

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

На правах рукописи

СВИСТУНОВ ЛЕВ ОЛЕГОВИЧ

**РАЗРАБОТКА МЕХАНИЗМОВ ПРИМЕНЕНИЯ ИННОВАЦИОННЫХ
ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ СИСТЕМ В УПРАВЛЕНИИ ОРГАНИЗАЦИЯМИ
ЗДРАВООХРАНЕНИЯ**

Специальность 5.2.6. – Менеджмент (экономические науки)

ДИССЕРТАЦИЯ

на соискание ученой степени кандидата экономических наук

Научный руководитель:
доктор экономических наук, профессор
Головцова Ирина Геннадьевна

Санкт-Петербург – 2026

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
1 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ПРИМЕНЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИНДУСТРИИ 4.0 В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ ОРГАНИЗАЦИЯМИ.....	13
1.1 Системы искусственного интеллекта для поддержки принятия управленческих решений в экономических и социальных системах.....	13
1.2. Бизнес-процессы и организационные структуры в условиях цифровой трансформации.....	28
1.3. Управление инновациями в условиях кибер-физических систем Индустрии 4.0	47
2 АНАЛИЗ ПЕРЕДОВОГО МИРОВОГО ОПЫТА И ЛУЧШИХ ПРАКТИК ПРИМЕНЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИНДУСТРИИ 4.0 В ЗДРАВООХРАНЕНИИ....	65
2.1 Предпосылки внедрения технологий Индустрии 4.0 в систему здравоохранения	65
2.2 Практический опыт в области разработки и создания кибер-физических медицинских систем.....	80
2.3 Обзор и анализ ведущих мировых и отечественных практик внедрения технологий Индустрии 4.0 в системы здравоохранения	107
3 РАЗРАБОТКА МЕХАНИЗМА ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В УПРАВЛЕНИИ БИЗНЕС-ПРОЦЕССАМИ ОРГАНИЗАЦИИ	123
3.1 Принципы и инструменты применения искусственного интеллекта.....	123
3.2. Разработка методики применения искусственного интеллекта.....	128
3.3 Аprobация механизма внедрения искусственного интеллекта в медицинскую практику.....	136
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	162
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	167
ПРИЛОЖЕНИЕ А.....	194
ПРИЛОЖЕНИЕ Б	199
ПРИЛОЖЕНИЕ В.....	200
ПРИЛОЖЕНИЕ Г	201

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Современный этап развития социально-экономических систем характеризуется ускоренной цифровизацией и возрастающей сложностью управленческих процессов, что обусловлено ростом объёмов данных, усложнением организационных структур и усилением требований к обоснованности принимаемых решений. В этих условиях ключевым фактором повышения эффективности управления становится использование технологий искусственного интеллекта, обеспечивающих возможность автоматизации анализа данных, поддержки управленческих решений и оптимизации бизнес-процессов.

Особую значимость внедрение искусственного интеллекта приобретает в отраслях с высокой социальной ответственностью, прежде всего в здравоохранении, где управленческие решения напрямую связаны с рисками для жизни и здоровья населения. В таких условиях на первый план выходят требования к объяснимости, надёжности и безопасности интеллектуальных систем, а также к их соответствию нормативно-правовым и этическим ограничениям.

Несмотря на активное развитие технологий искусственного интеллекта, их практическое внедрение в систему управления организациями остаётся ограниченным. Данное обстоятельство обусловлено рядом факторов, среди которых ключевыми являются: отсутствие целостной методической базы интеграции искусственного интеллекта (ИИ) в управленческие процессы, недостаточная адаптация международных стандартов и фреймворков к реальным условиям функционирования организаций, а также дефицит формализованных моделей, учитывающих уровень зрелости бизнес-процессов, организационную архитектуру и риски внедрения.

В современной научной литературе проблематика применения искусственного интеллекта рассматривается преимущественно в рамках отдельных направлений — цифровой трансформации, управления бизнес-процессами (BPM), реинжиниринга (BPR), концепций Lean, моделей зрелости и индустрии 4.0. Однако в большинстве исследований либо доминирует технологический подход, либо

анализ ограничивается отдельными аспектами внедрения ИИ без формирования системной управленческой методикой. В результате отсутствует комплексный подход, обеспечивающий последовательную интеграцию ИИ в систему управления организацией с учётом процессной зрелости, рисков, требований регуляторов и особенностей конкретной отрасли.

Таким образом, в условиях цифровой трансформации экономики возникает научно-методическая проблема разработки целостного управленческого подхода к внедрению искусственного интеллекта в деятельность организаций, обеспечивающего согласование технологических возможностей ИИ с организационными, процессными и нормативными ограничениями.

Следовательно, разработка методических механизмов интеграции ИИ в управление бизнес-процессами организаций, ориентированных на обеспечение устойчивости управленческих решений и адаптацию к отраслевой специфике, является актуальной научной и практической задачей.

Степень разработанности научной проблемы. Теоретические и прикладные аспекты цифровой трансформации и внедрения инноваций в управление организациями нашли отражение в трудах зарубежных и отечественных исследователей, среди которых следует отметить работы М. Портера, Д. Тиса, Г. Чесбро, М. Кастельса. В числе отечественных авторов, внесших вклад в развитие данных направлений, следует выделить Г. С. Армашову-Тельник, О. В. Бургонова, Е. В. Волкодавову, М. Ю. Воскобойникову, Н. П. Голубецкую, Е. А. Горбашко, Н. А. Дубровину, В. В. Медведева, А. Г. Лукина, И. П. Фирову и др.

Проблематика управления бизнес-процессами и их оптимизации рассматривается в работах М. Хаммера, Дж. Чампи, Т. Дэвенпорта, а также в исследованиях, посвящённых BPM и процессным моделям зрелости (например, СММІ, ВРММ). Существенное значение для осмысления эволюции и современных ограничений процессного подхода имеют также исследования И. А. Наугольной, в которых раскрываются современные вызовы и инновационные направления развития процессного управления. Вместе с тем вопросы интеграции

искусственного интеллекта в данные модели остаются недостаточно проработанными.

Вопросы применения искусственного интеллекта в управлении организациями рассматриваются в рамках исследований, посвящённых цифровой трансформации, анализу больших данных и интеллектуальным системам поддержки принятия решений. Существенный вклад в развитие данной области внесли исследования, связанные с концепцией explainable AI, а также работы международных организаций (OECD, WHO, World Bank), посвящённые вопросам регулирования и этики ИИ. Среди отечественных исследователей, рассматривающих управленческие и отраслевые эффекты цифровизации и интеграции ИИ, следует отметить П. А. Аркина, И.Г. Головцову, И. В. Косякову, А. Н. Панченко, Е. В. Песоцкую, Е. Ю. Плешакову, А. В. Омельковича и др.

Отдельный пласт исследований посвящён особенностям управления организациями сферы здравоохранения, цифровизации медицинских учреждений, правовым аспектам оказания медицинских услуг и применению цифровых решений в медицинской практике. В данном контексте следует выделить работы Ю. М. Романовой, М. А. Максимова, И. А. Наугольной, А. А. Чудаевой, Н. В. Лазаревой, С. В. Форрестера, Г. Х. Устиновой, П. В. Петровой, Е. А. Харитоновой, Д. В. Харитоновой, Н. В. Проскуриной, Н. И. Красковой, С. В. Виденеевой, М. О. Сураевой, Д. А. Касаткина, О. В. Кузнецовой, А. С. Бужаковой, В. И. Петаева, а также А. В. Дашина, О. В. Яценко и И. А. Силюткина, рассматривающих организационные, экономические и правовые аспекты функционирования медицинских организаций.

Вопросы инновационного развития, цифровой инфраструктуры, проектной деятельности и трансформации менеджмента в условиях цифрового пространства раскрываются также в работах А. Г. Артемьева, А.Г. Бездудной, А. С. Будагова, О. В. Бургонова, Ю. А. Дубовцева, К. В. Казаченко, Д. В. Кима, Е. В. Михайлова, О. Г. Смешко, Н. Н. Трофимовой, И. В. Федосеева, Т. В. Чирковой, и других авторов. Указанные исследования расширяют представления о цифровой трансформации менеджмента, однако не формируют целостной методики

внедрения искусственного интеллекта в систему управления бизнес-процессами организаций с учетом отраслевой специфики и регуляторных ограничений.

Особое значение имеют международные стандарты и рекомендации, в частности ISO/IEC 42001:2023, определяющие требования к системам управления искусственным интеллектом. Однако данные стандарты носят универсальный характер и не содержат детализированного методического инструментария их применения в контексте управления бизнес-процессами организаций.

Несмотря на значительное количество исследований, существующие научные подходы не обеспечивают комплексного решения задачи интеграции ИИ в систему управления организацией. В частности:

- отсутствует формализованная зависимость между уровнем зрелости бизнес-процессов и допустимыми классами ИИ-решений;
- недостаточно разработаны методики поэтапного внедрения ИИ с учётом организационных и процессных ограничений;
- не сформированы инструменты оценки экономической и управленческой эффективности внедрения ИИ в условиях высокой неопределённости;
- отсутствуют адаптированные модели внедрения ИИ для отраслей с высокой регуляторной нагрузкой, в том числе здравоохранения.

Таким образом, необходимость разработки комплексного методического подхода к внедрению искусственного интеллекта в управление бизнес-процессами организаций обуславливает актуальность выбранной темы исследования.

Целью диссертационного исследования является разработка теоретико-методических положений и научно-практического инструментария механизма внедрения технологий искусственного интеллекта в управление бизнес-процессами организаций с учётом уровня цифровой зрелости и отраслевой специфики.

Достижение поставленной цели обусловило необходимость решения следующих **задач**:

– проанализировать существующие теоретические и методические подходы к применению искусственного интеллекта в управлении организациями с учетом их цифровой зрелости, ограничений внешней среды и применимости международных стандартов и фреймворков управления ИИ (в том числе ISO/IEC 42001:2023) в управлении бизнес-процессами организаций;

– систематизировать и классифицировать методы внедрения ИИ на стратегическом, организационном, процессном, технологическом и нормативном уровнях в зависимости от зрелости бизнес-процессов;

– разработать и адаптировать поэтапную методику интеграции ИИ в систему управления бизнес-процессами к условиям медицинских организаций с учётом требований безопасности и нормативного регулирования;

– сформировать интеграционную модель внедрения механизмов применения технологических решений на основе ИИ в структуру менеджмента организации;

– разработать и провести апробацию модели количественной оценки эффективности внедрения ИИ, включающую сценарный анализ и оценку инвестиционных эффектов;

Объектом исследования являются системы управления бизнес-процессами организаций в условиях цифровой трансформации.

Предметом исследования являются организационно-управленческие и методические подходы к внедрению технологий искусственного интеллекта в управление бизнес-процессами организаций.

Соответствие диссертации паспорту научной специальности. Диссертация соответствует паспорту научной специальности 5.2.6 «Менеджмент», в частности:

– п.5: Разработка теории и методов принятия решений в экономических и социальных системах. Системы искусственного интеллекта для поддержки принятия управленческих решений.

– п.27: Управление данными в организации. Применение методов искусственного интеллекта и «больших данных» в менеджменте.

Теоретической базой исследования послужили научные концепции в области цифровой трансформации, управления инновациями, управления бизнес-процессами, теории систем и искусственного интеллекта, а также работы отечественных и зарубежных исследователей, посвящённые вопросам интеграции цифровых технологий в управление организациями.

Методологическую основу исследования составляют системный и процессный подходы, методы моделирования, сценарного анализа, оценки зрелости процессов, а также инструменты анализа данных.

Информационную базу исследования составили нормативные документы, международные стандарты (в том числе ISO/IEC 42001:2023), аналитические отчёты международных организаций (ВОЗ, ООН, Всемирный банк), материалы консалтинговых компаний (PwC, McKinsey), научные публикации, а также данные, полученные в ходе анализа бизнес-процессов медицинской организации.

Обоснованность и достоверность результатов диссертационного исследования обеспечиваются использованием системного и процессного подходов к анализу управленческих систем, а также применением комплекса взаимодополняющих методов исследования, адекватных поставленным целям и задачам.

Научная новизна исследования. Научная новизна диссертационного исследования заключается в развитии теоретико-методических положений и разработке механизма внедрения искусственного интеллекта в управление бизнес-процессами организаций.

Наиболее существенные результаты исследования, обладающие научной новизной, полученные лично соискателем и выносимые на защиту:

1. Обоснована необходимость дифференцированного подхода к имплементации систем искусственного интеллекта в управление организациями, заключающаяся в том, что выбор теоретико-методических моделей и инструментов ИИ, а также применимость международных стандартов (в частности ISO/IEC 42001:2023) и отраслевых фреймворков детерминируются не только уровнем цифровой зрелости организации, но и институциональными ограничениями

внешней среды, что позволяет ранжировать приоритеты управления бизнес-процессами и избегать формальной, неадаптированной сертификации. Дополнены принципы внедрения искусственного интеллекта в систему управления организацией за счёт включения требований объяснимости, управляемости рисков, поэтапности внедрения и отраслевой адаптации.

2. Предложен подход к классификации допустимых ИИ-решений, дифференцированный по уровням зрелости бизнес-процессов (от реактивного до интеллектуального), отличающийся от известных тем, что устанавливает не только технологические, но и процессные ограничения внедрения. Новизна заключается в формализации соответствия между типом ИИ-решения (транзакционные, аналитические, когнитивные) и фактической способностью организации к стандартизации, измерению и контролю процессов, что обеспечивает согласованность технологического выбора с реальными возможностями организации и снижает вероятность неудачных цифровых трансформаций.

3. Разработана и адаптирована к условиям медицинских организаций поэтапная методика интеграции искусственного интеллекта в систему управления бизнес-процессами, которая, в отличие от существующих универсальных подходов, включает в себя три взаимосвязанных контура — контур безопасности (обеспечение защиты персональных данных и критической инфраструктуры), контур объяснимости (интерпретируемость алгоритмических решений для клинического и административного персонала) и контур нормативного соответствия (соблюдение отраслевых регламентов и этических стандартов), что позволяет реализовать внедрение ИИ без потери управляемости и доверия со стороны медицинского сообщества и пациентов.

4. Предложена структурная модель внедрения ИИ, построенная в логике последовательных блоков А–Г («Анализ текущего состояния бизнес-процессов и ИТ-ландшафта» – «Определение потенциала применения ИИ» – «Прогноз экономического и операционного эффекта» – «Оценка необходимых ресурсов и профильных рисков»), которая, в отличие от фрагментарных или проектно-ориентированных подходов, обеспечивает логическую замкнутость и

воспроизводимость этапов внедрения. Новизна модели заключается в формализации сквозной причинно-следственной связи между исходной диагностикой, выбором ИИ-решений, количественной оценкой эффекта и ресурсно-рисковыми ограничениями, что позволяет использовать её в качестве универсального конструктивного элемента при построении цифровой стратегии трансформации процессов независимо от отраслевой принадлежности организации.

5. Разработана и апробирована расчётная модель количественной оценки экономической эффективности внедрения ИИ-решений, которая интегрирует методы сценарного анализа (оптимистический, базовый, пессимистический) с классическими инвестиционными метриками — чистой приведённой стоимостью (NPV), внутренней нормой доходности (IRR), рентабельностью инвестиций (ROI) и совокупной стоимостью владения (TCO). В отличие от существующих статических или одновариантных моделей оценки ИИ-проектов, предлагаемая модель позволяет осуществлять многовариантное прогнозирование эффектов уже на прединвестиционной стадии, а также адаптировать стратегию внедрения под заданный уровень риска за счёт выбора сценарных условий, соответствующего допустимой волатильности ключевых параметров (сроки, затраты, достигаемые KPI).

Теоретическая значимость исследования заключается в развитии методологии управления организациями в условиях цифровой трансформации за счёт интеграции инструментов искусственного интеллекта в систему управления бизнес-процессами.

Практическая значимость определяется возможностью применения разработанных методических решений в деятельности организаций, в том числе в сфере здравоохранения, для повышения эффективности управления и снижения рисков внедрения ИИ.

Теоретическая обоснованность результатов подтверждается использованием положений современной теории менеджмента, цифровой

трансформации, управления бизнес-процессами и концепций внедрения искусственного интеллекта.

Методическая достоверность обеспечивается применением формализованных методов анализа и моделирования, включая процессный анализ, методы оценки зрелости бизнес-процессов, сценарное моделирование, а также инструменты анализа данных (process mining) и подходы explainable AI, позволяющие обеспечить интерпретируемость и проверяемость получаемых результатов.

Эмпирическая достоверность результатов подтверждается использованием фактических данных, полученных при анализе бизнес-процессов медицинской организации, а также проведённой апробацией разработанной методики внедрения искусственного интеллекта в управленческие процессы, что позволило оценить её применимость, ограничения и потенциал масштабирования.

Апробация результатов исследования. Основные положения и результаты исследования были представлены в докладах и выступлениях на следующих российских и международных научно-практических конференциях: XV Международная научно-практическая конференция «Национальные концепции качества: роль качества в стратегиях социально-экономического развития в новом мире» (Санкт-Петербург, 2024 г.), Международная научно-практическая конференция молодых ученых СПбГЭУ «Научные исследования современных проблем развития России: тенденции развития в условиях неопределенности» (Санкт-Петербург, 2023 г.), XVIII национальная научно-практическая конференция с международным участием «Современный менеджмент: проблемы и перспективы» (Санкт-Петербург, 2023 г.), Научная конференция аспирантов СПбГЭУ «Повышение конкурентоспособности отечественной науки: развитие в условиях мировой нестабильности» (Санкт-Петербург, 2023 г.), Национальная научно-практическая конференция с международным участием «Национальные концепции качества: подготовка кадров для цифровой трансформации промышленности и экономики» (Санкт-Петербург, 2022 г.), Национальная научно-практическая конференция с международным участием «Национальные концепции

качества: техническое регулирование и стандартизация в развитии цифровой экономики» (Санкт-Петербург, 2021 г.).

Научные публикации. Основные положения и выводы диссертации изложены в 9 научных работах, в том числе 3 научных статьях, опубликованных в журналах из перечня ВАК. Общий объем публикаций составил 3,2 п.л., (авторский вклад – 2,36 п.л.). Все основные результаты, получившие отражение в публикациях в соавторстве, изложенные в диссертации и выносимые на защиту, получены лично автором.

Объем диссертации – 201 страниц основного машинописного текста и Приложения.

Структура диссертации. Работа состоит из введения, трех глав, включающих 9 параграфов, заключения, списка литературы, в который включено 204 наименования научной и нормативно-методической литературы.

1 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ПРИМЕНЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИНДУСТРИИ 4.0 В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ ОРГАНИЗАЦИЯМИ

1.1 Системы искусственного интеллекта для поддержки принятия управленческих решений в экономических и социальных системах

Управление организационными инновациями является ключевым аспектом современного менеджмента, особенно в условиях быстро меняющейся технологической и экономической среды под влиянием Индустрии 4.0. Современные и передовые теории как управления предприятиями в целом, так и управления организационными инновациями в частности – это во многом интерпретация ранее существовавших подходов сквозь инновационную и современную призму нового технологического уклада. Ретроспективный анализ теорий управления инновациями позволяет понять эволюцию подходов к управлению изменениями в организациях и выделить ключевые концепции, которые остаются актуальными и сегодня. К классическим теориям можно отнести теории «Диффузии инноваций» Эверетта Роджерса и «Жизненного цикла продукта» Т. Леввита [160; 186]. Классические и современные теории управления инновациями структурированы в таблице 1.1.

Таблица 1.1 – Классические и современные теории управления инновациями

Теория	Основные идеи	Источник
Классические теории		
Теория диффузии инноваций 1962 год	Модель распространения инноваций в социальных системах.	E. M. Rogers, Diffusion of Innovations [186]
Теория жизненного цикла продукта 1965 год	Модель жизненного цикла продукта: внедрение, рост, зрелость, упадок. Подчеркивает необходимость постоянных инноваций для поддержания конкурентоспособности.	T. Levitt, Exploit the Product Life Cycle [160]
Современные теории		
Теория открытых инноваций 2003 год	Использование внутренних и внешних источников знаний для ускорения инноваций. Сотрудничество с организациями, университетами и стартапами.	H. Chesbrough, Open Innovation: The New Imperative for Creating and Profiting from Technology [137]

Теория динамических способностей 1997 год	Способность организации адаптироваться к изменениям и создавать конкурентные преимущества через инновации.	D. J. Teece, G. Pisano, & A. Shuen, Dynamic Capabilities and Strategic Management [197]
Теория управляемого хаоса 2013	Подчеркивает необходимость гибкости и адаптивности в условиях неопределенности. Организации должны быть готовы к постоянным изменениям и экспериментированию.	R. G. McGrath, The End of Competitive Advantage: How to Keep Your Strategy Moving as Fast as Your Business [164]

Искусственный интеллект (ИИ) становится неотъемлемой частью современных систем управления, обеспечивая автоматизацию процессов, улучшение аналитических возможностей и поддержку принятия решений в условиях неопределенности. Применение его охватывает широкий спектр экономических и социальных систем, требуя углубленного анализа, как теоретических основ, так и практических аспектов интеграции.

Концептуальным основам применения искусственного интеллекта в системах управления посвящено большое количество научных работ. Так, согласно источнику Google Scholar при поиске, по ключевым словам, «Conceptual foundations of AI in corporate management systems» отображается результат 1,020,000 публикаций. При этом только за 2024 год опубликовано 23800 статей. При поиске по таким ключевым словам, как «Концептуальные основы применения искусственного интеллекта в системах управления» за 2024 год отображается 1730 публикаций, а в общем за все время более 16400 различных научных работ. Такой интерес обосновывается тем, что современные системы управления сталкиваются с необходимостью обработки больших объемов данных, анализа сложных взаимосвязей и принятия решений в условиях неопределенности. Использование искусственного интеллекта (ИИ) позволяет решить эти задачи за счет применения алгоритмов машинного обучения, экспертных систем и анализа больших данных. ИИ трансформирует системы управления, интегрируясь в процессы анализа, прогнозирования и поддержки принятия решений. Attila Kovari в своих исследованиях отмечают, что применение ИИ обеспечивает высокую точность

решений, автоматизацию рутинных задач и повышение эффективности управления в условиях неопределенности [126]. В частности, авторы на примере индустриального сектора приводят статистику, что ИИ в системах поддержки управленческих решений позволяет увеличить точность аналитики на 32% и сократить время подготовки рекомендаций на 40%. ИИ находит применение в разных сферах, так Naefner и соавторы исследуют применение машинного обучения в финансах и отмечают увеличение точности прогнозов рынка на 15–20% именно за счет применения подобных алгоритмов. Duan и соавторы исследуют медицинские кейсы и пишут, что системы анализа медицинских изображений на основе ИИ достигают точности диагностики до 95%, что превосходит результаты экспертов людей, в среднем на 10%.

Использование технологий машинного обучения и глубокого анализа данных дает организациям возможность оперативно реагировать на изменения, формируя конкурентные преимущества. Интеграция ИИ в системы управления является ключевым элементом современной цифровой трансформации.

Одна из этих основ, а именно автоматизация принятия решений описана Остроух и Сурковой [105]. Авторы пришли к выводу, что искусственный интеллект снижает негативное влияние человеческого фактора, повышая точность и скорость управленческих решений. Примером может служить использование систем анализа больших данных для прогнозирования спроса, оптимизации цепочек поставок и управления логистикой. Мельников и соавторы, исследуя интеллектуальные системы поддержки решений, описывают, как их интеграция в систему управления предприятиями влияет на качество моделирования, прогноза и анализа при оценке возможных сценариев и выбора оптимальных решений. Авторы демонстрируют, как в корпоративном секторе подобные системы помогают управлять финансами, складскими запасами и ресурсами предприятия. В свою очередь, подобные системы невозможно представить без применения различных моделей и методов прогнозирования. Внедрение ИИ связано с развитием гибких алгоритмов, способных анализировать изменяющиеся условия. Так, интеллектуальные динамические системы, такие как «Ассистент менеджера по продажам»,

используют исторические данные для рекомендаций, что демонстрирует практическую значимость таких решений. В научной и профессиональной литературе подобные ассистенты или «роботы-эдвайзеры» встречаются все чаще, а их практическое применение наблюдается во всех областях деятельности человека и повседневной жизни (Gridnine Systems, 2023).

Основная же роль ИИ в системах управления заключается прежде всего в повышении эффективности различных процессов, повышении качества стратегического планирования, гибкости и адаптивности в организации. Keding и Meissner в совместном исследовании об оптимизации бизнес-процессов пишут, что система поддержки принятия решений в медицине Watson от IBM помогает врачам выбирать наиболее эффективные методы лечения на основе анализа миллиона кейсов, что сокращает время принятия решений на 50%. Эти же авторы, исследуя когнитивные системы мониторинга оборудования нефтегазовой отрасли используются, приходят к выводу, что внедрение таких решений снижает время простоя на 15% и экономит до \$5 млн ежегодно для крупных предприятий США.

Эксперты Gridnine Systems справедливо отмечают, что включение ИИ в процессы управления позволяет автоматизировать рутинные операции, такие как документооборот, сбор и обработка данных, что снижает трудозатраты и повышает производительность. Остроух и Суркова описывают, как подобные системы на основе анализа больших массивов данных и прогнозирования будущих трендов помогают руководителям формировать стратегические планы, основанные на объективной аналитике. Различные направления современной науки предлагают широкий спектр методов и моделей, которые можно разделить на несколько категорий в зависимости от подхода и используемых технологий. Одним из наиболее известных и популярных является «Машинное обучение» (Machine Learning, ML). Оно обеспечивает автоматическое выявление закономерностей в данных и дальнейшее их использование для принятия решений. К основным подходам ML относятся методы обучения с учителем (Supervised Learning) и без учителя (Unsupervised Learning), обучение с подкреплением (Reinforcement Learning).

Другим популярным и часто используемым методом является глубокое обучение (Deep Learning). По своей сути, подмножество машинного обучения, использующее многослойные нейронные сети для работы с большими объемами данных. К примерам применяемых в нем моделей можно отнести: сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN); рекуррентные нейронные сети (Recurrent Neural Networks, RNN); трансформеры (Transformers).

К основным методам, применяемыми в ИИ для принятия решений относятся, так называемые Байесовские методы. Они основаны на теории вероятностей и используются для принятия решений в условиях неопределенности. К более частным примерам можно отнести Байесовские сети (Bayesian Networks) и Байесовский классификатор (Naive Bayes).

Также, для решения сложных задач оптимизации и поиска решений системы принятия решений на основе ИИ используют мета эвристические алгоритмы (генетические алгоритмы (Genetic Algorithms), алгоритмы муравьиной колонии (Ant Colony Optimization). Алгоритмы роя частиц (Particle Swarm Optimization). Эти и многие другие методы были разработаны в контексте решения конкретных задач или проблем, часто связанных с обработкой данных, оптимизацией или автоматизацией процессов. Они продолжают развиваться, интегрироваться друг с другом и находить новые области применения благодаря достижениям науки и технологий. В таблице ниже структурирован результат анализа моделей и методов, которые лежат в основе систем принятия решений на базе ИИ технологий. Основные методы и модели ИИ систем принятия решений показаны в таблице 1.2 ниже.

Таблица 1.2 – Основные методы и модели ИИ систем принятия решений

Подход	Описание	Примеры применения
Машинное обучение (ML)	Автоматическое выявление закономерностей в данных и их использование для принятия решений.	Классификация, регрессия, прогнозирование.
Глубокое обучение	Использование многослойных нейронных сетей для работы с большими объемами данных.	Анализ изображений и видео, обработка текстов, рекомендательные системы.

Байесовские методы	Принятие решений в условиях неопределённости на основе теории вероятностей.	Диагностика в медицине, управление рисками.
Эвристические и мета эвристические алгоритмы	Решение сложных задач оптимизации и поиска решений.	Оптимизация маршрутов, планирование ресурсов.
Логические и символьные методы ИИ	Основываются на правилах, логике и знаниях.	Юридические системы, медицинская диагностика.
Модели многокритериального принятия решений	Выбор оптимального решения с учётом множества факторов.	Управление проектами, оценка альтернатив в бизнесе.
Агентные системы	Распределённые модели принятия решений, где множество агентов взаимодействуют для достижения общей цели.	Мультиагентные системы, агентное моделирование в экономике и социологии.
Теория игр	Моделирование взаимодействий между несколькими участниками с конфликтующими интересами.	Экономика, политика, управление ресурсами.
Нечёткая логика	Работа с неточными или неопределёнными данными.	Управление сложными системами, диагностика технических систем.

Таблица 3 ниже демонстрирует, что передовые ныне технологии, связанные с ИИ, имеют в своей истории, иногда достаточно старые и известные решения из различных областей знаний. Каждый из методов и его применение имели различные контексты решения конкретных проблем. В наше время, описанные с помощью сложных алгоритмов, они применяются в рамках единой системы и постоянно развиваются. Область применения систем ИИ на основе этих и многих других методов, и моделей, ограничивается только фантазией автора, вычислительными мощностями и требованиями задачи.

Таблица 1.3 – Основные методы, применяемые в ИИ системах принятия решений и их авторы

Название метода	Авторы	Годы разработки	Контекст
Линейная регрессия	Карл Фридрих Гаусс	1805	Использовалась для обработки астрономических данных. Один из первых методов статистического анализа данных
Деревья решений	Росс Куинлан	1986	Разработка алгоритма ID3 для классификации данных. Позже он развил его в C4.5. Использовались для создания простых и интерпретируемых моделей

Продолжение таблицы 1.3

Случайный лес (Random Forest)	Лео Брейман	2001	Улучшение устойчивости деревьев решений за счёт ансамблевых методов
Алгоритм k-средних (K-Means)	Хьюго Стейнингер, Стюарт Ллойд	1957	Первоначально предложен для задач кластеризации в статистике и обработке сигналов
Метод главных компонент (PCA)	Карл Пирсон	1901	Анализ многомерных данных для снижения размерности
Q-Learning	Кристофер Уоткинс, Питер Дэйян	1989	Исследование алгоритмов обучения агентов в среде с обратной связью
Нейронные сети	Уоррен МакКаллок, Уолтер Питтс	1943	Идея искусственного нейрона
Перцептрон	Фрэнк Розенблатт	1958	Для задач классификации
Свёрточные нейронные сети (CNN)	Ян ЛеКун	1989	Использовались для распознавания рукописных цифр в системе MNIST
Рекуррентные нейронные сети (RNN)	Дэвид Румельхарт, Джеймс МакКлелланд	1986	Моделирование последовательностей данных, таких как временные ряды и текст
Трансформеры	Команда Google Brain во главе с Ашишем Васвани	2017	Модель «Attention is All You Need» стала основой для современных NLP-систем, таких как GPT и BERT
Байесовская теорема	Томас Байес	Середина XVIII века	Теорема впервые была опубликована посмертно в работе «An Essay towards solving a Problem in the Doctrine of Chances» в 1763 году
Байесовские сети	Джудия Перл	1980-е годы	Использование графических моделей для представления вероятностных зависимостей между переменными
Генетические алгоритмы	Джон Холланд	1975	Основаны на принципах естественного отбора и эволюции
Алгоритм муравьиной колонии	Марко Дориго	1992	Разработан для оптимизации комбинаторных задач, таких как задача коммивояжёра
Экспертные системы	Эдвард Фейгенбаум, Джошуа Ледерберг	1960-е	Система DENDRAL разработана для анализа химических соединений
Автоматическое доказательство теорем	Алан Робинсон	1965	Первый алгоритм доказательства теорем был разработан на основе резолюций в логике первого порядка
Метод анализа иерархий (АИР)	Томас Саати	1970-е годы	Используется для оценки альтернатив с учётом множества критериев

Основы теории игр	Джон фон Нейман, Оскар Моргенштерн	1944	Анализ стратегий взаимодействия между участниками с конфликтующими интересами
Основы нечёткой логики	Лотфи Заде	1965	Используется для моделирования систем с неопределённостью или неточными данными

Главная роль всех систем ИИ заключается именно в повышении эффективности управленческих решений. Достигается она за счёт способности обрабатывать большие объёмы данных, анализировать закономерности и предоставлять рекомендации на основе результатов анализа с помощью, описанных выше методов и моделей. Для специалиста или менеджера, которому ИИ система помогает принять решение не нужны глубокие теоретические знания в особенностях работы, описанных выше подходов или практические навыки для реализации их. Однако для более глубокого концептуального понимания сущности подобных систем это безусловно важно. Конкретным специалистам и менеджерам на местах более важно понимать особенность взаимодействия с ИИ системами поддержки принятия решений, их возможностях и ограничениях. Менеджерам и специалистам, которые связаны с внедрением подобных систем важно понимать особенности изменений бизнес-процессов и организационных структур под влиянием подобных систем и в целом, в условиях цифровой трансформации. Эти знания позволят следовать эффективной методологии оптимизации бизнес-процессов с применением тех или иных технологий Индустрии 4.0, правильно и оптимально подойти к информационно-аналитическому обеспечению управления организациями на основе больших данных, ИИ систем и т. д.

Ограничения и проблемы, с которыми сталкиваются организации при внедрении ИИ-технологий, и пути их преодоления. Внедрение систем искусственного интеллекта (ИИ) в управление организациями является актуальной темой современных исследований.

И. Ф. Мальцева и Ю. В. Шульгина в статье «Использование систем искусственного интеллекта в управленческих и производственных процессах»

представляет литературный обзор современных публикаций по данной тематике, систематизирует основные направления исследований о практическом применении ИИ, предлагает различные подходы к классификации технологий и примеры их внедрения в управленческие и производственные процессы организаций [63]. Основные проблемы, которые исследуются авторами в данной статье – определение того, какие именно технологии относятся к ИИ и как они могут быть внедрены в деятельность предприятий, оценка готовности российских и зарубежных компаний к применению ИИ, выявление эффектов от сочетания труда человека и роботизированных систем. Исследование сосредоточено преимущественно на российском рынке, что может ограничивать обобщение выводов для международного контекста. В статье отсутствуют конкретные примеры или кейсы внедрения ИИ, что затрудняет оценку практической применимости предложенных рекомендаций, то есть апробации результатов нет. Предложения по внедрению ИИ носят общий характер без детального описания конкретных шагов или методологий.

Другие отечественные исследователи А. В. Мельников и А. И. Бачурин в статье «Актуальные аспекты разработки и внедрения систем искусственного интеллекта в организациях» представляют обзор актуальных вопросов, возникающих в организациях при разработке и внедрении систем ИИ [4]. Рассмотрены различные преграды внедрения технологий ИИ и возможные подходы к их преодолению. В качестве основных проблем, рассмотренных авторами, является интеграция с существующими системами, например, сложности при объединении ИИ с традиционными корпоративными системами управления. Выделена важная проблема в виде сопротивления сотрудников, негативном восприятии и низкой лояльности персонала к внедряемым ИИ-технологиям. А также трудности в адаптации и расширении ИИ-решений в рамках организации. В качестве решений этих проблем авторы видят: разработку поэтапного подхода к созданию и внедрению ИИ-систем, учитывающего специфику организации; обучение персонала проведение программ повышения квалификации для сотрудников с целью повышения их лояльности и адаптации к

новым технологиям; интеграцию с корпоративными системами с учетом особенностей существующих систем управления для снижения сложности адаптации и масштабирования.

Однако, рассмотрение преград и подходов к внедрению ИИ проводится на общем уровне без учета специфики отдельных отраслей или типов организаций. Авторами не представлены конкретные методики или инструменты для преодоления выявленных преград, что может затруднить практическое применение рекомендаций. К минусам также можно отнести и недостаток эмпирических данных из реальных кейсов внедрения ИИ.

Другие отечественные исследователи А. Л. Бардин, В.В. Стомин в статье «Искусственный интеллект в управлении городом: барьеры и перспективы внедрения» рассматривает проблемные аспекты, связанные с внедрением автоматизированных систем на основе ИИ в процессы государственного управления на городском уровне, выделяет основные барьеры и инструменты их преодоления. Основные проблемы, описанные авторами, включают в себя: этические и правовые аспекты в виде неопределенности регулирования использования ИИ в государственном управлении; технологические барьеры в виде недостаточной готовности инфраструктуры для внедрения ИИ-технологий на муниципальном уровне; взаимодействии с IT-компаниями, а именно сложности в сотрудничестве между государственными органами и частными IT-компаниями при реализации ИИ-проектов.

В качестве решений описанных проблем авторы видят: разработку нормативной базы, то есть четких правовых рамок для использования ИИ в городском управлении; инвестиции в инфраструктуру для модернизации технической базы для поддержки ИИ-инициатив; партнерство с IT-сектором в установлении эффективного взаимодействия между государственными структурами и IT-компаниями для совместной реализации ИИ-проектов. К явным ограничениям данного исследования можно отнести отсутствие сравнения с международным опытом, что могло бы обогатить анализ, предложить дополнительные решения, апробированные зарубежными коллегами. Также к

минусам можно отнести и то, что авторские предложения носят общий характер без детального плана действий.

Е.В. Осадчук в работе «Цифровизация промышленности: барьеры на пути внедрения искусственного интеллекта и предложения по их преодолению» анализирует насколько активно российские компании используют цифровые технологии, в частности технологии, связанные с ИИ. Исследование охватывает несколько отраслей промышленности. Полученные результаты показывают, что значительная часть компаний почти не использует ИИ. К барьерам для широкого применения ИИ в промышленности автор относит: проблемы с инфраструктурой, недостаток квалифицированных кадров, проблемы с данными для ИИ, слабая популяризация ИИ, а также низкая окупаемость решений, задействующих технологии в сфере ИИ.

Целесообразно подвергнуть такому же анализу и англоязычную научную литературу. Например, М. I. Hashfi и Т. Raharjo в работе «Исследование проблем и последствий применения искусственного интеллекта в управлении проектами» [148] представляют обзор литературы, в которых рассматриваются проблемы и последствия внедрения искусственного интеллекта в управление проектами. Авторы, в качестве главных проблем видят: неопределенность в определении масштабов и целей ИИ в проектном управлении: интеграцию с существующими рабочими процессами и сопротивление со стороны членов команды; трудности с отслеживанием производительности ИИ и управлением качеством данных.

Авторы видят острую необходимость в разработке комплексных систем планирования проектов ИИ, содействию сотрудничеству между специалистами в области ИИ и руководителями проектов, разработку и внедрение устойчивых методов управления данными, а также создание механизмов непрерывного мониторинга систем ИИ. К минусам данного исследования можно отнести то, что в основном оно сфокусировано только на обзоре литературы без эмпирического подтверждения. Отсутствуют конкретные примеры, демонстрирующие применение предлагаемых авторами решений, а также не рассматриваются отраслевые проблемы внедрения искусственного интеллекта.

А. Abonamah в работе «Управленческие идеи для внедрения ИИ/ОД: руководство по успешной интеграции» (Managerial insights for AI/ML implementation: a playbook for successful organizational integration) рассматривают особенности интеграции ИИ и МО с управленческой точки зрения [120]. Отмечают, что для успешного внедрения требуется нечто большее, чем просто технологические возможности, но крайне важно наличие целостного подхода, включающего стратегическое согласование, межфункциональное сотрудничество и эффективное руководство. Авторы в этом исследовании фокусируют внимание на таких проблемах, как: нарушение существующих рабочих процессов при внедрении ИИ; необходимость внесения изменений в организационную культуру; сопротивление изменениям среди персонала.

В качестве решений этих проблем авторы видят: разработку четких дорожных карт для управления переходными процессами, обеспечение соответствия инициатив в области ИИ и МО бизнес-целям организации; содействие коммуникации между разработчиками и менеджерами, внедряющими подобные решения. Однако, в этой статье также можно отметить ряд недостатков, в частности: не хватает эмпирических данных, подтверждающих предлагаемый план действий; работа не содержит подробных стратегий внедрения; не учитываются различия в размере и структуре организации.

Т. Джадад-Гарсия, А. Р. Джадад в работе «Основы управления вычислениями: системный подход к автоматизации задач для интеграции искусственного интеллекта в существующие рабочие процессы» (The Foundations of Computational Management: A Systematic Approach to Task Automation for the Integration of Artificial Intelligence into Existing Workflows) отмечают, что в связи с быстрым развитием ИИ организации находятся в эпицентре сейсмических изменений и сталкиваются с важнейшим вопросом: как можно успешно интегрировать ИИ в существующие операции. Чтобы ответить на этот вопрос, управлять ожиданиями и снизить уровень неудовлетворенности, авторы рассматривают управление вычислениями, как системный подход к автоматизации

задач, который позволяет организациям использовать потенциал ИИ в рамках существующих рабочих процессов [155].

М. Zabranskyi, и Т. Semenchuk в статье «Проблемы и перспективы внедрения ИИ в стратегическом управлении» (Challenges and Prospects of Implementing AI in Strategic Management) отмечают, что искусственный интеллект в настоящее время является одной из наиболее перспективных технологий, быстро трансформирующей многие аспекты бизнеса, в частности стратегическое управление [204]. Внедрение ИИ в стратегическое планирование и менеджмент позволяет компаниям повысить эффективность, адаптивность и конкурентоспособность. Выявляя основные проблемы своего исследования в виде: этических аспектов внедрения ИИ; проблем сохранения и защиты данных; необходимости адаптации сотрудников к новым инструментам и навыкам - авторы предлагают этические рекомендации по использованию ИИ, внедрение надежных мер защиты данных, разработку обучающих программ для сотрудников по адаптации к инструментам ИИ. Однако, данная статья носит скорее концептуальный характер без эмпирических доказательств, не учитывает специфику отрасли, а также не дает подробных стратегий внедрения этического ИИ.

Итак, исходя из проанализированной русскоязычной и англоязычной литературы становится очевидно, что к основным ограничениям и проблемам, с которыми сталкиваются организации при внедрении ИИ-технологий, и пути их преодоления, с точки зрения современной управленческой науки относятся: инфраструктурные ограничения; кадровые проблемы; сопротивление изменениям; этические и правовые барьеры; финансовые ограничения. В таблице ниже показаны эти проблемы и возможные их решения. Решения основаны на авторском видении и анализе различных научных статей и экспертных заключений лидеров рынка, например: руководитель WNS Analytics Г. Сингх; экспертные заключения McKinsey и Делуат, Bogdana Rakova, Jingying Yang, О. Ю. Городецкой [165; 166; 167; 168]. На основе проанализированных работ построена таблица 1.4 с проблемами и возможными решениями организации при внедрении ИИ-технологий.

Таблица 1.4 – Проблемы и возможные из решения организации при внедрении ИИ-технологий

Ограничения и проблемы	Пути преодоления
<p>1. Инфраструктурные ограничения Недостаточная технологическая база для поддержки ИИ.</p>	<p>Инвестиции в модернизацию ИТ-инфраструктуры: обновление серверных мощностей и сетевых ресурсов для обеспечения работы ИИ-систем. Использование облачных технологий: переход к облачным платформам для повышения гибкости и масштабируемости ИИ-решений. Внедрение модульных фреймворков ИИ: Использование адаптивных решений, легко интегрируемых в существующие бизнес-процессы.</p>
<p>2. Кадровые проблемы Дефицит квалифицированных специалистов в области ИИ.</p>	<p>Обучение и развитие персонала Реализация программ повышения квалификации и обучения сотрудников навыкам работы с ИИ. Сотрудничество с образовательными учреждениями. Партнерство с вузами для подготовки специалистов в сфере ИИ. Привлечение внешних экспертов. Найм, консультантов и специалистов для временной поддержки проектов по внедрению ИИ.</p>
<p>3. Финансовые ограничения Высокая стоимость разработки и интеграции ИИ-технологий.</p>	<p>Оптимизация затрат. Поиск эффективных решений для снижения стоимости внедрения ИИ, включая использование облачных технологий и партнерство с ИТ-компаниями. Пилотные проекты. Начало с небольших пилотных внедрений для оценки эффективности перед масштабированием. Государственная поддержка и гранты. Использование доступных программ финансирования для поддержки внедрения ИИ.</p>

Исходя из проведенного исследования, можно сделать вывод, что при разработке рекомендаций в рамках данной диссертации следует учесть выявленные недочеты. Это позволит сохранить и приумножить научный опыт, полученный в работах учёных, отразив при этом авторское видение решения проблем. Применение ИИ в экономических и социальных системах управления демонстрирует значительный потенциал, однако требует решения ряда проблем. Углубленное изучение методологических основ, развитие кадрового потенциала и создание интеграционных решений станут ключевыми факторами для успешной реализации технологий Индустрии 4.0.

В качестве вывода к данному разделу укажем, что ИИ, как концепт, основывается на алгоритмах машинного обучения, глубокого анализа данных и экспертных систем, которые объединяют теорию и методы принятия решений. Использование ИИ в современных системах управления, позволяет повысить точность прогнозов. Например, согласно исследованию Kovari, системы ИИ в управлении увеличивают точность прогнозирования на 32%, а время подготовки аналитики сокращается на 40%, упростить обработку больших массивов данных. Haefner и соавторы отмечают, что применение машинного обучения в финансах повышает точность рыночных прогнозов на 15–20%, а Duan демонстрирует рост точности диагностики в медицине до 95% [126].

К основным методам и моделям ИИ, которые применяются для поддержки управленческих решений, прежде всего стоит отнести машинное и глубокое обучение, байесовские и эвристические методы. Алгоритмы обучения с учителем, без учителя и с подкреплением применяются для анализа данных и выработки решений. Например, Остроух и Суркова, отмечают алгоритмы классификации в финансовой сфере увеличивают точность детекции рисков на 18% [105]. Мельников и др., что многослойные нейронные сети, такие как CNN и RNN, обеспечивают работу с большими объемами данных, например, в прогнозировании спроса и логистике. Байесовские методы используются в условиях неопределенности для управления рисками и диагностики, например, в управлении запасами. В отчете «Gridnine Systems» за 2023 год демонстрируется, как эвристические генетические алгоритмы и алгоритмы роя частиц применяются для оптимизации сложных задач, таких как маршрутизация логистики. Эта компания разработала платформу для мониторинга KPI, что позволило сократить затраты на 20% за счет оптимизации цепочек поставок.

Другим примером использования ИИ в корпоративных системах принятия решений является внедрение Watson от IBM в медицине, где точность выбора оптимального лечения увеличилась на 50%. ИИ применяется не только в корпоративном управлении, например, Кедин и Мейсснер отмечают, что использование систем ИИ для мониторинга транспортных потоков сокращает

затары на 15–20%, а системы анализа больших данных на основе ИИ применяются для оценки эпидемиологических рисков, повышая точность прогнозов на 30%. К основным ограничениям и проблемам применения ИИ в системах управления относятся этические аспекты, инфраструктурные проблемы, отсутствие совместимости с ERP-системами, которое ограничивает внедрение ИИ в крупных организациях, кадровый дефицит и экономические барьеры. Соответственно этому в качестве для развития ИИ в системах управления следует углублять методологическую базу путем разработки новых методов интерпретации моделей и прогнозирования для социального управления. Не менее важно решение проблем интеграции с существующими системами, например, развитие решений на основе гибридных платформ для объединения ИИ с ERP-системами. Проблему обучения кадров можно решать через введение программ повышения квалификации для специалистов, работающих с ИИ, а значит и разработки подобных решений с точки зрения теоретической и практической составляющей. Проблему этической регуляции можно решить через создание прозрачных стандартов использования ИИ, направленных на снижение рисков дискриминации и увеличения доверия.

1.2. Бизнес-процессы и организационные структуры в условиях цифровой трансформации

Современные бизнес-процессы и организационные структуры активно адаптируются к вызовам цифровой трансформации, что обуславливает необходимость теоретического анализа и переосмысления их изменений. В данном разделе представлены результаты анализа влияния технологий Индустрии 4.0 на управление, включая методы и модели оптимизации процессов, социальный контекст применения технологий и барьеры внедрения. Основой для анализа стали работы различных авторов и исследовательских групп, включая Kolberg и Zühlke Sreedharan и Sunder, Davenport и Prusak, Hermann и др. [138].

