

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский государственный экономический университет»

На правах рукописи

КУЗНЕЦОВ РОМАН СЕРГЕЕВИЧ

**РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ ПРЕДИКТИВНОЙ АНАЛИТИКИ
МИРОВОГО РЫНКА АКЦИЙ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ
ПОДХОДОВ**

Специальность – 5.2.5 Мировая экономика

ДИССЕРТАЦИЯ
на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель:
кандидат экономических наук, профессор
Тумарова Татьяна Гельцевна

Санкт-Петербург - 2025

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
ГЛАВА 1. КЛЮЧЕВЫЕ ТЕНДЕНЦИИ РАЗВИТИЯ МИРОВОГО РЫНКА АКЦИЙ С УЧЕТОМ ВНЕДРЕНИЯ ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ПРЕДИКТИВНОЙ АНАЛИТИКИ.....	13
1.1. Структура и динамика мирового рынка акций.....	13
1.2. Развитие мирового рынка предиктивной аналитики.....	26
1.3. Использование технологий искусственного интеллекта в экономике.....	36
ГЛАВА 2. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТВЫХ ПОДХОДОВ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ МИРОВОГО РЫНКА АКЦИЙ.....	48
2.1. Особенности использования экономических данных для формирования системы предиктивной аналитики.....	48
2.2. Прогнозирование тренда котировок акций зарубежных и российских компаний с применением нейронных сетей.....	55
2.3. Торговые тесты разработанной системы на исторических данных торгуемых на мировом рынке акций.....	69
ГЛАВА 3. ВОЗМОЖНОСТИ РАЗВИТИЯ СИСТЕМЫ ПРЕДИКТИВНОЙ АНАЛИТИКИ ФОНДОВОГО РЫНКА РФ С УЧЕТОМ МИРОВОГО ОПЫТА.....	78
3.1. Использование механизмов рекуррентных нейронных сетей в прогнозировании трендов фондового рынка.....	78
3.2. Потенциал внедрения методов технического анализа в разработанную систему предиктивной аналитики.....	84
3.3. Перспективы вывода российского программного продукта прогнозирования мирового рынка акций на международный рынок предиктивной аналитики.....	88
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	100
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	104
ПРИЛОЖЕНИЕ А. Результаты обучения моделей прогнозирования котировок закрытия следующего торгового дня (при учете 5 предыдущих значений).....	117

ПРИЛОЖЕНИЕ Б. Результаты обучения моделей прогнозирования котировок закрытия следующего торгового дня (при учете 10 предыдущих значений).....	121
ПРИЛОЖЕНИЕ В. Результаты обучения моделей прогнозирования котировок закрытия следующего торгового дня (при учете 15 предыдущих значений).....	125
ПРИЛОЖЕНИЕ Г. Результаты обучения моделей по прогнозированию 5 будущих дней.....	129
ПРИЛОЖЕНИЕ Д. Результаты обучения моделей по прогнозированию 10 будущих дней.....	133
ПРИЛОЖЕНИЕ Е. Результаты обучения моделей по прогнозированию 15 будущих дней.....	139
ПРИЛОЖЕНИЕ Ж. Результаты обучения моделей с учетом разных количеств предыдущих дней.....	143

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы диссертационного исследования обусловлена мировым трендом на цифровизацию всех отраслей человеческой деятельности, в том числе биржевой торговли, а также ростом объемов торгов и количества инвесторов на мировом рынке акций, являющимся частью мирового фондового рынка. Такой рост, разнообразие торговых инструментов и активов в свою очередь стимулируют инвесторов тщательно подходить к анализу мирового фондового рынка и подбору на его основе актуальных инвестиционных активов. Для анализа и прогнозирования рынка используются не только классические методы типа фундаментального и технического, но и все большую популярность набирает использование нейронных сетей и других технологий, связанных с искусственным интеллектом.

Внедрению нейронных сетей и других технологий искусственного интеллекта способствует бурный рост инвестиций разных стран и компаний в эти технологии. Появляются проекты, использующие нейронные сети и конкурирующие на мировом рынке искусственного интеллекта и, в частности, предиктивной аналитики. Такие проекты предлагают своим потребителям по всему миру универсальные решения для большого набора бизнес-задач, в том числе для анализа и прогнозирования трендов котировок акций.

В настоящее время инвестор может купить или продать акции практически из любой точки земного шара, где есть доступ к интернету. Частные инвесторы с каждым годом все более активно пользуются такой возможностью и осуществляют сделки купли-продажи на мировом рынке акций, имея под рукой лишь телефон. Под **частными инвесторами** в работе понимаются физические лица с брокерскими счетами, самостоятельно вкладывающие средства в фондовый рынок. Мировая торговля акциями частными инвесторами в 2023 году составила 23% от общего объема биржевых торгов. Больше количество домохозяйств, чем когда-либо раньше, владеет акциями. За период с 2019 по 2022 гг. доля акций во владении частных инвесторов выросла с 15 до 21 процентов от всех торгуемых акций в мире [46]. В Российской Федерации в 2023 году доля физлиц в объеме торгов акциями

составила в среднем 79% [9], а объем средств на инвестиционных счетах инвесторов составил 9,2 трлн руб. [8]. Многие частные инвесторы не обладают профильным образованием в сфере финансов, но хотят и готовы инвестировать в акции, а также уже инвестируют или спекулируют на мировом рынке акций. Таким инвесторам необходим инструмент, позволяющий прогнозировать тренды котировок акций и формировать на их основе торговую стратегию, либо же автоматически подбирать необходимый портфель акций с целью получения прибыли и без необходимости самостоятельного анализа рынка частным инвестором.

Под **котировкой акции** понимается текущая цена акции на бирже, по которой продавцы и покупатели готовы совершать сделки. Современный мировой рынок акций обладает значительной ликвидностью, поэтому котировки акций на нем меняются ежесекундно. Под **трендом котировки акции** понимается направление будущего движения котировки (текущей цены акции) по отношению к предыдущему значению котировки. Если будущее значение котировки больше предыдущего, то имеет место тренд на рост котировок, если будущее значение меньше предыдущего – имеет место тренд на снижение котировок. В диссертации используются **дневные котировки акций** компаний, торгуемых на мировом рынке акций, что означает использование значений котировок открытия и закрытия, а также максимумов и минимумов на диапазоне в один торговый день.

Используемые для прогностической аналитики архитектуры нейронных сетей развиваются уже много лет. Научно-технический прогресс достиг этапа, когда практически любой желающий специалист в сфере экономики с базовыми знаниями языка программирования python или его аналогов может обучить различные нейронные сети, используя мощности собственного ПК или арендовав серверные вычислительные мощности. Данная ситуация возможна за счет появления различных готовых решений (языковых библиотек), позволяющих непрограммистам использовать готовые решения для своих экспериментов и заострять внимание не на самой технологии, а на решении собственных профессиональных задач. Дополнительным стимулом использования технологий

на основе ИИ выступает появление доступных по цене облачных решений, позволяющих арендовать необходимые для обучения нейронных сетей серверные мощности. Стоимость таких услуг варьируется от 1000 рублей в месяц и до бесконечности [26]. Обучение эффективных нейронных сетей, способных с высокой точностью прогнозировать тренд котировок акций, позволит снизить риски при торговле на мировом рынке акций, обезопасить инвестиционные средства частных инвесторов и выбирать наиболее выгодные точки входа и выхода на рынке. Такой инструмент будет полезен для всего спектра игроков мирового рынка акций.

Степень разработанности научной проблемы. Архитектуры нейронных сетей, направленные на прогнозирование временных рядов, развиваются с 20 века и постоянно улучшаются, позволяя исследователям из разных сфер деятельности все более точно прогнозировать различные значения и показатели. В качестве наиболее эффективных нейронных сетей, используемых для работы с временными рядами, являются LSTM (Long Short-Term Memory – сеть долгой краткосрочной памяти, разработанная специально для работы с временными рядами) и ее разновидности. Применительно к мировому рынку акций, в последние годы появляется все больше теоретических работ, в рамках которых научные коллективы используют различные архитектуры нейронных сетей для прогнозирования котировок акций и трендов котировок акций, в то же время данные исследования имеют исключительно теоретический характер и не содержат сведения о введении в коммерческую деятельность или хотя бы о тестах на функционирующем в реальном времени рынке. В решениях по прогнозированию котировок и трендов котировок акций от современных брокеров также неизвестна и не раскрывается доля внедрения нейронных сетей и точность прогнозирования с их помощью. Классическим подходом в научных исследованиях является обучение нейронных сетей на биржевых данных об изменениях котировок акций внутри разных временных диапазонов. Такой подход использовали в своих работах ряд зарубежных и российских ученых: Б. Бхандари, Н. Римал, Р. Римал, О.Д. Иващук и О.Г. Лебединской.

Тенденции развития мирового фондового рынка и его волатильность исследовались многими учеными, в том числе лауреатами Нобелевской премии. Юджин Фама внес значительный вклад в понимание динамики фондового рынка благодаря разработанной им теории эффективного рынка. Важный вклад в понимание динамики и природы ценовых движений рынка внесли Р. Шиллер и Р. Энгл.

Значительный теоретический вклад в развитие нейронных сетей, применимых для работы с временными рядами, внесли ученые: С. Хохрайтер, Й. Шмидхубер, Т. Фишер, С. Краусс и Д.С. Сизых. С. Хохрайтер и Й. Шмидхубер являлись основоположниками LSTM нейронной сети и уже на базе их работы LSTM развивалась и появлялись ее усовершенствованные архитектуры.

Стоит отметить, что в большинстве исследований, в отличии от исследования, проводимого в рамках данной работы:

- не проводятся эксперименты с параметрами слоев нейронных сетей (количество прошлых данных, учитываемых при прогнозе);
- не проводятся исследования зависимости количества используемых для прогноза данных и количества прогнозируемых значений;
- не обоснована эффективность применения нейронных сетей для прогнозирования трендов котировок акций из разных стран и секторов экономики;
- не проводятся торговые тесты на исторических данных с применением даже базовых элементов риск менеджмента (максимальный процент убытка от сделки, уровень тейк-профита и т.д.).

Таким образом, проведенный анализ публикаций и разработок показал, что предлагаемое исследование в сфере прогнозирования тренда котировок акций ранее не представлялось, а также не была обоснована эффективность применения такого решения инвесторами на мировом рынке акций.

Целью исследования является разработка и апробация системы предиктивной аналитики мирового рынка акций на основе нейронных сетей, обученных для прогнозирования дневных котировок акций российских и зарубежных компаний.

Для достижения поставленной цели требуется решить следующие **задачи**:

1. Проанализировать структуру и динамику мирового рынка акций на предмет выявления трендов его развития и выделения перспективных страновых рынков акций;
2. Проанализировать динамику участия частных инвесторов в торгах на мировом фондовом рынке;
3. Провести тестирование различных архитектур нейронных сетей с целью выявления наиболее эффективных для прогнозирования трендов котировок акций компаний из разных стран и секторов экономики;
4. Оценить экономическую целесообразность использования разработанной системы при принятии торговых решений частными инвесторами при совершении торговых сделок на мировом рынке акций;
5. Определить перспективы вывода разработанного продукта на мировой рынок.

Объектом исследования является поведение частных инвесторов на мировом рынке акций, основанное на краткосрочном прогнозировании котировок акций с использованием нейронных сетей.

Предметом исследования является модель прогнозирования котировок акций на основе данных о изменении дневных котировок российских и зарубежных компаний с использованием нейронных сетей.

В качестве **теоретической основы исследования** выступают работы, связанные с теорией эффективных рынков Ю. Фама, Э. Петерса и У. Бернштейна. В рамках данных работ отмечается, что текущая цена исследуемого актива в полной мере отражает всю известную об активе информацию. Не менее важными являются работы, связанные с формированием инвестиционного портфеля Г. Марковица, М. Миллера и У. Шарпа, а также кейнсианский конкурс красоты на рынке акций Дж. М. Кейнса [87]. Также важным базисом послужили исследования нейронных сетей С. Хохрайтера, Г. Хинтона, Й. Бенгио и Й. Лекуна.

Методологической основой исследования являются: индуктивный и дедуктивный методы, эмпирический метод, анализ исторических данных,

экспериментальный метод, а также количественные методы, такие как методы машинного обучения, включающие в себя нейронные сети (LSTM, BiLSTM, GRU-BiLSTM и др.), адаптированные под работу с временными рядами.

Информационная база исследования включает в себя следующие источники: данные Московской биржи, данные агрегаторов котировок и монографии мирового рынка акций, публикации российских и зарубежных СМИ. Информационная база исследования также включает в себя литературу: научно-исследовательские статьи, монографии российских и зарубежных авторов, отчеты банков и аналитических агентств (Сбер, Т-Банк, CITI, Argus, Bloomberg и др.).

Обоснованность результатов исследования обеспечивается применением фундаментальных трудов российских и зарубежных ученых, специалистов в области мировой экономики, мировых финансовых рынков и методов машинного обучения в качестве теоретико-методологической базы диссертационного исследования; согласованием рабочей гипотезы о возможности повышения точности прогнозирования дневных котировок акций с результатами эмпирической верификации на основе реальных рыночных данных; применением современных архитектур нейронных сетей, а также проверкой их устойчивости и воспроизводимости на акциях из разных стран и секторов мировой экономики.

Достоверность результатов подтверждается апробированными на исторических данных результатами использования обученных моделей прогнозирования. Надежность исследования обеспечивают публикации автора в рецензируемых научных изданиях и полученные свидетельства о регистрации программ для ЭВМ из Роспатента.

Диссертационная работа **соответствует Паспорту научной специальности ВАК РФ 5.2.5 «Мировая экономика»** по направлениям исследований:

- международные финансовые рынки (пункт 9);
- роль технологических факторов в развитии мирохозяйственных процессов (пункт 18).

Научная новизна результатов исследования заключается в том, что в результате анализа структуры и динамики мирового рынка акций, а также

существующих подходов к прогнозированию трендов котировок, обоснована эффективность применения нейронных сетей к прогнозированию мирового рынка акций и разработана система предиктивной аналитики в виде российского программного продукта, имеющего потенциал выхода на международный рынок.

Наиболее существенные результаты исследования, обладающие научной новизной и полученные лично соискателем, заключаются в следующем:

1) определена категория участников мирового рынка акций - индивидуальные инвесторы, которая в условиях развития цифровизации и внедрения технологий искусственного интеллекта будет иметь критически важное значение для дальнейшего функционирования мирового фондового рынка;

2) выявлено, что сегмент предиктивной аналитики, возникший как результат сочетания мирового финансового рынка и рынка нейросетей, стал новым растущим сегментом финансовых услуг, обслуживающим мировую финансовую инфраструктуру;

3) на основе обучения и тестирования архитектур нейронных сетей на котировках акций российских и зарубежных компаний были определены нейронные сети с наиболее высокой точностью прогнозирования трендов на краткосрочных временных интервалах;

4) разработана система предиктивной аналитики, подтверждающая возможность применения нейронных сетей в прогнозировании котировок акций компаний из различных стран и отраслей экономики, в виде программного продукта, имеющего потенциал выхода на международный рынок;

5) определены перспективы вывода разработанной отечественной системы предиктивной аналитики мирового рынка акций на зарубежные рынки с приоритетом на страны БРИКС.

Теоретическая значимость работы состоит в дальнейшем развитии подходов к использованию нейронных сетей при прогнозировании котировок акций компаний из разных стран с целью анализа мирового рынка акций и его прогнозирования.

Практическая значимость работы заключается в подобранных и обученных нейронных сетях, способных с высокой точностью прогнозировать будущие значения котировок акций на краткосрочном периоде, что тем самым позволяет определить тренд котировок акций и служит сигналом к открытию или закрытию торговых позиций, а также является инструментом формирования инвестиционного портфеля для индивидуальных участников мирового фондового рынка. Доказана прибыльность торговой стратегии, основанной только на прогнозах разработанных моделей. В рамках исследования проведена имитация торгов на исторических данных, где сигналом к покупке или продаже акции выступал только прогноз обученной модели. Максимальная прибыль за 2 месяца торгов по акции составила +25%. Определены перспективы вывода конечного продукта на международный рынок. В качестве перспективного направления вывода продукта отмечены страны БРИКС, в рамках которых в первую очередь отмечены Китай и Индия как страны с высоким потенциалом роста их доли в мировом фондовом рынке.

Апробация результатов исследования. Основные положения и выводы диссертационного исследования нашли отражение в публикациях автора и докладах на конференциях: международной научно-практической конференции «Архитектура финансов-2024» (г. Санкт-Петербург), XII и XIII национальных научно-практических конференциях Института магистратуры с международным участием (г. Санкт-Петербург), научной конференции аспирантов СПбГЭУ – 2023 «Повышение конкурентоспособности отечественной науки: развитие в условиях мировой нестабильности» (г. Санкт-Петербург).

Публикации. По результатам исследования опубликовано 6 работ общим объемом 2,58 п.л. (вклад автора 2,04 п.л.), три из которых опубликованы в журналах из перечня ВАК, а три в журналах РИНЦ.

Патенты. Получены 4 свидетельства о регистрации программ для ЭВМ из Роспатента (свидетельства № 2023665107, 2023668163, 2023667833, 2025610201).

Структура диссертации. Диссертационная работа состоит из 143 страниц (из них 27 – приложения), содержит 24 рисунка, 19 таблиц (включая 7 в

приложениях), список литературы из 114 источников и 7 приложений. В первой главе проведено исследование ключевых тенденций мирового рынка акций и дана характеристика его текущего состояния. Во второй главе описывается проведенный процесс обучения нейронных сетей, отбор наиболее эффективных нейронных сетей, а также результаты торговых тестов обученных нейронных сетей на исторических данных. В третьей главе описываются перспективы развития разработанной системы и вывода ее на зарубежные рынки, в качестве ключевых из которых выбраны страны БРИКС. В заключении подведены итоги диссертационного исследования.

ГЛАВА 1. КЛЮЧЕВЫЕ ТЕНДЕНЦИИ РАЗВИТИЯ МИРОВОГО РЫНКА АКЦИЙ С УЧЕТОМ ВНЕДРЕНИЯ ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ПРЕДИКТИВНОЙ АНАЛИТИКИ

1.1 Структура и динамика мирового рынка акций

Рынок акций, начиная с первых торгов в Голландии в 17 веке и заканчивая настоящим временем, претерпел значительные изменения и распространился во все страны, став мировым. Необходимо понимать, что мировой рынок акций является неотъемлемой частью мирового фондового рынка и поэтому исследование структуры динамики мирового рынка акций невозможно без исследования структуры и динамики мирового фондового рынка. Глобализация, интернет, современные информационные технологии и повышение финансовой грамотности людей привели к увеличению объемов мирового рынка акций и изменениям в его структуре. Под **мировым фондовым рынком** в работе понимается комплекс финансовых институтов, расположенных в разных странах и регионах, на которых осуществляются торги ценными бумагами, деривативами и другими финансовыми инструментами. **Мировой рынок акций** понимается как часть мирового фондового рынка, в рамках которой на совокупности фондовых бирж осуществляется торговля акциями. В свою очередь **структура рынка** представляет собой состав участников рынков в разные моменты его развития.

Мировой рынок акций следует в первую очередь делить по страновому признаку. По состоянию на конец 1899 года ключевой страной в доле капитализации мирового фондового рынка являлась Великобритания, занимавшая долю в 25%, в то время как у США было 15%, а у России – 6,1% [79]. Лидерство Великобритании обосновано ее историей и экономическим господством в те годы. Доля стран в капитализации мирового фондового рынка в 1899 году представлена на рисунке 1.1.



Рисунок 1.1 – Доля стран в капитализации мирового фондового рынка в 1899 году
(составлено автором на основе [110])

С 1899 года по настоящее время произошло большое количество различных событий, связанных с экономикой, финансами, геополитикой и технологиями. Многие из этих изменений затрагивали и мировой рынок акций, влияя на его структуру и динамику. Структура современного мирового фондового рынка значительно отличается от прошлого и включает ряд важных изменений [109]:

- доля Великобритании в капитализации мирового фондового рынка уменьшилась практически в 20 раз;
- лидерство по доле капитализации мирового фондового рынка перешло к США, чья доля в 2023 году составляет 42,5%;
- значительно выросла доля КНР, а также появился Евросоюз, занимающий второе место по доли капитализации мирового фондового рынка;
- наблюдается большой разрыв между первым и вторым местом по доле капитализации;
- изменились в целом ключевые страны-лидеры по доле капитализации мирового фондового рынка.

По состоянию на 2023 год, объем мирового фондового рынка составляет 109 трлн долл. США. Доля стран в капитализации современного мирового фондового рынка представлена на рисунке 1.2.

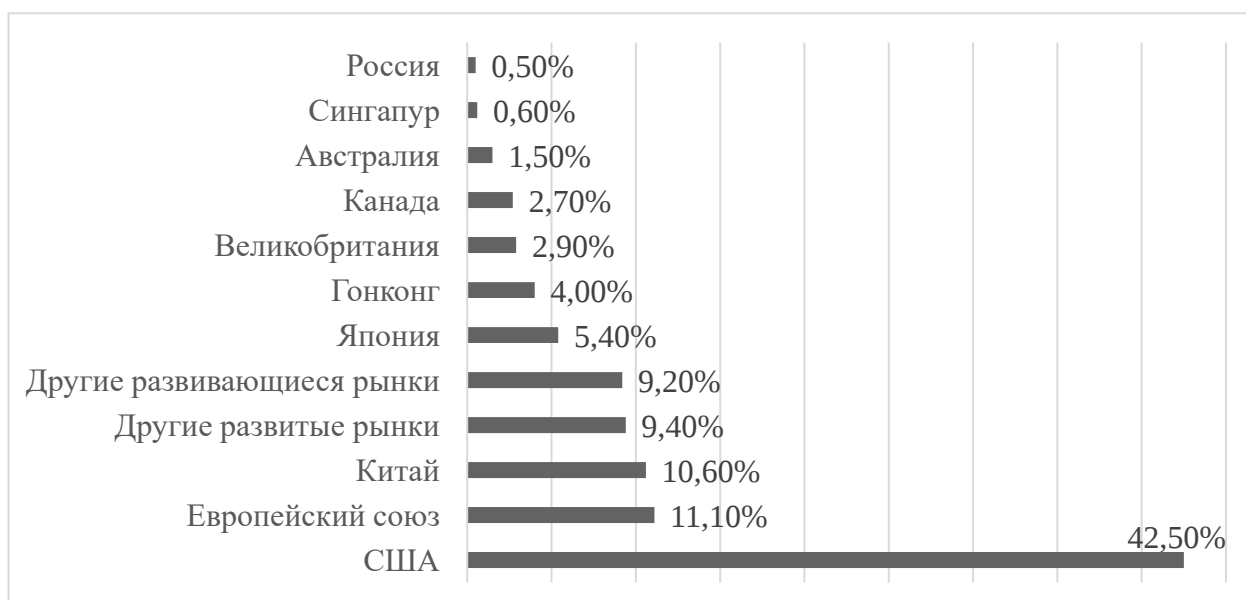


Рисунок 1.2 - Доля стран в капитализации мирового фондового рынка в 2023 году
(составлено автором на основе [110])

Отметим, что в настоящее время в лидерах оказались США, за которыми следуют Евросоюз и Китай. Россия с капитализацией фондового рынка в 62,391 трлн руб. на 2023 год покинула список лидеров. Великобритания потеряла позиции лидера и находится в конце рейтинга. Данная ситуация также отражает динамичность и изменчивость рынка.

Глобально на мировой рынок акций в последние годы повлияли два события – пандемия COVID-19 и нарастание геополитической напряженности, которое привело к ухудшению взаимоотношений между странами, изменением товарных и денежных потоков. Анализируя крупные страновые индексы, такие как S&P500, Индекс Мосбиржи, Shanghai и Nifty 50 отметим, что три первых индекса вели себя схоже во время пандемии COVID-19 и событий 2022 года, – индексы в начале снижались, но позже, по мере восстановления мировой экономики, переходили в восходящий тренд [105]. Наиболее стабильный рост показывает индийский индекс Nifty 50, на который практически не оказали влияние озвученные выше события.

Когда рынок подвержен серьезным рискам, корреляции между рынками акций разных стран усиливаются и рыночные риски постоянно передаются между странами, что приводит к своеобразному эффекту заражения, во время которого падение рынка акций одной страны вызывает по цепочке падение рынка другой

страны. Резкое изменение волатильности рынка акций, вызванное увеличением дисперсии доходности акций из-за крупных чрезвычайных ситуаций, может также привести к быстрым продажам акций из-за паники и неприятия риска. Такие продажи приводят к увеличению системных рисков на рынке. Таким образом, корреляционная структура между динамикой движения акций влияет на передачу риска между ними и играет важную роль в эффекте заражения.

Со временем меняется и скорость восстановления рынка акций от кризисов. Если после азиатского кризиса, произошедшего в 1997 году, рынку потребовалось для восстановления 3 года, то уже в 2020 году после кризиса из-за COVID-19 рынок восстановился за 6 месяцев. Скорость восстановления рынков акций во время разных кризисов отражена в таблице 1.1.

Таблица 1.1 – Скорость восстановления рынков акций после кризисов [67, 108, 113, 114]

Кризис	Падение, %	Время восстановления	Последствия кризиса
Азиатский финансовый кризис (1997)	SET (Таиланд): -75%	3 года	Массовые дефолты, помощь со стороны МВФ (36 млрд долл. США), структурные реформы и отставка правительства Таиланда [108].
Пузырь доткомов (2000)	NASDAQ: -78%	7 лет	Массовые банкротства интернет-компаний, снижение рыночной капитализации на 1,7 трлн долл. США [67].
Финансовый кризис (2008)	S&P 500: -57%	4 года	Обвал ипотечного рынка США, банкротство Lehman Brothers, реформы [114].
COVID-19 (2020)	S&P 500: -34%	6 месяцев	Экстренные меры ФРС США, снижение ставок до 0%, фискальное стимулирование [113].

Мировой рынок акций показывает высокую динамику не только на горизонте нескольких лет, но и внутри торгового дня. Рынок акций находится в постоянном движении и очень чувствителен к новостям и изменениям, как в экономике в целом, так и в отдельных секторах экономики и бизнесе компании, котирующейся на бирже. Говоря о волатильности акций, в первую очередь необходимо оценить волатильность индексов акций, отражающих общую динамику цен акций, входящих в соответствующий индекс. Среднемесячная волатильность российского

индекса IMOEX, американского SP500, бразильского IBOV и индийского NIFTY 50 отражены на рисунке 1.3.

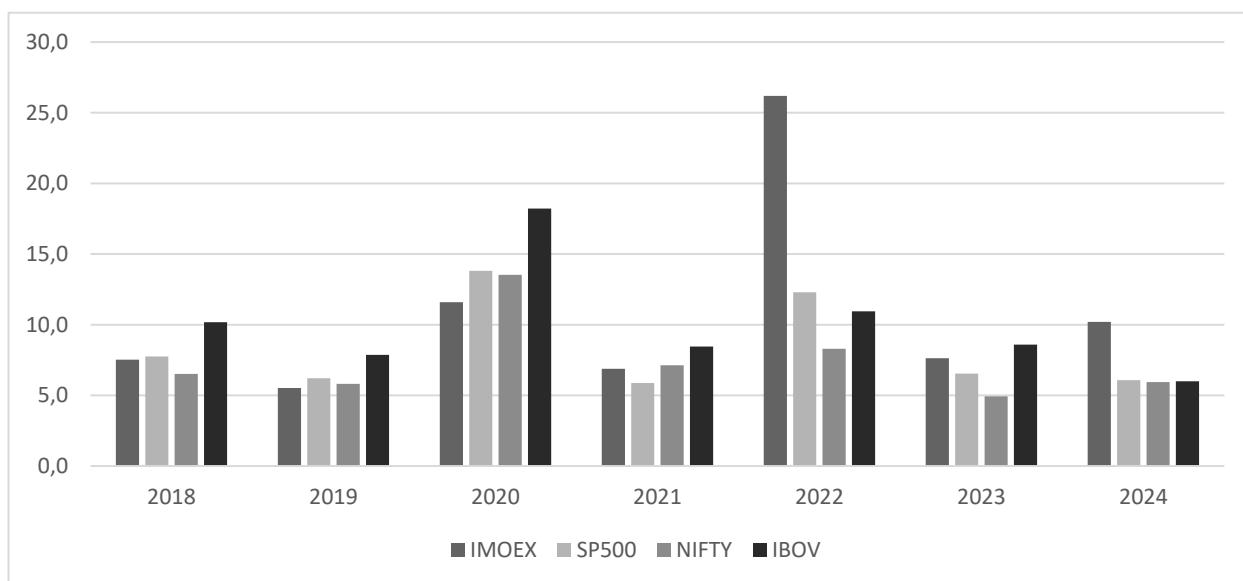


Рисунок 1.3 – Среднемесечная волатильность индексов IMOEX, SP500, NIFTY 50 и IBOV по годам (рассчитано автором на основе данных TradingView [112])

Среднедневная волатильность по индексам IMOEX, SP500, NIFTY 50 и IBOV отражена на рисунке 1.4.

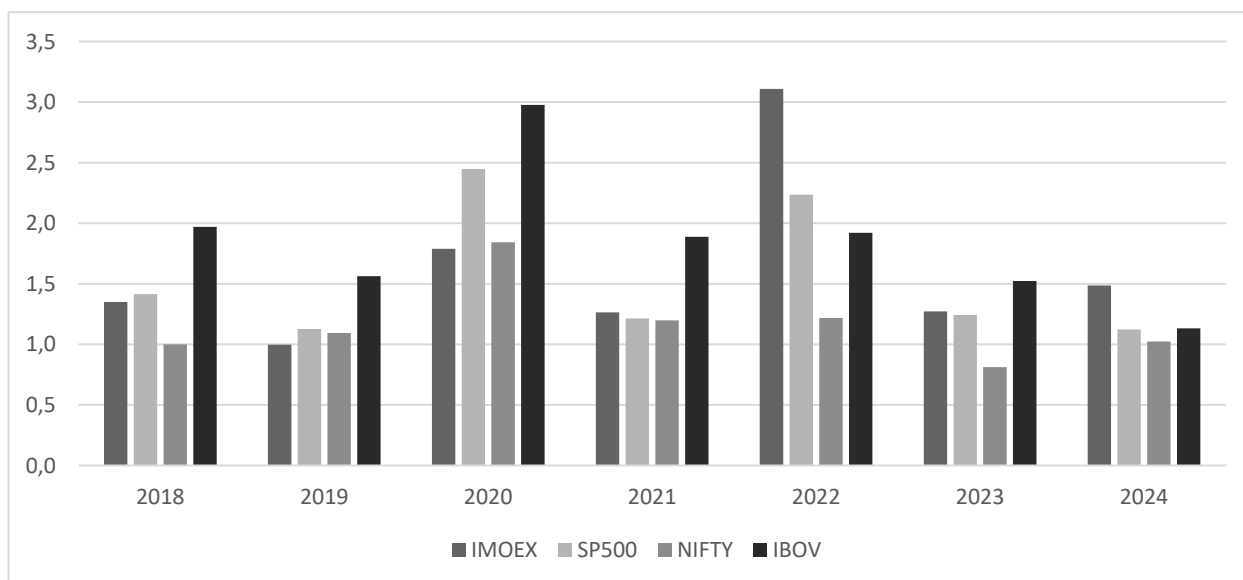


Рисунок 1.4 - Среднедневная волатильность индексов IMOEX, SP500, NIFTY 50 и IBOV по годам (рассчитано автором на основе данных TradingView [112])

Среднедневная волатильность индексов разных стран за последние 7 лет практически всегда составляла величину более 1%, что сигнализирует о том, что всего лишь за день инвестор, вложившийся в индекс, потенциально может потерять 1% от вложенных средств в случае ошибочной сделки. Таким образом, почти за 3 месяца, в случае постоянных ошибочных сделок и в условиях неизменности объема торговой позиции, инвестор может потерять весь объем вложенных средств. Такие риски стимулируют инвесторов тщательно подходить к выбору потенциальных направлений инвестирования средств на мировом рынке акций.

Наиболее сильная волатильность акций внутри дня происходит в связи с разного рода событиями, сильно влияющими на стоимость конкретной акции, сектор экономики или страну. К наиболее распространенным примерам следует отнести:

- новости про изменения в стратегии, бюджете, долговой нагрузке компании и т.д.;
- новости про форс-мажорные события в отдельных компаниях или более высоких уровнях экономики;
- объявление дивидендов и дивидендная отсечка;
- изменения процентных ставок центральных банков стран;
- введение санкций и связанных с ними ограничений и пошлин.

Примером волатильности акций на крупных новостях может служить волатильность котировок Санкт-Петербургской биржи во время новости о переговорах президентов России и США 12 февраля 2025 года. После выхода новости за 5 дней стоимость акций компании выросла на 81,82%, а объемы торгов превысили в 4 раза объем за один день до выхода новости [14]. Визуально котировки Санкт-Петербургской биржи на графике японских свечей отражены на рисунке 1.5.



Рисунок 1.5 – Динамика котировок Санкт-Петербургской биржи после переговоров США и РФ 14.02.2025 (составлено автором на основе [14])

Ярким отражением высокой волатильности акций является также пример акций компании China SXT Pharmaceuticals INC, торгуемой на американской бирже NASDAQ. 24 февраля 2025 года стоимость акций компании за день выросла на 1864% и вернулась к уровню цен 23 февраля 2025 года уже на следующий торговый день. Возврат к уровню цен 23 февраля 2025 года составил -97% от цены закрытия 24 февраля 2025.

Большой динамикой обладает как объем торгов на мировом фондовом рынке, так и, соответственно, объем торгов на мировом рынке акций. Год к году растет количество инвесторов на бирже, представленных как компаниями, так и частными инвесторами, а также появляются новые компании, выходящие на биржу через

процедуру IPO. Например, российский фондовый рынок вырос на 69% в 2023 году. Объем торгов в 2023 году в сравнении с 2022 годом вырос почти в 2 раза, объем торгов на срочном рынке вырос на 4%, в то время как средненеделный объем торгов вырос на 36%. Объем торгов на валютном рынке вырос на 22%, а средненеделный объем вырос на 73% [19].

Динамичность фондового рынка приводит к его изменениям во времени. Согласно прогнозам банка Goldman Sachs мировой фондовый рынок продолжит активно меняться и вслед за этими изменениями будет следовать изменение рейтинга стран по их доле на мировом фондовом рынке. Прогнозируется, что доля США в ближайшие 30 лет будет снижаться, но страна в целом сохранит лидирующие позиции. Наибольшие перспективы роста аналитики Goldman Sachs прогнозируют для Индии и Китая. Прогноз изменения долей стран в мировом фондовом рынке представлен на рисунке 1.6.

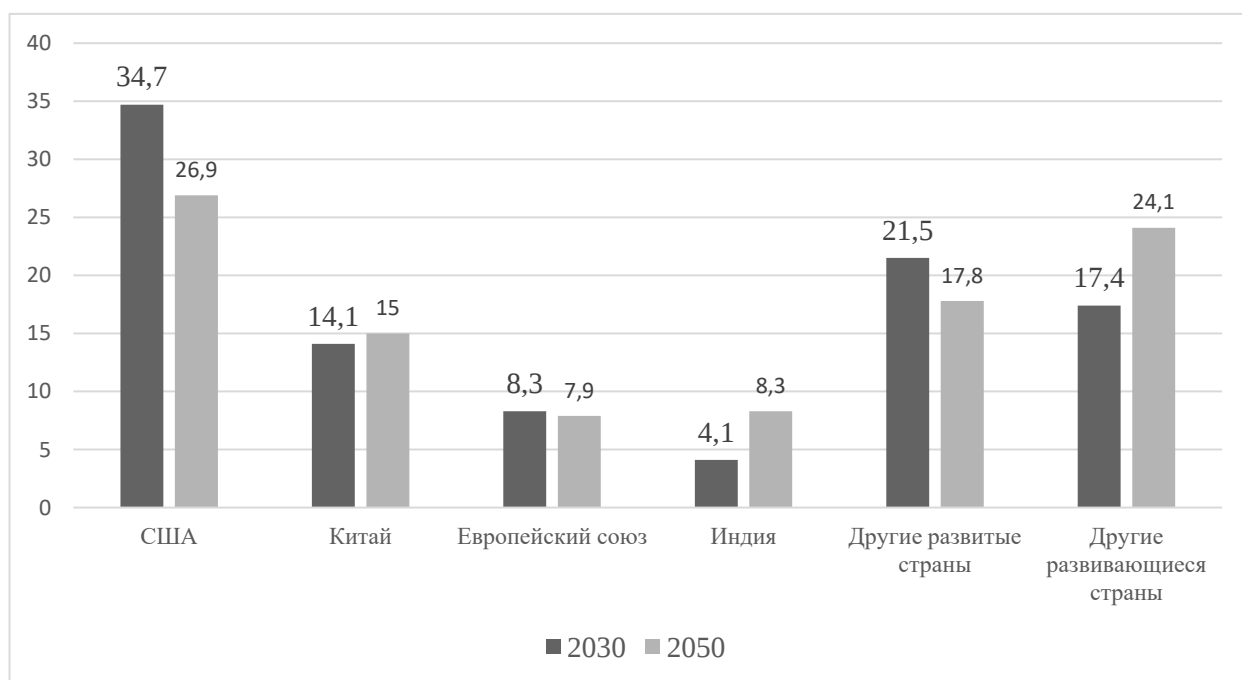


Рисунок 1.6 – Прогноз изменения долей стран на мировом фондовом рынке, %
(составлено автором на основе [110])

Важной тенденцией мирового фондового рынка в настоящее время является рост числа частных инвесторов. Например, если в США в 1980 году доля американских домохозяйств, владеющих акциями, составляла 10,0%, то к 2024 году этот показатель вырос почти в 4 раза и составляет 41,6% [62]. В Российской

Федерации количество физических лиц с брокерскими счетами с января 2021 года к июлю 2024 года выросло в 4,25 раза и достигло 34,2 млн человек [11]. Помимо количественного роста физических лиц, на рост их доли в торгах на российском фондовом рынке также повлиял уход иностранных инвесторов с российского фондового рынка в 2022 году. К важным драйверам, повлиявшим на рост количества частных инвесторов следует отнести:

1) предложение нулевых комиссий от крупных онлайн платформ (например, американская платформа Robinhood [102]);

2) появление возможности дробления акций [74];

3) появление различных тематических источников информации о трейдинге в социальных сетях как от частных инвесторов, так и от крупных компаний и банков, оказывающих брокерские услуги (например, свои каналы ведут брокеры БКС Инвестиции и JP Morgan);

4) появление культуры торговли криптовалютами, которое также привело к тому, что люди с целью диверсификации активов кроме рынка криптовалют вкладывают также средства в мировой рынок акций и другие рынки [53].

