ*, 311 – 325.
- [795] Биггс, Б. (2022). *История инвестиционных стратегий*. Москва: Альпина ПРО.
- [796] Битюцкий, В., & Пеникас, Г. (2016). Как внедрение МСФО (IFRS) 9 скажется на российских банках. *МСФО на практике*, 10, 38-43.
- [797] Битюцкий, В., Ледовский, М., & Перевицкая, В. (2016). Валидация внутренних моделей оценки рейтингов в рамках стратегии «черного ящика». *Риск-менеджмент в кредитной организации*, 23(3), 70-77.

- [798] Битюцкий, В., Патратий, О., Перевицкая, В., Писаренко, В., & Чернышев, О. (19 Декабрь 2013 г.). Валидация. *АРБ. Комитет по стандартам Базель II и управлению рисками*. Москва. Получено 19 August 2019 г., из <https://arb.ru/upload/iblock/55d/валидация.docx>
- [799] Благовещенский, Ю. Н. (2012). Основные элементы теории копул. *Прикладная эконометрика*, 26(2), 113–130.
- [800] Богданова, М. А., Уздин, А. М., & Чернов, В. П. (2021). К вопросу о суммировании ущербов при оценке рисков. *Финансы и бизнес*, 17(3), 60-69.
- [801] Бродский, Б., Пеникас, Г., & Сафарян, И. (2009). Обнаружение структурных сдвигов в моделях копул. *Прикладная эконометрика*, 16(4), 3—15.
- [802] Буклемишев, О., & Данилов, Ю. (2013). Эффективное финансовое регулирование и создание мегарегулятора в России. *Журнал Новой экономической ассоциации*, 19(3), 82-98.
- [803] Бурова, А. Б., Пеникас, Г. И., & Попова, С. В. (2021). Применение модели вероятности дефолта для оценки прогнозируемого кредитного риска. *Деньги и кредит*, 80(3), 49-72.
- [804] Верников, А. В. (2018). *Гарантирование банковских вкладов в России: нецелое использование института или его захват?* Retrieved from препринт ВШЭ «Институциональные проблемы российской экономики» WP1/2018/01: [https://wp.hse.ru/data/2018/07/27/1152151903/WP1_2018_01_____f%20\(1\).pdf](https://wp.hse.ru/data/2018/07/27/1152151903/WP1_2018_01_____f%20(1).pdf)
- [805] Вотинов, А., Лазарян, С., Радионов, С., & Судаков, С. (2021). Оценка последствий применения механизма трансграничного углеродного регулирования Евросоюза для России. *Экономический журнал ВШЭ*, 452-477.
- [806] ВШЭ. (18 мая 2020 г.). *Нельзя понять: российские законы сложнее произведений Льва Толстого и Иммануила Канта*. Получено из <https://www.hse.ru/news/expertise/350398575.html>
- [807] ВШЭ. (26 марта 2020 г.). *Эксперты Вышки: ослабление рубля сделает убыточными десятки отраслей*. Получено из Центр развития ВШЭ: <https://www.hse.ru/news/expertise/352753980.html>
- [808] ВШЭ. (05 апреля 2021 г.). *Коронавирус не сделал российские законы проще*. Получено из <https://www.hse.ru/news/expertise/458280665.html>
- [809] Господарчук, Г. Г. (2019). Резервный буфер капитала как инструмент макропруденциальной политики. *Финансовые рынки и банки*, 23(4), 43-56.
- [810] Господарчук, Г., & Сучкова, Е. (2020). Идентификация и регулирование чрезмерной задолженности российского банковского сектора. *Финансы и бизнес*, 16(4), 24-40.
- [811] Грицкевич, М., Громова, И., Грузин, А., Имаев, В., Кудрявцева, М., Пеникас, Г., . . . Трофимов, Д. (19 декабрь 2013 г.). *Методика моделирования достаточности капитала: стресс-тестирование. Комитет АРБ по стандартам Базель II и управлению рисками*. Получено из Сайт Ассоциации российских банков: <https://arb.ru/upload/iblock/a78/Стресс-тест.docx>
- [812] Далио, Р. (2020). *Большие долговые кризисы. Принципы преодоления*. Москва: Манн, Иванов, Фербер.
- [813] Данилова, Е. О., & Елизарова, Н. Б. (2017). Макропруденциальная политика: теоретические аспекты и практический опыт Банка России. *Деньги и кредит*(6), 5-17.
- [814] Дремлюга, К. (20 февраля 2017 г.). *Ученые сообщили о глобальном похолодании, которое грозит Земле в ближайшие 10 лет*. Получено из <https://360tv.ru/news/mir/uchenye-soobshili-o-globalnom-poholodanii-kotoroe-grozit-zemle-v-blizhajshie-10-let-94079/>
- [815] Дугин, А., & Пеникас, Г. (Ред.). (2016). *Разработка системы управления рисками и капиталом (ВПОДК)*. Москва: Юрайт.
- [816] Дьячков, Д. В. (2018). О взаимодействии макропруденциальной и микропруденциальной политик. *Вестник Евразийской науки*, 4, 1-10.
- [817] Евстафьев, К. А. (2020). Изменение рынка потребительских кредитов в условиях ужесточения макропруденциальных мер Банка России в 2019 году. *Финансы и кредит*, 26(4), 874-897.
- [818] Евстигнеева, А., & Сидоровский, М. (2021). Оценка ясности коммуникации Банка России по денежно-кредитной политике с помощью нейронных сетей. *Деньги и кредит*, 80(3), 3-33.
- [819] Егоров, А., & Борзых, О. (2018). Асимметрия процентного канала денежно-кредитной трансмиссии в России. *Экономическая политика*, 13(1), 92–121.
- [820] Елисеева, И., & Юзбашев, М. (2002). *Общая теория статистики: Учебник* (изд. 4-е изд., перераб. и доп.). Москва: Финансы и статистика.

- [821] Ермолова, М., Пеникас, Г., & Полянский, Ю. (2019). Исследование влияния модельного риска на точность оценок величины риск-взвешенных активов, полученных с помощью подхода на основе внутренних рейтингов. *Управление финансовыми рисками*, 52(01), 32-51.
- [822] Ерпылева, Н. Ю. (2008). Пруденциальное регулирование банковской деятельности в России. *Юридическая работа в кредитной организации*(1), 101-122.
- [823] Ершов, Э. (2008). Конкурирующие регрессии: критерии и процедуры отбора. *Экономический журнал ВШЭ*(4), 488-511.
- [824] Ершов, Э. Б. (2017). *Ситуационная теория индексов цен и количеств*. Москва: Инфра-М.
- [825] Живайкина, А. Д., & Пересецкий, А. А. (2017). Кредитные рейтинги российских банков и отзывы банковских лицензий 2012-2016 гг. *Журнал Новой экономической ассоциации*, 36(4), 49-80.
- [826] Журавлев, А. (2020). *Исламский банкинг* (изд. 2е). Москва: ООО "Садра".
- [827] Иванова, Н., Андреев, М., Синяков, А., & Шевчук, И. (2019). Обзор конференции Банка России "Эффективность макропруденциальной политики: теория и практика". *Деньги и кредит*, 3, 89-121.
- [828] Ивашковская, И. В. (2009). *Моделирование стоимости компании. Стратегическая ответственность советов директоров*. Москва: ИНФРА-М.
- [829] Ивашковская, И. В. (2010). *Система интегрированного управления стоимостью компании. Диссертация на соискание степени доктора экономических наук*. Москва: ВШЭ.
- [830] Ивашковская, И., Патрин, И., & Скурихина, А. (2012). Детерминанты стратегической эффективности банков на развивающихся рынках капитала. *Журнал "Корпоративные финансы"*, 23(3), 5-21.
- [831] Ивлиев, С. В., & Пеникас, Г. И. (2016). Профессиональный стандарт "Специалист по управлению финансовыми рисками": опыт разработки и перспективы применения. *Экономика и управление: проблемы, решения*, 2(8), 247-252.
- [832] Ипатьев, И. Р. (2020). Оптимальные инструменты макропруденциального регулирования. *Финансы и кредит*, 26(4), 774-795.
- [833] Исаков, А., Гришин, П., & Горлинский, О. (2018). Прогноз ключевой ставки: Насколько страшна его публикация? *Деньги и кредит*, 77(4), 84-106.
- [834] Карминский, А. М. (2015). *Кредитные рейтинги и их моделирование*. Москва: ИД ВШЭ.
- [835] Карминский, А. М., & Костров, А. В. (2013). Моделирование вероятности дефолта российских банков: расширенные возможности. *Журнал Новой экономической ассоциации*, 17(1), 64-86.
- [836] Карминский, А. М., Столбов, М. И., & Щепелева, М. А. (2017). *Системный риск финансового сектора: оценка и регулирование*. Издательский дом "Научная библиотека".
- [837] Карминский, А., & Фролова, Э. (2015). Методы оценки стоимости коммерческого банка в условиях глобализации. *Вестник МГИМО Университета*, 3, 173-183.
- [838] Карминский, А., Лозинская, А., & Ожегов, Е. (2016). Методы оценки потерь кредитора при ипотечном жилищном кредитовании. *Экономический журнал ВШЭ*, 20(1), 9-51.
- [839] Картаев, Ф. (2017а). *Выбор режима монетарной политики и экономический рост*. Москва: Экономический факультет МГУ имени М. В. Ломоносова.
- [840] Картаев, Ф. (2017б). Полезно ли инфляционное таргетирование для экономического роста? *Вопросы экономики*, 2, 62-74.
- [841] Картаев, Ф., & Леднёва, Е. (2021). Прозрачность монетарной политики и успешность инфляционного таргетирования. *Экономическая политика*, 16(6), 8-33.
- [842] Катасонов, В. (2014). *Экономика Сталина*. Москва: Институт русской цивилизации.
- [843] Кельберт, М., & Сухов, Ю. (2010). *Основные понятия теории вероятностей и математической статистики* (2nd ed.). Москва: МЦНМО.
- [844] Козырь, Ю. (2021). К вопросу об оценке вклада ликвидности в рыночную стоимость активов и определении премии и скидки за изменение ликвидности. *Вопросы оценки*, 103(1), 10-25.
- [845] Кондратьев, Н. Д. (2003). Большие циклы конъюнктуры и теория предвидения. Избранные труды. 8, 153-154. doi:<https://doi.org/10.32609/0042-8736-2003-8-153-154>
- [846] Конягина, М., Меурмишвили, И., & Дочкина, А. (2020). Оценка влияния ключевой ставки Банка России на депозитную политику коммерческих банков. *Управленческое консультирование*, 8, 99-111.
- [847] Кораблева, И. (2011). Измерение риска дефолта частных российских фирм с помощью модели Moody's Analytics RiskCalc. *Аналитический банковский журнал*(3 (189)), 54-65.

- [848] Крепцев, Д., & Селезнёв, С. (2016). *Влияние ставок денежного рынка на ставки по кредитам конечным заемщикам*. Retrieved from Серия докладов об экономических исследованиях Банка России. № 9: https://www.cbr.ru/Content/Document/File/16731/wps_9.pdf
- [849] Кучинский, К. А., & Пеникас, Г. И. (2007). Риск рыночной ликвидности: вопросы практической оценки. *Банковское дело*, 11, 74-80.
- [850] Леонидов, А. В., Нечитайло, В. А., & Серебрянникова, Е. Е. (2018). Топология сети межбанковского кредитования в агентной модели банковской системы. *Экономический журнал ВШЭ*, 22(3), 387-417. doi:10.17323/1813-8691-2018-22-3-387-417
- [851] Макаров, В., Бахтизин, А., & Сушко, Е. (2020а). Агент-ориентированная модель как инструмент регулирования экологии региона. *Журнал Новой экономической ассоциации*, 45(1), 151–171.
- [852] Макаров, В., Бахтизин, А., Сушко, Е., & Агеева, А. (2020б). Моделирование эпидемии COVID-19 – преимущества агент-ориентированного подхода. *Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз*, 13(4), 58-73.
- [853] Макаров, В., Бахтизин, А., Сушко, Е., Васенин, В., Борисов, В., & Роганов, В. (2016). Агент-ориентированные модели: мировой опыт и технические возможности реализации на суперкомпьютерах. *Вестник Российской Академии наук*, 86(3), 252–262.
- [854] Макаров, И. А., & Соколова, А. К. (2014). Оценка углеродоемкости внешней торговли России. *Экономический журнал ВШЭ*, 14(3), 477–507.
- [855] Макашева, Н. (2014). Проблема интеграции теорий экономического цикла и равновесия (вторая половина 1920-х — 1930-е годы) и проект теории экономической динамики Н. Д. Кондратьева. *Вопросы экономики*, 1, 22-39. doi:<https://doi.org/10.32609/0042-8736-2014-1-22-39>
- [856] МинФин РФ. (2016). *"Международный стандарт финансовой отчетности (IFRS) 9 "Финансовые инструменты"" (введен в действие на территории Российской Федерации в редакции 2014 года Приказом Минфина России от 27.06.2016 N 98н) (ред. от 16.09.2019)*. Retrieved from Министерство финансов РФ.
- [857] Могилат, А. (2015). *Банкротство компаний реального сектора в России: тенденции, структурные характеристики и основные факторы*. Retrieved from http://www.forecast.ru/_ARCHIVE/Presentations/HSE/2015/bank042015.pdf
- [858] Могилат, А. Н. (2019). Оценка финансовой устойчивости российских промышленных компаний, или О чем говорят банкротства. *Вопросы экономики*, 3, 101-118.
- [859] Моисеев, А. К. (2017). *Макрофинансовая политика экономического роста*. Москва: Институт народнохозяйственного прогнозирования (ИПН) РАН.
- [860] Моисеев, С. Р. (2006). Оптимальная структура банковского рынка: сколько банков нужно России. *Вопросы экономики*, 10, 75-92.
- [861] Моисеев, С. Р. (04 сентября 2009 г.). *Финансовая реформа: контрциклическое регулирование. Нужно менять регулирование, стандарты финансовой отчетности и мотивацию топ-менеджеров*. Получено из Институт проблем предпринимательства: <https://www.iprnou.ru/article.php?idarticle=006902>
- [862] Моисеев, С. Р. (2015). *История центральных банков и бумажных денег*. Москва: Вече.
- [863] Моисеев, С. Р. (2016а). Валютные интервенции. Мотивы центральных банков и их инструментарий. *Деньги и кредит*(3), 12-19.
- [864] Моисеев, С. Р. (2016б). Валютные интервенции. Каналы, стерилизация и секретность интервенций. *Деньги и кредит*(4), 13-19.
- [865] Моисеев, С. Р. (2016в). Валютные интервенции. Международная практика и эффективность интервенций. *Деньги и кредит*(5), 21-27.
- [866] Моисеев, С. Р. (2016г). Валютные интервенции. Исторический опыт Банка России в 1992–2015 годах. *Деньги и кредит*(6), 24-31.
- [867] Моргунов, А. (2017). *Оценка рисков инвестиционных проектов. Автореферат к диссертации на соискание степени кандидата наук*. Москва: ВШЭ.
- [868] Мурычев, А., & Моисеев, С. (2010). О модернизации банковского регулирования и надзора. *Банковское дело*(3), 26-32.
- [869] Нелюбина, А. (2021). Прогнозирование региональных показателей на основе квартальной прогнозной модели. *Деньги и кредит*, 80(2), 50–75.
- [870] Нешевец, М. (22 мая 2019 г.). *Математик с Урала высчитал, что планету ждёт новый ледниковый период*. Получено из Metro News:

- <https://www.metronews.ru/novosti/russia/reviews/matematik-s-urala-vyschital-chto-planetu-zhdet-novyuy-lednikovyy-period-1547792/?ua=dt>
- [871] Никитин, А. А., Пеникас, Г. И., & Семенова, М. В. (2012). Анализ предложений по корректировке капитала на изменение собственного кредитного риска. *Банковское дело*(4), 58-62.
- [872] Ольховка, Н. А., & Адаскевич, М. В. (2016). Особенности применения инструментов макропруденциальной политики. *Сегодня и завтра российской экономики*(77), 15-24.
- [873] Пеникас, Г. И. (2007). Менеджеры российских предприятий: завышенная самооценка или самовнушение успеха. *Экономическая социология*, 8(2), 73-91.
- [874] Пеникас, Г. И. (2008а). Анализ эволюции потребительского поведения в России за период 2000–2005 гг. *Экономический журнал ВШЭ*, 12(4), 512-542.
- [875] Пеникас, Г. И. (2008b). Прогнозирование кривой доходности в задачах управления активами и пассивами банка. *Прикладная эконометрика*, 4, 3-26.
- [876] Пеникас, Г. И. (2010а). Модели "копула" в приложении к задачам финансов. *Журнал Новой экономической ассоциации*, 7, 24-44.
- [877] Пеникас, Г. И. (2010b). Модели «копула» в управлении валютным риском банка. *Прикладная эконометрика*, 17(1), 62-87.
- [878] Пеникас, Г. И. (2011а). Модели "копула" в задачах хеджирования ценового риска. *Прикладная эконометрика*(2), 3-21.
- [879] Пеникас, Г. И. (2011b). *Модели «копула» в управлении рыночным риском российских банков. Диссертация на соискание ученой степени кандидата наук.* Москва: ГУ-ВШЭ.
- [880] Пеникас, Г. И. (2012). Анализ рекомендаций по разработке плана финансового оздоровления. *Банковское дело*(7), 8-10.
- [881] Пеникас, Г. И. (2013). Возникновение потерь мертвого груза при использовании индивидуальных внутрибанковских (IRB) моделей оценки кредитного риска по Базель II. *Сборник трудов научно-практической конференции "Эконометрические методы в исследовании глобальных экономических процессов"* (pp. 149-155). Москва: Анкил.
- [882] Пеникас, Г. И. (2014). Иерархические копулы в моделировании рисков инвестиционного портфеля. *Прикладная эконометрика*, 35(3), 18-38.
- [883] Пеникас, Г. И. (2019). Банковская система. In Е. Ясин (Ed.), *Российская экономика: настоящее и перспективы после реформ. Курс лекций* (pp. 400-438). Москва: ИД ВШЭ.
- [884] Пеникас, Г. И. (2020). Низкодефолтные кредитные портфели (LDP) для ПБР как частный случай существенно несбалансированных классов в моделях бинарного выбора. *Деньги и кредит*, 79(2), 101-128.
- [885] Пеникас, Г. И. (2021а). Оценка эффективности макропруденциальной политики Банка России по ограничению необеспеченного потребительского кредитования модифицированным методом разность разностей. *Финансы и бизнес*, 17(2), 3-35.
- [886] Пеникас, Г. И. (2021b). U-образная премия за неявное страхование вкладов в отечественных государственных банках. *Вопросы экономики*(10), 89-112.
- [887] Пеникас, Г. И. (2021c). Обзор совместного семинара Банка России и РЭШ «Идентификация и оценка эффектов макропруденциальной политики». *Деньги и кредит*, 80(3), 94-104.
- [888] Пеникас, Г. И. (2021d). Определение корреляции дефолтов по данным о дефолтах в США за период 1985 – 2021 гг. *Тезисы IV международной научной конференции «Осенние математические чтения в Адыгее»* (стр. 90-94). Майкоп: Адыгейский государственный университет.
- [889] Пеникас, Г. И. (2022а). Как уровень климатических рисков соотносится с уровнем кредитных? *Финансы и бизнес*, 18(1), 32-40.
- [890] Пеникас, Г. И. (2022б). *Математическое моделирование кредитного риска и банковское регулирование.* Санкт-Петербург: СПбГЭУ.
- [891] Пеникас, Г. И. (2022в). Эффект переноса ключевой ставки Банка России на ставки по вкладам в период 2020-2022 гг. *Деньги и кредит*, 81(2).
- [892] Пеникас, Г. И., & Малков, Е. С. (2012). Анализ предложений по надзору за деятельностью финансовых конгломератов. *Банковское дело*, 5, 30-32.
- [893] Пеникас, Г. И., & Петров, В. С. (2014а). Исследование детерминант системной значимости страховых компаний. *Банковское дело*(7), 28-34.
- [894] Пеникас, Г. И., & Петров, В. С. (2014б). Исследование детерминант системной значимости страховых компаний. (Окончание). *Банковское дело*(8), 44-52.

- [895] Пеникас, Г. И., & Савельева, А. (2013). Исследование и прогнозирование восприятия импортного продовольствия на уровне агрегированных потребителей: случай России и Бразилии (1992–2020 гг.). *Прикладная эконометрика*, 32(4), 45-70.
- [896] Пеникас, Г. И., & Симакова, В. Б. (2009). Управление процентным риском на основе копулы-GARCH моделей. *Прикладная эконометрика*, 13(1), 3-36.
- [897] Пеникас, Г. И., & Теванян, Э. А. (2015). Построение оптимального контракта для менеджера банка, стимулирующее неприятие избыточного риска. *Банковское дело*, 7, 72-81.
- [898] Penikas, H. (2007). Competitiveness and modernization of enterprises in manufacturing: policy options for the case of Russia. In *Proceedings for the 4th International Conference «Global Challenges for Competitiveness: Business and Government Perspective»*. Pula: University of Juraj Dobrila.
- [899] Перевышин, Ю., & Перевышина, Е. (2015). Эффект переноса процентных ставок в России в 2010–2014 годах. *Экономическая политика*, 5, 38–52.
- [900] Пересецкий, А. А. (2012). *Эконометрические методы в дистанционном анализе деятельности российских банков*. Москва: ИД ВШЭ.
- [901] Пересецкий, А. А. (2013). Модели причин отзыва лицензий российских банков. Влияние неучтенных факторов. *Прикладная эконометрика*, 30(2), 49-64.
- [902] Печенкин, А. А. (2018). Два понятия вероятности в науке XX века. *Вестник Московского университета. Серия 7. Философия*, (4), 98-112.
- [903] Пильник, Н. П., & Поспелов, И. Г. (2009). *Описание целей деятельности фирмы в динамической модели общего равновесия*. Москва: ВЦ РАН.
- [904] Плаксин, С. М., Кнутов, А. В., Чаплинский, А. В., Успенская, А. М., Григорьева, Н. Л., & Синятуллин, Р. Х. (2020). *Сложность российских законов. Опыт синтаксического анализа*. Москва: ИД НИУ ВШЭ.
- [905] Полтерович, В. (Ред.). (6 июня 2019 г.). *Институт коллективных жилищных сбережений*. Получено из MPRA Working Paper No. 94348.: https://mpra.ub.uni-muenchen.de/94348/1/MPRA_paper_94348.pdf
- [906] Полтерович, В. М. (2007). *Стратегии институциональных реформ, или искусство реформ*. Retrieved from Научные доклады лаборатории институционального анализа ГУ-ВШЭ WP10/2007/08: https://www.hse.ru/data/2010/05/06/1216457943/WP10_2007_08f.pdf
- [907] Полтерович, В. М. (2012). Проектирование реформ: как искать промежуточные институты. *Montenegrin Journal of Economics*, 8(2), 25-44.
- [908] Полтерович, В. М., & Старков, О. Ю. (2005). *Создание массовой ипотеки в России: проблема трансплантации*. Retrieved from Научные доклады НИИ менеджмента СПбГУ No R2–2005: <https://gsom.spbu.ru/files/upload/niim/publishing/polterovich.pdf>
- [909] Полтерович, В. М., & Старков, О. Ю. (2007). Стратегия формирования ипотечного рынка в России. *Экономика и математические методы*, 43(4), 3-22.
- [910] Помазанов, М. В. (2016). *Управление кредитным риском в банке: подход внутренних рейтингов (ПВР)* (изд. 1-е). (Г. И. Пеникас, Ред.) Москва: Юрайт.
- [911] Помазанов, М. В. (2021). ROC-анализ и калибровка скоринговых моделей на основе метрик точности второго порядка. *Управление финансовыми рисками*, 66(2), 100-121.
- [912] Помазанов, М. В., & Хамалинский, А. С. (2012). Калибровка рейтинговой модели для секторов с низким количеством дефолтов. *Управление финансовыми рисками*, 30(2), 82-84.
- [913] Пономаренко, А., & Синяков, А. (Июль 2017 г.). *Влияние усиления банковского надзора на структуру банковской системы: выводы на основе агентно-ориентированного моделирования*. Получено из Серия докладов Банка России об экономических исследованиях № 19: http://www.cbr.ru/content/document/file/16720/wp_19.pdf
- [914] Рашка, С., & Мирджалили, В. (2020). *Python и машинное обучение: машинное и глубокое обучение с использованием Python, scikit-learn и TensorFlow 22* (изд. 3е). М., СПб: Диалектика.
- [915] РГ. (08 октября 2020 г.). *Мурманское морское пароходство признано банкротом*. Получено из Российская газета: <https://rg.ru/2020/10/08/reg-szfo/murmanskoe-morskoe-parohodstvo-priznано-bankrotom.html>
- [916] Рождественская, Т., Гузнов, А., & Шамраев, А. (2019). *Банковское право* (изд. 2-е). Москва: Юрайт.
- [917] Салманов, О. (2019). Оценка стоимости коммерческих банков методом мультипликаторов. *Финансовая аналитика: проблемы и решения*, 12(1), 90 – 106.

- [918] Симановский, А. Ю. (2007). Базельские принципы эффективного банковского надзора, издание второе. *Деньги и кредит*(1), 20-30.
- [919] Синяков, А. А., & Хотулев, И. М. (2017). Оптимальная монетарная, бюджетная и макропруденциальная политика в стране-экспортере нефти (обзор исследований). *Деньги и кредит*(9), 58-66.
- [920] Совет Министров СССР. (26 мая 1988а г.). О кооперации в СССР. *Закон № 8998-XI*.
- [921] Совет Министров СССР. (01 сентября 1988б г.). Об утверждении Устава Госбанка СССР. *Постановление № 1061*.
- [922] Соколова, Т. В., Томтосов, А. Ф., Бучко, Д. В., & Теплова, Т. В. (24 декабря 2020 г.). *База данных сообщений и метрик сентимента инвесторов на российском рынке акций. Номер регистрации (свидетельства): 2020622801*. Получено из Федеральная служба по интеллектуальной собственности: https://www1.fips.ru/registers-doc-view/fips_servlet?DB=DB&DocNumber=2020622801&TypeFile=html
- [923] Солнцев, О., Пестова, А., & Мамонов, М. (2010). Стресс-тест: потребуется ли российским банкам новая поддержка государства? *Вопросы экономики*(4), 61-81.
- [924] Стежкин, А., & Шатохина, Ю. (2016). О надзоре за банками, использующими подход внутренних рейтингов к оценке кредитного риска (на примере Банка Англии). *Деньги и кредит*, 9, 47-53.
- [925] Стефаненко, В. Ю. (2021). Специфика учета операций исламского банка и ее влияние на регулирование. *Финансы и бизнес*, 17(2), 36-56.
- [926] Столбов, М. (2019а). Индекс финансового стресса для России: новые подходы. *Экономический журнал ВШЭ*, 23(1), 2-60.
- [927] Тотьмянина, К. (2011). Обзор моделей вероятности дефолта. *Управление финансовыми рисками*(1), 12-24.
- [928] Тотьмянина, К. (2014). Моделирование вероятности дефолта корпоративных заемщиков с учетом макроэкономической конъюнктуры. *Корпоративные финансы*, 8(1), 18-30.
- [929] Травкин, А. И. (2013). Конструкции из парных копул в задаче формирования портфеля акций. *Прикладная эконометрика*, 32(4), 110-133.
- [930] Уляев, Л. Р. (2019). Изучение особенностей поведения финансового рынка на основе агентно-ориентированного моделирования. *Финансы и кредит*(8), 1869-1888.
- [931] Фантацини, Д. (2008). Управление кредитным риском. *Прикладная эконометрика*, 12(4), 84-137.
- [932] Фантацини, Д. (2009). Управление кредитным риском (продолжение). *Прикладная эконометрика*, 13(1), 105-138.
- [933] Фантацини, Д. (2011а). Моделирование многомерных распределений с использованием копула-функций. I. *Прикладная эконометрика*, 22(2), 98-134.
- [934] Фантацини, Д. (2011б). Моделирование многомерных распределений с использованием копула-функций. II. *Прикладная эконометрика*, 23(3), 98-132.
- [935] Фантацини, Д. (2011в). Моделирование многомерных распределений с использованием копула-функций. III. *Прикладная эконометрика*, 24(4), 100-130.
- [936] Фаррахов, И. (2019). МСФО (IFRS) 9: оценка ожидаемых кредитных потерь "без чрезмерных затрат и усилий". *Риск-менеджмент в кредитной организации*, 2.
- [937] фон Мизес, Р. (1930). *Вероятность и статистика*. (А. Хинчина, Перев.) Москва.
- [938] Хайек, Ф. (2018). *Экономические циклы: часть I (Vol. 7)*. (А. Резвов, & Г. Сапов, Trans.) Москва, Челябинск: Социум.
- [939] ЦК КПСС. (17 июля 1987 г.). О совершенствовании системы банков в стране и усилении их воздействия на повышение эффективности экономики. *Постановление ЦК КПСС и Совета Министров СССР № 821*.
- [940] Чернов, В. П., & Фридман, Г. М. (2020). *Математическое и компьютерное моделирование экономических процессов*. Санкт-Петербург: СПбГЭУ.
- [941] Ширяев, А. Н. (1976). *Статистический последовательный анализ. Оптимальные правила остановки* (изд. 2-ое). Москва: Наука.
- [942] Шоломицкий, А. Г. (2005). *Теория риска. Выбор при неопределенности и моделирование риска*. Москва: ГУ-ВШЭ.
- [943] Юданов, А. (2007). «Быстрые» фирмы и эволюция российской экономики. *Вопросы экономики*, 2, 85-100. doi:<https://doi.org/10.32609/0042-8736-2007-2-85-100>

- [944] Яковлева, К. (2018). Оценка экономической активности на основе текстового анализа. *Деньги и кредит*, 77(4), 26–41.
- [945] Ясин, Е. (2002). *Российская экономика. Истоки и панорама рыночных реформ*. Москва: ГУ-ВШЭ.