Как и большинство инновационных концепций в управлении и экономике предыдущих времен, методология оптимизации бизнес-процессов с применением технологий Индустрии 4.0 является продолжением и эволюцией ранее

существовавших подходов, однако с учетом возможностей, которые открываются через призму цифровизации и тех или иных ее технологий. Современные методологии оптимизации бизнес-процессов значительно выигрывают от оптимальной интеграции с технологиями Индустрии 4.0. IoT, AI, CPS, Big Data и иные технологии позволяют повысить точность анализа процессов, автоматизировать рутинные задачи и адаптироваться к изменениям внешней среды.

Анализ научных работ по этому направлению позволил установить, что среди англоязычных и русскоязычных авторов весьма популярны цифровые адаптации ранее показавших свою эффективность методов, например, ставшие уже традиционными бережливое производство и Six Sigma, или же более новые, но являющиеся неотъемлемой частью реальности на протяжении десятилетий цифровые двойники и роботизация.

Как известно, Lean Manufacturing (Бережливое производство) разработана и популяризирована Таити Оно (Taiichi Ohno) в компании Toyota в 1950-х годах прошлого века. Однако в современной научной литературе эта концепция получила новый импульс именно на фоне цифровой трансформации [198]. В частности, Kolberg, D., Zühlke, D. в работе «Lean Automation enabled by Industry 4.0 Technologies.» исследуют специфику Lean элементами цифровизации, то есть интеграции Lean и технологий Индустрии 4.0, как технологии IoT и киберфизические системы могут поддерживать принципы Lean [156]. Авторы доказывают, что Lean Manufacturing (Бережливое производство) с элементами цифровизации способно в нынешних реалиях обеспечить снижение временных, материальных, финансовых потерь и повышение производительности за счет автоматизации рутинных задач, встречающихся в рамках методологии Lean.

Среди примеров применения Lean с теми или иными элементами цифровизации можно выделить несколько кейсов от крупных аналитических агентств или корпораций. В отчете McKinsey «Индустрия 4.0: как цифровизация меняет производство» отмечается, что компании, внедряющие Lean в сочетании с

технологиями Индустрии 4.0, достигают увеличения производительности на 20–30% и снижения операционных затрат на 15–20% [166].

В качестве примера можно привести Bosch, где была внедрена Lean Manufacturing с использованием IoT-сенсоров для мониторинга производственных линий в режиме реального времени. В результате это позволило сократить время на диагностику неисправностей оборудования на 60%, что привело к экономии более \$1 млн в год.

Эксперты другой не менее авторитетной консалтинговой группы BCG, отмечаю, что около 70% компаний, внедряющих Lean Manufacturing с цифровыми инструментами (например, IoT), сообщают о сокращении времени простоя оборудования на 40%. Ниже сформирована таблица 1.5, которая наглядно сравнивает применение традиционной Lean и Lean 4.0. Как видно, никаких концептуальных изменений нет, однако именно за счет инноваций свойственных Индустрии 4.0 данная методология выходит на совершенно иной уровень эффективности.

Таблица 1.5 – Сравнение традиционной Lean и Lean 4.0

Критерий сравнения	Традиционная методология Lean	Lean с использованием технологий Индустрии 4.0
Устранение потерь	Выявление и сокращение потерь в рамках традиционного Lean осуществлялось преимущественно на основе наблюдений, ручного анализа операций и участия персонала в постоянном совершенствовании процессов. Такой подход позволял повышать эффективность, однако требовал значительных временных затрат и высокой вовлеченности сотрудников.	В условиях Lean 4.0 выявление потерь все чаще основывается на цифровом мониторинге, автоматизированном сборе данных и аналитике производственных параметров в реальном времени. Это позволяет быстрее обнаруживать отклонения, точнее локализовать неэффективные операции и оперативно принимать меры по их устранению.
Постоянное улучшение	В традиционной модели совершенствование процессов носило поэтапный характер и во многом зависело от экспертных оценок, результатов внутренних обсуждений и накопленного производственного опыта.	Использование цифровых инструментов существенно ускоряет цикл улучшений, поскольку данные о работе оборудования, загрузке мощностей и производственных отклонениях становятся доступными практически непрерывно. За счет этого управленческие решения принимаются быстрее, а сами улучшения могут носить более точный и обоснованный характер.

Вовлечение сотрудников	В традиционном Lean участие персонала в улучшении процессов рассматривалось как важный элемент, однако на практике уровень вовлеченности мог существенно различаться в зависимости от корпоративной культуры и качества внутренней коммуникации.	В Lean 4.0 вовлечение персонала поддерживается не только организационными мерами, но и освоением новых цифровых компетенций. Работа с данными, цифровыми интерфейсами и интеллектуальными системами делает сотрудников более активными участниками процесса изменений, а культура технологических улучшений стимулирует выдвижение новых предложений.
Фокус на клиентах	В классическом подходе информация о запросах потребителей формировалась на основе обратной связи, статистики продаж и результатов маркетинговых исследований, что не всегда позволяло оперативно учитывать изменение предпочтений клиентов.	В Lean 4.0 понимание клиентских потребностей становится более глубоким за счет использования данных, поступающих из цифровых каналов, IoT-устройств и аналитических платформ. Это позволяет оперативнее выявлять изменения спроса и учитывать их при совершенствовании продукции и процессов.
Гибкость и адаптивность	Традиционная Lean-модель обеспечивала повышение эффективности процессов, однако возможности быстрой адаптации к резким изменениям внешней среды, спроса или технологических условий оставались ограниченными.	Инструменты Индустрии 4.0, включая облачные сервисы, киберфизические системы и цифровые платформы, повышают адаптивность производственной системы. Организация получает возможность быстрее реагировать на изменения условий, корректировать параметры процессов и масштабировать решения в зависимости от текущих задач.

Six Sigma была разработана в компании Motorola в 1980-х годах, а в дальнейшем получила широкое распространение благодаря управленческой практике General Electric. На современном этапе интерес к данной методологии усилился в связи с ее интеграцией с технологиями Индустрии 4.0. В частности, в исследованиях, посвященных цифровой трансформации управления качеством, подчеркивается, что использование больших данных, интеллектуальной аналитики и цифровых инструментов позволяет повысить точность выявления дефектов, а

также перейти от фиксации уже возникших проблем к их более раннему обнаружению и предупреждению.

В этом контексте трансформация Six Sigma связана не с отказом от ее базовой логики, а с расширением аналитических и технологических возможностей методологии. Если ранее существенная часть работы строилась на ретроспективном анализе и выборочном контроле, то в условиях цифрового производства появляется возможность отслеживать параметры процессов в режиме, близком к реальному времени, и быстрее принимать корректирующие решения. Ниже представлено сравнение традиционной Six Sigma и Six Sigma 4.0.

Таблица 1.6 – Сравнение традиционной Six Sigma и Six Sigma 4.0

Критерий сравнения	Традиционная методология Six Sigma	Six Sigma с использованием технологий Индустрии 4.0
Определение целей	В традиционной Six Sigma цели проектов формировались на основе экспертной оценки, анализа накопленных показателей и выявленных проблем качества. Такой подход обеспечивал структурированность работы, однако в значительной степени зависел от полноты ранее собранной информации.	В Six Sigma 4.0 постановка целей опирается на анализ больших массивов данных, поступающих из различных источников. Это позволяет точнее определять проблемные зоны, выделять приоритетные направления улучшений и учитывать не только прошлые результаты, но и текущие тенденции в работе процессов.
Измерение показателей	Измерение параметров процесса в классической модели осуществлялось с помощью стандартных инструментов контроля качества, производственных замеров и ручной фиксации данных.	В цифровой среде сбор данных в значительной степени автоматизируется за счет применения датчиков, IoT-устройств и встроенных систем мониторинга. Это повышает оперативность получения информации, снижает зависимость от ручных операций и делает контроль параметров более непрерывным.
Анализ данных	Анализ выполнялся на основе статистических методов и классических инструментов Six Sigma, что позволяло выявлять причины отклонений и принимать решения по улучшению качества.	Six Sigma 4.0 расширяет аналитический инструментарий за счет цифровых платформ, интеллектуальной обработки данных и визуализации результатов. В результате анализ становится более глубоким, а выявление закономерностей и скрытых взаимосвязей — более быстрым и точным.

Улучшение процесса	Предложения по улучшению формировались после проведения анализа и затем внедрялись в реальные процессы, что нередко требовало дополнительного времени на проверку их эффективности.	В цифровой среде становится возможным предварительное моделирование и тестирование вариантов улучшений без немедленного вмешательства в реальный процесс. Интеграция с ERP-, MES- и другими корпоративными системами повышает согласованность изменений и облегчает их внедрение на разных уровнях управления.
Контроль результатов	Контроль достигнутых результатов осуществлялся через проверки, аудиты, инспекции и сопоставление показателей после внедрения изменений.	Six Sigma 4.0 предполагает более непрерывный контроль за результатами за счет цифровых систем мониторинга и оперативной обратной связи. Это позволяет не только отслеживать устойчивость достигнутых улучшений, но и своевременно корректировать их при появлении новых отклонений или изменений внешних условий.

Исследование Sony John и M. Bhasi (2023) в работе «Integrating Lean Six Sigma with Industry 4.0: A framework for digital process optimization» подчеркивает, что использование IoT и Big Data позволяет собирать в реальном времени данные о производственных процессах, что упрощает выявление узких мест и отклонений от стандартов качества. При всех плюсах внедрение этих подходов в цифровой интеграции требует значительных инвестиций и наличия квалифицированного персонала.

Концепция Цифровых двойников впервые предложена Майклом Гривзом (Michael Grieves) еще в 2002 году, а в условиях растущей цифровизации мировой экономики она стала неотъемлемой ее частью. Спустя почти четверть века наблюдается множество в научном сообществе наблюдается множество исследований в этой сфере. Так, F. Tao, H. Zhang, A. Liu, A. Y. C. Nee в работе «Digital Twin in Industry: State-of-the-Art» анализируют применение цифровых двойников в производственных процессах, выделяя такие плюсы, как возможность моделирования и тестирования процессов без риска для реального производства, обеспечение поддержки предиктивного обслуживания оборудования [149].

Концепция Robotic Process Automation (RPA) получила свое развитие в начале 2000-х годов, среди пионеров ее популяризации такие компании Blue Prism и UiPath. W. M. P. Van der Aalst, M. Bichler, A. Heinzl в статье «Robotic Process

Automation» рассматривают влияние RPA на автоматизацию бизнес-процессов, выделяя такие явные плюсы, как снижение затрат на выполнение рутинных операций и быстрая окупаемость инвестиций [199].

Применение технологий Индустрии 4.0 выходит за рамки экономических систем и активно используется в социальном контексте. Например, в здравоохранении технологии цифровых двойников позволяют моделировать сценарии лечения пациентов, снижая количество медицинских ошибок на 15% (Тао и др., 2020). В образовании использование IoT и Big Data позволяет персонализировать учебные программы, повышая успеваемость студентов на 10% (Zikopoulos и соавторы).

В муниципальном управлении применение аналитики больших данных для управления транспортными потоками сократило заторы в Лондоне на 20% (Van der Aalst и др., 2021).

Особенности применения методологии оптимизации бизнес-процессов (Lean, Six Sigma и др.) в условиях Индустрии 4.0. Современные исследования показывают, что внедрение методологий оптимизации (Lean, Six Sigma, BPM) в сочетании с технологиями Индустрии 4.0 сталкивается с рядом проблем. На основе анализа научных работ и экспертных заключений ведущих консалтинговых агентств была построена результирующая таблица 1.7 основных проблем внедрения и использования указанных методологий, а также методы решения этих проблем.

Таблица 1.7 – Основные проблемы внедрения и использования указанных методологий, а также методы решения проблем

Проблема	Описание	Обоснование	Методы решения
Сложность интеграции традиционных подходов с цифровыми технологиями	Традиционные подходы Lean и Six Sigma разрабатывались для аналоговых процессов, что затрудняет их адаптацию к автоматизированным и цифровым системам. Необходимость перестройки процессов и изменения	Исследование Hermann et al. (2023) показывает, что только 35% компаний успешно интегрируют Lean/Six Sigma с технологиями Индустрии 4.0.	Разработка гибридных моделей, объединяющих традиционные методологии с цифровыми инструментами (например, Lean 4.0). Использование симуляционных моделей для

	корпоративной культуры для внедрения технологий IoT, Big Data и AI.		тестирования цифровых решений перед их внедрением.
Недостаток квалифицированного персонала	Многие компании испытывают дефицит специалистов, способных работать с данными, управлять цифровыми системами и использовать аналитические инструменты.	Согласно отчёту McKinsey (2022), около 70% компаний заявляют о нехватке специалистов в области анализа данных и управления IoT.	Инвестиции в обучение сотрудников (курсы по Data Science, IoT и AI). Партнёрство с университетами и исследовательскими центрами для подготовки кадров.
Высокие затраты на внедрение	Затраты на внедрение технологий Индустрии 4.0 могут составлять до 15% годового бюджета компании.	Исследование Deloitte (2022) показывает, что затраты на внедрение технологий Индустрии 4.0 могут составлять до 15% годового бюджета компании.	Использование облачных технологий для снижения затрат на инфраструктуру. Постепенное внедрение технологий (пилотные проекты) для минимизации рисков.
Проблемы с обработкой больших данных	Компании часто сталкиваются с трудностями в сборе, хранении и анализе больших объёмов данных, особенно если их инфраструктура устарела.	Около 40% компаний теряют до 20% своих данных из-за отсутствия эффективных систем хранения и анализа.	Внедрение платформ для управления данными (например, Hadoop или Spark). Использование предиктивной аналитики для сокращения объёма данных, требующих анализа.
Угрозы безопасности данных	Интеграция IoT и CPS увеличивает уязвимость систем к кибератакам.	Согласно отчету IBM (2023) количество кибератак на IoT-устройства выросло на 25% за последние три года.	Использование блокчейн-технологий для защиты данных. Регулярное обновление программного обеспечения и проведение аудитов безопасности.

У каждой компании может быть свой подход к построению данной модели, использованию тех или иных решений, но чаще всего она включает в себя базы

данных, системы хранения данных, инструменты для обработки и анализа данных, на основе которых создаются приложения для решения конкретных задач. Например, Azure Data Platform от Microsoft Azure и IBM Data Platform от IBM Watson, которые включает в себя сервисы для хранения, обработки, анализа данных и машинного обучения. Анализ научных работ позволил прийти к выводу, что есть ряд общих факторов, влияющих на этот выбор. Эти факторы и краткое пояснение представлены в таблице 1.8.

Таблица 1.8 – Общие факторы, влияющие на выбор модели

Фактор	Описание
Специфика бизнеса	Выбор организационной модели во многом определяется отраслевой спецификой компании и характером ее деятельности. Для производственных организаций, как правило, приоритетными являются задачи повышения операционной эффективности, оптимизации процессов и сокращения потерь. Для компаний сферы услуг более значимыми становятся вопросы развития инноваций, повышения качества сервиса и формирования устойчивых механизмов взаимодействия с клиентами.
Цели и задачи управления данными и знаниями	Существенное влияние на выбор модели оказывают стратегические и функциональные цели организации в области управления данными и знаниями. В одних случаях акцент делается на повышении конкурентоспособности, в других — на поддержке инновационной активности, совершенствовании продукции и услуг либо повышении эффективности бизнес-процессов. Соответственно, выбираемая модель должна быть согласована с теми управленческими задачами, которые организация считает приоритетными.
Технологии и инфраструктура	Уровень технологического развития и состояние инфраструктуры также выступают значимыми факторами выбора. Расширение применения больших данных, облачных вычислений и аналитических платформ сделало возможным формирование более сложных и функционально насыщенных моделей работы с данными. По этой причине доступность соответствующих цифровых решений и зрелость ИТ-среды организации напрямую влияют на то, какая модель может быть реализована на практике.
Культура и структура организации	Выбор модели зависит не только от технологий, но и от внутренних организационных особенностей. Корпоративная культура, стиль управления и характер распределения полномочий определяют готовность компании к тем или иным способам работы с данными и знаниями. Одни организации тяготеют к централизованным системам управления, другие, напротив, более эффективно функционируют в рамках децентрализованных подходов, основанных на горизонтальном обмене знаниями и экспертном взаимодействии.
Ресурсы и бюджет	Важным ограничителем и одновременно критерием выбора выступают объем доступных ресурсов и финансовых возможностей организации. Реализация сложных моделей управления данными, как правило, требует существенных вложений в программные решения, инфраструктуру, сопровождение и подготовку персонала. Поэтому выбор подхода должен учитывать не только стратегическую целесообразность, но и экономическую реализуемость.

Выбор модели организации, учитывающей особенности управления данными и знаниями, является важным инструментом для повышения эффективности и конкурентоспособности компаний в условиях цифровой трансформации. Проанализированные в ходе работы над этой проблематикой исследования подчёркивают важность управления знаниями и данными как стратегического ресурса, который определяет конкурентоспособность и устойчивость компании в современный период растущей цифровизации. Актуальные исследования указывают на необходимость разработки новых подходов к управлению этими ресурсами, которые позволят эффективно использовать их для достижения стратегических целей. Тема определения наиболее эффективного подхода к управлению ресурсами неисчерпаема поскольку социально-экономический, технологический и рыночный паттерн в котором работают, современные организации постоянно меняется. Оптимальный подход сегодня перестанет быть таковым уже завтра, а значит компании должны иметь понимание как, когда, почему и за счет чего могут быть внесены необходимые изменения, как в бизнес-процессы в целом, так и в управление знаниями. Выбор конкретной модели организации будет зависеть от специфики бизнеса, целей и задач управления данными и знаниями, а также от имеющихся ресурсов и ограничений. Для успешного внедрения модели необходимо провести анализ бизнес-процессов, определить потребности в данных и знаниях, а также оценить риски и преимущества каждой модели в конкретной и перспективной ситуации. Не исключено и развитие гибридных моделей и на их основе появления новых. Вместе с тем кажется целесообразным не ограничиваться только той или иной моделью. В рамках одной и той же организации могут быть использованы все из указанных. Например, необходимо создание платформы данных для оперативного получения доступа к актуальным данным и принятию обоснованных решений. Любая ИИ система поддержки принятия решений должна основываться на определенных паттернах и самообучаться. Для этого необходим быстрый доступ к определенным данным, поскольку и человек, и машина в рамках кибер-физического взаимодействия должны иметь возможность принимать обоснованные решения на

именно на основе актуальных данных. Тогда создается «платформа данных», которая будет состоять из централизованного хранилища данных, инструментария их сбора, обработки и анализа, а также приложений, которые позволят сотрудникам компании получать доступ к данным и использовать их для принятия решений. Приложения для работы с данными, которые позволят сотрудникам компании получать доступ к данным и использовать их для принятия решений.

В рамках этой же организации будет необходима оптимизация процессов работы с данными, повышение эффективности принятия решений и снижение затрат на работу с ними. Тогда, реализуется модель «фабрики данных», состоящая из следующих компонентов: платформа данных, описанная выше: процессы для оптимизации работы с данными, такие как очистка, преобразование и загрузка данных; аналитические инструменты, которые позволят компании анализировать данные и получать ценные инсайты.

Любой современной организации важно развитие инноваций, повышение качества продукции и услуг, улучшение бизнес-процессов и коммуникации между сотрудниками на основе кибер-физической системы платформы и фабрики данных организуется «сообщество знаний» в рамках которого эксперты, обмениваются знаниями и опытом для развития инноваций и повышения качества продукции и услуг, на основе актуальных данных и ассистирования ИИ.

Однако, какую бы модель или их сочетание не использовала та или иная организация при цифровизации своих бизнес-процессов всегда встречается ряд общих ключевых проблем и барьеров, показанных и кратко охарактеризованных на рисунке 1.1.

Сложность интеграции	<ul style="list-style-type: none"> • Hermann и соавторы отмечают, что только 35% компаний успешно интегрируют Lean/Six Sigma с технологиями Индустрии 4.0. Прямая связь с отсутствием единых стандартов.
Недостаток квалифицированного персонала	<ul style="list-style-type: none"> • Специалисты McKinsey отмечают, что 70% компаний сталкиваются с дефицитом специалистов в области Data Science.
Высокие затраты на внедрение	Согласно Deloitte, затраты на цифровую трансформацию составляют до 15% годового бюджета компаний.
Угрозы безопасности данных	<ul style="list-style-type: none"> • По данным IBM атаки на IoT-устройства выросли на 25% за последние три года.

Рисунок 1.1 – Общие ключевые проблемы и барьеры моделей цифровизации
(составлено автором)

Проблемы и ограничения не уникальны, в частности примерно те же проблемы описывались в предыдущем разделе, поскольку они свойственны любой цифровой трансформации традиционной организации на уровень киберфизических систем, свойственным Индустрии 4.0. В качестве решений этих проблем представляется разработка и применение следующего комплекса решений:

- разработка гибридных моделей (объединение традиционных и цифровых подходов для повышения эффективности управления);
- Инвестиции в обучение персонала (создание программ подготовки специалистов в области IoT, AI и Big Data);
- этические стандарты (разработка прозрачных регуляций и стандартов использования ИИ).

В данной главе не раз был продемонстрировано, что научное и профессиональное сообщество эмпирически и теоретически убедилось в том, что цифровая трансформация бизнес-процессов и организационных структур позволяет значительно повысить их эффективность и адаптивность. Однако успешная интеграция технологий требует решения проблем инфраструктуры, подготовки кадров и обеспечения безопасности данных. Учитывая растущую роль

ИИ, дальнейшие исследования должны сосредоточиться на его влиянии как в экономических, так и в социальных системах.

Итак, если цифровизация бизнес-процессов и организационных структур является ключевым направлением развития современных организаций любой сферы, то следует подробнее рассмотреть основные методологические подходы в этих областях на основе анализа научных и профессиональных экспертных источников. Для этого были проанализированы отчеты разработчиков ИИ для бизнеса (например, БФТ «Цифровизация и совершенствование бизнес-процессов организации на основе объективных и актуальных данных»), научные публикации Н. В. Кузнецова, В. В. Лизяева, С. А. Дьяков, О. Е. Астафьева, А. В. Жерегеля, И. Ю. Мерзлов, Т. Б. Терентьева, Д. В. Багнec, И. Ю. Мерзлов [13; 67]. На рисунке 1.2 представлены основные методологические подходы к цифровизации бизнес-процессов и организационных структур и далее они охарактеризованы более подробно.

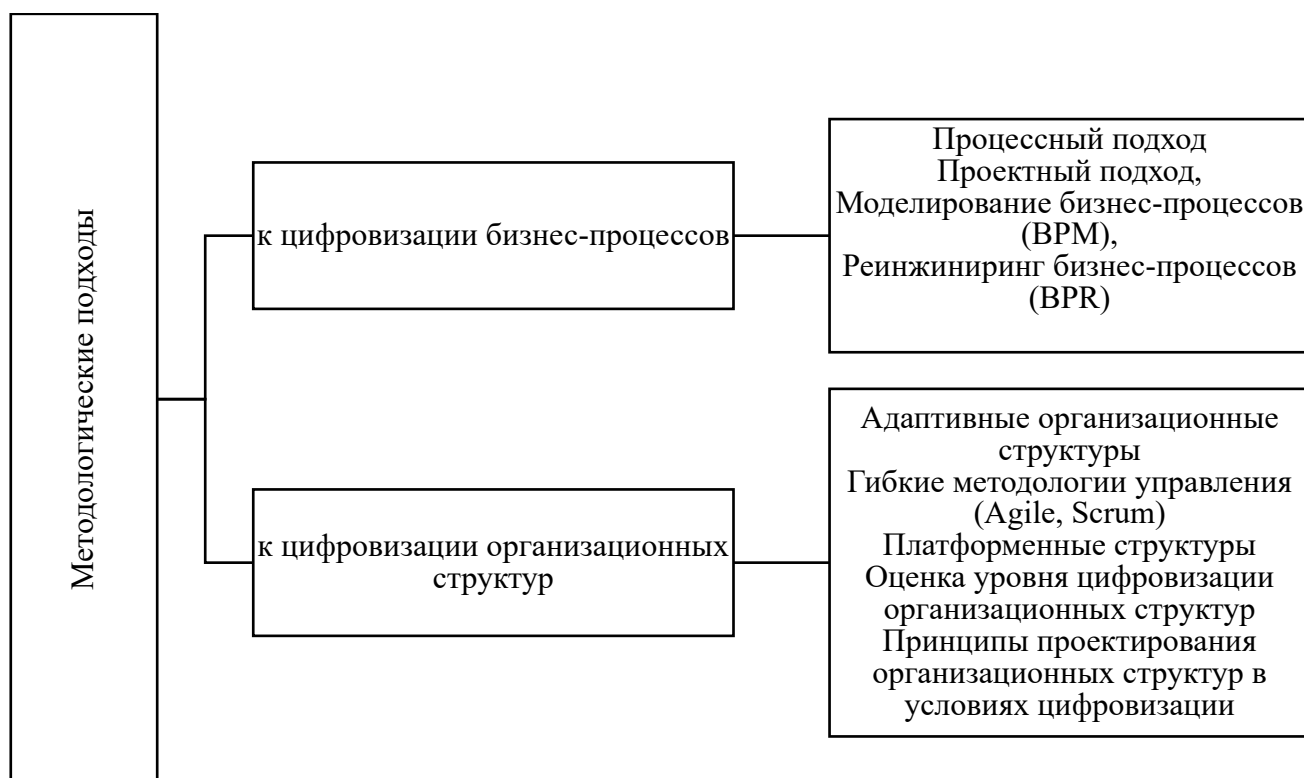


Рисунок 1.2 – Методологические подходы цифровизации бизнес-процессов и организационных структур (составлено автором)

Как видно, современные исследователи и практики используют уже ставшие традиционными методологии, но с учетом особенностей, возможностей и барьеров, которые ставит перед ними Индустрия 4.0

Например, процессный подход, рассмотренный руководителем направления Департамента методологии БФТ Серковым, фокусируется на детальном описании и анализе существующих бизнес-процессов с целью их последующей оптимизации и автоматизации с использованием цифровых технологий [100]. Он также отмечает, что выстраивание бизнес-процессов на основе данных играет ключевую роль в цифровизации при применении процессного подхода. Для реализации такого подхода необходимо не просто внедрение процессного подхода, но и высокий уровень зрелости процессов (т. е. их близости к оптимальным с точки зрения создания ценности, автоматизации, достоверности информации и постоянного совершенствования) (рисунок 1.3).

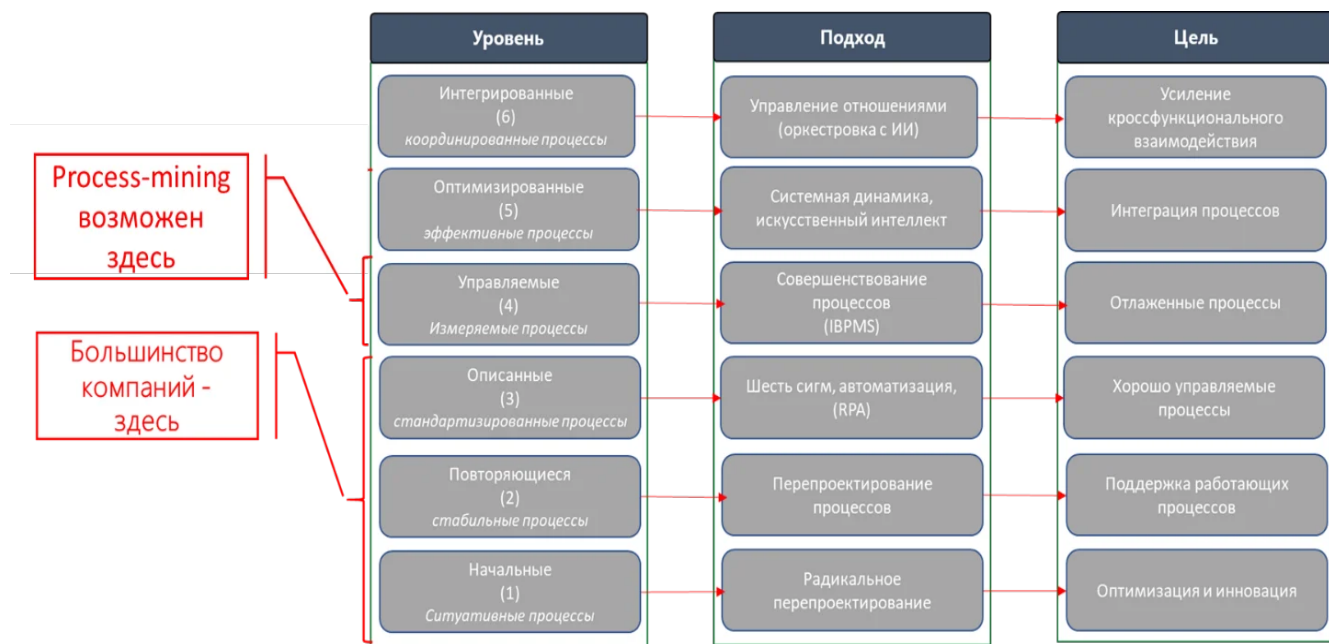


Рисунок 1.3 – Уровни процессной зрелости и Process-mining (составлено автором)

Проектный подход, описанный, например, Кузнецовым Н. В. предполагает его использование для реализации цифровых инициатив. Его исследование, анализирует специфику использования проектного подхода при реализации политики цифровизации в государственном и частном секторах.

При цифровизации часто используется и моделирование бизнес-процессов (BPM), включая создание моделей бизнес-процессов для их анализа и последующей цифровизации. В статье С. А. Дьяков и соавторов «Моделирование бизнес-процессов: методология, современные факторы в условиях цифровизации» рассматриваются этапы совершенствования бизнес-процессов с учетом цифровизации применяя именно этот подход [67].

В работе О. Е. Астафьевой «Методология развития бизнес-процессов в условиях цифровой экономики при формировании механизма устойчивого развития» рассматриваются вопросы методологии развития бизнес-процессов при цифровой трансформации бизнеса методом реинжиниринга бизнес-процессов (BPR) [13]. Авторы описывают радикальное переосмысление и перестройку бизнес-процессов с использованием цифровых технологий для достижения существенных улучшений в показателях эффективности. Все эти подходы включают интеграцию цифровых технологий и оценка уровня цифровизации.

Говоря о методологических подходах к цифровизации организационных структур, то здесь можно выделить несколько из них. Цифровая трансформация бизнес-процессов и организационных структур не сводится исключительно к внедрению отдельных технологических решений. Она предполагает последовательную и взаимосвязанную работу по диагностике текущего состояния организации, моделированию и совершенствованию процессов, интеграции цифровых инструментов, а также адаптации организационной структуры к новым условиям функционирования в цифровой экономике. В этой связи целесообразно сопоставить особенности традиционного и цифрового подходов к управлению бизнес-процессами (таблица 1.9).

Таблица 1.9 – Сравнение традиционного и цифрового подходов к управлению бизнес-процессами

Аспект	Традиционный подход	Цифровой подход
Принятие решений	Управленческие решения в значительной степени опираются на профессиональный опыт руководителей, их экспертные оценки и интуитивное понимание ситуации.	Принятие решений базируется преимущественно на объективных, актуальных и регулярно обновляемых данных, получаемых из цифровых систем и аналитических инструментов.

Скорость изменений	Реакция на изменения, как правило, носит более медленный характер, поскольку зависит от многоступенчатых процедур согласования и инерционности управленческой системы.	Цифровой подход обеспечивает более высокую адаптивность за счет постоянного мониторинга показателей, быстрого анализа информации и возможности оперативной корректировки процессов.
Точность процессов	Существенная часть операций зависит от ручного выполнения и контроля, что повышает вероятность ошибок, связанных с человеческим фактором.	Более широкое применение автоматизации, алгоритмов обработки данных и цифрового контроля позволяет снизить количество ошибок и повысить устойчивость процессов.
Инновации	Внедрение нововведений часто осложняется организационной инерцией, сопротивлением изменениям и ограниченной скоростью пересмотра сложившихся процедур.	Совершенствование процессов приобретает более непрерывный характер, поскольку цифровая среда позволяет быстрее выявлять проблемные зоны и тестировать новые решения на основе данных.
Ресурсоемкость	Выполнение процессов требует значительных затрат времени, трудовых и организационных ресурсов, особенно при высокой доле ручных операций.	Использование цифровых технологий способствует более рациональному распределению ресурсов, сокращению избыточных операций и повышению общей управленческой эффективности.

Выбор конкретного подхода к управлению бизнес-процессами в каждой организации определяется совокупностью внутренних и внешних факторов. К их числу следует отнести особенности отрасли, уровень зрелости процессов, доступность ресурсов, специфику организационной культуры, а также компетенции управленческой команды, отвечающей за реализацию цифровых изменений. По этой причине представляется обоснованным не противопоставление традиционного и цифрового подходов в жесткой форме, а использование их рационального сочетания.

В этой связи целесообразно говорить о гибридной модели, в рамках которой организация может сочетать элементы различных подходов с учетом собственных целей, ограничений и уровня готовности к изменениям. Практическая ценность такой модели состоит в том, что она создает условия не только для адаптации уже существующих инструментов, но и для выработки собственной конфигурации управления, наиболее соответствующей конкретной организационной среде.

С этой точки зрения наиболее конструктивной и обоснованной позицией из всех проанализированных работ кажется именно подход, озвученный Серковым [100]. Он отмечает, что на основе обобщения существующих подходов, а также практики реализуемых ИИ проектов для организаций различных отраслей и форм собственности, наиболее эффективным предлагаем следующую общую логику работ по переходу к модели управления на основе автоматического сбора и анализа данных:

- обследование текущего порядка осуществления деятельности (в том числе сбор статистики), формирование моделей процессов «как есть»;
- анализ процессов (в том числе оценка зрелости (при необходимости)), разработка моделей (проектирование) процессов «как должно быть»;
- разработка и внедрение регламентов процессов на основе моделей;
- автоматизация выполнения процессов, обеспечение логирования операций процессов для получения необходимой информации;
- создание центрального хранилища мастер-данных и организация централизованного хранения документов (при необходимости);
- определение рационального баланса рабочего времени сотрудников для определения их оптимальной загрузки (при необходимости);
- обеспечение регулярного анализа основных параметров процесса на основе автоматического сбора и визуализации данных.

Выше приведена общая логика работ, состав которых в конкретном проекте может изменяться в зависимости от целей проводимых улучшений. Однако вне зависимости от отрасли и/или формы собственности организации предлагаемые работы, несомненно, будут способствовать повышению её процессной зрелости, и, как следствие, общей эффективности деятельности.

Таким образом, цифровизация и управление процессами на основе объективных и актуальных данных – важные составляющие успеха любой организации вне зависимости от сферы её деятельности. Они определяют способность быстро меняться и предлагать новые решения, создают предпосылки для перехода организации на новый уровень развития. Такая трансформация

становится возможной, начиная с определенного уровня процессной зрелости организации. Достижение этого уровня возможно в результате целенаправленной и методичной работы, которую можно проводить самостоятельно или с привлечением консультантов, имеющих опыт проведения аналогичных проектов.

Более глубокий анализ ключевых аспектов и этапов цифровизации бизнес-процессов, основанных на использовании точных и своевременных данных, описанных Серковым, позволил выявить его основные положения:

1. Переход к управлению через данные. Цифровизация рассматривается как средство перехода от традиционных методов управления к управлению, основанному на объективных данных. Это позволяет принимать более обоснованные решения и повышать эффективность процессов.

2. Автоматизация проектирования и анализа процессов. Использование современных цифровых решений для автоматизации проектирования, анализа и совершенствования бизнес-процессов. Такие системы могут включать элементы искусственного интеллекта для более глубокого анализа данных.

3. Постоянное совершенствование процессов. Цифровизация не является разовым мероприятием; она требует постоянного мониторинга и улучшения процессов на основе получаемых данных.

Этапы реализации данного подхода включают:

1. Сбор и обработка данных.
2. Анализ текущих процессов.
3. Моделирование и оптимизация.
4. Внедрение цифровых решений.
5. Мониторинг и совершенствование. После внедрения цифровых решений необходимо постоянно мониторить их эффективность и вносить коррективы по мере необходимости.

Цифровизация бизнес-процессов и последующая работа организации на совершенно ином уровне управления требует соответствующего информационно-аналитического обеспечения.

В заключении данного раздела охарактеризуем и сравним основные подходы к управлению организационными инновациями, поскольку без этого концептуального подхода любая цифровизация будет менее эффективной и не оптимальной. А кроме того, в условиях цифровой трансформации управление организационными инновациями становится критическим фактором конкурентоспособности компаний. На основе анализа научной и профессиональной литературы, а именно: J. Sutherland «Scrum: The Art of Doing Twice the Work in Half the Time», D.K. Rigby, J. Sutherland, H. Takeuchi «Embracing Agile», H. Chesbrough «Open Innovation: The New Imperative for Creating and Profiting from Technology» и т. д. была сформирована таблица 1.10 с подходами, которые чаще всего применяются при цифровизации предприятий в рамках управления организационными инновациями [137; 185; 196].

Таблица 1.10 – Сравнительный анализ подходов к управлению организационными инновациями

Подход	Характеристика	Преимущества	Ограничения
Стратегический подход	Интеграция инноваций в общую стратегию развития организации	Системность инновационной деятельности Связь инноваций со стратегическими целями	Сложность прогнозирования Высокая стоимость внедрения
Проектный подход	Управление инновациями через проектную методологию	Четкие временные рамки Возможность быстрой оценки эффективности Риск фрагментарности инноваций	Риск фрагментарности инноваций Сложность масштабирования Средняя, подходит для средних компаний
Agile	Гибкое и итеративное управление инновациями	Быстрая адаптация Минимизация рисков Постоянная обратная связь	Высокие требования к квалификации команды Сложность планирования
Экосистемный подход	Создание инновационной среды через взаимодействие участников	Синергетический эффект Распределение рисков Доступ к «внешним» знаниям	Сложность координации Необходимость доверия между участниками

Цифровой подход	Управление инновациями на основе данных и цифровых технологий	Объективность оценки Прогнозирование Автоматизация процессов	Высокие первоначальные затраты Риски информационной безопасности
-----------------	---------------------------------------------------------------	--------------------------------------------------------------------	---------------------------------------------------------------------

Однако, по мнению автора, наиболее эффективным является комбинированный подход, который интегрирует элементы различных методологий с учетом специфики конкретной организации и изменчивости среды. Кроме того, комбинированный подход органично встраивается и в ключевые тренды управления организационными инновациями в цифровую эпоху, которые, по мнению авторов Chesbrough и Tidd & Bessant, включают: усиление роли данных в принятии инновационных решений; развитие кросс-функциональных команд; непрерывное обучение и развитие сотрудников; использование искусственного интеллекта в прогнозировании и оценке инноваций; создание гибких организационных структур [137].

1.3. Управление инновациями в условиях и кибер-физических систем

Индустрии 4.0

Кибер-физические системы (КФС) – ключевые драйверы изменений в инновационной деятельности организаций, которые претерпевают цифровизацию. Кроме того, цифровизация процессов жизнедеятельности общества неуклонно трансформирует мир вокруг. Индустрия 4.0 имеет потенциал изменить окружающую среду и место человека в нем гораздо радикальнее чем все промышленные революции ранее. Будущие системы управления теми или иными процессами будут функционировать на грани двух миров, реального физического и виртуального – кибернетического. В науке и экспертном сообществе это новое зарождающееся пространство принято называть кибер-физической реальностью. Его основой станут интегрированные технологические подходы, включая анализ больших данных, искусственный интеллект, которые выводят мониторинг и управление процессами в режиме реального времени на совершенно иной уровень.

Обширная база знаний, сформированная из различных дисциплин, включая информационные системы, инженерию и информатику уже сейчас делает этот мир частью повседневной реальности.

Исследования Meesublak & Klinsukont и Huang et al. [38; 179] показывают, что использование КФС в производственных процессах увеличивает скорость внедрения инноваций на 25–30%. Главными драйверами этого процесса являются:

- сокращение цикла разработки продукта; Применение цифровых двойников позволяет моделировать и тестировать новые продукты в виртуальной среде, снижая затраты и риски;

- поддержка креативности; КФС предоставляют доступ к данным в реальном времени, что позволяет сотрудникам генерировать инновационные идеи на основе актуальной информации;

- адаптивность и гибкость; КФС ускоряют адаптацию организаций к изменениям благодаря возможности прогнозировать сценарии и тестировать их в виртуальной среде.

Цифровая трансформация, движимая Индустрией 4.0, открывает эпоху кибер-физического взаимодействия. Благодаря концептуальному подходу интеграции вычислений с физическими процессами кибер-физические системы обладают широким потенциалом применения, как в бизнес-секторе, так и в сфере других важнейших социально-экономических областях.

Организационные и технологические инновации в управлении знаниями КФС способствуют оптимизации процессов управления знаниями через:

1. Цифровизацию процессов управления знаниями. IoT и Big Data используются для автоматизированного сбора, хранения и обработки знаний. Например, Toyota применяет интеллектуальные платформы для анализа обратной связи клиентов, что улучшает управление знаниями.

2. Интеграцию сотрудников и технологий. КФС создают платформы, где сотрудники и ИИ совместно работают над решением сложных задач.

3. Развитие организационного обучения. Системы управления знаниями на основе КФС предоставляют инструменты для обучения сотрудников на базе реальных данных и симуляций.

Кибер-физические платформы создают уникальные возможности для межорганизационного взаимодействия:

1. Цифровые экосистемы. На базе КФС создаются платформы, объединяющие производителей, поставщиков и потребителей. Например, промышленная платформа Siemens MindSphere позволяет предприятиям совместно разрабатывать и тестировать инновации;

2. Обмен знаниями. КФС обеспечивают безопасный обмен данными между организациями, способствуя совместному созданию инноваций;

3. Совместное использование ресурсов. Межорганизационные платформы на основе КФС оптимизируют использование ресурсов, таких как вычислительная мощность и данные.

В современной литературе роль кибер-физических систем в контексте управления знаниями организаций изучена недостаточно. Целесообразно проанализировать сущность этого явления и затем более детально рассмотреть его влияние на столь важные сферы деятельности цифровых бизнес-систем организаций, как управление знаниями и межорганизационные формы управления инновациями в условиях возможностей и вызовов кибер-физического мира Индустрии 4.0.

Сам термин кибер-физическая система был введен Э. А. Ли в еще 2006 году, и с тех пор он подвергался дальнейшему развитию и интерпретации в различных научных и практических областях. По сути, КФС — это интегрированная система с кибернетическим и физическим компонентом. В самом элементарном виде это отражается тем, что в физической области датчики регистрируют условия окружающей среды, а затем эти данные обрабатываются в кибернетической области с использованием локальных или удаленных вычислительных ресурсов.

Информация, полученная из этого потока данных, может либо обмениваться с другими системами через коммуникационные интерфейсы, либо использоваться

в физической области для воздействия на окружающую среду в соответствии с predetermined правилами поведения с помощью исполнительных алгоритмов.

КФС может использоваться для мониторинга и управления цифровыми, физическими и особенно гибридными процессами. Продолжающаяся «миниатюризация» компьютерного оборудования позволяет широко использовать кибер-физические системы в самых разнообразных контекстах и ситуациях. Управляются эти системы автономно или совместно с человеком.

При проектировании, разработке и эксплуатации КФС следует принимать во внимание три аспекта: технический, человеческий/социальный и организационный. В техническом аспекте конкретные аппаратные и программные приложения должны сочетаться с соответствующей архитектурой. Человеческий/социальный аспект относится к интеграции людей в компьютеризированную персональную систему или взаимодействию с ней. В этом измерении взаимодействие человека и компьютера, безопасность в использовании, а также учет этических вопросов при проектировании систем являются основными проблемами. Организационный аспект определяется включением КФС в цель и контекст приложения в рамках различных институциональных структур и фреймворков.

КФС – это концептуальное сочетание технологий И4.0 общего назначения из-за ее широкого спектра применений на разных уровнях и в разных областях. Ее отличительной характеристикой является широкое использование и выполнение различных функций с высоким уровнем полезности. Именно КФС являются одним из ключевых драйверов новой промышленной революции.

Собранные данные обрабатываются и агрегируются в цифровой двойник, который представляет производственное предприятие и его продукцию с течением времени. Этот цифровой двойник используется для анализа и оптимизации работы предприятия, предоставляя ценную информацию, которую можно использовать для улучшения методов мониторинга и контроля в режиме реального времени. Аналитика больших данных используется для анализа этих обширных, постоянно

растущих наборов данных, что позволяет принимать более точные и эффективные решения. На основе этой структуры промышленные CPS формируют основу для широкого спектра приложений в индустрии 4.0. К ним относятся прогнозируемое техническое обслуживание (например, Meesublak & Klinsukont, 2020), планирование заказа и размера партии (например, Huang et al., 2021), управление энергопотреблением (например, Ma et al., 2019), предотвращение стихийных бедствий (например, Lei et al., 2020) и контроль качества (например, Colledani et al., 2018) [149; 170].

Согласно одному из официальных определений, в частности американской «National Science Foundation», кибер-физические системы – это созданные в результате инженерной деятельности системы, которые основаны на бесшовной интеграции вычислительных алгоритмов и физических компонентов и зависят от этой интеграции. КФС могут быть небольшими и автономными, например, искусственная поджелудочная железа, или большими, сложными и распределенными, например, региональная энергосистема.

Как отмечают многие специалисты (например, E. A. Lee, S. A. Seshia), появление таких категорий систем, как КФС и Интернет вещей, явилось естественным развитием встраиваемых вычислительных систем (BcC, Embedded Systems, ES), сетевых или распределенных BcC (PBcC, Networking Embedded Systems, NES) и беспроводных сенсорных сетей (Wireless Sensor Network, WSN) [158]. Все входящие в состав КФС вычислительные и коммуникационные средства, коммуникационную инфраструктуру, базы данных, облачные сервисы, мобильные приложения будем называть вычислительной компонентой КФС, а «физическую» составляющую – прикладной компонентой КФС (рисунок 1.4) [46].

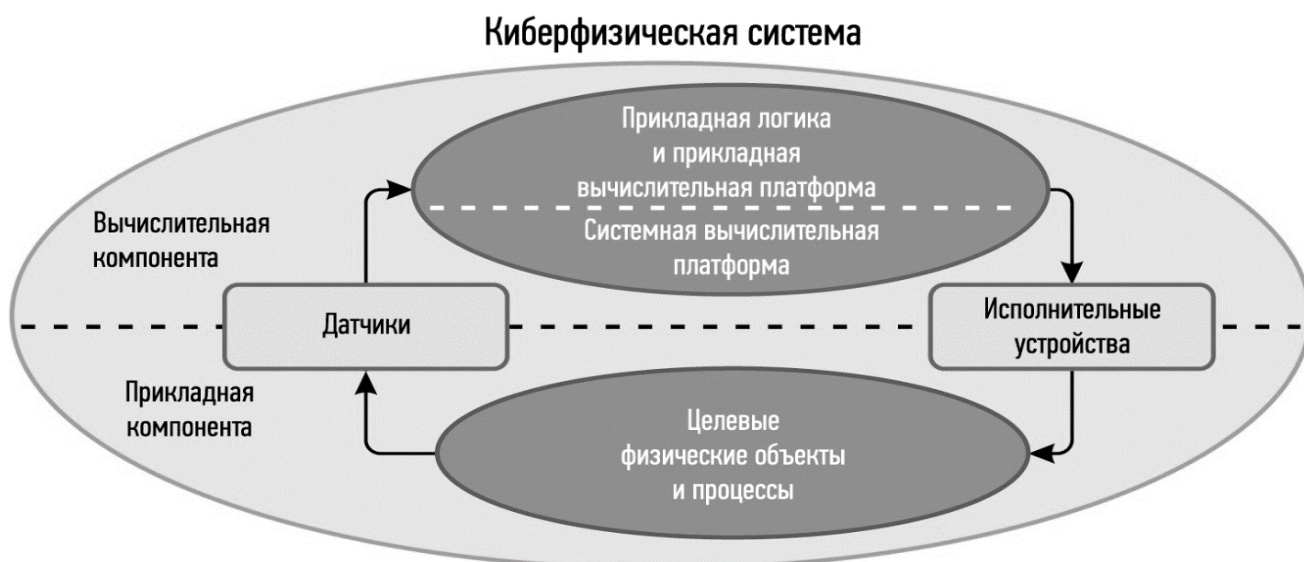


Рисунок 1.4 – Обобщенная структура КФС (составлено автором)

«Широкая» трактовка: новое поколение технических систем, которое характеризуется качественным изменением всей технологии проектирования и внедрением новых технических и технологических решений в части ИК-платформы (в т. ч. AI, IoT, Big Data, VR/AR...) для получения качественно новой функциональности. Включает узкую трактовку и не отрицает возможности проектировать системы любого назначения и масштаба по новым принципам. Узкая трактовка относит к КФС системы автоматизации производства, отвечающие критериям инициативы «Индустрия 4.0», но исключает «простые» системы автоматики, хотя они могут отличаться только набором функций, а не принципом проектирования.