Появление все большего количества физических лиц на фондовом рынке ведет к повышению спроса на аналитические средства, позволяющие частным инвесторам подбирать акции для инвестиций или спекуляций при условии сокращения рисков, связанных с торговлей. Во многом данная потребность вызвана отсутствием у многих физических лиц, желающих инвестировать в мировой рынок акций, профильного образования в инвестициях и экономике. Разрабатываемая в рамках работы система предиктивной аналитики позволяет удовлетворить потребность физических лиц в аналитическом инструменте для мирового рынка акций путем предоставления потенциальным потребителям аналитических отчетов, сформированных на основе прогнозов нейронных сетей, обученных в рамках исследования.

Волатильность и динамичность мирового рынка акций являются одними из факторов, которые приводят к значительным рискам при торговле на данном рынке. Вопросы организации торговли на мировом рынке акций и снижения рисков

поднимаются непрерывно и являются предметом исследования многих экономистов, в том числе нобелевских лауреатов. Еще в 1990 году американский экономист Гарри Марковиц получил нобелевскую премию за свою портфельную теорию, согласно которой инвестору следует балансировать инвестиционный портфель активами с высокой (близкой к единице) отрицательной корреляцией, которая могла бы позволить инвестору сглаживать волатильность и колебания рынка, тем самым снижая свои собственные торговые риски [90]. Значительный вклад в теорию формирования цены финансовых активов внес также нобелевский лауреат Мертон Говард Миллер, разработавший теорию финансов корпорации, в рамках которой обозначается связь между структурой основного капитала и дивидендной политикой компании, а с другой стороны – рыночной оценкой компании и ее затрат капитала. Базовое предположение теории основано на том, что индивидуальным держателям акций доступен такой же рынок капитала, что и фирмам [73]. У Мертона Миллера также есть отдельное исследование, в котором он описывает влияние маржинальных требований ФРС на волатильность американского фондового рынка [80]. Вклад в развитие моделей оценки акций внес нобелевский лауреат Уильям Шарп, создавший собственную модель, позволяющую оценивать риски инвестиций в ту или иную акцию в зависимости от ее корреляции с базовым для региона акции рыночным индексом [33, с. 245-246]. Данная теория и в настоящее время используется различными трейдерами для оценки рисков инвестиций в ту или иную акцию в условия высокой волатильности рынка.

На рост волатильности и динамичности мирового фондового рынка также повлияло историческое развитие человечества, глобализация и появление новых технологий. Развитие фондового рынка и его трансформация в мировой фондовый рынок происходила в несколько этапов:

- 1) появление первой фондовой биржи в Амстердаме в 17 веке. Первые торги на фондовой бирже велись вручную ограниченным количеством участников, а результаты торгов фиксировались на бумаге. Биржевые торги имели локальный характер и доступ к ним был у ограниченного количества участников.

Волатильность торгов в это время была ограничена в следствие ограниченности количества участников, низкой скорости распространении данных и локализации биржи внутри отдельного региона или страны;

2) период 18 и 19 веков, ознаменованный рядом событий, позволивших в первую очередь ускорить торговые процессы и облегчить доступ инвесторов к результатам торгов: развитие печати и изобретение телеграфа. Данные изобретения позволили увеличить доступность информации для потенциальных инвесторов и, соответственно, увеличить их количество. В это время также появляются железные дороги, позволяющие упростить торговлю биржевыми товарами, расширить географию торгов и участников фондового рынка;

3) период конца 19 – начала 20 веков характеризуется появлением телефонов и тикерных лент, позволивших осуществлять торги дистанционно и из разных уголков стран. Появление этих технологий привело к росту скорости совершения сделок, увеличению количества сделок, а также к росту волатильности на рынке, так как трейдеры получили возможность более оперативно реагировать на новости;

4) 1920-1970-е годы – период компьютеризации и появления первых электронных торгов. В это время начинает активно развиваться программное обеспечение для проведения торгов на фондовом рынке, а также появляется первая электронная биржа NASDAQ. В это время динамика рынка еще больше усиливается, так как происходит существенное ускорение торгов за счет компьютеризации;

5) 1980-1990-е годы – глобализация и развитие цифровых бирж. Это время характеризуется появлением электронных торговых систем (например, Bloomberg Terminal), а также началом массового распространения интернета, ставшего катализатором превращения региональных фондовых рынков в единый мировой фондовый рынок;

6) 2000-2010 годы – появление высокочастотной торговли (HFT – high-frequency trading) за счет появления оптоволоконной связи и разработкой алгоритмов для мгновенных совершений сделок. В это время технологии и торговые алгоритмы начинают все больше влиять на торги, происходит рост

ликвидности и волатильности торгов. В это время также начинает появляться все больше профессиональных компаний, разрабатывающих собственное программное обеспечение для совершения операций на фондовом рынке. Примером влияния высокочастотных торгов на рынок является «Flash Crash» в 2010 году, когда индекс Dow Jones за минуты упал на 1000 пунктов из-за HFT-торговли;

7) 2010-е годы – настоящее время, характеризующиеся появлением маркет-мейкеров, технологий Big Data и искусственного интеллекта. В это время мировой фондовый рынок уже становится доступным из любой точки на планете, где есть интернет. Появление различных технологий обработки и хранения данных позволяет всем желающим получать и анализировать данные автоматически, а также совершать торговые операции за доли секунд. Технологии искусственного интеллекта начинают внедряться в биржевые торги и использоваться для анализа и прогнозирования котировок за доли секунд. Все это приводит к росту количества операций на мировом фондовом рынке в секунду, что в свою очередь неминуемо ведет к повышению динамики торгов и росту волатильности мирового фондового рынка. Открытость и доступность фондового рынка также позволили снизить барьеры для входа в рынок – теперь любое физическое лицо, обладающее устройством с доступом в интернет, может открыть брокерский счет и начать совершать операции на рынке.

Цифровизация и ряд других процессов постепенно приводило к постепенному снижению барьеров входа на рынок, что в свою очередь привело к росту количества частных инвесторов на мировом фондовом рынке. С появлением большого количества частных инвесторов возросло и влияние поведенческих факторов (паника, стадное поведение и т.д.) на мировой фондовый рынок. Растет также и влияние сообщества частных инвесторов на мировой рынок акций, что, как пример, выражается в появлении феномена акций-мемов. Такая ситуация приводит к повышению сложности прогнозирования мирового фондового рынка и мирового рынка акций в частности. Необходимо рассматривать современный рынок как сложную и нелинейную систему, в рамках которой взаимодействуют различные

классы инвесторов, функционируют торговые роботы и более сложные цифровые решения на базе искусственного интеллекта. Взгляд на рынок не как на идеальную систему, а как на сложную нелинейную среду предлагают Эдгар Петерс [94] и Уильям Бернстайн [58]. О ценовых колебаниях в связи с иррациональными ожиданиями инвесторов и психологией писал в своих исследованиях и Роберт Шиллер [104], а исследования Роберта Энгла и предложенная им модель ARCH были важным шагом в прогнозировании волатильности рынка и анализа рисков [69].

В качестве ключевых трендов, которые будут в ближайшие годы оказывать влияние на дальнейшее развитие мирового фондового рынка и, в частности, мирового рынка акций, следует отнести:

- 1) появление ИИ-советников и алгоритмический трейдинг;
- 2) появление цифровых национальных валют и цифровых финансовых активов;
- 3) развитие ESG-инвестиций (Environmental, Social, Governance), позволяющих инвесторам вкладывать средства в социально и экологически ответственные компании.

Таким образом, под влиянием различных факторов постоянно изменяется мировой фондовый рынок и его часть – мировой рынок акций. Эти изменения в свою очередь ведут к изменениям структуры, динамики и волатильности мирового фондового рынка. Также ожидается рост долей Индии и Китая в капитализации мирового фондового рынка. В такой ситуации участникам торгов на мировом рынке акций с целью сокращения торговых рисков необходимо уметь с высокой точностью прогнозировать котировки акций и тренды котировок акций на разных временных периодах. Одним из трендовых и эффективных решений, позволяющих прогнозировать временные ряды, являются нейронные сети, результаты прогнозирования которых могут быть использованы участниками рынка в качестве торгового совета и ориентира на будущее изменение котировок.

1.2 Развитие мирового рынка предиктивной аналитики

Развитие информационных технологий и цифровизация большинства сфер деятельности человечества оказали влияние и на биржевую торговлю. Возросла роль данных, качество и скорость их получения, а также возросло количество методов, с помощью которых данные можно анализировать и предсказывать. Национальные и международные биржи, трейдинговые компании, компании, торгующие биржевыми товарами и частные инвесторы тратят значительные средства на организацию процесса аналитики необходимых активов. Возрастает значимость специалистов, способных не только проводить экономический анализ факторов, влияющих на стоимость активов, но и способных автоматизировать данный процесс, настроить выгрузку данных, разметить данные для машинного обучения, обучить нейронную сеть и реализовать иные процессы, необходимые для организации процесса предиктивной аналитики с использованием современных ИТ-решений.

Рост доступности вычислительных мощностей и инновации в сфере глубокого обучения привели к тому, что, начиная с 2022 года, весь мир охватил тренд на развитие технологий искусственного интеллекта. Под **искусственным интеллектом** (ИИ, Artificial Intelligence – AI) подразумевают широкую область исследований и технологий, направленных на имитацию человеческого мышления. ИИ включает в себя **машинное обучение**, обозначающее обучение программных моделей тем или иным задачам на основе больших массивов данных. В свою очередь **нейронные сети** являются одним из видов моделей машинного обучения, основанных на имитации работы человеческого мозга. В рамках исследования для прогнозирования изменений котировок акций на мировом рынке будут использоваться нейронные сети как часть технологий искусственного интеллекта. В работе также используется термин **предиктивная аналитика**, характеризующий направление работы с данными, в рамках которого исторические данные используются для прогнозирования будущего.

Все крупные компании стремятся развивать собственные ИИ, направленные на автоматизацию и решение широкого спектра бизнес-задач. Согласно прогнозам

BlackRock Investment, тренд на использование ИИ будет расти экспоненциально [65]. Применение и разработка технологий в сфере искусственного интеллекта, в том числе технологий с применением нейронных сетей зависит от набора программных средств и технологических ресурсов, которые используют компании. Некоторые представители бизнеса способны разрабатывать и обучать модели нейронных сетей на собственной технологической базе и данных, в то время как другие компании не обладают такими возможностями и вынуждены приобретать уже разработанные модели. Классический набор технологий, необходимых для разработок в сфере ИИ, представлен на рисунке 1.7.

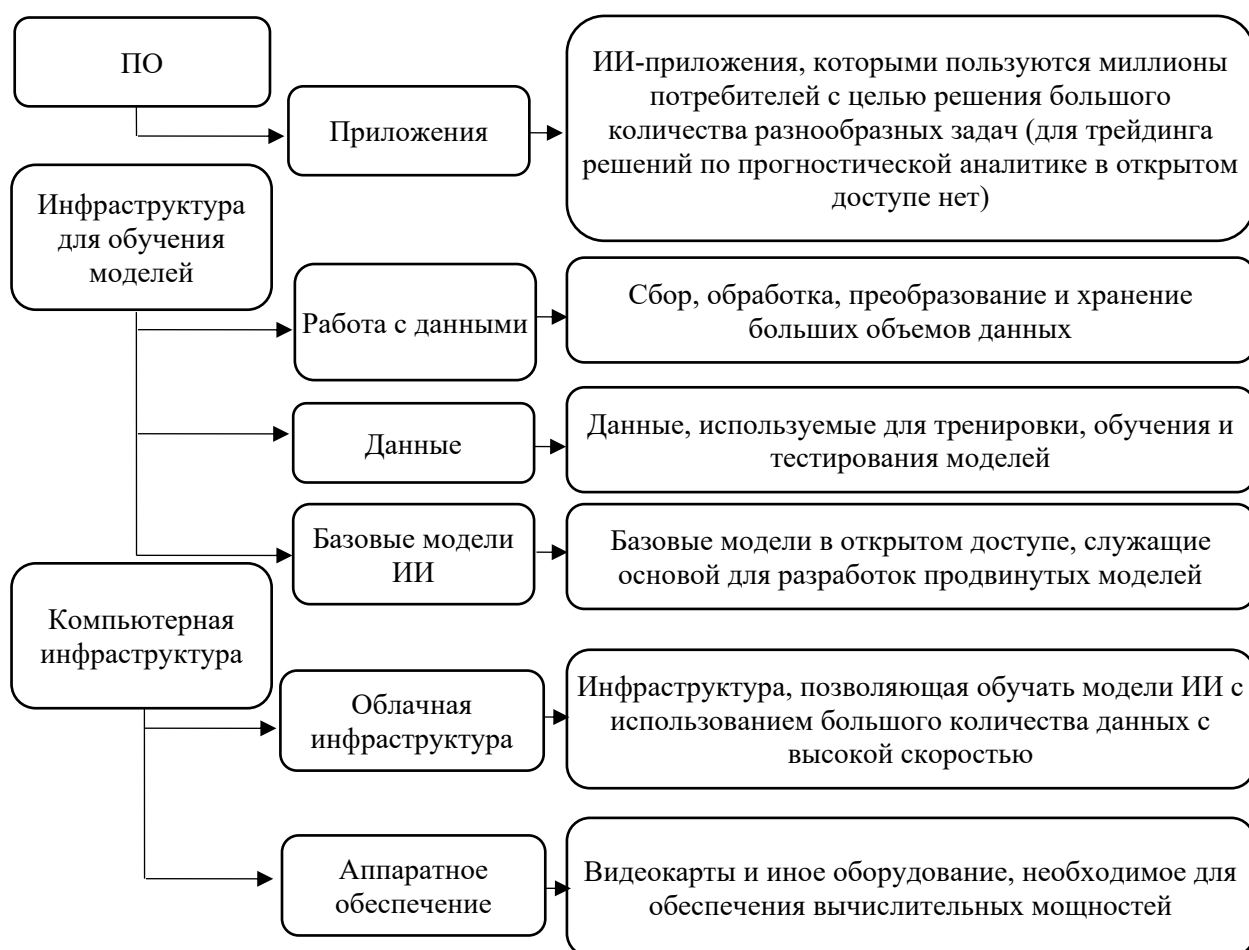


Рисунок 1.7 – Набор технологий, используемый при разработках в сфере ИИ
(составлено автором)

Решения в сфере ИИ активно проникают в различные сферы жизнедеятельности людей, в том числе и в экономику. Особенно активно ИИ проникает в деятельность финансового сектора. Банки, брокерские компании,

трейдерские и аналитические компании активно используют, развивают и внедряют решения в сфере ИИ, позволяющие:

- автоматизировать коммуникации с потребителями (чат-боты, войс-боты, системы автоматических подсказок);
- автоматизировать процессы сбора и анализа данных;
- использовать наиболее современные и эффективные решения по предиктивной аналитике;
- предотвращать финансовые махинации;
- защищать данные;
- разрабатывать торговые стратегии.

ИИ применяется и в других секторах, таких как потребительский сектор, медицина, строительство, недвижимость и природные ресурсы. Но сектором, получающим наибольшую прибыль от применения ИИ решений, является именно финансовый [51]. Мировые биржи инвестировали и продолжают инвестировать в технологии для поддержки высокочастотной торговли, организации прямого доступа на рынок и к рыночным данным. Сегодня существует более 130 мировых бирж ценных бумаг, которые торгуют акциями, опционами, биржевыми фондами, фьючерсами, свопами и деривативами на денежные средства, энергию и сырьевые товары. Все они работают в отрасли банковского дела и рынка капитала, которая меняется под влиянием бизнес-задач, стратегического выбора и возможностей, которые открывают новые технологии. Основными драйверами цифровой трансформации выступают:

- 1) усиление конкуренции между биржами в гонке за скоростью обработки рыночных операций и предоставлении клиентам наиболее выгодных условий;
- 2) повышенная активность регуляторных органов во всем мире, направленную на контроль за обеспечением прозрачности и надежности сделок. Регуляторные органы также проводят проверки операционной устойчивости бирж;
- 3) постоянные и развивающиеся угрозы кибербезопасности, требующие фокусировки на защите данных бирж и клиентов;

4) гонка между биржами, связанная с аккумуляцией данных, их обработкой и анализом;

5) развивающаяся цифровая экосистема, включающая машинное обучение, блокчейн, аналитику больших данных и другие развивающиеся технологии.

За последние несколько лет крупные биржи начали путь цифровой трансформации, чтобы перестроить свои бизнес-модели, переосмыслить и обновить клиентский опыт, поддержать новые предложения продуктов и услуг, а также усилить соответствие нормативным требованиям. Основные направления технологических усовершенствований в сфере сбора, анализа и обработки данных представлены в таблице 1.2.

Таблица 1.2 – Основные направления технологический усовершенствований бирж в сфере сбора, анализа и обработки данных [65]

Направление	Усовершенствования
Открытое API	- простая, удобная интеграция между разными источниками данных; - модульная архитектура и многократно используемые компоненты.
Большие данные и аналитика	- расширенные данные (торговые паттерны, поведение участников рынка и т.д.); - повышение безопасности благодаря аналитическим исследованиям мошеннических схем; - новые потоки денежных средств за счет монетизации данных.
Роботизация процессов	- увеличение производительности; - лучший сервис, реализуемый за счет более быстрой обработки информации.
Искусственный интеллект/ Машинное обучение	- предиктивная рыночная аналитика; - предиктивная аналитика рисков; - повышение отказоустойчивости за счет предиктивной работы ИТ-системы.
Облачные сервисы	- удобное хранение данных; - сокращение затрат на содержание серверного оборудования.

Таким образом, в настоящее время биржи все больше стремятся получать информацию о спросе и предложении на рынке, о состоянии запасов товаров и о многих других показателях. Предиктивная аналитика помогает принимать решения на основе фундаментальных и технических показателей.

Усиление внимания к цифровизации и растущее внедрение больших данных являются ключевыми факторами, способствующими развитию предиктивной

аналитики. Растущая популярность приложений на основе интернета вещей, включая удаленный мониторинг различных процессов, может эффективно стимулировать дальнейший рост рынка предиктивной аналитики. Появление новых приложений ведет к появлению новых идей и подходов к предиктивной аналитике бизнес-процессов со стороны инициативных команд внутри компании. В последние годы расширяется применение инструментов моделирования предиктивной аналитики, дополненное автоматизацией и интерактивной визуализацией. Индустрия электронной коммерции переживает беспрецедентный рост благодаря своей способности расширять традиционный опыт потребителей в сфере покупок. Предиктивная аналитика позволяет прогнозировать будущие покупки потребителей, а также показывать им наиболее релевантные товары в конкретный момент времени. Прогнозируются не только повседневные покупки, но могут быть спрогнозированы и спонтанные покупки покупателей на основе их принадлежности к определенной потребительской группе. Программное обеспечение для прогнозной аналитики использует текущие и исторические наборы данных для прогнозирования возможных будущих результатов с помощью статистики и методов моделирования. Ожидается, что эта особенность увеличит объем рынка предиктивной аналитики. Ключевые драйверы и преграды роста рынка по версии Fortune Business Insights отражены на рисунке 1.8.



Рисунок 1.8 – Ключевые драйверы и преграды роста рынка предиктивной аналитики (составлено автором на основе [45])

Рынок предиктивной аналитики характеризуется как уже сформировавшимися участниками, так и постоянно возникающими новыми компаниями, предлагающими различные подходы к аналитике и прогнозированию. Происходят также процессы слияния и поглощения аналитических компаний. Компании внедряют множество стратегий оценки и прогноза активов. Известные игроки сосредоточены на приобретении мелких поставщиков для усиления своего присутствия на рынке. Эта стратегия помогает компаниям выйти на неосвоенные географические регионы мира и расширить свою сеть продаж и дистрибуции. Стратегические партнерства, сотрудничества и соглашения являются основными стратегиями роста бизнеса ключевых игроков рынка аналитики. Ключевыми игроками рынка являются компании, отраженные в таблице 1.3.

Таблица 1.3 – Ключевые игроки рынка предиктивной аналитики [98, 50]

Компания	Страна	Продукты компании
Actify Data Labs	Индия	Actify Platform, DataAssure
Alteryx Inc	США	Alteryx Designer, Alteryx Server, Alteryx Intelligence Suite

CyberLabs	Бразилия	Cyber ID, Smart Retail Analytics
Fair Isaac Corporation	США	FICO Platform, FICO Score
Fuzzy Logix	Индия	DB Lytix, FIN Lytix
IBM Corporation	США	IBM SPSS Statistics, IBM Watson Studio
Information Builders	США	WebFOCUS, iWay
KNIME	Германия	KNIME Analytics Platform
Microsoft Corporation	США	Azure Machine Learning, Power BI
Oracle Corporation	США	Oracle Advanced Analytics, Oracle Data Mining
PRANA (POTEK)	Россия	PRANA Predictive Analytics System
PolyAnalyst (Megaputer)	Россия/США	PolyAnalyst
SAS Institute	США	SAS Visual Analytics, SAS Enterprise Miner
SAP SE	Германия	SAP Predictive Analytics, SAP Analytics Cloud

Ключевыми поставщиками данных являются:

- Bloomberg;
- Reuters;
- Platts;
- отраслевые аналитические агентства (например – компания ARGUS для газовой отрасли).

Рынок предиктивной аналитики сегментирован на основе видов аналитики, их конечного потребителя и способов использования конечных данных прогнозов и сформированных отчетов. Ключевыми сегментами рынка являются [76, 77]:

- финансовая аналитика;
- аналитика рисков;
- маркетинговая аналитика;
- аналитика продаж;
- клиентская аналитика;
- аналитика веб-сайтов и социальных сетей;
- аналитика цепочек поставок;
- сетевая аналитика.
- комплексная аналитика.

Говоря в целом о рынке машинного обучения и искусственного интеллекта, необходимо отметить, что объем мирового рынка искусственного интеллекта, как

ожидается, достигнет 390,9 млрд долл. США к 2025 году [54]. Мировой рынок предиктивной аналитики, согласно прогнозу компании Сбер, к 2030 году вырастет до 44,3 млрд долл. США или в 3,2 раза в сравнении с 2022 годом [21]. Российский рынок искусственного интеллекта активно растет, а отечественные компании все сильнее стремятся внедрить ИИ в свои продукты. Компания Сбер в рамках своей программы развития на 2024-2026 гг. выделяет ИИ как один из приоритетных векторов развития компании [39], от внедрения которого компания уже в 2023 году зафиксировала экономический эффект около 350 млрд руб. [38]. Искусственный интеллект считается революционной технической разработкой, а его интеграция во множество направлений бизнеса является одним из ключевых факторов, стимулирующих этот рынок. Рынок предиктивной аналитики является небольшой частью рынка ИИ и развивается вслед за ним. Прогноз роста мирового рынка предиктивной аналитики отражен на рисунке 1.9.



Рисунок 1.9 – Прогнозы объемов мирового рынка предиктивной аналитики, млрд долл. США (составлено автором на основе [96])

Рост рынка предиктивной аналитики во многом стимулируется за счет потребности компаний в сложных аналитических решениях, способных не только автоматизировать деятельность команды аналитиков, но и значительно улучшить результаты прогнозирования за счет использования достижений современных технологий. Таким образом, замещая команду аналитиков, системы предиктивной аналитики позволяют компаниям сократить операционные расходы, а, улучшая качество прогнозирования, системы позволяют бизнесу более эффективно

действовать на рынке и увеличивать собственную выручку. Дальнейший рост рынка предиктивной аналитики также зависит от решения ряда вызовов:

1) темпы развития генеративного ИИ значительно обгоняют темпы появления квалифицированных специалистов в отрасли. В связи с этим компаниям необходимо вкладывать значительные средства в развитие новых специалистов;

2) все большая часть процессов функционирования бизнеса будет переходить в интернет, в связи с чем компаниям будет необходимо справляться с экспоненциально растущими объемами данных;

3) рост предлагаемых возможностей по использованию облачных мощностей для разработки и обучения моделей ИИ несет не только плюсы, но и риски для бизнеса, связанные с безопасностью данных и сохранении коммерческой тайны.

Рынок предиктивной аналитики биржевых котировок является достаточно закрытым из-за высокой конкуренции среди биржевых игроков. Компании развивают собственные решения по прогнозированию котировок, не публикуя о них информацию. В то же время, активно появляются научно-исследовательские работы, посвященные прогнозированию фондового рынка с использованием технологий в сфере ИИ. Растут и объемы использования ИИ в целом в экономике и финансах.

В рамках регионального развития рынка предиктивной аналитики необходимо отметить в первую очередь Северную Америку, в которой находится большая часть лидеров рынка. Большое количество крупных компаний в ИТ и финансовом секторе в Канаде и США также стимулируют развитие широкого спектра технологий в сфере искусственного интеллекта. В регионе уже наблюдаются примеры автоматизации бизнес-процессов за счет внедрения предиктивной аналитики [95].

Наибольшая динамика совокупного годового темпа роста (Compound Annual Growth Rate - CAGR) наблюдается в Азиатско-Тихоокеанском регионе. Данная ситуация объясняется ростом темпов интенсивности внедрения в странах региона [55]. Рост интенсивности обусловлен все большим пониманием, что от внедрения технологий по предиктивной аналитике будет зависеть будущее место компании

на рынке. Внедряя данные технологии, организации обеспечивают себе возможность максимально точно прогнозировать будущие тенденции и возможности, а также прогнозировать потенциальные риски.

В Европе также ожидается устойчивый рост рынка предиктивной аналитики. Данный рост обусловлен ростом объемов баз данных, цифровизацией различных отраслей сферы услуг и промышленности. Существует также большой спрос на предиктивную аналитику со стороны компаний в сфере продаж товаров и услуг, которые будут использовать технологии ИИ в целях прогнозирования потребительского спроса и желаний покупателей.

На Ближнем Востоке и Африке ожидается развитие рынка предиктивной аналитики, так как местные страны стремятся расширять регионы присутствия, а также развивать внутренний рынок. Также стоит отметить Объединенные Арабские Эмираты, которые в настоящее время на государственном уровне активно финансируют проекты в сфере предиктивной аналитики.

В Российской Федерации активно развиваются технологии в сфере ИИ и предиктивной аналитики. В развитии данной отрасли принимают участие игроки из разных сфер экономики: Сбер, ММВБ, Яндекс, Самолет, ОЗОН, Циан и другие. Развитие отрасли также активно поддерживается за счет государственной помощи. Развитие технологий ИИ включено в национальную стратегию страны, согласно которой внедрение технологий искусственного интеллекта позволит обеспечить рост благосостояния и качества жизни населения, обеспечит национальную безопасность и правопорядок, а также будет способствовать усилению конкурентоспособных позиций Российской Федерации в мировой экономике [16]. В качестве главной цели дорожной карты по развитию ИИ в России до 2030 года обозначается ускорение внедрения российских продуктов на базе искусственного интеллекта как в экономику, так и в социальную сферу. Развитие технологий намечено в рамках четырех наиболее перспективных направлений:

- обработка естественного языка и синтез речи;
- компьютерное зрение;
- перспективные методы искусственного интеллекта;

- интеллектуальная поддержка принятия решений.

Одними из секторов, активно развивающих технологии в сфере предиктивной аналитики, являются экономический и финансовый секторы, использующие ИИ как для автоматизации текущих бизнес-процессов, так и для создания новых продуктов. Предиктивная аналитика также все сильнее начинает использоваться в аграрном секторе России. Крупные компании типа ПАО «Абрау-Дюрсо» и АО «Агрокомплекс» активно используют ИИ для анализа текущего состояния посевов различных культур и прогнозирования их созревания, анализа состояния пахотных земель, а также прогнозирования возможных болезней урожая [35].

1.3 Использование технологий искусственного интеллекта в экономике

Нейронные сети активно проникают в деятельность бизнеса, банков и государственных экономических органов. Как правило, все эти организации используют нейронные сети для анализа данных, выявления закономерностей и прогнозирования. Такие возможности позволяют принимать правильные управленческие решения в бизнесе, а также экономить на расходах компании, автоматизируя работу, которую ранее выполняли команды аналитиков и разработчиков. В современной мировой экономике многие компании инвестируют значительные средства в разработку и обучение нейронных сетей.

Одним из ярких примеров зарубежных компаний, использующих технологии ИИ в бизнесе, является американский банк Goldman Sachs, широко использующий ИИ и непосредственно нейронные сети в банковских продуктах. Goldman Sachs Research в рамках своего исследования выделяет потенциал искусственного интеллекта, прогнозируя, что технологии ИИ могут увеличить мировой ВВП на 7% в течение следующих десяти лет за счет повышения производительности и создания новых возможностей для бизнеса [76]. Одними из наиболее активных потребителей ИИ Goldman Sachs Research выделяет разработчиков программного обеспечения, сектор здравоохранения и финансовые услуги. К собственным ключевым инновациям в сфере искусственного интеллекта Goldman Sachs относит:

- снижение затрат и повышение операционной эффективности за счет предиктивного обслуживания: ИИ способен прогнозировать техническое обслуживание различных процессов и тем самым минимизировать операционные расходы за счет прогнозирования отказов оборудования до их возникновения;

- модели предиктивной аналитики цен: нейронные сети позволяют корректировать финансовые продукты в режиме реального времени, оптимизируя прибыльность и сохраняя конкурентные преимущества за счет мгновенной адаптации к рыночным условиям. Например, нейронные сети могут анализировать тенденции рынка и поведение клиентов и на этой основе корректировать ценовые стратегии;

- индивидуальные финансовые консультации: предиктивные нейронные сети позволяют создавать инвестиционные рекомендации, основанные на анализе больших массивов данных. Goldman Sachs предлагает клиентам индивидуальные инвестиционные стратегии, которые лучше соответствуют целям и профилю риска клиентов, что повышает уровень удовлетворенности и способствует развитию долгосрочных взаимоотношений с клиентами.

В качестве ключевых направлений трансформации банковского бизнеса от внедрения технологий искусственного интеллекта выделяется:

- 1) корпоративное банковское дело – ИИ позволяет автоматизировать сложные процессы и повысить эффективность управления рисками, обеспечивая более точное финансовое прогнозирование. Инструменты ИИ используются при подготовке обзоров рынка, а также различных видов отчетов внутри банка;

- 2) инвестиционный банкинг – генеративный искусственный интеллект может повысить производительность фронт-офисов, что приведет к увеличению дохода на одного сотрудника. ИИ позволяет автоматизировать процессы, связанные с проведением торговых операций и рыночными исследованиями;

- 3) функции бэк-офиса и мидл-офиса: использование нейронных сетей позволяет автоматизировать ручную работу, такую как обработка документов и кредитных заявок, а также улучшить и автоматизировать процессы обслуживания клиентов.

JP Morgan также активно внедряет применение ИИ в банковской сфере. Одно из важных внедрений компании – платформа Omni AI, получившая награду CIO 100 Technology Award в 2020 году. Платформа решает широкий спектр задач для разных отделов компании [91]:

- оптимизация процессов сбора, обработки и анализа данных аналитиками и разработчиками компании;
- стандартизация и унификация процессов передачи данных с целью обеспечения их безопасности и конфиденциальности;
- ускорение обработки и передачи данных;
- увеличение глубины анализа данных.

Одним из важных представителей российского бизнеса, развивающего ИИ, является компания Сбер, активно инвестирующая в технологии искусственного интеллекта и развивающая их внутри организации. В стратегии компании на 2024-2026 гг. также говорится о стремлении компании инвестировать в развитие искусственного интеллекта нового поколения. Внедрение таких технологий во многом объясняется решением руководства компании о необходимости принимать большую часть решений в автоматическом режиме. За период с 2024 по 2026 гг. Сбер инвестирует в развитие технологий искусственного интеллекта 450 млрд руб. [36]. Также из подготовленной Сбером дорожной карты следует, что на государственном уровне на развитие технологий искусственного интеллекта к 2030 году будет направлено порядка 145,85 млрд руб. [10]. Лаборатория искусственного интеллекта Сбера представляет собой специализированный отдел, занимающийся разработкой ИИ-решений для различных сфер. К основным разработкам компании, информация о которых находится в открытом доступе, следует отнести [23]:

1) Light AutoML (LAMA) – решение, позволяющее автоматизировать сбор ML-моделей для пользователей, не имеющего опыта в использовании таких технологий;

2) Medbench – первая платформа на русском языке с возможностью свободного использования, предназначенная для решения медицинских задач с использованием ИИ;

3) Python-LifeStream – библиотека языка программирования python, позволяющая обрабатывать большие объемы сложных событийных данных с целью их дальнейшего использования в обучении и тренировке нейронных сетей;

4) AI.Loza – система автоматизированного мониторинга виноградников, разработанная совместно подразделениями SberAI и SberRobotics. В рамках проекта собран ровер, курсирующий по сельскохозяйственным угодиям и снимающий виноградные лозы. Собранные ровером записи анализирует обученная нейронная сеть, выявляющая заболевания растений.

Важным участником рынка генеративных ИИ также выступает компания Яндекс, которая в 2023 году вошла в список мировых лидеров в области развития искусственного интеллекта по версии Массачусетского технологического института (Massachusetts Institute of Technology - MIT) [31]. Компания разрабатывает генеративные ИИ для широкого спектра целей: генерирование текстов и изображение, голосовые помощники, системы умного дома и многое другое. К основным продуктам компании, широко представленным на рынке, следует отнести:

1) YaGPT и YaGPT2 – нейронные сети компании Яндекс, способные генерировать тексты и изображения, а также решать задачи по программированию, математике и другим предметом. Пользователю достаточно обозначить требуемую к решению задачу и нейросеть сгенерирует решение [20]. Такие нейронные сети могут в будущем заменить большую часть сотрудников компаний, занятых рутинным трудом;

2) голосовой помощник Алиса и ее зарубежные версии – голосовой помощник, встраиваемый во все продукты компании и включающий в себя функционал наиболее продуктивной в России генеративной ИИ – YaGPT;

3) Шедевр – нейронная сеть и одноименное приложение, способное генерировать изображения на основе описания пользователей. Нейронная сеть может сгенерировать несколько вариантов оригинальных изображений даже по одному слову, но, чем подробнее описание, тем более детален сгенерированный

рисунок. По итогам 2023 года приложение вошло в тройку ведущих мировых приложений, использующих генеративный искусственный интеллект [22];

4) многочисленные вспомогательные нейронные сети, помогающие пользователям быстро находить интересующие товары, музыку, фильмы и иные продукты.

Продажи продуктов с генеративным ИИ приносят бизнесу колоссальные прибыли. К примеру, в первом квартале 2023 года Яндекс отчитался, что, начиная с 2018 года, компания продала более 6 млн станций с голосовым помощником Алисой, а количество активных пользователей Алисы составило 55 млн человек [37]. Яндекс и другие современные компании также активно вкладываются в нейронные сети, позволяющие поддерживать на высоком уровне безопасность защиты данных. Такие технологии позволяют компаниям безопасно хранить персональные данные пользователей и результаты коммерческих разработок, тем самым снижая коммерческие, репутационные и иные риски, связанные с утечками данных. Так, в 2023 году Яндекс суммарно инвестировал в цифровую безопасность 6 млрд руб. [36].

Еще один из представителей финансового сектора российской экономики, инвестирующий и разрабатывающий продукты с использованием ИИ – Т-Банк. Компания разрабатывает решения, направленные на анализ данных и их визуализацию, а также нейронные сети, способные распознавать речь и лица [27]. В качестве ключевых разработок компании стоит отметить:

- 1) речевая аналитика от Т-Банка;
- 2) Data Detective – платформа для реализации полного поиска, хранения и обмена данными;
- 3) Tinkoff Etna – система предиктивной аналитики, способная выявлять взаимосвязи в данных и прогнозировать финансовые показатели компаний;
- 4) Tinkoff Recognition – технология распознавания лиц по фото и видео.

Московская биржа также активно внедряет в свою деятельность решения в сфере искусственного интеллекта с целью проведения аналитики и прогнозирования. В 2023 году биржа начала интегрировать собственные системы

с платформой Сфера, позволяющей в реальном времени анализировать и прогнозировать различные метрики с учетом рыночных трендов, экономических событий и других факторов [29].

Российской брокер БКС также активно улучшает собственные решения по предиктивной аналитике. В 2019 году компания запустила искусственный интеллект, способный автоматически анализировать и прогнозировать курс акций [2]. Данное решение позволяет не только привлекать новых пользователей, стремящихся в реальном времени получать аналитические данные, но и сократить затраты на проведение аналитики с использованием человеческого ресурса. Обучение искусственного интеллекта заняло у компании полтора года и позволило разработать конечный продукт, способный прогнозировать курс российских и американских акций, а также валют.

Разработкой собственных ИИ-решений занимается и один из крупнейших российских строительных бизнесов – Группа Самолет. Компания занимается разработкой и обучением нейронных сетей, предназначенных для использования в строительном бизнесе. Так, компания разработала собственного чат-бота «Виртуальный координатор», который позволяет быстро находить необходимую сотрудникам информацию [6].