Документы Банка России

- [946] Банк России. (30 января 1996 г.). *Приказ № 02-23 "О введении в действие Инструкции N 1 "О порядке регулирования деятельности кредитных организаций"*.
- [947] Банк России. (1997). *Отчет Центрального банка Российской Федерации за 1997 год*.
- [948] Банк России. (1998). *Годовой отчет*.
- [949] Банк России. (06 февраля 2006 г.). Указание Банка России № 1656-У "О действиях при выявлении фактов (признаков) формирования источников собственных средств (капитала) (их части) с использованием ненадлежащих активов".
- [950] Банк России. (2014, июня 17). *Инструкция № 154-И "О порядке оценки системы оплаты труда в кредитной организации и порядке направления в кредитную организацию предписания об устранении нарушения в ее системе оплаты труда"*.
- [951] Банк России. (06 августа 2015а г.). Положение от 06.08.2015 № 483-П "О порядке расчета величины кредитного риска на основе внутренних рейтингов".
- [952] Банк России. (15 апреля 2015б г.). Указание Банка России № 3624-У "О требованиях к системе управления рисками и капиталом кредитной организации и банковской группы" (ред. от 27.06.2018).
- [953] Банк России. (05 октября 2016а г.). *О порядке оценки Банком России корректности формирования резервов по портфелю (портфелям) однородных ссуд методом экстраполяции*. Получено из <https://base.garant.ru/71508636/>
- [954] Банк России. (2016б). *Трансмиссионный механизм денежной политики: Новый взгляд на накопленный опыт*. Москва: Банк России. Получено из Monetary Policy Department.
- [955] Банк России. (28 июня 2017а г.). Положение № 590-П "О порядке формирования кредитными организациями резервов на возможные потери по ссудам, ссудной и приравненной к ней задолженности".
- [956] Банк России. (12 июля 2017б г.). *О методике проводимой Банком России оценки достаточности имущества банка для осуществления урегулирования его обязательств*. Получено из Указание N 4466-У: <http://www.cbr.ru/queries/unidbquery/file/90134?fileid=349>
- [957] Банк России. (17 октября 2017в г.). *Концепция макропруденциального стресс-тестирования*. Получено из Доклад для общественных консультаций: http://www.cbr.ru/Content/Document/File/50685/Consultation_Paper_171019.pdf
- [958] Банк России. (II-III кварталы 2018 г.). *Обзор финансовой стабильности*. Получено из https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/10438/OFS_18-02.pdf
- [959] Банк России. (01 июля 2019б г.). *Доклад для общественных консультаций «О совершенствовании системы обязательного страхования вкладов в банках Российской Федерации»*. Получено 01 сентября 2020; Bank of Russia (2019b), Report for public consultation "Improving the mandatory deposit insurance system for the banks of the Russian Federation"; online; in Russian г., из http://www.cbr.ru/content/document/file/72642/consultation_paper_190701.pdf
- [960] Банк России. (02 февраля 2019с г.). *Указание № 5072-У "Об особенностях применения надбавок к коэффициентам риска по отдельным видам активов кредитными организациями, принявшими на себя обязанность по применению банковских методик управления рисками..."*.
- [961] Банк России. (29 ноября 2019е г.). *Инструкция № 199-И "Об обязательных нормативах и надбавкам к нормативам достаточности капитала банков с универсальной лицензией"*.
- [962] Банк России. (23 января 2020а г.). *Об определении системно значимых кредитных организаций и подходов к их регулированию*. Получено из Доклад для общественных консультаций: http://www.cbr.ru/content/document/file/98619/consultation_paper_200123.pdf
- [963] Банк России. (01 октября 2020б г.). *Информационное письмо о рекомендациях по организации управления рисками, внутреннего контроля, внутреннего аудита, работы комитета совета директоров (наблюдательного совета) по аудиту в публичных акционерных обществах*. Получено из http://www.cbr.ru/statichtml/file/59420/20201001_in_06_28-143.pdf

- [964] Банк России. (26 апреля 2021а г.). *О развитии банковского сектора Российской Федерации в марте 2021 г.* Получено из http://cbr.ru/Collection/Collection/File/32227/razv_bs_21_03.pdf
- [965] Банк России. (29 апреля 2021б г.). *Банк России высвобождает макропруденциальный запас капитала банков по потребительским кредитам и возвращается к допандемическим макропруденциальным требованиям.* Получено из http://cbr.ru/press/pr/?file=29042021_193000PR2021-04-29T19_14_15.htm
- [966] Банк России. (26 июля 2021в г.). *Банк России изменяет обязательные резервные требования и устанавливает коэффициенты для расчета резервируемых обязательств.* Получено из https://www.cbr.ru/press/pr/?file=26072021_142700pr2021-07-26t14_20_54.htm
- [967] Банк России. (24 сентября 2021г г.). *Банк России перенес на 1 апреля 2022 года срок вступления в силу нового порядка расчета размера обязательных резервов и дату изменения обязательных резервных требований.* Получено из http://www.cbr.ru/press/pr/?file=24092021_180500pr2021-09-24t17_49_35.htm
- [968] Банк России. (10 декабря 2021д г.). *Системные риски использования больших данных в финансовом секторе.* Получено из доклад для общественных консультаций: https://cbr.ru/Content/Document/File/131359/Consultation_Paper_10122021.pdf
- [969] Банк России. (02 апреля 2021з г.). *Экосистемы: подходы к регулированию.* Получено 31 мая 2021 г., из Доклад для общественных консультаций: http://www.cbr.ru/content/document/file/119960/consultation_paper_02042021.pdf
- [970] Банк России. (23 Июнь 2021и г.). *Регулирование рисков участия банков в экосистемах и вложений в имобилизованные активы. Доклад для общественных консультаций.* Получено из cbr.ru/Content/Document/File/123688/Consultation_Paper_23062021.pdf
- [971] Банк России. (09 февраля 2022а г.). *Опубликована новая редакция Условий проведения операций по предоставлению и погашению кредитов Банка России.* Получено из https://www.cbr.ru/press/pr/?file=09022022_170500PR2022-02-09T17_01_56.htm
- [972] Банк России. (24 февраля 2022б г.). *Банк России расширил Ломбардный список и снизил рейтинговые требования.* Получено из https://www.cbr.ru/press/pr/?file=24022022_184101SUP_MEAS24022022_174318.htm
- [973] Банк России. (28 февраля 2022в г.). *Меры Банка России по поддержке кредитных организаций.* Получено из https://cbr.ru/press/pr/?file=28022022_093323BANK_SECTOR28022022_073632.htm
- [974] Банк России. (2 марта 2022г г.). *Банк России смягчает требования к обязательным резервам кредитных организаций.* Получено из https://www.cbr.ru/press/pr/?file=02032022_211527DKP02032022_202227.htm
- [975] Банк России. (02 марта 2022д г.). *Меры Банка России по поддержке граждан и кредиторов.* Получено из https://www.cbr.ru/press/pr/?file=02032022_221303SUP_MEAS02032022_191832.htm
- [976] Банк России. (28 февраля 2022е г.). *Банк России понизил требования к минимальному уровню кредитных рейтингов при формировании Перечня и Списка субъектов для проведения операций предоставления ликвидности.* Получено из https://www.cbr.ru/press/pr/?file=28022022_183117SUP_MEAS28022022_173430.htm
- [977] Банк России. (10 марта 2022ж г.). *Банк России перенесет дату перехода к использованию кредитных рейтингов при проведении операций предоставления ликвидности.* Получено из https://cbr.ru/press/pr/?file=10032022_221223BANK_SECTOR10032022_191404.htm

Документы Базельского комитета

- [978] BCBS. (1975, September). *Report on the supervision of banks' foreign establishments - Concordat.* Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision: <http://www.bis.org/publ/bcbs00a.htm>
- [979] BCBS. (1983, May). *Principles for the supervision of banks' foreign establishments (Concordat).* Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: <http://www.bis.org/publ/bcbsc312.htm>
- [980] BCBS. (1988, July). *International convergence of capital measurement and capital standards (updated to april 1998).* Retrieved December 25, 2019, from Basel Committee on Banking Supervision: <https://www.bis.org/publ/bcbsc111.pdf>
- [981] BCBS. (1999, June 01). *A new capital adequacy framework.* Retrieved September 27, 2019, from <https://www.bis.org/publ/bcbs50.htm>

- [982] BCBS. (2000a, January 01). *Credit ratings and complementary sources of credit quality information*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: http://www.bis.org/publ/bcbs_wp3.htm
- [983] BCBS. (2000b, January 18). *Range of Practices in Banks' Internal Rating Systems*. Retrieved October 09, 2019, from <http://www.bis.org/publ/bcbs66.htm>
- [984] BCBS. (2001, October). *Working Paper on the Internal Ratings-Based Approach to Specialised Lending Exposures*. Retrieved Ноябрь 08, 2018, from Basel Committee on Banking Supervision Website: https://www.bis.org/publ/bcbs_wp9.pdf
- [985] BCBS. (2001a, January 16). *Basel II: The New Basel Capital Accord*. Retrieved September 27, 2019, from Basel Committee on Banking Supervision: <https://www.bis.org/publ/bcbscp02.htm>
- [986] BCBS. (2001b, January 08). *The Internal Ratings-Based Approach. Supporting Document to the New Basel Capital Accord*. Retrieved January 09, 2020, from Basel Committee on Banking Supervision Website: <https://www.bis.org/publ/bcbsca05.pdf>
- [987] BCBS. (2003, April 29). *Basel II: The New Basel Capital Accord*. Retrieved September 27, 2019, from <https://www.bis.org/bcbs/bcbscp3.htm>
- [988] BCBS. (2004, June 26). *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a Revised Framework*. Retrieved September 27, 2019, from Basel Committee on Banking Supervision: <https://www.bis.org/publ/bcbs107.htm>
- [989] BCBS. (2005a, May 19). *Studies on the Validation on Internal Rating Systems*. Retrieved December 25, 2019, from Basel Committee on Banking Supervision: https://www.bis.org/publ/bcbs_wp14.htm
- [990] BCBS. (2005b, November 1). *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework*. Retrieved September 27, 2019, from <https://www.bis.org/publ/bcbs118.htm>
- [991] BCBS. (2005c, September). *Validation of low-default portfolios in the Basel II Framework*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: http://www.bis.org/publ/bcbs_nl6.htm
- [992] BCBS. (2005d, July 01). *An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions*. Retrieved Novembre 12, 2018, from Basel Committee on Banking Supervision: <http://www.bis.org/bcbs/irbriskweight.htm>
- [993] BCBS. (2006a, June 30). *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. A Revised Framework. Comprehensive Version*. Retrieved from <http://bis.org/publ/bcbs128.htm>
- [994] BCBS. (2006b, November). *Studies on credit risk concentration: An overview of the issues and a synopsis of the results from the Research Task Force project*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision: https://www.bis.org/publ/bcbs_wp15.pdf
- [995] BCBS. (2009a, January 12). *LGD Floors*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: http://www.bis.org/publ/bcbs_nl14.htm
- [996] BCBS. (2009b, March). *Range of practices and issues in economic capital frameworks*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision: <https://www.bis.org/publ/bcbs152.pdf>
- [997] BCBS. (2009c, December 17). *Strengthening the resilience of the banking sector*. Retrieved December 21, 2019, from Basel Committee on Banking Supervision Website: <https://www.bis.org/publ/bcbs164.htm>
- [998] BCBS. (2009d, July 13). *Revisions to the Basel II market risk framework*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: <https://www.bis.org/publ/bcbs158.pdf>
- [999] BCBS. (2010, October 21). *Developments in Modelling Risk Aggregation*. Retrieved from <http://www.bis.org/publ/joint25.pdf>
- [1000] BCBS. (2010a, July 01). *Countercyclical capital buffer proposal*. Retrieved September 24, 2019, from Basel Committee on Banking Supervision Website: <http://bis.org/publ/bcbs172.htm>
- [1001] BCBS. (2011, May). *Range of Methodologies for Risk and Performance Alignment of Remuneration*. Retrieved from <https://www.bis.org/publ/bcbs194.pdf>
- [1002] BCBS. (2012a, October). *Basel III regulatory consistency assessment (Level 2) - Japan*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: https://www.bis.org/bcbs/implementation/12_jp.pdf
- [1003] BCBS. (2012b, September 14). *Core Principles for Effective Banking Supervision*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: <https://www.bis.org/publ/bcbs230.pdf>