На рисунок 1.5 показана эволюция управляющих ВС, их элементной базы, рост степени их интеграции с объектом мониторинга и/или управления. В настоящее время методы проектирования элементной базы становятся все более близкими к методам проектирования управляющих ВС, особенно в части вычислительной архитектуры. Сегодня система на кристалле может «закрывать» значительную часть вычислительных задач КФС.

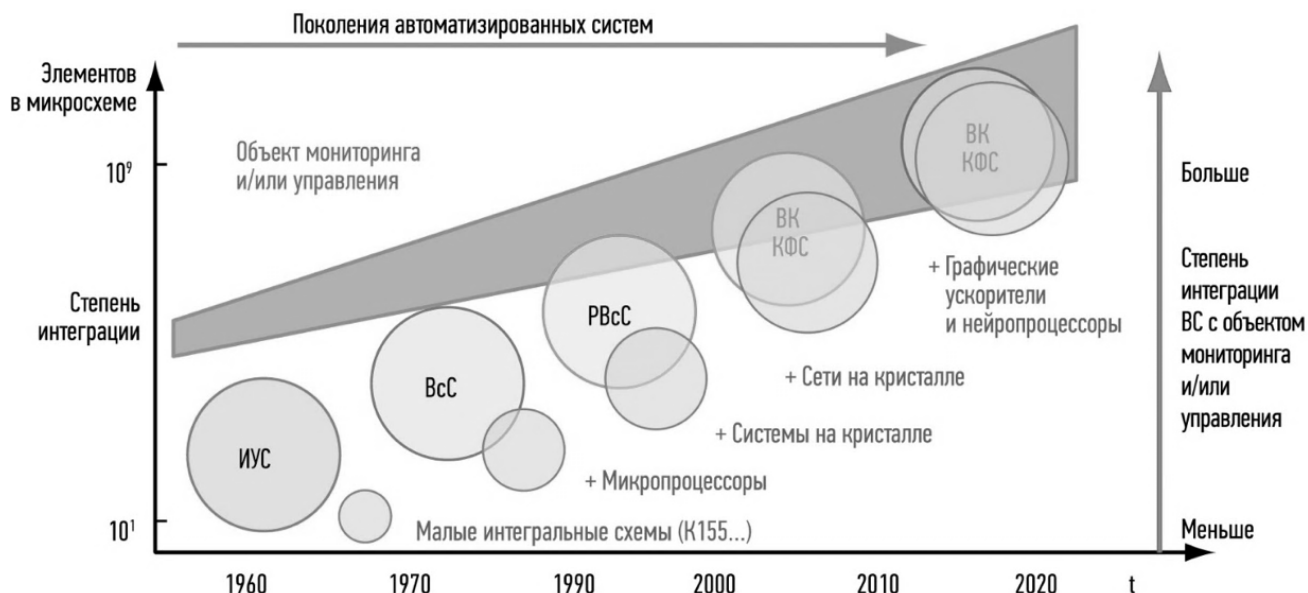


Рисунок 1.5 – Эволюция вычислительной компоненты (ВК) КФС (ИУС – информационно-управляющие системы) (составлено автором)

Применение искусственного интеллекта и смежных с ним технологий в управлении различных систем, в том числе в КФС, становится все популярнее. Множество ведущих корпораций и академических сообществ разных стран ежегодно разрабатывают и внедряют решения различной степени сложности в те или иные системы взаимодействия человека и машин. За последнее десятилетие объемы исследований и различных технологий выросли более чем вдвое и только в 2022 году их количество превысило отметку в полмиллиона, а различные реальные системы поддержки принятия решений исчисляются сотнями. Пристальное внимание к технологиям искусственного интеллекта, нейросетей и иных сопутствующих технологических решений обусловлено перспективностью их применения во всех сферах деятельности человека. Они кардинально изменяют мировосприятие будущих поколений, поставят человечество перед новыми реальностью с новыми горизонтами, возможностями и проблемами. Однако уже сейчас можно отметить всепроникающее воздействие этих технологий на корпоративный и научный мир, государственные и гражданские институты и т. д. Внимание это продиктовано тем, что экспертное сообщество, потребители, бизнес стремятся найти решение о максимально эффективном применении тех или иных решений, связанных с современными технологиями в той или иной сфере деятельности. Одним из наиболее прикладных направлений применения ИИ и

иных технологий Индустрии 4.0 являются различные системы поддержки принятия решений, иными словами, кибер-физические системы взаимодействия человека, машин и ИИ для принятия наиболее взвешенных и актуальных решений в той или иной области. Внимание к проблематике применения ИИ в управлении различными системами растет из года в год. Проведенный анализ позволил установить, что на протяжении более чем десятилетия количество исследований на китайском и английском языках по тематике применения ИИ выросло более чем вдвое. В 2022 году их количество достигло более полумиллиона, что отражено на рисунке 1.6.

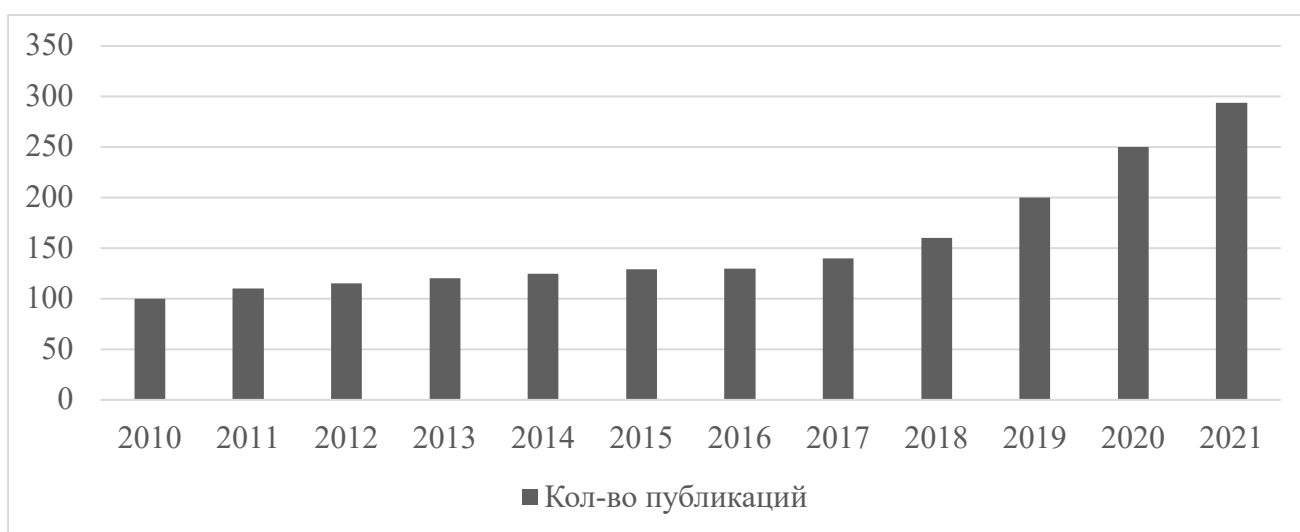


Рисунок 1.6 – Количество публикаций по искусственному интеллекту в мире с 2010 по 2022 гг. (составлено автором на основе материалов AI Index Steering Committee, Institute for Human-Centered AI, Stanford University, Stanford, CA)

С 2010 года общее количество публикаций по искусственному интеллекту выросло более чем вдвое. Темы, связанные с КФС, которые, продолжают доминировать в исследованиях, включают распознавание образов, машинное обучение и компьютерное зрение. Нарботки в сфере интеллектуальных технологий описанных выше находят свое применение в большинстве стран и секторов экономики. Вне зависимости от отраслевых и географических факторов все корпоративные применения ИИ и других смежных технологий реализованы через те или иные формы кибер-физических систем поддержки принятия решений человеком. Полное управление ИИ реализуется лишь в рамках экспериментов и пока не используется в абсолютно беспилотном варианте на всех этапах процессов

и систем. Данные системы помогают человеку обеспечивать более точные, гибкие и сложные прогнозы в реальном секторе экономики, финансах, военном искусстве, образовании, медицине, логистике, развлечениях и т. д.

Таким образом, КФС – это наиболее полное отражение применения описанных технологий в управлении сложными системами. Применение подобных систем позволяет повысить вероятность успеха и достижения тех или иных корпоративных целей. Таким образом можно сделать вывод, что применение ИИ и смежных технологий набирает популярность в самых сложных и передовых проектах, которые в ближайшем будущем кардинально изменят мир. При этом даже сейчас сложно представить рынок без различных КФС начального уровня на основе искусственного интеллекта. Иными словами, ИИ и смежные технологии на данный момент – это ключевой фактор трансформации отраслей, конкурентной борьбы и достижения успеха на рынке, а наличие собственных комплексных решений в этой сфере – это основной фактор конкурентоспособности, как компании, так и страны в целом.

Современные интеллектуальные системы поддержки принятия решений можно сгруппировать и представить по различным признакам, однако, в данной статье автор остановился на следующей структуре группировки: бизнес-аналитика на основе постоянного мониторинга данных; управление производственными процессами (ERP); поддержка и управление отношениями с потребителем (CRM); принятие решение на основе прогнозирования (DSS). На основе этой группировки построен рисунок 1.7, который более полно и структурированно раскрывает каждую из них.

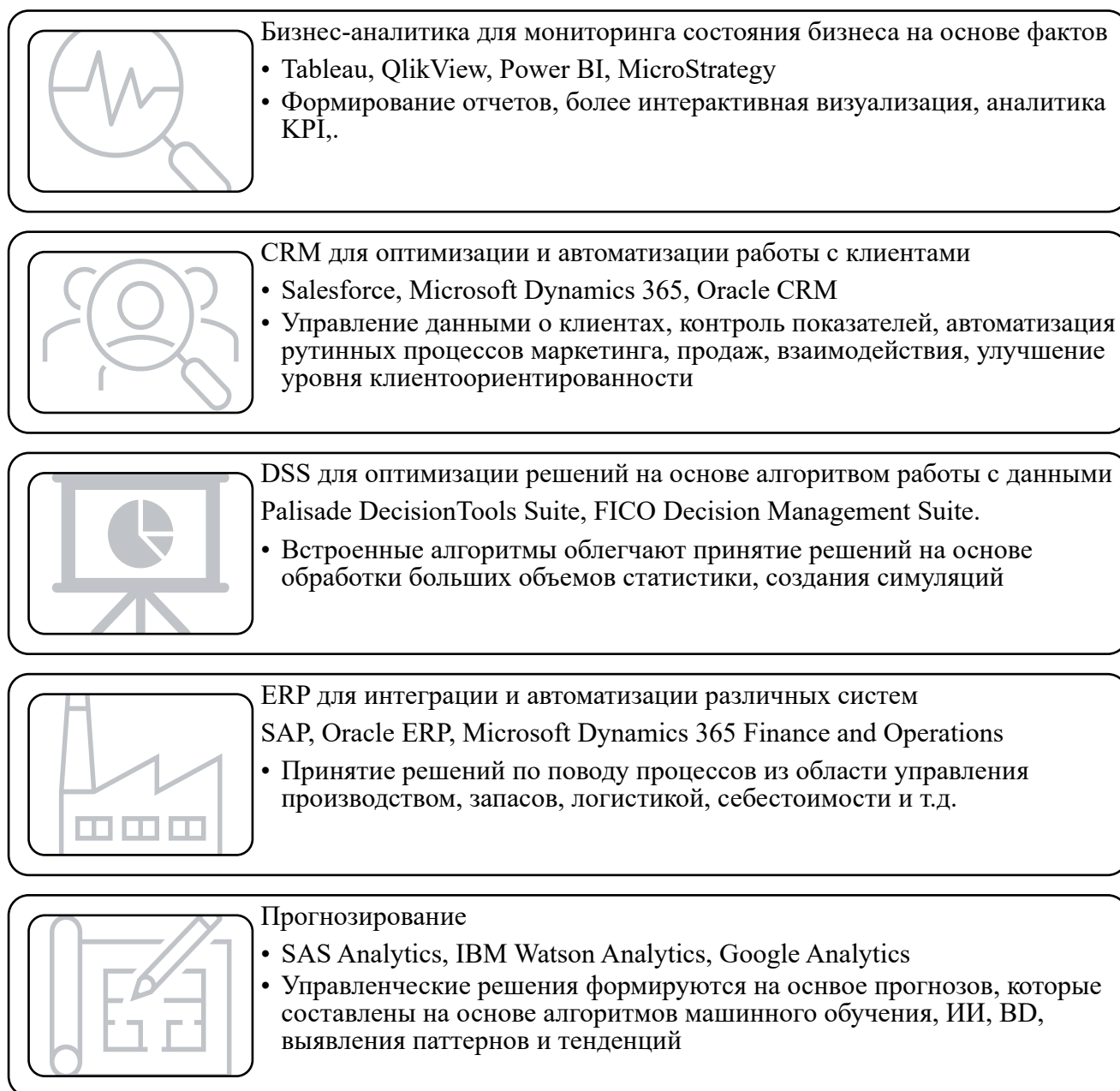


Рисунок 1.7 – КФС в виде ИСППР в различных направлениях поддержки решение при управлении бизнесом

Нельзя не отметить, что на данный момент лидирующими компаниями, предоставляющими на рынок коммерческие решения описанных систем, являются в большинстве своем, американские: IBM; Google; Palantir Technologies; OpenAI; Salesforce Einstein.

В связи с тем, что процессы, указанные выше начали оцифровываться первыми еще не заре компьютерной эры, на данный момент системы, указанные выше являются наиболее популярными, интуитивно понятными и прикладными. Безусловно, нельзя сравнить объем потока входных данных в алгоритмы подобных

систем в начале компьютерной эры и сейчас, но эти системы росли по мере развития вычислительных мощностей, объемов памяти и средств бесперебойной быстрой связи, поэтому нынешние системы являются развитием первых простейших компьютерных программ и микро масштабных вычислений. В ближайшем будущем нынешние скорости вычислений и объемы операций в момент времени окажутся ничтожными по сравнению с возможностями квантовых вычислений и интеллектуальные кибер-физические системы поддержки принятия решений в бизнесе и управлении в целом выйдут на небывалые высоты. Но так или иначе суть их будет прежняя, а именно: сбор и входных данных, их анализ и обработка в алгоритме, вывод результата. С каждым годом и новыми объемами мощностей человеку, за которым остается право окончательного выбора решений из бесконечного числа вариаций, будет обладать более широким функционалом и возможностями. Вероятнее всего большинство из указанных на предыдущем рисунке платформ будут использоваться параллельно или в рамках единого сложного системного алгоритма.

Представляется, что несмотря на это условное разделение на спецификации процессов кибер-физических систем так или иначе сохранится. Тогда можно предположить, что в ближайшей перспективе мы все равно будем наблюдать структуру группу процессов, которыми будут оперировать ИСППР на базе КФС (рисунок 1.8).

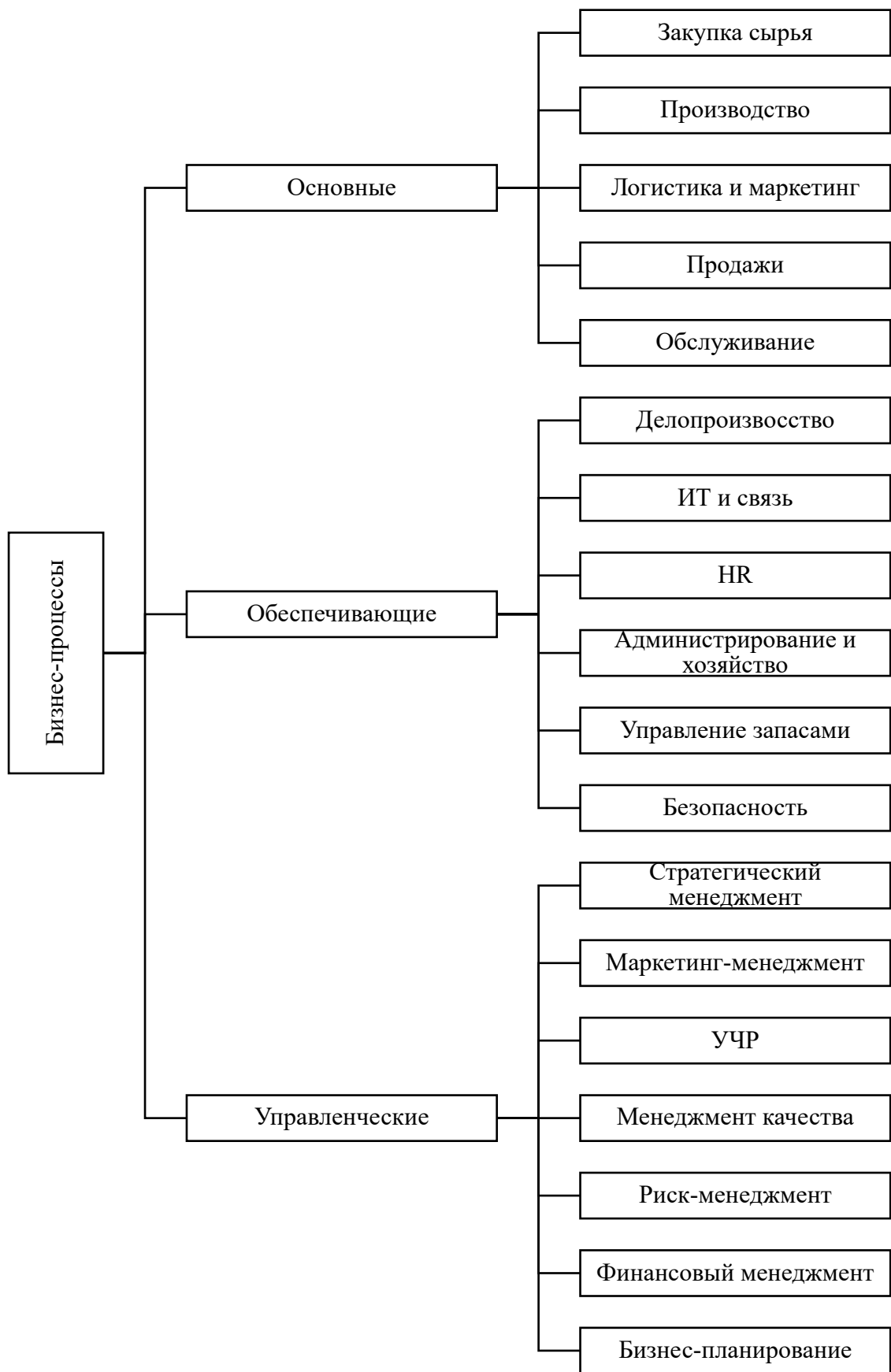


Рисунок 1.8 – Группы бизнес-процессов, которые могут быть реализованы в современных ИСППР на базе КФС

Таким образом, становится очевидно, что проблематика цифровизации и трансформации мира в сторону кибер-физической составляющей неумолимо приближает человечество к совершенно иным реалиям, перспективам и возможностям. Индустрия 4.0 во всех ее проявлениях кардинально меняет основные группы бизнес-процессов, преобразая их суть. Кибер-физический мир – это отложенная на некоторый срок реальность и крайне важно на уровне междисциплинарных или сугубо внутри секторных теоретических и эмпирических формировать основы ее оптимального функционирования и интеграции в процессы жизнедеятельности на мезо-микро и макроуровне. Как именно КФС способствуют оптимизации процессов управления знаниями, в таблице 1.11 ниже.

Таблица 1.11 – Влияние кибер-физических систем (КФС) на оптимизацию управления знаниями (составлено автором)

Фактор	Статистика и измерения	Влияние на управление знаниями
Интеграция физических и цифровых компонентов	Снижение ошибок на 25%, рост производительности на 30%	Динамическое обновление знаний, улучшение их точности и актуальности.
Автоматизация сбора и обработки данных	Снижение времени обработки данных на 40%, затрат на 20%	Ускорение процессов обработки знаний, обеспечение их чистоты и качества.
Распределенное управление	Снижение сбоев на 15%, рост производительности на 18%	Эффективное использование знаний на разных уровнях организации, повышение точности решений.
Обеспечение надежности и безопасности данных	Снижение угроз на 30%, рост доверия к системам на 20%	Защита данных от утрат и искажений, повышение надежности знаний.

Ранее уже было кратко упомянуто, что кибер-физические системы (КФС) открывают новые возможности для межорганизационного взаимодействия, способствуя более тесной интеграции и сотрудничеству между различными организациями. Ниже рассмотрим, как именно КФС создают эти возможности, на основе нескольких научных источников. Так, в работе «Влияние цифровизации на меж организационные взаимоотношения» под авторством Д. В. Лебедевой анализируются изменения в межорганизационных отношениях под воздействием цифровизации [58]. Автор отмечает, что КФС способствуют расширению каналов

коммуникации и совместному хранению данных, что, в свою очередь, приводит к автоматизации процессов и активизации инновационной деятельности. Это позволяет организациям более эффективно обмениваться информацией и совместно разрабатывать новые продукты и услуги. Основным вызов здесь заключается в необходимости создания каналов обмена данными между организациями для автоматизации процессов и ускорения инноваций. По мнению данного автора КФС способствуют созданию новых коммуникационных каналов, обеспечивая оперативный обмен данными. Это ускоряет процессы принятия решений, улучшает координацию действий и стимулирует совместные инновации. В частности, в исследовании приводятся данные, что отмечается ускорение внедрения инноваций на 35% в организациях, использующих КФС для совместного хранения данных, а также отмечается снижение времени обработки информации между организациями на 20%.

КФС повышают точность, скорость обработки и актуальность знаний, позволяя использовать их для принятия качественных решений в реальном времени. Они поддерживают распределенные структуры управления, облегчая координацию знаний на различных уровнях, способствуют совместному созданию знаний, объединяя ресурсы из разных организаций, а также обеспечивают защиту данных, снижая вероятность утраты или искажения знаний. Все это делает КФС неотъемлемой частью оптимизации процессов управления знаниями в организациях.

Таблица 1.12 – Влияние кибер-физических систем (КФС) на оптимизацию управления знаниями. Источник: Составлено автором

Фактор	Статистика и измерения	Влияние на управление знаниями
Обеспечение актуальности и точности знаний	Снижение ошибок на этапе проектирования на 30% Моделирование процессов в реальном времени повышает точность на 20%	Гарантирует, что знания всегда актуальны и точны, что улучшает качество решений.
Скорость обработки знаний	Сокращение времени обработки данных на 40% Ускорение выполнения совместных проектов на 15%	Быстрый доступ к знаниям позволяет принимать решения в реальном времени.

Эффективное управление в распределенных системах	Снижение времени на координацию на 20% Улучшение координации за счет интеллектуализации процессов на 15%	Упрощает интеграцию знаний из различных источников, улучшая их использование.
Совместное создание и использование знаний	Ускорение внедрения инноваций на 30% Сокращение затрат на тестирование на 15%	Способствует коллективному созданию знаний, повышая эффективность и инновационный потенциал.
Защита знаний	Увеличение надежности взаимодействий на 25% Предотвращение утраты данных с помощью предиктивной аналитики	Обеспечивает сохранность и целостность знаний, что критично для их долгосрочного использования.

В данной работе кибер-физические системы будут рассмотрены на примере критически важной и, традиционно, наиболее передовой области прогресса – сфере здравоохранения. Данная отрасль является квинтэссенцией междисциплинарного прогресса, напрямую связана с большинством жизненно важных и стратегических процессов жизнедеятельности человека, общества, бизнеса и государства.

Рассмотрим влияние КФС на инновационные способности и межорганизационные инновации организаций несколько шире, исследуя практические кейсы BMW, General Electric, Bosch, Toyota, Amazon, Airbus, Siemens, IBM можно отметить, что и эти компании в своей практической деятельности особо выделяют влияние КФС.

В отчете «Application of Digital Twins in the Automotive Industry» годового отчета BMW за 2022 год указано, что применение цифровых двойников для тестирования автомобилей позволило уменьшить количество физических прототипов и ускорить вывод продукции на рынок [131]. Примеры обзора применения КФС в области управление знаниями и инновациями представлены и кратко охарактеризованы в таблице 1.13.

Таблица 1.13 – Влияние кибер-физических систем (КФС) на инновации и управление знаниями. Источник: Составлено автором

Аспект КФС	Пример	Роль КФС
Цифровые двойники	Использование цифровых двойников в практике BMW позволило сократить цикл разработки продукции на 25%.	Применение цифровых двойников повышает точность проектных решений и позволяет снизить риски на этапах разработки и тестирования новых продуктов.
Интеграция IoT	В General Electric зафиксировано снижение издержек на разработку инноваций на 15% за счет интеграции IoT-решений.	Интеграция IoT обеспечивает непрерывный мониторинг процессов и формирует информационную основу для более результативной инновационной деятельности.
Адаптивность организаций	В Bosch ускорение внедрения инноваций связывается с использованием анализа данных в режиме реального времени.	КФС повышают организационную гибкость, позволяя быстрее реагировать на изменения внешней среды и адаптировать процессы под новые рыночные условия.
Автоматизация управления знаниями	В Toyota сокращение времени на анализ клиентских данных и внедрение изменений достигнуто за счет автоматизации соответствующих процессов.	КФС способствуют автоматизации сбора, хранения и обработки знаний, что повышает скорость выработки решений и делает управление знаниями более системным.
Симуляции и обучение сотрудников	В Airbus применение симуляционных решений позволило повысить качество подготовки пилотов и одновременно сократить затраты на обучение.	Использование КФС в обучении создает безопасную виртуальную среду для отработки навыков и способствует более эффективной подготовке персонала.
Совместные интеллектуальные системы	В Amazon совместная работа сотрудников и роботизированных систем обеспечила рост производительности складских операций на 20%.	КФС создают условия для более эффективного взаимодействия человека и машин, что позволяет повысить производительность и улучшить организацию труда.
Цифровые экосистемы	Использование платформ Siemens MindSphere и GE Predix позволило сократить затраты на инновации на 15%.	КФС формируют цифровые платформы для сотрудничества, в рамках которых организации могут координировать усилия, обмениваться данными и совместно реализовывать инновационные проекты.
Совместный доступ к ресурсам	Общие платформенные решения Airbus и Boeing способствовали сокращению издержек на совместные проекты на 10%.	КФС позволяют более рационально использовать ресурсы в межорганизационном взаимодействии и повышают эффективность совместной проектной деятельности.

Открытые инновации	Открытая платформа IBM Research позволила сократить время разработки на 30%.	КФС поддерживают механизмы открытых инноваций, стимулируя совместное создание, распространение и использование знаний между различными организациями.
--------------------	------------------------------------------------------------------------------	-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Современные КФС интегрируют передовые методы ИИ для эффективного управления и оптимизации процессов. В результате проведенного анализа профессиональной и научной литературы были определены основные методы ИИ в управлении КФС, являющимися в свою очередь концептуальными основами передовых организаций в условиях И4.0.

1. Машинное обучение. Baheti пишет, что методы машинного обучения играют ключевую роль в адаптивном управлении КФС. Нейронные сети и алгоритмы глубокого обучения позволяют системам самостоятельно анализировать большие массивы данных и оптимизировать собственную работу [127].

2. Обучение с подкреплением. L. Monostori в работе «Cyber-physical production systems: Roots, expectations and R&D challenges» пишет, что методы обучения с подкреплением применяются для создания интеллектуальных систем управления, способных принимать оптимальные решения в динамических средах КФС [173].

3. Нечеткая логика. E. A. Lee в работе «Cyber physical systems: Design challenges» раскрывает, как методы нечеткой логики используются для управления КФС в условиях неопределенности, позволяя системам работать с неточными и приблизительными данными [157].

4. Генетические алгоритмы. R. Rajkumar и соавторы, как генетические алгоритмы применяются для оптимизации параметров КФС, позволяя находить наиболее эффективные решения через эволюционное моделирование [183].

5. Байесовские сети. Байесовские сети используются для вероятностного прогнозирования и управления рисками в КФС, обеспечивая интеллектуальную поддержку принятия решений [190].

В целом, можно отметить общий вывод различных авторов, который гласит, что интеграция методов ИИ в КФС создает принципиально новые возможности для адаптивного, интеллектуального управления сложными системами. Ключевыми преимуществами такого подхода являются: автономность принятия решений; адаптивность к изменяющимся условиям; высокая скорость обработки информации; способность к самообучению и оптимизации. Ожидается, что в дальнейшем методы ИИ в управлении бизнес и организационных КФС будут развиваться в сторону гибридных интеллектуальных систем, совершенствования методов машинного обучения, повышения кибер-физической безопасности, создания на основе всего этого, более сложных моделей прогнозирования. Таким образом, методы искусственного интеллекта станут еще более критическим компонентом эффективного управления кибер-физическими системами различных организаций в условиях Индустрии 4.0.

Исследование подтвердило, что цифровизация и технологии Индустрии 4.0 трансформируют подходы к управлению и инновациям. Именно поэтому, актуальным становится анализ мирового опыта и лучших практик применения этих технологий. Вторая глава данной работы будет посвящена рассмотрению успешных кейсов использования Индустрии 4.0 в здравоохранении, что позволит сопоставить теоретические выводы с реальными примерами и выявить ключевые факторы успеха.

2 АНАЛИЗ ПЕРЕДОВОГО МИРОВОГО ОПЫТА И ЛУЧШИХ ПРАКТИК ПРИМЕНЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИНДУСТРИИ 4.0 В ЗДРАВООХРАНЕНИИ

2.1 Предпосылки внедрения технологий Индустрии 4.0 в систему здравоохранения

В последние годы Здравоохранение 4.0 (применение технологий четвертой промышленной революции в здравоохранении), вызывает повышенный интерес исследователей теоретиков и практиков во всем мире. Healthcare 4.0 или Здравоохранение 4.0 - это относительно новый термин, который развился на базе Industry 4.0. Здравоохранение 4.0 служит технологическим катализатором ускоренного роста отрасли за счет интеграции передовых промышленных технологий и инновационных решений, которые находятся на стыке различных областей науки и техники. Совокупность развивающихся ныне или только проектируемых технологий Здравоохранения 4.0 находят свое воплощение в медицинских кибер-физических системах (МКФС). Несмотря на эволюционирующий характер исследований в этой области, их полного и систематического обзора в этой области по-прежнему недостаточно. Это происходит из-за бурного роста применения тех или иных технологий, достижений инновационной медицины и т. д. Существует целый ряд концептуальных технологических и технических проблем, решение которых трансформирует отрасль здравоохранения в мире путем внедрения и развития МКФС.

Систематический обзор последних тенденций, ключевых ограничений и областей применения Healthcare 4.0 с точки зрения медицинских кибер-физических систем. Результаты данного исследования в дальнейшем позволят проанализировать отечественный опыт и инновационные решения основных проблем создания и внедрения кибер-физических систем в здравоохранение.

Здравоохранение 4.0 (Healthcare 4.0, далее в тексте З4.0) — это реализация концепции ускорения медицинских инноваций при одновременном повышении эффективности ухода за пациентами. Здравоохранение 4.0 относится к недавним прорывам в области медицины благодаря внедрению систем автоматизации, управления и обработки информации. Здравоохранение 4.0 интерпретируется как

расширенная взаимосвязь между кибернетическими и физическими аспектами, которая обеспечивается инновационными информационно-коммуникационными технологиями, такими как Большие данные, Интернет вещей (IoT) и облачные вычисления [1; 106]. Именно интеграция этих технологий формирует системы 34.0, которые обеспечивают персонализированную медицинскую помощь в режиме реального времени пациентам, врачам и лицам, осуществляющим тот или иной уход за больными [16]. На волне огромного прогресса в области медицинских устройств, клинических достижений и анализа данных растет интерес к использованию инженерных подходов для предоставления медицинских услуг. Вместе с тем появляется все больше эмпирических исследований, подтверждающих ранее казавшиеся смелые предположения, как например новость об удачном вживлении удаленного медицинского устройства в мозг человека и множество успешных тестов взаимодействия его функционала и человеческого организма (компания новатора Е. Маска «Neuralink»).

Подобные технологические инновации открывают огромные возможности для инноваций, предполагают решения немислимых ранее задач с точки зрения обеспечения здоровья и качества жизни человека, эффективности и инновационности труда медицинского персонала. З 4.0 расширяет возможности традиционной медицинской системы, что помогает разработать стратегию поддержки с точки зрения предоставления качественной медицинской помощи удаленно и в режиме реального времени [19]. Целью З 4.0 является улучшение качества обслуживания пациентов, укрепление здоровья, контроль затрат и удовлетворенность качеством сервиса медицинского учреждения. Это в свою очередь включает в себя развертывание возможностей управления данными и обеспечивает гибкость доступа к информации независимо от местоположения объекта. Такие революционные изменения могут оказать значительное влияние на каждый аспект общества.

Но вместе с тем возникают серьезные проблемы, которые связаны со спецификой сферы оказания медицинской помощи и технологиями Индустрии 4.0, внедрение которого, в частности, поддерживает переход от системы,

ориентированной на медицинское учреждение, к организации, ориентированной на пациента, в которой объединены несколько отделов, ролей и обязанностей для обеспечения оптимальных результатов лечения пациентов.

Поэтому, несмотря на его преимущества, существует множество опасений по поводу успешного внедрения 3 4.0. и его применения [46]. За последние несколько десятилетий в отрасли здравоохранения произошло несколько революций, которые подняли сферу здравоохранения на новые высоты благодаря нескольким крупным инновациям [43].

Кибер-физические системы (КФС) – неотъемлемая часть системы 3 4.0, которая соединяет физический и виртуальный миры [47]. В западной литературе (по крайней мере во франкоязычной и англоязычной) чаще всего можно встретить аббревиатуру MCPS (Medical cyber-physical systems или медицинские кибер-физические системы). Элементы этой системы все чаще внедряются в тех или иных больницах для предоставления услуг неизменно высокого качества, однако на данном этапе технического развития все еще в тестовом режиме. Тем не менее оказывает большое влияние на здравоохранение и медицинские приложения и быстро обеспечивает платформу для позитивного общения между пациентами, медицинским и административным персоналом, различными технологиями, регулятором и т. д.

В последние годы наблюдается значительный рост разработок в сфере интеллектуальных носимых устройств, датчиков, счетчиков и целого ряда специализированных медицинских устройств (как портативных, так и вживляемых). Все они, так или иначе являются составной частью совокупности технологий, именуемой в большинстве источников, как «Интернет вещей» (далее по ходу работы будет использоваться общепринятая аббревиатура IoT). Отмечаются и специализированные названия, как «Интернет Промышленности», интернет медицинских устройств и прочее, но суть остается прежней. В медицине все больше решений и методов лечения пациентов вникает в себя различные датчики с сетевыми возможностями, которые призваны революционизировать то,

как именно взаимодействует само устройство и его носитель с окружающим миром и, например, лечащим врачом.

Традиционно направление технологий IoT – это прежде всего мониторинг и управление небольшими устройствами в общей сети. Однако концепция «кибер-физических систем» (КФС) развивает это направление, выводя его на совершенно иной уровень. Подобные системы отслеживают физические объекты и управляют ими через киберпространство, идентифицируются и подключаются с помощью новейших протоколов взаимодействия приложений и устройств в сети Интернет. Киберфизические системы – это новая форма IoT на основе беспроводных сенсорных сетей (WSNS), M2M (machine-to-machine), технологий радиочастотной идентификации (RFID), сетевых коммуникационных устройств.

Будущие поколения КФС, вероятно, будут основываться на моделях параллельных вычислений, которые являются более предсказуемыми и детерминированными, что в свою очередь потребует достижений в области формальной верификации, моделирования, эмуляции, сертификации, разработки программного обеспечения, компонентов и шаблонов проектирования. Предполагается, что основные вычислительные абстракции должны будут переосмыслены и постепенно адаптированы под новые кибер-физические реалии. Однако для эффективной организации разработки программного обеспечения и физических процессов КФС требуются семантические модели, отражающие их перспективные свойства.

Исследования в сфере МКФС все еще находятся на ранней стадии своего развития. Потенциал использования подобных систем огромен, поскольку включает в себя возможность использования скоординированной функциональной совместимости между адаптивными устройствами и новые концепции управления медицинскими физическими системами. Кроме того, в рамках этой развивающейся области также изучаются новые технологии изготовления инновационных программируемых материалов.

Со временем система здравоохранения неотвратимо превратится в сложную и постоянно растущую кибер-физическую систему. В целом здравоохранение все

больше полагается на медицинские системы и взаимосвязанные устройства по удовлетворению индивидуальных потребностей пациентов в конкретных обстоятельствах.

Интеграция физических и цифровых технологий в рамках КФС позволяет персонализировать и повысить эффективность медицинской помощи, принимать обоснованные решения на основе обработки колоссального объема данных (недоступного обычному человеку) в режиме реального времени. Приложения КФС полагаются на использование многочисленных интеллектуальных устройств и беспроводных сетей для предоставления услуг на основе информации, собранной из окружающей их физической среды.

Исследования МКФС помогает прогрессу в области биомедицинской инженерии, удаленных терапии/операции в дополненной и виртуальной среде, интеллектуальном контроле биологических анализов и совершенствованию тех или иных протезов. Это достигается благодаря тому, что только в рамках эффективных кибер-физических медицинских систем возможна их комплексное и эффективное функционирование, а значит и достаточный спрос с экономической целесообразностью инвестиций. Именно поэтому разработка методологий проектирования, управления и эксплуатации этих систем является крайне актуальной задачей.

Предлагаемые архитектуры современными теоретиками и практиками архитектуры МКФС довольно ограничены, несмотря на растущую популярность и актуальность данной сферы. Например, Ванг разработал защищенную архитектуру МКФС на основе интегрированной платформы WSN (Wireless Sensor Network)-cloud [203].

Банерджи разработал и описал мультиагентную киберфизическую систему «CPS-MAS» (комплексное решение для моделирования и анализа киберфизических систем в медицине). Оно включает в себя различные интерпретации сложных задач анализа и моделирования взаимодействий между медицинскими устройствами и организмом человека. Указанным автором рассматриваются транспортные задержки, нелинейные характеристики и

нетривиальные взаимодействия во время работы устройств в сети. На основе собственной разработки Банерджи представил модель доставки лекарств для химиотерапии и обезболивания [128]. Ву предложил концепцию МКФС, основанной на сервис-ориентированной архитектуре (SOA), без предоставления полного архитектурного контекста [201]. Л. Силва и соавторы представили архитектуру медицинских кибер-физических систем, которая может помочь разработчикам создавать тестовые сценарии для своих приложений с использованием ранее проверенных моделей. Данное решение основано на компонентных моделях для моделирования работы медицинских устройств и данных пациентов. Медицинские рекомендации и клиническая база данных используются вместе со статистическими методами для создания регрессионных моделей, имитирующих показатели жизнедеятельности. Для проверки предлагаемых компонентов архитектуры авторы разработали контролируемые эксперименты с клиническими сценариями. Результаты этого исследования показывают, что подобные модели для сферы здравоохранения и МКФС являются многообещающей альтернативой для обеспечения качества МКФС и ПО, которые поддерживают их функционирование [193]. М. Реглер и соавторы разработали модель самозащитных МКФС. Даже в случае кибер-атаки эти системы продолжают обеспечивать клинические функции для пациентов. Предполагаемый в этой разработке мониторинг уязвимостей и подозрительного поведения, а также обмен информацией о злоумышленниках может способствовать повышению безопасности, а переключение между контекстно-зависимыми режимами безопасности обеспечивает гибкий способ защиты Интернета вещей МКФС как онлайн, так и оффлайн [128].

Указанные авторы не единственные, кто работает в направлении построения и проектирования составных частей МКФС или же КФС в медицине в целом. Только в Google Scholar можно найти более 219000 публикаций на тему КФС, а про различные компоненты или проблемы с МКФС около 21000 (850 только за 2024 год). Однако, несмотря на это все еще наблюдаются целые комплексы проблем, не позволяющие всецело внедрить КФС в здравоохранение. Между тем, благодаря

нейросети Research Rabbit удалось сопоставить этих ключевых авторов, а также 10 первых наиболее популярных статей в Google Scholar (A. Gatouillat, N. Dey, I. Lee, M. Nair, O. Shishvan, R. Mangharam, F. Chen, T. Li) [136; 141; 146; 159; 161; 162; 191]. Как видно, с начала первых публикаций, начиная еще с 2011 года на указанных авторов, прямо или косвенно ссылалось большое количество исследователей, вплоть до 2014 года. Поэтому выборка авторов для теоретических исследований в данной работе представляется логичной и актуальной (рисунок 2.1).

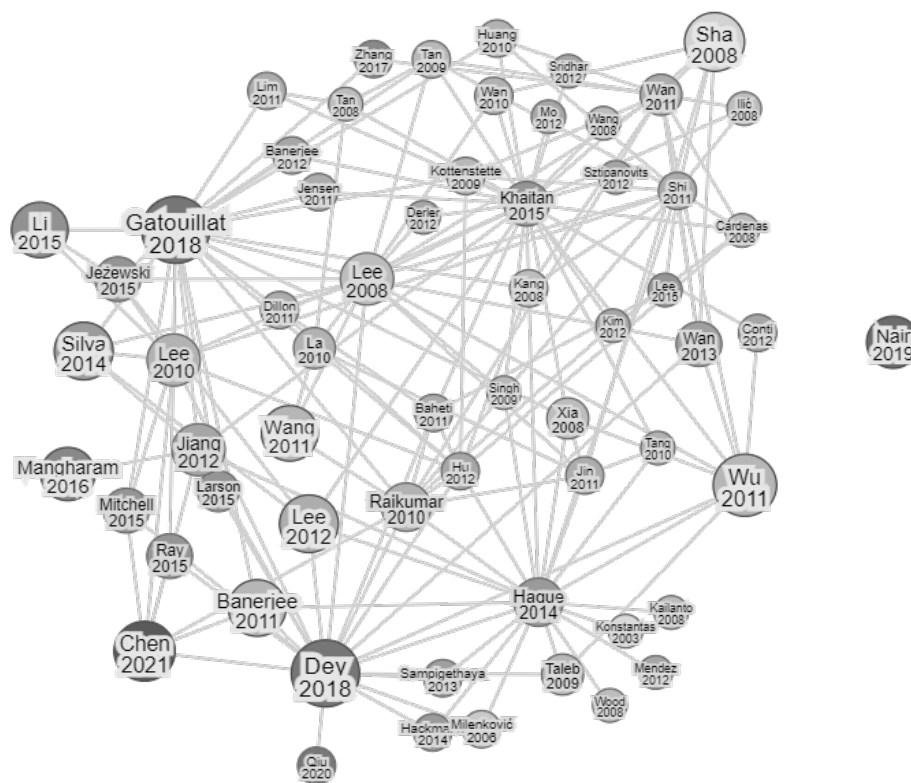


Рисунок 2.1 – Взаимосвязь работ наиболее цитируемых авторов в сфере применения и разработки КФС в медицине с 2011 по 2024 годы по данным Research Rabbit и Google Scholar

В системе Elibrary найдено 286 работ связанных с киберфизическими системами и только 3 из них исследовали проблематику их разработки и применения в медицине.

А. Н. Аверкин, С. А. Ярушев в работе «Объяснительный искусственный интеллект в моделях поддержки принятия решений для здравоохранения 5.0. рассматривает развитие современной медицины и переход к концепции

Здравоохранения 5.0, что предполагает повышение роли автоматизированных систем поддержки принятия врачебных решений (СППВР) [1]. Автор рассматривает проблему "непрозрачности" - невозможности понимания причин получения результатов, несмотря на перспективы использования искусственных нейронных сетей в СППВР. Также в исследовании проведен анализ современного состояния использования объяснительного искусственного интеллекта в СППВР.

А. Н. Аверкин, С.А. Ярушев в работе «Объяснительный искусственный интеллект в моделях поддержки принятия решений для здравоохранения 5.0. [1].

И. Ю. Бедорева и соавторы в статье «Фабрика процессов как интеграционная форма образования, в устойчиво развивающейся медицинской организации» рассматривает использование учебных фабрик в медицинских организациях для обучения персонала навыкам устойчивого развития [106]. Данные фабрики моделируют реальные процессы в учебной среде для передачи информации о целях, технологиях и особенностях работы подразделений. Обучение на «Фабрике процессов» позволяет снижать конфликты в коллективе, создавать благоприятные социально-психологические отношения и стимулировать работу персонала

Т. И. Булдакова и соавторы в исследовании «Идентификация пользователя по биосигналам при сетевом доступе к телемедицинской системе» предлагают использовать биосигналы для идентификации пользователя в телемедицинской системе для удаленного мониторинга состояния [19]. Авторы приводят реконструированную математическую модель для генерации искусственных временных рядов, диагностически эквивалентных зарегистрированным биосигналам.

В системе КиберЛенинка была найдено только три подобных работы, а именно: Применение кибербезопасности и использование искусственного интеллекта в медицине; Стратегические технологии будущего: информационная медицина XXI века.

Е.Ю. Загарских в работе «Применение кибербезопасности и использование искусственного интеллекта в медицине» отмечает особую важность проблематики кибербезопасности, анализируя ее особенности в пяти измерениях [44]. Приводит

ряд проектов и подходов, в которых устройства и системы искусственного интеллекта могут быть обучены поддерживать эффективные практики кибербезопасности за счет постоянного самообучения и обновления.

Ф. В. Цомартова рассматривает роботизация в здравоохранении с точки зрения правового регулирования, указывая, что бурное развитие медицинских роботизированных технологий требует новых подходов к правовому регулированию [112]. Автор приходит к выводу, что крайне актуально рациональнее направить усилия на определение правового режима отдельных видов систем искусственного интеллекта в сфере здравоохранения, а основной проблемой роботизации здравоохранения на данном этапе с точки зрения правового поля считает формирование специального правового режима медицинских роботов, которым должно быть присвоено юридическое определение и различные варианты классификации.

Их правовой режим включает обязательную государственную регистрацию и подразделение на классы и виды в соответствии с номенклатурной классификацией медицинских изделий. С развитием медицинской робототехники и ее юридической классификации потребуются внесение изменений в номенклатурную классификацию медицинских изделий.

Н. И. Дерябин в работе «Стратегические технологии будущего: информационная медицина XXI века» затрагивает крайне любопытную и на данном этапе технологического развития во многом полуфантастическую интерпретацию технологий медицинских технологий будущего [41]. Отмечая базовые представления о привычной обществу кибернетической медицине, которые используют информационные технологии для улучшения здоровья и диагностики, автор рассматривает и технологии телепортации (ее квантовые проявления, лазеры и даже медиативные). Отмечает, что телепортация информации возможна не только на квантовом уровне, но и на классическом уровне с помощью лазеров (на минимальных дистанциях), приводит ее возможные медицинские применения. Классическая телепортация возможна только на минимальных дистанциях, в то время как квантовая телепортация универсальна.

Медитацию автор видит частным случаем квантовой телепортации, считает, что в будущем реальны предпосылки ее изучения с помощью информационных технологий. Рассматривает эти явления в ключе того, что виртуальное пространство и виртуальная реальность связаны с информационным пространством и нематериальными объектами. Также описывает весьма футуристический взгляд на развитие информационных технологий и кибернетической медицины с учетом тенденции «мутации» и ориентации на киберкультуру хаоса.

Кроме того, поиск научных статей в русскоязычном интернет-пространстве позволил выявить еще несколько крайне актуальных работ.