Технологии искусственного интеллекта широко используются в различных секторах экономики, в том числе и финансовом. Необходимо отметить, что многочисленные представители финансового сектора, связанные с торговлей на фондовом рынке, не публикуют в открытых источниках детальную информацию о своих разработках в сфере ИИ и, в частности, в предиктивной аналитике. Данная ситуация обусловлена высокой конкуренцией на рынке за разработку наиболее эффективного механизма прогнозирования котировок с целью извлечения максимальной прибыли от торговли ими. Эффективные системы предиктивной аналитики могут приносить своим разработчикам прибыль не только за счет прогнозирования котировок, но и служат важным средством привлечения клиентов, которые готовы инвестировать свои средства, используя разработанные продукты предиктивной аналитики.

В связи с информационной закрытостью данного направления в финансовом секторе, сложно оценить точность и качество прогнозов компаний, а также сложно определить, какая часть прогнозов бизнеса сделана с использованием технологий ИИ, а какая силами команды аналитиков. В бесплатном доступе аналитику фондового рынка предоставляют многие российские банки, также предлагающие брокерские услуги: Сбер, Альфа-Банк, Т-Банк и другие.

Необходимо добавить, что использование технологий ИИ при прогнозировании котировок акций не исключает использование традиционных методов анализа - фундаментального и технического, а дополняет их. Каждый метод анализа выполняет свою функцию и может быть результативен как по отдельности, так и в комбинации с другими. Технический анализ – анализ, основанный на исторических данных об изменениях котировок и объемов торгов. Фундаментальный анализ – оценка показателей компаний и отрасли, макроэкономической ситуации. Оба вида анализа с разной эффективностью используются трейдерами, но и обладают недостатком – они слабее адаптируются к изменяющимся с высокой скоростью рыночным условиям, а также не позволяют анализировать большие объемы неструктурированных данных. Перечисленные недостатки могут быть снижены за счет применения нейронных сетей и других решений в сфере искусственного интеллекта. Немаловажным преимуществом нейронных сетей также выступает их способность учитывать иррациональное поведение участников рынка (избыточная уверенность, иррациональная эйфория [34], страх потерь и т.д.). Иррациональное поведение участников рынка необходимо учитывать, так оно является частью природы принятия инвестиционных решений на финансовых рынках, о которой писал в рамках своих исследований нобелевский лауреат Ричард Талер [25, с. 211-263].

Несмотря на отсутствие детальной информации о видах нейронных сетей и данных, используемых представителями сектора для разработки продуктов по предиктивной аналитике, можно предположить, какие разработки в сфере ИИ лежат в основе систем предиктивной аналитики крупных компаний. В первую очередь, необходимо понимать, что данные об изменении биржевых котировок

представляют собой временные ряды, для работы с которыми могут быть использованы не все виды нейронных сетей. Для обучения на таких данных в большинстве случаев используются нейронные сети, разработанные на базе архитектуры рекуррентных нейронных сетей (Recurrent neural network - RNN), что позволяет анализировать изменение данных (в случае с фондовым рынком – значений котировок) во времени. Данная архитектура применяется не только для анализа временных рядов, но и для других задач, таких как распознавание текстов на разных языках или распознавание речи. Более продвинутой нейронной сетью, построенной на базе рекуррентных нейронных сетей, является сеть долгой краткосрочной памяти (Long Short-Term Memory - LSTM), которая была разработана и представлена мировому научному сообществу в 1995 году в трудах Сепы Хохрайтера [103]. Данная нейронная сеть выступает, как правило, в качестве фундаментальной основы других нейронных сетей, предназначенных для работы с временными рядами и, соответственно, скорее всего используется участниками фондового рынка для предиктивной аналитики. LSTM позволяет учитывать данные из прошлого и выявлять их влияние на будущие значения. Сеть основана на использовании механизма «ворот», которые позволяют управлять процессом передачи и отбора данных с целью фиксации наиболее значимых результатов на каждом шаге обучения сети [56]. Существуют различные вариации и доработки LSTM, которые исследователи тестируют и используют для прогнозирования котировок фондового рынка.

Использование нейронных сетей типа LSTM тесно связано с базовыми экономическими теориями и методами, связанными с прогнозированием рынка акций. В первую очередь применение LSTM пересекается с концепцией случайного блуждания Юджина Фамы, являющейся частью гипотезы эффективного рынка [72]. Фама писал, что прошлые значения котировок акций включает в себя информацию, которая может быть полезна при прогнозировании будущих значений [71] – такое же предположение используется и при применении Long Short-Term Memory сети, обучаемой на исторических данных об изменении котировок акций с целью выявления возможных закономерностей между

прошлыми и будущими значениями. Учет исторических данных при прогнозировании котировок акций используется и в теории нобелевского лауреата Роберта Лукаса [89]. Механика LSTM также связана с трудами профессора финансов Массачусетского технологического института – Эндрю Ло. Ло в своей теории адаптивного рынка указывал на то, что поведение рынка меняется со временем в условиях меняющихся внешних условий [88], точно также и нейронные сети приспосабливаются к изменениям в паттернах, прослеживаемых во временных рядах.

Стоит также отметить, что актуальность использования LSTM для прогнозирования временных рядов отмечали Томас Фишер и Кристоф Краусс, доказавшие эффективность использования моделей LSTM в сравнении с классическими методами прогнозирования типа регрессии и случайного леса. Дмитрий Сизых в своих трудах также отмечал эффективность использования LSTM применительно к финансовым временным рядам.

Вторым подходом в использовании в экономике и финансах технологий искусственного интеллекта является прогнозирование котировок фондового рынка с учетом настроений на рынке. Данное направление получило в последнее время активное развитие в связи с активной популяризацией социальных сетей и появившейся в связи с этим возможностью оперативно собирать данные о настроениях участников рынка. Схематично такой подход отражен на рисунке 1.10.

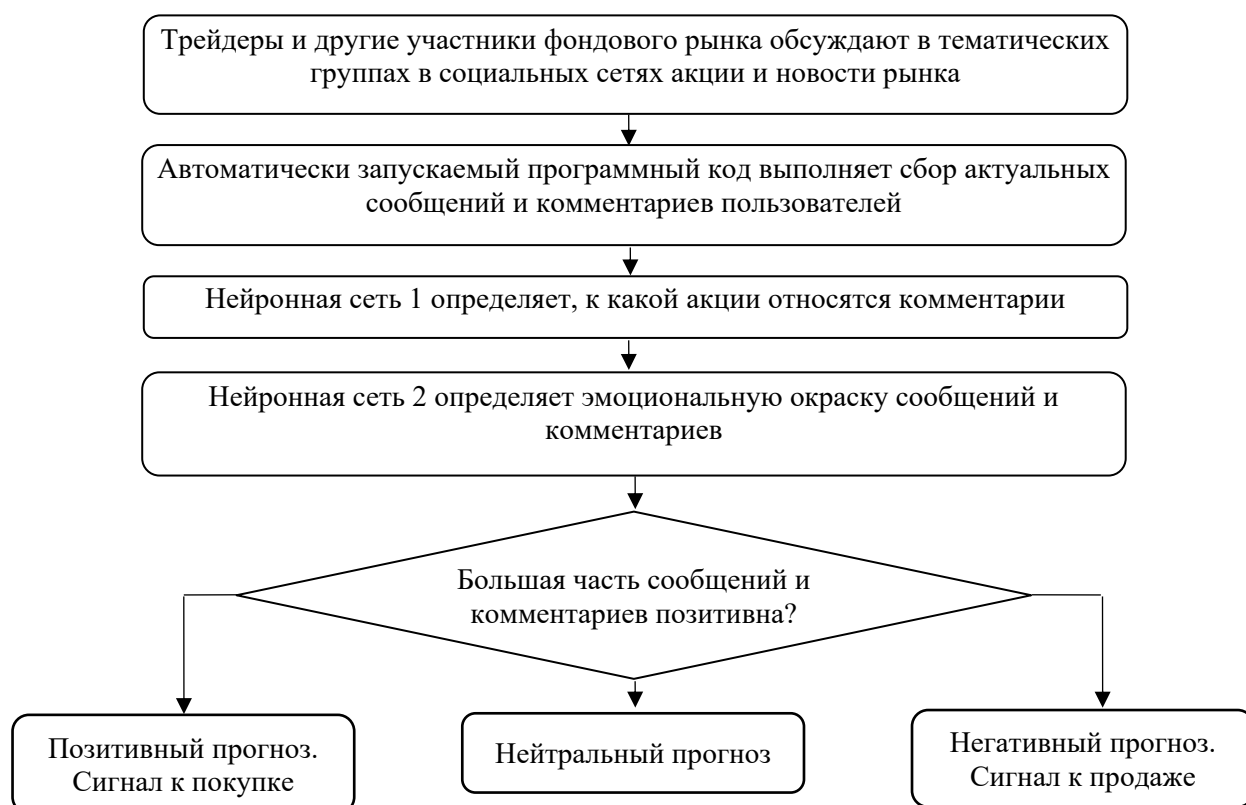


Рисунок 1.10 – Схема формирования прогноза на основе анализа настроений участников рынка (составлено автором)

Отображенная на рисунке 1.10 схема основана на использовании нескольких нейронных сетей. Первая сеть используется для того, чтобы определить, к какой акции или рынку относится сообщение или комментарий пользователя. Может быть также использована более сложная сеть, которая также будет определять долгосрочность и значение новости или события, которое обсуждают пользователи. Вторая нейронная сеть позволяет определить эмоциональную окраску текстов. В классическом варианте используется простая шкала классификации эмоциональности, состоящая из трех вариантов оценки: негативная, позитивная и нейтральная оценка. Усложненные варианты нейронной сети могут более детально определять эмоциональную окраску комментариев и новостей, что может служить более точным сигналом того, насколько сильным будет потенциальное изменение стоимости котировок.

Использование технологий искусственного интеллекта представителями бизнеса и частными инвесторами во многом облегчается и, как следствие, популяризируется за счет наличия большого количества бесплатных библиотек для

разных языков программирования с уже готовыми нейронными сетями, которые необходимо только обучить. Таким образом, при обучении нейронной сети, способной эффективно прогнозировать фондовый рынок, важен не только труд разработчика или аналитика, но и в первую очередь специалиста в экономической сфере, который сможет указать на необходимые для обучения данные, а также проверить результаты прогнозирования. Более того, с ростом цифровизации общества растет и техническая осведомленность людей, а знание языков программирования становится необходимым для многих профессий из разных сфер. Данный тренд приводит к тому, что многие современные экономисты и финансисты уже обладают определенными знаниями в сфере программирования и умеют как анализировать данные и обучать нейронные сети с использованием языка программирования Python или его аналогов, так и умеют хранить и получать данные из разных баз данных.

Таким образом, использование нейронных сетей становится важной частью деятельности специалистов экономической сферы и служит повышению конкурентоспособности компаний на рынке. Нейронные сети включают в себя сильные стороны базовых экономических теорий и методов, используемых при прогнозировании фондового рынка и в то же время служат современным способом анализа и прогнозирования мирового рынка, который способен показать высокую точность прогнозирования и тем самым повысить прибыль инвесторов, использующих нейронные сети. Использование нейронных сетей и иных решений на основе искусственного интеллекта является не только конкурентным преимуществом для торговли на рынке акций в условиях роста объемов торгов и волатильности, но и в целом служит важным драйвером, который может оказать в ближайшие годы значительное влияние на волатильность и объемы торгов на мировом фондовом рынке.

Рост количества частных инвесторов на мировом фондовом рынке в свою очередь стимулирует спрос на средства аналитики и прогнозирования мирового фондового рынка и, в частности, мирового рынка акций. Такие решения позволяют снизить порог входа для инвесторов, связанный с наличием финансового

образования, а также позволяют частным инвесторам более эффективно вкладывать собственные средства в разные активы.

Рассматривая рынок решений предиктивной аналитики мирового рынка акций следует отметить крайнюю ограниченность информации о степени применения нейронных сетей и иных решений на основе ИИ для прогнозирования котировок акций. Тем не менее, определенные продукты как российских, так и зарубежных компаний постепенно выходят на рынок и могут являться косвенными конкурентами для разрабатываемого в рамках исследования продукта, так как нацелены на среднесрочное или долгосрочное прогнозирование котировок, в то время как разрабатываемый продукт нацелен на краткосрочный период прогнозирования.

Дополнительным преимуществом использования нейронных сетей в настоящее время является то, что современные специалисты в сфере экономики, обладающие также знаниями из сферы ИТ, могут самостоятельно обучать и тестировать нейронные сети, концентрируясь в первую очередь на экономических результатах их использования, а не технических. Необходимо также учитывать, что для использования нейронных сетей в торговле на мировом рынке акций необходимо провести ряд тестов и подобрать торговую стратегию, которую можно было бы использовать в реальных торгах.

ГЛАВА 2. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТВЫХ ПОДХОДОВ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ МИРОВОГО РЫНКА АКЦИЙ

2.1 Особенности использования экономических данных для формирования системы предиктивной аналитики

Каждый участник фондового рынка использует собственный опыт, программное обеспечение и данные для прогнозирования котировок. Фундаментальным подходом считается анализ финансовой отчетности компании, чьи акции трейдер намеревается купить, а также ее стратегии, состава менеджмента и новостного фона. Данный подход применим, как правило, для долгосрочного инвестирования, целью которого является заработок на достаточно большом временном промежутке (от года и более) за счет роста акций и, зачастую, выплаты дивидендов, которые потом реинвестируются в фондовый рынок. Данная стратегия также активно используется и описывается в письмах к инвесторам холдинга Berkshire Hathaway Уореном Баффетом, являющимся легендой финансового мира.

В рамках своей стратегии Уорен Баффет придерживается правил долгосрочного инвестирования и постепенного наращивания объемов интересующих акций в портфеле [15, с. 201-221]. Учитывая объемы финансовых средств, которыми владеет компания Berkshire Hathaway, ее стратегия может быть направлена не только на прибыль от продажи подорожавших акций и дивиденды, но и на наращивание такой доли акций компании, которая бы позволила принимать непосредственное участие в управлении инвестиционным активом. Для стратегий такого рода выгодными считаются условия, когда акции долгое время не растут в цене или даже падают, что позволяет инвестору постепенно наращивать долю интересующего актива в портфеле. Для улучшения эффективности данной стратегии необходима такая система предиктивной аналитики, которая могла бы прогнозировать как долгосрочный тренд движения акций (на несколько месяцев или даже лет), так и краткосрочный тренд (на несколько дней вперед), чтобы инвестор мог идентифицировать как будущую стоимость акций, так и стоимость

акций в ближайшей перспективе с целью выявления наиболее оптимальных к покупке акций дней.

Большая часть участников рынка, использующих фундаментальный анализ в качестве базового, нацелены на средне- и долгосрочную перспективу при инвестировании. На такую же перспективу нацелены и частные инвесторы, целью инвестиций которых может являться обеспечение будущей старости за счет формирования источника пассивного дохода.

Инвесторы, использующие технический анализ в качестве базового, зачастую придерживаются торговли в краткосрочном периоде и применяют технический анализ на графиках с интервалами от минут до нескольких часов [3]. Эти участники рынка в последние годы все более активно сталкиваются с конкуренцией различных торговых ботов, также торгующих на краткосрочных интервалах времени и опережающих человека как по скорости проведения операций, так и по скорости и объемам обработки информации о рынке и котировках. Некоторые такие боты уже разрабатываются с применением технологий искусственного интеллекта.

Как краткосрочные, так и долгосрочные инвесторы могут использовать нейронные сети в целях анализа и прогнозирования котировок. Но для достижения наибольшей точности прогнозирования необходимо подобрать правильный набор данных для обучения нейронных сетей, а также пробовать различные комбинации видов нейронных сетей и их количественных параметров. От правильного подбора экономических данных зависит и работа квантитативных трейдеров, чьи торговые роботы зависят не только от данных, но и от их информативности и скорости получения. Таким образом, для формирования эффективной системы предиктивной аналитики фондового рынка необходимы: различные экономические данные (в зависимости от используемой стратегии и модели прогнозирования), быстрый доступ к данным (так как на рынке некоторые сделки завершаются за минуты), качество данных (данные должны быть достоверны и в полной мере соответствовать действительности), своевременность данных (необходимо получить информацию как можно быстрее после ее появления).

В рамках проводимого исследования, в качестве данных используются значения котировок акций российских и зарубежных компаний, торгуемых на московской и других мировых биржах. Используются значения котировок на дневном временном диапазоне. Данные будут собираться автоматически с использованием языка программирования Python и его открытых библиотек. Выбор Python обусловлен популярностью данного языка программирования среди аналитиков, экономистов и других нетехнических специальностей, а также наличием большого количества готовых решений на данном языке программирования, связанных с использованием нейронных сетей.

Существует достаточно большое количество веб-сайтов, выступающих провайдерами финансовой информации и, в частности, данных об изменении котировок на фондовом рынке. В качестве основных ресурсов следует выделить сайты компаний: Investing, Московская биржа, TradingView и Yahoo. Перечисленные компании также предоставляют онлайн значения ряда базовых технических индикаторов, таких как скользящие средние, MACD и другие. Некоторые компании предлагают готовое API для загрузки данных, в то время как данные с других сайтов приходится собирать, вручную разрабатывая код парсеров.

Подключение к веб-сайтам и загрузка данных веб-страниц реализуется путем использования языка программирования Python, а также библиотек requests и selenium, предназначенных для посещения сайтов и просмотра их содержимого на программном уровне [100]. После подключения к сайту используется библиотека BeautifulSoup, позволяющая собирать данные с веб-страниц [57]. Однако необходимо понимать, что собираемые таким образом данные являются необработанными и поэтому не подходят ни для их структурированного хранения в базе данных, ни для использования в качестве наборов данных для нейронных сетей. Для преобразования данных к структурированному табличному виду используется библиотека pandas, являющаяся популярным средством обработки данных, которое поддерживают большинство Python-библиотек, предназначенных для работы с нейронными сетями. Полученные таблицы также необходимо

хранить, поэтому в рамках системы используется база данных PostgreSQL. Пример формирующихся после парсинга данных таблиц отражен в таблице 2.1.

Таблица 2.1 – Формат и структура необработанных данных об изменениях котировок (составлено автором)

Дата	Тикер	Открытие	Наивысшее	Низшее	Закрытие	Объем	Период
2023-02-15 15:12:00	CL	78.47	78.58	78.47	78.57	279	1d
2023-02-15 15:13:00	CL	78.56	78.68	78.56	78.63	542	1d
2023-02-15 15:14:00	CL	78.63	78.64	78.59	78.62	203	1d
2023-02-15 15:15:00	CL	78.61	78.67	78.61	78.61	144	1d

Источник: составлено автором.

Минутные, пятнадцатиминутные и часовые котировки не используются для обучения нейронных сетей в рамках работы, так как перед авторами стоит задача спрогнозировать котировки на более долгий период, который бы позволил трейдеру потенциально заработать за сделку не менее 1% прибыли, что с наибольшей вероятностью возможно при торговле на дневных котировках. Торговля на дневном диапазоне также позволяет нивелировать потенциальные колебания цен внутри дня и при необходимости закрывать позиции ближе к закрытию дня, что соответствует подходам популярных мировых инвесторов, таких как Ларри Вильямс [4, с. 109-129].

Валюта котировок берется на основе базовой площадки, где торгуется актив. Следовательно, котировки акций американских компаний выражены в долларах США, российских компаний – в рублях, компаний, торгующихся на гонконгской бирже – в гонконгских долларах. Собираемые данные также содержат значения котировок на момент открытия и закрытия временного периода, а также значения максимумов и минимумов внутри временных периодов.

Программная архитектура системы строится на основе классического клиент-серверного подхода. В качестве сервера выступает веб-приложение, предоставляющее доступ к функциональности системы, а в качестве клиента – любой веб-браузер. В то же время, архитектура предусматривает возможность

автоматизированного получения доступа к системе, поэтому на серверной стороне реализован прикладной программный интерфейс, обеспечивающий доступ посредством REST. На рисунке 2.1 показана схема архитектуры прототипа системы.

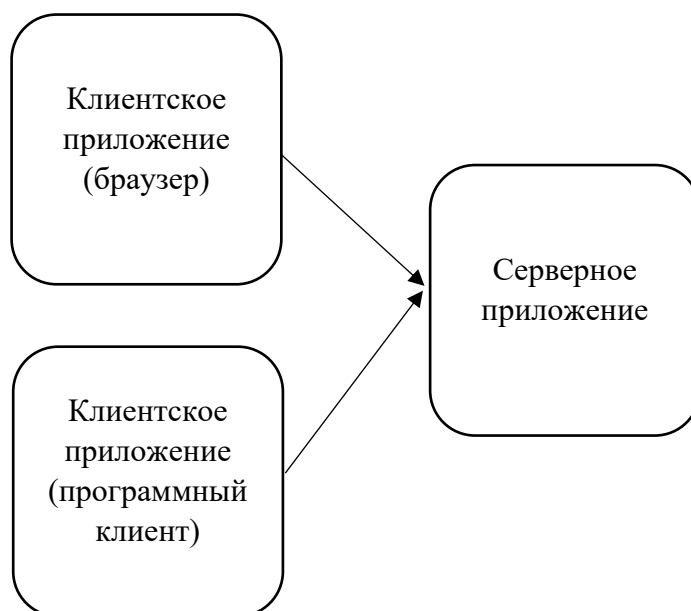


Рисунок 2.1 – Архитектурная схема прототипа системы (составлено автором)

Серверная часть состоит из нескольких модулей:

- 1) Модуль сбора данных – модуль, позволяющий имитировать действия браузера в автоматическом режиме с целью поиска и сохранения информации без предобработки;
- 2) Модуль преобразования данных – используется для преобразования данных к виду, который можно использовать для обучения нейронных сетей;
- 3) База данных – используется как для хранения собираемых данных, так и для хранения реализуемых прогнозов;
- 4) Модуль предиктивной аналитики – модуль реализует алгоритмы прогнозирования и является ключевой составляющей разрабатываемой системы предиктивной аналитики фондового рынка;
- 5) Модуль торговых тестов – модуль отвечает за тестирование и отбор обученных нейронных сетей. Тестирование проводится на исторических данных.

В соответствии с отраженным выше списком модулей, важной составляющей системы предиктивной аналитики является база данных (БД). Первичным шагом разработки БД является проектирование инфологической модели базы данных (ИМБД), являющейся абстракцией информации, которую необходимо хранить и использовать. Классическая ИМБД включает в себя три компонента:

1) сущность – хранящийся в базе данных объект. В рамках разрабатываемой системы в качестве объектов выступают значения котировок (открытие, закрытие, максимумы и минимумы);

2) атрибут – свойство объекта. В рамках разрабатываемой системы в качестве атрибутов выступают: время изменения котировок, названия источников данных, названия временных промежутков изменения котировок;

3) связи – одинаковые значения, позволяющие связывать разные таблицы внутри одной базы данных. В рамках проекта в базе данных содержится несколько таблиц: таблицы с данными об изменениях котировок акций в разрезе источников данных, таблица, содержащая список анализируемых в рамках разрабатываемой системы акций, где каждому тикеру присвоен уникальный идентификационный номер, связывающий данную таблицу с таблицами, содержащими информацию о котировках. Схема связей между таблицами отражена на рисунке 2.2.

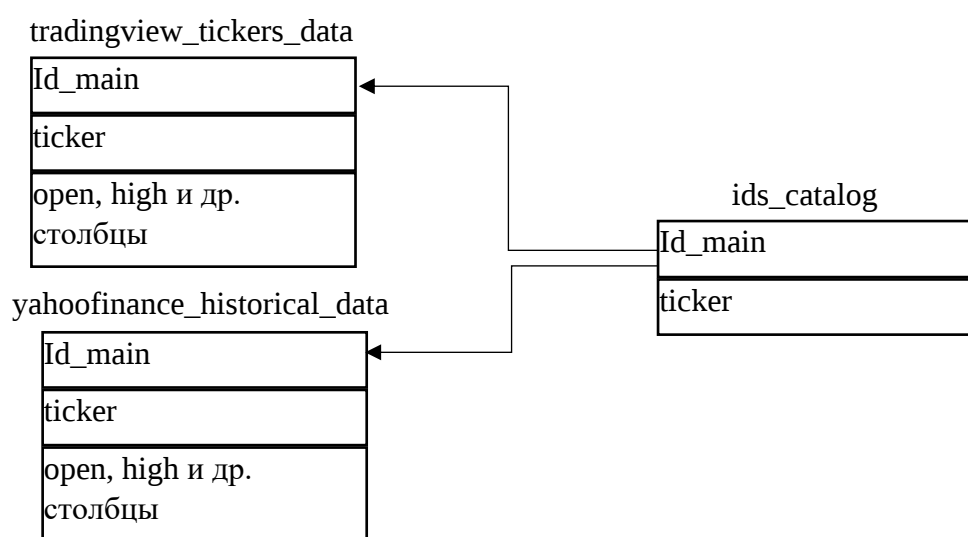


Рисунок 2.2 - Схема связей между таблицами со значениями котировок и таблицей со списком названий анализируемых котировок (составлено автором)

Как видно на рисунке 2.2, таблица `ids_catalog` содержит в себе названия анализируемых в рамках проекта акций и их уникальные идентификаторы, по которым другие таблицы со значениями котировок связаны с `ids_catalog`. Таблица `ids_catalog` необходима для структуризации разрабатываемой БД и быстрого доступа пользователя к списку анализируемых активов. Таблицы с данными об изменениях акций в своем названии содержат названия источников, откуда берется информация. Пример данных в таблице `ids_catalog` отражен в таблице 2.2, а пример данных об изменениях котировок, собранных с сайта TradingView отражен в таблице 2.3.

Таблица 2.2 – Пример данных, содержащихся в таблице `ids_catalog`

id_main	ticker
1	Gazprom
2	Lukoil
3	Yandex
4	Rosneft

Источник: составлено автором.

Таблица 2.3 – Пример данных, содержащихся в таблице `tradingview_tickers_data`

id	date	ticker	open	high	low	close	volume	interval	exchange	id_main
123	2022-06-13 19:00:00	Lukoil	4.0916	4.1305	4.084	4.1042	1152	"1h"	MOEX	2
124	2022-06-13 20:00:00	Lukoil	4.1039	4.1116	4.0501	4.0569	1591	"1h"	MOEX	2

Источник: составлено автором.

Итоговая база данных построена с использованием системы управления PostgreSQL, являющейся популярной системой управления базами данных (СУБД) как среди частных разработчиков, так и среди крупных коммерческих компаний. Данная СУБД также обладает большим функционалом, обеспечивающим

безопасность данных и возможность их использования авторизованными пользователями через средства языка программирования Python и других.

Разработанная система позволяет эффективно и быстро находить, обрабатывать и хранить экономические данные, необходимые для прогностической аналитики. Собираемые значения изменения котировок акций на разных временных промежутках являются основой обучения нейронных сетей, входящих в модуль анализа и прогнозирования котировок.

2.2 Прогнозирование тренда котировок акций зарубежных и российских компаний с применением нейронных сетей

На современном фондовом рынке оборачиваются значительные объемы денежных средств, выраженных в различных мировых валютах и перетекающих между различными участниками рынка. Некоторые участники рынка не торгуют на нем напрямую, а предлагают посреднические услуги по предоставлению доступа к рынку за определенную абонентскую плату или комиссию от сделки. Другие участники рынка активно торгуют акциями и иными активами с целью извлечения прибыли из операций купли-продажи. Есть и участники рынка, ориентированные на долгосрочные инвестиции, редко корректирующие свои инвестиционные портфели. В настоящее время многие крупные компании, чья основная деятельность никак не связана с фондовым рынком, создают внутри компании отделы, занимающиеся инвестированием свободных денежных средств компании. Всех перечисленных выше участников рынка объединяет одна задача – им необходимо уметь анализировать акции и прогнозировать их будущий тренд движения.

В современном мире все более актуальным становится использование нейронных сетей во всех сферах жизнедеятельности человека. Данный тренд не обходит стороной и биржевое прогнозирование. В рамках диссертационной работы разработан и протестирован прогнозный модуль, использующий следующие нейронные сети:

1) Двухнаправленная LSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory, BiLSTM) и ее разновидности: BiLSTM с dropout слоем (BiLSTM+dropout), BiLSTM с batch слоем (BiLSTM+batch);

2) BiLSTM-Attention, которой в исследовании используются две разновидности: с Attention слоем до BiLSTM (BiLSTM-Attention_pre) и Attention слоем после BiLSTM (BiLSTM-Attention_post);

3) GRU-BiLSTM;

4) CNN-BiLSTM;

5) CNN-BiLSTM-Attention;

6) CNN-BiLSTM-GRU.

У всех перечисленных выше архитектур нейронных сетей есть общая черта – в их основе заложено использование Long Short-Term Memory сети. Использование данных сетей обусловлено рядом факторов:

1) необходимо протестировать несколько моделей и выявить наилучшие в разрезе как долгосрочности прогноза, так и используемых временных интервалов котировок;

2) необходимо протестировать возможность использования нескольких моделей в процессе прогнозирования и выведения консенсус-прогноза.

Двухнаправленная Long Short-Term Memory сеть (Bidirectional LSTM, BiLSTM) представляет собой улучшенную версию LSTM, которая учитывает как прошлую, так и будущую информацию при прогнозировании. BiLSTM состоит из двух LSTM: прямого и обратного. В процессе прогнозирования полезно иметь не только входные характеристики, но и последующие входные данные, а двухнаправленные сети долгой краткосрочной памяти способны их учитывать. Учет данных в обоих направлениях позволяет повысить точность модели. Схематично архитектура BiLSTM отражена на рисунке 2.3.

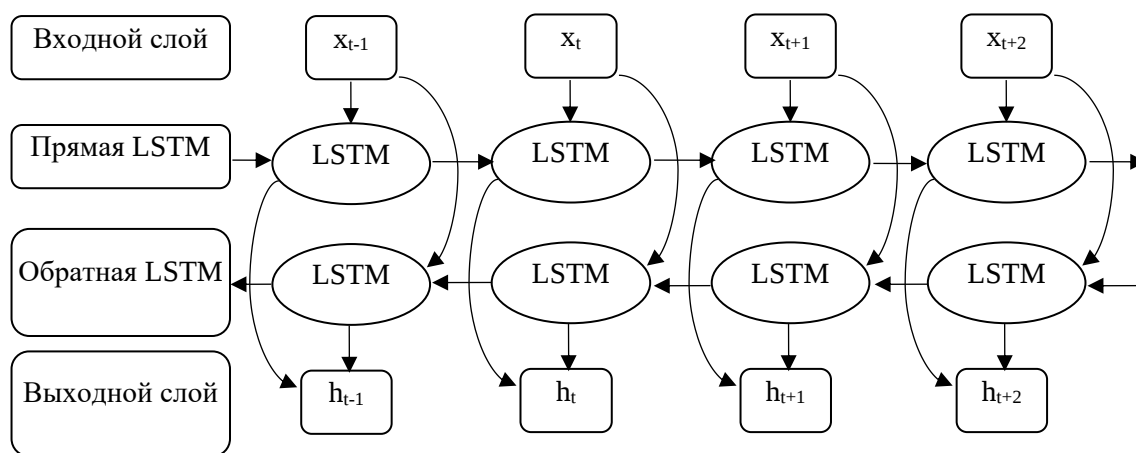


Рисунок 2.3 – Схема BiLSTM (составлено автором на основе [83])

Механизм внимания (Attention) позволяет имитировать человеческое внимание, являющееся сложной когнитивной функцией, которую ежедневно используют люди. Люди не склонны обрабатывать всю информацию целиком, а вместо этого избирательно концентрируются на части информации, которую считают наиболее важной. Внимание позволяет людям быстро отбирать из общего объема информации наиболее ценную и использовать ее в дальнейшем. Механизм внимания значительно повышает эффективность и точность обработки перцептивной информации. Механизм внимания человека можно разделить на две категории в зависимости от способа его генерации:

1) бессознательное внимание, основанное на значимости внешних сигналов. Например, человек с наибольшей вероятностью посчитает значимыми и в первую очередь услышит громкие голоса во время разговора. Это похоже на механизм максимального объединения и стробирования в глубоком обучении, который передает наиболее подходящие значения на следующий шаг операции;

2) нисходящее сознательное внимание, называемое сфокусированным вниманием. Сфокусированное внимание относится к вниманию, которое имеет заранее определенную цель и опирается на конкретные задачи. Такой вид внимания позволяет людям фокусироваться на определенном объекте. Большинство механизмов внимания в глубоком обучении разработаны в соответствии с конкретными задачами, так что большая часть из них представляет собой именно сфокусированное внимание.

В рамках работы используется второй вид внимания при обучении сети. В нейронных сетях слой внимания использует только часть заданного ввода с наиболее релевантной информацией. Формулы, лежащие в основе слоя внимания, отражены в уравнениях 2.1 и 2.2.

$$e_t = \tanh(w_a[x_1, \dots, x_n] + q) \quad (2.1)$$

где e_t – рассчитанные значения весов для признаков;

$\tanh$ – функция активации;

w_a – матрица весов, используемая attention слоем;

$[x_1, \dots, x_n]$ – входные данные attention слоя;

q – отклонение.

$$a_n = \frac{\exp(e_t)}{\sum_{k=1}^n \exp(e_k)} \quad (2.2)$$

где a_n – конечные веса.

GRU (gated recurrent units) является разновидностью рекуррентных нейронных сетей, которая использует данные временных рядов для прогнозирования целевых значений. GRU, как и LSTM, способна учитывать долгосрочные зависимости в данных, но имеет более простую структуру, отраженную на рисунке 2.4.

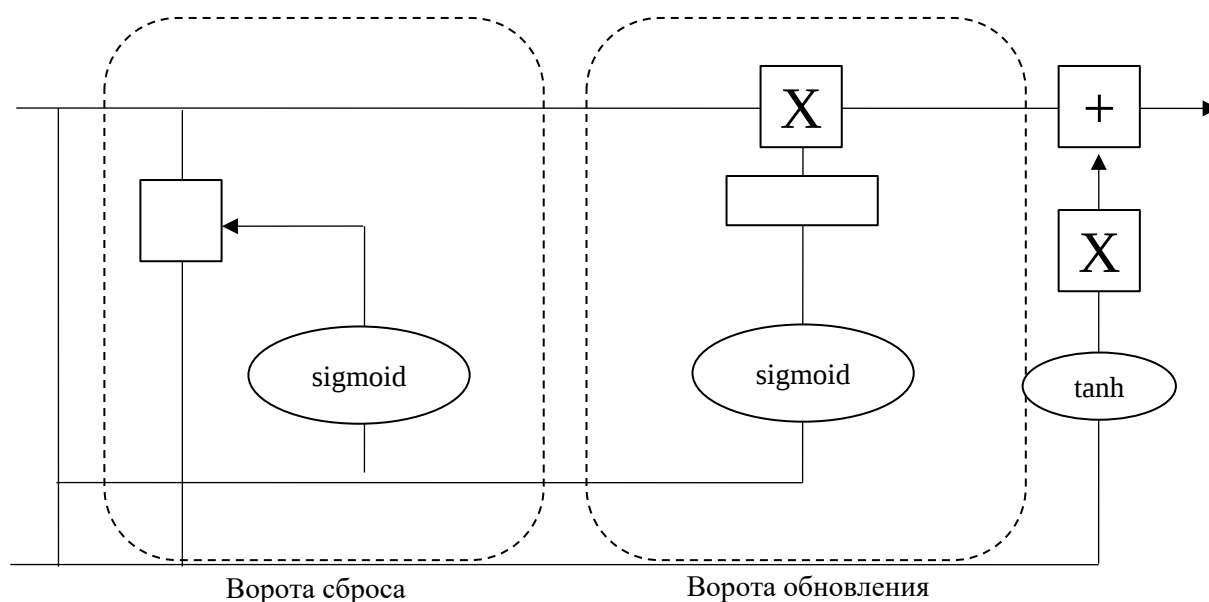


Рисунок 2.4 – Схема Gated recurrent units (GRU) сети (составлено автором на основе [85])

GRU содержит две функции ворот, а именно сброса и обновления. Ворота обновления предназначены для управления информацией о состоянии предыдущего шага обучения, которая передается в текущее состояние. Чем больше значение ворот обновления, тем больше информации будет учтено (скорость обновления информации о состоянии). Функционал ворот сброса является противоположным функционалу ворот обновления. Ворота сброса отвечают за объем информации из предыдущего шага, которая не будет учтена (скорость забывания информации). Таким образом, GRU позволяет объединить кратковременную и долговременную виды памяти, а также в ходе обучения определяет, какие данные использовать в дальнейшем, а какие отбросить.

Сверточная нейронная сеть (CNN) – одна из наиболее значимых сетей в области глубокого обучения. CNN используется в разных направлениях, включая:

- прогнозирование временных рядов;
- компьютерное зрение;
- обработка естественного языка;
- системы рекомендаций.

Появлению и развитию CNN способствовали исследования живых организмов, а паттерны взаимодействия между нейронами сети похожи на организацию зрительной коры животных. Базовая структура CNN отражена на рисунке 2.5.

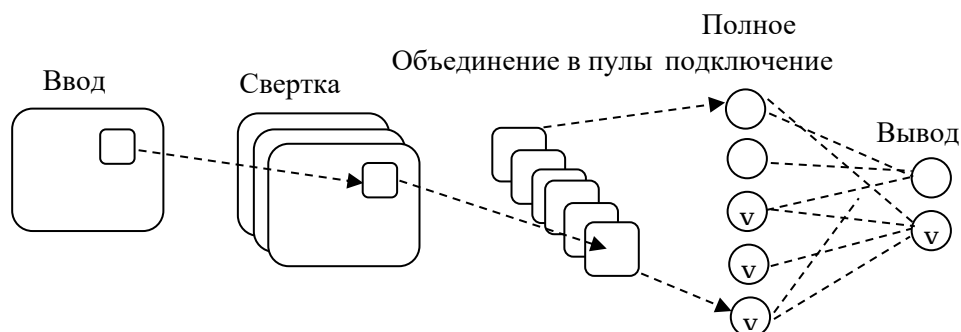


Рисунок 2.5 – Структура сверточной нейронной сети (CNN) (составлено автором на основе [84])

Главной особенностью CNN является способность обрабатывать многоканальные входные данные, что подходит для обработки датасетов, состоящих из временных рядов. Ключевым преимуществом сверточных нейронных сетей является локальное восприятие и функции распределения веса, позволяющие сократить количество учитываемых параметров и, тем самым, улучшить эффективность обучения.