- [1004] BCBS. (2013a, October 15). *Basel III Regulatory Consistency Assessment Programme (RCAP)*. Retrieved September 24, 2019, from Basel Committee on Banking Supervision Website: <http://www.bis.org/publ/bcbs264.htm>
- [1005] BCBS. (2013b, October 31). *Fundamental review of the trading book*. Retrieved January 09, 2020, from Basel Committee on Banking Supervision Website: <https://www.bis.org/publ/bcbs265.pdf>
- [1006] BCBS. (2013c, July 05). *Regulatory consistency assessment programme (RCAP) - Analysis of risk-weighted assets for credit risk in the banking book*. Retrieved November 12, 2018, from Basel Committee on Banking Supervision Website: <http://www.bis.org/publ/bcbs256.htm>
- [1007] BCBS. (2013d, September). *Regulatory Consistency Assessment Programme (RCAP): Assessment of Basel III regulations – China*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: https://www.bis.org/bcbs/implementation/12_cn.pdf
- [1008] BCBS. (2013e, December 13). *Capital requirements for banks' equity investments in funds - final standard*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: <http://www.bis.org/publ/bcbs266.htm>
- [1009] BCBS. (2014a, November 12). *Basel capital framework national discretions*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: <http://www.bis.org/bcbs/publ/d297.pdf>
- [1010] BCBS. (2014b, November 6). *The G-SIB assessment methodology - score calculation*. Retrieved September 24, 2019, from Basel Committee on Banking Supervision Website: <http://www.bis.org/bcbs/publ/d296.htm>
- [1011] BCBS. (2014c, December). *Regulatory Consistency Assessment Programme (RCAP): Assessment of Basel III regulations – European Union*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d300.pdf>
- [1012] BCBS. (2014d, December). *Regulatory Consistency Assessment Programme (RCAP): Assessment of Basel III regulations – United States of America*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d301.pdf>
- [1013] BCBS. (2015, December 10). *Revisions to the Standardised Approach for credit risk - second consultative document*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d347.htm>
- [1014] BCBS. (2016a, October 12). *TLAC holdings. Standard. Amendments to the Basel III standard on the definition of capital*. Retrieved October 4, 2018, from Basel Committee on Banking Supervision Website: <http://www.bis.org/bcbs/publ/d387.pdf>
- [1015] BCBS. (2016b, March 24). *Reducing variation in credit risk-weighted assets – constraints on the use of internal model approaches*. Retrieved January 09, 2020, from <https://www.bis.org/bcbs/publ/d362.pdf>
- [1016] BCBS. (2016c, March 15). *Regulatory Consistency Assessment Programme (RCAP): Assessment of Basel III risk-based capital regulations - Russia*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision: <http://www.bis.org/bcbs/publ/d357.pdf>
- [1017] BCBS. (2017a, December 7). *Basel III: Finalising post-crisis reforms*. Retrieved November 12, 2018, from Basel Committee on Banking Supervision Website: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d424.htm>
- [1018] BCBS. (2017b, June 22). *Range of practices in implementing the countercyclical capital buffer policy*. Retrieved January 07, 2020, from <https://www.bis.org/bcbs/publ/d407.htm>
- [1019] BCBS. (2018, October 17). *Stress testing principles*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d450.htm>
- [1020] BCBS. (2019b, December 15). *CAP50 - Prudent valuation guidance*. Retrieved March 22, 2021, from https://www.bis.org/basel_framework/chapter/CAP/50.htm?inforce=20191215&published=20191215
- [1021] BCBS. (2019c, December 16). *CRE - Calculation of RWA for credit risk*. Retrieved December 25, 2019, from Basel Committee on Banking Supervision Website: https://www.bis.org/basel_framework/standard/CRE.htm
- [1022] BCBS. (2019d, November 27). *Guiding principles for the operationalisation of a sectoral countercyclical capital buffer*. Retrieved January 07, 2020, from Basel Committee on Banking Supervision Website: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d487.htm>
- [1023] BCBS. (2019e, December 15). *SRP30 - Supervisory review process*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: https://www.bis.org/basel_framework/chapter/SRP/30.htm?inforce=20191215

- [1024] BCBS. (2019f, December 15). *BCP - Core Principles for effective banking supervision*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision: https://www.bis.org/basel_framework/standard/BCP.htm
- [1025] BCBS. (2019g, April 09). *Consolidated Basel Framework. Consultative Document*. Retrieved December 25, 2019, from Basel Committee on Banking Supervision Website: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d462.pdf>
- [1026] BCBS. (2020, April 26). *The Basel Framework*. Retrieved from Basel Committee on Banking Supervision Website: https://www.bis.org/basel_framework/
- [1027] BCBS. (2020b, April 30). *Climate-related financial risks: a survey on current initiatives*. Retrieved from <https://www.bis.org/bcbs/publ/d502.htm>
- [1028] BCBS. (2021a, April 14). *Climate-related risk drivers and their transmission channels*. Retrieved from <https://www.bis.org/bcbs/publ/d517.htm>
- [1029] BCBS. (2021b, November 16). *Principles for the effective management and supervision of climate-related financial risks*. Retrieved from Website of the Basel Committee on Banking Supervision: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d530.pdf>
- [1030] BCBS. (2021c, April 14). *Climate-related financial risks - measurement methodologies*. Retrieved from <https://www.bis.org/bcbs/publ/d518.htm>
- [1031] BCBS. (2022, March 02). *Newsletter on Covid-19 related credit risk issues*. Retrieved from https://www.bis.org/publ/bcbs_nl26.htm

Источники из СМИ

- [1032] Интерфакс. (10 февраля 2022 г.). *Долговой рынок ждет повышения ключевой ставки минимум на 100 б.п. Обзор*. Получено из <https://www.interfax.ru/business/821383>
- [1033] Интерфакс. (09 марта 2022 г.). *Кабмин хочет освободить от НДС доходы в виде процентов по вкладам за 2021-2022 гг.* Получено из <https://www.interfax.ru/business/827074>
- [1034] Интерфакс. (14 апреля 2022а г.). *ЦБ РФ намерен переосмыслить банковское регулирование с учетом изменений в экономике*. Получено из <https://www.interfax.ru/business/835010>
- [1035] Интерфакс. (15 апреля 2022б г.). *Народный банк Китая снизит норму резервирования для банков с 25 апреля [на 25 бп]*. Получено из <https://www.interfax.ru/business/835180>
- [1036] Al Jazeera. (2020, March 16). *مواجهة كورونا.. تعرف على مخصصات الدول العربية والعالمية لدعم اقتصاداتها*. Retrieved from <https://www.aljazeera.net/ebusiness/2020/3/16/مواجهة-كورونا-تعرف-على-مخصصات-الدول>
- [1037] Amos, H. (2012, August 01). *New Rules Revolutionize Banking Sector*. Retrieved from The Moscow Times: <https://www.themoscowtimes.com/2012/08/01/new-rules-revolutionize-banking-sector-a16715>
- [1038] O'Donnell, G. (2022, January 24). *Climate change factors into 40% of the Commerce Department's work: Commerce Secretary Raimondo*. Retrieved from <https://finance.yahoo.com/news/climate-change-commerce-department-142108415.html>
- [1039] The Asian Banker. (2020). *The Largest Banks Rankings*. Retrieved from The Asian Banker: <https://www.theasianbanker.com/ab500/2018-2019/largest-islamic-banks>
- [1040] The Economist. (2017, February 25). *The age of the appacus. In fintech, China shows the way*. Retrieved from <https://www.economist.com/finance-and-economics/2017/02/25/in-fintech-china-shows-the-way>
- [1041] The Economist. (2020, March 12). *A sea of debt. Corporate bonds and loans are at the centre of a new financial scare*. Retrieved from <https://www.economist.com/finance-and-economics/2020/03/12/corporate-bonds-and-loans-are-at-the-centre-of-a-new-financial-scare>
- [1042] The Seattle Times. (1993, July 23). *Coca-Cola Follows Disney In Selling 100-Year Bonds*. Retrieved from <https://archive.seattletimes.com/archive/?date=19930723&slug=1712406>

ПРИЛОЖЕНИЯ

Приложение 1. Список обязательных нормативов Банка России.

№	Норм	Тип	Док	Орг.	Тип	Порог	Название
1	H1	капитал	110-И		мин	10.0%	Норматив достаточности собственных средств (капитала) банка
2	H1.1	капитал	199-И		мин	4.5%	Норматив достаточности базового капитала банка
3	H1.2	капитал	199-И		мин	6.0%	Норматив достаточности основного капитала банка
4	H1.0	капитал	199-И		мин	8.0%	Норматив достаточности собственных средств (капитала) банка
5	H1.3	капитал	198-И	НКО	мин	2.0%	Норматив достаточности собственных средств (капитала)
6	H1.4	капитал	199-И		мин	3.0%	Норматив финансового рычага
7	H1цк	капитал	175-И	ЦК	мин	100.0%	Норматив достаточности собственных средств (капитала) центрального контрагента
8	H2	ликв.	199-И		мин	15.0%	Норматив мгновенной ликвидности банка (1Д)
9	H2цк	ликв.	175-И	ЦК	макс	100.0%	Норматив достаточности совокупных ресурсов центрального контрагента
10	H3	ликв.	199-И		мин	50.0%	Норматив текущей ликвидности банка (1М)
11	H4	ликв.	199-И		макс	120.0%	Норматив долгосрочной ликвидности банка (1Г)
12	H6	иное	199-И		макс	125.0%	Норматив максимального размера риска на одного заемщика или группу связанных заемщиков
13	H7	иное	199-И		макс	800.0%	Норматив максимального размера крупных кредитных рисков
14	H9.1	иное	139-И		макс	50.0%	Норматив максимального размера кредитов, банковских гарантий и поручительств, предоставленных банком своим участникам (акционерам)
15	H10.1	иное	139-И		макс	3.0%	Норматив совокупной величины риска по инсайдерам банка
16	H12	иное	199-И		макс	25.0%	Норматив использования собственных средств (капитала) банка для приобретения акций (долей) других юридических лиц
17	H15	ликв.	129-И	РНКО	мин	100.0%	Норматив соотношения суммы ликвидных активов сроком исполнения в ближайшие 30 календарных дней к сумме обязательств РНКО – норматив текущей ликвидности РНКО
18	H15.1	ликв.	198-И	НКО	мин	100.0%	Норматив ликвидности (1М)
19	H16	иное	129-И	РНКО	макс	100.0%	Норматив максимальной совокупной величины кредитов клиентам – участникам расчетов на завершение расчетов

№	Норм	Тип	Док	Орг.	Тип	Порог	Название
20	H16.1	иное	129-И	РНКО	макс	0.0%	Норматив максимального размера риска по кредитным требованиям, возникшим по предоставленным РНКО средствам заемщикам, кроме кредитов, предоставленных РНКО от своего имени и за свой счет, клиентам – участникам расчетов на завершение расчетов по совершенным сделкам
21	H16.2	иное	129-И	РНКО	макс	0.0%	Норматив максимального размера вексельных обязательств РНКО
22	H18	иное	199-И		мин	100.0%	Норматив минимального соотношения размера ипотечного покрытия и объема эмиссии облигаций с ипотечным покрытием
23	H25	иное	199-И		макс	20.0%	Норматив максимального размера риска на связанное с банком лицо (группу связанных с банком лиц)
24	H30	капитал	проект	СЗКО	мин	25.0%	Норматив концентрации кредитного риска; введение обсуждается согласно (Банк России, 2020а, стр. 10-11)

Примечание.

По состоянию на май 2021 г.; нарушение указанных порогов рассматривается как сильное нарушение для цели разработки моделей PD и LGD российских банков, иначе нарушение, согласно данным Банка России, рассматривалось как умеренная степень нарушения.

Обозначение типов организаций:

СЗКО – системно-значимая кредитная организация;

РНКО – расчетная небанковская кредитная организация;

НКО – небанковская кредитная организация;

ЦК – центральный контрагент.

Приложение 2. Переменные для моделей PD и LGD российских банков.

	PD	LGD	Название переменной	А/П	Вал.	Ф	Ед. изм.
1. Индикаторы (фиктивные – dummy – переменные)							
v01	1		Гос. участие (учитывается только собственность Федерального правительства; исключаем собственность региональных, муниципальных образований, госкомпаний и госкорпораций) (GOV)	н/п	н/п	н/п	0/1
v02	1		Иностранное участие (FOR)	н/п	н/п	н/п	0/1
2. Размер банка							
v03	1		Всего активов (ТА)	А	все	806	RUB трлн.
v04	1		квадрат ТА	А	все	806	RUB трлн. в кв.
v05	1		ТА * FOR	А	все	806	RUB трлн.
v06		1	логарифм всего активов	А	все	806	ln(RUB к)
3. Капитал							
v07	1	1	фин. рычаг = собственные средства (капитал) ко всем активам	П	все	123	пп.
v08	1		квадрат фин. рычага	П	все	123	пп. в кв.
v09	1		капитал сверх порога 300 млн. руб.	П	все	123	RUB млрд.
v10	1		капитал ниже порога в 300 млн. руб.	П	все	123	RUB млрд.
v11	1		Собственные акции, выкупленные у акционеров (счет 10501), к ТА	А	все	101	% от ТА
4. Доходность							
v12	1	1	Накопленная прибыль (убыток) до налогообложения (ст. 1.4) ко всем активам (ROA)	П	все	806	% от ТА
v13	1		ROA для банка с гос. участием	П	все	806	% от ТА
v14	1		ROA для банка с иностранным участием	П	все	806	% от ТА
v15	1		А. Доходы будущих периодов по другим операциям (счет 61304)	П	ин.	101	% от ТА
v16	1		В. Неполученные процентные доходы по кредитам и прочим размещенным средствам (кроме межбанковских), предоставленным клиентам, списанным с баланса кредитной организации (счет 91704)	П	руб.	101	% от ТА
5. Кредитный риск							
v17		1	Кредиты, предоставленные нефинансовым организациям (корпоративный портфель) (ст. 7.1.1)	А	руб.	806	% от ТА
v18	1	1	Просроченная задолженность (NPL) по кредитам нефин. орг. (ст. 7.1.1.0.1) во всем портфеле (ст. 7.1.1.)	А	руб.	806	пп.
v19	1		NPL по корпоративному портфелю в квадрате	А	руб.	806	пп. в кв.
v20	1	1	Просроченная задолженность (ст. 7.1.1.0.1) ко всем активам	А	руб.	806	% от ТА
v21	1		Оборот просроченной задолженности по финансовым организациям (небанкам) (ст. 7.1.2.0.1) ко всем активам	А	руб.	806	% от ТА