Д. К. Левоневский в статье «Модели сценариев функционирования медицинской киберфизической системы в штатных и экстренных ситуациях» представляет анализ существующих решений в области медицинских киберфизических систем, рассматривает отдельные их компоненты и средства мониторинга состояния пациентов [59]. Автор установил, что существуют отдельные разработки в этой области, однако отсутствует комплексный подход к организации киберфизического окружения пациентов в больницах и других стационарных учреждениях. В ходе проанализированного исследования данным автором изучены некоторые штатные и экстренные сценарии функционирования медицинских киберфизических систем, механизмы которых обеспечивают взаимодействие пациентов с такими системами из дома, а также при их нахождении в больницах и различных других стационарных учреждениях. Совместно с коллегами «Лаборатории технологий больших данных социо-кибер-физических систем» СпбФицРан автор разработал общую архитектуру медицинской киберфизической системы. Его подход может быть использован при проектировании и разработке медицинских киберфизических систем и их компонентов, которые контролируют состояние здоровья пациентов, взаимодействуют с ними, собирают и визуализируют данные о состоянии здоровья, решают вспомогательные задачи. Применение предложенных решений позволит медицинскому персоналу быстрее получать и оценивать данные, что, в свою очередь, приведет к повышению качества медицинского обслуживания.

Б. А. Кобринский в исследовании ««Умная» больница как инструмент цифровой медицины» рассматривает аспекты организации «умных» или «цифровых» больниц, которых в мире более 200 [47]. Автор анализирует основные информационные технологии, используемые для совершенствования процесса и качества медицинской помощи, административного процесса и инфраструктуры коммуникаций. «Умную» больницу в своей работе он представляет с позиций киберфизической системы, которая предполагает интеллектуальный анализ данных, контролируемых датчиками. Дальнейшую перспективу развития подобных больниц автор видит в расширении спектра методов искусственного интеллекта для поддержки различных решений, математических моделей физических процессов и применения роботов.

А. В. Проскуряков в статье «Анализ подходов к проектированию и реализации медицинских информационных систем на базе концепции киберфизической системы для решения задач верификации состояния фрагментов медицинских биологических объектов» проводит обзор научных работ, связанных с разработкой методов и программного обеспечения для медицинской автоматизации. Рассматриваются методы верификации состояния фрагментов медицинских биологических объектов по компьютерно-томографическим изображениям [89]. Обсуждается концептуальный подход к проектированию и построению современных медицинских автоматизированных информационных систем. Также автором представлены результаты реализации методов верификации состояния фрагментов медицинских биологических объектов подсистемой принятия решений для диагностики заболеваний. Обсуждаются методы реализации верификации состояния медицинских биологических объектов для медицинской автоматизированной информационной системы.

Между тем, медицинские кибер-физические системы, играют все более заметную важную роль в современном здравоохранении, улучшая качество оказания медицинской помощи благодаря широкомасштабному мониторингу и колоссальному объему собираемых и обрабатываемых автономно и автоматически данных в режиме реального времени. Используя беспроводные устройства, эти

системы поддерживают распределенные вычисления, и, в частности, беспроводные локальные сети (WBAN). На данный момент все еще наблюдается проблема полноценного использования подобных сетей именно в условиях учреждений здравоохранения, поскольку из-за особенностей используемых в них технологий могут возникать помехи в коммуникации, что в свою очередь может иметь негативные последствия, как на уже используемые в больнице системы, так и на КФС.

Поэтому одним из ключевых направлений развития медицинских КФС является обеспечение безопасного и бесперебойного взаимодействия в сети. В целом же, данная проблема актуальна для множества отраслей и к ее решению подключены ведущие разработчики сетевых технологий. При проектировании кибер-физических систем необходимо обезопасить поток информации от несанкционированных действий извне и каких-либо внутренних нарушений, принимая во внимание физические и кибернетические последствия подобных сбоев. Именно поэтому важно не только обеспечить необходимую техническую сетевую инфраструктуру коммуникации, но и программную архитектуру связи и передачи данных таким образом, чтобы удовлетворять всем актуальным и перспективным требованиям.

Требования к безопасности, надежности, приватности и сохранности данных в МКФС возрастают пропорционально с ростом числа подключенных медицинских устройств и датчиков в рамках взаимодействия физического и виртуального мира. Новые взаимосвязи между физическими компонентами и киберпространством влекут за собой необходимость в новых архитектурных моделях. Нынешняя, так называемая традиционная производительность этих моделей в режиме реального времени недостаточна для больших и пространственно-распределенных кибер-физических систем, работающих на совершенно ином техническом уровне. Неактуальная спецификация требований к потоку информации, а также концептуальные ошибки управления и реализации в кибер-физических системах могут привести к проблемам безопасности, как это часто бывает на заре тех или иных технологий.

Датчики играют решающую роль в любых КФС, и их безопасность является неотъемлемой частью этих систем. Сейчас для защиты от злоумышленников, пытающихся манипулировать управляющими входами в кибер-физическую систему с помощью встроенных датчиков, традиционно используются решения по обнаружению несанкционированного доступа и проверка токенов авторизации. Однако существующий дизайн операционных систем, языков программирования и особенности работы вычислительных машин (в данном случае различных компьютеров или их сетей) может не подходить для кибер-физических. Ныне используемые сетевые технологии демонстрируют стохастическое поведение и изменчивость. Кибер-физические системы синхронизируются с природной средой, и их интеграция с компьютерами требует одновременного сочетания вычислительных методов с физическими. Такие системы должны реагировать на множество потоков сенсорных сигналов в режиме реального времени и управлять несколькими исполнительными механизмами одновременно. К сожалению, взаимодействие между аппаратным обеспечением исполнительного механизма и датчиками создает помехи и дефекты, которые недостаточно точно представлены в языках программирования.

Для медицинских систем и устройств, основанных на архитектуре медицинских кибер-физических систем, перспективные области первоочередных исследований включают:

1. Разработка инновационных и безопасных систем сбора, анализа, синтеза и защиты медицинской информации пациента в КФС. Особенно важно обеспечить не только бесперебойный и безопасный информационный обмен, но и на уровне ИИ учитывать назначения разных схем лечения одному и тому же пациенту от разных врачей и т. д.;

2. В системах здравоохранения, которые будут основаны на базе кибер-физических систем, требуется разработка и внедрение инновационных экономически целесообразных сервисов, которые способны эффективно и бесперебойно обеспечить реактивный и синхронный характер взаимодействия кибер-физических сред. В результате структура этих устройств сможет быть

достаточно высоко-динамичной и основанной на медицинских требованиях конкретного пациента, которые могут постоянно меняться. А это, в свою очередь, невозможно без инновационной технологической основы, которая сможет обеспечить гибкую конфигурацию встраиваемых систем с технологией управления ими и сетевым взаимодействием;

3. Применяемые информационные технологии должны быть способны оптимизировать и прогнозировать проведение лечения и удовлетворять разнообразные требования пациентов к применяемым устройствам и методам, оставаясь при этом высоко адаптируемыми к быстрым изменениям требований пользователей.

Кроме того, исследователям, теоретикам и практикам построения и внедрения подобных систем следует искать путь создания сбалансированных целостных МКФС, построенных на интерактивных операциях и интеллектуальных данных совершенно иного уровня, в рамках передовых достижений в области IoT, M2M (machine to machine), которая сама по себе является быстро развивающейся областью с многочисленными серьезными проблемами, которые характерны ранним этап жизненного цикла технологий. Эти проблемы включают:

1. Недостаточная теоретическая, эмпирическая и технико-технологическая база интеграционных облачных вычислений в M2M -системах;

2. Поддержка интеграции устройств M2M друг с другом или с более крупными системами (другими КФС или их элементами) требует продвинутых навыков системной интеграции;

3. Создание систем M2M с использованием сложных ячеистых сетей является дорогостоящим и сложным процессом, требующим обширных исследований;

4. Все еще остро стоят проблемы сетевой безопасности, управления энергопотреблением, ресурсами, данными и их передачей, распределенным контролем в режиме реального времени, управления и модульного проектирования КФС. Например, сетевые технологии Bluetooth, ZigBee и Wi-Fi обычно работают в одном и том же промышленном, научном и медицинском диапазоне частот (ISM-

диапазон), что может привести к возникновению помех, способных повредить либо пациенту, либо самой КФС. В целом, специалистами в области КФС ведутся активные действия по направлениям обеспечения кибер и физическую безопасность, эффективной интеллектуальной коммуникации, контролю доступа, управление ключами, шифрованием и защищенными протоколами, поиску баланса между доступностью и конфиденциальностью данных, обнаружению, предотвращению или купированию физических и цифровых атак и т. д.;

5. Создание концептуальной кибер-физической архитектуры с передовым стеком инновационных, но уже проверенных и стандартизированных технологий, которая станет базой для медицинского интернета вещей (МIoT), целью которого является содействие преобразованию здравоохранения путем обеспечения безопасной интероперабельной клинической среды;

6. Наконец, одной из наиболее концептуальных проблем кибер-физических систем является моделирование интеллекта человека в ИИ.

В целом, хотя данные технологии хоть и находятся в весьма развитом состоянии относительно нынешних интеллектуальных систем или же просто оцифрованных процессов медицинского обслуживания, на фоне перспективного использования и возможностей КФС они только на начальном этапе своего формирования. Их развитие, стандартизация и распространение заинтересованными сторонами позволит реализовать истинный потенциал КФС в здравоохранении, который, бесспорно, поменяет всю эту отрасль.

Применение высоких технологий в повседневной жизни или узкоспециализированных областях деятельности человека стало вполне обыденным явлением. Со временем общество и отрасли экономики все более и более переходят на иные рельсы управления систем разного уровня сложности, а возможности применения инноваций в тех или иных областях расширяются пропорционально появлению новых решений или технологий. В итоге, современные предприятия, в разных масштабах, но перестраивают свои структуры управления по типу интеллектуальных систем поддержки решений (ИСППР)

человека на базе искусственного интеллекта, нейросетей, машинного обучения и прочих технологий, свойственных нашей эпохе.

2.2 Практический опыт в области разработки и создания кибер-физических медицинских систем

Современная медицина – это отрасль, в которой технологический прогресс очевиден в одной из первых. Современная и перспективная медицина будет основана на ключевых технологиях Индустрии 4.0. во всех ее проявлениях. Вместе с тем одним из комплексных решений, которое взимает в себя практически все технологии современной эпохи, являются высокоинтеллектуальные системы поддержки принятия решений. В данной работе раскрыт смысл этих систем, популярность проблематики их создания и реализации среди авторов во всем мире, проанализированы основные технологии, их составляющие и отечественные наработки в этой отрасли, а также подчеркнут ключевой вклад данных систем в новом этапе развития отрасли Медицина 4.0, который направлен на повышение качества и доступности высококласных медицинских услуг для населения.

В современной медицине все заметнее вклад инновационных технологий и проблематика их внедрения и использования является весьма популярной темой исследования, как в РФ, так и за рубежом. Исходя из результатов анализа в сервисе Google Scholar на запрос «искусственный интеллект в медицине» выдается примерно 22600 результатов, из них только в 2023 году 3050 ссылок на различные работы и патенты. Аналогичный запрос на английском языке выдает 18 100 результатов за 2023 год и 3670000 за все доступное время. Применению технологий Индустрии 4.0. посвящено более 212 000 англоязычных работ за все время, доступное данному сервису и из них в 2023 году обнаружено более 17 000 результатов.

Новые технологии и инновации меняют не только индустрии, но и привычные потребителю модели потребления. Отечественная цифровая среда имеет перспективы стать одним из ведущих поставщиков услуг на рынке перспективной цифровой экономики, российские специалисты традиционно

создавали уникальные ИКТ решения, однако, долгое время отставая в разработке и производстве ключевых инфраструктурных решений на собственных мощностях. Однако в условиях наметившегося слома парадигм, нестабильности и трансформации мировой экономики, Россия способна переломить традиционные барьеры, создать качественные и конкурентоспособные отрасли перспективной экономики на основе собственных инновационных разработок. Одним из краеугольных направлений инновационного развития и построения перспективной экономики, которая основана на знаниях и инновациях является сфера Здравоохранения 4.0. В своих предыдущих исследованиях и в рамках работы над диссертацией автор проанализировал технологическую составляющую, перспективы, проблемы и риски технологий Здравоохранения 4.0., передовой мировой опыт с точки зрения практической и теоретической составляющей одной из основ Здравоохранения 4.0. – медицинских кибер-физических систем. Соответственно, целью данной статьи является анализ и характеристика отечественного опыта разработки подобных технологий, проблемы и перспективы развития медицинских кибер-физических систем на основе отечественных технологий. Кибер-физическое будущее системы российского, как в целом мирового здравоохранения в условиях Индустрии 4.0 не вызывает сомнений. Кибер-физические системы (далее КФС) представляют собой совокупность инновационных технологий, оборудования и алгоритмов, которые интегрируют кибернетический и физические миры, создавая некую дополненную реальность. Работы по развитию подобных систем в медицине ведутся с самых ранних времен провозглашения Индустрии 4.0 и нового промышленного уклада в 2004 году.

Весьма удачно суть и классификация КФС описаны в докладе ВШЭ «Правовые проблемы телемедицины. Киберфизические системы, имплантированные в организм человека». М. С. Журавлёв и Е.Д. Тягай под КФС подразумевают интеллектуальную систему, построенную на принципах открытости и интероперабельности, включающая в себя комплекс физических, технических и программных компонентов, взаимодействующих между собой и с окружающей средой [43].

Действительно, данное определение отражает общий подход к КФС, как к потенциальной «системе систем», которая может объединять несколько систем и организовывать взаимодействие между ними. Среди нескольких возможных классификаций КФС наибольший предметный интерес представляет их деление по объекту сопряжения: сопряженные с природными объектами (например, с растениями); сопряженные с объектами материального мира (например, с недвижимостью) сопряженные с животными (например, чипы для собак); сопряженные с человеком (медицинские КФС) – имплантируемые и внешние (по отношению к обслуживаемому организму).

Оцифровка простейших процессов в системе здравоохранения, появление различных носимых и вживляемых устройств, которые способны принимать или передавать те или иные данные являлось лишь началом кибер-физического преобразования.



Рисунок 2.2 – Классификация КФС по версии НИУ ВШЭ
(составлено автором)

Б. А. Кобринский в работе ««Умная» больница, как инструмент цифровой медицины», отмечает, что кибер-физические системы в медицине используются для дистанционного мониторинга физиологических и физических показателей пациентов в режиме реального времени с целью уменьшения потребностей в госпитализации или улучшения ухода за инвалидами и пожилыми людьми [47].

Например, в рамках нейробиологических исследований, КФС применяются для изучения функций организма человека с использованием интерфейсов между мозгом и оборудованием для биоуправления в реабилитации, что способствует мобилизации резервных возможностей организма и «разрушению» патологических очагов.

На пути создания полноценных кибер-физических систем и их абсолютного внедрения в систему здравоохранения России, как и другим странам, предстоит решить множество проблем технического, нормативно-правового и этического характера. Все большее количество независимых исследователей или исследовательских групп, коммерческих и некоммерческих организаций проводят работы в направлении создания или адаптации тех или иных технологий (инновации в сфере кибербезопасности, нейросетей, ИИ, сетевых интеграционных взаимодействиях, облачных вычислений, носимых и вживляемых устройств, кибер-физических интерфейсов взаимодействия врача и пациента и т. д., инфраструктурных платформенных архитектурных решений).

К техническим проблемам в первую очередь относятся: безопасность медицинских конфиденциальных данных (необходима разработка и совершенствование отечественных технологий высокого уровня защиты данных в кибер-физической среде); надежность и непрерывность медицинских процедур в КФС; бесшовная и безопасная интеграция с другими системами; уникальные навыки пациента и медицинского персонала по обращению с КФС и т.д. Иными словами, медицинские КФС в РФ, как во всем мире – это междисциплинарное явление с полноценным использованием передовых сквозных технологий, которые достаточно давно разрабатываются в рамках стратегии «НТИ 2035» консорциумами научных, коммерческих и государственных организаций и коллективов специалистов. Тем самым, в России около десяти лет формируется научно-техническая инфраструктура суверенных сквозных технологий кибер-физических систем, в том числе по направлениям, которые в рамках перспективной МКФС позволят реализовать: 3D-печать имплантов и протезов; точные и быстрые

медицинские устройства на основе квантовых технологий; создание медицинских роботов; ИИ для медицинской аналитики; Big Data; IoT; M2M.

Нормативно-правовые проблемы внедрения и использования медицинских кибер-физических систем в российской системе здравоохранения на данный момент основываются на уникальности и беспрецедентности подобных систем ранее. М. С. Журавлёв и Е. Д. Тягай выделяют среди прочих следующие: отсутствие законодательства, регулирующего использование кибер-физических систем в медицине; недостаточная защита персональных данных пациентов, которые могут быть собраны и обработаны кибер-физическими системами; необходимость обеспечения безопасности медицинского оборудования и данных, которые могут быть подвержены кибератакам; необходимость разработки стандартов и протоколов для интеграции кибер-физических систем с другими медицинскими системами и т.д. [43].

В результате анализа НИР Сколково «Исследование в области развития законодательства о робототехнике и киберфизических системах» под руководством В. Б. Наумова была выявлена проблема координации полномочий различных государственных институтов в отношении регулирования робототехники и КФС в РФ. Отмечено, что в России специальных механизмов государственного контроля в сфере робототехники и КФС пока нет, а существующие элементы такого механизма не отличаются эффективностью. При этом во всем мире на сегодняшний день такие механизмы только формируются, и говорить о слаженном регулировании и, соответственно, точной оценке соответствующих последствий пока рано.

Вместе с тем, авторами выявлены положительные (отсутствие бюрократических препятствий на пути разработки, выпуска и использования робототехники КФС может создавать хорошие условия для развития индустрии) и негативные последствия (остаются открытыми вопросы обеспечения безопасности, ответственности, защиты прав потребителей, защиты окружающей среды, охраны общественного порядка, обеспечения интересов государства, препятствия развитию отдельных форм КФС) этого явления.

Элементы кибер-физических систем все более детально начинают отражаться в официальных стратегиях развития, как страны, так и тех или иных индустрий. В 2019 была утверждена Национальная стратегия развития искусственного интеллекта (ИИ) в Российской Федерации на период до 2030. Целью данной стратегии является занятие Россией лидерских позиций в области ИИ.

Примечательно, что одним из ключевых направлений данной стратегии является именно развитие рынка ИИ для здравоохранения. Различные венчурные инвесторы, крупные корпорации вкладывают все большее количество средств в создание и отработку сквозных технологий, которые станут основой не только МКФС, но и подобных систем в целом. В России и мире создаются технические комитеты, которые разрабатывают стандарты, регламентирующие те или иные стороны функционирования МКФС.

В результате анализа ежегодного отчета издания «Markets And Markets» объем мирового рынка ИИ в медицине к 2026 году составит более 45 млрд долл. США (прогнозируемый ежегодный прирост около 44%). В 2023 году в мире было зарегистрировано более 3 тысяч стартапов в данной сфере.

Такой бурный рост в мировом масштабе обусловлен развитием мощности графических процессоров при параллельном рост вычислительных мощностей и производительности процессоров, бурным развитием облачных технологий, нейросетей, сетевых технологий и аналитики больших данных.

Именно благодаря указанным технологиям может быть реализовано машинное обучение нейросетей с высокой точностью получаемых моделей, сфера, применяя которых практически не ограничена. В том числе эти новые, более совершенные, автоматизированные и менее ресурсозатратные модели открывают перспективы цифровой трансформации отрасли здравоохранения.

Подтверждая и отражая тренды этих технологий на протяжении последних нескольких лет, наблюдался рост объемов венчурного финансирования ИИ медицинских стартапов. В результате анализа ежегодного отчета «CB Insights» за

2023 год можно сделать вывод, в 2022 году объем и инвестиций в медицинские ИИ разработки составлял более 12 млрд. долл. США.

Годом ранее, в 2021 году этот показатель равнялся немногим более 6,5 млрд. долл. США. В РФ по состоянию на начало 2024 года (по данным издания «Webiomed») развивается на разных стадиях жизненного цикла 65 разнообразных медицинских ИИ-систем. Для удобства они были разделены на три группы и структурированы на рисунке 2.3.

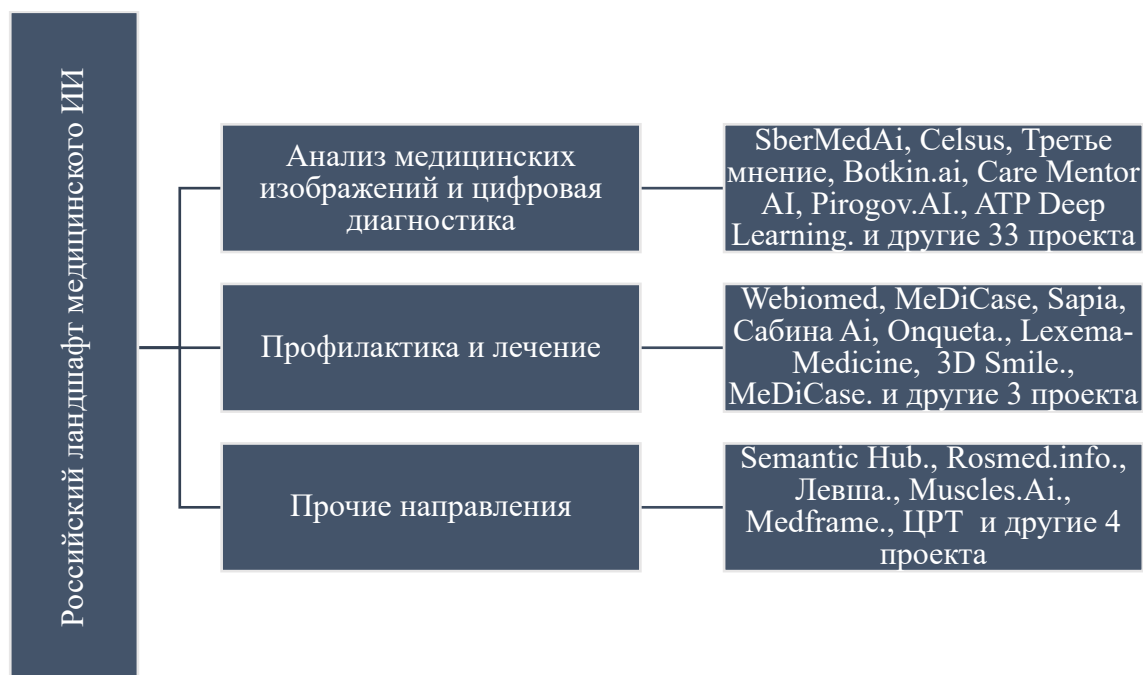


Рисунок 2.3 – Российский ландшафт медицинских ИИ проектов
(составлено автором)

Особо следует выделить достижение Сбера в сфере ключевых элементов МКФС. В начале 2024 года нейросетевая модель Сбера «GigaChat» стала одной из первых в мире, сдавшей экзамен высшего медицинского учреждения по направлению подготовки «Лечебное дело», необходимый для получения квалификации «врач-лечебник». Данный ИИ прошёл тестирование и ответил на вопросы билета с оценкой – 4. Экзамен принимала комиссия из профессоров терапии, хирургии, акушерства и гинекологии Института медицинского образования НМИЦ им. В. А. Алмазова. Стандартный билет к устному экзамену содержит три ситуационные задачи — по терапии, хирургии, акушерству и гинекологии – и 3–5 вопросов к ним («укажите предполагаемый диагноз»,

«составьте план лечения», «назначьте дополнительные обследования» и так далее). Также GigaChat прошёл тестирование из 100 вопросов. Он набрал 82% при пороге прохождения 70%.

В перспективе модель может стать основой для создания помощника врача и пациента, обеспечить новые условия для заботы и знания о своём здоровье для каждого человека и стать существенным подспорьем для клинициста в его повседневной практике. Применение больших языковых моделей и их последователей станет одной из ключевых технологий для развития человекоцентричного здравоохранения в рамках МКФС. Сдача экзамена моделью GigaChat — результат эффективной совместной работы специалистов Центра индустрии здоровья Сбера, НМИЦ им. В. А. Алмазова и команды разработчиков нейросети. Обучение алгоритма заняло полгода. Использовался дата сет из 42 Гб специализированной информации, в том числе учебно-методические материалы, рекомендованные для обучения студентов в медицинских вузах России.

Кроме того, уже более 6 лет, начиная с 2017 года в РФ функционирует технический комитет 194 «Кибер-физические системы», который является унифицированной платформой по развитию цифровой экономики и национальных технических инициатив через разработку стандартов цифровых технологий для новых перспективных рынков: «интернет вещей», «большие данные», «умные города», «умное производство». В рабочую группу ТК входят более 100 предприятий и организаций (в том числе «Газпром нефть», «Ростелеком», «Ангстрем-Т», «РУССОФТ», МГТУ им. Н. Э. Баумана, НИУ ВШЭ, МГУ и др.). На рисунке 2.4 представлена структура данного ТК.

В пул разработанных стандартов, которые помимо отечественного применения совместимы с международными, по состоянию на 2024 год входят документы регламентирующие общие положения и типовую архитектуру IoT, протоколы совместимости, сенсорные сети и т. д.

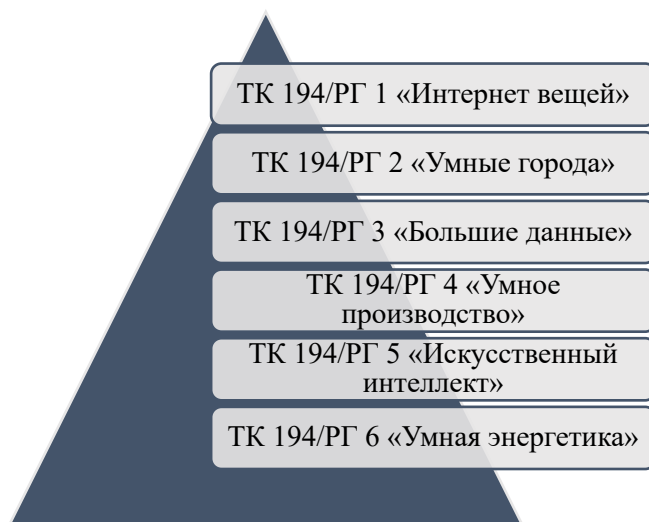
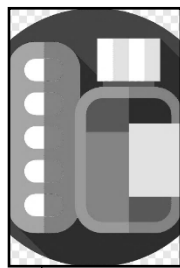


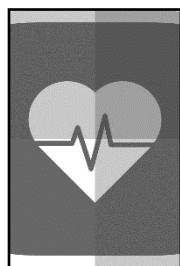
Рисунок 2.4 – Структура ТК 194 Кибер-физические системы. Источник:

Составлено автором

В рамках инициативы «НТИ 2035» в РФ развивается, так называемый рынок «Хелснет». Он включает в себя открытую экосистему, которая поддерживает и развивает компании, создающие, производящие и предоставляющие биотехнологические и медицинские продукты, и услуги, ведущие к значительному улучшению здоровья и качества жизни человека в России и в мире. Основные проекты, развивающиеся в рамках данной инициативы, также являются неотъемлемой частью перспективного здравоохранения РФ с кибер-физической интеграцией. Ключевые проекты российского рынка НТИ «Хелснет» показаны на рисунке 2.5.



Живое дыхание. Доставка лекарственных веществ с применением современных информационно-телекоммуникационных технологий на базе технологической платформы для борьбы с социально-значимыми и системными заболеваниями.



HealBe. Автоматическое отслеживание количества калорий, полученного человеком с пищей и потраченное на физическую активность, а также уровень гидратации и стресса.



Платформа биобанков-5. Платформы и технологии сетевых биобанков тканей и клеточных продуктов в 5 регионах РФ на примере комплексного сервисного продукта Национальный БиоСервис.

Рисунок 2.5 – Ключевые проекты российского рынка НТИ «Хелснет»
(составлено автором)

Проведенный анализ позволил выявить также и основные отечественные компании, которые являются заказчиками и исполнителями сложных систем с применением ИИ, которые также имеют потенциал для коллаборации с медицинскими учреждениями, НИИ и регулятором. Нельзя не отметить, что современные уникальные решения российских IT компаний, не являющихся монополистом, как Яндекс или Маил, выпускают востребованные и рабочие продукты, которые внедрены или внедряются в сложнейшие отрасли промышленности. Их решения повышают эффективность деятельности предприятий, снижают издержки и риски и т. д. Все это говорит о том, что отечественный ИТ-сектор является конкурентоспособным и способен обеспечить отечественный бизнес реальными решениями, которые уже доказали свою эффективность. Ведущие отечественные разработчики кибер-физических систем

поддержки решений, продемонстрировавшие свою эффективность на реальных проектах показаны на рисунке 2.6.

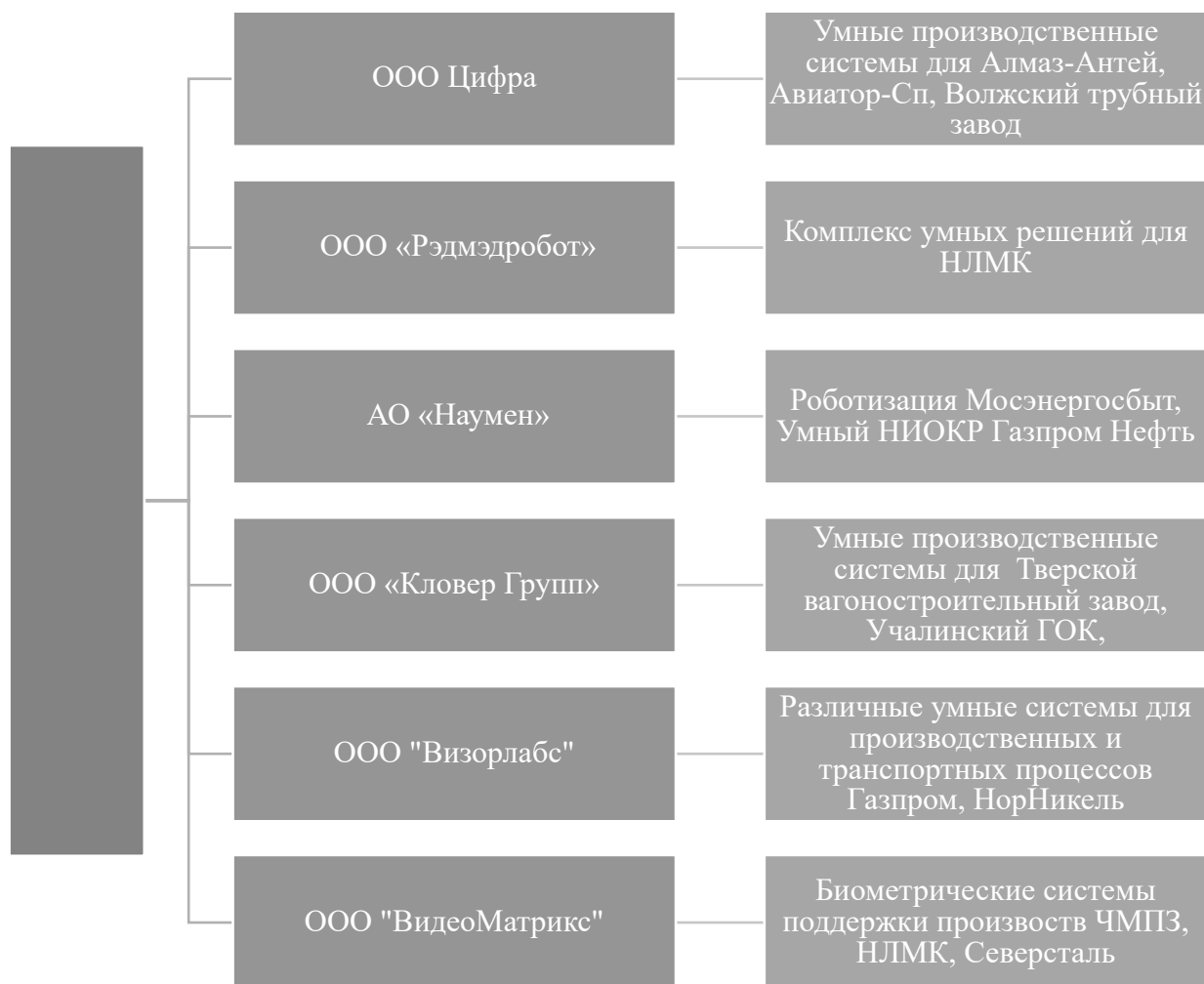


Рисунок 2.6 – Ведущие отечественные разработчики кибер-физических систем поддержки решений, продемонстрировавшие свою эффективность на реальных проектах (составлено автором)

Из числа указанных предприятий выделим ТОП-5 компаний-разработчиков ИСППР на основе ИИ и других технологий, способных давать рынку уникальные и рабочие решения, распределив их по выручке (и в некоторых случаях объему привлеченных средств, если такие данные доступны) (рисунок 2.7).

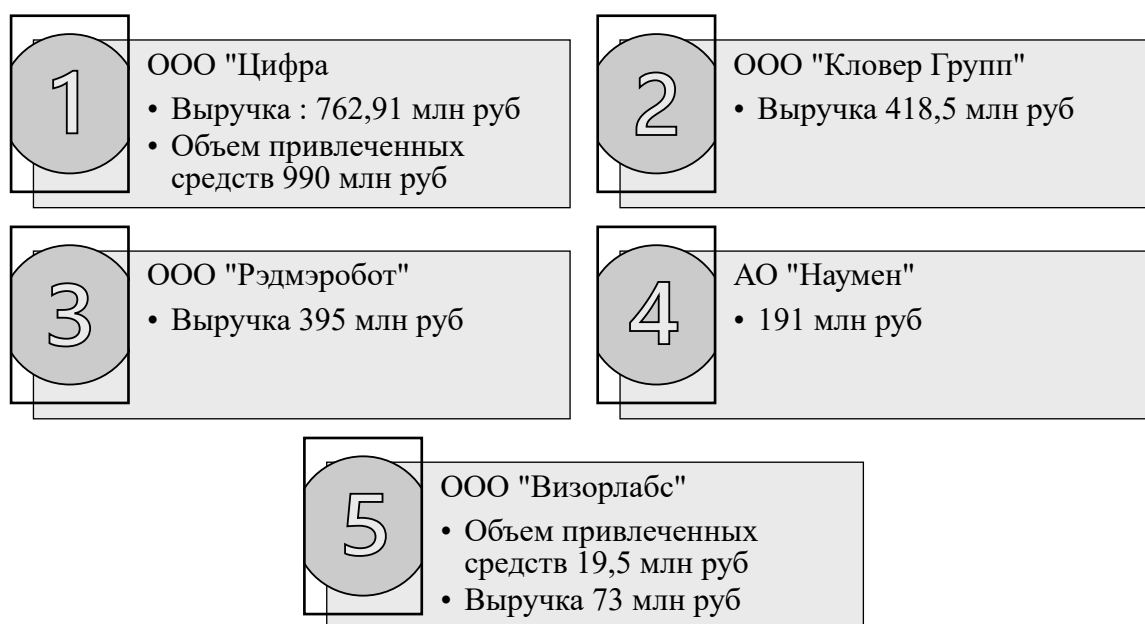


Рисунок 2.7 – ТОП-5 российских разработчиков ИСППР для промышленности. Источник: Составлено автором

В результате проведенного анализа некоторых из наиболее эффективных кибер-физических систем отечественного производства можно сделать вывод, что данный вид технологий и ИСППР является перспективным и на практике предприятий реальной экономики доказал свою состоятельность.

В заключении хотелось бы отметить, что вопреки отставанию РФ от КНР и США (лидеры по исследованиям и патентам в ИИ) РФ имеет свою уникальную инновационную инфраструктуру, которая развивается во многом по законам рынка и свободной конкуренции на основе лидерства по инновациям. Крупнейшие отечественные корпорации являются ядром развития малых и средних IT компаний, способных предложить уникальные решения на основе ИИ для поддержки принятия тех или иных решений, нивелировании рисков и проблем, достижения необходимых показателей и т. д. Вероятно, нынешние точечные решения для той или иной компании разных отраслей — это начало уникального отечественного узкоспециализированного продукта для масштабирования во вне страны. Безусловно, что российская промышленность заинтересована в передовых отечественных технологиях, крупнейшие предприятия вкладывают средства в создание собственных уникальных решений, а другие же инвестируют в разработку

ИСППР для решения своих задач и проблем, путем заказа этих ИСППР в российских ИТ-предприятий.

Итак, можно сделать вывод, что на начало 2024 года в России ведутся активные работы на государственном и частном уровне по решению ключевых проблем, которые связаны с развитием медицинских кибер-физических систем и передового здравоохранения в целом. Аналитикой концептуальных проблем с точки зрения теории КФС в медицине, нормативно-правой среде и стандартизации занимаются независимые исследователи, группы ученых в рамках НИР и ежегодных отчетов (например, Сколково и НИУ ВШЭ). На протяжении пяти лет в РФ активно развивается семейство стандартов для КФС, которые совместимы с международными стандартами. Создано более 65 активно действующих коммерческих стартапов (как независимых, так и в рамках крупных корпораций), которые развивают те или иные сквозные технологии, применимые в МКФС. Пристальное внимание к данному вопросу со стороны государства, науки, бизнеса и коллективов ведущих медицинских учреждений говорит о перспективности и стратегической важности развития МКФС в РФ. Медицинские кибер-физические системы и основанная на них перспективная отечественная система здравоохранения больше не кажется чем-то из разряда научной фантастики или красивых политических заявлений. Формируется техническая и теоретико-методологическая основа будущей инновационной системы здравоохранения РФ и именно поэтому дальнейшие теоретические концептуальные исследования важны и актуальны.

Одно из ключевых направлений применения целого ряда ключевых инновационных технологий в медицине и здравоохранении (ИИ, машинное обучение, нейросети, облачные вычисления больших объемов данных, блокчейн, дополнительная и виртуальная реальность, компьютерное зрение и т. д.) сконцентрировано в системах поддержки принятия. Ссылаясь на Google Scholar, можно определить, что только лишь этой теме посвящено более 1000 русскоязычных работ, включая патенты в 2023 году, более 5000 в 2022 году. За все время доступное данному сервису результат поиска по аналогичному запросу на

английском языке выдает количество результатов около 2 млн работ, включая патенты. Это еще раз подчеркивает значимость данной проблематики для практиков и теоретиков в глобальном масштабе [101].

В общем же смысле все КФС поддержки с функциями ИССПР в медицине можно описать, как специализированное ПО, построенное на высокоэффективных алгоритмах безопасного сбора, анализа, хранения и преобразования данных о пациентах для более эффективного, точного и своевременного решения, как и непосредственно врачом, так и любым другим специалистом, решение которого связано с лечением того или иного пациента. Современные системы поддержки принятия решений в медицине основаны на ключевых технологиях Индустрии 4.0. и КФС, но с их интерпретацией под специфику сектора здравоохранения, однако технологическая основа поддержки этих систем примерно схожа с другими интеллектуальными системами, основанными на технологиях уровня 4.0 (рисунок 2.8).



Рисунок 2.8 – Основные принципы медицинских ИССПР, основанных на КФС (составлено автором)

Вместе с тем интерес к подобным технологиям в России замечен не только в научной среде. Суммарные инвестиции в отечественные цифровые технологии здравоохранения и медицины данные в долларовом выражении до 2022 года

показывали весьма выдающиеся результаты, отметившись пиком в 2021 году и составив порядка 141 млн долл. США. В 2022 году они снизились до 28,1 млн долл. США, а за неполный год зарегистрировано лишь 4 млн долл. США инвестиций в подобные проекты [67]. Резкое падение инвестиций с 2022 года вполне оправданы, однако следует подчеркнуть, что начиная с 2014 года отметился положительный тренд в капиталовложениях в проекты цифровой медицины, в том числе и анализируемые системы поддержки принятия решений (рисунок 2.9).

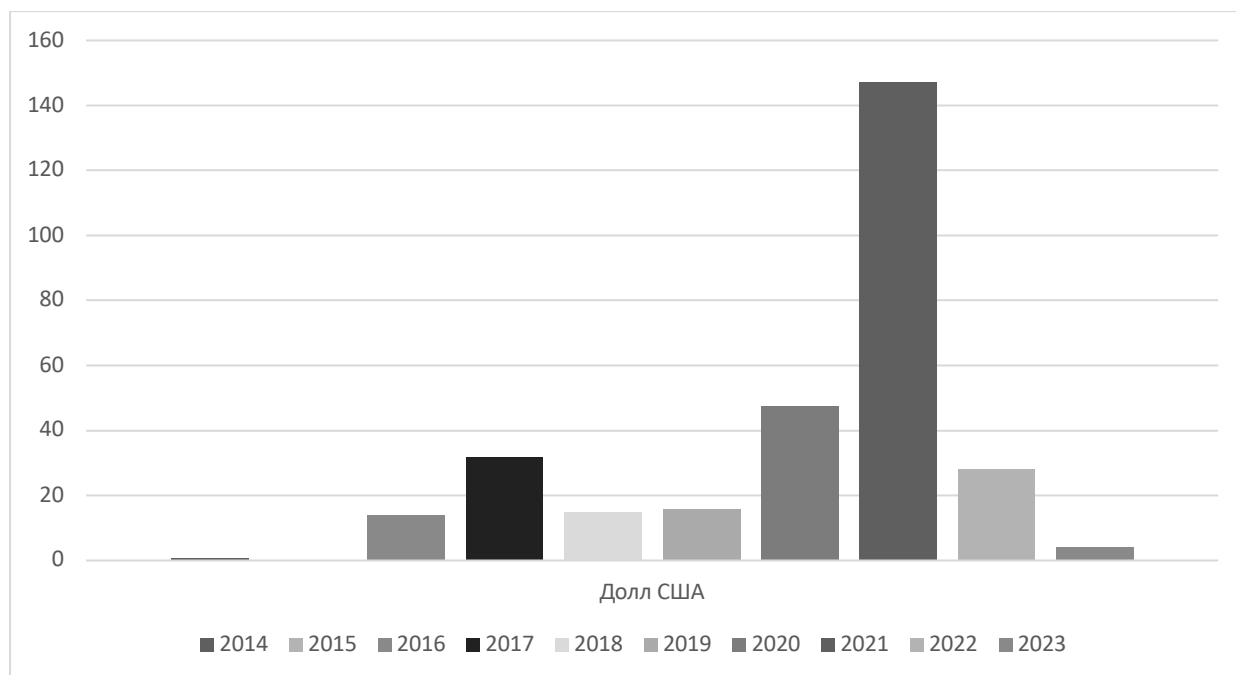


Рисунок 2.9 – Объемы ежегодных инвестиций в отечественные инновационные проекты цифровой медицины и здравоохранения (составлено автором на основе аналитических данных Webiomed.ru [100])

Большинство из этих инвестиций направлены на сервисы для пациентов, но следует понимать, что эти сервисы направлены на упрощение доступности услуг по врачебной консультации, доступа к анализам, лекарствам и различным системам, в основе которых лежат алгоритмы, помогающие принимать те или иные решения врачам, пациентам, фармакологам и другим акторам сектора здравоохранения. Что в свою очередь значительно повышает качество, персонализированность и клиентоориентированность услуг. Поэтому читателя не должно смущать, что именно на ИСППР был направлен лишь 1% инвестиций, ведь ни одна из них не может быть реализована без таких важнейших составляющих,

как: телемедицина; ИИ; цифровая диагностика; интернет вещей, на долю которых пришлось более 27% от всех инвестиций с 2014 по 2023 год. К слову, этот 1% приходится на ИСППР только лишь потому, что происходили сделки по поглощению или слиянию различных информационных интеллектуальных систем другими более крупными игроками, как например покупка долей во компаниях «Нетрика Медицина» и «ЭлНетМед» предприятием «Ташир Медика» или покупку DocClub фондом В. Потанина. К числу ведущих российских компаний, которые ведут свои работы по ключевым направлениям развития ИСППР в медицине можно отнести такие компании, как: Цельс; Care Mentor AI; Botkin AI (ИИ и компьютерное зрение); MeDiCase; Medai (симптомчекер); Webiomed (предиктивная аналитика и прогнозирование); Galenos; Киберис; Lexema-Medicin (назначение и контроль лечения); Третье мнение; Онконет (системы мониторинга) [100].



Рисунок 2.10 – Структура инвестиций в отечественные инновационные проекты цифровой медицины и здравоохранения (составлено автором)

Концептуально, данные системы можно разделить на следующие три группы: помощь в лечении, включая подбор и контроль терапии; помощь в мониторинге пациентов, в том числе в удаленном режиме; анализ данных носимых устройств и оборудования с целью поддержки принятия решений. В работе А. В. Гусева представлено исследование об отечественных проектах, компаниях и

стартапах разного уровня реализации, которые условно можно разделить на группы, представленные ниже (рисунок 2.11) [78].

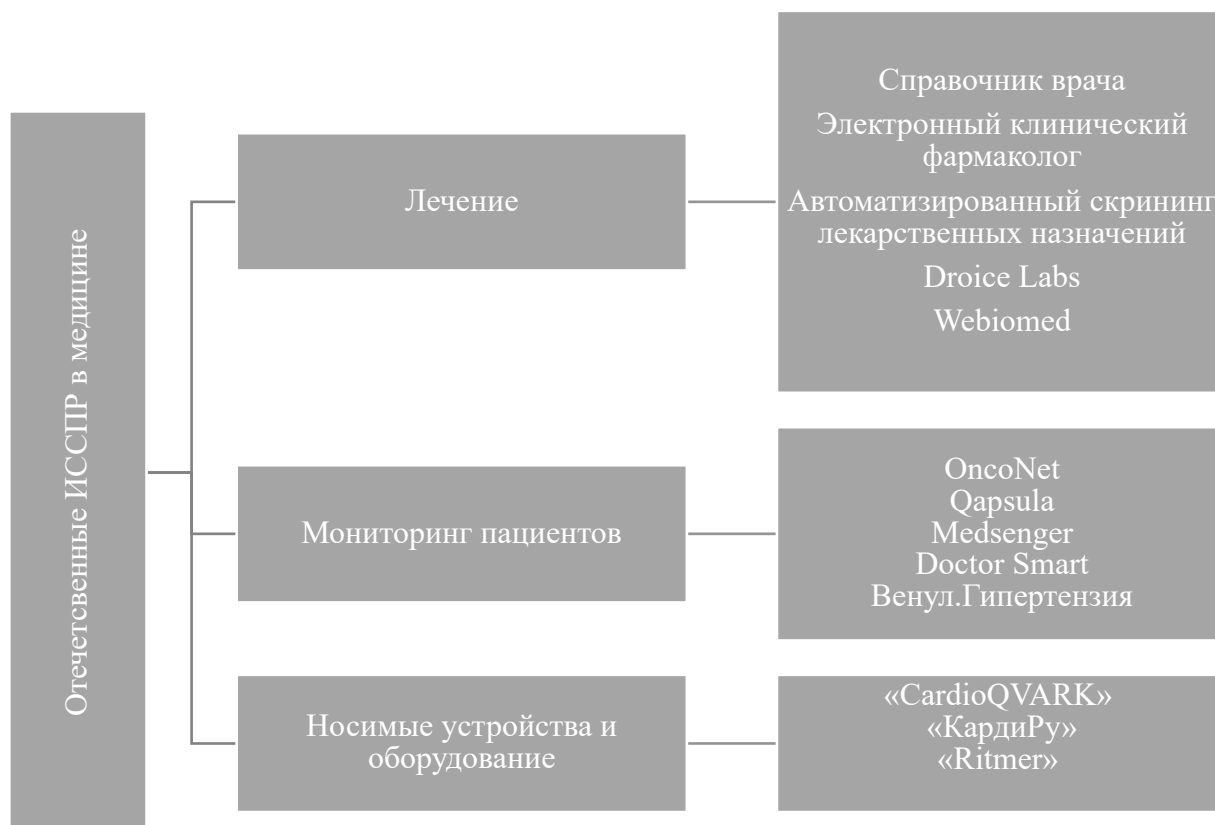


Рисунок 2.11 – Результат анализа и классификации отечественных медицинских ИСППР по основным группам (составлено автором [106])

Насколько эффективными могут быть подобные решения? Для ответа на этот вопрос можно обратиться к международным и российским исследованиям. Так, исследование медицинского центра Cedars-Sinai показало, что только лишь внедрение ИСППР врача в электронные карточки пациента снизило количество осложнений и снижению нагрузки на страховые фонды, исключая внеплановую госпитализацию. На фоне этого шансы на осложнения у пациентов, чьи врачи не использовали ИСППР в своей работе, напротив, повысились на 29% [92].