Таким образом, в рамках проводимой работы используются современные разработки в сфере искусственного интеллекта, нацеленные на прогнозирование временных рядов. Для разработки и обучения нейронных сетей используется язык программирования python и его специализированные библиотеки, такие как tensorflow, keras и scikit-learn. Принципы обучения моделей следующие:

1) для каждой акции обучается своя собственная модель. Так как в исследовании используется несколько видов нейронных сетей, то и для каждой акции получается несколько видов моделей;

2) модели обучаются на данных об изменениях дневных котировок закрытия акций;

3) для обучения моделей в исследовании тестируются разные параметры, характеризующие количество предыдущих дней, на основе которых модель прогнозирует одно или несколько будущих значений.

Проведены эксперименты по прогнозированию различного количества будущих значений на разных временных интервалах с учетом различного количества предыдущих дней, учитываемых при прогнозе. Также проведено сравнение используемых моделей в разрезе акций российских и зарубежных компаний. Для оценки эффективности прогноза моделей используется набор показателей, отраженный в таблице 2.4.

Таблица 2.4 – Показатели, используемые при оценке обученных нейронных сетей

Показатель	Характеристика
MSE (Mean squared error)	Показатель характеризует расстояние между прогнозными и фактическими значениями.

RMSE (Root mean squared error)	Показатель, рассчитываемый вычислением квадратного корня из MSE.
MAE (Mean absolute error)	Показатель измеряет ошибку, связанную с несоответствием прогнозных и фактических значений.
R ²	Коэффициент детерминации, позволяющий отразить зависимость одного случайного значения от совокупности других.
MGD (Mean gamma deviance)	Показатель используется с целью анализа волатильности дельты, которая может указывать на потенциальные риски конкретной сделки.
MPD (Mean possession deviance)	Мера отклонения весов активов от их целевых значений.
Среднее отклонение	Показатель, отражающий среднее отклонение прогнозных значений от фактических в процентах.
Медианное отклонение, %	Показатель, отражающий медианное отклонение прогнозных значений от фактических в процентах.
Отклонение в %, 98 процентиль	Показатель, отражающий отклонение прогнозных значений от фактических в процентах на 98 процентиле.

Источник: составлено автором.

Для обучения моделей были отобраны котировки нескольких крупных российских и зарубежных компаний, функционирующих в различных отраслях экономики:

1) ПАО «Абрау-Дюрсо» - российская винодельческая компания, располагающаяся в Краснодарском крае. В качестве основного продукта компании выступает игристое вино. Компания торгуется под тикером ABRD;

2) АФК «Система» - российская инвестиционная компания, владеющая активами в разных отраслях экономики. Торгуется под тикером AFKS;

3) ГК «Русагро» - российская сельскохозяйственная компания. Торгуется под тикером AGRO;

4) X5 Retail Group – одна из крупнейших ритейл компаний в России. Торгуется под тикером FIVE;

5) ПАО «Газпром» - российская нефтегазовая компания. Торгуется под тикером GAZP;

6) ПАО «Лукойл» - российская нефтяная компания, торгуемая под тикером LKOH;

7) ПАО «Магнитогорский металлургический комбинат» - один из крупнейших производителей стали в России. Акции компании торгуются под тикером MAGN;

8) МКПАО «ВК» - крупнейшая технологическая компания России, торгуемая под тикером VKCO;

9) Alibaba Group – китайская компания, функционирующая в сфере онлайн-коммерции. Компания торгуется под тикером BABA;

10) Baidu – лидирующая китайская поисковая система. Компания торгуется под тикером BIDU;

11) NIO – китайский производитель электрокаров. Компания торгуется под тикером NIO;

12) Li Auto – китайский производитель электрокаров. Компания торгуется под тикером LI.

Подбор компаний из разных секторов экономики и стран обосновывается необходимостью проверить наличие зависимости эффективности обучаемых моделей от соответствующего сектора экономики. Перечисленные выше тикеры отобраны не только по принципу принадлежности к различным секторам, но и по принципу того, что акции данных компаний уже несколько лет торгуются на бирже и соответственно модели можно обучать на многолетнем массиве данных. Модели были обучены прогнозировать значения котировок закрытия следующего дня, при этом в качестве теста для прогнозирования одного будущего значения использовали значений котировок закрытий за пять, десять и пятнадцать предыдущих дней. Результаты обучения моделей представлены в Приложениях А-В.

На отраженных в Приложениях А-В таблицах с результатами обучения моделей прогнозирования котировок закрытия следующего торгового дня жирным шрифтом отмечены наиболее лучшие значения показателя RMSE в разрезе прогнозируемой акции. В рамках исследования показатель RMSE выбирается в качестве основной характеристики качества моделей. Данный показатель позволяет оценить величину ошибки модели, то есть отражает то, как в среднем

полученные прогнозные значения отличались от соответствующих им фактических значений. Еще одним положительным качеством данной метрики выступает то, что она измеряется в тех же единицах, что и прогнозируемое значение. Данное свойство RMSE объясняет достаточно разные значения данного показателя для различных акций. Для некоторых акций RMSE колеблется на уровне 0 – 2, а для других измеряется в десятках единиц, что обусловлено разными значениями котировок акций и разными диапазонами изменений котировок. Далее определим наиболее технически результативные модели и посчитаем как часто модель показывала наиболее эффективный результат для определенной акции с учетом обозначенного количества предыдущих дней, учитываемых при прогнозировании. Результаты данного подсчета отражены в таблице 2.5.

Таблица 2.5 – Доля вхождений обученных моделей в наиболее и наименее результативные

Название модели	Доля вхождений в наиболее результативную модель	Доля вхождений в наименее результативную модель
BiLSTM	30%	0%
BiLSTM+dropout	18%	0%
BiLSTM+batch	3%	12%
BiLSTM+steck	0%	0%
BiLSTM-Attention_post	6%	3%
BiLSTM-Attention_pre	30%	0%
CNN-BiLSTM	0%	27%
CNN-BiLSTM-Attention	0%	55%
GRU-BiLSTM	21%	0%
CNN-BiLSTM-GRU	0%	21%

Источник: составлено автором.

Анализируя данные таблицы 2.5, отметим, что наиболее часто лучшие результаты показывали модели BiLSTM, BiLSTM-Attention_pre и GRU-BiLSTM, а наихудшие результаты показывали модели CNN-BiLSTM-Attention, CNN-BiLSTM, BiLSTM+batch и CNN-BiLSTM-GRU. Таким образом выявлено, что все модели, содержащие сверточные нейронные слои (CNN), показали достаточно плохие результаты в сравнении с альтернативами и не могут быть использованы для

прогнозирования. Следует выделить несколько причин такого отрицательного результата:

1) изначально CNN не предназначались для использования временных рядов, а разрабатывались и оптимизировались для работы с изображениями и другими данными, где важны пространственные взаимосвязи. А временные ряды характеризуются в первую очередь зависимостью во времени и представляют собой другую задачу;

2) CNN требует большого объема данных для обучения и достижения качественных результатов, а данные об изменениях котировок ограничены во времени, тем более, если брать данные в разрезе акций;

3) в фокусе сверточных нейронных сетей находятся локальные паттерны в данных, а во временных рядах эти паттерны могут быть не так важны и могут уступать глобальным или сезонным трендам.

В рамках исследования также выявилось, что наиболее эффективными в большинстве случаев оказались три модели, что обусловлено следующими причинами:

1) двунаправленные сети анализируют данные временного ряда как в прямом, так и обратном направлении, позволяя выявлять закономерности как при движении от прошлых значений к будущим, так и наоборот;

2) модель с Attention-слоем обучается концентрироваться на определенных интервалах данных, наиболее сильно влияющих на будущее значение. Такой подход позволяет отсекал потенциально неинформативные и некритичные части информации;

3) комбинация использования GRU и LSTM позволяет сочетать простоту и вычислительные мощности GRU с возможностями управления памятью слоев LSTM. Такой подход позволяет обучать мощные, устойчивые к ошибкам и в то же время гибкие модели;

4) все перечисленные модели могут выявлять как линейные, так и нелинейные зависимости.

Важным этапом при обучении нейронных сетей является подбор оптимального количества прошлых значений, используемых для прогнозирования будущего значения. При обучении нейронных сетей может быть выбрано недостаточное количество предыдущих значений, что приведет к низкой точности прогноза из-за того, что модель не сможет выявить все необходимые зависимости. В случае выбора избыточного количества предыдущих значений, модель может быть излишне нагружена и также показывать низкую точность прогнозов. При изучении работ зарубежных коллег было выявлено, что при обучении моделей наиболее часто используются десять предыдущих значений, поэтому в рамках исследования данное количество было взято за основу, а также были проведены эксперименты с обучением моделей на пяти и пятнадцати предыдущих дней. Для сравнения качества обученных моделей в разрезе разного количества учитываемых предыдущих дней при прогнозировании были сведены результаты обучения, отраженные в Приложении Ж. Отметим, что в большинстве экспериментов наиболее точные результаты показывают модели, прогнозирующие будущее значение с учетом десяти предыдущих значений. С целью визуальной оценки представим часть результатов прогнозирования на рисунках 2.6-2.8.

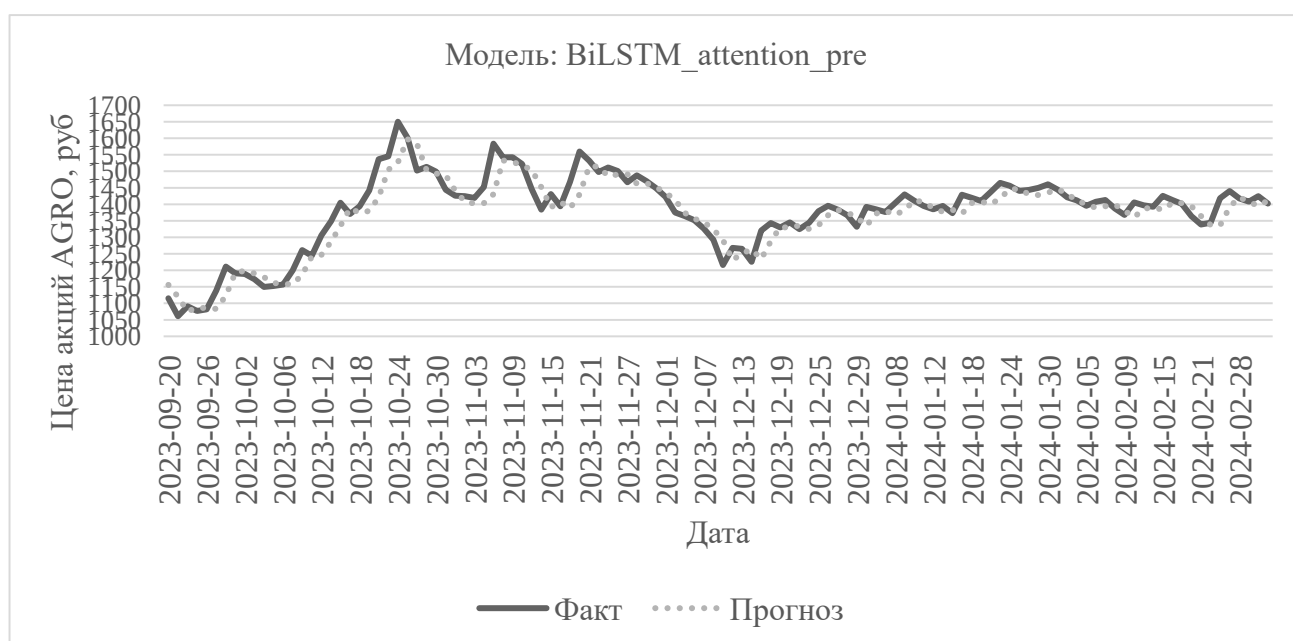


Рисунок 2.6 – Результаты прогнозирования котировок акций AGRO моделью BiLSTM-Attention_pre (составлено автором)



Рисунок 2.7 – Результаты прогнозирования котировок акций MAGN моделью BiLSTM (составлено автором)

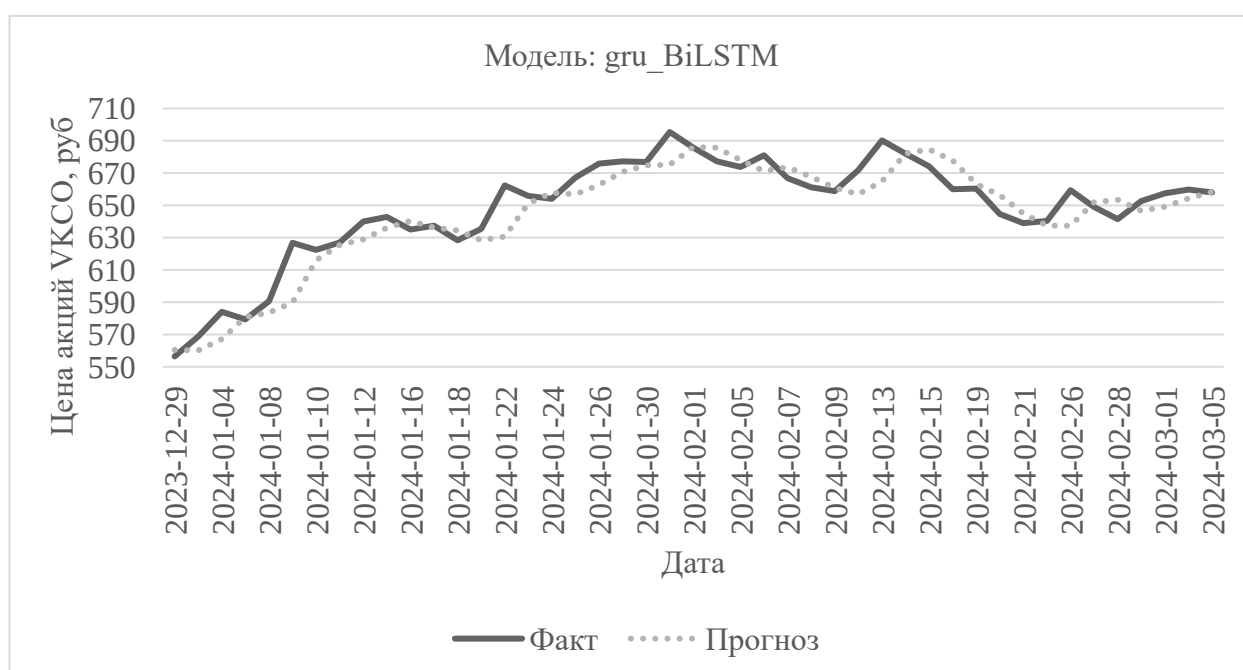


Рисунок 2.8 – Результаты прогнозирования котировок акций VKCO моделью GRU-BiLSTM (составлено автором)

При визуальном анализе графиков отметим, что, хотя модели не могут прогнозировать точное будущее значение котировки, они могут с высокой точностью определить будущее направление движения котировок, что уже может служить сигналом трейдеру об открытии новой позиции, удержании уже

существующей позиции или ее закрытии. Отметим, что обученные на данном этапе модели способны прогнозировать только одно будущее значение, но целью работы является прогнозирование на более долгий срок, поэтому технически есть два варианта дальнейших доработок прогнозного модуля:

- 1) Запрограммировать цикл, который будет использовать уже обученные модели и прогнозировать одно будущее значение, а дальше использовать это спрогнозированное значение в качестве одного из десяти для прогнозирования следующего значения и так далее;

- 2) обучить дополнительные нейронные сети, способные прогнозировать значения нескольких будущих котировок закрытия.

Из перечисленных выше вариантов первый представляется менее эффективным, так как уже было отмечено, что модель не прогнозирует точное будущее значение и качество прогноза с каждой следующей итерацией и увеличением количества прогнозных дней в выборке, используемой для прогнозирования, будет ухудшаться. Второй вариант является более предпочтительным, так как для прогнозирования используются реальные значения.

При обучении моделей и оценке их эффективности нужно также учитывать базовые допущения:

- 1) достаточность данных – если акция недавно начала торговаться на бирже, то для нее невозможно будет обучить описанные выше модели, так как не будет достаточно данных. В соответствии со сложившей практикой, чем больше данных есть для обучения модели, тем она эффективней;

- 2) отсутствие учета новостного фактора в модели – при обучении и прогнозировании используются только числовые данные. В случае выхода какой-то новости, касающейся прогнозируемой акции, прогнозное и фактическое значение в этот день могут сильно отличаться в связи с влиянием новостного фактора.

Далее в рамках исследования были обучены такие же архитектуры нейронных сетей для прогнозирования сразу нескольких будущих значений. В качестве эксперимента модели обучались прогнозировать пять, десять и

пятнадцать будущих значений, при этом в качестве прошлых значений использовались котировки двадцати, тридцати, сорока, пятидесяти и шестидесяти предыдущих торговых дней. Результаты обучения моделей представлены в Приложениях Г-Е. Обученные и отобранные модели объединяются в единый прогнозный модуль, являющийся частью разрабатываемого прототипа программного продукта, позволяющего прогнозировать котировки акций с использованием различных нейронных сетей.

Анализируя данные Приложений Г-Е, отметим, что при увеличении окна прогнозирования ухудшаются показатели RMSE, но незначительно. В большей части случаев наиболее худшие результаты показали модели BiLSTM+batch и BiLSTM-Attention_post. Результаты прогнозирования моделей могут быть использованы в качестве вспомогательного инструмента для анализа рынка, позволяющего выявить как ценовой ориентир по будущей котировке закрытия, так и выявить будущий тренд движения цены, что позволит определить привлекательные к инвестициям активы.

Необходимо также отметить, что отобранные модели могут быть обучены на котировках компаний из разных стран и секторов экономики. В качестве примера модель BiLSTM была дополнительно обучена для прогнозирования акций следующих компаний из США и стран БРИКС:

1) Microsoft Corporation – американская компания, являющаяся одним из крупнейших разработчиков программного обеспечения и операционных систем. Компания торгуется под тикером MSFT на американской бирже NASDAQ;

2) Tata Motors – индийская компания, занимающаяся автомобилестроением. Компания торгуется под тикером TATAMOTORS на индийской бирже NSE;

3) Petrobras – бразильская нефтегазовая компания. Торгуется под тикером PET3 на бразильской бирже BMFBOVESPA;

4) Naspers – компания из Южной Африки, функционирующая в сфере медиа и средств массовой информации. Компания торгуется под тикером NPN на африканской бирже JSE.

Результаты прогнозирования обученных моделей в сравнении с фактическими котировками отражены на рисунках 2.9-2.12.

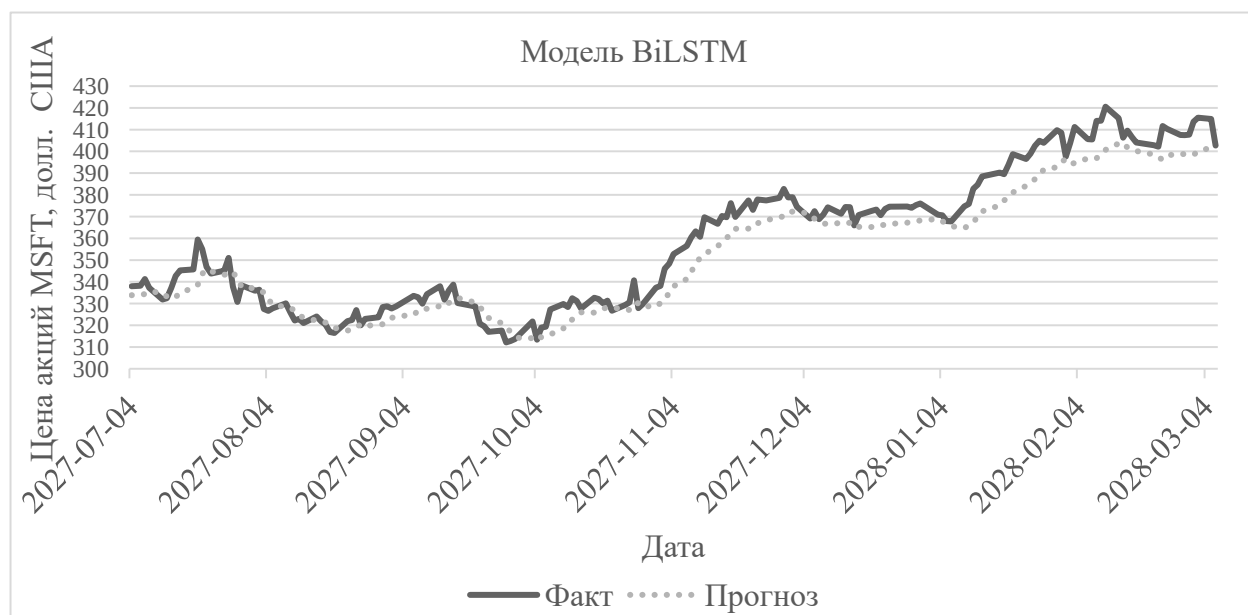


Рисунок 2.9 – Результаты прогнозирования котировок акций MSFT моделью BiLSTM (составлено автором)

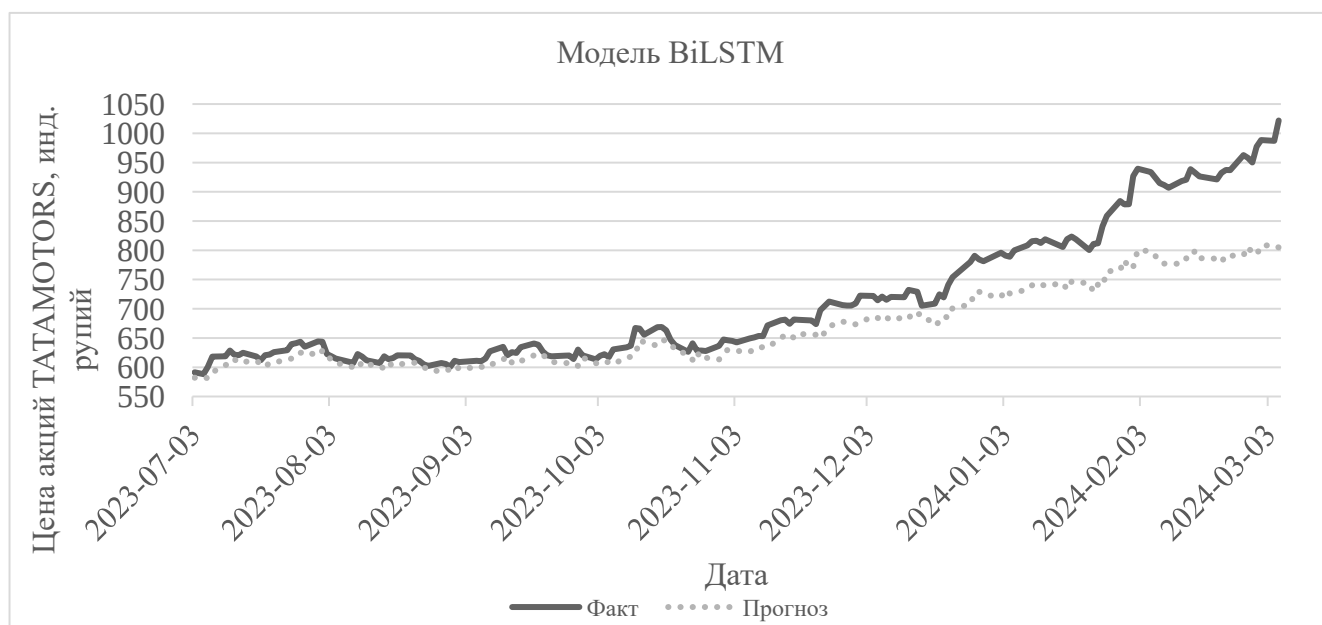


Рисунок 2.10 – Результаты прогнозирования котировок акций TATAMOTORS моделью BiLSTM (составлено автором)

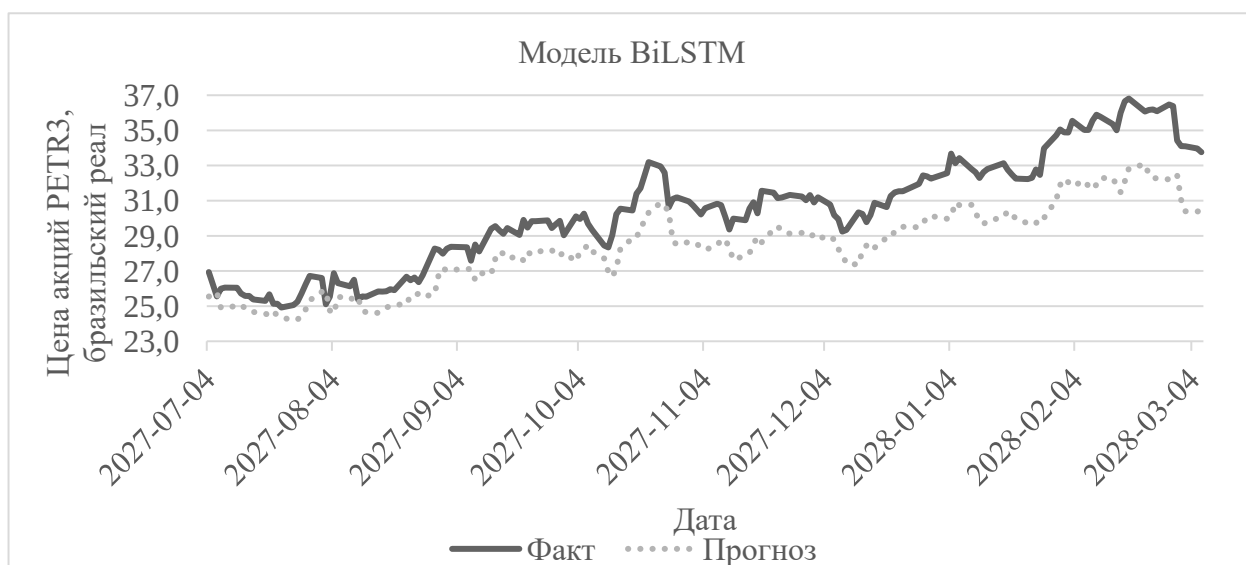


Рисунок 2.11 - Результаты прогнозирования котировок акций PETR3 моделью BiLSTM (составлено автором)

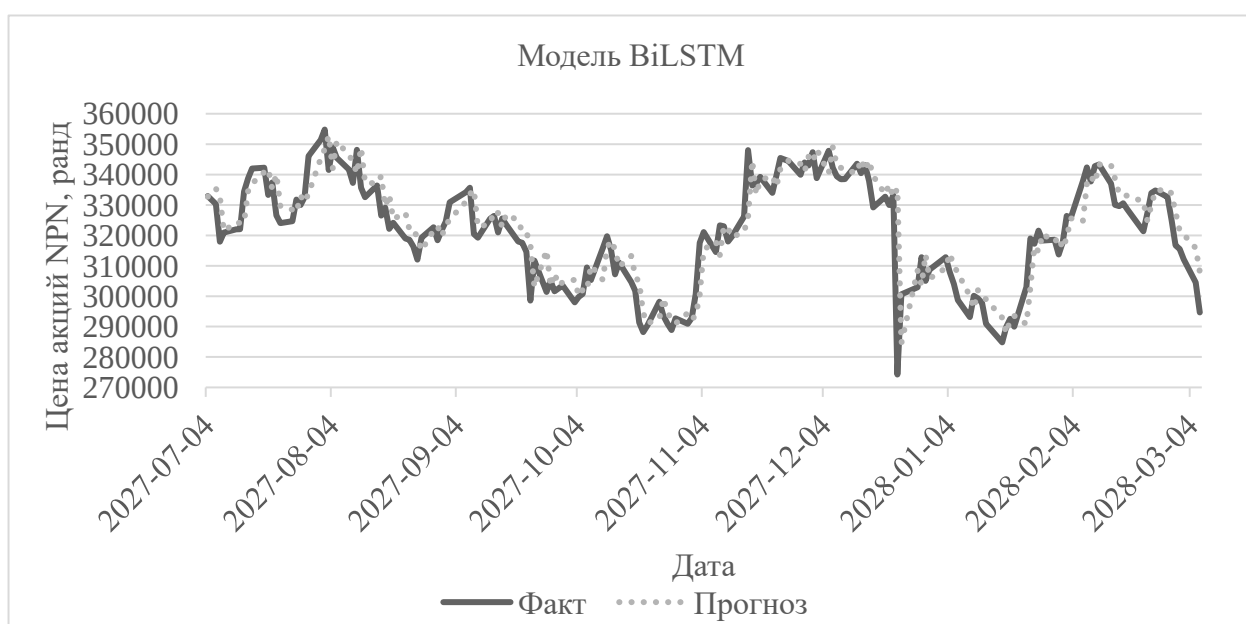


Рисунок 2.12 - Результаты прогнозирования котировок акций NPN моделью BiLSTM (составлено автором)

Анализируя данные рисунков выше отметим, что подобранные модели можно обучать на данных акций компаний из разных стран и секторов экономики, что позволяет масштабировать разрабатываемый продукт на мировой рынок предиктивной аналитики и использовать его с целью предиктивной аналитики акций, торгуемых на мировом рынке акций.

2.3 Торговые тесты разработанной системы на исторических данных торгуемых на мировом рынке акций

Практически каждый современный инвестор стремится придерживаться одного из ключевых правил – диверсификации портфеля инвестиций. С этой целью инвесторы собирают инвестиционные портфели, состоящие из разных видов ценных бумаг, облигаций и иных активов. Пропорциональность активов внутри портфеля зависит от ряда факторов:

- доступность инвестиционных инструментов;
- готовность инвестора к риску;
- ожидаемая доходность;
- другие факторы, связанные с избранной торговой стратегией.

Активы внутри инвестиционного портфеля могут различаться не только по их виду (акции, облигации, недвижимость и т.д.), но и по страновому, отраслевому и другим признакам. Диверсификация инвестиционных активов в разрезе стран и регионов возможна благодаря развитию мировой экономики, позволившему инвесторам из разных стран получать доступ к широкому спектру мировых бирж. Инвестиционные портфели могут также отличаться и сроками, которые проходят с момента их построения и до момента реструктуризации.

В рамках проводимого исследования с целью оценить доходность обученных моделей предлагается построить инвестиционный портфель с высоким риском, в рамках которого все вложенные денежные средства будут в равной степени распределены по акциям, чья стоимость прогнозируется с использованием нейронных сетей. Стратегия ведения портфеля подразумевает ежедневное обновление сигналов по торговым позициям и, при необходимости, корректировку текущих позиций и, соответственно, портфеля. В качестве ориентиров для принятия торговых решений выступают спрогнозированные значения дневных котировок закрытия отобранных акций. В качестве потенциальных инвестиционных активов отобраны акции, чьи значения котировок могут быть предсказаны уже обученными нейронными сетями, а именно: ABRD, AFKS, AGRO, FIVE, GAZP, LKOH, MAGN, VKCO, BABA, BIDU, LI, NIO. Для реализации

данного функционала необходимо разработать модуль ведения портфеля, являющийся частью разрабатываемого прототипа программного продукта. Общая схема логики функционирования прототипа программного продукта представлена на рисунке 2.13.

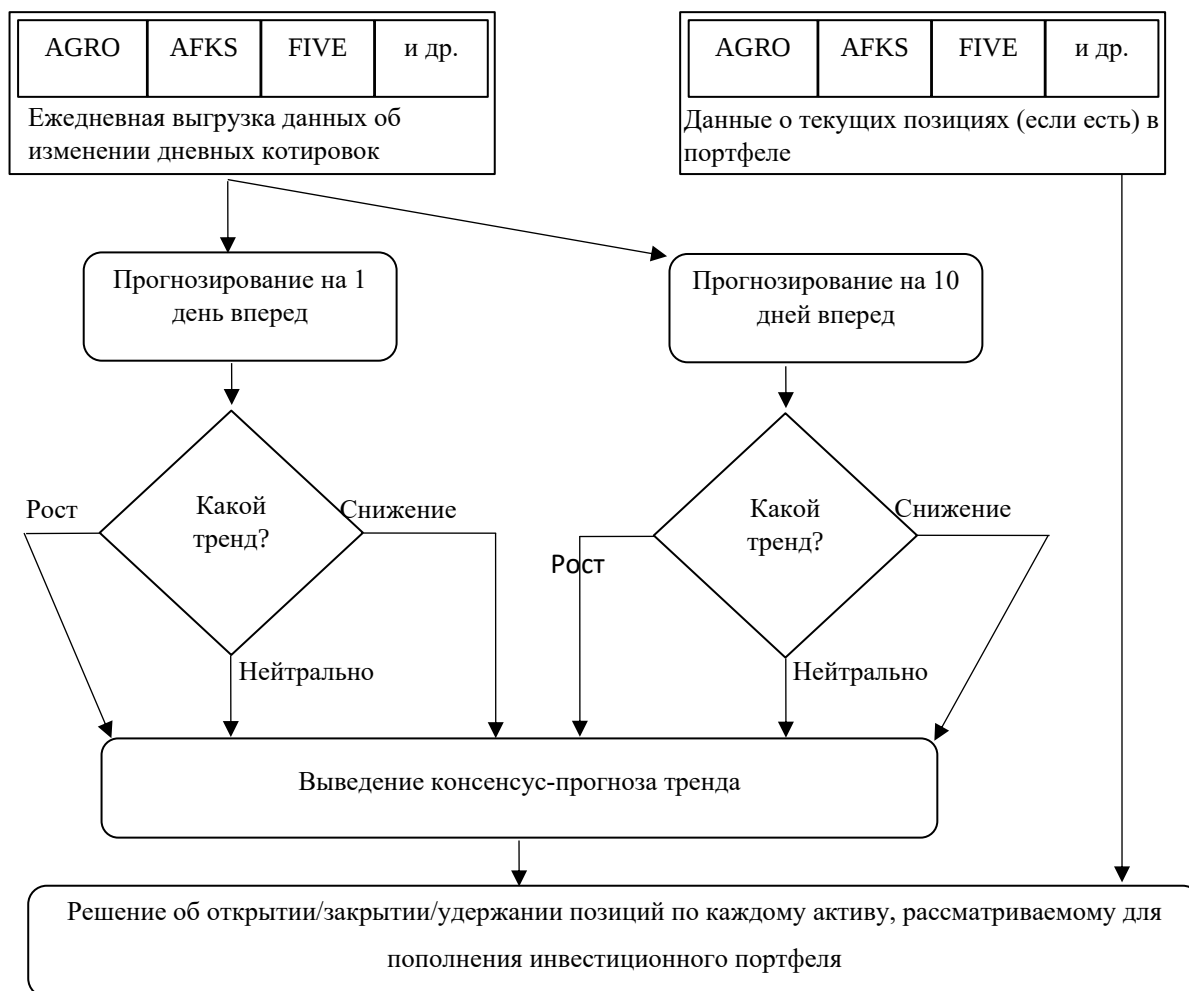


Рисунок 2.13 – Логика функционирования прототипа программного продукта
(составлено автором)

Рассмотрим подробно логику работы прототипа программного продукта:

1) на первом этапе осуществляется запрограммированная ежедневная выгрузка данных об изменениях котировок акций отобранных активов, а также выгрузка данных о текущих позициях в портфеле;

2) на втором этапе, на основе собранных данных, проводится прогнозирование будущих значений котировок уже обученными и отобранными

моделями. Прогнозируется как одно будущее значение, так и десять будущих значений;

3) на третьем этапе определяется тренд будущего движения котировок следующим путем:

а) каждая модель прогнозирует будущее значение котировки;

б) если значение выше текущего, то тренд считается растущим и появляется сигнал к покупке;

в) если прогнозное значение ниже текущего – тренд считается понижающимся и появляется сигнал к продаже;

г) если изменение прогнозной цены от фактической составляет менее 0.25%, то тренд считается нейтральным.

4) в рамках четвертого этапа происходит выведение консенсус-прогноза согласно следующей логики:

а) если на обоих прогнозных интервалах отражается тренд на понижение – открыть позицию на продажу/удерживать уже открытую позицию на продажу/закрыть позицию по покупке;

б) если хотя бы на одном из интервалов отмечается нейтральный тренд – ничего не делать;

в) если на обоих интервалах отмечается тренд на рост котировок – открыть позицию на покупку/удерживать открытую позицию на покупку/закрыть текущую позицию по продаже.

Продукт работает циклично во все рабочие биржевые дни, что позволяет ежедневно обновлять данные и корректировать портфель при необходимости. Такой продукт может выступать как автономным средством принятия инвестиционных решений, так и использоваться в качестве помощника при принятии торговых решений и ведении инвестиционного портфеля. В рамках исследования прототип тестировался с использованием ряда факторов:

1) использовались ранее обученные модели: BiLSTM, BiLSTM Dropout, GRU-BiLSTM, BiLSTM Steck;

2) использовались различные способы агрегации результатов прогнозирования моделей с целью формирования агрегированного прогноза: average – рассчитывались средние прогнозные значения для всех моделей, median – рассчитывалось медианное прогнозное значение для всех моделей, percentile – рассчитывались прогнозные значения на 98-м процентиле для всех моделей;

3) при ведении торговых позиций были введены следующие параметры торгов: loss_percentage – процент убытка от открытой позиции, при которой позиция автоматически закрывается, profit_percentage – процент прибыли по позиции, при которой позиция автоматически закрывается, change_percentage – минимальное значение разницы между фактической ценой и прогнозной, при которой инициализируется механизм принятия торгового решения о покупке или продаже актива;

4) продукт тестировался только на части акций, для которых в рамках исследования обучались модели. Это объясняется тем, что для проверки практической и научной значимости обученных моделей в условиях торгов достаточно тестирования только части моделей, так как в целом уже была доказана эффективность моделей на основе технических показателей. В торговых тестах использовались акции компаний Абрау-Дюрсо, АФК «Система», Русагро, Газпром, Лукойл, ММК и ВК.