	PD	LGD	Название переменной	А/П	Вал.	Ф	Ед. изм.
v22	1		квадрат переменной v21	А	руб.	806	% в кв.
v23	1	1	Кредиты, предоставленные кредитным организациям (ст. 7.1.5)	А	все	806	% от ТА
v24	1		В. Задолженность по кредитам и прочим размещенным средствам, предоставленным клиентам (кроме межбанковских), списанная за счет резервов на возможные потери (счет 91802)	А	руб.	101	% от ТА
v25	1	1	В. Долги, списанные в убыток (счет 91803)	А	ин.	101	% от ТА
v26	1	1	корректировка стоимости предоставленных (размещенных) денежных средств (ст. 7.0.2)	А	руб.	806	% от ТА
v27	1	1	В. Выданные банковские гарантии и поручительства (счет 91315)	П	все	101	% от ТА
v28	1		Требования по начисленным процентам (без учета начисленных процентов (купонов) по ценным бумагам) (ст. 9.4)	А	ин.	806	% от ТА
v29	1	1	Г. Требования по производным финансовым инструментам (ПФИ) со сроком исполнения от 8 до 30 дней (счет 93303)	А	руб.	101	% от ТА
v30		1	А. Права требования по договорам на предоставление (размещение) денежных средств, исполнение обязательств по которым обеспечивается ипотекой; оборот по счету 47801	А	ин.	101	% от ТА
v31		1	переоценка стоимости предоставленных (размещенных) денежных средств (ст. 7.0.2), оборот	А	руб.	806	% от ТА
6. Ликвидные активы и рыночный риск							
v32	1		А. Касса кредитных организаций; оборот по счету 20202	А	все	101	% от ТА
v33	1	1	Вложения в долговые ценные бумаги (ст. 4.1)	А	все	806	% от ТА
v34	1	1	Вложения в долевыe ценные бумаги (ст. 4.2)	А	все	806	% от ТА
v35	1	1	Корреспондентские счета кредитных организаций в Банке России (ст. 2.1)	А	все	806	% от ТА
v36	1	1	Обязательные резервы кредитных организаций на счетах в Банке России (ст. 2.2)	А	все	806	% от ТА
v37	1		квадрат обязательных резервов ко всем активам	А	все	806	пп. в кв.
v38	1	1	Депозиты и прочие средства, размещенные в Банке России (ст. 2.3)	А	все	806	% от ТА
v39	1		Квадрат депозитов в Банке России ко всем активам	А	все	806	пп. в кв.
7. Привлеченные средства							
v40	1		Корреспондентские счета банков-нерезидентов; оборот	П	все	806	% от ТА
v41	1		А. Внебюджетные фонды органов исполнительной власти субъектов Российской Федерации и местного самоуправления; оборот	П	руб.	101	% от ТА

	PD	LGD	Название переменной	А/П	Вал.	Ф	Ед. изм.
v42	1		А. Оборот по среднесрочным депозитам на срок от 181 дня до 1 года (сч. 31307)	П	ин.	101	% от ТА
v43	1	1	Депозиты и средства на счетах нефинансовых и финансовых (кроме кредитных) организаций; оборот по ст. 5.1	П	все	806	% от ТА
v44	1	1	Счета кредитных организаций – всего; оборот по ст. 3	П	ин.	806	% от ТА
v45		1	А. Депозиты до востребования; оборот по сч. 44001	П	ин.	101	% от ТА
8. Платежи и операционный риск							
v46	1		А. Незавершенные переводы и расчеты кредитной организации (сч. 30221)	П	ин.	101	% от ТА
v47	1		А. Средства для расчетов чеками и осуществления переводов (возврата остатков) электронных денежных средств (сч. 40903)	П	руб.	101	% от ТА
v48	1		Г. Требования по ПФИ со сроком исполнения в течение периода, оговоренного в договоре, от нерезидентов; оборот по счету 93612	А	ин.	101	% от ТА
v49	1		А. Отражение результатов клиринга; оборот по сч. 30426	А	руб.	101	% от ТА
v50	1		Приобретенные права требования (без учета просроченной задолженности) (ст. 7.1.6)	А	ин.	806	% от ТА
v51	1		А. Незавершенные расчеты с операторами услуг платежной инфраструктуры и операторами по переводу денежных средств; счет 30232	П	руб.	101	% от ТА
9. Нарушение обязательных нормативов							
v52	1	1	Норматив мгновенной ликвидности банка Н2 (1Д), сильный пробой	н/п	н/п	135-4	0...k
v53	1		Норматив текущей ликвидности банка Н3 (1М), сильный пробой	н/п	н/п	135-4	0...k
v54	1		Норматив использования собственных средств (капитала) банка для приобретения акций (долей) других юридических лиц Н12, сильный пробой	н/п	н/п	135-4	0...k
v55		1	Норматив использования собственных средств (капитала) банка для приобретения акций (долей) других юридических лиц Н12, слабый пробой	н/п	н/п	135-4	0...k

Примечание. ст. – наименование статьи из агрегированного баланса 30 крупнейших банков России; сч. – счет второго порядка из формы 0409101; н/п – не применимо.

Приложение 3. Описание использованных переменных по европейским банкам.

Обозначение	Описание	Ед. изм.
Общие переменные (источник: Bloomberg, Bankscope)		
Assets	Совокупные активы	млн. евро
Equity	Собственные средства (капитал)	млн. евро
ROAA	Доходность на среднегодовые активы	%
ROAE	Доходность на среднегодовой капитал	%
Return	Прирост среднегодовой котировки акции банка за год	%
Q	q Тобина – отношение рын. кап-и и долга к совок. активам	%
Risk	Ст. отклонение дневных доходностей акции банка за год	%
Liquid assets	Ликвидные активы (наличность, торговые ценные бумаги, МБК сроком до 3 месяцев), деленные на совокупные	%
Income diversification	Доля непроцентного дохода в сумме процентного и непроцентного	%
Loans to total assets	Кредиты за вычетом резервов, деленные на совок. активы	%
Deposits to total assets	Отношение клиентских депозитов к совокупным активам	%
Non-performing loans ratio	Сумма резервов под обесценение невозвратных кредитов, деленная на сумму кредитов, до вычета резервов	%
Cost-to-income ratio (CIR)	Операционные расходы банка, деленные на непроцентный доход и прочий операционный доход	%
Tier 1 ratio	Отношение капитала первого уровня к взвешенным по риску активам	%
Crisis 2008 dummy	Фиктивная переменная, принимающая значение единицы для периода кризиса 2008-2010 гг., и ноль – иначе	%
GSIB	Фиктивная переменная, принимающая значение единицы, если банк входит в список глобальных системно значимых банков, согласно Совету по финансовой стабильности (FSB, 2019); ноль – иначе	%
Переменные по деривативам (источник: собраны вручную из отчетов банков)		
Hedging	Относится к хеджирующим деривативам, как признано в отчетности по МСФО	
Trading	Аналогично к торговым деривативам	
notional amount	Суммарный номинал всех открытых контрактов с деривативами, деленный на совокупные активы	%
positive fair value	Положительная переоценка деривативов (отражается как часть прочих активов), деленная на суммарный номинал	%
negative fair value	Отрицательная переоценка деривативов (отражается как часть прочих пассивов), деленная на суммарный номинал	%
Net fair value	Нетто справедливая стоимость – сумма положительной и отрицательной стоимостей, деленная на суммарный номинал	%

Приложение 4. Список использованных переменных по банкам Греции.

#	Переменная	Ед. изм.	Тест (Hadri, 2000)		Тест (Levin, Lin, & J., 2002)		Един. корень		Описание
			Тренд	Без тренда	Тренд	Без тренда	Тесты	Итог	
1	CAR	%							Норматив
2	d_08	binary							Dummy на 2008
3	d_08_irb	binary							Dummy на 2008 и ПВР-банк
4	d_14	binary							Dummy на 2014
5	d_14_irb	binary							Dummy на 2014 и ПВР-банк
6	d_17	binary							Dummy на 2017
7	d_17_irb	binary							Dummy на 2017 и ПВР-банк
8	d_80	binary							Dummy на 3-й год ПВР
9	d_90	binary							Dummy на 2-й год ПВР
10	d_95	binary							Dummy на 1-й год ПВР
11	d_IRB	binary							Dummy на ПВР-банк
12	d_t	binary							Dummy на год перехода на ПВР
13	d_t_d_IRB	binary							Dummy на год и на ПВР-банк
14	dep_a	%	UR	UR	UR	UR	+	+	Депозиты к активам
15	equity	EUR bn	UR	UR	UR	UR	+	+	Капитал
16	gdp_g	%	UR	UR	UR	no UR	+	+	Прирост ВВП
17	inc_div	%	UR	UR	UR	UR	+	+	Непроц. дох. к сумме непроц. и проц. доход-в
18	liq_assets	%	UR	UR	UR	no UR	+	+	Ликвидные активы к общим
19	loan_a	%	UR	UR	UR	no UR	+	+	Кредиты к активам
20	lr	%	UR	UR	UR	UR	+	+	Капитал к активам
21	r_equity	%	UR	UR	UR	UR	+	+	Прирост капитала
22	r_stock	%	UR	UR	UR	no UR	+	+	Прирост котировок
23	r_ta	%	UR	UR	no UR	UR	+	+	Прирост активов
24	rel_equity	%	UR	UR	UR	UR	+	+	Капитал к уровню 2001
25	rel_stock	%	UR	UR	no UR	no UR	+	+	Котировки к уровню 2001
26	rel_ta	%	UR	UR	UR	no UR	+/-	+	Активы к уровню 2001
27	ROA	%							Прибыль на активы
28	ROE	%							Прибыль на капитал

#	Переменная	Ед. изм.	Тест (Hadri, 2000)		Тест (Levin, Lin, & J., 2002)		Един. корень		Описание
			Тренд	Без тренда	Тренд	Без тренда	Тесты	Итог	
29	RW	EUR bn							Риск-вес
30	stock	EUR	UR	UR	no UR	no UR	+/-	+	Котировки акций
31	ta	EUR bn	UR	UR	UR	no UR	+	+	Общие активы
32	Tier 1	%	UR	UR	UR	UR	+	+	Дост-ть капитала первого уровня

Примечание. UR – это указание, что единичный корень выявлен статистической процедурой. При неоднозначности выводов процедур окончательный вывод о стационарности данных переменной принимался с учетом визуального анализа; Dummy – переменная-индикатор.

Приложение 5. Модель PD российских банков с прогнозом на один год вперед.

Probit Regression Results

```

=====
Dep. Variable:      y      No. Observations:    27372
Model:              Probit  Df Residuals:        27322
Method:             MLE    Df Model:             49
Pseudo R-squ.:     0.3297
Log-Likelihood:    -7363.1
converged:         False   LL-Null:              -10984.
Covariance Type:   nonrobust LLR p-value:            0.000
=====
    
```

var.	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	-0.5323	0.053	-9.983	0	-0.637	-0.428
v01	1.3474	0.229	5.886	0	0.899	1.796
v02	-1.9491	0.157	-12.395	0	-2.257	-1.641
v03	2.4914	0.278	8.964	0	1.947	3.036
v04	-0.1216	0.045	-2.698	0.007	-0.21	-0.033
v05	0.3571	0.175	2.036	0.042	0.013	0.701
v07	-2.2951	0.277	-8.275	0	-2.839	-1.751
v08	3.2367	0.341	9.505	0	2.569	3.904
v09	-0.0236	0.002	-10.624	0	-0.028	-0.019
v10	4.6826	0.57	8.21	0	3.565	5.8
v11	-67.005	13.614	-4.922	0	-93.688	-40.322
v12	-2.0631	0.135	-15.275	0	-2.328	-1.798
v13	-12.1443	3.665	-3.313	0.001	-19.328	-4.96
v14	5.2514	0.78	6.733	0	3.723	6.78
v15	3.06E+04	1432.125	21.364	0	2.78E+04	3.34E+04
v16	-75.1965	22.392	-3.358	0.001	-119.083	-31.31
v18	-2.3303	0.231	-10.079	0	-2.783	-1.877
v19	2.8849	0.23	12.55	0	2.434	3.335
v20	5.7365	0.331	17.345	0	5.088	6.385
v21	36.0502	9.078	3.971	0	18.258	53.843
v22	-698.353	316.342	-2.208	0.027	-1318.37	-78.335
v23	-0.0639	0.005	-11.904	0	-0.074	-0.053
v24	-11.6015	5.088	-2.28	0.023	-21.574	-1.629
v25	561.6348	57.254	9.81	0	449.419	673.85
v26	25.0353	8.729	2.868	0.004	7.927	42.144
v27	0.2938	0.031	9.357	0	0.232	0.355
v28	14.6681	6.35	2.31	0.021	2.222	27.115
v29	-0.4334	0.185	-2.348	0.019	-0.795	-0.072
v32	0.0142	0.006	2.495	0.013	0.003	0.025
v33	-1.8117	0.108	-16.703	0	-2.024	-1.599
v34	6.0059	0.573	10.476	0	4.882	7.13
v35	-1.4016	0.233	-6.015	0	-1.858	-0.945

var.	coef	std err	z	P> z 	[0.025	0.975]
v36	27.5671	4.427	6.228	0	18.891	36.243
v37	-366.803	124.586	-2.944	0.003	-610.986	-122.619
v38	-3.6002	0.222	-16.246	0	-4.035	-3.166
v39	3.3815	0.405	8.344	0	2.587	4.176
v40	-0.5258	0.096	-5.503	0	-0.713	-0.339
v41	-699.496	36.178	-19.335	0	-770.403	-628.589
v42	31.4875	8.555	3.681	0	14.72	48.255
v43	-0.0514	0.006	-8.043	0	-0.064	-0.039
v44	-0.2487	0.118	-2.099	0.036	-0.481	-0.017
v46	-0.4445	0.179	-2.486	0.013	-0.795	-0.094
v47	-0.7639	0.108	-7.059	0	-0.976	-0.552
v48	22.3686	6.631	3.373	0.001	9.372	35.365
v49	4.0186	0.88	4.569	0	2.295	5.742
v50	11.8573	2.143	5.533	0	7.657	16.058
v51	0.1419	0.015	9.311	0	0.112	0.172
v52	0.8823	0.318	2.77	0.006	0.258	1.506
v53	0.0429	0.018	2.396	0.017	0.008	0.078
v54	0.0978	0.016	6.193	0	0.067	0.129

Примечание. Описание переменных v_ доступно в Приложении 2.