Отечественное исследование интеллектуальной СППВР для персонализации ведения пациентов с болезнью Иценко-Кушинга (БИК) после успешного нейрохирургического лечения показало, что персонализированное ведение пациентов обладает большей эффективностью и безопасностью, чем стандартное ведение, представляет собой т.н. доминирующую технологию, превосходящую стандартную как по эффективности и безопасности, так и по затратам [134].

Таким образом, целесообразно сделать вывод, что ИСППР в медицине и технологии их составляющие – это перспективнейшее направление, которое несмотря на все потрясения последних лет развивается в России. Как в нашей стране, так и за рубежом, подобные системы уже демонстрируют весьма впечатляющие результаты, помогая врачам диагностировать и лечить социально значимые заболевания, а также предотвращать связанные с ними осложнения, повышая качество, доступность и персонализированность медицинских услуг.

Из представленных выше результатов можно сделать вывод, что большинство из бизнес-процессов уже покрыты функционалом имеющихся ИСППР, что косвенно говорит об их эффективности и перспективности в любой сфере социально-экономической жизнедеятельности. Эта общемировая тенденция далеко не в последнюю очередь охватила и Россию. Например, согласно данным экспертов TAdviser и «Ростелекома», более 80% российских компаний используют те или иные интеллектуальные кибер-физические системы в своей повседневной бизнес-деятельности. И все чаще ИИ и прочие решения, внедряемые отечественными заказчиками выполнены именно на базе российских IT-предприятий.

Современные системы здравоохранения, несмотря на значительные междисциплинарные достижения в науке и технике, сталкиваются с рядом вызовов, которые требуют системного и инновационного подхода к их решению. Исследование в данной работе посвящено именно этому, однако прежде чем формировать какие-либо предложения целесообразно изучить вызовы и проблемы, с которыми сталкиваются современные системы здравоохранения, как в России, так и за рубежом. В результате анализа отраслевых отчетов, заключений специалистов межправительственных организаций и профильных министерств разных стран можно выделить ключевые из них, а именно: рост затрат на здравоохранение; старение населения; проблемы с доступностью медицинских услуг; эффективность и оптимальность использования труда медицинского персонала. Эти вызовы глобальны и требуют не только локальных, но и международных стратегических решений. Российская система здравоохранения

является неотъемлемой частью таковой системы на глобальном уровне, а данные проблемы в меньшей или большей степени ей свойственны.

По данным ООН и ВОЗ одним из основных вызовов для здравоохранения является непрерывное увеличение затрат. По данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ), глобальные расходы на здравоохранение увеличились с 7,7 трлн долларов в 2019 году до 8,3 трлн долларов в 2022 году, что составляет около 10% мирового ВВП. В развитых странах причиной является рост цен на медицинские технологии, лекарства и услуги, а также увеличением числа хронических заболеваний. Так, по данным, которые приводит OECD [54], в США доля расходов на здравоохранение достигла 17% ВВП в 2022 году, и прогнозируется дальнейший рост до 20% к 2030 году.

Исходя из данных, опубликованных Росстат, расходы на здравоохранение в 2022 году увеличились на 6,5% по сравнению с 2021, что в первую очередь связано с ростом цен на лекарства, медицинские услуги и оборудование. В 2023 году правительство Российской Федерации выделило 4,2 трлн рублей на обеспечение системы здравоохранения, что составляет около 4% ВВП, но растущие потребности в связи с имеющимися проблемами и неэффективностью самой системы, позволяют сделать вывод, что этого недостаточно для обеспечения необходимого уровня качества и объема медицинских услуг.

Специалисты Eurostat отмечают, что в ЕС также наблюдается рост затрат на медицинские услуги. По итогам 2022 года средние затраты на здравоохранение в Европе составили около 10% (в ФРГ и Франции более 11%). и ожидается дальнейший рост этого показателя. Главные причины - рост стоимости медицинских услуг, старение населения и хронические заболевания.

Отчет Национальной комиссии по здравоохранению КНР содержит данные об аналогичных тратах в Китае. Так, за 2022 год расходы на систему здравоохранения составили примерно 6,5% ВВП или 7,5 трлн юаней (около 1,2 трлн долларов США). За последние 10 лет данный показатель также значительно возрос. Главные причины - затраты на лекарственные средства и недостаток

медицинских учреждений в сельских районах или менее благополучных регионах, в целом.

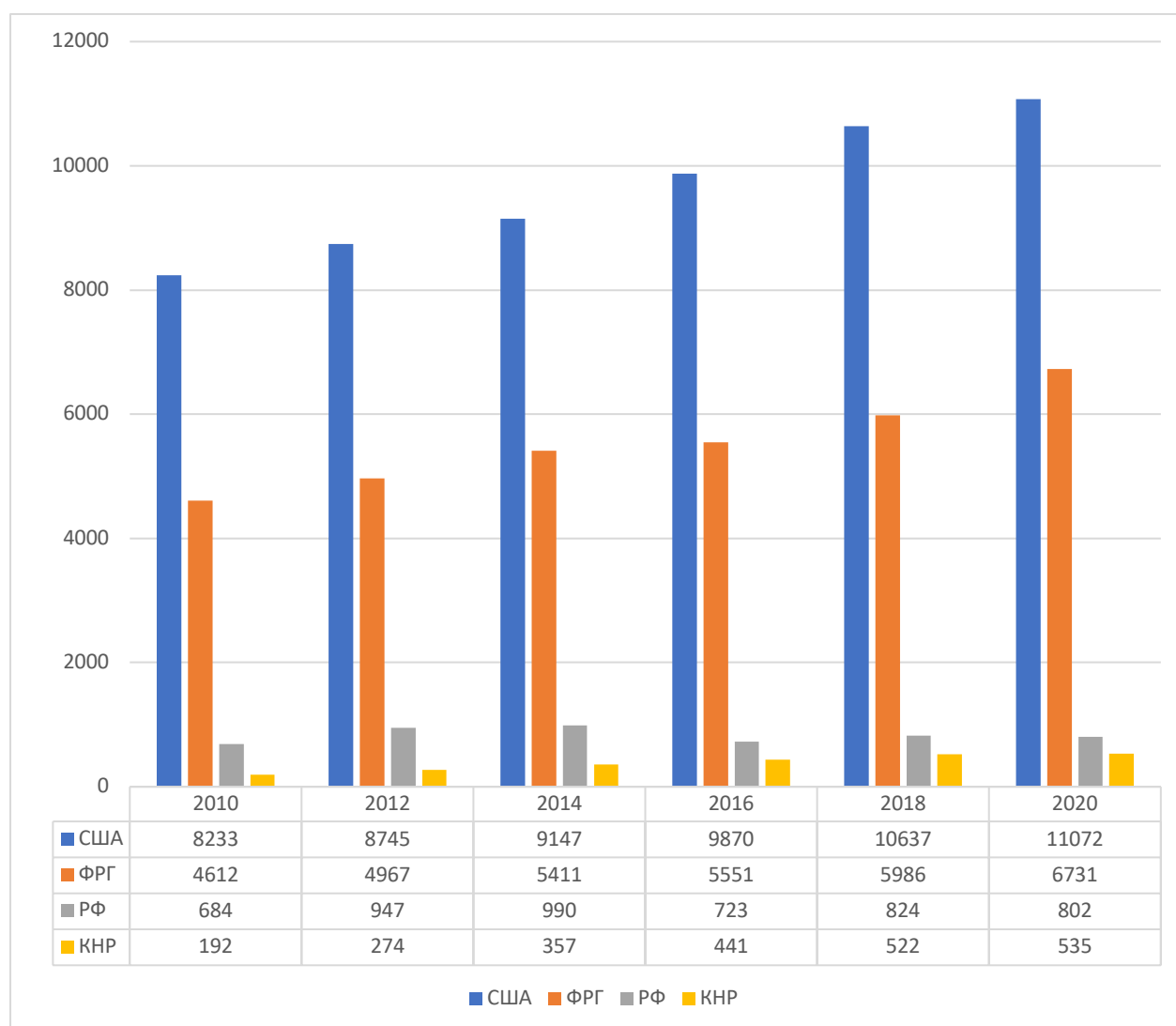


Рисунок 2.12 – Затраты на здравоохранение на душу населения США, РФ, КНР и ФРГ в динамике с 2010 по 2020 год, в долл. США (составлено автором)

Следующая проблема, отчасти, является одновременно достижением и вызовом цивилизации для большинства стран. По оценкам экспертов ООН, к 2050 году количество людей старше 60 лет составит более 2 миллиардов, что на 56% больше по сравнению с 2020 годом. В развитых странах, таких как Япония и Германия, доля пожилого населения уже превышает 30%, что создает серьезное давление на системы здравоохранения. Старение связано, как с ростом продолжительности жизни, так и с увеличением хронических заболеваний, таких

как диабет, сердечно-сосудистые болезни и рак, которые требуют длительного и дорогостоящего лечения.

По данным Росстат, в 2022 году в России доля населения старше 65 лет составляет около 15% и к 2050 году ожидается увеличение до 25%. По статистике OECD в Германии и Италии более 21% населения старше 65 лет, к 2050 году этот показатель вырастет до 30%, а затраты на долгосрочный уход за пожилыми людьми в Европе составляют около 2% ВВП. Согласно данным НБС КНР [67] В Китае доля людей старше 65 лет составляет 12,6% в 2023 году, а уже к 2040 году этот показатель может превысить 20%. Все это приводит к росту спроса на медицинские услуги и долгосрочный уход за пожилыми людьми, что оказывает давление на систему здравоохранения.

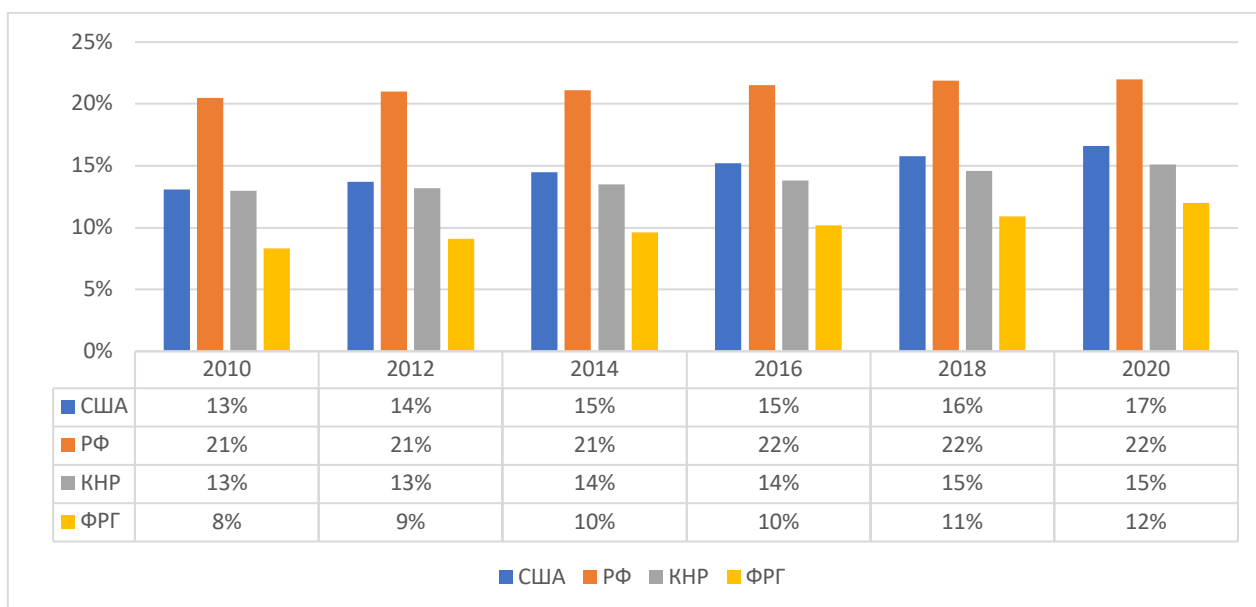


Рисунок 2.13 – Доля населения старше 65 лет в США, РФ, КНР и ФРГ в динамике с 2010 по 2022 год, в % (составлено автором)

Согласно экспертному заключению The WB (Группа Всемирного банка), сегодня около 400 миллионов человек не имеют доступа к базовым медицинским услугам. Нарастающий экономический кризис приводит к тому, что даже в развитых странах, доступ к качественной медицинской помощи сильно варьируется в зависимости от уровня доходов и места жительства. Так, в сельских районах или регионах развитых стран с менее развитой социальной-экономической

системой уровень доступности медицинских специалистов значительно ниже, что увеличивает смертность и снижает качество жизни.

Исходя из статистики, приведенной Минздрав РФ, в 2022 году 20% населения имело ограниченный доступ к качественным медицинским услугам из-за нехватки кадров и удаленности медицинских учреждений. Аналогичные проблемы прослеживаются в Европе и КНР. Национальная комиссия по здравоохранению КНР в своем профильном отчете за 2022 год сообщает, что около 15% сельского населения имеют недостаточный доступ к базовым медицинским услугам. В ЕС она менее выражена чем в РФ и КНР, однако специалисты [194] European Public Health Alliance (EPHA), около 10% населения ЕС имеет ограниченный доступ к медицинским услугам. Однако, в ФРГ статистика близка к 100%, что не отражает ситуацию во всех остальных странах ЕС (рисунок 2.14).

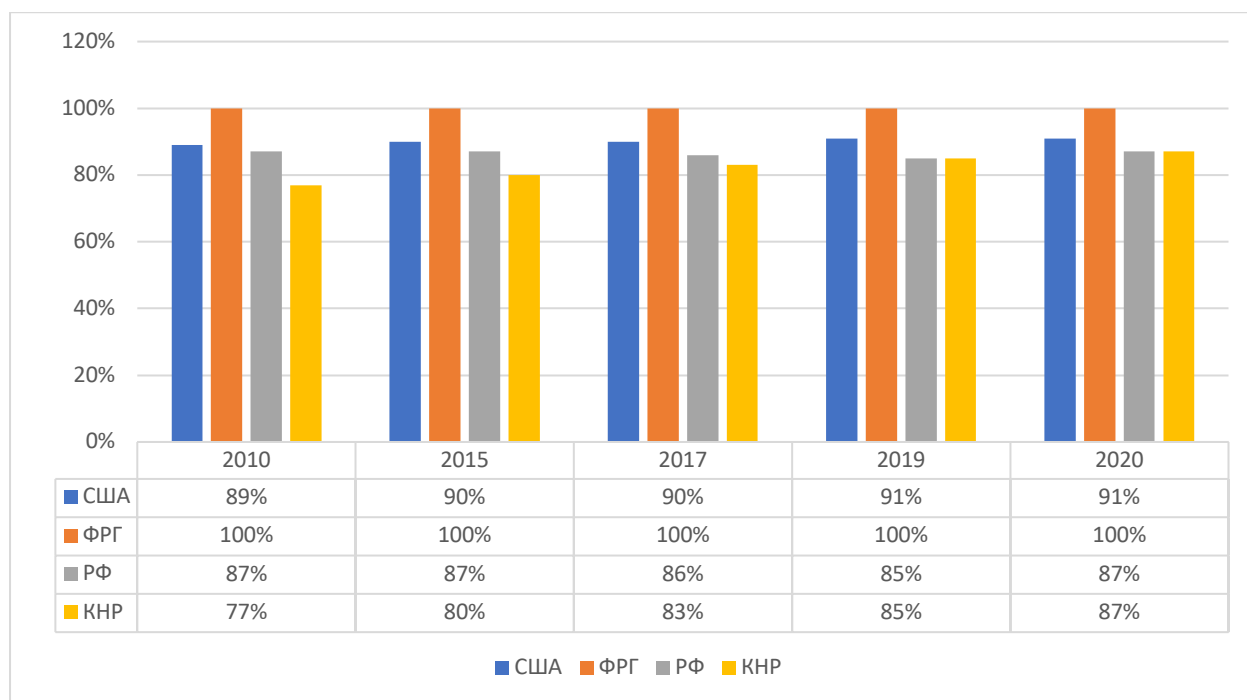


Рисунок 2.14 – Доступность медицинских услуг в США, РФ, КНР и ФРГ в динамике в динамике с 2010 по 2022 год, в млн долл. США, в %.

(составлено автором)

Много внимания в современной профессиональной и научной литературе посвящено и неэффективному использованию труда, и эмоциональному выгоранию врачей. По данным Google Scholar подавляющее большинство работ и отчетов по данной тематике с 2010 года публикуется в США, однако данная

проблема свойственна любой системе здравоохранения. Несовершенство системы, растущий спрос на медицинские услуги формирует проблему перегрузки медицинского персонала административными задачами, что снижает продуктивность и увеличивает выгорание. Множество исследований и публикаций посвящено данной проблематике. Например, по данным Mayo Clinic в разгар пандемии около 50% врачей сообщали о выгорании. По данным Medscape National Physician Burnout & Suicide Report 2022 во многом это связано с увеличением административных обязанностей, недостатком времени для пациентов и высокими требованиями к их работе. 57% врачей указали, что значительная часть их времени уходит на ведение документации, что снижает продуктивность и удовлетворение от работы. Кроме того, это нерациональное использование квалифицированного труда. Данные проблемы имеют прямое негативное влияние на экономические показатели и эффективность системы здравоохранения. В том же отчете приводятся данные, что ежегодные затраты на избыточные увольнения и смену кадров, вызванные выгоранием, составляют более \$4,6 млрд только в США. Эти затраты включают снижение производительности, затраты на наём и переобучение медицинских работников. Специалисты American College of Physicians (ACP) в своей публикации отмечают, что у врачей с высоким уровнем выгорания в 2–3 раза чаще наблюдаются ошибки в медицинской практике, что крайне снижает качество медицинской услуги, повышает затраты на медицинские ошибки и может приводить к непоправимым последствиям для жизни и здоровья пациента.

В результате анализа распространения данной проблемы в РФ удалось установить, что по данным ГБУ «НИИ организации здравоохранения и медицинского менеджмента», в 2021 году около 35% медицинских работников в России сообщили о выгорании. Основными факторами этого являются: высокая нагрузка; административные задачи и недостаток времени для лечения пациентов. Картина, схожая с опытом США.

Аналогичная ситуация прослеживается в Европе и КНР. По данным European Journal of Public Health [144], около 43% врачей в Европе сообщили о выгорании, особенно после пандемии COVID-19. Основные причины включают перегрузку

административной работой и недостаток кадров. Peking Union Medical College публикует данные, согласно которым, 48% врачей в крупных городах сообщили о симптомах выгорания, а в сельских районах этот показатель еще выше из-за недостатка кадров и инфраструктуры (рисунок 2.15).

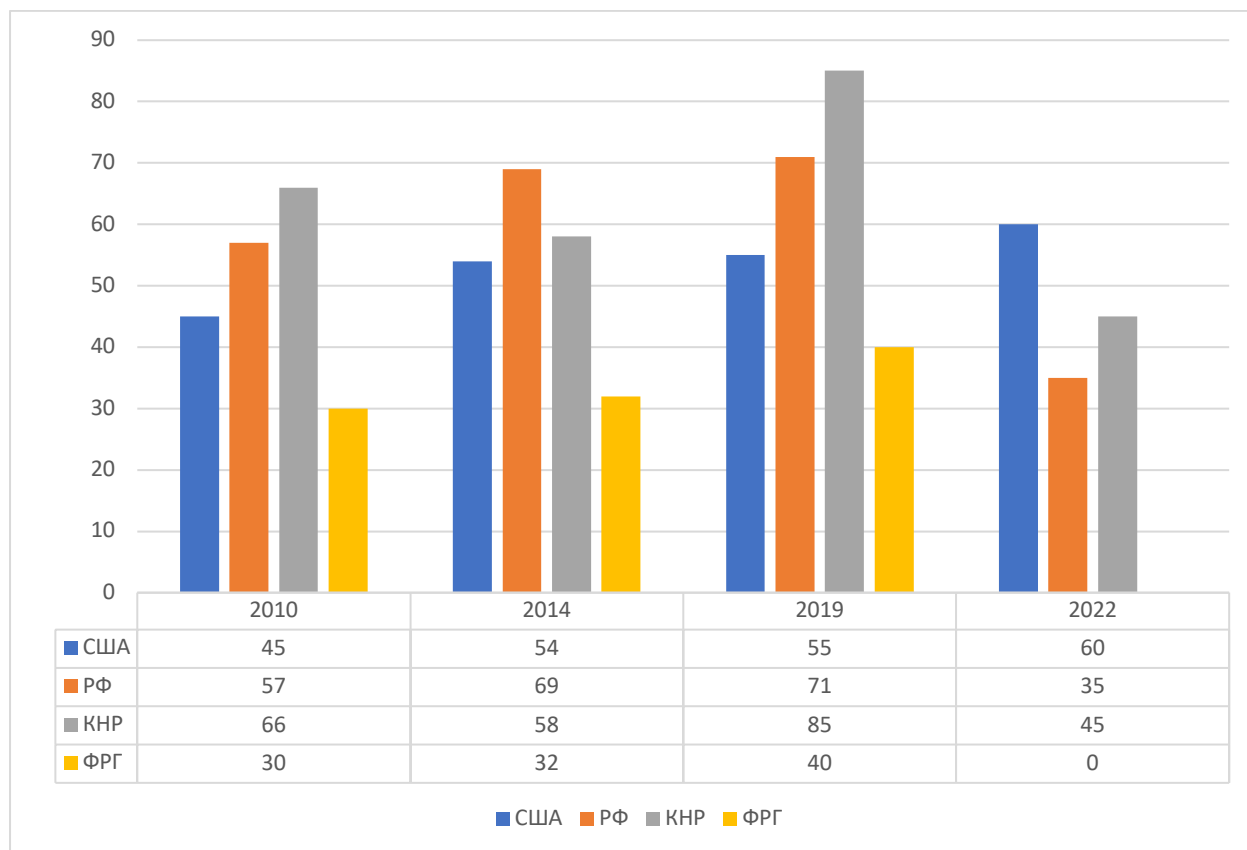


Рисунок 2.15 – Число врачей, сообщивших об эмоциональном выгорании в США, РФ, КНР и ФРГ в динамике с 2010 по 2022 год, в млн долл. США, в % (составлено автором)

Таблица 2.1 – Вызовы, проблемы современных систем здравоохранения и решения с использованием технологий Индустрии 4.0. Источник: Составлено автором

Вызов	Проблема	Решение 4.0	Эффект
Рост затрат	\$8,3 трлн расходов на здравоохранение (ВОЗ); рост цен и хронических заболеваний	AI для диагностики, телемедицина	Снижение затрат на 15–20% (McKinsey)
Старение населения	К 2050 году 2 млрд человек старше 60 лет (ООН); высокая нагрузка на системы	Роботы для ухода, цифровые двойники	Снижение нагрузки на 20–30%, сокращение госпитализаций (ООН)
Доступность медуслуг	400 млн человек без доступа к базовым услугам (Всемирный банк)	Телемедицина, 3D-печать протезов	Рост телемедицины на 154% (АТА), удешевление протезов на 50–70%

Выгорание врачей	50% врачей выгорают, 34% времени на административные задачи	Автоматизация, AI для рутинных задач	Снижение нагрузки на 30–40%, экономия в миллиарды долл США (PwC)
------------------	-------------------------------------------------------------	--------------------------------------	------------------------------------------------------------------

Здравоохранение сегодня является одной из наиболее успешных областей человеческой деятельности, демонстрируя значительные достижения в увеличении продолжительности жизни населения. Эти успехи, очевидно, сопровождаются рядом серьезных проблем, которые требуют дополнительных исследований. Основные из них связаны с демографическими изменениями, экономическими вызовами и необходимостью интеграции инновационных технологий 4.0, таких как искусственный интеллект (ИИ), в системы здравоохранения.

Внедрение подобных систем сопряжено с определенными рисками и этическими вопросами. Необходимо учитывать влияние ИИ на права пациентов, конфиденциальность данных и роль медицинских работников. Эти аспекты изучаемой проблематики должны быть учтены в рамках результатов данного исследования. Поэтому необходимо изучить соответствующие регуляторные нормы и стандарты. Успешная интеграция технологий и повышению эффективности и устойчивости систем здравоохранения требует междисциплинарного подхода, который учитывает технические возможности, так и социально-этические аспекты.

Специалисты McKeansy и EIT Health ЕС рассматривают применение передовых технологий в медицине первую очередь, как способ улучшить результаты лечения, опыта пациентов и доступа к медицинским услугам, качества медицинских услуг в целом. В качестве метрик этого качества, можно представить производительность и эффективность предоставления медицинских услуг, совершенствование которых позволит системам здравоохранения предоставлять более качественную помощь большему количеству людей. Кроме того, передовые технологии, в частности ИИ, могут помочь улучшить опыт медицинских работников, позволяя им уделять больше времени непосредственному уходу за пациентами и снижая выгорание.

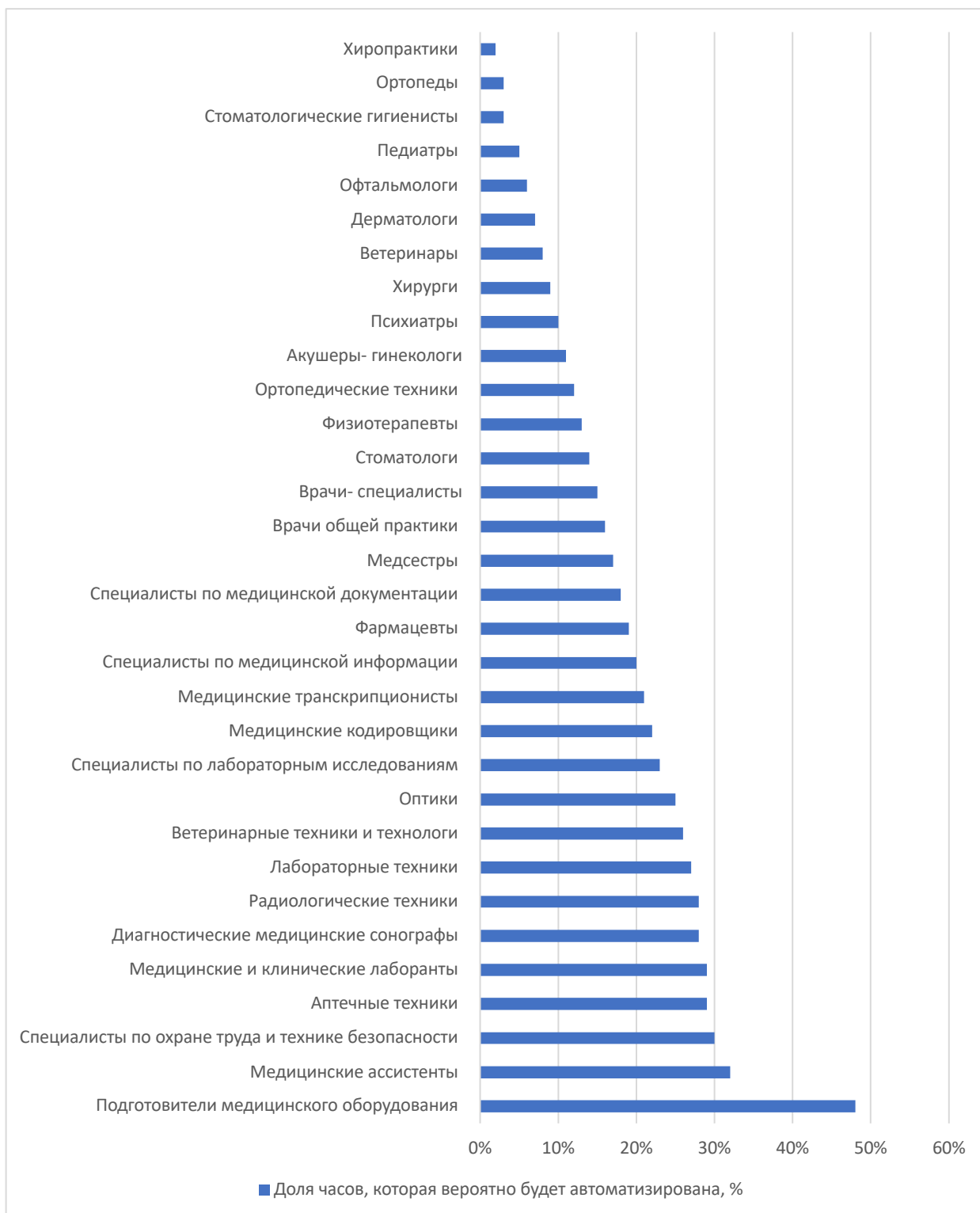


Рисунок 2.16 – Доля часов, которая будет автоматизирована (составлено автором на основе данных MGI)

Специалистами MGI изучено, как применение передовых технологий, может повлиять на работу медицинского персонала и врачей. Степень влияния значительно различается, а здравоохранение является одним из секторов с самым низким общим потенциалом для автоматизации – только 35 процентов

затраченного времени потенциально поддаются автоматизации, и это зависит от типа профессии. Авторы данного отчета MGI приходят к выводу, что 15% текущих рабочих часов в здравоохранении могут быть автоматизированы. На рисунке показана доля часов, которые могут быть освобождены за счет автоматизации к 2030 году для широкого спектра медицинских профессий (рисунок 2.16).

Демографические изменения и их последствия в первую очередь характеризуются увеличением населения планеты и улучшение качества жизни в развитых и развивающихся странах к 2050 году приведет к тому, что каждый четвертый будет старше 65 лет. В результате анализа данного отчета можно сделать вывод, что одна из главных проблем, которую решают передовые технологии и их применение в системах здравоохранения – это эффективность и качество работы медицинских специалистов, организаций, систем в целом. Авторы данного документа провели анализ мнения разработчиков ИИ решений для медицины, врачей, руководителей структур в рамках европейских и североамериканских систем здравоохранения (в частности, 62 индивидуальных интервью с руководителями здравоохранения и других сфер, имеющими опыт работы с ИИ и цифровым здравоохранением). Именно поэтому данное исследование является ценным для интерпретации его результатов в ходе написания диссертации.

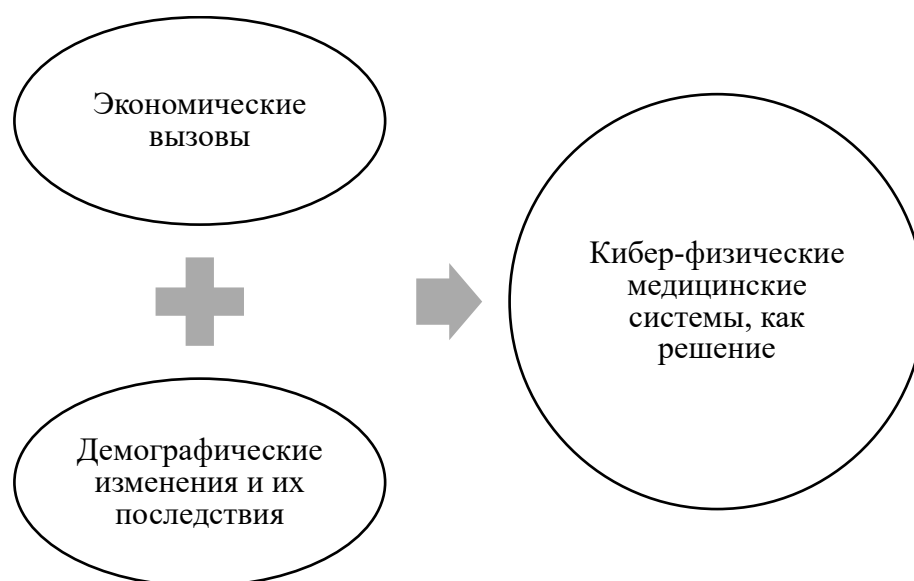


Рисунок 2.17 – КФС в медицине, как решение на стыке экономики и демографии современности (составлено автором)

Непосредственное влияние на системы здравоохранения от применения подобных технологий в первую очередь отражается на пациентах, но также и трех основных областях цепочки создания стоимости в здравоохранении, представленных на рисунке 2.18.



Рисунок 2.18 – Три основных области цепочки создания стоимости в здравоохранении. Источник: Составлено автором

Между тем, и в проанализированных странах и регионах, и в других развитых и развивающихся странах технологии Индустрии 4.0 уже оказывают значительное влияние на улучшение систем здравоохранения. Их оптимальное, рациональное и эффективное развитие, внедрение и совершенствование в рамках системы здравоохранения поможет снизить затраты, улучшить доступность медицинских услуг и оптимизировать использование медицинских ресурсов, в целом повысить качество, устойчивость и эффективность систем здравоохранения.

2.3 Обзор и анализ ведущих мировых и отечественных практик внедрения технологий Индустрии 4.0 в системы здравоохранения

По состоянию на 2024 год в США отмечается бурный рост разработки и внедрения технологии AI в диагностике, прогнозировании заболеваний и персонализированной медицине. Специалисты Accenture прогнозируют, что к 2026

году AI сможет сократить расходы на здравоохранение в США на \$150 млрд за счет повышения точности диагностики и автоматизации рутинных задач. Например, IBM в годовом отчете за 2023 год пишет о своем продукте для анализа медицинских данных IBM Watson Health, которое позволило сократить время на постановку диагноза на 30% и повысить точность в диагностике рака на 20%. Согласно результатам независимого исследования JAMA, AI-алгоритмы для диагностики рака молочной железы, применяемые последние несколько лет уже превзошли традиционные методы по точности (точность до 94% против 88% у врачей). Согласно American Telemedicine Association, количество телемедицинских визитов в США увеличилось на 154% в 2020 году из-за пандемии COVID-19, что позволило существенно снизить нагрузку на больницы. Со временем технологии и возможности телемедицины были улучшены и адаптированы для повседневных процедур, не требующих личного присутствия пациента. В Калифорнии внедрение телемедицины позволило сократить количество госпитализаций среди пациентов с хроническими заболеваниями на 30%. Использование электронных медицинских карт (EMR) на 95% сократило время обработки данных пациентов.

Китай также активно развивает телемедицинские технологии для решения проблем в сельских и отдаленных регионах. В 2021 году телемедицинский рынок Китая достиг объема \$15,6 млрд. По данным Министерства промышленности и информационных технологий КНР, более 60% медицинских учреждений используют телемедицинские технологии в повседневной деятельности. Так, внедрение телемедицины в провинции Хэбэй привело к сокращению числа неэффективных визитов к врачам на 25%, а также снизило смертность среди пациентов с сердечно-сосудистыми заболеваниями на 15%. Китай также активно внедряет роботов для ухода за пожилыми людьми. Так, в 2020 году было произведено около 120 000 медицинских роботов для обслуживания пожилого населения, на 35% больше по сравнению 2019 годом. В Пекине роботизированные системы используются в ряде больниц для распределения лекарств и обслуживания пациентов, что снизило трудозатраты медицинского персонала на 20%. В стране также реализуются государственные программы по использованию AI для

диагностики онкологии. В частности, Peking Union Medical College приводит статистику, что AI-диагностика рака легких применяемая в 50 крупных больницах страны, увеличило точность диагностики на 12%. Статистика и публикации различных источников показывают устойчивый рост эффективности системы здравоохранения КНР благодаря технологическим инновациям.

ФРГ традиционно является одним из мировых лидеров по использованию роботизированных систем в медицине. Минздрав ФРГ приводит статистику, согласно которой в 2021 году было зарегистрировано более 1300 роботизированных хирургических систем, что на 28% больше аналогичного показателя в 2020 году. Применение подобных технологий в хирургии позволило сократить продолжительность реабилитации на 15%.

Эффективное применение системы минимально инвазивных операций Da Vinci сократило количество осложнений на 25% (в сравнении с традиционными методами). В Германии активно развивается и применяется технология цифровых двойников пациентов для персонализированного лечения. Издание Charité – Universitätsmedizin Berlin приводит статистику о пилотных проектах, которые уже на ранней стадии своего внедрения продемонстрировали снижение числа ненужных визитов к врачу на 30% и повышение точности прогнозирования заболеваний на 22%. Внедрение и использование технологий AI, по данным McKinsey, позволило сократить административные расходы больниц на 20%.

В России также с 2020 года активно развиваются технологии телемедицины. По данным Минздрава РФ, количество телемедицинских консультаций увеличилось на 70% в 2021 году, а в рамках национального проекта «Здравоохранение» к 2025 году планируется подключить более 40% медицинских учреждений к телемедицинским платформам. Пилотные проекты телемедицины в Москве показали, что с помощью этой технологии на 30% было сокращено число амбулаторных визитов, а время ожидания консультации снизилось на 40%. Введение электронных медицинских карт (ЕМК) для государственных учреждений здравоохранения позволило сократить время на обработку данных на 20%. Кроме того, было снижено количество ошибок в ведении медицинской документации.

В России активно развивается и начинает внедряться AI-технологии при диагностике заболеваний. Например, в 2021 году была запущена система Искусственный интеллект в здравоохранении, которая увеличила точность диагностики на 15%.

В каждой из стран внедрение технологий Индустрии 4.0 способствует значительному повышению эффективности здравоохранения и улучшению качества медицинских услуг. В результате проведенного в данном разделе второй главы анализа составлена таблица 2.2.

Таблица 2.2 – Внедрение технологий Индустрии 4.0 в здравоохранение США, КНР, ФРГ и России

Страна	Основные технологии	Примеры внедрения	Результат (достигнутый или ожидаемый)
США	AI, Big Data, телемедицина	IBM Watson Health для диагностики Телемедицина в Калифорнии	Снижение расходов на \$150 млрд к 2026 г. (Accenture) Точность диагностики рака AI на 94% (JAMA) Снижение госпитализаций на 30% (ATA)
Китай	Телемедицина, роботы, AI	Телемедицина в Хэбэе Медицинские роботы в Пекине	Телемедрынок \$15,6 млрд (2021) Снижение визитов на 25% и смертности на 15% Рост производства роботов на 35%
Германия	Роботы, цифровые двойники, AI	Da Vinci для хирургии Цифровые двойники пациентов	Снижение реабилитации на 15% Сокращение осложнений на 25% Снижение визитов к врачу на 30% (Charité)
Россия	Телемедицина, цифровизация, AI	Телемедицина в Москве AI для онкодиагностики	Увеличение телемедконсультаций на 70% (Минздрав) Сокращение амбулаторных визитов на 30% Точность диагностики +15% (НИИ онкологии)

Однако, несмотря на имеющиеся успехи в данных странах, отмечается ряд типичных проблем, которые тормозят повсеместное внедрение данных технологий на всех уровнях систем здравоохранения.

В отчете OECD Health at a Glance 2023 говорится, что, несмотря на лидерство в разработке технологий, проблемы интеграции данных недостатка кадров в США

остаются значительными. Только 51% медицинских учреждений могут свободно обмениваться медицинскими данными. Это ограничивает потенциал использования AI и больших данных. В этом же отчете указано, что в США наблюдается дефицит IT-специалистов для поддержки цифровизации здравоохранения на должном уровне (нехватка около 200 000 специалистов различного профиля). Причиной первой проблемы, по мнению экспертов Правительства США является фрагментация систем из-за отсутствия единого стандарта обмена данными между учреждениями. Это весьма тривиальная проблема основана на том, что параллельно существуют, конкурируют и лоббируют свои интересы множество различных поставщиков программного обеспечения для управления электронными медицинскими записями (EHR), например, Epic, Cerner и т. д. Они не совместимы друг с другом, имеют различные протоколы и форматы данных. Это затрудняет обмен данными между медицинскими учреждениями. Фрагментация рынка приводит к тому, что разные системы.

Кроме того, сами медицинские учреждения игнорируют существующий современный, но не обязательный стандарт обмена медицинской информацией «HL7». Как и в ФРГ, закон о защите медицинских данных Health Insurance Portability and Accountability Act (HIPAA) [169] пока недостаточно проработан и актуален. Его нынешняя редакция накладывает строгие требования на защиту медицинской информации, ограничивают обмен данными между организациями, затрудняя свободный поток информации.

В ответ на эти вызовы американское правительство приняло ряд мер, а именно: разработка и внедрение инициатив по совместимости HER; развитие стандарта HL7 FHIR; развитие телемедицины.

Принятие «Закона о лечении 21-го века (21st Century Cures Act) обязывает разработчиков EHR поддерживать совместимость данных и позволяет пациентам и учреждениям свободно обмениваться медицинскими данными. Для улучшения обмена данными между различными системами, правительство поддерживают внедрение стандарта FHIR (Fast Healthcare Interoperability Resources), который

упрощает и стандартизирует обмен медицинской информацией между учреждениями [25]. Опыт пандемии подвиг правительство США расширить телемедицинские программы, что привело за собой увеличение числа инициатив по интеграции и обмену медицинскими данными для удаленного лечения пациентов.

В КНР основными проблемами внедрения Индустрии 4.0 в систему здравоохранения являются неравное распределение технологий в городских и сельских агломерациях и проблема стандартизации данных. Так, к 2022 году около 70% всех медицинских учреждений, использующих телемедицинские и AI-технологии, находились в крупных городах, тогда как в сельских районах этот показатель был ниже 30%. Помимо ощутимой разницы в социально-экономическом развитии разных регионов КНР, в сельских районах страны существует дефицит кадров, которые могут работать с передовыми технологиями и следовать современным стандартам. Это еще больше замедляет процесс стандартизации и цифровизации медицинских данных.

Потенциал Big Data в анализе и прогнозировании ограничен еще и тем, что только 45% медицинских учреждений в Китае следуют единым стандартам сбора данных. В Китае не существовало четко установленных национальных стандартов для сбора и обмена медицинскими данными. Множество различных поставщиков программного обеспечения используют свои уникальные форматы данных, что усложняет создание единой системы обмена. Данная проблема свойственна также и США.

Несмотря на то, что ФРГ является одним из лидеров по показателю финансирования системы здравоохранения, одной из главных проблем внедрения высоких технологий в данную систему является именно недостаток финансирования. Так, несмотря на наличие передовых роботизированных технологий и AI, около 40% малых и средних клиник не завершили процесс цифровизации из-за нехватки средств. Кроме того, наблюдаются проблемы нормативно правового характера. Закон по защите данных (GDPR) ограничивают возможности использования Big Data в здравоохранении. По этой причине лишь

58% медицинских учреждений могут эффективно использовать большие данные для анализа медицинских карт пациентов.

Итак, основными препятствиями для более эффективного внедрения и развития технологий Индустрия 4.0 в проанализированных странах являются проблемы стандартизации, недостаток кадров, нормативно-правовые ограничения и объемы финансирования. Если проблема финансирования не может быть решена в полном объеме и в короткое время в связи с ограничением материальных ресурсов, то остальные решаются с помощью совершенствования и повышения эффективности подходов к управлению и регулированию процессами и стандартами. Проблемы и решения внедрения технологий Индустрии 4.0 в здравоохранении США, КНР и ФРГ представлены в таблице 2.3.

Таблица 2.3 – Проблемы и решения внедрения технологий Индустрии 4.0 в здравоохранении США, КНР и ФРГ

Страна	Проблемы	Решения
США	Фрагментация систем данных и несовместимости EHR-систем Высокая стоимость внедрения Недостаток кадров	Принятие и развитие федерального закона «21st Century Cures Act» Обязательство разработчиков EHR поддерживать совместимость данных. Поддержка стандарта FHIR Расширение телемедицины
КНР	Региональные различия Отсутствие единых стандартов: Дефицит кадров	Национальные стандарты сбора данных Национальная платформа медицинских данных Healthy China 2030 Программа
ФРГ	Финансирование малых учреждений Законодательные барьеры (GDPR) Медленная цифровизация	Финансовая поддержка цифровизации малых и средних клиник. Баланс между защитой данных и развитием технологий в НПА Национальные инициативы по внедрению AI и цифровизации здравоохранения.

Россия также сталкивается с серьезными проблемами цифровизации системы здравоохранения, включая недостаток финансирования, нехватку кадров и региональные различия в уровне внедрения технологий (рисунок 2.19).

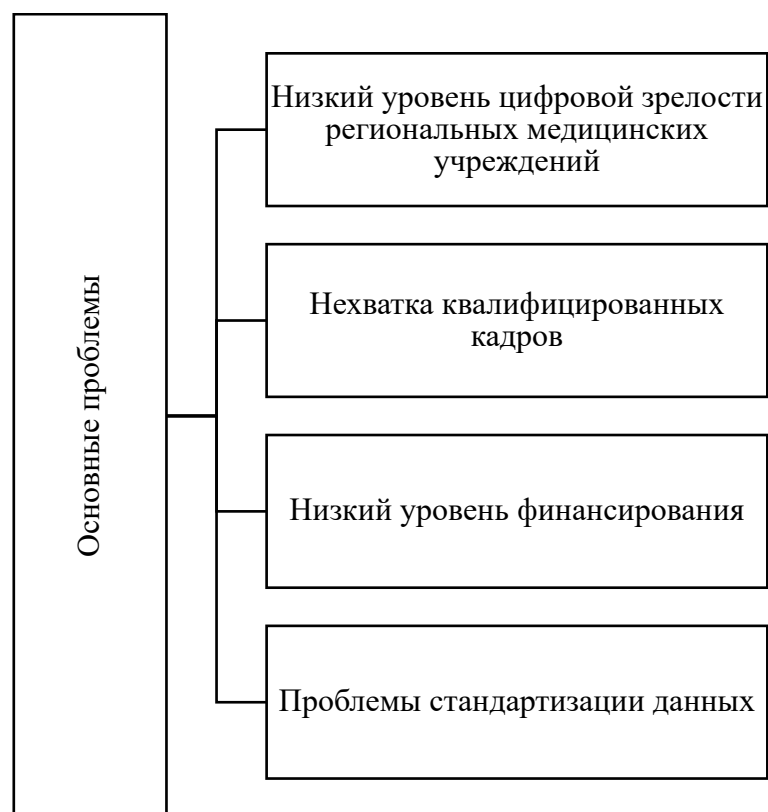


Рисунок 2.19 – Основные проблемы внедрения технологий Индустрии 4.0 в здравоохранении России (составлено автором)

В результате анализа наиболее актуальной версии отчета «Об итогах реализации по итогам I квартала 2022 года Национального проекта «Здравоохранение» и федеральных проектов входящих в его состав», несмотря на активное развитие цифровых медицинских систем в Москве и некоторых крупных городах, в регионах России наблюдаются существенные отставания в использовании технологий Индустрии 4.0, таких как искусственный интеллект (AI), большие данные и телемедицина. Меньше половины региональных клиник полностью оцифровали свои медицинские процессы. В результате анализа основных причин этой проблемы удалось определить, что они основаны на недостатке финансирования и квалифицированного персонала, что затрудняет внедрение современных технологий в удаленных и сельских районах.

Как и в других развитых и развивающихся странах, современная Россия сталкивается с дефицитом специалистов в области медицинской информатики и IT. Доля медработников с достаточными компетенциями в цифровой сфере остается низкой. Только около 56,8% врачей прошли дополнительное обучение в 2021 году

, что значительно замедляет процесс цифровизации. В таблице 2.4 сгруппированы проблемы и решения в сфере цифровизации системы здравоохранения России.

Таблица 2.4 – Проблемы и решения в сфере цифровизации системы здравоохранения России

Проблемы	Решения, принимаемые правительством	Статус
Отставание в капитальном ремонте медицинских объектов	В качестве меры реагирования предусмотрено увеличение финансирования капитальных работ, а также усиление координации проектов модернизации. Дополнительно осуществляется заключение контрактов с подрядными организациями на проведение ремонтных работ.	Реализация осуществляется частично: завершены работы по 84 из 114 запланированных объектов.
Нехватка квалифицированных кадров в сфере цифровизации	Для преодоления кадрового дефицита реализуются программы дополнительного профессионального обучения врачей и медицинского персонала, а также развиваются образовательные инициативы, ориентированные на формирование цифровых компетенций.	Проблема пока решается лишь частично: дополнительное обучение прошли 56,8% врачей.
Медленная модернизация региональных учреждений здравоохранения	В числе ключевых мер предусмотрены создание единого цифрового контура здравоохранения (ЕГИСЗ) и развитие телемедицинских решений, направленных на повышение доступности медицинских услуг и интеграцию учреждений в единую цифровую среду.	Реализация данных мер сопровождается задержками; кассовое исполнение средств, выделенных на цифровизацию в 2022 году, составило 1,8%.
Низкая доступность цифровых решений в сельской местности	Для повышения доступности цифровых сервисов предпринимаются меры по расширению телемедицинских услуг, модернизации ФАПов и амбулаторий, а также закупке и установке оборудования, необходимого для оказания медицинской помощи с применением цифровых технологий.	Реализация идет с отставанием от плановых показателей; модернизация в полном объеме не завершена.
Отсутствие единой системы стандартизации данных	В качестве одного из решений рассматривается дальнейшая интеграция ЕГИСЗ, направленная на улучшение обмена медицинскими данными между учреждениями и повышение согласованности информационных потоков.	На текущем этапе проблема сохраняется и решается частично; особенно заметное отставание наблюдается в сельских территориях, где уровень цифровизации остается недостаточным.