Тестовые торги проводились ежедневно на протяжении двух месяцев, со 2 мая 2024 года, по 27 июня 2024 года. Выбранный промежуток времени позволил собрать достаточное количество дней для оценки стабильности и повторяемости сигналов обученных моделей. Более короткий период мог бы привести к искаженным результатам по моделям, а тестирование на более длительном периоде потребовала бы затрат значительных технических ресурсов, связанных с тем, что модели периодически нужно обновлять и дополнительно обучать на новых данных. Не существует принятой практики по частоте дополнительного обучения моделей, но, исходя из полученных далее результатов работы можно сделать вывод, что при текущем периоде получается соблюдать баланс между количеством данных и результативностью моделей, позволяющих получать прибыль от торговли.

Для каждой модели с назначенными ей параметрами торгов было начислено по 1000 денежных единиц. В случае принятия решения об открытии торговой позиции модуль ведения портфеля закупал необходимые акции на 100% выделенных средств. Всего за два месяца были проведены 3474 сделки, из которых 2726 (78,5%) – сделки с прибылью, 748 (21,5%) – сделки с убытком. Итоговая прибыль от торгов составила +4,63%. Результаты торгов были собраны в таблицу, пример которой отражен в таблице 2.6.

Таблица 2.6 – Пример таблицы с результатами торгов

Тикер	Модель	Результат торгов, ден. ед.	Loss_percentage	Profit_percentage	Change_percentage
ABRD	GRU-BiLSTM	927.39	-1	1	1
ABRD	BiLSTM Steck	1054.49	-1	1	1
MAGN	BiLSTM Dropout	1000.00	-4	10	4
VKCO	BiLSTM	1000.00	-4	10	4

Источник: составлено автором.

Далее из результатов торгов в разрезе каждой акции было отобрано по одной лучшей модели, показавшей наиболее высокую прибыльность на тестовом периоде. Также стоит отметить, что наибольшая прибыль была получена при использовании моделей, обученных прогнозировать одно будущее значение на основе десяти предыдущих. Результаты отражены в таблице 2.7.

Таблица 2.7 – Лучшие результаты моделей на тестовых торгах

Тикер	Модель	Прибыль
ABRD	bilstm	+9,2%
AFKS	bilstm_steck	+25%
AGRO	bilstm	+13,9%
GAZP	bilstm	+7,9%
LKOH	bilstm	+8,8%
MAGN	bilstm_dropout	+16,5%
VKCO	gru_bilstm	+17%

Источник: составлено автором.

По данным таблицы 2.7 отметим, что наиболее эффективные модели показывают прибыльность торгов за 2 месяца в диапазоне от +7,9% до +25%. Необходимо отметить, что прибыльность по моделям указан без учета комиссии. Если учитывать комиссию и предположить, что трейдер на основе прогноза модели совершал по одной торговой сделке в день, то тогда на комиссии он потратил бы порядка -3,2% (размер комиссии за торговую составляет 0,04%, согласно тарифам Т-Банка). Таким образом, даже если учитывать комиссию за сделки, минимально возможная прибыль трейдера от торгов составила бы +4,7% за 2 месяца. Результаты проведенных тестов позволяют сделать вывод, что разработанный прототип достиг прибыльных результатов и может быть конкурентоспособен на рынке услуг предиктивной аналитики в связи со следующими факторами:

а) размер прибыли за 2 месяца на лучших моделях позволяет конкурировать с альтернативными инвестициями во вклады. Так, например, при инвестировании средств во вклад под 23% годовых прибыль за 2 месяца составила бы +3,83%;

б) доля прибыльных сделок в 78,5% позволяет трейдерам большую часть сделок закрывать с прибылью и позволяет сократить возможность превышения размера убытков над доходами. С целью еще большего сокращения размера убытков трейдерам необходимо проводить риск-менеджмент торговых операций и выставлять защитные приказы на закрытие сделки, тем самым минимизируя потенциальный убыток.

Таким образом, анализируя результаты разработанного прототипа продукта, функционирующего на основе обученных и отобранных нейронных сетей, отметим его результативность и возможность использования частными инвесторами. Так как доступ к продукту планируется реализовывать через сайт и популярные мессенджеры, то им сможет пользоваться любой человек из любой страны или региона, имеющий доступ к сети интернет. Внедрение в продукт автоматических средств перевода информации на язык, выбранный пользователем вручную или соответствующий текущей геопозиции пользователя, позволит использовать продукт потребителями из любой другой страны.

Проведенные тесты также показывают, что подобранные нейронные сети могут достаточно эффективно прогнозировать акции из разных секторов экономики и не зависят от страны, в которой торгуется тот или иной биржевой актив, что позволяет использовать разработанную систему на мировом фондовом рынке и открывает перспективы продвижения и коммерциализации данного продукта как на российском рынке решений в сфере предиктивной аналитики биржи, так и на зарубежных рынках. Масштабирование продукта может быть осуществлено за счет обучения дополнительных нейронных сетей для большего количества акций из разных стран. Масштабирование может проводиться как за счет персонального запроса моделей для конкретных акций от потребителя, так и за счет самостоятельного увеличения обученных моделей.

Говоря про масштабирование продукта, можно представить гипотетическую ситуацию, когда разработанная система стала использоваться всеми трейдерами на мировом рынке акций. Такая ситуация приведет к радикальным изменениям на рынке, в первую очередь связанным с исключением различных мнений и торговых стратегий. В такой ситуации все трейдеры будут торговать в соответствии только с одной торговой системой, что приведет к резким всплескам волатильности на рынке в моменты генерации прогноза. Такие «стадные» движения рынка приведут к нестабильности мирового рынка акций, возникновению высоких спредов и возможно даже к потере ликвидности. Более того, если на рынке все будут придерживаться только одной стратегии, то исчезнет непредсказуемость и, соответственно, сама суть рынка, так исчезнут механизмы построения трендов, разворотов и других формаций. Такая ситуация в свою очередь приведет к неэффективности модели, так как исчезнут прошлые формации и зависимости, на которых модель обучалась прогнозировать котировки. Таким образом, применение единой торговой стратегии всеми игроками на рынке гипотетически возможно, но это скорее всего приведет к катастрофическим последствиям и потенциальному разрушению рынка.

ГЛАВА 3. ВОЗМОЖНОСТИ РАЗВИТИЯ СИСТЕМЫ ПРЕДИКТИВНОЙ АНАЛИТИКИ ФОНДОВОГО РЫНКА РФ С УЧЕТОМ МИРОВОГО ОПЫТА

3.1 Использование механизмов рекуррентных нейронных сетей в прогнозировании трендов фондового рынка

Рекуррентные нейронные сети в настоящее время активно используются как в научно-исследовательских работах, так и в деятельности крупных компаний. Многие представители бизнеса в рамках программ цифровизации и автоматизации стараются активно внедрять ИИ и разрабатывать собственные решения, базой которых являются классические рекуррентные нейронные сети. Претерпевают изменения и программы высших учебных заведений, в которые добавляются дисциплины, связанные с использованием машинного обучения и искусственного интеллекта. Также появляются новые курсы для студентов, нацеленные на развитие знаний в области предиктивной аналитики. Например, российская компания Яндекс в рамках своей образовательной платформы предлагает ряд курсов, нацеленных на развитие специалистов в сфере предиктивной аналитики:

- специалист по Data Science;
- инженер машинного обучения;
- математика для анализа данных.

Кроме образовательных программ растет и количество хакатонов в сфере предиктивной аналитики. Все обозначенные выше меры направлены на развитие сферы предиктивной аналитики и появление новых разработок, базирующихся на использовании механизмов нейронных сетей. В пользу использования нейронных сетей в прогнозировании трендов фондового рынка свидетельствует тот факт, что различные сети все активнее проникают в жизнь людей и бизнеса и становятся их неотъемлемой частью. Все больший спектр задач можно решить с использованием разработок на базе ИИ.

Важным фактором, влияющим на рост использования рекуррентных нейронных сетей, является стоимость технологий и инфраструктуры, необходимых

для развития данной технологии. В рамках данного вопроса необходимо разделить мировой рынок технологий искусственного интеллекта на несколько видов участников:

- 1) крупные компании, строящие и использующие собственную инфраструктуру для обучения нейронных сетей и их дальнейшего улучшения;
- 2) компании, использующие арендуемые мощности для собственных разработок;
- 3) компании, использующие API доступ к уже разработанным продуктам в сфере ИИ.

Представленные выше группы компаний активно действуют на глобальном рынке услуг в сфере ИИ и предиктивной аналитики. Первая группа компаний выступает ключевым катализатором развития использования технологий нейронных сетей во всех сферах деятельности человечества. В настоящее время на мировом рынке технологий в сфере ИИ наибольшую долю занимают чат-боты, представляющие широкий спектр функций, необходимых как обычным пользователям, так и бизнесу. Популярные ИИ-проекты компаний из первой группы отражены в таблице 3.1.

Таблица 3.1 – Крупные проекты, представленные на мировом рынке технологий в сфере ИИ [13, 26, 32, 40, 41, 44, 47, 60, 75, 92, 93, 99, 101, 111]

Компания	Основной продукт	Информация о компании и продукте	Страна	Стоимость
Open AI	ChatGPT	Компания Open AI оценивается в 80 млрд долл. США и продолжает расти [92]. В настоящее время, кроме развития собственной ИИ технологии, компания ищет 7 трлн долл. США инвестиций для производства собственных ИИ-чипов.я производства собственных ИИ-чипов. [93]	США	3 долл. США/100 000 токенов для GPT4 [99]
Google	Gemini	Компания не раскрывает объем инвестиций в продукт. Инвесторы опасаются, что компания потеряла лидирующие позиции в сфере ИИ [111].	США	20 долл. США/мес

Продолжение таблицы 3.1

Bing	Microsoft	В 2023 году компания Microsoft интегрировала в свою поисковую систему нейронную сеть ChatGPT от Open AI, получившей инвестиции от Microsoft [41].	США	Бесплатно
YaGPT, YaGPT2	Яндекс	Развиваемый российской компанией продукт пока что отстает от своих конкурентов, а процент правильных ответов находится в пределах 62-69% в зависимости от тематик вопросов [44]. Объем инвестиций в продукт не раскрывается.	Россия	200 руб за 100 000 токенов [26]
Ernie Bot	Baidu	Данный продукт китайской компании является лидирующей разработкой в сфере ИИ в Китае, но, по оценкам аналитиков, отстает от своих конкурентов, разработанных в США [13].	Китай	18,8 долл. США/мес [40]
Tongyi Qianwen	Alibaba Group	Выпущенная китайской компанией версия сети продукта 2.0, по заявлению разработчиков, превосходит по эффективности практически все современные аналоги [47]. Сейчас модель развивается в основном на внутреннем рынке.	Китай	Нет информации
HunyuanAide	Tencent Holdings	Продукт находится на стадии разработки и призван стать ключевым конкурентом китайским и американским аналогам [101].	Китай	Нет информации
BharatGPT	CoRover.ai	Индийский чат-бот, функционирующий в настоящее время только для национального рынка [60].	Индия	Нет информации
Frontier AI	Mistral AI	Продукт французской компании, оценивающейся в 2 млрд долл. США [75]. В текущем состоянии продукт компании не способен конкурировать с GPT4 и пока что сравнивается с GPT 3.5 [32].	Франция	Нет информации

Описанные выше проекты и компании будут скорее всего являться ключевыми драйверами роста мирового рынка ИИ услуг, а также будут

аккумулировать значительные объемы инвестиций. Дополнительным важным драйвером рынка искусственного интеллекта, также способствующим развитию использованию механизмов рекуррентных нейронных сетей, будут менее крупные компании, разрабатывающие проекты в сфере ИИ для решения собственных узкоспециализированных задач, таких как, например, прогнозирование биржевых трендов. Компании, решающие отраслевые задачи путем использования нейронных сетей и других технологий на базе искусственного интеллекта, зачастую не обладают значительными средствами для привлечения большого количества специалистов и построения собственной инфраструктуры. В связи с чем данные компании зачастую вынуждены арендовать вычислительные мощности у крупнейших мировых провайдеров, перечисленных в таблице 3.2.

Таблица 3.2 – Крупнейшие мировые провайдеры вычислительных мощностей [42, 43, 48, 49, 64]

Провайдер	Страна
Yandex Cloud – сервис от компании Яндекс, предоставляющий масштабируемые мощности для размещения, тестирования и прототипирования проектов [43].	Россия
VK Cloud – платформа с широким выбором облачных сервисов для разработки проектов и машинного обучения [42].	Россия
Amazon Web Services – популярный на мировом рынке провайдер вычислительных мощностей [49].	США
Google Cloud – предоставляет в аренду высокопроизводительные процессоры для машинного обучения и вычислений [64].	США
Alibaba Cloud – крупный китайский поставщик вычислительных ресурсов с использованием GPU для машинного обучения, вычислений и работы с графикой [48].	Китай

Среди компаний, арендующих мощности для собственных проектов в сфере искусственного интеллекта могут быть как устоявшиеся бизнесы, старающиеся самостоятельно автоматизировать и улучшить свои процессы, так и многочисленные стартапы, стремящиеся вывести собственный ИИ продукт на рынок, но не обладающие достаточным количеством финансовых средств для разворачивания собственной инфраструктуры. Такие стартапы также являются важными катализаторами использования различных видов нейронных сетей в жизни человечества, в том числе для прогнозирования трендов фондового рынка.

Третья группа компаний, использующих уже готовое API, как правило, уже не разрабатывает собственные продукты в сфере ИИ, а способствует их популяризации путем продажи услуг и товаров, созданных с помощью искусственного интеллекта, тем самым привлекая все большее количество на рынок услуг и товаров, связанных с ИИ. В качестве основных факторов, влияющих на перспективы использования рекуррентных нейронных сетей для прогнозирования фондового рынка, следует отнести:

- стоимость использования API от уже существующих проектов в сфере ИИ;
- стоимость аренды вычислительных мощностей;
- объем инвестиций в сферу ИИ со стороны бизнеса;
- меры государственной поддержки проектов в сфере ИИ;
- рост количества инвесторов на фондовом рынке;
- налоговое регулирование в сфере инвестиций в фондовый рынок;
- облегчение доступа к международному фондовому рынку из разных стран;
- популяризация инвестиций и финансового образования в развивающихся странах;
- появление новых программ образования, комбинирующих ИТ и экономическое образование.

В техническом плане на разработку новых и усовершенствование уже существующих нейронных сетей влияют несколько факторов, которые в свою очередь могут быть взаимозависимы. Даже найдя достаточное финансирование, компаниям необходимо преодолеть ряд вызовов:

1) количество и качество данных. Для обучения нейронных сетей требуются большие объемы данных. Данные необходимо не просто собрать и организовать хранение, что уже само по себе является весьма сложной и ресурсоемкой задачей, но и разметить. Под разметкой понимается классификация данных, на которых будет обучаться модель. Например, если компания хочет обучить нейронную сеть определять эмоциональную окраску новостей о фондовом рынке, ей необходимо создать обучающий набор данных, в котором нейронной сети будет указано, какие новости имеют негативную окраску, а какие нейтральную или позитивную.

Количество данных и параметров обучения также играет важную роль в развитии нейросетевых технологий, а примером этому может служить развитие GPT сетей от компании Open AI: GPT-1 имела 117 млн параметров, GPT-2 – 1,5 млрд, GPT-3 – 175 млрд, GPT-4 – 1 трлн [70];

2) вычислительные мощности и память. Обучение сложных нейронных сетей с большим количеством параметров требует больших возможностей по хранению и быстрой передачи данных, мощных процессоров и ИИ чипов;

3) энергоэффективность. Обучение нейронных сетей является энергоемким процессом и затрагивает большое количество мощностей. Разработки в сфере оптимизации алгоритмов и вычислений позволят придать значительное ускорение развитию технологий в сфере ИИ;

4) открытость технологий. Современный мир информационных технологий достаточно открыт, что выражается тем, что частные разработчики и крупные компании часто публикуют в открытом доступе результаты своих работ и программный код. Такая открытость позволяет популяризировать технологии и привлекать к их разработке и усовершенствованию многих талантливых программистов;

5) архитектуры нейронных сетей. Рекуррентные нейронные сети в свое время стали важным шагом в развитии нейросетевых технологий. Таким же важным шагом может стать как усовершенствование рекуррентных сетей, так и появление новых архитектур. Новые архитектуры могут повлиять на разные свойства нейронных сетей: увеличить скорость обучаемости, снизить потребление мощностей и многое другое;

6) алгоритмы обучения. Алгоритмы обучения, также как и новые архитектуры, могут способствовать увеличению эффективности нейронных сетей;

7) нейронаука и когнитивные науки. Идеи, лежащие в основе искусственного интеллекта, берут свое начало из когнитивных наук и исследованиях работы мозга человека. Дальнейшие успехи в этой сфере могут послужить источником новых идей по усовершенствованию нейронных сетей;

8) стандартизация и совместимость. Общие стандарты и инструменты разработки и использования ИИ будут способствовать сотрудничеству между различными коллективами разработчиков.

Таким образом, на мировом рынке технологий и услуг в сфере ИИ за последние годы выделились основные лидеры, занимающиеся разработкой платформ для решения широкого круга потребностей потенциальных потребителей по всему миру. В свою очередь крупных мировых решений в сфере предиктивной аналитики фондового рынка в настоящее время нет. Дальнейший рост рынка ИИ и, в частности, предиктивной аналитики, связан с преодолением ряда вызовов, связанных как с техническими, так и финансовыми аспектами.

3.2 Потенциал внедрения методов технического анализа в разработанную систему предиктивной аналитики

В рамках разработанной системы используется только анализ изменения значений дневных котировок конкретной акции. Данная система может быть доработана путем внедрения методов технического анализа, основанного на дополнительном учете при прогнозировании широкого спектра технических индикаторов. Технически данная разработка может представлять собой отдельный модуль, использующий те же самые архитектуры моделей, представленные в работе, но обучаться эти модели будут не только на значениях котировок, но и на значения подобранных и рассчитанных индикаторов. Расчет данных индикаторов можно реализовать за счет уже существующих в большом количестве готовых библиотек для разных языков программирования, позволяющих быстро вычислить технические индикаторы, имея в распоряжении наборы данных со значениями котировок. Следует также отметить, что современные ИИ-системы уже умеют анализировать изображения и обучаются анализировать графики изменения биржевых котировок. В частности, модель GPT-4 от компании Open AI уже в тестовом режиме проводит технический анализ графиков изменения котировок [107]. Проведение тестов и потенциальное добавление к разработанной системе

моделей технического анализа, учитывающих значения технических индикаторов, связано с рядом плюсов:

1) технические индикаторы могут упорядочить и стандартизовать исторические изменения котировок и, возможно, облегчить их анализ и прогнозирование;

2) различные виды и комбинации скользящих средних могут сгладить лишние шумы в исходных данных;

3) наблюдаемые зависимости изменения цен от показателей технических индикаторов или сформировавшихся фигур позволяют зачастую определить прибыльные сигналы ко входу в торговую позицию или ее закрытию;

4) технические индикаторы типа индекса относительной силы (RSI) позволяют количественно оценить настроение инвесторов и сигнализировать о его потенциальных изменениях;

5) большая часть технических индикаторов легко рассчитывается и интерпретируется при проведении исследований и тестов.

В настоящее время на мировом фондовом рынке автоматизация технического анализа используется, как правило, при разработке торговых роботов, функционирующих на краткосрочных временных интервалах, исчисляющихся минутами. Популярные трейдинговые платформы, представленные на международном рынке, предлагают широкий функционал по использованию технических индикаторов и формированию торговых сигналов на их основе.

В качестве расширения разработанной в рамках работы системы необходимо дополнительно обучить техническую модель, в рамках которой торговые данные необходимо трансформировать до расширенного признакового пространства, что позволит разрабатываемой нейронной сети более четко выявлять закономерности между признаками. Получившиеся внутри пространства признаки можно классифицировать на три группы:

- 1) производные ряда;
- 2) технические индикаторы;
- 3) контекстные признаки.

К первой группе признаков относятся различные показатели, связанные с колебанием котировок открытия и закрытия, максимумов и минимумов, а также торговых объемов. Примерами производных ряда служат следующие значения:

- разница между текущими значениями открытия, закрытия, максимумов и минимумов с предыдущими значениями или предыдущими значениями с учетом определенного временного интервала;
- отношение объема торгов за текущий день к среднему или медианному значению объемов;
- величины колебания цен внутри исследуемого временного интервала;
- разница между значениями котировок и значениями скользящих средних для разных периодов.

Ко второй группе признаков относятся непосредственно технические индикаторы. Для формирования конечного списка технических индикаторов необходимо провести комплексный анализ существующих стратегий и провести тесты использования отобранных индикаторов в качестве торговых сигналов на исторических данных для разных акций. Отобранные для обучения модели индикаторы будут являться дополнительными источниками данных, дающими больше информации о текущем состоянии котировок нейронной сети.

К третьей группе признаков относятся дополнительные данные, которые не характеризуют напрямую значение котировки, но служат ее свойствами. Примерами контекстных признаков служат кодировки дней недели, соответствующие значениям котировок, кодировки акций и иная информация. Название акции будет играть значительную роль, так как поведение участников рынка может варьироваться не только в зависимости от отрасли бизнеса, но и в зависимости от компании.

Также стоит отметить, что в качестве контекстного признака можно передавать нейронной сети название страны, откуда функционирует исследуемая компания. Передача данного признака позволит во время тестирования системы проанализировать, как принадлежность к той или иной стране влияет на котировки

акций, а также, возможно, получится выявить схожие паттерны поведения котировок в разрезе различных регионов или секторов мировой экономики.

Вторым важным усовершенствованием разрабатываемой системы является разработка модуля, отвечающего за анализ новостей и степени их влияния на котировки. Разработка данного модуля представляет собой достаточно сложную задачу, так как включает в себя процессы по обучению нескольких нейронных сетей, решающих ряд задач:

- 1) определение региона и страны, к которому относится новость;
- 2) деление новостей на экономические и неэкономические;
- 3) деление новостей по отраслям экономики;
- 4) выявление компаний, к которым относится новость;
- 5) определение характера влияния новости на фондовый рынок (долгосрочный или краткосрочный);
- 6) выявление новостей, способных оказать влияние на экономику страны или региона;
- 7) классификация новостей по степени эмоциональной окраски.

Решение всех перечисленных выше задач требует не только обучения моделей ИИ, но и значительного объема работ по сбору данных и их предварительной разметке. Более того, для масштабирования разрабатываемой системы на международный рынок необходимо обучить модель работать с новостями на разных языках. Немаловажным вопросом при обучении таких моделей будет являться оценка влияния новостей на котировки акций международных компаний, для которых могут одновременно выходить хорошие новости в одной стране и плохие в другой. Такая ситуация потребует дополнительных исследовательских работ, направленных на определение весов новостей в разрезе различных стран и их экономик. Подобная проблема может возникнуть при прогнозировании котировок акций компаний, представленных в одной стране или регионе, но предлагающих широкий спектр услуг их разных экономических секторов, которые могут быть не связаны между собой. Еще одной важной и сложной задачей при разработке данного модуля выступает обучение

нейронных сетей определять краткосрочность и долгосрочность влияния новостей на котировки. Разработка и внедрение модуля новостного анализа позволит с одной стороны быстро реагировать на экстренные новости и закрывать или открывать позиции на их основе, а с другой – позволит определять среднесрочные и долгосрочные тренды движения котировок в зависимости от уровня позитивности и значимости новости.

3.3 Перспективы вывода российского программного продукта прогнозирования мирового рынка акций на международный рынок предиктивной аналитики

Рост мирового рынка акций стимулирует появление большого количества различных решений от брокеров и иных компаний, позволяющих комбинировать торговые программы с ПО, предназначенным для прогнозирования котировок акций и трендов котировок акций (примером такого решения является T-Bank Invest API).

В настоящее время при анализе фондового рынка и прогнозировании будущих трендов акций с целью принятия торговых решений частные инвесторы и трейдеры, как правило, вручную собирают из разных источников аналитическую, новостную и иную информацию, позволяющую оценить состояние фондового рынка и интересующего актива. Одним из актуальных источников аналитической информации являются генерируемые брокерами советы по будущему движению котировок. Такие советы предлагают различные банки, биржи и брокеры.

В крупных компаниях работа по аналитике активов ведется специализированными департаментами, в которых работу по аналитике и сбору данных ведут несколько специалистов, но зачастую (особенно в России) без использования механизмов автоматизации и нейронных сетей. Для российской практики также обычным является подход, при котором большую часть аналитических данных компания закупает у крупных информационных провайдеров, а дальше уже отдел аналитики суммирует полученную информацию и выводит собственные прогнозы. Как правило, такие аналитические отделы

работают совместно с ML-командами и квантами, разрабатывающими внутри компании собственные решения в сфере ИИ, направленные на прогнозирование фондового рынка и отбор наиболее перспективных для инвестиций или спекуляций активов. Многие компании также начинают задумываться или уже разрабатывают ИИ-решения, направленные на оценку сентимента новостного фона для акций. В то же время, такое ПО разрабатывается только для внутренних нужд компаний и результаты его работы нигде не публикуются.

У частных инвесторов и трейдеров зачастую отсутствует возможность при проведении анализа рынка и сборе аналитических материалов дифференцировать источники аналитической информации по фондовому рынку в зависимости от способа анализа (проведен ли анализ с использованием нейронных сетей и иных технологий искусственного интеллекта, либо проведен только на основе действий аналитиков компании). Данный факт обусловлен тем, что крупные брокеры не раскрывают информацию об уровне внедрения ИИ-решений в их аналитику рынка. Также нет информации какие модели используют брокеры, с какой точностью работают модели, а также на какой срок модели дают прогноз. Например, в инвестиционном приложении Т-Банка есть вкладка инвестиционные идеи, в которой предлагаются идеи на основе только двух видов анализа, не включающих нейронные сети или иные технологии на базе ИИ: «на основе теханализа» для краткосрочных прогнозов и «аналитики Т-инвестиций» для долгосрочных прогнозов [30]. В рамках реализуемого проекта частным инвесторам дается «прозрачный» аналитический инструмент, позволяющий инвесторам четко понимать точность и сроки прогнозирования моделей, а также позволяющий учитывать прогнозы различных моделей и их ансамблей. Понимание точных сроков прогнозирования также дополнительно помогает инвесторам регулировать риск-менеджмент при торговле на фондовом рынке.

Рынок предиктивной аналитики, являясь составляющим звеном рынка технологий искусственного интеллекта, динамически растет вслед за рынком ИИ. Согласно прогнозу Precedence Research, мировой рынок предиктивной аналитики в 2024 году составит в денежном выражении 13,94 млрд долл. США, к 2030 году

рынок вырастет до 43,5 млрд долл. США, а к 2032 году до 67,86 млрд долл. США [97]. А, как указывалось ранее в исследовании, согласно прогнозам компании Сбер, мировой рынок предиктивной аналитики к 2030 году вырастет до 44,3 млрд долл. США [21].

Наиболее близкими, но не прямыми аналогами разрабатываемой системы являются следующие:

- ценовая аналитика и прогнозы, проводимые независимым международным ценовым агентством Argus Media (головной офис – Лондон, Великобритания). В рамках платформы потребителям продаются различные данные о биржевых котировках, ключевых факторах, влияющих на цену и аналитические отчеты компании [17];

- американское информационное агентство S&P Global Platts, наряду с Argus Media признается одним из двух наиболее влиятельных котировальных агентств на мировом рынке нефти и нефтепродуктов. Ключевые продукты, предлагаемые агентством: рыночная аналитика; онлайн новости, котировки и аналитика; геопространственные данные [106];

- информационное агентство Bloomberg является крупнейшей в мире платформой, агрегирующей в себе как числовые данные по финансовым рынкам, так и нечисловые данные. В настоящее время компания ушла из России;

- инвестиционные рекомендации и инвестиционные продукты крупных российских брокеров, таких как Альфа-Банк и Т-Банк;

- Финам AI-скринер – скринер акций от компании Финам, дополнительно использующий шесть прогнозных моделей, обученных на исторических данных прошлых 10 лет. Разработанная платформа дает прогноз на неделю, месяц, три месяца, полгода и год вперед, но прогноз осуществляется не для текущей цены, а для средней, рассчитываемой за определенное окно дней [18].

Необходимо отметить, что торговые платформы типа MetaTrader, TradingView, Quick и другие не являются прямыми аналогами продукта, так как эти платформы предоставляют функционал, необходимый для непосредственной торговли на бирже, в то время как создаваемый продукт является программным

обеспечением, предоставляющим услуги по сбору, предоставлению и анализу данных, на которые будут опираться частный инвестор или компания во время заключения сделок на бирже.

Возвращаясь к разработанному в рамках исследования ПО стоит отметить, что, так как обученные нейронные сети могут быть использованы для прогнозирования акций компаний из разных стран, целесообразно выводить разрабатываемый продукт на зарубежные рынки. В качестве первых стран для выхода на международный рынок были выбраны страны БРИКС. Страны БРИКС занимают лидирующие позиции по доле компаний, проводящих исследования в сфере искусственного интеллекта. В 2024 году руководства стран договорились о создании альянса по развитию ИИ – Альянс БРИКС+AI [5, 24]. Согласно оценкам, к 2030 году экономический эффект от внедрения технологий ИИ в странах БРИКС составит 350-600 млрд долл. США [23]. Ожидается, что порядка 70% от потенциального экономического эффекта будет приходиться на шесть отраслей: банковская сфера, розничная торговля, машиностроение, энергетика, ИТ и электроника.

В качестве наиболее перспективных стран для вывода разработанной отечественной системы предиктивной аналитики выступают Индия и Китай, в которых, как было рассмотрено в главе 1, прогнозируется рост доли рынков Индии и Китая в мировом фондовом рынке. Такая ситуация может привести к росту потенциальных потребителей продукта, так как рост фондовых рынков стран приведет к тому, что больше жителей страны задумаются об инвестициях в акции и будут искать различную информацию о рынке, в том числе различные аналитические отчеты и сигналы, сгенерированные нейронными сетями.

В качестве ключевых преимуществ выхода на рынок Индии стоит отметить:

- за последние два десятилетия индийский фондовый рынок превзошел как развитые, так и развивающиеся страны, что отражено на рисунке 3.1;

- чтобы сформировать более привлекательную атмосферу для иностранных производителей, Индия предлагает налоговые льготы и скидки, а также инвестирует в развитие дорожно-транспортной сети с целью развития

логистической инфраструктуры. Индия активно развивает отношения с российскими партнерами в сфере ИИ. Например, в 2025 году российский банк Альфа-Банк получил индийскую премию Fintech India Innovation Awards [81];

- крупные мировые производители уже увеличивают инвестиции в Индию. Например, в 2023 году Apple увеличила производство iPhone в стране и теперь выпускает там почти 7% от общего выпуска продукции [52];

- потенциал роста индийских компаний, котирующихся на бирже, также обеспечивается за счет того, что на местные услуги приходится более половины ВВП Индии и страна не сильно зависит от экспорта, а значит менее уязвима к изменениям в мировой экономике чем многие другие страны.

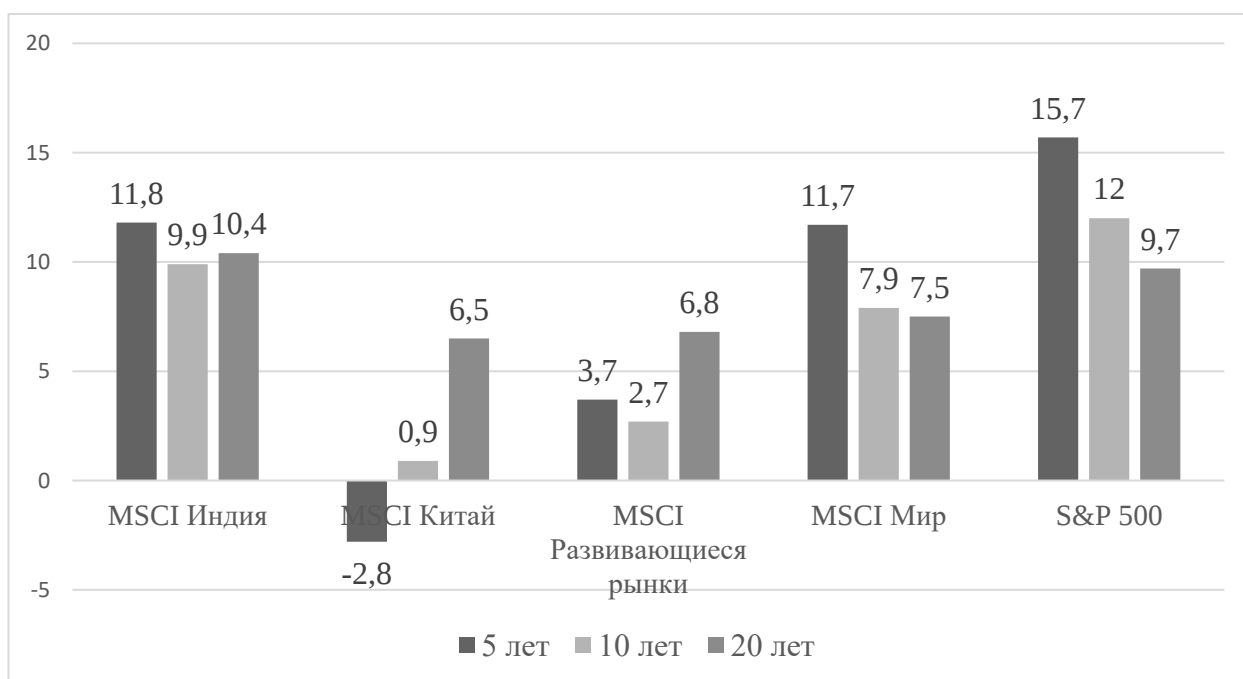


Рисунок 3.1 – Изменения MSCI Индии (составлено автором на основе [82])

К ключевым страновым рискам Индии следует отнести:

1) дисбаланс рабочей силы – почти половина местных жителей Индии занята в сельском хозяйстве, что оказывает отрицательное влияние на рост производства в стране. Доля производства в ВВП Индии занимает лишь 15% в сравнении с 19%, приходящимися на обрабатывающую промышленность, в которой занято 27% трудоспособного населения;

2) доля рабочей силы – в Индии только 40% населения входят в рабочую силу, что значительно ниже среднемирового показателя в 65%. Данному фактору способствует низкий уровень создания рабочих мест в условиях быстро растущего числа молодых специалистов, а также культура страны, не поддерживающая работу женщин, особенно вышедших замуж;

3) есть мнение, что индийские акции уже переоценены и включают в себя потенциал роста страны. В такой ситуации индийским компаниям необходимо поддерживать прогнозируемые темпы роста бизнеса, что является сложной, но реализуемой задачей.

Среди ключевых преимуществ Китая для вывода продукта стоит отметить:

- прогнозируется, что среднегодовой темп роста экосистемы бирж Китая за период с 2025 по 2029 год будет составлять 8,12% и к 2029 году экосистема фондовых бирж Китая достигнет объема 223,64 млрд долл. США. Такая ситуация отражает потенциал рынка для инвестиционных и технологических решений, позволяющих улучшить торговлю акциями и иными финансовыми инструментами [1];

- в Китае значительно развивается инфраструктура вычислительных мощностей для обучения ИИ. Например, китайский технологический гигант Tencent разработал сеть, позволяющую объединять в кластер 100 тыс. видеокарт. Доступ к таким мощностям может являться важным преимуществом для масштабирования разрабатываемого продукта;

- ожидается рост инвестиций в Китай и активизация китайского рынка акций за счет роста количества зарубежных инвесторов, привлекаемых различными факторами, такими как появление разработчика ПО в сфере ИИ, разработавшего DeepSeek, и ослабление контроля технологических гигантов со стороны правительства [63];

- руководство китайских компаний все чаще в качестве ключевых целей бизнеса выделяет повышение доходности для акционеров. В 2024 году китайскими компаниями был выплачен рекордный объем дивидендов – 2,4 трлн юаней [66].

К ключевым преградам при выводе продукта на китайский рынок следует отнести:

- конкуренция среди большого количества китайских разработчиков решений в сфере ИИ и непосредственно предиктивной аналитики осложняет вход в рынок иностранных разработчиков;
- существует риск копирования или утечек технологий, используемых в разрабатываемом продукте.

Рынки Бразилии и ЮАР занимают незначительные доли в капитализации мирового фондового рынка, но продолжают развиваться и привлекать иностранные инвестиции. Бразильская фондовая биржа В3 является одной из самых технологичных в Латинской Америке, что является благоприятным фактором в плане получения биржевых данных, необходимых для обучения нейронных сетей, рассматриваемых в исследовании. Стоит отметить, что рынок акций Бразилии в настоящее время не привлекателен для инвесторов, так как, несмотря на его активность, существует ряд противоречий, связанных с текущей политикой и экономическими показателями (в первую очередь, с инфляцией) в стране [61]. Акции в ЮАР торгуются на Йоханнесбургской фондовой бирже (JSE), но не являются в настоящее время привлекательными для инвесторов в связи с опасениями по поводу замедления экономики и эффективности проводимых государством реформ [86]. Тем не менее, рынки данных стран могут быть в перспективе интересны для вывода на них разрабатываемой в рамках исследования отечественной системы предиктивной аналитики, так как страны заинтересованы в развитии технологий на стыке искусственного интеллекта и финансов, а высокая волатильность на их фондовых рынках в свою очередь стимулирует спрос на средства предиктивной аналитики.