Приложение 6. Вывод формулы денежного мультипликатора.

$$L = m_K \cdot K_0 + m_D \cdot D_0,$$

$$m_K = 1 + m_D = 1 + \frac{1-r}{1+k \cdot (r-1)} = \frac{1+(k-1) \cdot (r-1)}{1+k \cdot (r-1)},$$

$$L = \left[\frac{1+(k-1) \cdot (r-1)}{1+k \cdot (r-1)} \right] \cdot K_0 + \left[\frac{1-r}{1+k \cdot (r-1)} \right] \cdot D_0,$$

$$K_0 = RW \cdot CAR_0 \cdot L_0, \text{ where } L_0 = K_0 + D_0$$

$$K_0 = RW \cdot CAR_0 \cdot (K_0 + D_0)$$

$$K_0 \cdot (1 - RW \cdot CAR_0) = RW \cdot CAR_0 \cdot D_0,$$

$$K_0 = \frac{RW \cdot CAR_0}{1 - RW \cdot CAR_0} \cdot D_0 = \frac{1}{\frac{1}{RW \cdot CAR_0} - 1} \cdot D_0,$$

$$L = \left[\frac{1+(k-1) \cdot (r-1)}{1+k \cdot (r-1)} \right] \cdot \left(\frac{RW \cdot CAR_0}{1 - RW \cdot CAR_0} \right) \cdot D_0 + \left[\frac{1-r}{1+k \cdot (r-1)} \right] \cdot D_0,$$

$$L = \frac{\left[1+(k-1) \cdot (r-1) \right] \cdot \left(\frac{RW \cdot CAR_0}{1 - RW \cdot CAR_0} \right) - (r-1)}{1+k \cdot (r-1)} \cdot D_0.$$

$$L = \min \left\{ \frac{K_0}{RW \cdot CAR_{MIN}}; \frac{\left[1+(k-1) \cdot (r-1) \right] \cdot \left(\frac{RW \cdot CAR_0}{1 - RW \cdot CAR_0} \right) - (r-1)}{1+k \cdot (r-1)} \cdot D_0 \right\}.$$

$$m = \min \left\{ \frac{1}{RW \cdot CAR_{MIN}}; \frac{\left[1+(k-1) \cdot (r-1) \right] \cdot \left(\frac{RW \cdot CAR_0}{1 - RW \cdot CAR_0} \right) - (r-1)}{1+k \cdot (r-1)} \right\}.$$

Приложение 7. Сравнение доверительных интервалов.

№	PD (p)	ρ	γ	1. Интервал Джеффриса				2. Бином. тест с корреляцией				3. Авторский подход (Borzykh & Penikas, 2021)					
				Частота $\hat{C}(p, n)$	длина	левая граница	правая граница	Частота $\hat{C}(p, n)$	длина	левая граница	правая граница	Частота $\hat{C}(p, n)$	длина	левая граница части 1	правая граница части 1	левая граница части 2	правая граница части 2
1	50%	80%	90%	0.0%	0.291	0.354	0.646	77.9%	0.972	0.014	0.986	90.6%	0.200	0.000	0.070	0.870	1.000
2			95%	0.0%	0.344	0.328	0.672	100.0%	0.991	0.004	0.996	95.8%	0.230	0.000	0.100	0.870	1.000
3			99%	0.0%	0.442	0.279	0.721	100.0%	0.999	0.000	1.000	99.1%	0.310	0.000	0.140	0.830	1.000
4		30%	90%	30.2%	0.291	0.354	0.646	71.9%	0.395	0.302	0.698	90.6%	0.360	0.240	0.400	0.570	0.770
5			95%	51.3%	0.344	0.328	0.672	79.7%	0.462	0.269	0.731	95.8%	0.470	0.200	0.440	0.570	0.800
6			99%	71.9%	0.442	0.279	0.721	95.2%	0.582	0.209	0.791	99.1%	0.650	0.140	0.470	0.540	0.860
7		0%	90%	84.1%	0.291	0.354	0.646	5.2%	0.000	0.500	0.500	90.6%	0.340	0.300	0.640		
8			95%	94.3%	0.344	0.328	0.672	5.2%	0.000	0.500	0.500	97.1%	0.370	0.300	0.670		
9			99%	98.4%	0.442	0.279	0.721	5.2%	0.000	0.500	0.500	99.3%	0.460	0.240	0.700		
10		-3%	90%	97.1%	0.291	0.354	0.646	15.4%	0.039	0.480	0.520	90.6%	0.200	0.400	0.600		
11			95%	99.3%	0.344	0.328	0.672	15.4%	0.047	0.477	0.523	97.1%	0.270	0.370	0.640		
12			99%	99.9%	0.442	0.279	0.721	31.5%	0.062	0.469	0.531	99.3%	0.330	0.340	0.670		
13	20%	80%	90%	1.5%	0.235	0.103	0.338	80.1%	0.785	0.000	0.785	90.1%	0.130	0.000	0.070	0.940	1.000
14			95%	1.5%	0.279	0.088	0.367	84.2%	0.887	0.000	0.887	95.8%	0.200	0.000	0.100	0.900	1.000
15			99%	9.1%	0.360	0.063	0.424	98.1%	0.979	0.000	0.979	99.1%	0.260	0.000	0.100	0.840	1.000
16		30%	90%	69.4%	0.235	0.103	0.338	69.4%	0.277	0.081	0.358	90.3%	0.290	0.070	0.200	0.440	0.600
17			95%	70.5%	0.279	0.088	0.367	81.1%	0.328	0.067	0.395	95.9%	0.400	0.040	0.240	0.400	0.600
18			99%	81.1%	0.360	0.063	0.424	87.0%	0.426	0.045	0.471	99.0%	0.570	0.000	0.300	0.370	0.640
19		0%	90%	88.6%	0.235	0.103	0.338	15.8%	0.000	0.200	0.200	90.2%	0.300	0.040	0.340		
20			95%	92.3%	0.279	0.088	0.367	15.8%	0.000	0.200	0.200	97.2%	0.330	0.070	0.400		
21			99%	96.1%	0.360	0.063	0.424	15.8%	0.000	0.200	0.200	99.3%	0.400	0.070	0.470		
22		-3%	90%	97.2%	0.235	0.103	0.338	28.0%	0.028	0.186	0.214	90.2%	0.170	0.100	0.270		
23			95%	98.6%	0.279	0.088	0.367	28.0%	0.033	0.184	0.217	97.2%	0.240	0.100	0.340		
24			99%	99.6%	0.360	0.063	0.424	28.0%	0.043	0.179	0.222	99.3%	0.300	0.100	0.400		

Приложение 8. Сравнение ПВР и предлагаемого подхода.

1	категория	1	2	3	4	5	6	7	1	2	3	4	5	6	7
2	Класс актива	Corporate	SME	HVCRE	QRR	Mortgage	Retail	SIFI	Corporate	SME	HVCRE	QRR	Mortgage	Retail	SIFI
3	mean_DR	5.0%	5.0%	5.0%	5.0%	5.0%	5.0%	5.0%	5.0%	5.0%	5.0%	5.0%	5.0%	5.0%	5.0%
4	Var_DR	1.0%	1.0%	1.0%	1.0%	1.0%	1.0%	1.0%	2.0%	2.0%	2.0%	2.0%	2.0%	2.0%	2.0%

Требования к капиталу по ПВР в предположении коррелированных гауссовских доходностей (K0)

5	r0 = sqrt (R0)	36.03%	29.98%	36.71%	20.00%	38.73%	22.93%	40.29%	36.03%	29.98%	36.71%	20.00%	38.73%	22.93%	40.29%
6	R0	12.99%	8.99%	13.48%	4.00%	15.00%	5.26%	16.23%	12.99%	8.99%	13.48%	4.00%	15.00%	5.26%	16.23%
7	K0	28.45%	22.57%	29.16%	14.73%	31.35%	16.81%	33.11%	28.45%	22.57%	29.16%	14.73%	31.35%	16.81%	33.11%

Требования к капиталу на основе коррелированных бернуллиевских случайных величин статуса дефолта (K1)

8	r1	21.05%	21.05%	21.05%	21.05%	21.05%	21.05%	21.05%	42.11%	42.11%	42.11%	42.11%	42.11%	42.11%	42.11%
9	R1 = r1 ^ 2	4.43%	4.43%	4.43%	4.43%	4.43%	4.43%	4.43%	17.73%	17.73%	17.73%	17.73%	17.73%	17.73%	17.73%
10	K1	15.46%	15.46%	15.46%	15.46%	15.46%	15.46%	15.46%	35.24%	35.24%	35.24%	35.24%	35.24%	35.24%	35.24%

Сравнение требований по капиталу

11	K1/K0	54.3%	68.5%	53.0%	104.9%	49.3%	92.0%	46.7%	123.9%	156.1%	120.8%	239.2%	112.4%	209.7%	106.4%
----	-------	-------	-------	-------	--------	-------	-------	-------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------

Примечание. К – требования к капиталу на покрытие кредитного риска (риск-вес).

1	категория	1	2	3	4	5	6	7	1	2	3	4	5	6	7
2	Класс актива	Corporate	SME	HVCRE	QRR	Mortgage	Retail	SIFI	Corporate	SME	HVCRE	QRR	Mortgage	Retail	SIFI
3	mean_DR	10.0%	10.0%	10.0%	10.0%	10.0%	10.0%	10.0%	10.0%	10.0%	10.0%	10.0%	10.0%	10.0%	10.0%
4	Var_DR	1.0%	1.0%	1.0%	1.0%	1.0%	1.0%	1.0%	2.0%	2.0%	2.0%	2.0%	2.0%	2.0%	2.0%

Требования к капиталу по ПВР в предположении коррелированных гауссовских доходностей (K0)

5	r0 = sqrt (R0)	34.76%	28.43%	34.82%	20.00%	38.73%	18.42%	38.86%	34.76%	28.43%	34.82%	20.00%	38.73%	18.42%	38.86%
6	R0	12.08%	8.08%	12.12%	4.00%	15.00%	3.39%	15.10%	12.08%	8.08%	12.12%	4.00%	15.00%	3.39%	15.10%
7	K0	41.24%	33.71%	41.32%	24.91%	46.34%	23.43%	46.51%	41.24%	33.71%	41.32%	24.91%	46.34%	23.43%	46.51%

Требования к капиталу на основе коррелированных бернуллиевских случайных величин статуса дефолта (K1)

8	r1	11.11%	11.11%	11.11%	11.11%	11.11%	11.11%	11.11%	22.22%	22.22%	22.22%	22.22%	22.22%	22.22%	22.22%
9	R1 = r1 ^ 2	1.23%	1.23%	1.23%	1.23%	1.23%	1.23%	1.23%	4.94%	4.94%	4.94%	4.94%	4.94%	4.94%	4.94%
10	K1	17.26%	17.26%	17.26%	17.26%	17.26%	17.26%	17.26%	27.09%	27.09%	27.09%	27.09%	27.09%	27.09%	27.09%

Сравнение требований по капиталу

11	K1/K0	41.8%	51.2%	41.8%	69.3%	37.2%	73.7%	37.1%	65.7%	80.4%	65.6%	108.7%	58.5%	115.6%	58.2%
----	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	--------	-------	--------	-------

Приложение 9. Оценки регрессий для задачи стресс-тестирования.

показатель		DR1	DR1+	DR1++	DR2	DR3	r41	r51	r42	r52	r43	r53
crisis				0.017*	0.017*	0.003			0.010***	0.010***	0.007**	0.005**
GDPgr_g		0.003			-0.008	-0.083	-0.056*	-0.037	-0.063***	-0.051**	-0.085***	-0.090***
cris_GDPg			0.193**			0.228*					0.055	0.086***
_cons		0.015**	0.012***	0.011**	0.011**	0.015**	0.011***	0.011***	0.008***	0.008***	0.010***	0.010***
N		16	16	16	16	16	13	12	13	12	13	12
Описательная сила моделей												
r2		0%	32%	24%	24%	42%	25%	13%	76%	74%	82%	91%
r2_adj		-7%	27%	19%	12%	28%	18%	5%	72%	68%	76%	88%
Нормальность распределения остатков												
Jarque-Bera	stat	2.05	2.42	2.31	2.16	2.28	1.13	0.64	0.78	0.73	0.32	0.81
	p-value	36%	30%	32%	34%	32%	57%	73%	68%	69%	85%	67%
Тесты на корректность спецификации												
Box-Cox	stat	13.41	12.65	13.15	13.14	12.34	8.87	4.14	6.35	2.41	11.01	2.13
	p-value	100%	100%	100%	100%	100%	100%	96%	99%	88%	100%	86%
Ramsey (RESET)	stat	0.61	0.53	n/a	1.68	0.86	3.80	3.69	1.45	7.36	1.54	3.49
	p-value	63%	67%		23%	50%	6%	7%	31%	2%	30%	11%
Гетероскедастичность												
Breusch-Pagan	stat	0.41	0.37	0.05	0.00	0.01	1.27	3.10	1.21	1.24	0.21	0.23
	p-value	52%	54%	83%	96%	94%	26%	8%	27%	27%	64%	63%
White	stat	2.62	1.17	0.06	4.23	6.02	1.70	6.57	3.53	6.76	4.83	1.87
	p-value	27%	56%	80%	38%	30%	43%	4%	47%	15%	44%	87%
Мультиколлинеарность												
VIF_m		1.00	1.00	1.00	1.01	1.96	1.00	1.00	1.01	1.03	2.06	2.21

Примечание. DR – выборочная доля дефолтов; r – корреляция дефолтов; число в коде спецификации – это число независимых переменных; для корреляции дефолтов цифры 4 и 5 означают число лет, на которые рассчитана дисперсия выборочной доли дефолтов и корреляция дефолтов. Стат. знач.: * p<.1; ** p<.05; *** p<.01.

Приложение 10. Апробация результатов исследования.