В результате проанализированных данных, очевидно, что в России недостаточно проработаны проблемы стандартизации обмена медицинскими данными и выгорания врачей. Между тем, анализ международного опыта показывает, что частично проблему выгорания врачей через цифровизацию и автоматизацию рутинных задач, таких как документация и административные процессы. Например, в США внедрение искусственного интеллекта для автоматизации рутинных задач снизило выгорание врачей на 25%. Применение практик телемедицины, цифровых систем управления рабочим процессом и автоматизации административных функций может помочь сократить нагрузку на врачей и повысить их удовлетворенность работой. Это можно сделать только в условиях развитой и эффективной цифровизированной системы здравоохранения. Адаптация мирового опыта цифровизации, в частности применение единого стандарта обмена медицинскими данными, адаптация нормативно-правовой системы, позволит избежать проблем, с которыми столкнулись ряд ведущих стран, а также стать значимым вкладом в развитие отечественной медицины.

Данный стандарт в России известен и применяется разрозненными компаниями. FHIR и HL7 – это два основных стандарта, применяемых для обеспечения интероперабельности медицинских данных. В то время как HL7 продолжает оставаться важным стандартом для устоявшихся систем, FHIR быстро завоевывает популярность благодаря своей гибкости и совместимости с современными веб-технологиями. В странах с развитой цифровой инфраструктурой, таких как США, Великобритания и Германия, наблюдается активное внедрение FHIR.

Российское здравоохранение, как и любая другая национальная система здравоохранения, нуждается в совместимости информационных систем, которая может быть обеспечена только путем создания национальной модели данных и принятия этой модели в качестве национального стандарта.

Пока единой модели нет, разработчики вынуждены тратить значительные усилия на поддержку попарных интеграций, а пользователи данных – медицинские

организации, региональные и федеральные структуры – сталкиваются с трудностями сопоставления данных, пришедших из разных источников.

Поскольку отрасль здравоохранения сложная и многоуровневая, вряд ли возможно предложить единый набор атрибутов для всех процессов передачи информации. Вместо этого нужна технология, которая определяет базовые структуры данных и устанавливает правила, по которым эти структуры могут быть уточнены в каждом конкретном случае.

Именно так устроен HL7 FHIR. В качестве обязательных он определяет те 20% данных, которые покрывают 80% ситуаций, а также устанавливает правила, по которым в каждой ситуации будут добавлены ограничения (профили) и дополнения (расширения), или уточнены используемые справочники. В таблице собраны российские решения, использующие стандарт FHIR.

FHIR (Fast Healthcare Interoperability Resources) был разработан в 2012 году как более современная и гибкая альтернатива HL7. FHIR основан на современных веб-технологиях (REST API) и ориентирован на обеспечение лёгкой интеграции между различными медицинскими системами и мобильными приложениями.

Преимущества применения FHIR включают:

- современные веб-технологии. FHIR использует REST API, что делает его совместимым с веб-технологиями и позволяет легко интегрировать его с мобильными приложениями, облачными сервисами и другими современными системами;

- удобство для разработчиков. FHIR разработан с учётом нужд разработчиков программного обеспечения. Он включает в себя детализированную документацию и легко настраивается под конкретные нужды медицинских учреждений;

- массовое применение в США. FHIR широко используется в США, где правительство активно продвигает его использование в рамках Закона о лечении 21-го века (21st Century Cures Act). В 2020 году Министерство здравоохранения США рекомендовало использование FHIR для повышения интероперабельности в медицинской отрасли.

В 2020 году в США FHIR был официально принят как стандарт для обмена медицинскими данными в рамках электронных медицинских карт (EHR). Множество крупных систем, таких как Epic и Cerner, интегрировали поддержку FHIR в свои решения, что значительно улучшило обмен данными между медицинскими учреждениями. В таблице 2.5 можно наглядно увидеть, что различные организации используют разные стандарты, которые создавались, зачастую за десятилетия друг от друга.

Таблица 2.5 – Различные стандарты, используемые в тех или иных организациях.

Источник: Составлено автором

№	Компания	Год создания	Версия стандарта
1	Объединенная приборостроительная корпорация	2023	R5
2	МираМедикс	2019	HL7 FHIR R4
3	Медлинкс	2018	R4
4	Алькона	2018	HL7 FHIR v4
5	Нетрика	2013	HL7 FHIR, HL7 CDA

Анализ мирового опыта и разработка конкретных мер по снижению выгорания врачей благодаря применению современных технологий (применение практик телемедицины, цифровых систем управления рабочим процессом и автоматизации административных функций) в условиях российских реалий может помочь сократить нагрузку на врачей, удовлетворенность работой и мотивацию. Все это положительно отобразится на качестве медицинских услуг в российской системе здравоохранения.

Говоря о более далекой и стратегической перспективе развития системы здравоохранения 4.0 в России следует проанализировать последнюю редакцию Распоряжения Правительства РФ от 05.05.2018 N 870-р «Дорожная карту Хелснет», как наиболее передовую и технологичную модель будущей системы здравоохранения.

Данный документ представляет собой план мероприятий по совершенствованию законодательства и устранению административных барьеров для реализации Национальной технологической инициативы по направлению «Хелснет», направленной на развитие российской медицины с акцентом на внедрение новых технологий и продуктов. Основными направлениями развития российской медицины, согласно видению правительства, являются:

1) Цифровизация здравоохранения. Одно из ключевых направлений включает развитие телемедицины, создание систем поддержки принятия врачебных решений и внедрение медицинских изделий с использованием больших данных (Big Data);

2) Персонализированная медицина. Важное внимание уделяется ускоренной регистрации и внедрению новых продуктов, таких как биомедицинские клеточные продукты, технологии редактирования генома и персонализированные лекарства.

3) Обновление нормативной базы. Совершенствование законодательства в области регистрации лекарственных средств, медицинских изделий, телемедицинских технологий и генетической диагностики

К числу основных отечественных технологий и проектов, которые лягут в основу Хелснет России:

1) Телемедицина. Требуется активное развитие правовой базы для внедрения телемедицинских решений. Проекты, связанные с дистанционным наблюдением за пациентами, электронными рецептами, интеграцией с системами искусственного интеллекта (ИИ), создаются для повышения доступности медуслуг;

2) Биомедицинские клеточные продукты и геновая инженерия: Продукты, основанные на биомедицинских клетках и технологиях редактирования генома, должны получить своевременную правовую поддержку для их вывода на рынок и интеграции в клиническую практику;

3) Диагностические технологии нового поколения. Важной частью будущей системы здравоохранения является развитие генетической диагностики с использованием лабораторно-разработанных тестов и омиксных технологий;

Основные этапы, периоды, цены и сценарии развития Хелснет в РФ указаны в таблице 2.6.

Таблица 2.6 – Этапы и характеристика (составлено автором)

Этап	Период	Характеристика
1	2018–2020	разработка механизмов ускоренного вывода на рынок новых лекарственных средств, совершенствование нормативной базы, внедрение телемедицинских технологий и поддержку дистанционного мониторинга здоровья.
2	2021–2025	мониторинг внедрения новых технологий и корректировку плана, включение более сложных решений на основе ИИ и больших данных.
3	2026–2035	полная интеграция новых медицинских технологий, расширение масштабного применения продуктов Хелснет в клинической практике

Основные риски и проблемы для развития Хелснет в РФ полностью совпадают с выводами автора в предыдущем разделе данной главы, а значит уже сейчас в конце второго этапа дорожной карты Хелснет, страна находится под угрозой провала этого стратегически важного плана. Это еще раз подчеркивает важность данного исследования и его результатов (рисунок 2.20).

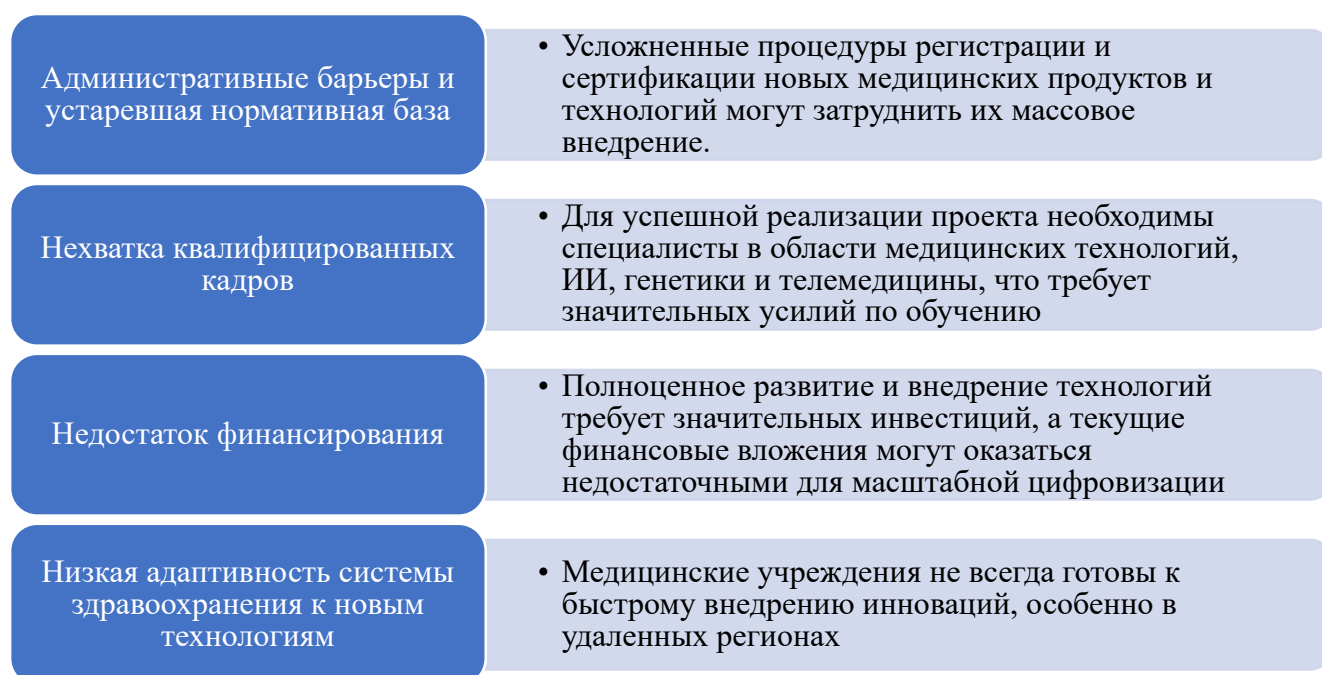


Рисунок 2.20 – Основные риски и проблемы для развития Хелснет в РФ (составлено автором)

Стратегическим упущением данного документа является игнорирование стандартов обмена медицинскими данными, таких как FHIR или HL7. Однако обсуждаются вопросы разработки нормативно-правовой базы и цифровизации в здравоохранении. Значит, результаты разработки в этом направлении смогут усовершенствовать механизмы достижения и реализации Хелснет в РФ, то есть ускорит становление медицины 4.0.

Итоговая таблица основных рисков и проблем нынешней и перспективной системы здравоохранения в контексте цифровизации, по нашему мнению, выглядит следующим образом (таблица 19).

Таблица 2.7 – Основные риски и проблемы (составлено автором)

Проблема	Характеристика
Финансирование	Недостаточное финансирование на уровне малых и средних медицинских учреждений.
Отсутствие стандартов	Документ указывает на важность разработки национальных стандартов, но не содержит чётких предложений по созданию интеграционных стандартов FHIR и HL7, что замедляет внедрение технологий.

Проанализированы и классифицированы основные вызовы, стоящие перед современными системами здравоохранения, и предложены конкретные решения с использованием технологий Индустрии 4.0 для их преодоления.

Проведен глубокий анализ российского опыта внедрения технологий Индустрии 4.0 в здравоохранение, выявлены ключевые проблемы и пробелы в нормативно-правовом регулировании, финансировании и кадровом обеспечении, что позволило сформировать комплексное понимание текущего состояния и перспектив развития «Здравоохранения 4.0» в России.

Выявленные проблемы и барьеры внедрения технологий Индустрии 4.0 в здравоохранение, а также предложенные решения могут быть учтены при разработке нормативно-правовой базы, механизмов финансирования и кадровой политики в данной сфере.

Дальнейшего изучения требуют вопросы стандартизации обмена медицинскими данными, обеспечения кибербезопасности и защиты персональной информации пациентов в условиях широкого внедрения технологий Индустрии 4.0

в здравоохранение. Необходимы дополнительные исследования по разработке механизмов снижения эмоционального выгорания медицинских работников за счет применения современных цифровых технологий. Перспективным направлением является изучение возможностей использования технологий дополненной и виртуальной реальности в медицинской практике, в том числе для обучения и повышения квалификации медицинского персонала.

3 РАЗРАБОТКА МЕХАНИЗМА ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В УПРАВЛЕНИИ БИЗНЕС-ПРОЦЕССАМИ ОРГАНИЗАЦИИ

3.1 Принципы и инструменты методики применения искусственного интеллекта

Целью данной главы является разработка универсального механизма интеграции ИИ в управление бизнес-процессами, адаптированного к условиям цифровой трансформации и основанной на принципах explainable AI и ISO/IEC 4200. Научная новизна состоит в сочетании оценки цифровой зрелости, этико-правовых фильтров и архитектурной совместимости с поэтапной реализацией сквозной ИИ-интеграции, а именно: интеграция оценки цифровой и процессной зрелости предприятия в архитектуру внедрения ИИ; в использовании explainable AI (XAI) как базового компонента доверия и принятия решений; в обеспечении совместимости методики с международным стандартом ISO/IEC 42001:2023; в поэтапной адаптации к бюджетным и организационным ограничениям предприятия. Методологическая база методики опирается на: принципы цифровой трансформации (Industry 4.0, кибер-физические системы); концепции BPM и BPR, Lean 4.0, Six Sigma 4.0; подходы к управлению инновациями (Teese, Chesbrough, McGrath); модели организационной зрелости (по BFT, Серкову); современные методы ИИ (ML, DL, байесовские сети, метаэвристики); системную методологию (Checkland) и общую теорию систем (Boulding). Более схематично это можно проследить на рисунке 3.1.

В условиях цифровой трансформации российской и мировой экономики технологии ИИ становятся неотъемлемой частью управленческого инструментария. В ходе данного исследования разработана методика применения ИИ в управлении бизнес-процессами, ориентированная на условия высокой динамики внешней среды, рост объёмов данных и необходимость адаптивности организационных структур. Данная методика учитывает специфику интеграции ИИ в кибер-физические и цифровые контуры управления, особенно в высокоответственных сферах, таких как здравоохранение.

Разработка, представленная в данном исследовании, прежде всего, предназначена для повышения эффективности, адаптивности и прозрачности бизнес-процессов организации за счёт системного и максимально «бесшовного» внедрения ИИ-решений. Основу методики составляет концепт «data-driven» управления, усиленный механизмами машинного обучения, цифрового моделирования и объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ).

Методологическая основа методики заключается в синтезе:

- принципов цифровой трансформации (индустрия 4.0, кибер-физические системы);
- современные теории управления инновациями (Теезе, Chesbrough, McGrath);
- подходов к оптимизации бизнес-процессов (BPM, BPR, Lean 4.0, Six Sigma 4.0);
- концепции организационной зрелости (по Серкову и BFT);
- модели ИИ-принятия решений: ML, DL, байесовские сети, метаэвристики.

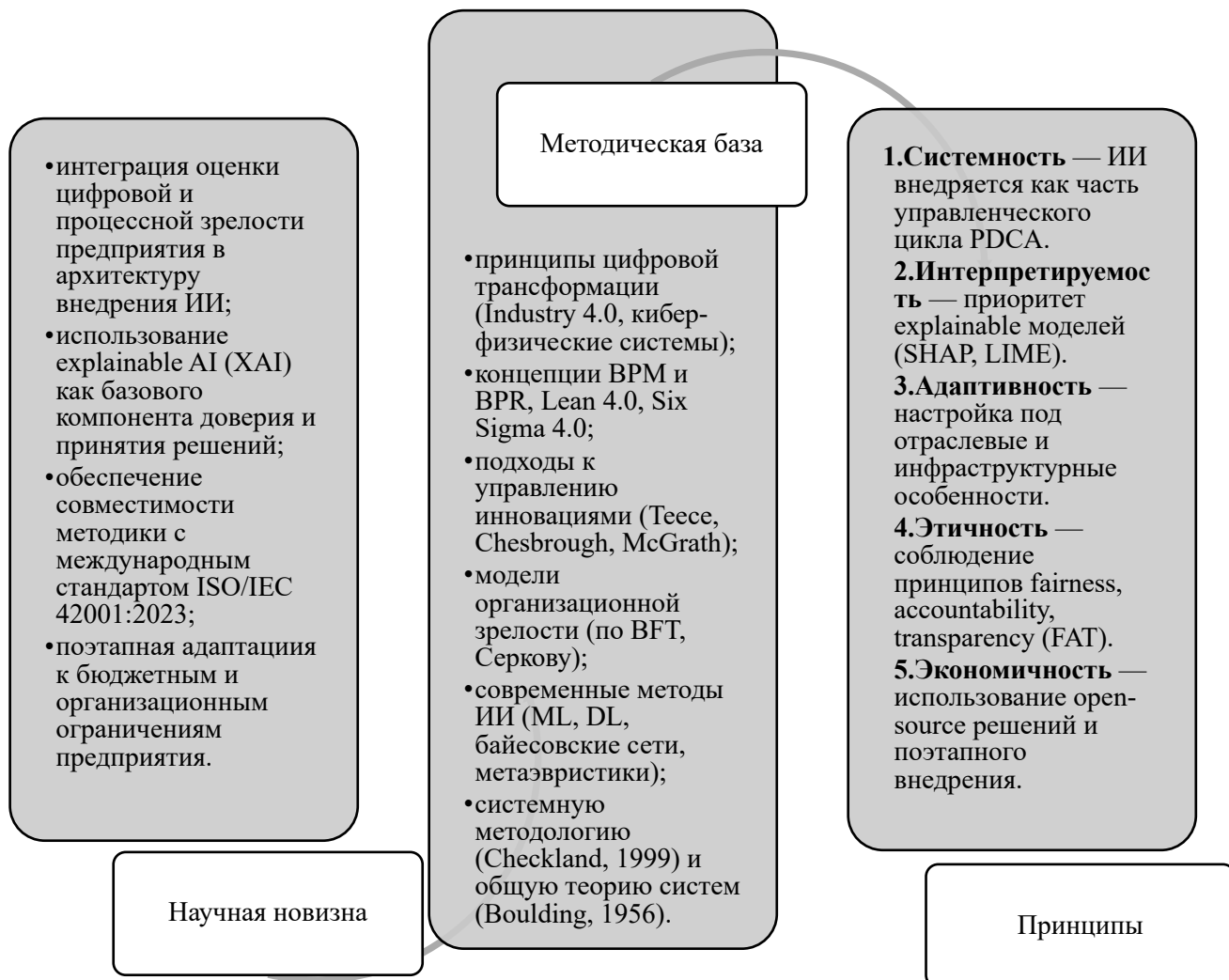


Рисунок 3.1 – Основы разработки (составлено автором)

Принципы методики:

1. Системность – ИИ внедряется как часть управленческого цикла, а не как внешняя надстройка.
2. Интерпретируемость – применяются explainable модели, особенно в высокорисковых областях (медицина, финансы).
3. Гибкость – возможна адаптация методики под зрелость организации, отраслевые особенности и технические ограничения.
4. Этичность и безопасность – соответствие регуляторным требованиям, недопущение дискриминационных решений.

Ключевое отличие данного подхода от уже существующих в следующем:

- включает блок оценки организационной зрелости и готовности;

- ориентирована на интерпретируемость и доверие пользователей
- акцентирует внимание на необходимости цифрового лидерства внутри компании;
- включает рекомендации по пошаговому развертыванию ИИ в условиях ограниченного бюджета и ресурсов.

Данная методика не просто устраняет барьеры, но и целенаправленно раскрывает ключевые преимущества использования ИИ — от explainability до моделирования цифровых двойников. В таблице 3.1 сопоставлены выделенные в предыдущих главах проблемы с решениями, представленными в методике.

Таблица 3.1 – Сопоставление проблем с решениями, представленными в методике (составлено автором)

Проблема	Содержание проблемы	Решение в рамках авторской методики
1. Низкая цифровая зрелость и слабая ИТ-инфраструктура	Большинство организаций, особенно в регионах, не готовы к ИИ по тех. причинам (отсутствие стандартов, слабые системы, несовместимость с ИС).	Включение этапа аудита цифровой зрелости и архитектурной совместимости; Использование модульной архитектуры ИИ-решения, совместимой с ERP/CRM/ЕМИАС.
2. Кадровый дефицит	Недостаток специалистов в ИИ, data science; слабая цифровая культура менеджмента и медицинского персонала.	Блок «управление изменениями и обучение»: обучение пользователей взаимодействию с ИИ, повышение доверия; Создание explainable-интерфейсов без необходимости глубоких техзнаний.
3. Сопротивление изменениям и недоверие	Пользователи (особенно врачи и управленцы) не доверяют «чёрным ящикам», боятся утраты контроля.	Применение explainable AI (ХАИ); Визуализация обоснований и пояснений ИИ-решений; Вовлечение пользователей в пилотную апробацию и настройку модели.
4. Этика и правовая неопределённость	Риски дискриминации, ошибочных решений, отсутствия нормативных гарантий.	Встроенные этические фильтры (например, ограничение на автопринятие решений в медицине); Логика методики учитывает юридические роли и ответственных субъектов; Применение ХАИ и пользовательских ревизий.
5. Высокая стоимость внедрения	Не все организации могут себе позволить масштабное ИИ-внедрение.	Методика ориентирована на этапность: пилот → масштабирование; Использование open-source ИИ-фреймворков; <

В таблице 3.2 сопоставлены выделенные в предыдущих главах возможности с решениями, представленными в методике.

Таблица 3.2 – Сопоставление возможностей и решений методики (составлено автором)

Возможность	Описание	Как используется в авторской методике
1. Повышение точности и скорости управленческих решений	ИИ увеличивает точность аналитики на 30–40%, снижает время принятия решений до 50% (данные IBM, Gridnine, Kovari, Naefner).	Этап 3 методики: выбор оптимальных моделей (ML, DL, XGBoost, CNN и др.); Интеграция с системами BI и аналитики; Автоматизация сценариев прогнозирования и рекомендации.
2. Автоматизация рутинных операций и снижение нагрузки	RPA, ML и цифровые ассистенты позволяют исключить повторяющиеся задачи (ввод данных, логистика, учёт).	Включение ассистирующих ИИ-модулей (например, подсказки, автоанализ); Визуальные панели управления (dashboard) для пользователей без ИТ-знаний.
3. Прогнозирование и превентивное управление	Использование исторических данных для прогнозирования спроса, рисков, заболеваний (пример: Watson Health, Gridnine Systems, Amazon).	Модули прогнозной аналитики (прогноз заболеваемости, нагрузки, спроса, KPI); Использование временных моделей (RNN, Prophet и др.).
4. Объяснимость решений и рост доверия к ИИ	XAI-модели повышают доверие пользователей с 48% до 76% (по Naefner и др.).	Включение explainability-модуля: SHAP/LIME-анализ, визуализация факторов решений; Поддержка интерактивного интерфейса: «почему так» + «что если».
5. Развитие цифровых двойников и симуляций	Моделирование процессов и пациентов на основе данных (пример: Siemens MindSphere, BMW Digital Twins).	Возможность создания цифровых моделей пациента или процесса; Использование симуляционных моделей на этапе проектирования решения.
6. Улучшение адаптивности организации к изменениям	ИИ позволяет гибко настраивать процессы под новые условия — рынок, пандемии, спрос.	Методика предполагает адаптивные ИИ-модули (retraining, feedback loop); Внедрение механизма непрерывного улучшения модели и процессов.
7. Персонализация решений и сервисов	В медицине — персонализированное лечение, в бизнесе — таргетинг, кастомизация.	Индивидуальные модели на уровне пациента, клиента, подразделения; Поддержка мультиагентных и гибридных архитектур (MAS + ML).

Разработанная методика управления бизнес-процессами с применением ИИ соотносится и развивает решения, предложенные во многих подобных моделях,

решениях, фреймворках, однако базируется на принципах международного стандарта ISO/IEC 42001:2023, задающего структуру системы менеджмента искусственного интеллекта (AIMS) для устойчивого и эффективного внедрения ИИ в бизнес-практики.

3.2. Разработка методика применения искусственного интеллекта

Методика адаптирована для применения в высокорисковых и чувствительных сферах, включая здравоохранение, и реализует знакомый большинству специалистов цикл «Plan – Do – Check – Act – Govern», охватывающий весь жизненный цикл ИИ-решения в контексте управления бизнес-процессами. Схема ее внедрения в управление бизнес-процессами на основе ISO/IEC 42001 указана на рисунке 3.2.

Планирование (Plan)

- выбор целевых бизнес-процессов, подлежащих оптимизации с помощью ИИ;
- постановка задач ИИ в привязке к KPI процесса;
- формулировка требований к этичности, прозрачности, интерпретируемости и качеству;
- предварительная оценка рисков внедрения и юридических ограничений.
- Например: *анализ маршрутизации пациента в диагностическом отделении; выявление узких мест по времени и загрузженности оборудования.*

Реализация (Do)

- подготовка и очистка данных;
- выбор и обучение ИИ-модели;
- разработка механизма explainability (SHAP, LIME, feature-importance и др.);
- интеграция в действующие ИС (например, EHR/EMIAS) и интерфейсы пользователей.
- Например: *обучение модели XGBoost для предсказания риска осложнений; интеграция в интерфейс врача с пояснением причин прогноза.*

Оценка и валидация (Check)

- осуществляется тестирование модели по целевым метрикам (accuracy, recall, F1-score, ROC-AUC);
- проводится оценка пользовательского опыта (UX) и доверия;
- выявляются отклонения и зоны риска (bias, drift, недоверие, ошибки объяснений);
- формируется отчёт о результатах пилота и соответствии целям.
- Например: *выявлено улучшение точности на 12%, но врачи требуют более простых пояснений решений.*

Адаптация и улучшение (Act)

- повторное обучение модели на новых данных;
- настройка UX/интерфейса по результатам обратной связи;
- расширение на другие подразделения или сценарии;
- настройка процесса непрерывного улучшения (continuous improvement).
- Например: *дополнительно внедряется модуль прогнозирования загрузки оборудования на основе очередей пациентов.*

Управление и контроль (Govern)

- описываются роли и ответственность (например, ИТ-куратор, медицинский эксперт, модельный аудитор);
- формируется система документации, регламентов и мониторинга;
- обеспечивается соответствие нормам (GDPR, Минздрав, ISO 42001, ГОСТ 59898);
- внедряется этический контур и политика отказа от автоматического принятия решений без участия человека.

Рисунок 3.2 – Методика управления бизнес-процессами с применением ИИ
(составлено автором)

Схема внедрения методики в управление бизнес-процессами на основе ISO/IEC 42001 указана на рисунке 3.3.

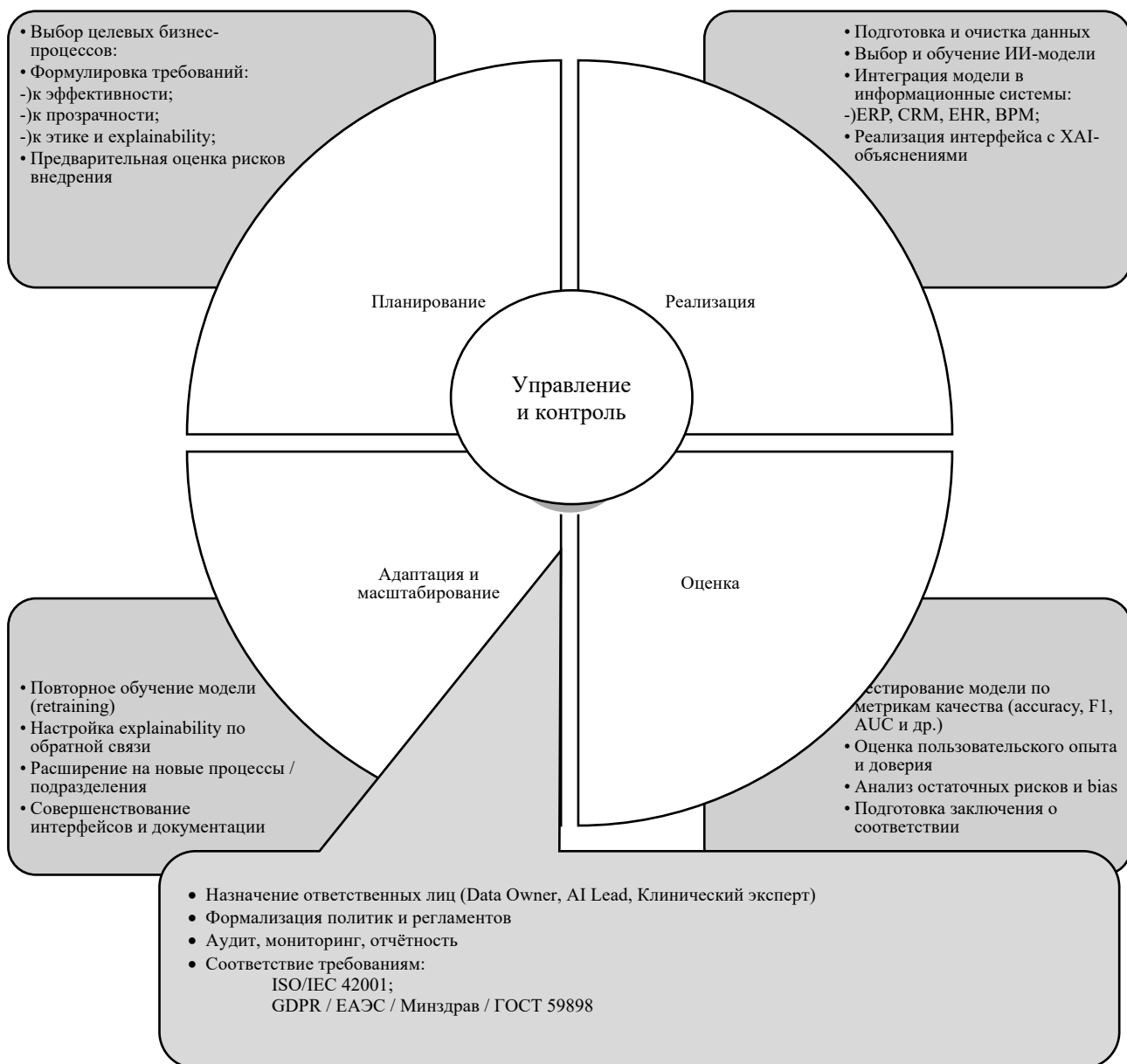


Рисунок 3.3 – Схема методики внедрения ИИ в управление бизнес-процессами на основе ISO/IEC 42001 (составлено автором)

В условиях стремительной цифровизации и усложнения хозяйственных систем искусственный интеллект (ИИ) выступает в качестве системного фактора, способствующего повышению эффективности управления бизнес-процессами. Исследования McKinsey Global Institute указывают на то, что использование ИИ-технологий в различных отраслях позволяет существенно повысить производительность и гибкость организаций, вместе с тем аналитические обзоры Deloitte подчёркивают важность комплексного подхода при внедрении ИИ-решений, включая организационные, правовые и социальные аспекты.

Современные концепции управления, опирающиеся на методы системного анализа (Checkland) и идеи общей теории систем (Boulding), подтверждают необходимость целостного взгляда на предприятие и его бизнес-процессы при интеграции интеллектуальных технологий. Структурно, методика включает в себя шесть взаимосвязанных этапов:

1. Оценка цифровой и процессной зрелости организации. На данном этапе применяется процессно-ориентированный аудит (process mining), определяется уровень зрелости бизнес-процессов (по модели Серкова). Анализируются проблемные зоны и возможности автоматизации;

2. Формализация задач и целей внедрения ИИ. Здесь происходит постановка управленческой задачи с определением типа ИИ-модели: классификация, прогнозирование, оптимизация, кластеризация, принятие решений в условиях неопределённости;

3. Выбор и разработка моделей ИИ. На этом этапе происходит подбор алгоритмов в зависимости от класса задачи (например: XGBoost для предсказания рисков, RNN для временных рядов, CNN для изображений, Naive Bayes для диагностических решений, GAs для логистических задач);

4. Интеграция модели в архитектуру организации. На данном этапе осуществляется интеграция ИИ в существующие ИС (ERP, CRM, EHR и др.) через API или через middleware-решения. Обеспечение совместимости с корпоративной инфраструктурой;

5. Организация интерфейса взаимодействия с пользователем (UX+XAI). Разработка визуального слоя взаимодействия, пояснение решений ИИ-модели (explainer-модуль), учёт требований к этике ИИ и правовой безопасности (принципы fairness, accountability, transparency);

6. Оценка эффективности и обратная связь. На данном заключительном этапе проводится оценка решений на пилотной группе: сравнение до/после по ключевым KPI (время на обработку, точность, затраты, удовлетворенность). Формирование рекомендаций по масштабированию.

Укажем и охарактеризуем основные этапы реализации методики в таблице 3.3.

Таблица 3.3 – Этапы реализации методики (составлено автором)

№	Этап	Входные данные	Методы / технологии	Выход / результат
1	Оценка цифровой и процессной зрелости	Карта бизнес-процессов, ИТ-инфраструктура	Process mining, модель Серкова, maturity models	Карта зрелости, список точек автоматизации
2	Формализация задач и целей ИИ	Проблемные области, цели управления	Структурирование задач, формализация по SMART, выбор типа ML-задачи	Паспорт ИИ-проекта (цели, KPI, типы моделей)
3	Выбор и обучение ИИ-моделей	Набор данных, бизнес-цели	ML, DL, XGBoost, CNN, RNN, метаэвристики	Подготовленная и обученная ИИ-модель
4	Интеграция в архитектуру предприятия	ERP, CRM, BI-системы	API, middleware, CI/CD, Docker, MLOps	Интегрированная модель в рабочий процесс
5	Пользовательский интерфейс и ХАИ	UX-прототипы, пользовательские требования	LIME, SHAP, Dash, Streamlit, диаграммы причинности	Интерфейс с пояснениями решений модели
6	Оценка эффективности и обратная связь	KPI до и после, пользовательские отзывы	A/B-тесты, обратная связь, retraining	Отчёт об эффективности, предложения по масштабированию

Предлагается разделить данную методику на несколько последовательных этапов, которые представлены на рисунке 3.4 ниже. Разработанная методика, представляемая в данной главе, базируется на совокупности теоретических положений менеджмента, кибернетики и практических рекомендаций, выработанных в результате многолетних исследований и экспериментов в области искусственного интеллекта (Russell & Norvig, 2020). При этом особое внимание уделяется адаптации и согласованию ИИ-инструментов с общей стратегией предприятия и его организационной структурой.

Подготовительный этап	Комплексный анализ существующих данных	Методика сбора и оценки данных Инструменты: Process Mining, Big Data Analytics Источники: внутренняя статистика, отраслевые базы
	Комплексный анализ существующих данных	Модель зрелости процессов (BPM Maturity Model)
	Определение стратегических показателей	Критерии оценки: Стандартизация Измеримость Оптимизация Автоматизация KPI на основе OKR-методологии Метрики эффективности Alignment с бизнес-стратегией
	Идентификация процессов для ИИ-трансформации	Матрица приоритизации Критерии отбора: трудоемкость, потенциал оптимизации, повторяемость операций
Выбор ИИ-решений	Критерии отбора:	Совместимость с ИТ-инфраструктурой: анализ архитектуры систем; протоколы интеграции; стандарты обмена данными
	Методология оценки	Матрица сравнения (Gartner Magic Quadrant) Многокритериальный анализ Экспертная оценка
	Ключевые параметры	Точность алгоритмов Скорость обработки Масштабируемость Стоимость владения
	Рекомендуемые методы оценки	Бенчмаркинг Пилотное тестирование Независимая экспертиза
Внедрение и адаптация	Этапы интеграции	Подготовка инфраструктуры Миграция данных Настройка алгоритмов Обучение персонала Пилотный запуск Мониторинг и корректировка
	Программа обучения	Технические навыки Работа с ИИ-системами Изменение менеджмента
Критерии оценки эффективности	Количественные показатели	ROI Производительность Сокращение издержек
	Качественные показатели	Удовлетворенность пользователей Скорость адаптации Гибкость системы
Анализ рисков	Типы рисков	Технологические Организационные Экономические
	Методы минимизации	Поэтапное внедрение Резервное копирование Обучение Прозрачность алгоритмов

Рисунок 3.4 – Основные последовательные этапы методики (составлено автором)

Структура интеграционной модели внедрения ИИ в управление бизнес-процессами предприятия подразделена на четыре взаимосвязанных блока.

Блок А. Актуальное состояние бизнес-системы Цель - сформировать базовую точку отсчёта через измеримые характеристики процессов и системы в целом. Предлагаемые группы метрик указаны в таблице 3.4.

Таблица 3.4 – Группы метрик по направлениям (составлено автором)

Направление	Примеры метрик
Процессная эффективность	– Средняя продолжительность процесса (ТАТ) – Количество итераций на единицу продукции/услуги – Уровень несоответствий/ошибок (%)
Качество принятия решений	– Доля интуитивных решений – Доля решений, принятых без анализа данных – Скорость реакции на события
Устойчивость процессов	– Число внештатных ситуаций – Уровень зависимости от конкретных сотрудников
Цифровая зрелость	– Доля процессов, поддерживаемых ИС – Наличие единого хранилища данных – Степень автоматизации рутин
Медицинская специфика (если применимо)	– Время постановки диагноза – Точность лечения – Загруженность оборудования и персонала

Блок Б. Потенциал ИИ: проблемы и возможности. Цель – определить, какие проблемы могут быть решены с помощью ИИ, и как он может повлиять на метрики из блока А. Проблемы, ограничения и возможности ИИ, предусмотренные разработкой указаны в таблице 3.5.

Таблица 3.5 – Проблемы, ограничения и возможности ИИ, предусмотренные разработкой в блоке Б (составлено автором)

Проблема / ограничение	Возможности ИИ
Высокая вариативность решений	→ стандартизация подходов, поддержка принятия решений (DSS)
Медленная обработка информации	→ автоматизация анализа (NLP, OCR, ML)
Ограниченная предикативность	→ прогнозирование событий (риск, спрос, осложнения)
Ручной труд в рутине	→ RPA + ML + AI-ассистенты
Недоверие к ИИ	→ explainability + контроль + визуализация

Блок В. Планируемый облик системы. Цель – задать прогноз на основе внедрения ИИ – с учётом оптимистичного, реалистичного и негативного сценариев.

Таблица 3.6 – Характеристика различных сценариев в рамках блока В интеграционной модели (составлено автором)

Сценарий	Характеристики
Оптимальный	Увеличение точности решений на 20–30%, снижение затрат на 15%, рост удовлетворённости на 25%, масштабируемость
Реалистичный (целевой)	Повышение точности на 10–15%, сокращение времени процесса на 10–20%, стабильная эксплуатация
Негативный	Задержки внедрения, сопротивление персонала, недоверие к модели, перегрузка ИТ-систем, незначительное улучшение KPI

Блок Г. Ресурсы, шаги и управление рисками Цель: описать необходимые условия для успешной реализации проекта. Шаги реализации:

1. Оценка текущих процессов (diagnostic)
2. Сбор и структурирование данных
3. Обучение и тестирование модели
4. Внедрение в пилотный процесс
5. Масштабирование и адаптация

Ресурсы: материальные: серверы, ПО, лицензии, интеграции; нематериальные: квалификация персонала, участие экспертов, изменение культуры. Риски и управление ими структурированы в таблице 3.7 ниже.

Таблица 3.7 – Типовые риски и меры снижения (составлено автором)

Риск	Меры управления
Сопротивление персонала	Обучение, вовлечение, UX-фокус
Низкое качество данных	Предварительная очистка, профилирование данных
Ошибки модели	Построение ХАI-интерфейса, ручная верификация
Перегрузка ИТ-систем	Пилотирование, поэтапное внедрение
Нарушение регламентов	Юридический аудит, консультации по ГОСТ/ISO

Таким образом, предложенный механизм применения искусственного интеллекта в управлении бизнес-процессами представляет собой совокупность принципов, инструментов и комплексной методики, охватывающей диагностику

текущего состояния системы, выявление потенциала ИИ, проектирование целевого состояния, определение необходимых ресурсов и управление рисками внедрения. Представленная структура позволяет обеспечить системность, поэтапность и адаптивность интеграции ИИ-решений в организационную практику, в том числе в условиях высокой регуляторной и социальной ответственности. В этой связи следующим этапом исследования выступает апробация разработанных методических положений в медицинской практике, позволяющая оценить их применимость, ограничения и практическую значимость.

3.3 Апробация механизма внедрения искусственного интеллекта в медицинскую практику

Одной из ключевых технологий, которая используется в медицине 4.0 является искусственный интеллект и сопутствующие ему нейросети и машинное обучение. Соответственно, многие предприятия-пионеры медицины 4.0 (как разработчики медицинского ИИ, так и сами клиники, где внедрялись подобные решения), столкнулись с рядом проблем. Объектом исследования стали зарубежные компании, поскольку их решения использовались на протяжении нескольких лет в реальных клиниках, о чем предприятия разработчики представляли большое количество отчетов и информации. Краткая характеристика данных проектов представлена в таблице 3.8.

Таблица 3.8 – Анализ реальных практических кейсов внедрения ИИ в медицинскую деятельность. Источник: Составлено автором

Кейс	Описание	Особенности
Watson for Oncology	Анализа мед. данных и предоставления рекомендаций по лечению рака.	Использование больших данных для персонализированного лечения. Интеграция с электронными медицинскими картами (EHR).
Babylon Health	Диагностика и консультации через мобильное приложение.	Доступность для широкой аудитории. Использование NLP (Natural Language Processing) для общения с пациентами.
Infervision	Анализ медицинских изображений, таких как рентгеновские снимки и МРТ.	Высокая скорость обработки изображений. Уменьшение нагрузки на радиологов.

IBM Watson for Oncology был разработан для помощи онкологам в принятии решений на основе анализа медицинских данных, включая научные статьи,

клинические руководства и данные пациентов. Судя по открытым данным на официальном сайте IBM, в 2023 году IBM Watson for Oncology был внедрен в более чем 230 больницах по всему миру, включая США, Индию, Таиланд и Южную Корею. Например, по данным американского онкологического центра «Memorial Sloan Kettering Cancer Center», статистика применения, данного ИИ решения, показывает 90% совпадение рекомендаций с решениями врачей для лечения таких распространенных и опасных диагнозов, как рак молочной железы, легких и толстой кишки. Это говорит о перспективности решения от IBM, однако существует целый ряд проблем и ограничений, из-за которых данный проект несколько раз приостанавливался. Например, в исследовании «University of Texas MD Anderson Cancer Center», данная система показала 30% ошибок в рекомендациях. Основной проблема заключалась в низком качестве данных, на основе которых обучался Watson. В исследовании данного ИИ решения изначально было использовано ограниченное число медицинских центров, что в итоге привело к ошибкам в рекомендациях для пациентов с редкими типами рака. Кроме того, к основным проблемам можно отнести высокую стоимость внедрения (около 62 млн долл. США), проблему интеграции с существующими EHR (системы электронных медицинских карт). По состоянию на 2025 год испытание и совершенствование «IBM Watson for Oncology» продолжается. Судя по публикациям экспертов IBM, были учтены проанализированные выше проблемы. Компания расширила количество медицинских центров, с которыми сотрудничает, тем самым снизив влияние проблемы качества данных, разработала более гибкую модель интеграции с EHR, а стоимость внедрения была снижена за счет интеграции с собственными облачными решениями, которые работают на базе также собственных дата-центров.

Британский ИИ проект «Babylon Health» используется для предоставления медицинских консультаций через мобильное приложение, включая диагностику и рекомендации по лечению. В 2024 году приложение «Babylon» использовали более 3 млн человек. Согласно результатам исследования точности ИИ в диагностике заболеваний, «Babylon» показал 80% в диагностике распространенных

заболеваний, таких как грипп, инфекции мочевыводящих путей, проведенного NHS (National Health Service). При этом, в более сложных случаях, таких как сердечно-сосудистые заболевания, точность снижалась до 50%. К основным проблемам применения данного решения можно отнести: точность диагностики; конфиденциальность данных и регуляторные барьеры. «Babylon Health» вызывал критику со стороны врачей из-за ограниченной эффективности в сложных случаях, были выявлены уязвимости в системе, которые могли привести к утечке данных пациентов, в США, Babylon столкнулась с трудностями при получении разрешений на использование ИИ для диагностики. Основными шагами по устранению этих проблем стали улучшение алгоритма на основе повышения качества и объема данных о редких заболеваниях, усиление меры безопасности данных, повышение экспертности и эффективности сотрудничества с регуляторными органами для получения необходимых разрешений.

Как было отмечено в таблице 1 проект «Infervision» использует ИИ для анализа медицинских изображений для выявления заболеваний, включая рак легких (рентгеновские снимки и КТ).

Согласно отчетности «Infervision» в 2023 году данное решение было внедрено в более чем 500 клиниках КНР, включая крупные медицинские центры, такие как «Peking Union Medical College Hospital». Несмотря на то, что система показала 95% точность в обнаружении рака легких на ранних стадиях и среднее время анализа одного снимка сократилось с 15 минут до 30 секунд, работа ИИ «Infervision» вызвало ряд негативных отзывов со стороны экспертного сообщества. Основная проблема заключалась в качестве данных (в данном случае их недостатке), также отмечались этические проблемы применения ИИ и интеграция. Так, для более точного обучения алгоритмов «Infervision» требовалось большое количество аннотированных медицинских изображений, использование ИИ для диагностики вызвало споры об ответственности в случае ошибки, а внедрение системы требовало значительных изменений в рабочих процессах радиологов, к чему до конца не были готовы ни сами разработчики, не врачи и медицинский персонал. Решение главной проблемы аналогично другим подобным проектам (в

том числе выше проанализированные «Babylon Health» и «IBM Watson for Oncology») – Infervision расширило количество медицинских учреждений-партнеров, что позволило повысить количество данных. Также были разработаны одни из первых в КНР стандартов для использования ИИ в диагностике, включая разделение ответственности между врачами и машиной. Кроме этого, эксперты «Infervision» взяли на себя обучение для радиологов и медицинского персонала, что облегчило интеграцию данного ИИ решения.

В результате анализа вышеуказанных ИИ решений очевидно, что основными проблемами, с которыми сталкиваются медучреждения и ИИ-разработчики это: качество данных; обучение персонала; регуляторные стандарты; стоимость внедрения; необходимость постоянного совершенствования. Для уточнения и перепроверки достоверности этого вывода были проанализированы независимые исследования таких авторитетных источников, как «Artificial intelligence in health insurance»; «Transforming healthcare with AI»; «Artificial Intelligence: The Insights You Need from Harvard Business Review»; WHO issues first global report on Artificial Intelligence (AI) in health and six guiding principles for its design and use Launching the Trustworthy and Responsible AI Network (TRAIN) A Consortium to Facilitate Safe and Effective AI Adoption. Результаты анализа данных источников подтверждает, что проблемы, с которыми столкнулись рассмотренные кейсы не случайны, но массовы и масштабны. В исследовании «Transforming healthcare with AI» подчеркивается, что 30% ошибок в диагностике ИИ связаны с недостатком качественных данных. При этом, системы, обученные на данных с высокой аннотацией, достигают точности 95%. Другие результаты представлены в таблице 3.9.