В рамках стратегии выхода с разработанным ПО на международный рынок, в качестве целевых покупателей выбраны в первую очередь частные инвесторы, что связано с рядом причин:

- в настоящее время наблюдается рост частных инвесторов как в России, так и в других странах (например, по данным Мосбиржи, в 2024 году доля физических лиц в объеме торгов акциями составила рекордные 77,8% [12]);

- растет осведомленность людей о технологиях искусственного интеллекта, их заинтересованность и желание попробовать продукты и услуги, связанные с ИИ;

- частные инвесторы не обладают ресурсами для обучения и разработки нейронных сетей, помогающих прогнозировать биржевые тренды;

- многие частные инвесторы не имеют профильного финансового образования и ищут сторонние инструменты, помогающие при анализе фондового рынка и построении инвестиционного портфеля;

- самый доступный источник аналитики для частных инвесторов – отчеты и предложения брокеров, которые могут быть заинтересованы в продвижении определенных продуктов, в то время как в рамках разрабатываемой системы все активы оцениваются и прогнозируются непредвзято;

- разрабатываемая система может быть адаптирована к зарубежным акциям, для этого необходимо обучить нейронные сети на наборах данных об изменении котировок необходимых акций.

Портрет целевого потребителя включает в себя следующие параметры:

- мужчина или женщина, живущие в стране распространения продукта, в возрасте от 20 до 40 лет, склонные к риску и готовые к высокорискованным вложениям;

- профессии целевых потребителей обеспечивают им средний уровень дохода, позволяющий откладывать небольшую часть денег для накоплений;

- целевые потребители обладают базовыми навыками финансовой грамотности и стремятся получать дополнительный доход за счет инвестирования собственных накоплений в рынок акций;

- целевые потребители не обладают достаточным временем для получения профессионального образования в сфере финансов и трейдинга, а также не обладают значительным финансовым ресурсом для приобретения дорогих банковских аналитических продуктов, доступных только крупным инвесторам, но

хотят иметь под рукой аналитический инструмент, позволяющий правильно инвестировать сбережения;

- в связи с занятостью на основной работе потребители не готовы ежечасно анализировать и мониторить состояние мирового рынка акций, поэтому им выгоднее использовать продукт, позволяющий прогнозировать изменение цен на дневном диапазоне.

Разрабатываемое ПО также может быть интересно потенциальным потребителям вследствие того, что с каждым годом анализ мирового рынка акций усложняется в связи с повсеместным ростом объема данных, которые необходимо обработать и оценить их влияние на котировки акций. Кроме того, не все частные инвесторы, тем более начинающие, имеют достаточно навыков и опыта анализа. Данному факту способствует следующее:

- растет объем сгенерированных данных за счет роста использования цифровых устройств, в первую очередь мобильных телефонов;

- за счет упрощения процессов сбора и обработки данных (в том числе за счет внедрения решений на основе ИИ) растет объем финансовой информации, генерируемой предприятиями;

- растет объем информации о денежных переводах и перетекании капиталов за счет процессов оцифровки транзакций.

Итоговый продукт планируется продавать в форме различных месячных и годовых подписок на получение результатов прогнозирования по всему фондовому рынку или только по выбранным активам. Реализация различных видов подписок позволяет дать возможность пользоваться продуктом потребителям с разным уровнем дохода. У потенциального потребителя также существует возможность заказать обучение и тестирование подобранных моделей под конкретные акции.

Реализация доступа к разработанной системе через сайт и популярные мессенджеры, а также локализация продукта и перевод на разные языки позволят значительно расширить потенциальное количество потребителей продукта, так как им сможет пользоваться любой человек из любой страны, имеющий доступ к сети интернет. С целью привлечения большего количества иностранных потребителей

необходимо масштабировать продукт и обучать больше нейронных сетей для прогнозирования широкого спектра акций, торгуемых на мировом рынке акций.

Ценностное предложение одинаково как для отечественных, так и зарубежных частных инвесторов и компаний. Разрабатываемая система позволяет быстро прогнозировать тренд фондового рынка, а также осуществлять ежедневный мониторинг и корректировку прогнозов при необходимости. Система может быть использована частными инвесторами как вспомогательный инструмент для анализа рынка и принятия торговых решений. Еще одной важной чертой выступает возможность полной автоматизации торговых решений модели и формирования портфеля. Для представителей банковской и брокерской отраслей разрабатываемый продукт может быть интересен как технология предиктивной аналитики фондового рынка, которой сейчас банки и брокеры активно интересуются и привлекают сторонние проекты на разных условиях.

Необходимо отметить, что разрабатываемая система является полностью отечественной разработкой и отдельные ее программные модели уже были зарегистрированы в Роспатенте, что котируется и в стране, куда планируется выходить с продуктом. Перечень полученных свидетельств о регистрации ЭВМ из Роспатента:

- Средство сбора и обработки данных по котировкам фондового рынка, свидетельство №2023665107;
- Средство прогнозирования котировок фондового рынка с использованием алгоритма XGBoost, свидетельство №2023668163;
- Средство прогнозирования котировок фондового рынка с использованием LSTM нейронных сетей, свидетельство №2023667833;
- Средство тестирования базовых торговых паттернов на биржевом рынке акций, свидетельство № 2025610201.

В рамках взаимоотношений с юридическими лицами подразумевается не только наличие разных вариантов подписок, но и предполагаются возможности по доработке продукта и форматов отчетов под персональные нужды конечного потребителя. Запланирована разработка дополнительного программного модуля,

позволяющего выгружать интересующие заказчика данные посредством использования API. Такое решение позволит бизнесу просто и быстро внедрить разработанную в рамках исследования систему в собственную инфраструктуру. Такой гибкий подход позволит охватить большее количество заказчиков, представленных юридическими лицами. Также стоит добавить, что при разработке решения для бизнеса необходимо добавить дополнительный модуль, отвечающий за защиту данных и обеспечивающий безопасный канал передачи результатов прогнозирования заказчику.

К основным барьерам, способным возникнуть при представлении продукта потенциальным, следует отнести:

- непонимание некоторыми частными инвесторами механизма работы нейронных сетей, и, соответственно, наличие недоверия к проектам, использующим в своей основе ИИ. Данная проблема постепенно сокращается в связи с глобальной цифровизацией и внедрением ИИ в большую часть сфер жизнедеятельности человечества. Тем не менее, продукты на основе ИИ нужно постепенно внедрять и доказывать их результативность, особенно когда это касается капиталов инвесторов;

- недоверие менеджеров компаний к новым разработкам и технологиям. Несмотря на спрос банков и брокеров на сторонние решения в сфере предиктивной аналитики, чтобы продать им свой продукт необходимо пройти ряд технических проверок и оценку эффективности разработанного продукта;

- наличие конкуренции на рынке со стороны брокеров и банков. Данный барьер служит как потенциальным препятствием, так и доказательством наличия спроса на технологии предиктивной аналитики фондового рынка. Более того, банки в настоящее время открыты к диалогу и рассматривают сотрудничество с другими разработчиками средств предиктивной аналитики.

Таким образом, страны БРИКС являются перспективным направлением вывода разрабатываемого программного обеспечения на мировой рынок. В качестве стран с первым приоритетом для вывода стоит отметить Индию и Китай. Возможность обучения нейронных сетей для акций любой зарубежной компании

позволяет масштабировать продукт на зарубежные рынки, а механика продажи продукта в виде подписок позволяет охватить широкий круг потенциальных потребителей с разным доходом и предпочтениями.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе получены следующие результаты:

1. Определен тренд на рост объемов торгов и волатильности мирового фондового рынка. Данный рост обеспечивается за счет набора факторов, ключевыми из которых выступают появление новых технологий и рост количества участников мирового фондового рынка и, соответственно, мирового рынка акций. Начиная с появления первой фондовой биржи в 17 веке и заканчивая настоящим временем, фондовый рынок претерпел ряд изменений, в основном связанных с его механизацией и цифровизацией, которые в свою очередь приводили к росту доступности мирового фондового рынка, повышению скорости и количества торговых сделок, а также росту количества участников мирового фондового рынка. Доли стран в торгах на мировом фондовом рынке также меняются со временем. Если в 1899 году в пятерку лидеров по доле в торгах на мировом фондовом рынке входили Великобритания, США, Франция, Россия и Австрия, то в настоящее время пятерка лидеров состоит из США, Европейского союза, Китая, Японии и Великобритании. В качестве наиболее перспективных стран, чья доля в мировом фондовом рынке может значительно вырасти в ближайшие 30 лет, отмечены Китай и Индия.

2. В исследовании отмечен тренд на рост доли частных инвесторов в мировом фондовом рынке. Цифровизация мирового фондового рынка привела к тому, что частные инвесторы в настоящее время имеют возможность торговать практически из любой точки мира и открывать счета онлайн. Такая простота открытия счета и ведения инвестиций привлекала и продолжает привлекать частных инвесторов. Появление широкого спектра возможностей, связанных с дроблением инвестиционных активов, ESG-инвестициями и ИИ-советниками будет в дальнейшем продолжать стимулировать появление новых частных инвесторов на мировом фондовом рынке, в том числе на мировом рынке акций. При этом многие частные инвесторы не обладают профильным образованием в экономике или финансах, поэтому рискуют потерять вложенные средства. Для снижения рисков потери средств такие частные инвесторы ищут различные средства анализа и

прогнозирования фондового рынка. Одним из таких средств является разрабатываемая в рамках исследования система предиктивной аналитики, использующая нейронные сети для анализа и прогнозирования котировок акций.

Рынок предиктивной аналитики динамично развивается и ожидается, что к 2030 году он вырастет в 3,2 раза в сравнении с 2022 годом. На такую динамику роста влияет популяризация внедрения в рабочие процессы компаний технологий на базе ИИ. Анализ существующих решений в сфере предиктивной аналитики мирового фондового рынка выявил высокие входные барьеры использования таких решений частными инвесторами, в то время как разрабатываемая система нацелена на доступность для частных инвесторов. Необходимо также отметить отсутствие детальной информации о технологиях и алгоритмах, лежащих в основе решений, предлагаемых крупными банками и компаниями.

3. Обучены нейронные сети для краткосрочного прогнозирования трендов котировок акций, торгуемых на мировом рынке акций. В ходе процесса тестирования десяти архитектур нейронных сетей, предназначенных для работы с данными в виде временных рядов, отобраны наиболее точные. Точность модели определялась на основе статистических показателей, а наиболее точные модели определялись путем подсчета количества результатов, в которых модель показала наилучший статистический результат в сравнении с другими на тестовой выборке данных об изменениях дневных котировок акций из разных стран и секторов экономики. В рамках исследования использовались акции из стран: Российская Федерация, Китай, США, Индия, Бразилия и ЮАР. Охвачены акции компаний, занятых в сельском хозяйстве, ИТ, нефтегазовой отрасли, металлургии, ретейле, автомобилестроении и СМИ. Кроме архитектур нейронных сетей на основе сравнения точности моделей отобраны наиболее подходящее для обучения нейронных сетей количество параметров. Дополнительно стоит отметить, что для реализации процессов обучения и тестирования моделей были дополнительно разработаны модули сбора, обработки и хранения данных, а также механизмы тестирования, которые в совокупности являются частью разрабатываемой в рамках исследования системы предиктивной аналитики.

4. На основе отобранных нейронных сетей проведена имитация торгов на исторических данных об изменении котировок акций компаний из разных стран и секторов экономики. Торги проводились по следующему алгоритму – если нейронная сеть спрогнозировала рост котировки, то по цене открытия дня открывается торговая позиция на покупку, а закрывается позиция в тот же день по цене закрытия, размер торговой позиции всегда одинаков. Аналогично для случаев, когда нейронная сеть прогнозирует снижение цены – открывается позиция на продажу. Всего было проведено 3474 сделки, из которых 78,5% - прибыльные. В рамках проведенных торговых тестов отобраны модели, показавшие наибольшую прибыль. Максимальный размер прибыли за 2 месяца торгов составил +25%.

5. В рамках исследования отмечено, что на мировом рынке средств предиктивной аналитики, связанных с анализом и прогнозированием мирового рынка акций, нет ярко выраженных лидеров. Дальнейшее развитие технологий предиктивной аналитики мирового фондового рынка будет зависеть как от развития технологий в сфере ИИ, так и решения вопроса финансирования разработок в сфере предиктивной аналитики для фондового рынка. Автором отмечена возможность выхода с разрабатываемым программным продуктом на зарубежные рынки услуг предиктивной аналитики мирового фондового рынка и, в частности, мирового рынка акций. В качестве наиболее перспективного направления вывода разработанного продукта на мировой рынок в исследовании определены страны БРИКС, которые уже активно сотрудничают между собой в сфере искусственного интеллекта и создают общие программы развития. Внутри БРИКС наиболее перспективными рынками выступают Индия и Китай, которые активно инвестируют в развитие различных технологий на базе искусственного интеллекта, а также представляют страны, чья доля по объему торгов на мировом фондовом рынке может значительно вырасти в ближайшие годы. ЮАР и Бразилия, несмотря на проблемы в экономике, также определены как перспективные рынки для разрабатываемого программного продукта.

Таким образом, достигнута цель исследования и разработана система прогнозирования котировок российских и зарубежных акций. Проведена апробация результативности разработанной системы на исторических данных.

В качестве рекомендаций по применению результатов диссертации предлагается использовать разработанную систему для торговли на мировом рынке акций в качестве дополнительного аналитического инструмента трейдера или инвестора. Результаты работы разработанной системы могут являться дополнительными сигналами как для анализа интересующих активов, так и могут являться потенциальным сигналом о добавлении нового актива в торговый план. Разработанная система также может быть использована в качестве автономного торгового инструмента.

Перспективы дальнейшей разработки темы состоят в решении следующих задач:

- тестирование отобранных нейронных сетей для прогнозирования котировок на других временных диапазонах. Такие прогнозы можно потенциально использовать как самостоятельные сигналы, так и в качестве подтверждения сигнала для меньших временных диапазонов;
- масштабирование системы на более широкий спектр акций, что позволит привлечь больше потенциальных потребителей, заинтересованных в анализе различных активов;
- автоматизация технического и новостного анализа;
- изучение эффективности использования нейронных сетей в комбинации с интуицией опытных трейдеров.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Анализ размера и доли экосистемы фондового рынка Китая – тенденции роста и прогнозы (2024-2029 гг.) // Mordor Intelligence. – URL: https://www.mordorintelligence.com/ru/industry-reports/china-capital-market-exchange-ecosystem?utm_source=chatgpt.com (дата обращения: 18.01.2025).
2. БКС брокер запустил «Искусственный интеллект» // БКС Экспресс. - URL: <https://bcs-express.ru/novosti-i-analitika/bks-broker-zapustil-iskusstvennyi-intellekt> (дата обращения: 27.05.2023).
3. Богатырев, С.Ю., Никонова, И.А., Затевахина, А.В. Фундаментальный vs технический анализ, связаны ли длинные и короткие позиции инвесторов с их настроениями? / С.Ю. Богатырев, И.А. Никонова, А.В. Затевахина // Финансы и кредит. - 2023. - № 7 (835). - С. 1477-1495.
4. Вильямс, Л. Долгосрочные секреты краткосрочной торговли / пер. с англ. – Москва: Альпина Паблишер, 2020. – 320 с.
5. Генеративный ИИ в странах БРИКС+: тренды и перспективы // Яков и Партнеры. – URL: https://yakovpartners.ru/upload/iblock/cef/py1os9y3tik3dco9v9mkz8fie5rndfsf/210125_generative_AI_BRICS_RUS.pdf (дата обращения: 10.03.2025).
6. Группа «Самолет» запустила ИИ чат-бот для проектировщиков // CNEWS. - URL: https://www.cnews.ru/news/line/2023-10-12_gruppa_samolet_zapustila?yclid=lr13vok0zc120610256 (дата обращения: 20.10.2023).
7. Ивашук, О.Д., Пузырев, Н.С., Родионов, А.Ю. Разработка системы прогнозирования цен акций с использованием LSTM-сетей и метода линейной регрессии / О.Д. Ивашук, Н.С. Пузырев, А.Ю. Родионов // Информационные системы и технологии. - URL: https://oreluniver.ru/public/file/archive/isit_ISiT_6-23_kratkiy.pdf#page=18 (дата обращения: 25.05.2024).
8. Инвестиции россиян на бирже выросли более чем на 50%, превысив Р9 трлн // РБК Инвестиции. - URL: <https://www.rbc.ru/quote/news/article/65f1d2f29a79474318d1b665> (дата обращения: 18.03.2024).

9. Инвесторы предпочли не рисковать. Доля физлиц в торгах акциями вернулась к весне 2022 года // Коммерсантъ. - URL: <https://www.kommersant.ru/doc/6453364?ysclid=m1xp8w1bgd485520138> (дата обращения: 20.01.2024).

10. Как в России потратят 145 млрд рублей на развитие технологий искусственного интеллекта // CNEWS. - URL: https://www.cnews.ru/articles/2024-02-02_kak_v_rossii_potratyat_145_mlr_d_rubl_ej (дата обращения: 08.09.2024).

11. Как менялась доля частных инвесторов на Мосбирже // Rus Bonds. – URL: <https://rusbonds.ru/analytics/18694> (дата обращения: 20.12.2024).

12. Количество частных инвесторов на Московской бирже превысило 33 млн человек // Московская биржа. - URL: <https://www.moex.com/n72763?nt=106> (дата обращения: 08.09.2024).

13. Конкурент ChatGPT от китайской Baidu набрал больше 100 млн пользователей // Forbes. - URL: <https://www.forbes.ru/tekhnologii/503637-konkurent-chatgpt-ot-kitajskoj-baidu-nabral-bol-se-100-mln-pol-zovatelej?ysclid=lsyr43pems771685327> (дата обращения: 27.01.2023).

14. Котировки ПАО СПб Биржа // TradingView. - URL: <https://ru.tradingview.com/chart/?symbol=RUS%3ASPBE> (дата обращения: 26.09.2024).

15. Миллер, Д. Правила инвестирования Уоррена Баффетта. — 2-е изд. — М.: Альпина, 2021. — 372 с.

16. Национальная стратегия развития ИИ на период до 2030 года утверждена Указом Президента РФ от 10.10.2019 № 490 // Искусственный интеллект Российской Федерации. - URL: <https://www.futuremarketinsights.com/reports/predictive-analytics-market> (дата обращения: 20.03.2023).

17. О продуктах и сервисах Argus // Argus. - URL: <https://www.argusmedia.com/ru/solutions/products?sortField=title&asc=1&page=1> (дата обращения: 12.09.2024).

18. Об AI скринере // Финам. - URL: <https://ai.finam.ru/about?ysclid=m1m6j5hezt116310529> (дата обращения: 20.03.2024).

19. Объем торгов на Мосбирже в 2023 году достиг рекордных ₽1,3 квадриллиона // РБК. - URL: <https://www.rbc.ru/quote/news/article/659ebac59a79470d50860bec> (дата обращения: 10.02.2023).

20. Правила тарификации для Yandex Foundation Models // Yandex Cloud. - URL: https://yandex.cloud/ru/docs/foundation-models/pricing?utm_referrer=about%3Ablank (дата обращения: 27.01.2023).

21. Предиктивная аналитика: инструкция по применению ИИ при прогнозировании // Сбер ПРО. - URL: <https://sber.pro/publication/prediktivnaya-analitika-instrukciya-po-primeneniyu-ii-pri-prognozirovanii/?ysclid=m125qzd41s292399459> (дата обращения: 14.02.2023).

22. Приложение Шедевр от Яндекса вошло в тройку ведущих приложений мира с генеративным ИИ // Яндекс. - URL: <https://yandex.ru/company/news/01-18-01-2024?ysclid=lrjqs9pdz3728760608> (дата обращения: 25.01.2024).

23. Проекты Сбер Labs // Сбер Labs. - URL: <https://sberlabs.com/projects> (дата обращения: 08.05.2024).

24. РФПИ совместно с шестью странами БРИКС создаст альянс по развитию ИИ // Ведомости. – URL: <https://www.vedomosti.ru/technology/news/2024/12/11/1080717-rfpi-sozdast-alyans> (дата обращения: 20.01.2025).

25. Талер Р. Новая поведенческая экономика. Почему люди нарушают правила традиционной экономики и как на этом заработать / Р. Талер / пер. с англ., 1 изд. – М.: Издательство «ЭКСМО» – 2022. – 556 с.

26. Тарифы Yandex Cloud // Yandex Cloud. - URL: <https://yandex.cloud/ru/prices> (дата обращения: 18.03.2023).

27. Технологии для бизнеса от Т-Банка // Т-Банк. - URL: <https://www.tbank.ru/software/> (дата обращения: 25.01.2024).

28. Тимофеев, А.Г., Лебединская, О.Г. Модель применения сверточной нейронной сети (CNN) в сочетании с долговременной памятью (LSTM) прогнозирования цены на нефть в условиях неопределенности / А.Г. Тимофеев, О.Г. Лебединская // Экономика. - URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/model->

primeneniya-svertochnoy-neyronnoy-seti-cnn-v-sochetanii-s-dolgovremennoy-pamyaty u-lstm-prognozirovaniya-tseny-na-neft-v/viewer (дата обращения: 20.06.2024).

29. Т1 и Мосбиржа пилотируют систему мониторинга ИТ-процессов на искусственном интеллекте // Retail.ru. - URL: <https://www.retail.ru/rbc/pressreleases/t1-i-mosbirezha-pilotiruyut-sistemu-monitoringa-it-protsessov-na-iskusstvennom-intellekte/> (дата обращения: 20.05.2023).

30. Т-Инвестиции - простой способ быть инвестором // Т-Банк. - URL: <https://www.tbank.ru/invest/> (дата обращения: 11.09.2024).

31. Ученые из MIT и эксперты включили «Яндекс» в число мировых лидеров по развитию ИИ // Forbes. - URL: <https://ir.yandex.ru/press-releases?year=2023&id=27-04-2023> (дата обращения: 20.12.2023).

32. Французский конкурент Open AI привлек €385 млн от инвесторов // Forbes. - URL: <https://www.forbes.ru/investicii/502259-francuzskij-konkurent-openai-privlek-385-mln-ot-investorov> (дата обращения: 27.01.2023).

33. Шарп, У. Инвестиции: учебное пособие / У. Шарп, Г. Александер, Д. Бэйли / пер. с англ. А. Р. Силаева, М. В. Силаева. – М.: Инфра-М, 2018. – 1024 с.

34. Шевченко, И.В., Бондарев, Д.Г. Иррациональные составляющие современных финансовых рынков / И.В. Шевченко, Д.Г. Бондарев // Cyberleninka. - URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/irratsionalnye-sostavlyayushchie-sovremennyh-finansovyh-rynkov/viewer> (дата обращения: 20.03.2024).

35. Эффективные отечественные практики на базе технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве // АНО Цифровая экономика. - URL: https://files.data-economy.ru/Docs/Effektivnye_otchestvennye_praktiki_na_baze_tekhnologij_iskusstvennogo.pdf (дата обращения: 29.03.2024).

36. Яндекс инвестировал более 6 млрд рублей в цифровую безопасность в 2023 году // Яндекс. - URL: <https://ir.yandex.ru/press-releases?year=2023&id=27-04-2023> (дата обращения: 20.01.2024).

37. Яндекс объявляет финансовые результаты за I квартал 2023 года // Яндекс. - URL: <https://ir.yandex.ru/press-releases?year=2023&id=27-04-2023> (дата обращения: 28.04.2023).

38. «Сбер» оценил экономическую выгоду от внедрения нейросетей в 350 млрд рублей // Состав. - URL: <https://www.sostav.ru/publication/sber-otsenil-effekt-ot-vnedreniya-nejrosetej-61180.html> (дата обращения: 14.02.2023).

39. «Сбер» представил новую стратегию. Что важно знать // РБК. - URL: <https://www.rbc.ru/finances/06/12/2023/656f1cfc9a79474abd886bfb?ysclid=m0yk2l3y2x804076005> (дата обращения: 14.02.2023).

40. Baidu запустила платную версию чат-бота Ernie Bot // Финам. - URL: <https://www.finam.ru/publications/item/baidu-zapustila-platnuyu-versiyu-chat-bota-ernie-bot-20231101-0953/?ysclid=lsyro7mm5t867753882> (дата обращения: 27.01.2023).

41. Microsoft анонсировала новые многомиллиардные инвестиции в создателя ChatGPT OpenAI // Forbes. - URL: <https://www.forbes.ru/tekhnologii/484087-microsoft-anonsirovala-novye-mnogomilliar-dnye-investicii-v-sozdatela-chatgpt-openai> (дата обращения: 25.01.2023).

42. VK Cloud - Облачная ИТ-платформа бизнес-класса от VK // VK Cloud. - URL: https://cloud.vk.com/?utm_source=yandex.direct.DL&utm_medium=cpc&utm_campaign=y_brand_umnaya_general1_rf_100607881&utm_content=15357766256&utm_term=---autotargeting&etext=2202.zssuxpaIEh6Czj8PNamEEkNFa9S2obfuaW5Ry0GWA_B0Z29sZGZtdWNoenByYWV0.e7b0c2d17985c2f70ca5caf62db3f238147baee0&yclid=14367157707114020863 (дата обращения: 25.01.2023).

43. Yandex Cloud - надежное облако для вашего бизнеса // Yandex Cloud. - URL: <https://yandex.cloud/ru/> (дата обращения: 25.01.2023).

44. Yandex GPT2. Генеративная языковая модель Яндекса // Ya.ru. - URL: <https://ya.ru/ai/gpt-2?ysclid=lsyqvtqnqq986136464> (дата обращения: 27.01.2023).

45. A novel data-driven stock price trend prediction system / Zhang, Jing, Shicheng Cui, Yan Xu [et al.] // Expert Systems with Applications. -2018. - № 97. – P. 60–69.

46. A record share of U.S. households now own stocks // AXIOS. - URL: <https://www.axios.com/2023/10/18/percentage-americans-own-stock-market-investing> (дата обращения: 20.10.2023).

47. Alibaba Cloud Launches Tongyi Qianwen 2.0 and Industry-specific Models to Support Customers Reap Benefits of Generative AI // Alibaba Cloud. - URL: https://www.alibabacloud.com/blog/alibaba-cloud-launches-tongyi-qianwen-2-0-and-industry-specific-models-to-support-customers-reap-benefits-of-generative-ai_600526 (дата обращения: 27.01.2023).

48. Alibaba Cloud: reliable secure cloud solutions to empower your global business // Alibaba Cloud. - URL: https://www.alibabacloud.com/en?_p_lc=7 (дата обращения: 06.10.2024).

49. Amazon Web Services // Amazon. - URL: <https://www.aboutamazon.com/what-we-do/amazon-web-services> (дата обращения: 25.01.2023).

50. AMR. Stock Market Software Market Outlook – 2031 // Allied Market Research. 2022. - URL: <https://www.alliedmarketresearch.com/stock-market-A14675> (дата обращения: 20.05.2024).

51. Annual Report Annual Report. Our annual report provides a transparent update on our progress and priorities // CITI. URL: <https://www.citigroup.com/global/investors/annual-reports-and-proxy-statements/2024/annual-report> (дата обращения: 20.03.2023).

52. Apple now makes almost 7% of its iPhones in India - Bloomberg News // Reuters. - URL: <https://www.reuters.com/technology/apple-now-makes-almost-7-its-iphones-india-bloomberg-news-2023-04-13/> (дата обращения: 12.09.2024).

53. Ariello D., Baker S. The effects of cryptocurrency wealth on household consumption and investment / D. Ariello, S. Baker, T. Balyuk, M. Maggio, M. Johnson, J. Kotter // FDIC. - URL: <https://www.fdic.gov/system/files/2024-07/johnson-paper.pdf> (дата обращения: 10.10.2024).

54. Artificial Intelligence Market Size Worth \$390.9 Billion by 2025: Grand View Research, Inc. // PR Newswire. URL: <https://www.prnewswire.com/news-releases/artificial-intelligence-market-size-worth-390-9-billion-by-2025-grand-view-research-inc-300999236.html> (дата обращения: 20.03.2023).

55. Asia-Pacific offshoring market grows fastest globally at 10.2% CAGR // Knight Frank. - URL: <https://www.knightfrank.com/blog/2024/03/28/asiapacific-offshoring-market-grows-fastest-globally-at-102-cagr> (дата обращения: 29.03.2024).

56. Bao W. A deep learning framework for financial time series using stacked autoencoders and long-short term memory / W. Bao, Y. Jun, R. Yulei // PLoS ONE. – 2017. - № 12. – P.e0180944.

57. Beautiful Soup documentation // Developer Interface. - URL: <https://beautiful-soup-4.readthedocs.io/en/latest/> (дата обращения: 08.02.2023).

58. Bernstein, W.J. The four pillars of investing / W.J. Bernstein // McGraw-Hill - 2002. - P. 316.

59. Bhandari, H., Rimal, B., Rimal, R. Predicting stock market index using LSTM / H. Bhandari, B. Rimal, R. Rimal // Machine learning with applications.- URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666827022000378> (дата обращения: 20.05.2024).

60. BharatGPT - India's LLM // BharatGPT. - URL: <https://bharatgpt.ai/> (дата обращения: 27.01.2023).

61. Brazil central bank raises long-term inflation forecasts, sees challenging path to target // Reuters. – URL: <https://www.reuters.com/world/americas/brazil-central-bank-raises-long-term-inflation-forecasts-sees-challenging-path-2025-03-27> (дата обращения: 10.02.2025).

62. Charted: American stock ownership back at all-time highs // Visual Capitalist. – URL: <https://www.visualcapitalist.com/american-stock-ownership-by-share-of-financial-assets/> (дата обращения: 08.11.2024).

63. China equity issuance doubles as tech race draws back global investors // Reuters. – URL: <https://www.reuters.com/markets/asia/china-equity-issuance-doubles-tech-race-draws-back-global-investors-2025-03-24> (дата обращения: 01.04.2025).

64. Cloud Computing Services // Google Cloud. - URL: <https://cloud.google.com/> (дата обращения: 06.10.2024).

65. Di Persio Luca. Recurrent Neural Networks Approach to the Financial Forecast of Google Assets / Di Persio Luca, Oleksandr Honchar // International Journal of Mathematics and Computers in simulation. – 2017. – № 11. – P. 7–13.

66. Dividend surge signals culture shift in China's markets // Reuters. – URL: <https://www.reuters.com/markets/asia/dividend-surge-signals-culture-shift-chinas-markets-2025-01-24> (дата обращения: 02.02.2025).

67. Dotcom bubble definition // Investopedia.- URL: <https://www.investopedia.com/terms/d/dotcom-bubble.asp> (дата обращения: 05.04.2024).

68. Emerging AI Trends In 2024: BlackRock Sees Shift Beyond Semiconductors, Cloud To Model Infrastructure // Interactive Brokers. - URL: <https://www.interactivebrokers.com/campus/traders-insight/securities/stocks/emerging-ai-trends-in-2024-blackrock-sees-shift-beyond-semiconductors-cloud-to-model-infrastructure/> (дата обращения: 26.12.2023).

69. Engle, R.F. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U.K. inflation / R.F. Engle // Econometrica. - 1982. - Vol.50, No.4 - P. 987-1007.

70. Evolution of GPT series: The GPT revolution from 1 to 4 trillion // Data Science Dojo. - URL: <https://datasciencedojo.com/blog/evolution-of-gpt-series/> (дата обращения: 20.09.2023).

71. Fama, E. F. Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. The Journal of Finance. – 1970. - № 25. – P. 383–417.

72. Fama, E.F. Random Walks in Stock Market Prices // Financial Analysts Journal. – 1965. – Vol. 21, No. 5. – P. 55–59. – DOI: 10.2469/faj.v21.n5.55.

73. Fama, E. F. The theory of finance: Holt, Rinehart and Winston / E. F. Fama, M. H. Miller. – 1972. – 346 p.

74. Fractional Shares: opening up the world of stock investing // Schwab Moneywise. - URL: <https://www.schwabmoneywise.com/essentials/fractional-shares> (дата обращения: 11.04.2025).

75. Frontier AI in your hands. Open and portable generative AI for devs and businesses // Mistral AI. - URL: <https://mistral.ai/> (дата обращения: 18.03.2024).

76. Generative AI could raise global GDP by 7% // Goldman Sachs. - URL: <https://www.goldmansachs.com/insights/articles/generative-ai-could-raise-global-gdp-by-7-percent> (дата обращения: 08.05.2023).

77. Global predictive analytics market growth statistics 2022 // Market Watch. - URL: <https://www.marketwatch.com/press-release/global-predictive-analytics-market-growth-statistics-2022-competitive-landscape-restraining-factors-market-concentration-rate-development-status-and-growth-by-forecast-2030-2022-07-18> (дата обращения: 20.03.2023).

78. Henrys K. Role of predictive analytics in business // SSRN. - 2021. - URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3829621#paper_citations-widget (дата обращения: 10.02.2024).

79. How global stock markets have changed in 117 years // Business Insider. - URL: <https://www.businessinsider.com/how-stocks-have-changed-in-last-century-2017-2> (дата обращения: 18.05.2023).

80. Hsieh, D. A Margin regulation and stock market volatility / D.A. Hsieh, M.H. Miller // The journal of finance. - 1990. - URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1540-6261.1990.tb05078.x> (дата обращения: 08.09.2024).

81. India eyes single-digit logistics costs to rival China & US // Fintech India innovation 2025. – URL: <https://www.fintechindiaexpo.com/press-releases/2025/Innovative-and-Transformative-Technologies-Impress-At-The-32nd-Convergence-10th-Smart-Cities-India-2025-Expo.html> (дата обращения: 08.04.2025).

82. Is India's Economy on the Rise? // Charles SCHWAB. - URL: <https://www.schwab.com/learn/story/is-indias-economy-on-rise> (дата обращения: 20.03.2024).

83. Jilin Z., Lishi Y., Yongzeng L. Stock price prediction using CNN-BiLSTM-Attention model / Z. Jilin, Y. Lishi, L. Yongzeng // Mathematics. – 2023. – URL: <https://www.mdpi.com/2227-7390/11/9/1985> (дата обращения: 20.01.2025).

84. Jingyuan L., Caosen X. Credit risk prediction model for listed companies based on CNN-LSTM and attention mechanism / L. Jingyuan, X. Caosen, F. Bing, Z. Hanyu //

Electronics. – 2023. – URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/12/7/1643> (дата обращения: 20.02.2025).

85. Joy D. D., Ruppia K. T. Encoder-decoder based LSTM and GRU architectures for stocks and cryptocurrency prediction / D. D. Joy, K. T. Ruppia, C. Henry, Aeraambamoorthy T. // Journal of risk and financial management. – 2024. – URL: <https://www.mdpi.com/1911-8074/17/5/200> (дата обращения: 22.01.2025).

86. JPMorgan downgrades South African equities on economic slowdown concerns // Reuters. – URL: <https://www.reuters.com/world/africa/jpmorgan-downgrades-south-african-equities-economic-slowdown-concerns-2025-03-11> (дата обращения: 18.03.2025).

87. Keynes, J.M. The general theory of employment, interest and money // New York, Harcourt, Brace & World. - URL: <https://archive.org/details/generaltheoryof/e00keyn/page/n5/mode/2up> (дата обращения: 20.07.2024).

88. Lo, A.W. The Adaptive Markets Hypothesis: Market Efficiency from an Evolutionary Perspective // Journal of Portfolio Management. – 2004. – Vol. 30, No. 5. – P. 15–29. – DOI: 10.3905/jpm.2004.442611.

89. Lucas, R.E. Econometric Policy Evaluation: A Critique // Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy. – 1976. – Vol. 1. – P. 19–46. – DOI: 10.1016/S0167-2231(76)80003-6.

90. Markowitz H. Risk adjustment // SageJournals. - URL: <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/0148558X9000500205> (дата обращения: 08.09.2024).

91. Omni Means “All”. Accelerating artificial intelligence adoption through OmniAI // J. P. Morgan. - URL: <https://www.jpmorgan.com/technology/news/omni-ai> (дата обращения: 20.06.2023).

92. Open AI Completes Deal That Values the Company at \$80 Billion // The New York Times. - URL: <https://www.nytimes.com/2024/02/16/technology/openai-artificial-intelligence-deal-valuation.html> (дата обращения: 26.01.2023).

93. Open AI’s Sam Altman reportedly seeking up to \$7 trillion for AI chip manufacturing venture // Data Center Dynamics. - URL:

<https://www.datacenterdynamics.com/en/news/openais-sam-altman-reportedly-seeking-up-to-7-trillion-for-ai-chip-manufacturing-venture/> (дата обращения: 26.01.2023).

94. Peters, E.E. Chaos and order in the capital markets: a new view of cycles, prices and market volatility // Willey. - URL: <https://www.wiley.com/en-us/Fractal%2BMarket%2BAnalysis%3A%2BApplying%2BChaos%2BTheory%2Bto%2BInvestment%2Band%2BEconomics-p-9780471585244> (дата обращения: 20.12.2024).

95. Predictive analytics market analysis North America, Europe, APAC, South America, Middle East and Africa – US, China, Japan, Germany, UK – size and forecast 2023-2027 // Technavio. 2023. - URL: <https://www.technavio.com/report/predictive-analytics-market-industry-analysis> (дата обращения: 23.05.2024).

96. Predictive Analytics Market Size, Share and Industry Analysis // Fortune Business Insights. - URL: <https://www.fortunebusinessinsights.com/predictive-analytics-market-105179> (дата обращения: 20.01.2023).

97. Predictive Analytics Market Size, Share, and Trends 2024 to 2034 // Precedence Research. - URL: <https://www.precedenceresearch.com/predictive-analytics-market> (дата обращения: 20.08.2023).