1. Penikas H., Vasilyeva E. Redefining the Degree of Industry Greenness Using Input-Output Tables // 8th International Symposium on Environment & Energy Finance Issues (ISEFI-2022) (May 23-24, 2022; IPAQ Business School; Paris, France).
2. Penikas H., Orlando G. Evaluating the effectiveness of the G-SIB capital buffer regulation // Annual Event of Finance Research Letters, 2022 CEMLA Conference: New Advances in International Finance (April 21-22, 2022; Center for Latin American Monetary Studies (CEMLA); Mexico City, Mexico; online).
3. Stefanenko V., Penikas H., Savenko D. Evaluating the 2013 Islamic banking regulation capital reform for the valuation of the Islamic banks // Annual Event of Finance Research Letters, 2022 CEMLA Conference: New Advances in International Finance (April 21-22, 2022; Center for Latin American Monetary Studies (CEMLA); Mexico City, Mexico; online).
4. Нечитайло В., Пеникас Г. Сравнение макропруденциальных мер по ограничению потребительского кредитования: надбавки к риск-весам и прямые количественные ограничения // XXIII Ясинская (Апрельская) международная научная конференция по проблемам развития экономики и общества (7 апреля 2022 г.; ВШЭ; г. Москва-онлайн).
5. Нечитайло В., Пеникас Г. Динамика кредитования при использовании макропруденциальных надбавок и лимитов: выводы на основе агентно-ориентированной модели с полным и частичным резервированием // Семинар Лаборатории математического моделирования сложных систем ОТФ ФИАИ (5 апреля 2022 г.; ФИАИ; г. Москва).
6. Пеникас Г. Как уровень климатических рисков соотносится с уровнем кредитных? // Международная научно-практическая конференция «Статистические оценки устойчивого развития» (27-28 января 2022 г.; МОН РФ, СПбГЭУ, ФСГС, РАС, Социологический институт РАН; онлайн).
7. Penikas H. How Climate Risks Are Related to Credit Risks? // Семинар международной лаборатории макроэкономического анализа факультета экономики ВШЭ (27 января 2022 г.; ВШЭ; онлайн).
8. Penikas H. Non-Compliance to Benford Distribution as the Portfolio Default Rate Determinant in Online Retail Lending // Modeling and Analysis of Complex Systems and Processes (MACSPro'2021) (16 декабря 2021 г.; ВШЭ; онлайн).
9. Penikas H. PD-LGD Correlation for the Banking Lending Segment: Empirical Evidence from Russia // International Conference on Data Analytics and Computational Techniques (ICDACT-2021) (7-9 декабря 2021 г.; VIT Bhopal University; Индия/онлайн).
10. Stefanenko V., Savenko D., Penikas H. Evaluating the 2013 Islamic Banking Regulation Capital Reform Implication for the Valuation of the Islamic Banks // 2021 International Conference on Sustainable Islamic Business and Finance (5 декабря 2021 г.; университет Бахрейна; онлайн).
11. Penikas H. Identifying Default Correlation via a Mix of Correlated Bernoulli Distributions // 2021 International Conference on Sustainable Islamic Business and Finance (6 декабря 2021 г.; университет Бахрейна; онлайн).
12. Penikas H. Banks Only Respond to G-SIB Regulation Easing, and Not to Its Tightening: Evidence from the 10 Years of the Natural Experiment // Семинар международной

- лаборатории макроэкономического анализа факультета экономики ВШЭ (2 декабря 2021 г.; ВШЭ; онлайн).
13. Penikas H. Optimal Credit Committee Voting Rule: Application for Shipping Companies // IAME (25 ноября 2021 г.; Association of Maritime Economists; Голландия, г. Роттердам/онлайн).
 14. Festa Y., Penikas H. Shipping PD Model 2.0: Lifetime Specification for IFRS 9 // IAME (25 ноября 2021 г.; Association of Maritime Economists; Голландия, г. Роттердам/онлайн).
 15. Penikas H. Banks Only Respond to G-SIB Regulation Easing, and Not to Its Tightening: Evidence from the 10 Years of the Natural Experiment // семинар № 9 Центра исследования международной экономики МГИМО(У) (16 ноября 2021 г.; МГИМО(У); онлайн).
 16. Пеникас Г., Скареднова А., Сурков М. Как инвесторы предпочитают, чтобы банки переходили на внутренние модели (ПВР): добровольно или обязательно? // Межрегиональный научно-исследовательский онлайн-семинар (10 ноября 2021 г.; Банк России и факультет экономики НИУ ВШЭ - Нижний Новгород; онлайн).
 17. Пеникас Г.И. Перенос ключевой ставки в ставки розничных депозитов и кредитов в России // Всероссийская научно-практическая конференция по финансовому просвещению в России «Финансовая грамотность как основа финансово-здорового образа жизни» (2-3 ноября 2021 г.; Ассоциация развития финансовой грамотности; онлайн).
 18. Penikas H. I., Skarednova A., Surkov M. How Do Investors Prefer Banks to Transit to Basel Internal Models: Mandatorily or Voluntarily? // Vietnam Symposium on Banking and Finance (VSBF) (28 октября 2021 г.; онлайн).
 19. Пеникас Г.И. Определение корреляции дефолтов по данным о дефолтах в США за период 1985 – 2021 гг. // IV международная научная конференция «Осенние математические чтения в Адыгее» (13-17 октября 2021 г., Адыгейский государственный университет; г. Майкоп).
 20. Penikas H. I., Skarednova A., Surkov M. How Do Investors Prefer Banks to Transit to Basel Internal Models: Mandatorily or Voluntarily? // International Risk Management Conference (02 октября 2021 г.; IRMC; онлайн).
 21. Penikas H., Stefanenko V. Identifying the Core Driver for the Islamic Banking Capital Adequacy Regulation // International Risk Management Conference (02 октября 2021 г.; IRMC; онлайн).
 22. Penikas H. IRB Asset and Default Correlation: Rationale for the Macroprudential Mark-Ups to the IRB Risk-Weights // Finance, Economics and Banking Society (FEBS) (30 сентября 2021 г.; FEBS; онлайн).
 23. Penikas H. I., Skarednova A., Surkov M. How Do Investors Prefer Banks to Transit to Basel Internal Models: Mandatorily or Voluntarily? // European Society for Operations Research (EURO) (12 июля 2021 г.; EURO; Греция, г. Афины/онлайн).
 24. Penikas H., Skarednova A., Surkov M., Festa Y. Automation of the Approach to Replicating Data When the Control Group Is Depleted in The Difference-In-Differences Method: Application to IRB Implementation Data Samples // ITQM 2020-2021 (9 июля 2021 г.; Китай, г. Ченду/онлайн).
 25. Penikas H. Model Risk Mark-Up for the Acceptable, But Imperfect Discrimination and Calibration in the Basel PD and LGD Models // Frontiers in Credit Risk (05 июля 2021 г.; Finance Research Letters; онлайн).

26. Борзых Д. А., Пеникас Г. И. Валидация точности моделей бинарного выбора в случае коррелированных исходов в приложении к задачам оценки кредитного риска // X-я Международная школа-семинар «Многомерный статистический анализ, эконометрика и моделирование реальных процессов» имени С.А. Айвазяна (24 июня 2021 г.; ЦЭМИ РАН; онлайн).
27. Penikas H. Macroprudential risk-weight add-ons for consumer loans in Russia: efficiency assessment // Совместная конференция Банка России и Российской экономической школы (3 июня 2021 г.; РЭШ, Банк России; онлайн).
28. Пеникас Г. Оценка эффективности макропруденциальной политики в России модифицированным методом разность разностей // Научный семинар «Математическая экономика» (11 мая 2021 г.; ЦЭМИ; онлайн).
29. Penikas H. Natural Monopoly Regulation Principles' Application to Reduce Systemic Risk in Banking // Western Economic Association International (WEAI) (17-19 марта 2021 г.; онлайн).
30. Пеникас Г. Какие изменения в финансовой культуре определяют конкуренцию банков и технологических компаний в ссудо-сберегательных операциях? // Третья всероссийская научно-практическая онлайн-конференция по финансовому просвещению в России «Современные тренды и технологии просвещения и обеспечения финансовой безопасности населения» (2-3 марта 2021 г.; Ассоциация развития финансовой грамотности; онлайн).
31. Нечитайло В., Пеникас Г. Эффекты от регулирования достаточности капитала и 100%-ого резервирования текущих вкладов в банках на динамику эндогенного экономического цикла // Российский экономический конгресс (21-25 декабря 2020 г.; Новая экономическая ассоциация; г.Москва).
32. Пеникас Г., Стефаненко В. Долговая нагрузка страны как определяющий фактор в регулировании достаточности капитала исламских банков // Российский экономический конгресс (21-25 декабря 2020 г.; НЭА; г.Москва).
33. Пеникас Г., Сурков М. Исследование перехода на ПВР на стоимость европейских банков // Российский экономический конгресс (21-25 декабря 2020 г.; Новая экономическая ассоциация; г.Москва).
34. Пеникас Г., Скареднова А. Исследование перехода на ПВР на стоимость американских банков // Российский экономический конгресс (21-25 декабря 2020 г.; Новая экономическая ассоциация; г.Москва).
35. Козловцева И., Пеникас Г., Петренева Е., Ушакова Ю. Эффективность макропруденциальной политики: оценка для необеспеченных потребительских кредитов в России // Экономикон-2020 (16-17 декабря 2020 г.; Адыгейский государственный университет; г. Майкоп / онлайн).
36. Козловцева И., Пеникас Г., Петренева Е., Ушакова Ю. Эффективность макропруденциальной политики: оценка для необеспеченных потребительских кредитов в России // Научный семинар Факультета экономики (26 октябрь 2020 г.; ВШЭ; г. Нижний Новгород / онлайн).
37. Penikas H. Copula-Heckit: Application of modified models with selectivity for loss amount prediction in case of bank failures // Computational and Financial Econometrics (CFE) (19-21 декабря 2020 г., онлайн).

38. Пеникас Г. Неизвестные особенности моделирования кредитного риска портфеля ссуд // Межкафедральный научно-исследовательский семинар по экономике и математическим методам (14 декабря 2020 г., МШЭ, онлайн).
39. Penikas H. Why the Conservative Basel III Portfolio Credit Risk Model Underestimates Losses? // Modeling and Analysis of Complex Systems and Processes (MACSPro'2020) (October 24-26, 2020; National Research University, Higher School of Economics; Moscow, Russia / online).
40. Борzych Д. А., Пеникас Г. И. Проверка точности скоринговых моделей оценки кредитного риска при наличии корреляции дефолтов // Онлайн-вебинары по практической финансовой экономике от Банка России (12 октября 2020 г.; Вятский Гос.Ун-т; г. Киров/онлайн).
41. Пеникас Г.И. «Моделирование корреляции дефолтов в задачах управления кредитным риском портфеля ссуд банка» // Общественный семинар "Экспертные оценки и анализ данных" (01 июля 2020 г.; Институт проблем управления РАН; г. Москва).
42. Penikas H. Basel IRB Asset and Default Correlation Parameterization // 10th International Conference of the Financial Engineering and Banking Society (June 04-07, 2020; Chania, Greece – доклад включен в программу конференции; конференцию отменили из-за пандемии).
43. Пеникас Г.И. Как понятие «банковский вклад» может вести к экономическим циклам? Краткий обзор теории Австрийской экономической школы о 100%-ном резервировании // Научный семинар Лаборатории моделирования сложных систем (4 февраля 2020 г.; ФИАН им. П.Н.Лебедева РАН; г. Москва).
44. Пеникас Г.И. Регуляторная модель оценки кредитного риска для Базель II // Научный семинар Департамента исследований и прогнозирования Банка России (23 декабря 2019 г.; Банк России; г. Москва).
45. Пеникас Г.И. Регуляторная модель оценки кредитного риска для Базель II // Научный семинар «Математическая экономика» (17 декабря 2019 г.; ЦЭМИ; г. Москва).
46. Ermolova M., Merikas A., Merika A., Penikas H. Capturing The Bimodal Distribution of Default Rates for Correlated Borrowers: An Approach Tested on the Shipping Industry // 27th Annual International Association of Maritime Economists (IAME) Conference (June 27, 2019; IAME; Athens, Greece).
47. Penikas H., Ermolova M. Research on the Origin of the Minimum PD Grades Number Requirement for Basel II Models // The Workshop on “Applied Econometrics” XX April International Scientific Conference of the Higher School of Economics (9-10 апреля 2019 г.; НИУ ВШЭ; г. Москва).
48. Ермолова М., Пеникас Г., Полянский Ю. Влияние модельного риска на точность оценок RWA, полученных по методологии IRB // XX Апрельская международная научная конференция по проблемам развития экономики и общества (9-10 апреля 2019 г.; НИУ ВШЭ; г. Москва).
49. Мерикас А., Мерика А., Пеникас Г., Сурков М. Исследование перехода на ПВР на стоимость греческих банков // XX Апрельская международная научная конференция по проблемам развития экономики и общества (9-10 апреля 2019 г.; НИУ ВШЭ; г. Москва).
50. Леонидов А., Нечитайло В., Пеникас Г., Серебрянникова Е. Моделирование последствий мошенничества в агентной модели банковской системы: финансовая пирамида и скрытие депозитов // XX Апрельская международная научная

- конференция по проблемам развития экономики и общества (9-10 апреля 2019 г.; НИУ ВШЭ; г. Москва).
51. Ермолова М., Нечитайло В., Пеникас Г. Моделирование последствий мошенничества в агентной модели банковской системы: сокрытие кредитного риска // XX Апрельская международная научная конференция по проблемам развития экономики и общества (9-10 апреля 2019 г.; НИУ ВШЭ; г. Москва).
 52. Пеникас Г.И. «Точность PD моделей | Почему биномиальный тест неприменим и что использовать взамен?» // Семинар «Основы рейтингового моделирования» (18 декабря 2018 г.; рейтинговое агентство АКРА; г. Москва).
 53. Пеникас Г.И. «Обсуждение инициатив Банка России в сфере РегТеха» // IV Международная научно-практическая конференция «Эпоха криптоэкономики: новые вызовы и Регтех в сфере ПОД/ФТ» (13 ноября 2018 г.; ФСФМ; г. Москва).
 54. Пеникас Г.И. «Регулирование криптовалют и иных финансовых технологий» // Семинар «Математическая экономика» (06 ноября 2018 г.; ЦЭМИ; г. Москва).
 55. Пеникас Г.И. «Регулирование финансовых технологий с учетом психологии людей» // Большие вызовы для общества, государства и науки: Первый ежегодный саммит молодых ученых и инженеров (15 октября 2018 г.; Парк науки и искусства «Сириус»; г. Сочи).
 56. Пеникас Г.И. «Анализ моделей в финансовой и банковской сферах. Обзор исследований» // Семинар международной научно-учебной лаборатории анализа и выбора решений (02 октября 2018 г.; НИУ ВШЭ; г. Москва).
 57. Ермолова М., Леонидов А., Нечитайло В., Пеникас Г., Серебрянникова Е. «Моделирование мошеннических операций в агентно-ориентированной модели (АОМ) банковской системы России. Постановка задачи для расширения» // Общественный семинар «Математические методы принятия решений в экономике, бизнесе и политике» (20 июня 2018 г.; НИУ ВШЭ; г. Москва).
 58. Ермолова М., Леонидов А., Нечитайло В., Пеникас Г., Пильник Н., Серебрянникова Е. «Моделирование сетевых эффектов для российского рынка МБК» // XIX Апрельская международная научная конференция по проблемам развития экономики и общества (13 апреля 2018 г.; НИУ ВШЭ; г. Москва).
 59. Ермолова М., Леонидов А., Нечитайло В., Пеникас Г., Пильник Н., Серебрянникова Е. «Сетевые эффекты на рынке межбанковского кредитования. Презентация концепции и рабочего модуля» // 24-й научно-практический семинар Центра макроэкономического анализа и краткосрочного прогнозирования (01 марта 2018 г.; ЦМАКП; г. Москва).
 60. Пеникас Г.И. Какие угрозы финансовой стабильности несет финтех? // III Международная научно-практическая конференция «Финтех и Регтех: возможности, угрозы и риски финансовых технологий» (21 ноября 2017 г.; ФСФМ; г. Москва).
 61. Пеникас Г.И. "Мифы о современных финансовых технологиях || Наблюдать нельзя смоделировать" // Общественный семинар «Экспертные оценки и анализ данных» (25 октября 2017 г.; ИПУ РАН, г. Москва).
 62. Пеникас Г.И. "Регулирование современной банковской системы | Концепция исследования конфликтных ситуаций" // Общественный семинар «Математические методы анализа решений в экономике, бизнесе и политике» (17 сентября 2017 г.; ВШЭ, г. Москва).