Таблица 3.9 – Результаты независимых исследований о проблемах внедрения ИИ в медицинские системы (составлено автором)

Проблема	Выводы	Статистика
Качество данных	Качество данных напрямую влияет на точность ИИ. Разнообразие данных повышает точность на 20%.	Точность с качественными данными: 90%. Ошибки из-за низкого качества данных: 30%.

Обучение персонала	Своевременное и качественное обучение персонала снижает количество ошибок в первые месяцы после внедрения ИИ на 40% и улучшает точность диагностики на 15%.	85% мед. персонала сообщили об улучшении взаимодействия с ИИ после базовых курсов от разработчика. Точность диагностики: +15%.
Регуляторные стандарты	Отсутствие учета стандартов и регуляторных норм приводит к задержке внедрения ИИ. Учет стандартов и регуляторных норм меду учреждениям и разработчиком ИИ снижает юридические споры на 50%.	60% учреждений, внедряющих ИИ сообщили о регуляторных трудностях. Снижение количества исков: 30%.
Стоимость внедрения	Облачные решения снижают затраты на 40%. Партнерство с технологическими компаниями ускоряет внедрение на 20%.	Облачные решения и партнерства снижают затраты на 40% и ускоряют внедрение на 20%.

Таким образом, очевидно, что российским разработчикам медицинских ИИ систем следует учесть опыт зарубежных коллег и еще на этапе разработке бизнес требований к своим системам учесть проблематику качества данных, необходимость разработки программы доступного и удобного обучения медперсонала по работе с ИИ инструментов, учет регуляторных требований и экономическую целесообразность используемой ими инфраструктуры (оптимизировав ее на основе отечественных облачных решений).

Говоря о более далекой и стратегической перспективе развития системы здравоохранения 4.0 в России, следует проанализировать последнюю редакцию Распоряжения Правительства РФ от 05.05.2018 N 870-р «Дорожная карту Хелснет», как наиболее передовую и технологичную модель будущей системы здравоохранения.

Данный документ представляет собой план мероприятий по совершенствованию законодательства и устранению административных барьеров для реализации Национальной технологической инициативы по направлению «Хелснет», направленной на развитие российской медицины с акцентом на внедрение новых технологий и продуктов. Основными направлениями развития российской медицины, согласно видению правительства, являются:

1) Цифровизация здравоохранения. Одно из ключевых направлений включает развитие телемедицины, создание систем поддержки принятия врачебных решений и внедрение медицинских изделий с использованием больших данных (Big Data);

2) Персонализированная медицина. Важное внимание уделяется ускоренной регистрации и внедрению новых продуктов, таких как биомедицинские клеточные продукты, технологии редактирования генома и персонализированные лекарства.

3) Обновление нормативной базы. Совершенствование законодательства в области регистрации лекарственных средств, медицинских изделий, телемедицинских технологий и генетической диагностики

К числу основных отечественных технологий и проектов, которые лягут в основу Хелснет России:

1) Телемедицина. Требуется активное развитие правовой базы для внедрения телемедицинских решений. Проекты, связанные с дистанционным наблюдением за пациентами, электронными рецептами, интеграцией с системами искусственного интеллекта (ИИ), создаются для повышения доступности медуслуг;

2) Биомедицинские клеточные продукты и генная инженерия: Продукты, основанные на биомедицинских клетках и технологиях редактирования генома, должны получить своевременную правовую поддержку для их вывода на рынок и интеграции в клиническую практику;

3) Диагностические технологии нового поколения. Важной частью будущей системы здравоохранения является развитие генетической диагностики с использованием лабораторно-разработанных тестов и омиксных технологий;

Основные этапы, периоды, цены и сценарии развития Хелснет в РФ указаны в таблице 3.10.

Таблица 3.10 – Этапы и характеристика. Источник: Составлено автором

Этап	Период	Характеристика
1	2018–2020	разработка механизмов ускоренного вывода на рынок новых лекарственных средств, совершенствование нормативной базы, внедрение телемедицинских технологий и поддержку дистанционного мониторинга здоровья.
2	2021–2025	мониторинг внедрения новых технологий и корректировку плана, включение более сложных решений на основе ИИ и больших данных.
3	2026–2035	полная интеграция новых медицинских технологий, расширение масштабного применения продуктов Хелснет в клинической практике

Основные риски и проблемы для развития Хелснет в РФ полностью совпадают с выводами автора в предыдущем разделе данной главы, а значит уже сейчас в конце второго этапа дорожной карты Хелснет, страна находится под угрозой провала этого стратегически важного плана (рисунок 3.5). Это еще раз подчеркивает важность данного исследования и его результатов.

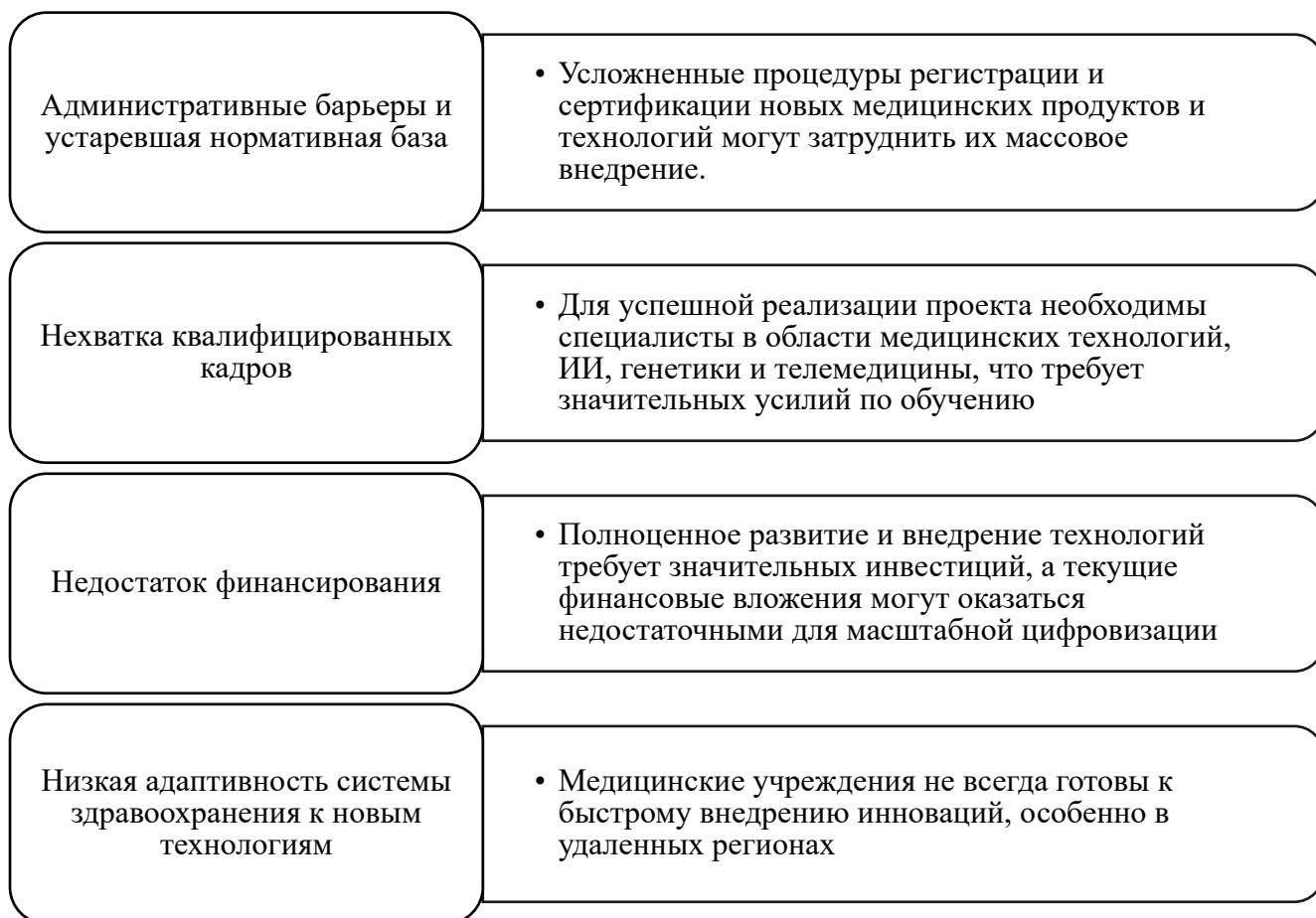


Рисунок 3.5 – Риски и проблемы для развития Хелснет в РФ
(составлено автором)

Стратегическим упущением данного документа является игнорирование стандартов обмена медицинскими данными, таких как FHIR или HL7. Однако обсуждаются вопросы разработки нормативно-правовой базы и цифровизации в здравоохранении. Значит результаты авторской разработки в этом направлении сможет усовершенствовать механизмы достижения и реализации Хелснет в РФ, то есть ускорит становление медицины 4.0. Итоговая таблица 3.11 основных рисков и проблем нынешней и перспективной системы здравоохранения в контексте цифровизации по мнению автора выглядит следующим образом (таблица 3.11)

Таблица 3.11 – Основные риски и проблемы системы здравоохранения (составлено автором)

Проблема	Характеристика
Финансирование	Недостаточное финансирование на уровне малых и средних медицинских учреждений.
Отсутствие стандартов	Документ указывает на важность разработки национальных стандартов, но не содержит чётких предложений по созданию интеграционных стандартов FHIR и HL7, что замедляет внедрение технологий.
Региональные различия	Наблюдается существенный разрыв между уровнями цифровизации в крупных городах и регионах, что создаёт неравенство в доступе к качественной медицинской помощи.
Выгорание медицинских работников	Несмотря на внедрение технологий, выгорание остаётся нерешённой проблемой, так как автоматизация неравномерно распределяет нагрузку на персонал.

В результате проведенного в данной главе анализа были проанализированы как отечественные, так и международные примеры внедрения кибер-физических технологий Индустрии 4.0 в государственные медицинские системы. В ходе анализа выявлены ключевые достижения и проблемы на пути к созданию высокоинтеллектуальных систем здравоохранения.

Россия активно развивает технологии Здравоохранения 4.0. Внедрение КФС и других цифровых систем поддержки принятия решений (ИСППР) показали свою эффективность в ряде пилотных проектов. Зарубежные страны, такие как США и Китай, продолжают лидировать в разработке и внедрении подобных систем.

Применение ИИ и роботизированных решений в западной медицине успешно интегрировано в процесс диагностики, что сокращает время обработки данных и повышает точность лечения.

В завершение, для обоснования целесообразности использования представленных разработок, представим интеграционную модель их внедрения, а также расчетов ее эффективности. Данная модель определяет величину эффекта авторской разработки для медицинской организации, сроки окупаемости и уровень рисков и предполагается, как количественное выражение концептуальных положений авторской методики.

В логике интеграционной модели А–Б–В–Г экономическая расчётная модель, которая будет продемонстрирована ниже, соответствует блокам В («Прогнозируемый облик системы и целевые эффекты») и Г («Ресурсы, риски, организационная готовность и эффекты внедрения»). Как указано в предыдущих разделах диссертации, блок А формирует измеримую точку отсчёта (таблица 3.4), блок Б описывает ограничения и возможности ИИ (таблица 3.5), а блок В определяет, какие показатели процессов изменяются при внедрении ИИ, и фиксирует прогнозируемое целевое состояние системы. Экономическая модель служит инструментом формализации этого перехода от текущего состояния к целевому, обеспечивая количественную оценку управленческой полезности ИИ-интеграции.

Данный этап особенно актуален в условиях высокорисковых и высоко регулируемых сфер, одной из которых и является здравоохранение. В главе 2 было показано, что современные медицинские организации работают в ресурсно-ограниченной среде, характеризуются высокой нагрузкой на персонал, структурной фрагментарностью процессов и наличием операционных рисков, требующих точности, непрерывной прозрачности и поддержки принятия решений. Эти особенности делают невозможным внедрение ИИ-решений без предварительного экономического анализа, включающего оценку движения ресурсов, стоимости ошибок, трудоёмкости процессов и финансовой чувствительности организации к управленческим решениям. В условиях

ограниченного бюджета и высокой социальной ответственности именно экономическая модель позволяет определить, насколько ИИ улучшает ключевые параметры процесса (время выполнения, точность, загрузку персонала, стоимость операций), и сопоставить эти изменения с требуемыми инвестициями.

Помимо этого, экономическая модель непосредственно связана с требованиями стандарта ISO/IEC 42001:2023, на котором базируется методика, предложенная нами в рамках авторских разработок в данной главе. Согласно его положениям, организации обязаны проводить оценку воздействия внедряемых ИИ-моделей, анализ жизненного цикла решения, прогноз рисков и последствий, включая экономические. Таким образом, описываемая интеграционная модель служит элементом системы менеджмента искусственного интеллекта (AIMS) и обеспечивает переход от концептуальной и процессной логики PDCA–Govern к количественным управленческим выводам.

Таким образом, экономическая модель выполняет двойную функцию:

1. инструмент количественной оценки изменений в бизнес-процессе;
2. обязательный элемент системы менеджмента ИИ (AIMS), обеспечивающий соответствие международным требованиям.

В рамках апробации методики в условиях медицинской организации (глава 3) данная модель позволяет отразить улучшения процессной эффективности, качества решений, устойчивости процессов и снижения нагрузки на персонал, обеспечивая тем самым научно обоснованное и верифицируемое обоснование применения ИИ.

Поскольку апробация авторской методики проводилась в условиях медицинской организации в Санкт-Петербурге, однако доступ к микро уровневым данным медицинской организации «СПб ГБУЗ "Городская больница №20», которые необходимы для использования в модели оказался ограничен, поэтому для построения количественной характеристики исходного состояния процесса использованы открытые статистические отраслевые данные амбулаторно-поликлинического звена Российской Федерации. Они основаны на официальных

публикациях «Росстата» и «Высшей школы экономики» и отражают типовые значения показателей, характерные для поликлинического сектора (таблица 3.12).

Таблица 3.12 – Исходные данные для расчёта (составлено автором на основе [2; 16; 106])

№	Показатель	Значение	Источник
1	Среднее время ожидания при обращении в амбулаторно-поликлиническое учреждение	17,53 минуты	[2] табл. 2.40
2	Средняя нагрузка на одного врача поликлиники (число прикрепленных жителей)	2622 человека	[106]
3	Среднее количество посещений поликлиник на одного жителя	8,9 посещений/год	[2] стр. 138
4	Доля посещений, приходящихся на врачей-специалистов	61,5 %	[2] стр. 139
5	Доля организаций, использующих ЕМИАС/МИС (индикатор цифровой зрелости)	≈ 70 %	[16] гл. 4
6	Средняя административная нагрузка врачей (доля рабочего времени)	35–40 %	[16] стр. 72–74
7	Доля ручных операций при работе с медицинскими данными	30–45 %	[16], гл. 3
8	Доля заполнения электронных медицинских карт (с сохранением высокой не структурированности данных)	80–85 %	[16], стр. 68

Актуальность использования этих данных подтверждена руководством указанной выше медицинской организации. По заверению руководства, эти данные позволяют задать корректную базу, сопоставимую с реальными условиями работы медицинских организаций, и обеспечить достоверность последующих экономических расчётов. Кроме того, отраслевые данные полностью соответствует логике авторской методики, поскольку этап 1 («Оценка цифровой и процессной зрелости», таблица 3.3) предполагает опору на верифицируемые источники и формирование базовой точки отсчёта на основе объективных характеристик процессов.

Для построения экономической модели внедрения ИИ необходимо формализовать метрики блока А (таблица 3.4) и перевести качественные показатели в количественные. Это соответствует логике этапов 1–2 методики (таблица 3.3), включающих оценку цифровой и процессной зрелости, обследование текущего порядка деятельности и структурирование процессов «как есть». В Приложении указаны обозначения переменных (и единицы их измерения),

используемые в модели. Следует отметить, что приведённая выше таблица содержит восемь отраслевых показателей, характеризующих деятельность амбулаторно-поликлинических организаций в целом, тогда как для расчётной экономической модели (блок А) используются только те показатели, которые непосредственно входят в математическую структуру оценочных формул и определяют количественные параметры процесса. метрики, связанные с объёмом операций, длительностью их выполнения, долей ручных операций, стоимостью ошибок и административной нагрузкой, являются основными драйверами изменения трудоёмкости, затрат и потенциала высвобождения ресурсов, а значит, критическими для моделирования влияния ИИ.

Напротив, показатели, характеризующие распределение посещений между категориями врачей, среднее число посещений на жителя или долю внедрения МИС в организациях отрасли, важны для интерпретации контекста, но не входят напрямую в формулы экономической модели и, соответственно, не участвуют в расчёте трудоёмкости, затрат и стоимости ошибок. Для построения количественной части модели в соответствии с методологией управления процессами (BPM/Lean/Six Sigma) базовые показатели переводятся в стандартные аналитические зависимости, что позволяет формировать далее сценарные расчёты. Эти зависимости включают следующие формулы. Процессная эффективность определяется объёмом операций, длительностью их исполнения и структурой ошибок, базовая трудоёмкость процесса рассчитывается как произведение числа операций на среднюю длительность их выполнения. Таким образом, исходная трудоёмкость (N_0) определяется формулой:

$$N_0 = N_0 \times T, \quad (3.1)$$

где, N_0 – годовое число операций (например, количество назначений, обращений, записей), T_0 – средняя длительность обработки одной операции (в минутах или часах).

На основе трудоёмкости рассчитываются годовые затраты на персонал ($Labor_0$), задействованный в процессе. Это соответствует принятым в «BPM/Lean/Six Sigma» принципам оценки стоимости процесса (cost-to-serve):

$$Labor0 = N0 \times Chr, \quad (3.2)$$

где, Chr – стоимость одного часа рабочего времени сотрудника, выполняющего операции процесса.

Аналогичным образом определяется стоимость ошибок процесса. Поскольку в амбулаторно-поликлинических организациях существенная часть нарушений расписания, конфликтов назначения, дублирования данных и административных корректировок связана с ручными операциями и неструктурированными данными (30–45 % операций, по данным [16]), стоимость ошибок формализуется как:

$$ErrorCost0 = N0 \times E0 \times Cerr, \quad (3.3)$$

где, E0 – доля операций, завершающихся ошибкой (пропорциональна доле ручных операций и уровню цифровой зрелости), а C_{err} – это средняя стоимость одной ошибки (временные потери, повторные назначения, перераспределение ресурсов, нарушения планирования).

Суммарные затраты исходного состояния процесса формируются весьма просто, как сумма полученных значений:

$$Cost0 = Labor0 + ErrorCost0 + Cпр, \quad (3.4)$$

где, C_{пр} – прочие издержки, связанные с процессом (администрирование, использование ИС, корректировки расписаний и др.).

Эти зависимости являются стандартными в методологиях управления процессами и затратами, а также соответствуют требованиям ISO/IEC 42001:2023 по оценке влияния ИИ-решения на операционную деятельность [154]. Формализованные таким образом показатели образуют исходные количественные значения процесса и служат входом для блока Б интеграционной модели, где определяются зоны потенциального влияния ИИ и формируются сценарные коэффициенты изменения ключевых метрик. Их расчет и результаты показаны в таблице 3.13.

Таблица 3.13 – Расчет и результаты показателей процессной эффективности интеграционной модели (составлено автором)

Показатель	Расчет	Результат
Трудоёмкость процесса	$H0 = 50,000 \times 0,292$	14,608 чел.-час/год
Трудовые затраты	$Labor0 = 14,608 \times 300$	4,382,500 руб./год
Стоимость ошибок	$ErrorCost0 = 50,000 \times 010 \times 500$	2,500,000 руб./год
Прочие затраты	$Спр = 0,1 \times 4,382,500$	438,250 руб./год
Совокупные затраты	$Cost0 = 4,382,500 + 2,500,000 + 438,250$	7,320,750 руб./год

В таблице 3.6 были определены три возможных сценария развития (оптимальный, реалистичный и негативный), которые отражают качественные различия в ожидаемой точности, скорости, устойчивости и масштабируемости системы после внедрения ИИ. Ниже эти качественные сценарии экспертным методом формализованы в виде численных коэффициентов, отражающих изменение ключевых параметров процесса (таблица 3.14).

Таблица 3.14 – Сценарные коэффициенты изменения метрик процесса (составлено автором)

Метрика	Негативный сценарий	Реалистичный сценарий	Оптимальный сценарий
k_T (время выполнения операции)	0,95 (-5%)	0,85 (-15%)	0,75 (-25%)
k_E (ошибки процесса)	0,90 (-10%)	0,80 (-20%)	0,70 (-30%)
k_R (доля ручных операций)	0,95 (-5%)	0,75 (-25%)	0,60 (-40%)
k_U (административная нагрузка)	0,97 (-3%)	0,90 (-10%)	0,85 (-15%)

Именно с учетом этих целевых прогнозных коэффициентов с помощью ПО Excel рассчитаны значения и представлены в таблице 34. На следующем этапе интеграционной модели (блок В) производится количественная оценка изменений ключевых параметров процесса после внедрения технологий искусственного интеллекта. Для этого на исходные значения метрик блока А (трудоёмкости,

стоимости ошибок, длительности операций и административной нагрузки), рассчитанные ранее на основе данных Приложений Б и В, накладываются сценарные коэффициенты, представленные в таблице 3.6. Эти коэффициенты отражают три возможных режима внедрения ИИ: негативный, реалистичный и оптимальный.

Применение коэффициентов k_T , k_E , k_R и k_U позволяет определить прогнозные значения метрик процесса в каждом сценарии. Ниже представлена таблица, в которой показано, как изменяются ключевые показатели по отношению к исходному состоянию. Это обеспечивает прямой переход от качественного описания сценариев к их количественному выражению и создаёт основу для оценки экономического эффекта (блок Г).

Таблица 3.15 – Расчет изменения базовых показателей под влиянием коэффициентов различных сценариев (составлено автором)

Метрика	Обозначение	Ед. изм.	Исходное значение	Негативный сценарий	Реалистичный сценарий	Оптимальный сценарий
Время обработки операции	(T)	мин	17,53	$17,53 \times 0,95 = 16,65$	$17,53 \times 0,85 = 14,90$	$17,53 \times 0,75 = 13,15$
Доля ошибок	(E)	доля	0,10	$0,10 \times 0,90 = 0,09$	$0,10 \times 0,80 = 0,08$	$0,10 \times 0,70 = 0,07$
Доля ручных операций	(R)	%	37,5	$37,5 \times 0,95 = 35,6$	$37,5 \times 0,75 = 28,1$	$37,5 \times 0,60 = 22,5$
Административная нагрузка	(U)	%	37,5	$37,5 \times 0,97 = 36,4$	$37,5 \times 0,90 = 33,8$	$37,5 \times 0,85 = 31,9$
Трудоёмкость процесса	(H)	чел.-час/год	14 608	$14 608 \times 0,95 = 13 877$	$14 608 \times 0,85 = 12 416$	$14 608 \times 0,75 = 10 956$
Трудовые затраты	(Labor)	руб./год	4 382 500	$4 382 500 \times 0,95 = 4 163 375$	$4 382 500 \times 0,85 = 3 725 125$	$4 382 500 \times 0,75 = 3 286 875$
Стоимость ошибок	(ErrorCost)	руб./год	2 500 000	$2 500 000 \times 0,90 = 2 250 000$	$2 500 000 \times 0,80 = 2 000 000$	$2 500 000 \times 0,70 = 1 750 000$
Совокупные затраты	(Cost)	руб./год	7 320 750	$4 163 375 + 2 250 000 + 438 250 = 6 851 625$	$3 725 125 + 2 000 000 + 438 250 = 6 163 375$	$3 286 875 + 1 750 000 + 438 250 = 5 475 125$

Представленные в таблице 3.15 данные показывают, как внедрение ИИ влияет на структуру процесса распределения ресурсов в зависимости от сценария реализации. Во всех случаях эффект достигается за счёт уменьшения трудоёмкости (H), сокращения доли ошибок (E), снижения трудовых затрат (Labor) и уменьшения совокупных потерь, связанных с ручными операциями и корректировками (Cost). При этом масштаб изменений определяется выбранным сценарием внедрения: от минимального (негативный сценарий) до максимального (оптимальный).

Чтобы формализовать управленческую значимость этих изменений, необходимо определить не только прогнозные значения метрик, но и абсолютный экономический эффект в денежном выражении. На этом этапе вычисляется экономия по каждой группе затрат трудовой, ошибочной и совокупной. Результаты расчётов сведены в таблицу 3.16 ниже и представляют собой прямую разницу между исходными значениями затрат и затратами после внедрения ИИ при каждом сценарии.

Таблица 3.16 – Распределение значений показателей групп затрат при каждом из трех предусмотренных сценариев (составлено автором)

Показатель	Негативный сценарий	Реалистичный сценарий	Оптимальный сценарий
Снижение трудоёмкости, чел.-час/год	730	2191	3652
Экономия трудовых затрат, руб./год	219 125	657375	1095625
Снижение стоимости ошибок, руб./год	250000	500000	750000
Совокупная экономия затрат, руб./год	469125	1157375	1845625
Доля экономии от исходных затрат, %	6,4	15,8	25,2

Как видно из таблицы, внедрение ИИ обеспечивает положительный экономический эффект во всех трёх сценариях. Даже при наиболее сдержанном варианте (негативный сценарий) достигается снижение затрат на 6–7 %. Реалистичный сценарий демонстрирует экономию порядка 15–16 %, что соответствует типичному уровню эффективности внедрений цифровых

инструментов в административных процессах медицинских организаций. Оптимальный сценарий позволяет снизить совокупные затраты более чем на 25%, что подтверждает высокую чувствительность процесса распределения ресурсов к автоматизации и устранению ручных операций.

Полученные результаты служат исходными данными для следующего блока интеграционной модели (блок Г), в рамках которого проводится оценка финансовых последствий внедрения ИИ, включая расчёт затрат на реализацию решения, интегральных показателей эффективности (NPV, ROI) и анализ рисков. Таким образом, сформированные в данном подразделе значения обеспечивают переход от локальных операционных улучшений к стратегической оценке целесообразности внедрения разработанной методики.

В предыдущей части заключительного раздела данной главы были определены ключевые направления эффекта от внедрения модели ИИ-поддержки процесса распределения ресурсов в амбулаторно-поликлинической организации: снижение трудоёмкости процессов, уменьшение стоимости ошибок, сокращение нагрузки на персонал и общих операционных затрат. На основе отраслевых данных Росстата и НИУ ВШЭ были рассчитаны исходные затраты процесса и сценарная экономия по негативному, реалистичному и оптимальному вариантам.

Отдельный вопрос состоит в масштабе необходимых инвестиций. Исследования по российскому рынку ИИ в медицине показывают, что общий объём инвестиций в ИИ-решения для здравоохранения уже исчисляется миллиардами рублей (оценка 4,7 млрд руб. за 2018–2025 гг.), при этом средний проект относится к категории капиталоемких цифровых инициатив [46]. По оценкам опрошенных экспертов, создание даже одного относительно небольшого ИИ-сервиса для медицины может требовать затрат, измеряемых десятками миллионов рублей [44]. Вместе с тем для проектов уровня отдельной амбулаторно-поликлинической организации масштаб инвестиций существенно ниже, что позволяет использовать нижнюю границу диапазона, учитывая более ограниченный функционал и локальную область применения.

Кроме того, в структуре затрат на внедрение цифровых решений значимую долю могут занимать расходы на обучение персонала и организационные изменения: для ИТ-систем они оцениваются в 20–40 % общих затрат на проект [41]. Это подтверждает необходимость выделения отдельных статей расходов на интеграцию, подготовку данных, сопровождение и обучение сотрудников.

Учитывая приведённые ориентиры и масштаб рассматриваемой медицинской организации (амбулаторно-поликлиническое звено, единый процесс распределения ресурсов, без дорогостоящей обработки изображений), в диссертации принята консервативная оценка затрат на внедрение интеграционной модели ИИ, приведённая в таблице 36.

Таблица 3.17 – Структура затрат на внедрение и сопровождение интеграционной модели ИИ в амбулаторно-поликлинической организации. Источник: составлено автором на основе [66; 75; 117; 145]

Расходы	Примерный состав работ	Сумма, млн руб.
Разработка и адаптация модуля ИИ	Разработка/приобретение модуля ИИ для поддержки распределения ресурсов, обучение модели, настройка интерфейса и базовой инфраструктуры	1,80
Интеграция с МИС и внутренними ИС	Подключение к МИС и регистратуре, настройка обмена данными, тестирование, обеспечение информационной безопасности	0,55
Подготовка данных и справочников	Очистка и нормализация данных, формирование и загрузка справочников ресурсов, расписаний и профилей	0,23
Сопровождение и доработка решения	Техническая поддержка, мониторинг модели, мелкие доработки, обновления в течение года	0,36
Вычислительные ресурсы и хостинг	Размещение ИИ-модуля на сервере/в облаке, эксплуатация вычислительных ресурсов	0,09
Итого капитальные затраты (CAPEX)	Разработка, интеграция, подготовка данных	2,58
Итого операционные затраты (ОРЕХ)	Поддержка и хостинг (годовые)	0,45

Принятые значения по уровню сопоставимы с нижней границей диапазонов, встречающихся в описаниях ИИ-проектов для здравоохранения, и отражают масштаб пилотного решения на уровне одной медицинской организации [19]. Они

используются в качестве расчётного примера для проверки экономической целесообразности интеграционной модели.

Исходные данные для расчёта инвестиционной привлекательности. Расчёт инвестиционной привлекательности и экономической целесообразности интеграционной модели ИИ выполнен с помощью встроенных в Microsoft Excel функций NPV, IRR и PI. Для определения этих показателей используются значения, приведённые в таблице 3.18.

Таблица 3.18 – Краткая характеристика значений и параметров дальнейших расчетов функций NPV, IRR и PI (составлено автором)

Значение	Характеристика
Период	Номер года (0 – инвестиции, 1–5 – годы получения эффекта)
Первоначальные затраты	Инвестиции в проект (2,575 млн руб. в 0 год; CAPEX)
Денежный доход	Экономия затрат за счёт внедрения ИИ (по сценарию), млн руб./год
Денежный расход	Операционные/поддерживающие затраты (ОРЕХ = 0,45 млн руб./год)
Денежный поток (CF)	Чистый поток = Денежный доход – Денежный расход, млн руб./год
Дисконтированный поток	CF, приведённый к текущей стоимости при ставке дисконтирования 10 % годовых

Для иллюстрации методики в тексте главы приводится детализированный расчёт для реалистичного сценария, а расчёты для негативного и оптимального сценариев представлены в Приложении Г.

Расчёт NPV, IRR и PI на примере реалистичного сценария. В реалистичном сценарии годовая экономия затрат от внедрения ИИ по результатам сценарного анализа составляет 1,157375 млн руб. в год, а годовые операционные расходы на сопровождение и хостинг – 0,45 млн руб. в год. Чистый денежный поток (CF) в этом сценарии равен 0,707375 млн руб. ежегодно. Горизонт расчёта принят равным пяти годам, ставка дисконтирования – 10 % годовых. Ниже приведён пример расчёта NPV, IRR и PI в Microsoft Excel для реалистичного сценария (таблица 3.19).

Таблица 3.19 – Расчёт NPV, IRR и PI на примере реалистичного сценария (составлено автором)

Период	Первоначальные затраты, млн руб.	Денежный доход, млн руб.	Денежный расход, млн руб.	Денежный поток (CF), млн руб.	Дисконтированный денежный поток, млн руб.
0	-2,575	0,00	0,00	-2,575	-2,575
1	0,000	1,16	0,45	0,71	0,64
2	0,000	1,16	0,45	0,71	0,58
3	0,000	1,16	0,45	0,71	0,53
4	0,000	1,16	0,45	0,71	0,48
5	0,000	1,16	0,45	0,71	0,44

Сумма дисконтированных денежных потоков за 5 лет по реалистичному сценарию составляет около 2,68 млн руб., что превышает первоначальные инвестиции (2,575 млн руб.) и обеспечивает положительное значение NPV на уровне 0,11 млн руб. При тех же параметрах расчёта внутренняя норма доходности IRR составляет около 11,6 %, а индекс прибыльности PI – порядка 1,04.

Сравнение сценариев по интегральным показателям. На основе аналогичных расчётов (таблицы с денежными потоками для негативного и оптимального сценариев приведены в Приложении Г) были получены значения NPV, PI и IRR для трёх сценариев внедрения интеграционной модели (таблица 1.4). Для всех сценариев использовался горизонт расчёта 5 лет и ставка дисконтирования 10 % годовых.

Таблица 3.20 – Интегральные показатели эффективности проекта внедрения ИИ по сценариям (составлено автором)

Сценарий	CAPEX, млн руб.	OPEX, млн руб./год	Чистый поток CF, млн руб./год	NPV (5 лет, 10 %), млн руб.	PI	IRR, %
Негативный	2,575	0,45	0,02	-2,50	0,03	IRR < 0
Реалистичный	2,575	0,45	0,71	0,11	1,04	11,6
Оптимальный	2,575	0,45	1,40	2,72	2,05	46,0

Результаты сценарного анализа показывают, что экономическая эффективность проекта существенно варьируется в зависимости от условий его реализации. В рамках негативного сценария проект не обеспечивает возврат

вложенных средств в пределах пятилетнего горизонта расчета: чистая приведенная стоимость сохраняет отрицательное значение, индекс прибыльности остается значительно ниже единицы, а внутренняя норма доходности не достигает даже порогового уровня. Это указывает на отсутствие инвестиционной целесообразности при неблагоприятном сочетании организационных и технологических факторов.

Реалистичный сценарий, напротив, демонстрирует положительный результат. Значение NPV становится положительным, индекс прибыльности незначительно превышает единицу, а внутренняя норма доходности оказывается выше принятой ставки дисконтирования. Хотя запас финансовой устойчивости в данном случае ограничен, такие результаты позволяют рассматривать проект как экономически допустимый при соблюдении базовых условий его внедрения.

Наиболее благоприятные результаты формируются в оптимальном сценарии. Здесь проект характеризуется выраженной положительной чистой приведенной стоимостью, высоким индексом прибыльности и значением IRR, существенно превышающим ставку дисконтирования. Это свидетельствует о наличии значительного запаса эффективности и позволяет оценивать проект как инвестиционно привлекательный при успешной организационной и технологической реализации.

Детализированные таблицы расчета денежных потоков и дисконтированных значений для негативного и оптимального сценариев, аналогичные таблице 3, целесообразно вынести в Приложение X. Это позволит использовать их для последующей проверки расчетов и уточнения параметров проекта применительно к условиям конкретной медицинской организации.

Проведенная оценка инвестиционной и экономической целесообразности внедрения интеграционной модели ИИ в процесс распределения ресурсов медицинской организации показывает, что итоговый эффект в значительной степени определяется качеством исходных данных, уровнем технологической готовности и глубиной интеграции решения в операционную деятельность учреждения. При неблагоприятном сценарии проект не достигает окупаемости в

установленном временном горизонте и формирует отрицательное значение NPV, что подтверждает критическую важность предварительной подготовки данных, обучения персонала и корректного сопряжения системы с действующей медицинской информационной инфраструктурой.

В реалистичном сценарии проект демонстрирует умеренную положительную эффективность. Положительное значение NPV, индекс прибыльности выше единицы и превышение IRR над ставкой дисконтирования позволяют сделать вывод о наличии инвестиционной привлекательности, хотя и без значительного резерва устойчивости. Это означает, что при соблюдении базовых предпосылок внедрение ИИ способно обеспечить улучшение операционных показателей и частичное снижение затрат.

Оптимальный сценарий отражает условия, при которых проект приобретает выраженную экономическую устойчивость. Существенно положительное значение NPV, высокий индекс прибыльности и значительный уровень внутренней нормы доходности свидетельствуют о том, что при развитой цифровой инфраструктуре, высоком качестве данных и полноценной организационной адаптации интеграционная модель ИИ может обеспечивать не только экономический, но и заметный управленческий эффект. Представленные оценки подтверждают обоснованность предложенной методики и её применимость для принятия управленческих решений в медицинских организациях.

Полученные результаты блоков А–Г позволяют оценить не только локальную эффективность внедрения ИИ в процессе распределения ресурсов конкретной медицинской организации, но и определить потенциал масштабирования разработанной авторами модели в более широких организационных и отраслевых условиях. Масштабируемость является ключевым элементом системы менеджмента ИИ согласно ISO/IEC 42001:2023, поскольку внедрение ИИ рассматривается не как единичное улучшение, а как механизм непрерывного развития организации.

Во-первых, данная интеграционная модель имеет процессно-ориентированную основу, которая не привязана к специфике конкретной

медицинской организации. Модель строится на универсальных метриках (объём операций, длительность операций, доля ошибок, доля ручных действий, трудоёмкость, стоимость ошибок), которые присутствуют во всех амбулаторно-поликлинических учреждениях независимо от региона, уровня цифровизации или используемой медицинской информационной системы. Это обеспечивает возможность переноса методики в любые учреждения первичного звена здравоохранения.

Во-вторых, предложенный подход соответствует модульной логике интеграции ИИ, принятой как в российских, так и международных практиках управления цифровыми решениями: модель требует минимальной адаптации при масштабировании на другие процессы, связанные с распределением ресурсов планирование расписаний врачей, управление потоками пациентов, распределение кабинетов и диагностического оборудования, координация междисциплинарных назначений. Все эти процессы обладают сходной структурой ошибок, долей ручных операций и характером информационных потоков, что подтверждает универсальность предложенных расчётных зависимостей.

В-третьих, особенности экономической модели в блоке Г параметричность, сценарность и ориентация на управленческую интерпретацию, позволяют медицинским организациям различного масштаба использовать её без изменения методологии. При наличии собственных значений CAPEX, OPEX, а также расчётной экономии организация может сформировать свой собственный прогноз эффективности внедрения ИИ. Такая адаптируемость отвечает принципам риск-ориентированного управления, изложенным в ISO/IEC 42001:2023, где подчёркивается необходимость оценки влияния ИИ в зависимости от контекста организации, доступных ресурсов и зрелости процессов.

Поскольку модель базируется на формализации данных о процессах и рисках, она может служить основой для построения совмещённых моделей оценки эффективности проектов цифровизации, включая функциональные модули МИС, системы поддержки принятия решений и автоматизированные инструменты контроля качества.

Таким образом, масштабируемость и применимость разработанной интеграционной модели подтверждаются её методологической универсальностью, соответствием международным требованиям и высокой адаптивностью к условиям различных медицинских организаций. Интеграционная модель может использоваться как инструмент стратегического и тактического управления внедрением ИИ, служа базой для принятия решений о развитии процессов, распределении ресурсов, оценке рисков и планировании цифровых инициатив. В совокупности это обеспечивает возможность её широкого применения как в рамках отдельных учреждений здравоохранения, так и на уровне региональных программ цифровой трансформации.

В рамках работы над данной главой впервые проведён комплексный сравнительный анализ применения технологий Индустрии 4.0 в здравоохранении ведущих стран мира (США, Китай, Германия, Россия), выявлены ключевые достижения, проблемы и барьеры на пути цифровой трансформации систем здравоохранения. Также осуществлена классификация вызовов, стоящих перед современными медицинскими организациями, и предложены конкретные направления решения на основе технологий ИИ, машинного обучения, автоматизации и интеллектуального анализа данных.

В ходе анализа российского опыта внедрения технологий Индустрии 4.0 выявлены существенные пробелы в нормативно-правовом регулировании, финансировании, кадровом обеспечении и инфраструктурной готовности, что позволило сформировать целостное представление о состоянии и перспективах развития концепции «Здравоохранение 4.0» в России. Установлено, что ключевыми барьерами остаются недостаточное качество данных, высокая доля ручных операций, недостаточная зрелость МИС и ограниченность методологий оценки эффекта внедрения ИИ.

На основе обобщения мировой практики, анализа российских ограничений и выявленных проблем в данной главе сформирована и апробирована авторская методика внедрения ИИ, включающая блоки А–Б–В–Г. Методика позволяет последовательно перейти от оценки зрелости процессов и данных к

прогнозированию эффектов, формированию сценариев развития и расчёту экономической эффективности. Сформирована и количественно обоснована интеграционная модель внедрения ИИ, позволяющая медицинской организации единообразно оценивать изменения операционной эффективности, трудозатрат, стоимости ошибок, а также экономические результаты внедрения.

Проведённый сценарный анализ продемонстрировал, что даже при консервативных предположениях внедрение ИИ приводит к снижению трудоёмкости и сокращению стоимости ошибок, а в оптимальном сценарии – к значительной экономии ресурсов. Была построена система интегральных показателей, включающая NPV, PI и IRR, что позволило оценить инвестиционную привлекательность внедрения технологий ИИ при различных сценариях. Установлено, что проект демонстрирует положительную эффективность при достижении минимальных организационных и технологических условий, соответствующих требованиям ISO/IEC 42001:2023. Это подтверждает, что внедрение ИИ в операционные процессы, даже в малых масштабах, способно обеспечивать устойчивые экономические результаты.

Дополнительно в главе доказана масштабируемость предложенной модели: она может применяться не только в амбулаторно-поликлинических организациях, но и в иных сегментах здравоохранения, а также в региональных программах цифровой трансформации. Параметричность и универсальность используемых показателей позволяют тиражировать модель без изменения методологической базы, адаптируя лишь исходные значения объёма операций, стоимости ресурсов и организационных условий.

Представленные в главе выводы и результаты могут быть использованы при разработке отраслевых механизмов оценки эффективности цифровой трансформации, совершенствовании нормативных требований к качеству данных, формировании подходов к финансированию проектов ИИ и разработке образовательных программ для подготовки медицинского персонала к работе с интеллектуальными системами.

Перспективы дальнейших исследований включают вопросы стандартизации обмена медицинскими данными, обеспечения кибербезопасности и защиты персональной информации пациентов, развития методологий обоснования и верификации решений ИИ, а также внедрение технологий виртуальной и дополненной реальности для обучения и поддержки принятия врачебных решений. Дополнительного изучения требует влияние ИИ на снижение эмоционального выгорания медицинского персонала и формирование цифровых компетенций, необходимых для полноценной работы в условиях развития Индустрии 4.0.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Современные социально-экономические системы сталкиваются с необходимостью адаптации к условиям нестабильности, ускоренного технологического развития и усиления требований к эффективности и обоснованности принимаемых управленческих решений. В этих условиях возрастающее значение приобретают технологии искусственного интеллекта (ИИ), обладающие потенциалом перераспределения управленческих функций, повышения прозрачности и качества решений, а также формирования новых цифровых бизнес-моделей. Однако практика показывает, что успешная интеграция ИИ в управленческую деятельность требует не столько технологических решений, сколько комплексных организационно-методических подходов, учитывающих зрелость бизнес-процессов, уровень цифровой трансформации, особенности отрасли и чувствительность к рискам.

Целью настоящего диссертационного исследования являлась разработка и апробация механизма внедрения ИИ в управление бизнес-процессами организации, адаптированного к условиям цифровой трансформации. В рамках реализации поставленной цели были сформулированы и решены семь взаимосвязанных задач, каждая из которых раскрывает отдельный аспект исследуемой проблемы и обеспечивает достижение нового научного и прикладного результата.

В ходе решения первой задачи проведён комплексный анализ теоретических и методических подходов к применению ИИ в управлении организациями. Исследованы труды по цифровой трансформации, индустрии 4.0, инновационному менеджменту, системному анализу, архитектуре бизнес-процессов и управлению зрелостью. Установлено, что большинство существующих моделей ограничиваются технологическим или фрагментарным управленческим подходом. Отсутствует методология, позволяющая увязать характеристики бизнес-процессов, цифровую зрелость, специфику организационного контекста и классы применяемых ИИ-решений.

Также была проведена оценка применимости международных нормативов и фреймворков, включая: ISO/IEC 42001:2023 — система управления ИИ; OECD AI

Principles, AI Ethics Guidelines, EU AI Act — нормативно-этические основания; GRC-фреймворки, AI Maturity Models — инструменты управления рисками и зрелостью.

Обосновано, что для устойчивого внедрения ИИ в управленческие процессы необходимо опираться на стандартизированные подходы, обеспечивающие безопасность, прозрачность и подотчётность. Это позволило включить в авторскую методику положения о предварительной оценке зрелости, управлении рисками, объяснимости решений и организационном аудите.

В результате обобщения представленных в литературе концепций и анализа пробелов в исследованиях была обоснована необходимость разработки структурной методики, ориентированной на управленческие задачи, уровень зрелости организации и отраслевую специфику.

Вторая задача обеспечила теоретический вклад в развитие управленческой науки. Разработан подход, увязывающий уровень зрелости процессов и бизнес-архитектуры с возможными типами ИИ-решений: rule-based — при формализованных стабильных процессах; ML/AI-assisted — при наличии исторических данных и предсказуемых сценариев; DL/RL — при высокой зрелости, сложной динамике и больших объёмах данных. Это положение формирует методологическую основу для выбора класса ИИ на этапе стратегического проектирования и может быть использовано в рамках цифрового менеджмента как научно обоснованный элемент архитектуры цифровой трансформации.

Также, эта задача направлена на выявление и структурирование ключевых барьеров, ограничивающих внедрение ИИ в деятельность организаций. На основе анализа эмпирических данных, экспертных интервью и международных кейсов выполнена типология барьеров:

- на стратегическом уровне — отсутствие цифровой стратегии, слабая связь между целями и ИИ-инструментами;
- на организационном — сопротивление персонала, недостаток компетенций, отсутствие внутриорганизационных регламентов;

- на процессном — низкий уровень зрелости бизнес-процессов, непрозрачные архитектуры, отсутствие формализованных моделей;
- на технологическом — дефицит качественных данных, отсутствие платформ для explainability, слабая интеграция ИИ с ИТ-ландшафтом;
- на этическом и правовом — риски непрозрачности, недоверия, непредсказуемости решений и нарушения прав субъектов данных.

Результаты данной части исследования легли в основу методики, позволив включить в неё механизмы преодоления выявленных ограничений.

Разработанная в результате выполнения третьей задачи Методика сочетает в себе элементы системного подхода, BPM, process mining, explainable AI, и стандартизированные принципы цифрового управления. Она универсальна и может быть адаптирована под разные отрасли и организационные модели.

Решение третьей задачи заключалось в учёте особенностей медицинских организаций при проектировании ИИ-интеграции. Медицинская сфера характеризуется высокой чувствительностью к рискам, требованиями к безопасности, нормативной строгостью и необходимостью объяснимости решений. Методика была модифицирована с акцентом на: прозрачность алгоритмов; встроенный контроль качества данных; использование сценариев human-in-the-loop; соответствие этическим нормам и требованиям регуляторов (включая GDPR и медицинские протоколы).

Эти доработки обеспечили возможность безопасного применения ИИ в управлении ресурсами, маршрутизацией пациентов, планированием и поддержкой решений.

В рамках четвёртой задачи сформирована интеграционная модель внедрения ИИ в управление организацией, представленная в логике четырёх блоков:

- А. Актуальное состояние системы: диагностика зрелости бизнес-процессов, данных, инфраструктуры, цифровой культуры;
- Б. Возможности ИИ: определение классов ИИ, соответствующих текущему уровню зрелости; идентификация зон эффекта и трансформационного потенциала;

- В. Будущее состояние: моделирование целевой архитектуры процессов, определение KPI, сценариев внедрения и эффектов;
- Г. Готовность и реализация: ресурсы, этапы, риски, внутренние регламенты, обратная связь, UX-интерфейсы.

Пятая задача реализована путём апробации модели количественной оценки эффективности внедрения ИИ, включающую сценарный анализ и оценку инвестиционных эффектов. Ожидаемый эффект может быть получен через повышение прозрачности решений, снижение ошибок, оптимизация использования персонала и оборудования.

По результатам исследования получены следующие элементы научной новизны:

- разработана структурно-функциональная методика внедрения ИИ в управление;
- предложена логическая модель А–Г как универсальный инструмент интеграции ИИ;
- адаптированы положения ISO/IEC 42001:2023 и ХАИ к управленческой практике;
- сформулирован авторский теоретический подход к соответствию зрелости процессов и типов ИИ;
- апробирована методика в реальных условиях, выявлены эффекты и ограничения.