98. Predictive Analytics Market Snapshot (2022-2032) // Future Market Insights Inc. - URL: <https://www.futuremarketinsights.com/reports/predictive-analytics-market> (дата обращения: 20.03.2023).

99. Pricing // Open AI. - URL: <https://openai.com/api/pricing/> (дата обращения: 27.01.2023).

100. Requests 2.32.3 documentation // Developer Interface. - URL: <https://requests.readthedocs.io/en/latest/api/> (дата обращения: 08.02.2023).

101. Reuters: Tencent создал проектную группу для разработки аналога ChatGPT // ТАСС. - URL: <https://tass.ru/ekonomika/17147829> (дата обращения: 03.02.2023).

102. Robinhood trading fees // Robinhood. - URL: <https://robinhood.com/support/articles/trading-fees-on-robinhood/> (дата обращения: 15.01.2025).

103. Sepp H. Long Short-Term Memory / Sepp Hochreiter, Jürgen Schmidhuber // Neural Computation. — 1997. — Vol. 9, Iss. 8. — С. 1735-1780.

104. Shiller, Robert J. Do Stock Prices Move Too Much to Be Justified by Subsequent Changes in Dividends? Cambridge: National Bureau of Economic Research. — 1980.

105. Sudden shock and stock market network structure characteristics: A comparison of past crisis events / Chengying He, Zhang Wen, Ke Huang [et al.] // Technological Forecasting and Social Change. — 2022. — №. 180. — С. 1-16.

106. S&P Global Commodity Insights // S&P Global Platts. - URL: <https://www.spglobal.com/commodityinsights/en> (дата обращения: 12.09.2024).

107. Technical analysis on screenshots: crypto/stocks // ChatGPT. - URL: <https://www.google.com/url?sa=t&source=web&rct=j&opi=89978449&url=https://chatgpt.com/g/g-GNgArRzI7-technical-analysis-on-screenshots-crypto-stocks&ved=2ahUKEwjwXlbO1fqIAxW2DRAIHTN2JgUQFnoECBIQAQ&usg=AOvVaw30185OARDJjADPu9Yv3aiX> (дата обращения: 11.09.2024).

108. The asian crisis: causes and cures // International Monetary Fund. - URL: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/fandd/1998/06/imfstaff.htm> (дата обращения: 20.02.2024).

109. The future of global securities exchanges // Deloitte. - URL: <https://www2.deloitte.com/xe/en/pages/financial-services/articles/gx-future-of-global-securities-exchanges.html> (дата обращения: 21.01.2023).

110. The \$109 Trillion Global Stock Market in One Chart // Visual Capitalist. - URL: <https://www.visualcapitalist.com/the-109-trillion-global-stock-market-in-one-chart/> (дата обращения: 18.07.2023).

111. To use Google's newest AI chatbot, it'll cost you \$20 a month // Washington Post. - URL: <https://www.washingtonpost.com/technology/2024/02/08/google-ai-gemini-cost-bard/> (дата обращения: 27.01.2023).

112. TradingView: аналитическая платформа для трейдинга и инвестиций // TradingView. – URL: <https://www.tradingview.com/> (дата обращения: 20.04.2025).

113. What did the Fed do in response to the COVID-19 crisis? // Brookings. - URL: <https://www.brookings.edu/articles/fed-response-to-covid19> (дата обращения: 14.04.2024).

114. 2008 financial crisis // Wikipedia. - URL: https://en.wikipedia.org/wiki/2008_financial_crisis (дата обращения: 10.04.2024).

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Результаты обучения моделей прогнозирования котировок закрытия следующего торгового дня (при учете 5 предыдущих значений)

Тикер	Модель	RMSE	MSE	MAE	R2	MGD	MPD
ABRD	BiLSTM	7,517	56,502	5,731	0,937	0,000679	0,195
	BiLSTM+dropout	10,109	102,196	7,939	0,885	0,001240	0,354
	BiLSTM+batch	20,202	408,120	15,603	0,542	0,004315	1,324
	BiLSTM+steck	7,964	63,432	6,153	0,929	0,000792	0,223
	BiLSTM-Attention_post	18,193	331,000	13,372	0,629	0,003506	1,074
	BiLSTM-Attention_pre	8,108	65,732	6,269	0,926	0,000821	0,231
	CNN-BiLSTM	13,067	170,741	10,183	0,809	0,001949	0,573
	CNN-BiLSTM-Attention	72,415	5243,871	66,868	-4,878	0,080125	20,421
	GRU-BiLSTM	9,789	95,824	7,548	0,893	0,001160	0,332
	CNN-BiLSTM-GRU	11,375	129,391	8,608	0,855	0,001580	0,450
AFKS	BiLSTM	0,240	0,058	0,185	0,920	0,000195	0,003
	BiLSTM+dropout	0,238	0,057	0,181	0,921	0,000192	0,003
	BiLSTM+batch	0,237	0,056	0,178	0,922	0,000189	0,003
	BiLSTM+steck	0,245	0,060	0,188	0,917	0,000204	0,003
	BiLSTM-Attention_post	0,242	0,059	0,187	0,918	0,000199	0,003
	BiLSTM-Attention_pre	0,247	0,061	0,191	0,915	0,000208	0,004
	CNN-BiLSTM	0,327	0,107	0,254	0,851	0,000359	0,006
	CNN-BiLSTM-Attention	0,377	0,142	0,302	0,802	0,000485	0,008
	GRU-BiLSTM	0,239	0,057	0,185	0,921	0,000194	0,003
	CNN-BiLSTM-GRU	0,360	0,129	0,284	0,820	0,000435	0,007
AGRO	BiLSTM	45,190	2042,091	32,586	0,847	0,001072	1,474
	BiLSTM+dropout	51,997	2703,692	39,671	0,797	0,001393	1,935
	BiLSTM+batch	123,623	15282,607	110,405	-0,148	0,008335	11,272
	BiLSTM+steck	49,451	2445,444	37,142	0,816	0,001271	1,757
	BiLSTM-Attention_post	83,944	7046,585	71,406	0,471	0,003655	5,067
	BiLSTM-Attention_pre	41,824	1749,229	29,296	0,869	0,000922	1,264
	CNN-BiLSTM	85,961	7389,292	71,025	0,445	0,003936	5,381
	CNN-BiLSTM-Attention	127,682	16302,586	112,239	-0,225	0,008931	12,051
	GRU-BiLSTM	64,819	4201,504	52,438	0,684	0,002157	3,004
	CNN-BiLSTM-GRU	103,379	10687,312	88,167	0,197	0,005713	7,800
FIVE	BiLSTM	50,481	2548,346	38,972	0,926	0,000500	1,124
	BiLSTM+dropout	51,370	2638,927	39,680	0,924	0,000515	1,162
	BiLSTM+batch	64,267	4130,219	50,017	0,881	0,000872	1,888
	BiLSTM+steck	55,402	3069,344	44,197	0,911	0,000602	1,354
	BiLSTM-	52,681	2775,247	40,686	0,920	0,000537	1,216

	Attention_post						
	BiLSTM-Attention_pre	52,689	2776,098	40,900	0,920	0,000543	1,223
	CNN-BiLSTM	85,858	7371,542	72,862	0,787	0,001483	3,295
	CNN-BiLSTM-Attention	79,018	6243,856	66,720	0,819	0,001226	2,756
	GRU-BiLSTM	49,987	2498,693	38,722	0,928	0,000492	1,105
	CNN-BiLSTM-GRU	73,842	5452,635	62,527	0,842	0,001082	2,420
GAZP	BiLSTM	1,726	2,978	1,284	0,916	0,000102	0,017
	BiLSTM+dropout	1,751	3,067	1,351	0,914	0,000106	0,018
	BiLSTM+batch	1,891	3,575	1,486	0,900	0,000122	0,021
	BiLSTM+steck	1,740	3,028	1,288	0,915	0,000104	0,018
	BiLSTM-Attention_post	1,815	3,296	1,402	0,907	0,000113	0,019
	BiLSTM-Attention_pre	1,823	3,322	1,349	0,907	0,000115	0,020
	CNN-BiLSTM	2,597	6,742	2,002	0,811	0,000233	0,040
	CNN-BiLSTM-Attention	2,483	6,166	1,900	0,827	0,000212	0,036
	GRU-BiLSTM	1,722	2,966	1,289	0,917	0,000102	0,017
	CNN-BiLSTM-GRU	2,397	5,745	1,845	0,839	0,000197	0,034
LKOH	BiLSTM	86,758	7526,976	59,978	0,995	0,000236	1,306
	BiLSTM+dropout	86,636	7505,774	58,640	0,995	0,000241	1,320
	BiLSTM+batch	88,915	7905,865	62,424	0,995	0,000248	1,372
	BiLSTM+steck	105,233	11073,963	75,786	0,993	0,000337	1,893
	BiLSTM-Attention_post	203,805	41536,497	163,748	0,973	0,001085	6,591
	BiLSTM-Attention_pre	88,147	7769,956	61,359	0,995	0,000247	1,357
	CNN-BiLSTM	157,848	24915,990	118,676	0,984	0,000704	4,110
	CNN-BiLSTM-Attention	203,607	41455,629	147,154	0,973	0,001048	6,490
	GRU-BiLSTM	102,876	10583,411	72,810	0,993	0,000335	1,846
	CNN-BiLSTM-GRU	178,617	31903,858	133,719	0,979	0,000858	5,137
MAGN	BiLSTM	0,734	0,538	0,571	0,982	0,000215	0,011
	BiLSTM+dropout	0,745	0,555	0,584	0,981	0,000219	0,011
	BiLSTM+batch	0,745	0,555	0,582	0,981	0,000220	0,011
	BiLSTM+steck	0,755	0,570	0,584	0,981	0,000230	0,011
	BiLSTM-Attention_post	1,312	1,721	1,080	0,941	0,000643	0,033
	BiLSTM-Attention_pre	0,734	0,539	0,564	0,982	0,000217	0,011
	CNN-BiLSTM	1,047	1,096	0,816	0,963	0,000438	0,022
	CNN-BiLSTM-Attention	1,117	1,248	0,873	0,958	0,000499	0,025
	GRU-BiLSTM	0,804	0,646	0,635	0,978	0,000250	0,013
	CNN-BiLSTM-GRU	1,315	1,729	1,054	0,941	0,000696	0,035
VKCO	BiLSTM	12,582	158,301	9,315	0,840	0,000390	0,248
	BiLSTM+dropout	12,570	158,011	9,361	0,840	0,000391	0,248
	BiLSTM+batch	36,257	1314,581	31,481	-0,332	0,003258	2,068

	BiLSTM+steck	13,298	176,837	10,078	0,821	0,000439	0,278
	BiLSTM-Attention_post	12,462	155,313	9,597	0,843	0,000389	0,245
	BiLSTM-Attention_pre	13,926	193,932	10,538	0,804	0,000483	0,306
	CNN-BiLSTM	17,864	319,139	14,394	0,677	0,000788	0,501
	CNN-BiLSTM-Attention	22,460	504,474	19,069	0,489	0,001242	0,791
	GRU-BiLSTM	12,095	146,290	8,932	0,852	0,000358	0,229
	CNN-BiLSTM-GRU	17,701	313,321	14,601	0,683	0,000782	0,494
BABA	BiLSTM	1,628	2,649	1,223	0,850	0,000	0,034
	BiLSTM+dropout	1,657	2,744	1,237	0,844	0,000	0,035
	BiLSTM+batch	1,918	3,681	1,459	0,791	0,001	0,047
	BiLSTM+steck	1,893	3,583	1,460	0,797	0,001	0,046
	BiLSTM-Attention_post	1,855	3,440	1,422	0,805	0,001	0,044
	BiLSTM-Attention_pre	1,799	3,238	1,355	0,816	0,001	0,041
	CNN-BiLSTM	2,527	6,384	1,920	0,638	0,001	0,082
	CNN-BiLSTM-Attention	2,499	6,245	1,910	0,646	0,001	0,080
	GRU-BiLSTM	1,699	2,888	1,276	0,836	0,000	0,037
	CNN-BiLSTM-GRU	2,456	6,032	1,868	0,658	0,001	0,077
BIDU	BiLSTM	2,736	7,488	2,174	0,951	0,001	0,071
	BiLSTM+dropout	2,616	6,845	1,990	0,955	0,001	0,064
	BiLSTM+batch	2,880	8,297	2,302	0,945	0,001	0,078
	BiLSTM+steck	2,757	7,603	2,188	0,950	0,001	0,072
	BiLSTM-Attention_post	2,665	7,104	2,093	0,953	0,001	0,067
	BiLSTM-Attention_pre	2,769	7,670	2,212	0,949	0,001	0,073
	CNN-BiLSTM	4,039	16,317	3,166	0,893	0,001	0,153
	CNN-BiLSTM-Attention	4,136	17,104	3,225	0,887	0,002	0,159
	GRU-BiLSTM	2,637	6,952	2,070	0,954	0,001	0,066
	CNN-BiLSTM-GRU	3,990	15,919	3,095	0,895	0,001	0,148
LI	BiLSTM	0,762	0,580	0,557	0,361	0,002	0,029
	BiLSTM+dropout	0,735	0,541	0,541	0,405	0,001	0,027
	BiLSTM+batch	0,738	0,545	0,520	0,400	0,001	0,028
	BiLSTM+steck	0,730	0,533	0,534	0,413	0,001	0,027
	BiLSTM-Attention_post	0,767	0,588	0,563	0,352	0,002	0,030
	BiLSTM-Attention_pre	0,746	0,556	0,543	0,387	0,001	0,028
	CNN-BiLSTM	1,021	1,043	0,790	-0,149	0,003	0,054
	CNN-BiLSTM-Attention	0,993	0,986	0,729	-0,086	0,003	0,051
	GRU-BiLSTM	0,737	0,543	0,541	0,402	0,001	0,027
	CNN-BiLSTM-GRU	0,888	0,789	0,664	0,131	0,002	0,040
NIO	BiLSTM	0,189	0,036	0,148	0,824	0,002	0,008

	BiLSTM+dropout	0,189	0,036	0,147	0,824	0,002	0,008
	BiLSTM+batch	0,226	0,051	0,168	0,747	0,003	0,011
	BiLSTM+steck	0,194	0,038	0,149	0,815	0,002	0,008
	BiLSTM- Attention_post	0,220	0,048	0,163	0,762	0,002	0,011
	BiLSTM- Attention_pre	0,198	0,039	0,154	0,806	0,002	0,009
	CNN-BiLSTM	0,264	0,069	0,202	0,657	0,003	0,015
	CNN-BiLSTM- Attention	0,266	0,071	0,202	0,650	0,003	0,016
	GRU-BiLSTM	0,191	0,036	0,149	0,821	0,002	0,008
	CNN-BiLSTM-GRU	0,275	0,076	0,204	0,626	0,004	0,017

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Результаты обучения моделей прогнозирования котировок закрытия следующего торгового дня (при учете 10 предыдущих значений)

Тикер	Модель	RMSE	MSE	MAE	R2	MGD	MPD
ABRD	BiLSTM	7,482	55,987	5,649	0,936	0,000695	0,196
	BiLSTM+dropout	12,457	155,164	10,213	0,823	0,001893	0,540
	BiLSTM+batch	24,438	597,237	18,284	0,318	0,006484	1,965
	BiLSTM+steck	9,405	88,445	7,089	0,899	0,001044	0,302
	BiLSTM-Attention_post	46,736	2184,217	41,739	-1,494	0,028232	7,833
	BiLSTM-Attention_pre	7,335	53,802	5,667	0,939	0,027719	0,189
	CNN-BiLSTM	11,269	127,001	8,352	0,855	0,000670	0,448
	CNN-BiLSTM-Attention	61,882	3829,328	56,574	-3,373	0,001592	14,435
	GRU-BiLSTM	14,064	197,796	11,368	0,774	0,054751	0,684
	CNN-BiLSTM-GRU	11,037	121,821	8,055	0,861	0,002383	0,434
AFKS	BiLSTM	0,326	0,106	0,267	0,847	0,000219	0,006
	BiLSTM+dropout	0,296	0,088	0,243	0,873	0,000188	0,005
	BiLSTM+batch	0,947	0,897	0,893	-0,299	0,000237	0,054
	BiLSTM+steck	0,268	0,072	0,208	0,896	0,000315	0,004
	BiLSTM-Attention_post	0,546	0,298	0,478	0,569	0,000184	0,018
	BiLSTM-Attention_pre	0,407	0,166	0,339	0,760	0,000197	0,010
	CNN-BiLSTM	0,687	0,473	0,584	0,316	0,000331	0,028
	CNN-BiLSTM-Attention	0,257	0,066	0,195	0,908	0,000189	0,004
	GRU-BiLSTM	0,236	0,056	0,183	0,922	0,000200	0,003
	CNN-BiLSTM-GRU	0,265	0,070	0,205	0,903	0,000234	0,004
AGRO	BiLSTM	42,995	1848,531	30,525	0,861	0,000976	1,338
	BiLSTM+dropout	43,450	1887,907	31,068	0,858	0,000994	1,364
	BiLSTM+batch	51,584	2660,874	39,074	0,800	0,001401	1,923
	BiLSTM+steck	48,814	2382,811	36,810	0,821	0,001250	1,719
	BiLSTM-Attention_post	86,460	7475,278	74,161	0,438	0,003895	5,388
	BiLSTM-Attention_pre	41,825	1749,370	29,466	0,869	0,015767	1,268
	CNN-BiLSTM	47,677	2273,096	34,734	0,829	0,000928	1,639
	CNN-BiLSTM-Attention	100,818	10164,362	85,029	0,236	0,001191	7,357
	GRU-BiLSTM	70,687	4996,597	58,755	0,625	0,005338	3,574
	CNN-BiLSTM-GRU	61,330	3761,360	48,497	0,717	0,002567	2,691
FIVE	BiLSTM	48,582	2360,242	37,105	0,932	0,000467	1,046
	BiLSTM+dropout	48,250	2328,072	37,298	0,933	0,000460	1,031
	BiLSTM+batch	52,096	2713,963	40,640	0,922	0,000543	1,209
	BiLSTM+steck	53,764	2890,560	42,382	0,916	0,000570	1,279
	BiLSTM-	56,192	3157,505	44,930	0,909	0,000615	1,388

	Attention_post						
	BiLSTM-Attention_pre	49,485	2448,774	37,719	0,929	0,001015	1,084
	CNN-BiLSTM	51,442	2646,230	39,123	0,923	0,000484	1,176
	CNN-BiLSTM-Attention	60,666	3680,399	49,217	0,894	0,000526	1,619
	GRU-BiLSTM	50,204	2520,490	38,837	0,927	0,000718	1,117
	CNN-BiLSTM-GRU	51,254	2626,961	38,425	0,924	0,000498	1,162
GAZP	BiLSTM	1,726	2,978	1,294	0,916	0,000102	0,017
	BiLSTM+dropout	1,778	3,160	1,383	0,911	0,000109	0,019
	BiLSTM+batch	1,771	3,135	1,301	0,912	0,000108	0,018
	BiLSTM+steck	1,768	3,126	1,363	0,912	0,000107	0,018
	BiLSTM-Attention_post	1,776	3,153	1,373	0,912	0,000109	0,018
	BiLSTM-Attention_pre	1,818	3,305	1,424	0,907	0,000107	0,019
	CNN-BiLSTM	1,788	3,198	1,297	0,910	0,000114	0,019
	CNN-BiLSTM-Attention	1,894	3,586	1,372	0,899	0,000109	0,021
	GRU-BiLSTM	1,731	2,997	1,309	0,916	0,000124	0,018
	CNN-BiLSTM-GRU	1,814	3,290	1,361	0,908	0,000103	0,019
LKOH	BiLSTM	87,672	7686,345	60,750	0,995	0,000243	1,341
	BiLSTM+dropout	90,775	8240,168	64,125	0,995	0,000254	1,419
	BiLSTM+batch	89,065	7932,659	62,245	0,995	0,000271	1,437
	BiLSTM+steck	107,850	11631,588	78,110	0,992	0,000349	1,973
	BiLSTM-Attention_post	114,128	13025,127	84,149	0,992	0,000360	2,120
	BiLSTM-Attention_pre	90,581	8204,950	63,593	0,995	0,001909	1,430
	CNN-BiLSTM	104,743	10971,041	77,226	0,993	0,000260	1,851
	CNN-BiLSTM-Attention	121,810	14837,578	83,265	0,990	0,000325	2,396
	GRU-BiLSTM	98,235	9650,115	69,465	0,994	0,000403	1,628
	CNN-BiLSTM-GRU	145,254	21098,738	108,778	0,986	0,000286	3,358
MAGN	BiLSTM	0,730	0,533	0,565	0,982	0,000212	0,011
	BiLSTM+dropout	0,842	0,710	0,650	0,976	0,000283	0,014
	BiLSTM+batch	0,770	0,593	0,600	0,980	0,000233	0,012
	BiLSTM+steck	0,775	0,601	0,589	0,980	0,000242	0,012
	BiLSTM-Attention_post	0,730	0,532	0,569	0,982	0,000213	0,011
	BiLSTM-Attention_pre	0,761	0,579	0,579	0,980	0,001852	0,012
	CNN-BiLSTM	0,861	0,742	0,649	0,975	0,000233	0,015
	CNN-BiLSTM-Attention	0,778	0,606	0,589	0,979	0,000245	0,012
	GRU-BiLSTM	0,746	0,557	0,572	0,981	0,000225	0,011
	CNN-BiLSTM-GRU	1,029	1,060	0,809	0,964	0,000423	0,021
VKCO	BiLSTM	12,623	159,346	9,308	0,839	0,000394	0,250
	BiLSTM+dropout	13,008	169,219	9,682	0,829	0,000417	0,265
	BiLSTM+batch	17,935	321,666	14,539	0,674	0,000828	0,515

	BiLSTM+steck	13,678	187,091	10,135	0,810	0,000460	0,293
	BiLSTM-Attention_post	13,062	170,606	9,942	0,827	0,000423	0,268
	BiLSTM-Attention_pre	14,825	219,769	11,287	0,777	0,000545	0,344
	CNN-BiLSTM	13,894	193,033	10,336	0,804	0,000540	0,302
	CNN-BiLSTM-Attention	12,920	166,920	9,613	0,831	0,000475	0,263
	GRU-BiLSTM	11,975	143,397	8,902	0,855	0,000415	0,225
	CNN-BiLSTM-GRU	12,907	166,591	9,717	0,831	0,000353	0,261
BABA	BiLSTM	1,664	2,770	1,239	0,843	0,000	0,035
	BiLSTM+dropout	1,626	2,645	1,213	0,850	0,000	0,034
	BiLSTM+batch	1,878	3,528	1,450	0,800	0,001	0,045
	BiLSTM+steck	1,716	2,945	1,280	0,833	0,000	0,037
	BiLSTM-Attention_post	1,664	2,768	1,245	0,843	0,000	0,035
	BiLSTM-Attention_pre	1,710	2,923	1,279	0,835	0,000	0,037
	CNN-BiLSTM	1,845	3,405	1,378	0,807	0,001	0,043
	CNN-BiLSTM-Attention	1,917	3,677	1,469	0,792	0,001	0,047
	GRU-BiLSTM	1,667	2,778	1,236	0,843	0,000	0,035
	CNN-BiLSTM-GRU	1,896	3,595	1,431	0,797	0,001	0,046
BIDU	BiLSTM	2,691	7,243	2,120	0,952	0,001	0,068
	BiLSTM+dropout	2,688	7,225	2,103	0,952	0,001	0,068
	BiLSTM+batch	2,865	8,209	2,145	0,946	0,001	0,077
	BiLSTM+steck	2,750	7,562	2,205	0,950	0,001	0,072
	BiLSTM-Attention_post	2,626	6,895	2,032	0,955	0,001	0,065
	BiLSTM-Attention_pre	2,622	6,874	2,042	0,955	0,001	0,065
	CNN-BiLSTM	2,692	7,245	2,051	0,952	0,001	0,068
	CNN-BiLSTM-Attention	3,005	9,028	2,399	0,941	0,001	0,085
	GRU-BiLSTM	2,705	7,315	2,149	0,952	0,001	0,069
	CNN-BiLSTM-GRU	2,787	7,765	2,169	0,949	0,001	0,073
LI	BiLSTM	0,745	0,555	0,543	0,389	0,001	0,028
	BiLSTM+dropout	0,734	0,539	0,532	0,407	0,001	0,027
	BiLSTM+batch	0,774	0,599	0,538	0,340	0,002	0,030
	BiLSTM+steck	0,766	0,587	0,569	0,354	0,002	0,030
	BiLSTM-Attention_post	0,797	0,635	0,596	0,301	0,002	0,032
	BiLSTM-Attention_pre	0,732	0,535	0,534	0,410	0,001	0,027
	CNN-BiLSTM	0,750	0,562	0,533	0,381	0,001	0,029
	CNN-BiLSTM-Attention	0,810	0,657	0,579	0,277	0,002	0,034
	GRU-BiLSTM	0,749	0,561	0,544	0,382	0,001	0,028
	CNN-BiLSTM-GRU	0,761	0,579	0,555	0,363	0,001	0,029
NIO	BiLSTM	0,201	0,040	0,155	0,795	0,002	0,009

	BiLSTM+dropout	0,200	0,040	0,161	0,797	0,002	0,009
	BiLSTM+batch	0,222	0,049	0,166	0,750	0,002	0,011
	BiLSTM+steck	0,206	0,042	0,160	0,785	0,002	0,009
	BiLSTM-Attention_post	0,217	0,047	0,167	0,761	0,002	0,011
	BiLSTM-Attention_pre	0,198	0,039	0,155	0,801	0,002	0,009
	CNN-BiLSTM	0,233	0,054	0,183	0,724	0,003	0,012
	CNN-BiLSTM-Attention	0,261	0,068	0,207	0,654	0,003	0,015
	GRU-BiLSTM	0,198	0,039	0,155	0,801	0,002	0,009
	CNN-BiLSTM-GRU	0,239	0,057	0,181	0,710	0,003	0,013

ПРИЛОЖЕНИЕ В

Результаты обучения моделей прогнозирования котировок закрытия следующего торгового дня (при учете 15 предыдущих значений)

Тикер	Модель	RMSE	MSE	MAE	R2	MGD	MPD
ABRD	BiLSTM	9,139	83,515	7,209	0,905	0,001011	0,289
	BiLSTM+dropout	8,234	67,795	6,272	0,923	0,000836	0,237
	BiLSTM+batch	27,763	770,806	24,048	0,120	0,008831	2,603
	BiLSTM+steck	7,271	52,873	5,583	0,940	0,000622	0,180
	BiLSTM-Attention_post	39,811	1584,951	34,878	-0,810	0,019545	5,553
	BiLSTM-Attention_pre	9,545	91,108	7,702	0,896	0,001105	0,316
	CNN-BiLSTM	19,413	376,868	15,627	0,570	0,004250	1,259
	CNN-BiLSTM-Attention	61,297	3757,343	55,404	-3,291	0,053454	14,129
	GRU-BiLSTM	10,074	101,492	7,464	0,884	0,001245	0,353
	CNN-BiLSTM-GRU	15,083	227,504	11,131	0,740	0,002764	0,789
AFKS	BiLSTM	0,236	0,056	0,179	0,923	0,000187	0,003
	BiLSTM+dropout	0,271	0,073	0,213	0,898	0,000250	0,004
	BiLSTM+batch	0,316	0,100	0,256	0,862	0,000337	0,006
	BiLSTM+steck	0,236	0,056	0,179	0,923	0,000187	0,003
	BiLSTM-Attention_post	0,243	0,059	0,188	0,918	0,000200	0,003
	BiLSTM-Attention_pre	0,239	0,057	0,183	0,921	0,000193	0,003
	CNN-BiLSTM	0,323	0,105	0,246	0,855	0,000348	0,006
	CNN-BiLSTM-Attention	0,350	0,123	0,268	0,830	0,000402	0,007
	GRU-BiLSTM	0,246	0,061	0,190	0,916	0,000206	0,004
	CNN-BiLSTM-GRU	0,324	0,105	0,248	0,854	0,000349	0,006
AGRO	BiLSTM	43,682	1908,128	30,729	0,857	0,001007	1,380
	BiLSTM+dropout	44,339	1965,937	31,564	0,852	0,001035	1,421
	BiLSTM+batch	61,488	3780,760	49,535	0,716	0,001975	2,725
	BiLSTM+steck	62,420	3896,200	50,696	0,707	0,002015	2,795
	BiLSTM-Attention_post	90,684	8223,678	78,828	0,382	0,004326	5,956
	BiLSTM-Attention_pre	41,293	1705,115	29,151	0,872	0,000898	1,232
	CNN-BiLSTM	60,689	3683,155	44,696	0,723	0,001966	2,679
	CNN-BiLSTM-Attention	131,576	17312,271	114,960	-0,301	0,009501	12,810
	GRU-BiLSTM	61,017	3723,115	49,109	0,720	0,001924	2,670
	CNN-BiLSTM-GRU	73,582	5414,382	57,667	0,593	0,002882	3,938
FIVE	BiLSTM	50,305	2530,636	38,367	0,927	0,000500	1,121
	BiLSTM+dropout	48,317	2334,569	36,706	0,933	0,000462	1,035
	BiLSTM+batch	67,188	4514,281	53,482	0,869	0,000876	1,981
	BiLSTM+steck	55,343	3062,900	43,796	0,911	0,000602	1,353
	BiLSTM-	60,188	3622,616	48,735	0,895	0,000715	1,604

	Attention_post						
	BiLSTM-Attention_pre	47,729	2278,040	35,055	0,934	0,000450	1,009
	CNN-BiLSTM	75,934	5766,007	64,209	0,833	0,001144	2,559
	CNN-BiLSTM-Attention	70,112	4915,657	59,131	0,858	0,000976	2,182
	GRU-BiLSTM	48,296	2332,548	36,450	0,933	0,000459	1,031
	CNN-BiLSTM-GRU	72,069	5193,901	61,555	0,850	0,001037	2,313
GAZP	BiLSTM	1,807	3,265	1,333	0,907	0,000113	0,019
	BiLSTM+dropout	1,724	2,974	1,301	0,916	0,000102	0,017
	BiLSTM+batch	1,948	3,795	1,558	0,892	0,000130	0,022
	BiLSTM+steck	1,778	3,162	1,355	0,910	0,000109	0,019
	BiLSTM-Attention_post	1,813	3,287	1,416	0,907	0,000113	0,019
	BiLSTM-Attention_pre	1,726	2,980	1,276	0,915	0,000102	0,017
	CNN-BiLSTM	2,366	5,597	1,849	0,841	0,000191	0,033
	CNN-BiLSTM-Attention	2,763	7,633	2,171	0,783	0,000259	0,044
	GRU-BiLSTM	1,722	2,965	1,284	0,916	0,000102	0,017
	CNN-BiLSTM-GRU	2,402	5,768	1,837	0,836	0,000197	0,034
LKOH	BiLSTM	89,692	8044,601	62,349	0,995	0,000251	1,394
	BiLSTM+dropout	98,782	9757,858	71,333	0,994	0,000302	1,681
	BiLSTM+batch	98,101	9623,718	70,668	0,994	0,000324	1,737
	BiLSTM+steck	92,016	8467,013	65,442	0,994	0,000274	1,494
	BiLSTM-Attention_post	101,819	10367,095	73,864	0,993	0,000300	1,730
	BiLSTM-Attention_pre	85,182	7255,930	58,789	0,995	0,000237	1,285
	CNN-BiLSTM	131,135	17196,510	92,937	0,989	0,000557	3,037
	CNN-BiLSTM-Attention	163,223	26641,848	122,686	0,983	0,000743	4,363
	GRU-BiLSTM	106,404	11321,772	75,363	0,993	0,000312	1,843
	CNN-BiLSTM-GRU	147,863	21863,561	111,080	0,986	0,000639	3,663
MAGN	BiLSTM	0,730	0,533	0,564	0,982	0,000214	0,011
	BiLSTM+dropout	0,739	0,546	0,572	0,981	0,000219	0,011
	BiLSTM+batch	0,837	0,700	0,642	0,976	0,000288	0,014
	BiLSTM+steck	0,834	0,696	0,659	0,976	0,000266	0,014
	BiLSTM-Attention_post	0,846	0,715	0,655	0,975	0,000284	0,014
	BiLSTM-Attention_pre	0,740	0,548	0,571	0,981	0,000220	0,011
	CNN-BiLSTM	1,191	1,418	0,933	0,951	0,000577	0,028
	CNN-BiLSTM-Attention	1,091	1,191	0,844	0,959	0,000478	0,024
	GRU-BiLSTM	0,745	0,555	0,579	0,981	0,000221	0,011
	CNN-BiLSTM-GRU	1,080	1,167	0,846	0,960	0,000471	0,023
VKCO	BiLSTM	13,629	185,740	10,091	0,812	0,000460	0,292
	BiLSTM+dropout	13,843	191,622	10,300	0,806	0,000472	0,300
	BiLSTM+batch	31,387	985,132	27,709	0,002	0,002459	1,555

	BiLSTM+steck	17,011	289,367	13,614	0,707	0,000712	0,453
	BiLSTM-Attention_post	14,394	207,186	11,570	0,790	0,000519	0,327
	BiLSTM-Attention_pre	15,117	228,513	11,595	0,769	0,000568	0,360
	CNN-BiLSTM	17,446	304,372	14,628	0,692	0,000762	0,481
	CNN-BiLSTM-Attention	20,464	418,760	16,983	0,576	0,001080	0,671
	GRU-BiLSTM	12,838	164,815	9,386	0,833	0,000407	0,259
	CNN-BiLSTM-GRU	19,803	392,167	16,330	0,603	0,000981	0,619
BABA	BiLSTM	1,659	2,751	1,233	0,844	0,000	0,035
	BiLSTM+dropout	1,706	2,911	1,263	0,835	0,000	0,037
	BiLSTM+batch	2,243	5,032	1,723	0,715	0,001	0,064
	BiLSTM+steck	1,668	2,783	1,260	0,843	0,000	0,035
	BiLSTM-Attention_post	1,693	2,866	1,268	0,838	0,000	0,036
	BiLSTM-Attention_pre	1,784	3,182	1,355	0,820	0,001	0,040
	CNN-BiLSTM	2,398	5,751	1,836	0,675	0,001	0,073
	CNN-BiLSTM-Attention	2,549	6,499	1,964	0,632	0,001	0,084
	GRU-BiLSTM	1,762	3,105	1,308	0,824	0,001	0,039
	CNN-BiLSTM-GRU	2,349	5,518	1,818	0,688	0,001	0,071
BIDU	BiLSTM	2,714	7,363	2,155	0,952	0,001	0,070
	BiLSTM+dropout	2,566	6,584	1,979	0,957	0,001	0,062
	BiLSTM+batch	2,815	7,924	2,131	0,948	0,001	0,075
	BiLSTM+steck	2,560	6,552	1,966	0,957	0,001	0,062
	BiLSTM-Attention_post	2,518	6,338	1,902	0,958	0,001	0,060
	BiLSTM-Attention_pre	2,598	6,750	2,000	0,956	0,001	0,063
	CNN-BiLSTM	3,823	14,612	2,975	0,904	0,001	0,137
	CNN-BiLSTM-Attention	3,854	14,857	2,984	0,902	0,001	0,139
	GRU-BiLSTM	2,643	6,983	2,079	0,954	0,001	0,066
	CNN-BiLSTM-GRU	4,470	19,981	3,609	0,868	0,002	0,190
LI	BiLSTM	0,788	0,621	0,574	0,308	0,002	0,032
	BiLSTM+dropout	0,750	0,562	0,550	0,374	0,001	0,028
	BiLSTM+batch	0,793	0,629	0,572	0,299	0,002	0,032
	BiLSTM+steck	0,762	0,581	0,560	0,353	0,001	0,029
	BiLSTM-Attention_post	0,779	0,607	0,571	0,324	0,002	0,031
	BiLSTM-Attention_pre	0,771	0,594	0,564	0,338	0,002	0,030
	CNN-BiLSTM	0,874	0,763	0,648	0,150	0,002	0,039
	CNN-BiLSTM-Attention	0,985	0,970	0,718	-0,080	0,003	0,050
	GRU-BiLSTM	0,765	0,585	0,559	0,348	0,002	0,030
	CNN-BiLSTM-GRU	0,861	0,742	0,622	0,173	0,002	0,038
NIO	BiLSTM	0,203	0,041	0,161	0,792	0,002	0,009

	BiLSTM+dropout	0,198	0,039	0,158	0,802	0,002	0,009
	BiLSTM+batch	0,228	0,052	0,172	0,737	0,003	0,012
	BiLSTM+steck	0,208	0,043	0,165	0,781	0,002	0,010
	BiLSTM-Attention_post	0,267	0,071	0,215	0,638	0,004	0,016
	BiLSTM-Attention_pre	0,203	0,041	0,159	0,791	0,002	0,009
	CNN-BiLSTM	0,280	0,078	0,213	0,604	0,004	0,018
	CNN-BiLSTM-Attention	0,269	0,072	0,206	0,633	0,004	0,016
	GRU-BiLSTM	0,205	0,042	0,157	0,787	0,002	0,009
	CNN-BiLSTM-GRU	0,279	0,078	0,211	0,604	0,004	0,017