63. Пеникас Г.И. "Оптимальная система регулирования финансовых рисков на основе изучения опыта регулирования дорожного движения" // XVIII Апрельская конференция (12 апреля 2017 г.; ВШЭ, г. Москва).
64. Пеникас Г.И. "«Правила дорожного движения» для банкиров" // X Байкальские чтения (16 марта 2017 г.; ИГУ, г. Иркутск).
65. Пеникас Г.И. "BigData: использовать нельзя регулировать" // Круглый стол "Форсайт финансовых профессий: использование BIG DATA в финансах" (14 марта 2017 г.; ВШЭ, г. Москва).
66. Пеникас Г.И. "Оптимальное проектирование системы регулирования финансовых рисков | Уроки из опыта регулирования транспортного потока" // 3й Российский экономический конгресс (21 декабря 2016 г.; МГУ, г. Москва).
67. Пеникас Г.И. "Проект документа ЦБ о раскрытии информации о рисках" // Заседание Клуба риск-менеджеров (19 декабря 2016 г.; Интерфакс, г. Москва).
68. Пеникас Г.И. "Формирование оптимальной системы регулирования финансовых рисков на основе изучения опыта регулирования дорожного движения" // Семинар "Математическая экономика" (13 декабря 2016 г.; ЦЭМИ, г. Москва).
69. Пеникас Г.И. ВПОДК для некредитных финансовых организаций // Практический семинар (4 октября 2016 г.; Интерфакс; г. Москва).
70. Пеникас Г.И. ВПОДК | Как банки подготовились к проверке ЦБ и что еще предстоит сделать?// Практический семинар (2 сентября 2016 г.; Интерфакс; г. Москва).
71. Пеникас Г.И. Форма самооценки ВПОДК // Практический семинар (28 апреля 2016 г.; Интерфакс; г. Москва).
72. Пеникас Г.И. Специалист по управлению финансовыми рисками: Профстандарт готов к обсуждению // Конференция с одновременной веб-трансляцией (13 апреля 2016 г.; Интерфакс; г. Москва).
73. Смирнов С.Н., Пеникас Г.И. Специалист по управлению финансовыми рисками Обмен опытом разработки профстандарта // Международная научно-методическая конференция «Образовательные программы и профессиональные стандарты: поиск эффективного взаимодействия» (1 апреля 2016 г.; Финансовая Академия при Правительстве РФ; г. Москва).
74. Ермолова М.Д., Пеникас Г.И. PD – LGD Correlation Study (21 марта 2016 г.; Лаборатория социального анализа УДП; г. Москва).
75. Пеникас Г.И. Трансплантация института регулирования риска банков // 9е Байкальские чтения (11 марта 2016 г.; Иркутский государственный университет; г. Иркутск).
76. Пеникас Г.И. ВПОДК и ПОДФТ/комплаенс-риск: общие моменты // Заседание комитета по ПОДФТ (30 сентября 2015 г.; Ассоциация российских банков; г. Москва).
77. Пеникас Г.И. Практические вопросы реализации ВПОДК в российских банках // Практический семинар (16 сентября 2015 г.; Deloitte; г. Москва).
78. Пеникас Г.И. Эволюция и трансплантация института регулирования банковских рисков // V-ая междисциплинарная школа социально-экономического анализа (МАСЭП) (24-28 июля 2015 г.; Русский фонд содействия образованию и науки; г. Вологда).
79. Ermolova M.D., Penikas H.I. PD - LGD correlation study: Evidence from the Russian corporate bond market // 5th International Conference of the Financial Engineering and

- Banking Society: Banking, Financial markets, risk and financial vulnerability (June 11-13, 2015; Audencia Nantes École de Management; Nantes, France).
80. Пеникас Г.И. Эффективности российского банковского сектора и регулирование рисков: открытые вопросы // Научный семинар "Экономическая политика в условиях переходного периода" (28 мая 2015 г.; НИУ ВШЭ, г. Москва).
 81. Броневиц А., Косюк Е., Лепский А., Пеникас Г.И. Исследование конфликтности и детерминант точности прогнозов в рекомендациях российских финансовых аналитиков // Научный семинар (25 марта 2015 г.; ИПУ РАН, г. Москва).
 82. Арзамасов В., Пеникас Г.И. Моделирование интегрального индекса финансовой стабильности: межстрановое исследование // Зимняя школа (14-15 февраля 2015 г.; компания "Прогноз", г. Пермь).
 83. Penikas H., Petrov V. Research of SIFI Determinants: Evidence for GSIBs and GSIIIs // The 1st World Conference on Risk, Banking and Finance 2015; The 10th International Conference on Asian Financial Markets and Economic development (January 7-8, 2015; IRMC; Tokyo Stock Exchange).
 84. Ermolova M., Penikas H. PD-LGD Correlation Study: Evidence from the Russian Corporate Bond Market // The 1st World Conference on Risk, Banking and Finance 2015; The 10th International Conference on Asian Financial Markets and Economic development (January 7-8, 2015; IRMC; Tokyo Stock Exchange).
 85. Penikas H., Selmier II W.T., Vasileva K. Special Risk Rights Model as Alternative to Basel III Countercyclical Capital Buffer Approach // World Finance & Banking Symposium (December 12-13, 2014; World Finance Conference, Singapore).
 86. Penikas H., Yevjanov T. "Measuring Technical Efficiency for Banks in the Context of Russian and International Reporting Standards" // Annual MFS Conference (June 29 - July 2, 2014; Multinational Financial Society; Prague, Czech Republic).
 87. Penikas H., Petrova A. "An Empirical Analysis of Growth and Consolidation in Banking: A Markovian Approach for the Case of Russia" // Annual MFS Conference (June 29 - July 2, 2014; Multinational Financial Society; Prague, Czech Republic).
 88. Арзамасов В., Пеникас Г. "Сравнение прогнозной силы интегрального индекса финансовой стабильности, построенного с использованием «обучения» и в его отсутствии: пример Израиля" // XII Всероссийское совещание по проблемам управления, ВСПУ (16-19 июня 2014 г.; ИПУ РАН; Москва).
 89. Arzamasov V., Penikas H. "A financial stability index for Israel" // 2nd ITQM Conference (June 4-6, 2014; international Academy of Information Technology and Quality Management; Moscow).
 90. Selmier II, W.T., Penikas H., Vasilyeva K. "Financial Risk as a Good" // 2nd ITQM Conference (June 4-6, 2014; international Academy of Information Technology and Quality Management; Moscow).
 91. Penikas H. Systemically Important Financial Institutions: The Expected Impact of Regulation in Russia // 4th Annual Conference C5: Risk Management in the Russian Banking Sector (May 28-29, 2014; Fitch Analytics; Moscow).
 92. Пеникас Г. "Оценка риска ликвидности при внедрении Базель III: открытые вопросы при внедрении стандартов в России" // "Эффективное казначейство: управление банком внутри банка" (10-11 апреля 2014 г.; MSB Events; г. Москва).

93. Penikas H., Titova Y. Modeling the Consequences of G-SIB Regulation // Multinational Finance Society Symposium (April 4-5, 2014; Multinational Finance Society; Larnaca, Cyprus).
94. Арзамасов В. Ю., Пеникас Г. И. "Построение интегрального индекса финансовой стабильности при отсутствии «обучения»: пример Израиля" // XV Апрельская международная научная конференция «Модернизация экономики и общества» (1-4 апреля 2014 г.; НИУ ВШЭ; г. Москва).
95. Пеникас Г. И. "Иерархические копулы в моделировании рыночного риска портфеля акций" // XV Апрельская международная научная конференция «Модернизация экономики и общества» (1-4 апреля 2014 г.; НИУ ВШЭ; г. Москва).
96. Penikas H. "Build up of the Basel 3 framework in Russia" // Russian Subordinated Debt Conference (Jan. 21, 2014; Societe Generale Corporate and Investment Banking; London, UK).
97. Сироткин И., Пеникас Г.И. Моделирование оптимального хеджирующего соотношения с учетом междневного и внутридневного рисков торговых позиций // Первые чтения памяти профессора Б.Л. Овсиевича «Экономико-математические исследования: математические модели и информационные технологии» (21-23 октября 2013 г.; Санкт-Петербургский экономико-математический институт; г. Санкт-Петербург).
98. Gomayun N., Penikas H., Titova Y. Research of Hedging and Trading Derivatives Impact on Public European Banks' Value and Share Performance: Panel Data Approach // 20th Annual Conference of the Multinational Finance Society (June 30 – July 3, 2013; MFS; Izmir, Turkey).
99. Gomayun N., Penikas H., Titova Y. Research of derivatives as the public European banks value determinant // 3rd International Conference of the Financial Engineering and Banking Society (FEBS) (June 8, 2013; Laboratory of Excellence for Financial Regulation (LabEx-ReFi), ESCP Europe Paris campus; Paris, France).
100. Penikas H. Pan-CIS regulator creation| Benefits from Basel II and III perspectives // 2nd International Banking Conference and Exhibition (6 июня 2013 г.; CIS Bankers; г. Киев, Украина).
101. Пеникас Г. Результаты обсуждения рекомендаций по разработки планов самооздоровления в европейском банковском регуляторе // «Вызовы внедрения Базель II и III в российских банках» (28 мая 2013 г.; Финансовый Университет при Правительстве РФ; Москва).
102. Merikas A., Merikas A., Penikas H. Dry Bulk Time Charter Rates Joint Return Distribution Modeling: Copula-Approach // First International Conference on Informational Technology and Quality Management (ITQM 2013) (17 мая 2013 г.; Академия наук Китая; г. Суджоу, Китай).
103. Пеникас Г. Стратегическое влияние банковского регулирования: переход от 192-Т к Базель IV // Конференция «IRB Day» (25 апреля 2013 г.; Компания «Прогноз»; Москва).
104. Пеникас Г.И., Сироткин И.Н. Проблема соотношения доходностей и рисков текущих и срочных инструментов в инвестиционном портфеле // Семинар «Математическая экономика» (9 апреля 2013 г.; ЦЭМИ РАН; г. Москва).
105. Гомаюн Н. И., Пеникас Г. И., Титова Ю. Исследование взаимосвязи стоимости публичных европейских банков и характера их операций с деривативами //

- XIV Апрельская международная научная конференция по проблемам развития экономики и общества (3 апреля 2013 г.; НИУ ВШЭ; г. Москва).
106. Гомаюн Н. И., Пеникас Г. И., Титова Ю. Исследование взаимосвязи стоимости публичных европейских банков и характера их операций с деривативами // Второй Российский экономический конгресс (19 февраля 2013 г.; Новая экономическая ассоциация; г. Суздаль).
 107. Пеникас Г. Тест на оценку структурного сдвига в одномерных временных рядах на основе моделей «копула» // Второй Российский экономический конгресс (19 февраля 2013 г.; Новая экономическая ассоциация; г. Суздаль).
 108. Penikas H.I. “Copula-Based Univariate Time Series Structural Shift Identification Test” // 9th EBES Conference – Rome (January 11-13, 2013; Faculty of Economics, Sapienza University of Rome; Rome, Italy). Program.
 109. Gomayun N., Penikas H., Titova Y. “Estimate of the Effect of Derivatives Usage by Public European Banks on Its’ Value and Risk” // 9th EBES Conference – Rome (January 11-13, 2013; Faculty of Economics, Sapienza University of Rome; Rome, Italy). Program.
 110. Пеникас Г.И. Моделирование операций хеджирования // Финансовая отчетность кредитных организаций: Главные вызовы и задачи финансового директора (1-2 октября 2012 г.; Quest Partners, г. Москва).
 111. Penikas H.I. Copula Models in Banking and Finance. Methodological Issues of Copula Choice: goodness-of-fit versus goodness-of-forecast // Statistical Models in Business and Finance (August 5-10, 2012; Universtity of St.Thomas, St.Paul, USA).
 112. Пеникас Г. И. Моделирование временной структуры ставок фрахтования сухогрузов // VIII-ая Международная школа-семинар «Многомерный статистический анализ и эконометрика» (29 июня 2012 г.; ЦЭМИ; Республика Армения, г. Цахкадзор).
 113. Penikas H., Titova Y. Modeling Policy Response to Global Systemically Important Banks Regulation // Workshop "Russian Banking in the Financial Turmoil: Research Opportunities and New Challenges" (25 ноября, 2011; Центр институциональных исследований, ВШЭ; г. Москва).