ПРИЛОЖЕНИЕ Г

Результаты обучения моделей по прогнозированию 5 будущих дней

Тикер	Модель	Количество учитываемых прошлых значений	RMSE	MAE	R2
ABRD	BiLSTM	20	11,275	8,513	0,859
	BiLSTM+dropout	20	10,553	7,774	0,876
	BiLSTM+batch	20	29,362	25,494	0,038
	BiLSTM+steck	20	13,854	10,127	0,787
	BiLSTM- Attention_post	20	48,232	43,181	-1,564
	BiLSTM-Attention_pre	20	12,211	9,129	0,835
	GRU-BiLSTM	20	14,459	10,697	0,769
ABRD	BiLSTM	30	12,600	9,596	0,821
	BiLSTM+dropout	30	14,056	10,660	0,778
	BiLSTM+batch	30	37,204	30,008	-0,556
	BiLSTM+steck	30	10,791	8,019	0,868
	BiLSTM- Attention_post	30	43,416	36,705	-1,132
	BiLSTM-Attention_pre	30	13,302	9,938	0,800
	GRU-BiLSTM	30	23,183	19,429	0,396
AFKS	BiLSTM	20	0,398	0,314	0,778
	BiLSTM+dropout	20	0,424	0,340	0,748
	BiLSTM+batch	20	0,381	0,302	0,797
	BiLSTM+steck	20	0,389	0,311	0,788
	BiLSTM- Attention_post	20	0,369	0,282	0,809
	BiLSTM-Attention_pre	20	0,451	0,363	0,716
	GRU-BiLSTM	20	0,414	0,324	0,749
AFKS	BiLSTM	30	0,423	0,338	0,783
	BiLSTM+dropout	30	0,394	0,317	0,811
	BiLSTM+batch	30	0,367	0,286	0,783
	BiLSTM+steck	30	0,393	0,316	0,757
	BiLSTM- Attention_post	30	0,416	0,338	0,749
	BiLSTM-Attention_pre	30	0,380	0,299	0,797
	GRU-BiLSTM	30	0,430	0,343	0,740
AGRO	BiLSTM	20	79,078	59,449	0,537
	BiLSTM+dropout	20	77,291	58,418	0,558
	BiLSTM+batch	20	88,036	69,274	0,426
	BiLSTM+steck	20	77,892	59,640	0,552
	BiLSTM- Attention_post	20	94,588	76,276	0,342
	BiLSTM-Attention_pre	20	76,689	58,649	0,565
	GRU-BiLSTM	20	83,039	64,124	0,489
AGRO	BiLSTM	30	83,500	64,427	0,482
	BiLSTM+dropout	30	83,786	111,722	0,480
	BiLSTM+batch	30	126,035	68,142	-0,162
	BiLSTM+steck	30	87,232	139,730	0,438

	BiLSTM-Attention_post	30	156,314	64,124	-0,790
	BiLSTM-Attention_pre	30	77,282	58,952	0,558
	GRU-BiLSTM	30	83,213	63,697	0,488
FIVE	BiLSTM	20	84,716	68,060	0,773
	BiLSTM+dropout	20	87,519	71,934	0,757
	BiLSTM+batch	20	80,895	64,972	0,793
	BiLSTM+steck	20	87,867	72,484	0,755
	BiLSTM-Attention_post	20	94,868	79,046	0,713
	BiLSTM-Attention_pre	20	86,115	70,509	0,766
	GRU-BiLSTM	20	85,386	69,518	0,769
	BiLSTM	30	85,552	70,304	0,768
	BiLSTM+dropout	30	89,536	74,560	0,746
FIVE	BiLSTM+batch	30	80,552	63,881	0,794
	BiLSTM+steck	30	84,487	68,500	0,775
	BiLSTM-Attention_post	30	107,107	89,440	0,632
	BiLSTM-Attention_pre	30	88,244	72,976	0,753
	GRU-BiLSTM	30	91,399	77,090	0,734
	BiLSTM	20	2,921	2,191	0,760
	BiLSTM+dropout	20	2,885	2,171	0,766
	BiLSTM+batch	20	3,660	2,995	0,624
	BiLSTM+steck	20	2,783	2,072	0,782
GAZP	BiLSTM-Attention_post	20	2,983	2,236	0,750
	BiLSTM-Attention_pre	20	2,879	2,156	0,767
	GRU-BiLSTM	20	2,824	2,104	0,776
	BiLSTM	30	3,240	2,453	0,701
	BiLSTM+dropout	30	2,843	2,133	0,770
	BiLSTM+batch	30	2,875	2,158	0,765
	BiLSTM+steck	30	2,973	2,236	0,749
	BiLSTM-Attention_post	30	3,019	2,351	0,741
	BiLSTM-Attention_pre	30	2,845	2,123	0,770
GAZP	GRU-BiLSTM	30	2,797	2,096	0,778
	BiLSTM	20	182,924	134,305	0,978
	BiLSTM+dropout	20	161,722	113,615	0,983
	BiLSTM+batch	20	184,358	138,592	0,978
	BiLSTM+steck	20	176,214	130,246	0,980
	BiLSTM-Attention_post	20	203,878	155,190	0,973
	BiLSTM-Attention_pre	20	161,370	115,922	0,983
	GRU-BiLSTM	20	165,991	117,486	0,982
	BiLSTM	30	169,505	121,127	0,981
LKOH	BiLSTM+dropout	30	158,353	113,107	0,984
	BiLSTM+batch	30	177,031	133,131	0,980
	BiLSTM+steck	30	179,409	132,880	0,979
	BiLSTM-Attention_post	30	181,381	142,176	0,978

	BiLSTM-Attention_pre	30	174,741	130,991	0,980
	GRU-BiLSTM	30	169,550	124,808	0,981
MAGN	BiLSTM	20	1,483	1,147	0,926
	BiLSTM+dropout	20	1,395	1,052	0,934
	BiLSTM+batch	20	1,908	1,589	0,877
	BiLSTM+steck	20	1,471	1,128	0,927
	BiLSTM-Attention_post	20	1,322	0,991	0,941
	BiLSTM-Attention_pre	20	1,661	1,301	0,906
	GRU-BiLSTM	20	1,355	1,013	0,938
MAGN	BiLSTM	30	1,379	1,039	0,935
	BiLSTM+dropout	30	1,431	1,083	0,930
	BiLSTM+batch	30	2,605	2,274	0,769
	BiLSTM+steck	30	1,433	1,103	0,930
	BiLSTM-Attention_post	30	1,462	1,120	0,927
	BiLSTM-Attention_pre	30	1,458	1,120	0,927
	GRU-BiLSTM	30	1,560	1,133	0,917
VKCO	BiLSTM	20	32,232	26,320	-0,018
	BiLSTM+dropout	20	30,662	24,644	0,078
	BiLSTM+batch	20	25,148	20,233	0,394
	BiLSTM+steck	20	29,093	23,704	0,160
	BiLSTM-Attention_post	20	29,224	23,899	0,157
	BiLSTM-Attention_pre	20	34,575	28,642	-0,134
	GRU-BiLSTM	20	27,604	21,881	0,234
VKCO	BiLSTM	30	47,340	40,540	-1,078
	BiLSTM+dropout	30	37,578	30,414	-0,356
	BiLSTM+batch	30	34,461	28,485	-0,139
	BiLSTM+steck	30	44,143	37,231	-0,769
	BiLSTM-Attention_post	30	34,621	28,086	-0,174
	BiLSTM-Attention_pre	30	43,448	37,488	-0,814
	GRU-BiLSTM	30	27,023	21,567	0,265
BABA	BiLSTM	20	32,232	26,320	-0,018
	BiLSTM+dropout	20	30,662	24,644	0,078
	BiLSTM+batch	20	25,148	20,233	0,394
	BiLSTM+steck	20	29,093	23,704	0,160
	BiLSTM-Attention_post	20	29,224	23,899	0,157
	BiLSTM-Attention_pre	20	34,575	28,642	-0,134
	GRU-BiLSTM	20	27,604	21,881	0,234
BABA	BiLSTM	30	47,340	40,540	-1,078
	BiLSTM+dropout	30	37,578	30,414	-0,356
	BiLSTM+batch	30	34,461	28,485	-0,139
	BiLSTM+steck	30	44,143	37,231	-0,769
	BiLSTM-Attention_post	30	34,621	28,086	-0,174
	BiLSTM-Attention_pre	30	43,448	37,488	-0,814
	GRU-BiLSTM	30	27,023	21,567	0,265

BIDU	BiLSTM	20	32,232	26,320	-0,018
	BiLSTM+dropout	20	30,662	24,644	0,078
	BiLSTM+batch	20	25,148	20,233	0,394
	BiLSTM+steck	20	29,093	23,704	0,160
	BiLSTM-Attention_post	20	29,224	23,899	0,157
	BiLSTM-Attention_pre	20	34,575	28,642	-0,134
	GRU-BiLSTM	20	27,604	21,881	0,234
BIDU	BiLSTM	30	47,340	40,540	-1,078
	BiLSTM+dropout	30	37,578	30,414	-0,356
	BiLSTM+batch	30	34,461	28,485	-0,139
	BiLSTM+steck	30	44,143	37,231	-0,769
	BiLSTM-Attention_post	30	34,621	28,086	-0,174
	BiLSTM-Attention_pre	30	43,448	37,488	-0,814
	GRU-BiLSTM	30	27,023	21,567	0,265
LI	BiLSTM	20	32,232	26,320	-0,018
	BiLSTM+dropout	20	30,662	24,644	0,078
	BiLSTM+batch	20	25,148	20,233	0,394
	BiLSTM+steck	20	29,093	23,704	0,160
	BiLSTM-Attention_post	20	29,224	23,899	0,157
	BiLSTM-Attention_pre	20	34,575	28,642	-0,134
	GRU-BiLSTM	20	27,604	21,881	0,234
LI	BiLSTM	30	47,340	40,540	-1,078
	BiLSTM+dropout	30	37,578	30,414	-0,356
	BiLSTM+batch	30	34,461	28,485	-0,139
	BiLSTM+steck	30	44,143	37,231	-0,769
	BiLSTM-Attention_post	30	34,621	28,086	-0,174
	BiLSTM-Attention_pre	30	43,448	37,488	-0,814
	GRU-BiLSTM	30	27,023	21,567	0,265
NIO	BiLSTM	20	32,232	26,320	-0,018
	BiLSTM+dropout	20	30,662	24,644	0,078
	BiLSTM+batch	20	25,148	20,233	0,394
	BiLSTM+steck	20	29,093	23,704	0,160
	BiLSTM-Attention_post	20	29,224	23,899	0,157
	BiLSTM-Attention_pre	20	34,575	28,642	-0,134
	GRU-BiLSTM	20	27,604	21,881	0,234
NIO	BiLSTM	30	47,340	40,540	-1,078
	BiLSTM+dropout	30	37,578	30,414	-0,356
	BiLSTM+batch	30	34,461	28,485	-0,139
	BiLSTM+steck	30	44,143	37,231	-0,769
	BiLSTM-Attention_post	30	34,621	28,086	-0,174
	BiLSTM-Attention_pre	30	43,448	37,488	-0,814
	GRU-BiLSTM	30	27,023	21,567	0,265

ПРИЛОЖЕНИЕ Д

Результаты обучения моделей по прогнозированию 10 будущих дней

Тикер	Модель	Количество учитываемых прошлых значений	RMSE	MAE	R2
ABRD	BiLSTM	20	15,512	11,821	0,739
	BiLSTM+dropout	20	14,650	11,139	0,767
	BiLSTM+batch	20	21,256	16,090	0,513
	BiLSTM+steck	20	18,839	14,959	0,615
	BiLSTM-Attention_post	20	52,038	46,168	-1,919
	BiLSTM-Attention_pre	20	18,452	14,356	0,626
	GRU-BiLSTM	20	23,793	18,860	0,374
ABRD	BiLSTM	30	16,590	12,932	0,700
	BiLSTM+dropout	30	13,852	10,415	0,791
	BiLSTM+batch	30	34,838	28,877	-0,316
	BiLSTM+steck	30	12,973	9,533	0,816
	BiLSTM-Attention_post	30	55,752	50,185	-2,348
	BiLSTM-Attention_pre	30	13,159	9,619	0,811
	GRU-BiLSTM	30	27,047	23,137	0,212
ABRD	BiLSTM	40	22,182	17,864	0,458
	BiLSTM+dropout	40	14,469	10,509	0,767
	BiLSTM+batch	40	24,815	19,910	0,317
	BiLSTM+steck	40	13,613	10,031	0,794
	BiLSTM-Attention_post	40	50,761	45,834	-1,831
	BiLSTM-Attention_pre	40	13,009	9,615	0,812
	GRU-BiLSTM	40	28,016	23,255	0,144
AFKS	BiLSTM	20	0,521	0,415	0,622
	BiLSTM+dropout	20	0,527	0,425	0,615
	BiLSTM+batch	20	0,854	0,736	-0,011
	BiLSTM+steck	20	0,497	0,392	0,656
	BiLSTM-Attention_post	20	0,644	0,522	0,422
	BiLSTM-Attention_pre	20	0,520	0,415	0,625
	GRU-BiLSTM	20	0,546	0,432	0,584
AFKS	BiLSTM	30	0,539	0,436	0,597
	BiLSTM+dropout	30	0,519	0,419	0,626
	BiLSTM+batch	30	0,542	0,434	0,591
	BiLSTM+steck	30	0,531	0,430	0,609
	BiLSTM-Attention_post	30	0,563	0,457	0,563
	BiLSTM-Attention_pre	30	0,527	0,423	0,614
	GRU-BiLSTM	30	0,612	0,508	0,483
AFKS	BiLSTM	40	0,531	0,429	0,606
	BiLSTM+dropout	40	0,585	0,487	0,523
	BiLSTM+batch	40	1,058	0,959	-0,553
	BiLSTM+steck	40	0,578	0,475	0,534

	BiLSTM-Attention_post	40	0,537	0,445	0,597
	BiLSTM-Attention_pre	40	0,523	0,422	0,617
	GRU-BiLSTM	40	0,655	0,535	0,399
AGRO	BiLSTM	20	92,085	68,385	0,398
	BiLSTM+dropout	20	97,657	72,312	0,321
	BiLSTM+batch	20	96,470	74,639	0,336
	BiLSTM+steck	20	117,368	90,569	0,025
	BiLSTM-Attention_post	20	175,176	155,651	-1,163
	BiLSTM-Attention_pre	20	105,782	79,123	0,205
	GRU-BiLSTM	20	98,751	75,665	0,300
	BiLSTM	30	96,725	70,237	0,313
	BiLSTM+dropout	30	96,649	71,793	0,317
AGRO	BiLSTM+batch	30	124,811	104,320	-0,135
	BiLSTM+steck	30	106,494	77,704	0,176
	BiLSTM-Attention_post	30	137,461	113,717	-0,365
	BiLSTM-Attention_pre	30	102,685	74,664	0,232
	GRU-BiLSTM	30	101,819	79,040	0,238
	BiLSTM	40	147,101	119,088	-0,590
	BiLSTM+dropout	40	119,125	95,540	-0,049
	BiLSTM+batch	40	179,151	157,122	-1,356
	BiLSTM+steck	40	106,495	81,417	0,167
AGRO	BiLSTM-Attention_post	40	188,456	169,344	-1,549
	BiLSTM-Attention_pre	40	107,550	81,999	0,150
	GRU-BiLSTM	40	130,043	103,953	-0,250
FIVE	BiLSTM	20	108,008	87,785	0,601
	BiLSTM+dropout	20	107,124	87,656	0,605
	BiLSTM+batch	20	95,296	77,034	0,688
	BiLSTM+steck	20	108,185	89,069	0,597
	BiLSTM-Attention_post	20	119,765	99,288	0,504
	BiLSTM-Attention_pre	20	104,756	85,446	0,625
	GRU-BiLSTM	20	110,102	90,208	0,585
	BiLSTM	30	109,526	88,951	0,589
	BiLSTM+dropout	30	111,605	91,905	0,572
FIVE	BiLSTM+batch	30	96,119	77,428	0,683
	BiLSTM+steck	30	112,640	92,774	0,563
	BiLSTM-Attention_post	30	114,353	94,316	0,550
	BiLSTM-Attention_pre	30	109,102	90,211	0,592
	GRU-BiLSTM	30	111,930	91,611	0,568
FIVE	BiLSTM	40	110,028	89,558	0,591
	BiLSTM+dropout	40	114,686	95,124	0,553
	BiLSTM+batch	40	104,426	85,291	0,632
	BiLSTM+steck	40	117,501	97,959	0,529
	BiLSTM-Attention_post	40	116,892	97,432	0,531

	BiLSTM-Attention_pre	40	114,623	96,169	0,554
	GRU-BiLSTM	40	107,136	87,624	0,612
GAZP	BiLSTM	20	3,919	2,953	0,568
	BiLSTM+dropout	20	4,071	3,160	0,533
	BiLSTM+batch	20	4,368	3,322	0,463
	BiLSTM+steck	20	3,995	2,978	0,551
	BiLSTM-Attention_post	20	3,777	2,890	0,598
	BiLSTM-Attention_pre	20	3,806	2,848	0,592
	GRU-BiLSTM	20	3,713	2,778	0,612
GAZP	BiLSTM	30	4,047	3,038	0,536
	BiLSTM+dropout	30	4,421	3,544	0,445
	BiLSTM+batch	30	4,712	3,681	0,369
	BiLSTM+steck	30	4,817	3,977	0,341
	BiLSTM-Attention_post	30	3,946	3,056	0,558
	BiLSTM-Attention_pre	30	3,839	2,848	0,582
	GRU-BiLSTM	30	4,606	3,611	0,398
GAZP	BiLSTM	40	3,771	2,858	0,597
	BiLSTM+dropout	40	3,763	2,784	0,599
	BiLSTM+batch	40	4,074	3,159	0,530
	BiLSTM+steck	40	3,865	2,909	0,576
	BiLSTM-Attention_post	40	3,896	2,891	0,570
	BiLSTM-Attention_pre	40	3,802	2,847	0,590
	GRU-BiLSTM	40	4,145	3,162	0,513
LKOH	BiLSTM	20	240,242	176,000	0,962
	BiLSTM+dropout	20	236,521	176,958	0,963
	BiLSTM+batch	20	249,611	183,038	0,959
	BiLSTM+steck	20	250,338	191,848	0,959
	BiLSTM-Attention_post	20	267,413	202,052	0,953
	BiLSTM-Attention_pre	20	238,345	176,941	0,963
	GRU-BiLSTM	20	235,680	173,667	0,963
LKOH	BiLSTM	30	268,753	201,752	0,952
	BiLSTM+dropout	30	249,303	187,607	0,959
	BiLSTM+batch	30	240,760	182,615	0,962
	BiLSTM+steck	30	237,633	179,294	0,963
	BiLSTM-Attention_post	30	278,378	215,826	0,949
	BiLSTM-Attention_pre	30	235,317	177,249	0,964
	GRU-BiLSTM	30	241,942	180,453	0,961
LKOH	BiLSTM	40	266,529	196,954	0,953
	BiLSTM+dropout	40	233,018	177,182	0,964
	BiLSTM+batch	40	266,409	203,740	0,953
	BiLSTM+steck	40	262,868	203,105	0,954
	BiLSTM-Attention_post	40	256,601	192,211	0,957
	BiLSTM-Attention_pre	40	234,646	176,294	0,964
	GRU-BiLSTM	40	248,419	184,362	0,959

MAGN	BiLSTM	20	2,109	1,626	0,852
	BiLSTM+dropout	20	2,646	2,206	0,768
	BiLSTM+batch	20	1,905	1,447	0,879
	BiLSTM+steck	20	2,706	2,244	0,757
	BiLSTM-Attention_post	20	2,227	1,732	0,835
	BiLSTM-Attention_pre	20	2,576	2,132	0,780
	GRU-BiLSTM	20	1,902	1,422	0,879
MAGN	BiLSTM	30	2,070	1,586	0,856
	BiLSTM+dropout	30	2,678	2,255	0,760
	BiLSTM+batch	30	3,002	2,508	0,697
	BiLSTM+steck	30	2,382	1,883	0,810
	BiLSTM-Attention_post	30	2,072	1,607	0,856
	BiLSTM-Attention_pre	30	2,015	1,549	0,864
	GRU-BiLSTM	30	1,951	1,520	0,872
MAGN	BiLSTM	40	1,969	1,468	0,869
	BiLSTM+dropout	40	2,398	1,955	0,808
	BiLSTM+batch	40	2,742	2,196	0,747
	BiLSTM+steck	40	2,734	2,306	0,751
	BiLSTM-Attention_post	40	2,575	2,101	0,778
	BiLSTM-Attention_pre	40	2,053	1,575	0,858
	GRU-BiLSTM	40	2,170	1,691	0,842
VKCO	BiLSTM	20	42,206	34,762	-0,481
	BiLSTM+dropout	20	44,935	36,496	-0,647
	BiLSTM+batch	20	37,770	30,321	-0,173
	BiLSTM+steck	20	43,247	35,772	-0,476
	BiLSTM-Attention_post	20	47,459	38,941	-0,858
	BiLSTM-Attention_pre	20	43,037	34,500	-0,518
	GRU-BiLSTM	20	40,985	32,308	-0,465
VKCO	BiLSTM	30	70,753	63,092	-3,294
	BiLSTM+dropout	30	72,014	63,574	-3,510
	BiLSTM+batch	30	48,683	41,257	-1,030
	BiLSTM+steck	30	55,143	46,617	-1,675
	BiLSTM-Attention_post	30	71,586	64,037	-3,640
	BiLSTM-Attention_pre	30	63,995	56,510	-2,689
	GRU-BiLSTM	30	39,094	30,548	-0,485
VKCO	BiLSTM	40	88,333	82,591	-5,349
	BiLSTM+dropout	40	87,161	81,252	-5,512
	BiLSTM+batch	40	43,824	35,260	-0,773
	BiLSTM+steck	40	82,557	76,828	-4,571
	BiLSTM-Attention_post	40	72,274	65,453	-3,558
	BiLSTM-Attention_pre	40	72,904	67,809	-3,603
	GRU-BiLSTM	40	44,048	34,637	-0,898
BABA	BiLSTM	20	32,232	26,320	-0,018
	BiLSTM+dropout	20	30,662	24,644	0,078

	BiLSTM+batch	20	25,148	20,233	0,394
	BiLSTM+steck	20	29,093	23,704	0,160
	BiLSTM-Attention_post	20	29,224	23,899	0,157
	BiLSTM-Attention_pre	20	34,575	28,642	-0,134
	GRU-BiLSTM	20	27,604	21,881	0,234
BABA	BiLSTM	30	47,340	40,540	-1,078
	BiLSTM+dropout	30	37,578	30,414	-0,356
	BiLSTM+batch	30	34,461	28,485	-0,139
	BiLSTM+steck	30	44,143	37,231	-0,769
	BiLSTM-Attention_post	30	34,621	28,086	-0,174
	BiLSTM-Attention_pre	30	43,448	37,488	-0,814
	GRU-BiLSTM	30	27,023	21,567	0,265
BIDU	BiLSTM	20	32,232	26,320	-0,018
	BiLSTM+dropout	20	30,662	24,644	0,078
	BiLSTM+batch	20	25,148	20,233	0,394
	BiLSTM+steck	20	29,093	23,704	0,160
	BiLSTM-Attention_post	20	29,224	23,899	0,157
	BiLSTM-Attention_pre	20	34,575	28,642	-0,134
	GRU-BiLSTM	20	27,604	21,881	0,234
BIDU	BiLSTM	30	47,340	40,540	-1,078
	BiLSTM+dropout	30	37,578	30,414	-0,356
	BiLSTM+batch	30	34,461	28,485	-0,139
	BiLSTM+steck	30	44,143	37,231	-0,769
	BiLSTM-Attention_post	30	34,621	28,086	-0,174
	BiLSTM-Attention_pre	30	43,448	37,488	-0,814
	GRU-BiLSTM	30	27,023	21,567	0,265
LI	BiLSTM	20	32,232	26,320	-0,018
	BiLSTM+dropout	20	30,662	24,644	0,078
	BiLSTM+batch	20	25,148	20,233	0,394
	BiLSTM+steck	20	29,093	23,704	0,160
	BiLSTM-Attention_post	20	29,224	23,899	0,157
	BiLSTM-Attention_pre	20	34,575	28,642	-0,134
	GRU-BiLSTM	20	27,604	21,881	0,234
LI	BiLSTM	30	47,340	40,540	-1,078
	BiLSTM+dropout	30	37,578	30,414	-0,356
	BiLSTM+batch	30	34,461	28,485	-0,139
	BiLSTM+steck	30	44,143	37,231	-0,769
	BiLSTM-Attention_post	30	34,621	28,086	-0,174
	BiLSTM-Attention_pre	30	43,448	37,488	-0,814
	GRU-BiLSTM	30	27,023	21,567	0,265
NIO	BiLSTM	20	32,232	26,320	-0,018
	BiLSTM+dropout	20	30,662	24,644	0,078
	BiLSTM+batch	20	25,148	20,233	0,394
	BiLSTM+steck	20	29,093	23,704	0,160

	BiLSTM-Attention_post	20	29,224	23,899	0,157
	BiLSTM-Attention_pre	20	34,575	28,642	-0,134
	GRU-BiLSTM	20	27,604	21,881	0,234
NIO	BiLSTM	30	47,340	40,540	-1,078
	BiLSTM+dropout	30	37,578	30,414	-0,356
	BiLSTM+batch	30	34,461	28,485	-0,139
	BiLSTM+steck	30	44,143	37,231	-0,769
	BiLSTM-Attention_post	30	34,621	28,086	-0,174
	BiLSTM-Attention_pre	30	43,448	37,488	-0,814
	GRU-BiLSTM	30	27,023	21,567	0,265

ПРИЛОЖЕНИЕ Е

Результаты обучения моделей по прогнозированию 15 будущих дней

Тикер	Модель	Количество учитываемых прошлых значений	RMSE	MAE	R2
ABRD	BiLSTM	50	22,902	17,779	0,434
	BiLSTM+dropout	50	16,892	12,717	0,692
	BiLSTM+batch	50	30,385	24,846	0,016
	BiLSTM+steck	50	16,607	12,382	0,703
	BiLSTM-Attention_post	50	57,685	52,377	-2,515
	BiLSTM-Attention_pre	50	16,865	12,608	0,693
	GRU-BiLSTM	50	29,093	24,488	0,111
ABRD	BiLSTM	60	22,340	17,119	0,456
	BiLSTM+dropout	60	17,311	13,039	0,674
	BiLSTM+batch	60	34,781	28,454	-0,296
	BiLSTM+steck	60	16,322	11,949	0,708
	BiLSTM-Attention_post	60	20,779	15,842	0,536
	BiLSTM-Attention_pre	60	15,801	11,864	0,727
	GRU-BiLSTM	60	29,085	24,420	0,078
AFKS	BiLSTM	50	0,616	0,499	0,477
	BiLSTM+dropout	50	0,645	0,530	0,429
	BiLSTM+batch	50	0,692	0,586	0,355
	BiLSTM+steck	50	0,597	0,472	0,511
	BiLSTM-Attention_post	50	0,659	0,541	0,406
	BiLSTM-Attention_pre	50	0,676	0,558	0,374
	GRU-BiLSTM	50	0,735	0,597	0,257
AFKS	BiLSTM	60	0,676	0,571	0,375
	BiLSTM+dropout	60	0,613	0,510	0,482
	BiLSTM+batch	60	0,665	0,554	0,390
	BiLSTM+steck	60	0,775	0,659	0,176
	BiLSTM-Attention_post	60	0,800	0,692	0,129
	BiLSTM-Attention_pre	60	0,598	0,496	0,507
	GRU-BiLSTM	60	0,721	0,598	0,281
AGRO	BiLSTM	50	156,66	127,17	-0,80
	BiLSTM+dropout	50	149,08	120,34	-0,62
	BiLSTM+batch	50	215,36	190,04	-2,36
	BiLSTM+steck	50	147,24	120,00	-0,57
	BiLSTM-Attention_post	50	230,39	205,98	-2,79
	BiLSTM-Attention_pre	50	135,41	98,48	-0,34
	GRU-BiLSTM	50	194,50	165,35	-1,79
AGRO	BiLSTM	60	139,444	114,396	-0,413
	BiLSTM+dropout	60	204,587	175,981	-2,033
	BiLSTM+batch	60	136,791	113,414	-0,371
	BiLSTM+steck	60	119,654	89,929	-0,042

	BiLSTM-Attention_post	60	219,966	192,398	-2,440
	BiLSTM-Attention_pre	60	142,581	111,999	-0,500
	GRU-BiLSTM	60	132,133	105,838	-0,277
FIVE	BiLSTM	50	178,719	144,300	-0,121
	BiLSTM+dropout	50	150,781	126,758	0,198
	BiLSTM+batch	50	133,480	108,727	0,377
	BiLSTM+steck	50	160,918	137,081	0,077
	BiLSTM-Attention_post	50	138,424	115,929	0,310
	BiLSTM-Attention_pre	50	138,441	115,122	0,311
	GRU-BiLSTM	50	136,150	111,951	0,341
	BiLSTM	60	190,095	158,022	-0,269
	BiLSTM+dropout	60	166,328	131,500	0,016
FIVE	BiLSTM+batch	60	179,008	145,039	-0,144
	BiLSTM+steck	60	175,410	144,064	-0,080
	BiLSTM-Attention_post	60	145,152	124,426	0,242
	BiLSTM-Attention_pre	60	128,383	107,510	0,418
	GRU-BiLSTM	60	135,637	112,321	0,349
	BiLSTM	50	4,727	3,737	0,356
	BiLSTM+dropout	50	4,848	3,784	0,322
	BiLSTM+batch	50	5,122	3,998	0,244
	BiLSTM+steck	50	4,299	3,269	0,468
GAZP	BiLSTM-Attention_post	50	5,472	4,506	0,134
	BiLSTM-Attention_pre	50	4,463	3,449	0,426
	GRU-BiLSTM	50	4,793	3,571	0,340
	BiLSTM	60	4,519	3,410	0,407
	BiLSTM+dropout	60	4,475	3,372	0,419
	BiLSTM+batch	60	4,817	3,547	0,325
	BiLSTM+steck	60	5,028	3,897	0,267
	BiLSTM-Attention_post	60	5,919	4,465	-0,019
	BiLSTM-Attention_pre	60	4,418	3,359	0,433
GAZP	GRU-BiLSTM	60	4,849	3,754	0,317
	BiLSTM	50	310,656	233,455	0,936
	BiLSTM+dropout	50	299,337	232,350	0,941
	BiLSTM+batch	50	297,291	234,556	0,941
	BiLSTM+steck	50	304,929	243,216	0,938
	BiLSTM-Attention_post	50	338,300	267,018	0,924
	BiLSTM-Attention_pre	50	292,732	223,215	0,943
	GRU-BiLSTM	50	315,756	238,046	0,934
	BiLSTM	60	304,170	228,202	0,939
LKOH	BiLSTM+dropout	60	323,726	245,945	0,931
	BiLSTM+batch	60	343,853	250,516	0,922
	BiLSTM+steck	60	340,919	263,455	0,923
	BiLSTM-Attention_post	60	308,097	243,366	0,937

	BiLSTM-Attention_pre	60	310,537	230,468	0,936
	GRU-BiLSTM	60	306,945	231,054	0,938
MAGN	BiLSTM	50	2,345	1,750	0,816
	BiLSTM+dropout	50	2,770	2,169	0,744
	BiLSTM+batch	50	3,380	2,816	0,621
	BiLSTM+steck	50	3,965	3,447	0,482
	BiLSTM-Attention_post	50	2,442	1,928	0,801
	BiLSTM-Attention_pre	50	2,555	1,945	0,782
	GRU-BiLSTM	50	2,407	1,829	0,807
MAGN	BiLSTM	60	2,909	2,337	0,716
	BiLSTM+dropout	60	2,360	1,801	0,812
	BiLSTM+batch	60	4,066	3,332	0,450
	BiLSTM+steck	60	3,737	3,206	0,535
	BiLSTM-Attention_post	60	3,296	2,635	0,636
	BiLSTM-Attention_pre	60	2,431	1,868	0,801
	GRU-BiLSTM	60	2,469	1,860	0,794
VKCO	BiLSTM	50	98,900	90,665	-6,855
	BiLSTM+dropout	50	92,596	84,530	-6,380
	BiLSTM+batch	50	63,659	54,601	-2,544
	BiLSTM+steck	50	91,888	84,078	-6,306
	BiLSTM-Attention_post	50	96,570	83,910	-6,541
	BiLSTM-Attention_pre	50	89,500	81,700	-5,725
	GRU-BiLSTM	50	53,552	42,384	-1,711
VKCO	BiLSTM	60	86,010	76,308	-5,162
	BiLSTM+dropout	60	82,011	72,790	-4,352
	BiLSTM+batch	60	58,453	48,225	-2,098
	BiLSTM+steck	60	69,035	59,714	-3,234
	BiLSTM-Attention_post	60	61,448	53,015	-2,122
	BiLSTM-Attention_pre	60	71,990	63,506	-3,455
	GRU-BiLSTM	60	49,091	39,373	-1,256
BABA	BiLSTM	20	32,232	26,320	-0,018
	BiLSTM+dropout	20	30,662	24,644	0,078
	BiLSTM+batch	20	25,148	20,233	0,394
	BiLSTM+steck	20	29,093	23,704	0,160
	BiLSTM-Attention_post	20	29,224	23,899	0,157
	BiLSTM-Attention_pre	20	34,575	28,642	-0,134
	GRU-BiLSTM	20	27,604	21,881	0,234
BABA	BiLSTM	30	47,340	40,540	-1,078
	BiLSTM+dropout	30	37,578	30,414	-0,356
	BiLSTM+batch	30	34,461	28,485	-0,139
	BiLSTM+steck	30	44,143	37,231	-0,769
	BiLSTM-Attention_post	30	34,621	28,086	-0,174
	BiLSTM-Attention_pre	30	43,448	37,488	-0,814
	GRU-BiLSTM	30	27,023	21,567	0,265

BIDU	BiLSTM	20	32,232	26,320	-0,018
	BiLSTM+dropout	20	30,662	24,644	0,078
	BiLSTM+batch	20	25,148	20,233	0,394
	BiLSTM+steck	20	29,093	23,704	0,160
	BiLSTM-Attention_post	20	29,224	23,899	0,157
	BiLSTM-Attention_pre	20	34,575	28,642	-0,134
	GRU-BiLSTM	20	27,604	21,881	0,234
BIDU	BiLSTM	30	47,340	40,540	-1,078
	BiLSTM+dropout	30	37,578	30,414	-0,356
	BiLSTM+batch	30	34,461	28,485	-0,139
	BiLSTM+steck	30	44,143	37,231	-0,769
	BiLSTM-Attention_post	30	34,621	28,086	-0,174
	BiLSTM-Attention_pre	30	43,448	37,488	-0,814
	GRU-BiLSTM	30	27,023	21,567	0,265
LI	BiLSTM	20	32,232	26,320	-0,018
	BiLSTM+dropout	20	30,662	24,644	0,078
	BiLSTM+batch	20	25,148	20,233	0,394
	BiLSTM+steck	20	29,093	23,704	0,160
	BiLSTM-Attention_post	20	29,224	23,899	0,157
	BiLSTM-Attention_pre	20	34,575	28,642	-0,134
	GRU-BiLSTM	20	27,604	21,881	0,234
LI	BiLSTM	30	47,340	40,540	-1,078
	BiLSTM+dropout	30	37,578	30,414	-0,356
	BiLSTM+batch	30	34,461	28,485	-0,139
	BiLSTM+steck	30	44,143	37,231	-0,769
	BiLSTM-Attention_post	30	34,621	28,086	-0,174
	BiLSTM-Attention_pre	30	43,448	37,488	-0,814
	GRU-BiLSTM	30	27,023	21,567	0,265
NIO	BiLSTM	20	32,232	26,320	-0,018
	BiLSTM+dropout	20	30,662	24,644	0,078
	BiLSTM+batch	20	25,148	20,233	0,394
	BiLSTM+steck	20	29,093	23,704	0,160
	BiLSTM-Attention_post	20	29,224	23,899	0,157
	BiLSTM-Attention_pre	20	34,575	28,642	-0,134
	GRU-BiLSTM	20	27,604	21,881	0,234
NIO	BiLSTM	30	47,340	40,540	-1,078
	BiLSTM+dropout	30	37,578	30,414	-0,356
	BiLSTM+batch	30	34,461	28,485	-0,139
	BiLSTM+steck	30	44,143	37,231	-0,769
	BiLSTM-Attention_post	30	34,621	28,086	-0,174
	BiLSTM-Attention_pre	30	43,448	37,488	-0,814
	GRU-BiLSTM	30	27,023	21,567	0,265

ПРИЛОЖЕНИЕ Ж

Результаты обучения моделей с учетом разных количеств предыдущих дней

Предыдущие значения	Тикер	RMSE, среднее	RMSE, 98 процентиль	RMSE, медиана
5	ABRD	17,874	63,017	10,742
	AFKS	0,275	0,374	0,244
	AGRO	77,787	126,951	74,382
	FIVE	61,560	84,627	54,046
	GAZP	1,995	2,576	1,819
	LKOH	130,244	203,769	104,055
	MAGN	0,931	1,314	0,780
	VKCO	17,122	33,774	13,612
	BABA	1,993	2,522	1,874
	BIDU	3,123	4,119	2,763
	LI	0,812	1,016	0,754
	NIO	0,221	0,273	0,209
10	ABRD	20,611	59,156	11,863
	AFKS	0,424	0,900	0,311
	AGRO	59,564	98,234	50,199
	FIVE	52,194	59,861	51,348
	GAZP	1,786	1,880	1,777
	LKOH	105,011	141,034	101,489
	MAGN	0,802	0,999	0,773
	VKCO	13,683	17,375	13,035
	BABA	1,758	1,913	1,713
	BIDU	2,743	2,980	2,699
	LI	0,762	0,808	0,756
	NIO	0,218	0,257	0,212
15	ABRD	20,763	57,430	12,579
	AFKS	0,278	0,345	0,259
	AGRO	67,077	124,215	61,253
	FIVE	59,548	75,238	57,766
	GAZP	2,005	2,698	1,810
	LKOH	111,422	160,458	100,301
	MAGN	0,883	1,173	0,836
	VKCO	17,593	29,421	16,064
	BABA	1,981	2,522	1,773
	BIDU	3,056	4,359	2,679
	LI	0,813	0,965	0,784
	NIO	0,234	0,280	0,218