Особое значение в рамках диссертационного исследования имела разработка и апробация количественной модели оценки эффективности внедрения ИИ, выполненная в третьей главе. На основе отраслевых статистических данных, материалов Росстата, НИУ ВШЭ и требований ISO/IEC 42001:2023 впервые сформирована параметрическая экономическая модель оценки влияния ИИ на трудоёмкость процессов, стоимость ошибок, нагрузку на персонал и совокупные операционные издержки. Модель выстроена в логике блоков А–Б–В–Г и обеспечивает переход от качественного описания изменений к их количественной оценке.

Сценарный анализ показал, что экономический эффект внедрения ИИ в процесс распределения ресурсов медицинской организации существенно зависит от качества данных, зрелости процессов и корректности интеграции с медицинской информационной системой. При реалистичном сценарии проект демонстрирует умеренную, но положительную эффективность, а при оптимальном — выраженный экономический результат, подтверждаемый значениями NPV, PI и IRR. Негативный сценарий, напротив, показывает, что при недостаточной организационной и технологической готовности проект теряет инвестиционную привлекательность. Это позволяет использовать расчётную модель как инструмент оценки рисков и обоснования управленческих решений о внедрении ИИ.

В диссертации также показано, что предложенная интеграционная модель обладает масштабируемостью и может применяться как на уровне отдельных подразделений, так и на уровне всей организации либо сети медицинских учреждений. Универсальный характер процессных метрик и использование интегральных показателей эффективности обеспечивают её применимость для оценки цифровых инициатив не только в здравоохранении, но и в смежных сферах.

Полученные результаты подтверждают, что разработанная методика позволяет не только описывать управленческий контур внедрения ИИ, но и количественно обосновывать эффекты цифровой трансформации. Это усиливает практическую значимость исследования и позволяет рассматривать авторскую модель как инструмент стратегического и операционного управления в условиях цифровой экономики.

Практическая значимость работы определяется возможностью применения модели при разработке цифровых стратегий, внутренних регламентов, подготовке кадров и выборе ИИ-решений в организациях различного профиля.

К перспективным направлениям дальнейших исследований относятся разработка методик оценки зрелости ИИ-систем, формализация метрик доверия к ИИ, а также апробация модели в других отраслях, включая транспорт и энергетику.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Постановление Правительства Российской Федерации от 29 сентября 2017 г. № 1184 «Положение о разработке и реализации планов мероприятий («дорожных карт») по совершенствованию законодательства и устранению административных барьеров в целях обеспечения реализации НТИ» – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://government.ru/docs/29517/>(Дата обращения 16.03.2024)
2. Аверкин, А. Н. Объяснительный искусственный интеллект в моделях поддержки принятия решений для здравоохранения 5.0 / А. Н. Аверкин, С. А. Ярушев // Компьютерные инструменты в образовании. – 2023. – № 2. – С. 41-61. – DOI 10.32603/2071-2340-2023-2-41-61. – EDN CSAХСТ.
3. Автоматизированное проектирование медицинских технологических процессов / О. Э. Карпов, Е. Б. Клейменова, Г. И. Назаренко, Н. А. Силаева ; под ред. Г. И. Назаренко. – М.: Деловой экспресс, 2016. – 199 с.
4. Актуальные аспекты разработки и внедрения систем искусственного интеллекта в организациях / А. В. Мельников, А. И. Бачурин, А. А. Распопов, В. А. Цветкова // Социальные новации и социальные науки. – 2021. – № 2(4). – С. 38-46. – DOI 10.31249/snsn/2021.02.03. – EDN FEMFMZ.
5. Армашова-Тельник, Г. С. Анализ векторного развития инновационного сектора в российском предпринимательстве / Г. С. Армашова-Тельник // РИСК: Ресурсы, Информация, Снабжение, Конкуренция. – 2023. – № 2. – С. 22-29. – DOI 10.56584/1560-8816-2023-2-22-29. – EDN LQAPRJ.
6. Армашова-Тельник, Г. С. Многоаспектность интеграции и реализации эффектоинновационных решений в системе образовательного сектора / Г. С. Армашова-Тельник // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2024. – Т. 7, № 6(147). – С. 188-195. – DOI 10.36871/ek.up.p.r.2024.06.07.026. – EDN EQRHBF.

7. Армашова-Тельник, Г. С. Неоднозначность характера последствий интегрирования инновационных решений в различные сектора экономической деятельности / Г. С. Армашова-Тельник, Т. А. Бобович // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2023. – Т. 3, № 7(139). – С. 129-134. – DOI 10.36871/ek.up.p.r.2023.07.03.015. – EDN BRQOJM.
8. Армашова-Тельник, Г. С. Особенности цифровой трансформациирегиональный аспект / Г. С. Армашова-Тельник, О. Л. Соколова // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 15, № 3(156). – С. 153-161. – DOI 10.36871/ek.up.p.r.2025.03.15.018. – EDN IYULPS.
9. Армашова-Тельник, Г. С. Отраслевой аспект тенденций развития искусственного интеллекта / Г. С. Армашова-Тельник // Российский экономический интернет-журнал. – 2023. – № 4. – С. 22. – EDN CVQXRR.
10. Армашова-Тельник, Г. С. Полисимичный эффект последствий интегрирования искусственного интеллекта в различные сектора экономической системы / Г. С. Армашова-Тельник // РИСК: Ресурсы, Информация, Снабжение, Конкуренция. – 2023. – № 4. – С. 37-42. – DOI 10.56584/1560-8816-2023-4-37-42. – EDN MMMTTU.
11. Армашова-Тельник, Г. С. Роль и значение развития устойчивых инноваций в трансформационных процессах социально-экономической системы / Г. С. Армашова-Тельник, А. В. Рыжова // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 2, № 1(154). – С. 5-12. – DOI 10.36871/ek.up.p.r.2025.01.02.001. – EDN ZVRCVH.
12. Армашова-Тельник, Г. С. Экономика знаний как базовый элемент эффективного продвижения инновационных направлений социально-экономического развития / Г. С. Армашова-Тельник // Российский экономический интернет-журнал. – 2023. – № 2. – EDN MCSRTQ.
13. Астафьева, О. Е. Методология развития бизнес-процессов в условиях цифровой экономики при формировании механизма устойчивого развития промышленности / О. Е. Астафьева // Управление. – 2021. – Т. 9, № 4. – С. 65-74. – DOI 10.26425/2309-3633-2021-9-4-65-74. – EDN FXJYSI.

14. Бездудная, А. Г. Современный менеджмент как драйвер роста в условиях цифровой трансформации экономики / А. Г. Бездудная, И. В. Федосеев, Д. С. Юдин // Проблемы современной экономики. – 2019. – № 2(70). – С. 251-252. – EDN ESWLVE.

15. Бездудная, А. Г. Цифровые инновации в современной действительности / А. Г. Бездудная, М. Г. Трейман // ВЫСОКИЕ ТЕХНОЛОГИИ, НАУКА и ОБРАЗОВАНИЕ: АКТУАЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ, ДОСТИЖЕНИЯ и ИННОВАЦИИ : сборник статей XVII Всероссийской научно-практической конференции, Пенза, 17 декабря 2022 года. – Пенза: Наука и Просвещение (ИП Гуляев Г.Ю.), 2022. – С. 122-124. – EDN OAEQYR.

16. Богданов, А. В. Проблемы создания виртуального полигона моделирования сложных динамических объектов / А. В. Богданов, А. Б. Дегтярев, Ю. И. Нечаев // Сборник докладов на международной научной конференции «Суперкомпьютерные системы и их применение». – Минск, 2004. – С.31-37.

17. Будагов, А. С. Влияние управленческой власти на цифровую трансформацию предприятия / А. С. Будагов, Н. Н. Трофимова // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2024. – Т. 2, № 4(145). – С. 43-51. – DOI 10.36871/ek.ur.p.r.2024.04.02.006. – EDN DELXUV.

18. Будагов, А. С. Управление изменениями в контексте цифровой трансформации предприятия / А. С. Будагов, Н. Н. Трофимова // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2024. – Т. 4, № 5(146). – С. 79-85. – DOI 10.36871/ek.ur.p.r.2024.05.04.011. – EDN KQRPWK.

19. Булдакова, Т. И. Идентификация пользователя по биосигналам при сетевом доступе к телемедицинской системе / Т. И. Булдакова, Д. А. Кривошеева, А. В. Соколова // Системы управления и информационные технологии. – 2022. – № 1(87). – С. 45-49. – DOI 10.36622/VSTU.2022.87.1.010. – EDN CMKРХК.

20. Бургонов, О. В. Приоритетные направления цифровой трансформации менеджмента / О. В. Бургонов, Н. П. Голубецкая, Е. В.

Михайлов // Журнал правовых и экономических исследований. – 2021. – № 4. – С. 20-26. – DOI 10.26163/GIEF.2021.36.55.003. – EDN UXPJOU.

21. Бургонов, О. В. Теоретические подходы к формированию архитектуры экономических систем в цифровом пространстве / О. В. Бургонов, Н. П. Голубецкая, А. Г. Артемьев // Журнал правовых и экономических исследований. – 2023. – № 2. – С. 288-293. – DOI 10.26163/GIEF.2023.19.39.042. – EDN YAXEDX.

22. Волкодавова, Е. В. Эволюция теорий менеджмента: от классических к инновационным подходам / Е. В. Волкодавова // Креативная экономика. – 2023. – Т. 17, № 6. – С. 2131-2142. – DOI 10.18334/ce.17.6.118267. – EDN FGKDSU.

23. Всемирная организация здравоохранения (ВОЗ). Доклад о состоянии здравоохранения в мире, 2022. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.who.int/ru/publications/i/item/9789240053908> (дата обращения: 08.08.2023).

24. Всемирный банк. Доклад о состоянии здравоохранения в мире, 2022. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.worldbank.org/en/topic/universalhealthcoverage/publication/tracking-universal-health-coverage-2022-global-monitoring-report> (дата обращения: 30.05.2023).

25. ГБУ «НИИ организации здравоохранения и медицинского менеджмента». Исследование выгорания медицинских работников в России, 2021. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://niioz.ru/research/issledovanie-vygoraniya-meditsinskikh-rabotnikov-v-rossii/> (дата обращения: 01.09.2023).

26. Германн, М., Пентек, Т., Отто, Б. Принципы проектирования сценариев Индустрии 4.0 // ResearchGate. – 2023. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://researchgate.net> (Дата обращения: 12.03.2024).

27. Глазов, М. М. Виды стратегий инновационной деятельности / М. М. Глазов, И. П. Фирова, М. А. А. Р. Сулейман // Наука и бизнес: пути развития. – 2021. – № 1(115). – С. 107-109. – EDN XUWWBX.

28. Головцова, И. Г. Патологии менеджмента и вовлеченность персонала в обеспечение качества медицинских услуг / И. Г. Головцова, Е. Ю. Плешакова, М. А. Тозикова // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. – 2019. – № 3(49). – С. 10. – EDN UBEVBE.

29. Головцова, И. Г. Управление интеллектуальным капиталом в условиях цифровизации: двойственная природа больших данных и искусственного интеллекта / И. Г. Головцова, И. А. Овчинников // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 2, № 10(163). – С. 213-225. – DOI 10.36871/ek.up.p.r.2025.10.02.022. – EDN BPVJRA.

30. Голубецкая, Н. П. Влияние информационно-коммуникационной инфраструктуры на менеджмент организаций сферы здравоохранения / Н. П. Голубецкая, Ю. А. Дубовцев // Лидерство и менеджмент. – 2025. – Т. 12, № 4. – С. 1003-1016. – DOI 10.18334/lim.12.4.122782. – EDN RJQWKT.

31. Голубецкая, Н. П. Приоритетные направления проектной деятельности хозяйствующих субъектов сферы здравоохранения в цифровом пространстве / Н. П. Голубецкая, Ю. А. Дубовцев // Проблемы современной экономики. – 2025. – № 1(93). – С. 222-225. – EDN BXSYS.

32. Голубецкая, Н. П. Тенденции формирования ядра инновационного потенциала региональных хозяйствующих субъектов в цифровом пространстве / Н. П. Голубецкая, К. В. Казаченко, Д. В. Ким // Проблемы современной экономики. – 2023. – № 3(87). – С. 59-63. – EDN VAHKI.

33. Голубецкая, Н. П. Трансформация инновационной деятельности в современном менеджменте организаций / Н. П. Голубецкая, О. Г. Смешко, Т. В. Чиркова // Экономика и управление. – 2022. – Т. 28, № 2. – С. 147-158. – DOI 10.35854/1998-1627-2022-2-147-158. – EDN ULEPON.

34. Горбашко, Е. А. Концептуализация расширенного объекта управления изменениями в современной экономике / Е. А. Горбашко, В. Л. Зинин, М. Ю. Воскобойникова // Техничко-технологические проблемы сервиса. – 2026. – № 1(75). – С. 72-78. – EDN OOTOAS.

35. Горбашко, Е. А. Стандартизация медицинских услуг в предотвращении медицинских ошибок и повышении качества медицинской помощи / Е. А. Горбашко, Ю. М. Романова // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 10, № 2(155). – С. 58-64. – DOI 10.36871/ek.ur.p.r.2025.02.10.008. – EDN WFKZXN.

36. Городецкая, О. Ю. Проблемы внедрения технологий искусственного интеллекта в банках и пути их преодоления / О. Ю. Городецкая, Я. Л. Гобарева // Инновации и инвестиции. – 2023. – № 3. – С. 211-217. – EDN VFNEFN.

37. Государственные поликлиники: возможные улучшения // Профилактическая медицина. – 2023. – № 6. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.mediasphera.ru/issues/profilakticheskaya-meditsina/2023/6> (дата обращения: 09.09.2023).

38. Давенпорт, Т. Управление знаниями: как организации поддерживают то, что они знают // Т. Давенпорт, Л. Прузак. – М.: Harvard Business Review Press, 2023. – 240 с.

39. Дашин, А. В. Оказание платных медицинских услуг в государственных медицинских учреждениях: организационные и правовые аспекта / А. В. Дашин, О. В. Яценко, И. А. Силютин // Право и государство: теория и практика. – 2025. – № 7. – С. 77-79. – DOI 10.47643/1815-1337_2025_7_77. – EDN CNMVTQ.

40. Дашин, А. В. Правовые аспекты применения телемедицины в платных медицинских услугах государственными учреждениями здравоохранения / А. В. Дашин, И. А. Силютин // Право и государство: теория и практика. – 2025. – № 2. – С. 106-108. – DOI 10.47643/1815-1337_2025_2_106. – EDN TCZGWS.

41. Дерябин, Н. И. Стратегические технологии будущего:

Информационная медицина XXI века / Н. И. Дерябин // Россия: тенденции и перспективы развития. Ежегодник : Ежегодник, Москва, 01 января 2016 года – 31 2017 года / ИНИОН РАН. Том Выпуск 12, Часть 3. – Москва: Институт научной информации по общественным наукам РАН, 2017. – С. 317-322. – EDN YOIQJB.

42. Дубровина, Н. А. Методологические подходы к исследованию технологических инноваций / Н. А. Дубровина, А. Г. Лукин // Вестник Самарского университета. Экономика и управление. – 2025. – Т. 16, № 3. – С. 137-143. – DOI 10.18287/2542-0461-2025-16-3-137-143. – EDN UIRXHM.

43. Журавлёв, М.С. Доклад НИУ ВШЭ «Правовые проблемы телемедицины. киберфизические системы, имплантированные в организм человека» // М.С. Журавлёв, Е.Д. Тягай. – М.: Издательский дом Высшей школы экономики. – 2021. – 26 с. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.hse.ru/news/expertise/482930111.html> (дата обращения: 03.03.2023)

44. Загарских, Е. Ю. Применение кибербезопасности и использование искусственного интеллекта в медицине / Е. Ю. Загарских, Ю. А. Загарских // Системный анализ в проектировании и управлении. : Сборник научных трудов XXIII Международной научно-практической конференции, Санкт-Петербург, 10–11 июня 2019 года. Том Часть 1. – Санкт-Петербург: Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования "Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого", 2019. – С. 425-429. – EDN FEFXLE.

45. Кафаров, Э. С. Инновационные подходы к организации непрерывного профессионального образования в медицинских вузах / Э. С. Кафаров, Ф. А. Борлакова, К. А. Корнилова // Мир науки, культуры, образования. – 2025. – № 2(111). – С. 331-334. – DOI 10.24412/1991-5497-2025-2111-331-334. – EDN WHUUAY.

46. Киберфизические системы. Методы высокоуровневого проектирования : учебное пособие / Я. Г. Горбачев, А. Е. Платунов, В. Ю. Пинкевич, М. В. Кольчурин. — Санкт-Петербург : НИУ ИТМО, 2022. — 48 с.

47. Кобринский, Б. А. "Умная" больница как инструмент цифровой медицины / Б. А. Кобринский // Информационные технологии и вычислительные системы. – 2018. – № 4. – С. 3-14. – DOI 10.14357/20718632180401. – EDN YQHHZJ.

48. Козаков, Р. Р. Системы искусственного интеллекта для поддержки принятия управленческих решений в экономике России / Р. Р. Козаков, В. А. Кощеев, Е. В. Песоцкая // Финансовые рынки и банки. – 2025. – № 12. – С. 32-36. – EDN PONPOW.

49. Кокберн, И. М. Влияние искусственного интеллекта на инновации / И. М. Кокберн, Р. Хендерсон, С. Стерн // Журнал экономических перспектив. – 2022. – Т. 36. – № 4. – С. 112–130.

50. Колберг, Д., Цюльке, Д. Lean-автоматизация, поддерживаемая технологиями Индустрии 4.0 // IFAC-PapersOnLine. – 2015. – Т. 48. – № 3. – С. 1870–1875.

51. Конвенция о защите частных лиц в отношении автоматизированной обработки данных личного характера // Council of Europe. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.coe.int/en/web/conventions/full-list/-/conventions/rms/0900001680078c46> (Дата обращения 10.12.23)

52. Коршунов, Г. И. Моделирование физических сред для оптимизации цифрового управления в киберфизических системах / Г. И. Коршунов // Надежность и качество сложных систем. – 2023. – № 1(41). – С. 23-28. – DOI 10.21685/2307-4205-2023-1-3. – EDN UIYQFK.

53. Косякова, И. В. Принятие управленческих решений в условиях цифровизации здравоохранения / И. В. Косякова, А. Н. Панченко // Экономика и предпринимательство. – 2023. – № 5(154). – С. 1127-1130. – DOI 10.34925/EIP.2023.154.5.225. – EDN EJUDIV.

54. Кузнецова, О. В. Анализ системы здравоохранения Самарской области / О. В. Кузнецова, А. С. Буюкова // Экономика и предпринимательство. – 2023. – № 7(156). – С. 389-397. – DOI 10.34925/EIP.2023.156.7.063. – EDN ZMHUWR.

55. Лаврова, Т. А. Тенденции развития отраслей социальной сферы в современных условиях / Т. А. Лаврова, С. А. Уваров, И. Г. Головцова // Проблемы современной экономики. – 2024. – № 4(92). – С. 189-192. – EDN JTMMGK.

56. Лазарева, Н. В. Цифровая трансформация медицинских учреждений - основа повышения эффективности принятия управленческих решений / Н. В. Лазарева // Экономика и предпринимательство. – 2025. – № 12-1(185). – С. 1125-1128. – DOI 10.34925/EIP.2025.185.12.190. – EDN GGPAJM.

57. Лазарева, Н. В. Экономические механизмы развития медицинских услуг / Н. В. Лазарева // Экономика и предпринимательство. – 2025. – № 7(180). – С. 223-227. – EDN SAWTZN.

58. Лебедева, Д. В. Влияние цифровизации на межорганизационные взаимоотношения / Д. В. Лебедева // Экономические системы. – 2024. – № 17 (4). – С. 51-62.

59. Левоневский, Д. К. Модели сценариев функционирования медицинской киберфизической системы в штатных и экстренных ситуациях / Д. К. Левоневский, А. И. Мотиенко // Программная инженерия. – 2022. – Т. 13, № 8. – С. 383-393. – DOI 10.17587/prin.13.383-393. – EDN JQVKXB.

60. Лобанов, М. А. Проблемы и задачи подготовки специалистов в условиях цифровой трансформации организаций / М. А. Лобанов, Е. В. Павлова, Л. О. Свистунов // Национальные концепции качества: подготовка кадров для цифровой трансформации промышленности и экономики : Сборник материалов Национальной научно-практической конференции с международным участием, Санкт-Петербург, 28 октября 2022 года / Под редакцией В.В. Окрепилова, Е.А. Горбашко. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный экономический университет, 2022. – С. 173-178. – EDN XLGJMQ.

61. Максимов, М. А. Сущность и особенности менеджмента в системе здравоохранения / М. А. Максимов, И. А. Наугольнова // Финансы и кредит. – 2025. – Т. 31, № 12. – С. 140-151. – DOI 10.24891/lzqnuo. – EDN LZQNUO.

62. Малых, В. Л. Системы поддержки принятия решений в медицине / В. Л. Малых // Программные системы: теория и приложения. – 2019. – Т. 10, № 2(41). – С. 155-184. – DOI 10.25209/2079-3316-2019-10-2-155-184. – EDN SECLOM. Системы поддержки принятия решений в медицине [Электронный ресурс]. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sistemy-podderzhki-prinyatiya-resheniy-v-meditsine/viewer> (дата обращения: 18.09.2023).

63. Мальцева, И. Ф. Использование систем искусственного интеллекта в управленческих и производственных процессах / И. Ф. Мальцева, Ю. В. Шульгина // Естественно-гуманитарные исследования. – 2024. – № 5(55). – С. 220-228. – EDN HFRTQQ.

64. Мартынова, Ю. А. Понятие организационных инновационных компетенций и механизм их формирования на предприятии / Ю. А. Мартынова, И. Г. Головцова // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 14, № 5(158). – С. 30-36. – DOI 10.36871/ek.up.p.r.2025.05.14.004. – EDN MRHZSG.

65. Медведев, В. В. Типология механизмов взаимодействия участников инновационной системы / В. В. Медведев, Е. А. Горбашко // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2024. – Т. 8, № 5(146). – С. 6-17. – DOI 10.36871/ek.up.p.r.2024.05.08.001. – EDN MEDWJA.

66. Министерство здравоохранения Российской Федерации. Здравоохранение в России. Статистический сборник. – Росстат. М., 2023. – 170 с.

67. Моделирование бизнес-процессов: методология, современные факторы в условиях цифровизации / С. А. Дьяков, М. Л. Шер, Д. В. Дудник, Л. В. Миронов // Вестник Алтайской академии экономики и права. – 2022. – № 4-2. – С. 181-190. – DOI 10.17513/vaael.2155. – EDN JZGXRХ.

68. Моделирование и оптимизация модулей и информационных массивов в киберфизической системе / Т. В. Аветисян, Я. Е. Львович, А. П. Преображенский, Ю. П. Преображенский // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. – 2023. – № 6(116). – С. 116-124. – DOI 10.35330/1991-

6639-2023-6-116-116-124. – EDN GKYLVI.

69. Наугольнова, И. А. Процессный подход к управлению: эволюция, современные вызовы, инновации / И. А. Наугольнова // Креативная экономика. – 2023. – Т. 17, № 6. – С. 2143-2164. – DOI 10.18334/ce.17.6.117951. – EDN CZJASG.

70. Национальная комиссия по здравоохранению КНР. Доклад о состоянии здравоохранения в Китае, 2022. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа:

<http://www.nhc.gov.cn/guihuaxxs/s10748/202301/7b6bce94c9a84d9a8d2f6e1a1c4e6a12.shtml> (дата обращения: 07.10.2023).

71. Национальное бюро статистики Китая. Статистические данные о здравоохранении в Китае, 2023. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.stats.gov.cn/english/> (дата обращения: 12.12.2023).

72. Нефинансовая информация: регулирование, анализ, аудит / И. Н. Альхимович, Я. А. Быструхина, Р. А. Вилюков [и др.] ; под ред. д-ра экон. наук, проф. М.А. Осипова.. – Санкт-Петербург : Санкт-Петербургский государственный экономический университет, 2021. – 209 с. – ISBN 978-5-7310-4943-6. – EDN WDZKFX.

73. Нечаев Ю. И. Математическое моделирование в бортовых интеллектуальных системах реального времени // Труды 5-й всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика – 2003». М.: МИФИ.2003. Лекции по нейроинформатике. Часть 2, с.119–179. Нейрокомпьютеры в интеллектуальных технологиях XXI века. – М.: Радиотехника, 2021. – 352.

74. Нечаев, Ю. И. Концепция мягких вычислений в бортовых интеллектуальных системах / Ю. И. Нечаев // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2009. – Т. 7, № 2. – С. 3-11. – EDN NUAQJL.

75. НИУ «Высшая школа экономики». Российское здравоохранение: перспективы развития. Научный доклад. – М., 2023. – 144 с.

76. Нонака, И. Создание компании знаний // И. Нонака, Х. Такеучи. – М.:

Oxford University Press, 2023. – 320 с.

77. Обзор российских инвестиций в цифровое здравоохранение. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://webiomed.ai/blog/obzor-rossiiskikh-investitsii-v-tsifrovoye-zdravookhranenie/> (дата обращения: 18.09.2023).

78. Обзор Российских систем искусственного интеллекта для здравоохранения. <https://webiomed.ru/blog/obzor-rossiiskikh-sistem-iskusstvennogo-intellekta-dlia-zdravookhraneniia/?ysclid=lsmrv3xnu6388222896> (Дата обращения 15.02.24)

79. Омелькович, А. В. Концепция и алгоритмы оценки эффективности системы управления организацией с использованием цифровых технологий / А. В. Омелькович, И. В. Косякова // Дискуссия. – 2025. – № 1(134). – С. 185-191. – DOI 10.46320/2077-7639-2025-1-134-185-191. – EDN VMJOFF.

80. Официальный сайт ТК 194 «КФС». – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://tc194.ru/> (Дата обращения 22.01.2024)

81. Павлова, Е. В. Управление качеством и стандартизация цифровых услуг в сфере здравоохранения / Е. В. Павлова, Л. О. Свистунов // Национальные концепции качества: техническое регулирование и стандартизация в развитии цифровой экономики : Сборник материалов и докладов Национальной научно-практической конференции с международным участием, Санкт-Петербург, 04–05 октября 2021 года / Под редакцией В.В. Окрепилова, Е.А. Горбашко. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный экономический университет, 2021. – С. 192-200. – EDN TTPOST.

82. Павлова, Е. В. Цифровизация экономики как часть процесса индустрии 4.0 / Е. В. Павлова, Л. О. Свистунов // Современный менеджмент: проблемы и перспективы : Сборник статей по итогам XVIII национальной научно-практической конференции с международным участием, Санкт-Петербург, 28–29 сентября 2023 года. – Санкт-Петербург: Санкт-

Петербургский государственный экономический университет, 2023. – С. 22-25. – EDN NWCTBP.

83. Петаев, В. И. Оценка качества медицинских услуг на примере ООО "Реацентр Самарский" / В. И. Петаев, М. О. Сураева // Аудиторские ведомости. – 2023. – № 2. – С. 250-255. – DOI 10.17686/17278058_2023_2_250. – EDN ВНКДФV.

84. План мероприятий («дорожная карта») Хелснет . – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://nti2035.ru/docs/%D0%94%D0%9A%20%D0%A5%D0%B5%D0%BB%D1%81%D0%BD%D0%B5%D1%82%20\(%D0%9F%D1%80%D0%B5%D0%B7%D0%B8%D0%B4%D0%B8%D1%83%D0%BC%20%D0%BE%D1%82%2020.12.2016%20%E2%84%966\).pdf](https://nti2035.ru/docs/%D0%94%D0%9A%20%D0%A5%D0%B5%D0%BB%D1%81%D0%BD%D0%B5%D1%82%20(%D0%9F%D1%80%D0%B5%D0%B7%D0%B8%D0%B4%D0%B8%D1%83%D0%BC%20%D0%BE%D1%82%2020.12.2016%20%E2%84%966).pdf) (Дата обращения 14.02.2024)

85. Плешакова, Е. Ю. Неэффективность управления: источники, измерение, инструментарий / Е. Ю. Плешакова, Е. В. Азимица, И. Г. Головцова. – Санкт-Петербург : Санкт-Петербургский государственный экономический университет, 2022. – 155 с. – ISBN 978-5-7310-5736-3. – EDN ECLTUE.

86. Плешакова, Е. Ю. Трансформация принципов менеджмента в условиях цифровизации / Е. Ю. Плешакова // Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета. – 2025. – № 5(155). – С. 95-99. – EDN RVOFTE.

87. Портал НТИ 2035 Рынок «Хелснет». – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://nti2035.ru/markets/healthnet>. (Дата обращения 14.02.2024)

88. Проскурина, Н. В. Межрегиональный сравнительный анализ уровня цифровизации здравоохранения / Н. В. Проскурина, Н. И. Краскова, С. В. Виденеева // Экономика и предпринимательство. – 2023. – № 4(153). – С. 682-687. – DOI 10.34925/EIP.2023.153.4.130. – EDN LTVLIY.

89. Проскуряков, А. В. Анализ подходов к проектированию и реализации медицинских информационных систем на базе концепции

киберфизической системы для решения задач верификации состояния фрагментов медицинских биологических объектов / А. В. Проскуряков // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2023. – № 6(236). – С. 199-211. – DOI 10.18522/2311-3103-2023-6-199-211. – EDN JOLHRR.

90. Прохоров А. Цифровая трансформация. Анализ, тренды, мировой опыт. Издание второе, исправленное и дополненное. / А. Прохоров, Л. Коники. – М.: ООО «КомНьюс Групп», 2021. – 368 с.

91. Разработка методики внедрения программного обеспечения на базе больших языковых моделей в наукоемком производстве / К. А. Соловейчик, П. А. Аркин, В. Е. Соусов, В. Д. Макаренко // Вестник Санкт-Петербургского государственного университета технологии и дизайна. Серия 4: Промышленные технологии. – 2023. – № 4. – С. 72-77. – DOI 10.46418/2619-0729_2022_4_14. – EDN DGMZAN.

92. Реброва, О. Ю. Жизненный цикл систем поддержки принятия врачебных решений как медицинских технологий / О. Ю. Реброва // Врач и информационные технологии. – 2020. – № 1. – С. 27-37. – DOI 10.37690/1811-0193-2020-1-27-37. – EDN CVANJA.

93. Редькина, Т. М. Трансформация развития современного предприятия / Т. М. Редькина, И. П. Фирова, Д. А. Иванов // Глобальный научный потенциал. – 2020. – № 11(116). – С. 287-289. – EDN TOQSHE.

94. Росстат. Статистические данные о здравоохранении в России, 2022. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://rosstat.gov.ru/healthcare> (дата обращения: 17.04.2023).

95. Свистунов, Л. О. Анализ практического использования искусственного интеллекта в России / Л. О. Свистунов // ФЭС: Финансы. Экономика. Стратегия. – 2023. – Т. 20, № 4. – С. 43-49. – EDN PFTXHX.

96. Свистунов, Л. О. К вопросу проблематики развития киберфизических систем в здравоохранении / Л. О. Свистунов // Национальные концепции качества: роль качества в стратегиях социально-экономического развития в новом мире : Сборник материалов XV Международной научно-

практической конференции, Санкт-Петербург, 18–22 октября 2024 года. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный экономический университет, 2024. – С. 247-251. – EDN FJYKMO.

97. Свистунов, Л. О. Особенности внедрения высокотехнологичных систем в организации / Л. О. Свистунов // Повышение конкурентоспособности отечественной науки: развитие в условиях мировой нестабильности : материалы научной конференции аспирантов СПбГЭУ, Санкт-Петербург, 18 мая 2023 года. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный экономический университет, 2023. – С. 318-323. – EDN VGIIBR.

98. Свистунов, Л. О. Отечественный опыт в области киберфизических медицинских систем / Л. О. Свистунов // ФЭС: Финансы. Экономика. Стратегия. – 2024. – Т. 21, № 4. – С. 38-43. – EDN DVNJCE.

99. Свистунов, Л. О. Проблемы применения высокотехнологичных систем в менеджменте / Л. О. Свистунов // Научные исследования современных проблем развития России: тенденции развития в условиях неопределенности : Сборник научных трудов по итогам Международной научно-практической конференции молодых ученых Санкт-Петербургского государственного экономического университета. В 2-х частях, Санкт-Петербург, 16 мая 2023 года. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный экономический университет, 2024. – С. 372-375. – EDN IGQNOL.

100. Серков, А. В. Цифровизация и совершенствование бизнес-процессов организации на основе объективных и актуальных данных // BFTcom. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://bftcom.com> (Дата обращения: 29.04.2023).

101. Системы поддержки принятия врачебных решений: виды, цели, применение в клинической практике. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://celsus.ai/blog/sistemy-podderzhki> (дата обращения: 18.09.2023).

102. Смолина, Е. С. Проблемные аспекты инноваций и импортозамещения в медицине / Е. С. Смолина, М. С. Плаксина, П. В.

Штырова // Экономика и предпринимательство. – 2023. – № 5(154). – С. 1330-1335. – DOI 10.34925/EIP.2023.154.5.265. – EDN QPZFUЕ.

103. Современные проблемы менеджмента и развития государственного и муниципального управления / Е. А. Горбашко, Н. Р. Камынина, И. Г. Головцова [и др.]. – Санкт-Петербург : Санкт-Петербургский государственный экономический университет, 2023. – 159 с. – ISBN 978-5-7310-6099-8. – EDN BLLGХК.

104. Сураева, М. О. Управление инновационными проектами в здравоохранении / М. О. Сураева, Д. А. Касаткин // Вестник Академии знаний. – 2023. – № 6(59). – С. 381-384. – EDN YVZZVC.

105. Суркова, Н. Е. Методология структурного проектирования информационных систем / Н. Е. Суркова, А. В. Остроух. – Красноярск : Общество с ограниченной ответственностью "Научно-инновационный центр", 2014. – 190 с. – ISBN 978-5-906314-16-1. – EDN SWVBMF.

106. Фабрика процессов как интеграционная форма образования в устойчиво развивающейся медицинской организации / И. Ю. Бедорева, М. Д. Казакова, С. В. Соколов, О. А. Латуха // Интеграция образования. – 2018. – Т. 22, № 3(92). – С. 508-518. – DOI 10.15507/1991-9468.092.022.201803.508-518. – EDN ХУРТVB.

107. Федеральная служба государственной статистики. Здравоохранение в России. 2023: Статистический сборник. – М.: Росстат, 2023. – 170 с. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://rosstat.gov.ru> (дата обращения: 19.09.2023).

108. Фирова, И. П. Современные угрозы роста инноваций с учетом этических, правовых и политических последствий / И. П. Фирова, Т. В. Бикезина // Наука и бизнес: пути развития. – 2019. – № 2(92). – С. 262-265. – EDN YУTDID.

109. Форрестер, С. В. Обеспечение экономической безопасности медицинской отрасли / С. В. Форрестер, Г. Х. Устинова, П. В. Петрова //

Экономика и предпринимательство. – 2025. – № 7(180). – С. 613-617. – DOI 10.34925/EIP.2025.180.7.104. – EDN ITEXGS.

110. Харитонов, Е. А. Проектирование информационной системы для повышения эффективности управления работой медицинских учреждений / Е. А. Харитонов, Д. В. Харитонova // Вестник Самарского государственного экономического университета. – 2024. – № 3(233). – С. 67-87. – EDN DXAXGT.

111. Цветков, В. Я. Кибер физические системы / В. Я. Цветков // Международный журнал прикладных и фундаментальных исследований. – 2017. – № 6-1. – С. 64-65. – EDN YOSKYJ.

112. Цомартова, Ф. В. Роботизация в здравоохранении: правовая перспектива / Ф. В. Цомартова // Здравоохранение Российской Федерации. – 2020. – Т. 64, № 2. – С. 88-96. – DOI 10.46563/0044-197X-2020-64-2-88-96. – EDN ENSOKC.

113. Чудаева, А. А. Специфика управления медицинскими учреждениями / А. А. Чудаева // Естественно-гуманитарные исследования. – 2025. – № 6(62). – С. 1345-1347. – EDN WXKIVS.

114. Шридхараан, В. Р. Обзор Lean Six Sigma в условиях Индустрии 4.0 / В. Р. Шридхараан, М. В. Сандер // Международный журнал производственных исследований. – 2020. – Т. 58. – № 10. – С. 3071–3088.

115. Эдмондс-Исламов и др. Российское здравоохранение: перспективы развития. – М.: НИУ ВШЭ, 2023. – 144 с. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://publications.hse.ru> (дата обращения: 29.08.2023).

116. Эффективные отечественные практики на базе технологии искусственного интеллекта в обрабатывающей промышленности – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://cdo2day.ru/wp-content/uploads/2022/11/jeffektivnye_praktiki_na_baze_ii_v_obrabatyvajushhej_promyshlennosti.pdf (дата обращения: 19.09.2023).

117. Яков и Партнёры. Искусственный интеллект в России: барьеры, рост и потенциал. Аналитический отчёт. 2023. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа:<https://yakov.partners> (дата обращения: 27.01.2025).

118. A 21st Century Cyber-Physical Systems Education / National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. – Washington, DC: The National Academies Press, 2016. – 106 pp.

119. Aadam, A. EmoPercept: EEG-based emotion classification through perceiver / A. Aadam, F. Tubaishat, Z. Al-Obeidat, M. Halim Waqas, F. Qayum // Soft Computing. – 2022. – № 26(1). – pp.1-8. – <https://doi.org/10.1007/s00500-021-06578-4>

120. Abonamah, A. Managerial insights for AI/ML implementation: a playbook for successful organizational integration / A. A. Abonamah, N. Abdelhamid // Discover Artificial Intelligence. – 2024. – № 4 (1). – DOI:10.1007/s44163-023-00100-5

121. Accenture. How AI Boosts Industry Profits and Innovation. Accenture Research. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://cdn.luxe.digital/download/Accenture-AI-Industry-Growth-Full-Report-luxe-digital.pdf> (дата обращения: 01.08.2024).

122. Airbus. Simulation-Based Training for Pilots: Training Report. – Airbus Group, 2021. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://airbus.com> (Дата обращения: 17.02.2024).

123. Amazon. Collaborative Robotics for Efficient Warehousing. – Amazon Robotics Whitepaper, 2020. – URL: <https://amazon.com> (Дата обращения: 30.08.2023).

124. American College of Physicians. The Impact of Physician Burnout on Patient Safety [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.acponline.org/acp-newsroom/the-impact-of-physician-burnout-on-patient-safety> (дата обращения: 1.3.2023).

125. Artificial Intelligence Index Report 2023. AI Index Steering Committee, Institute for Human-Centered AI, Stanford University, Stanford, CA,

April 2023. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.academia.edu/123957909/Artificial_Intelligence_Index_Report_2023 (дата обращения: 12.09.2023).

126. Attila Kovari. Google Scholar. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://scholar.google.com/citations?user=Y5kl7wQAAAAAJ&hl=en> (Дата обращения: 14.08.2023).

127. Baheti, R. Cyber-physical systems. The impact of control technology / R. Baheti, H. Gill // IEEE Control Systems Magazine. – 2021. – № 31(3). – pp. 20-23.

128. Banerjee, A. Towards modeling and analysis of cyber-physical medical systems / A. Banerjee, S.K. Gupta, G. Fainekos, G. Varsamopoulos // In Proceedings of the 4th International Symposium on Applied Sciences in Biomedical and Communication Technologies. ACM. – 2021. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.researchgate.net/publication/228467505_Towards_Modeling_and_Analysis_of_Cyber-Physical_Medical_Systems (дата обращения: 12.09.2023).

129. Baronchelli, A. Networks in cognitive science / A. Baronchelli, R. Ferrer-i-Cancho, R. Pastor-Satorras, N. Chater, M. H. Christiansen // Trends Cogn. Sci. – 2023. – № 17(7). – pp. 348-360.

130. BCG. Artificial Intelligence in the Enterprise: Realizing Value Through AI. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2024/07/10/how-bcg-is-revolutionizing-consulting-with-ai-a-case-study/> (дата обращения: 20.08.2024).

131. BMW. Annual Report: Application of Digital Twins in Automotive Industry. – 2022. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://bmw.com> (Дата обращения: 01.12.2023).

132. Boston Consulting Group (BCG). Examples of Lean Manufacturing with Digital Tools. – 2021. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://bcg.com> (Дата обращения: 20.10.2023).

133. Boulding, K. E. General Systems Theory – The Skeleton of Science / K. E. Boulding // Management Science. – 1956. – Т. 2, № 3. – С. 197-208.
134. Cedars-Sinai/Optum: Study: patients do better when physicians follow computerized alerts. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.ajmc.com/view/cedarssinaioptum-study-patients-do-better-when-physicians-follow-computerized-alerts> (дата обращения: 18.09.2023).
135. Checkland, P. Systems Thinking, Systems Practice: Includes a 30-Year Retrospective / P. Checkland // John Wiley & Sons. – 1999. – 416 pp.
136. Chen, F. Medical cyber–physical systems: A solution to smart health and the state of the art / F. Chen, et al // IEEE Transactions on Computational Social Systems. – 2021. – Т. 9, №. 5. – С. 1359–1386.
137. Chesbrough, H. Open Innovation: The New Imperative for Creating and Profiting from Technology. – Boston: Harvard Business School Press, 2003. – 280 pp.
138. Davenport, T. H. Artificial Intelligence for the Real World / Т. H. Davenport, R. Ronanki // Harvard Business Review. – 2018. – № 96(1). – pp. 108-116.
139. Deloitte. Digital Transformation in Enterprises: Challenges and Opportunities. – Deloitte Insights, 2022. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://deloitte.com> (Дата обращения: 09.06.2023).
140. Deloitte. State of AI in the Enterprise, 4th Edition. Deloitte Insights. 2023. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ict.moscow/analytics/state-of-ai-in-the-enterprise-the-untapped-edge/> (дата обращения: 25.08.2024).
141. Dey, N. Medical cyber-physical systems: A survey / N. Dey, et al. // Journal of medical systems. – 2018. – Т. 42. – С. 1-13.
142. EIT Health. Transforming Healthcare with Artificial Intelligence [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://eithealth.eu/project/transforming-healthcare-with-artificial-intelligence/> (дата обращения: 01.07.2024).

143. European Journal of Public Health. Physician Burnout in Europe: A Systematic Review. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://academic.oup.com/eurpub/article/32/1/142/6426393> (дата обращения: 01.04.2024).

144. Eurostat. Статистические данные о здравоохранении в Европейском Союзе, 2022. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Healthcare_expenditure_statistics (дата обращения: 21.02.2023).

145. Forbes Healthcare. Аналитический обзор рынка медицинских цифровых решений и ИИ. 2023. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.forbes.ru/> (дата обращения: 27.01.2025).

146. Gatouillat, A. Internet of medical things: A review of recent contributions dealing with cyber-physical systems in medicine / A. Gatouillat, et al. // IEEE internet of things journal. – 2018. – Т. 5, №. 5. – С. 3810–3822.

147. GE. Predix Case Study: Industrial IoT for Predictive Maintenance. – General Electric Case Study, 2021. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ge.com> (Дата обращения: 23.09.2023).

148. Hashfi, M. I. Exploring the Challenges and Impacts of Artificial Intelligence Implementation in Project Management: A Systematic Literature Review / M. I. Hashfi, T. Raharjo // International Journal of Advanced Computer Science and Applications. – 2023. – № 14(9). – DOI:10.14569/IJACSA.2023.0140940

149. Huang, G. Q. The Role of Digital Twins in Product Development // G. Q. Huang, K. L. Mak, Y. Zhang. – Springer Nature, 2021. – P. 76–98.

150. Huebsch, N. Inspiration and application in the evolution of biomaterials / N. Huebsch, D. J. Mooney // Nature. – 2019. – № 462(7272). – pp. 426–432.

151. IBM Institute for Business Value (2024). From Roadblock to Scale: The Global Sprint Towards AI. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа:

<https://sponsored.bloomberg.com/immersive-story/ibm/will-ai-make-ibm-the-worlds-most-productive-company> (дата обращения: 26.08.2024).

152. IBM. Open Innovation Platform: Accelerating Research Through Open Collaboration. – IBM Research, 2021. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ibm.com> (Дата обращения: 11.06.2024).

153. IBM. State of Cybersecurity in IoT Devices. – IBM Security Report, 2023. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ibm.com> (Дата обращения: 15.05.2024).

154. ISO/IEC 42001:2023. Information technology – Artificial intelligence – Management system.

155. Jadad-Garcia, T. The Foundations of Computational Management: A Systematic Approach to Task Automation for the Integration of Artificial Intelligence into Existing Workflows / T. Jadad-Garcia, A. R. Jadad // ArXiv (Cornell University). – 2024. – 29 pp. – <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2402.05142>

156. Kolberg, D. Lean Automation enabled by Industry 4.0 Technologies / D. Kolberg, D. Zühlke // IFAC-PapersOnLine. – 2015. – № 48(3). – pp. 1870-1875. – DOI:10.1016/j.ifacol.2015.06.359

157. Lee, E. A. Cyber physical systems: Design challenges / E. A. Lee // ISORC. – 2022. – pp. 363-369.

158. Lee, E. A. Introduction to Embedded Systems. A Cyber-Physical Systems Approach / E. A. Lee, S. A. Seshia // Second Edition. – MIT Press, 2017. – ISBN 978-0-262-53381-2.

159. Lee, I. Challenges and research directions in medical cyber-physical systems / I. Lee, et al. // Proceedings of the IEEE. – 2011. – Т. 100, №. 1. – С. 75–90.

160. Levitt, T. Exploit the Product Life Cycle / T. Levitt // Harvard Business Review. – 1965. – № 36. – pp. 37-66.

161. Li, T. Towards context-aware medical cyber-physical systems: design methodology and a case study / T. Li, et al. // Cyber-Physical Systems. – 2015. – Т. 1, №. 1. – С. 5–23.
162. Mangharam, R. Three challenges in cyber-physical systems / R. Mangharam, et al. // 2016 8th International Conference on Communication Systems and Networks (COMSNETS). – IEEE, 2016. – С. 1-8.
163. Mayo Clinic. National Physician Burnout & Suicide Report 2022. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.mayoclinichealthcare.com/national-physician-burnout-suicide-report-2022/> (дата обращения: 09.01.2023).
164. McGrath, R. G. The End of Competitive Advantage: How to Keep Your Strategy Moving as Fast as Your Business. – Boston: Harvard Business Review Press, 2013. – 248 pp.
165. McKinsey & Company. The Impact of Artificial Intelligence in Healthcare. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.mckinsey.com/industries/healthcare-systems-and-services/our-insights/the-impact-of-artificial-intelligence-in-healthcare> (дата обращения: 12.08.2024).
166. McKinsey & Company. Unlocking the Potential of Lean 4.0 in Manufacturing. – McKinsey Insights, 2023. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://mckinsey.com> (Дата обращения: 22.01.2024).
167. McKinsey Global Institute (2024). The Age of Analytics: Competing in a Data-Driven World. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-age-of-analytics-competing-in-a-data-driven-world> (дата обращения: 26.08.2024).
168. McKinsey Global Institute. The Future of Work in Healthcare. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.mckinsey.com/industries/healthcare-systems-and-services/our-insights/the-future-of-work-in-healthcare> (дата обращения: 01.08.2024).

169. Medscape. National Physician Burnout & Suicide Report 2022. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.medscape.com/slideshow/2022-lifestyle-burnout-6014664> (дата обращения: 11.04.2023).

170. Meesublak, P. Cyber-Physical Systems and Accelerating Innovation in Organizations / P. Meesublak, S. Klinsukont // International Journal of Cyber Systems, 2020. – P. 102–115.

171. MIT Sloan Management Review (2023). Reshaping Business with Artificial Intelligence. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://courses.cfte.education/ai-digital-library-mit-reshaping-repor/> (дата обращения: 20.08.2024).

172. Mohsin, A. H. Real-Time Remote Health Monitoring Systems Using Body Sensor Information and Finger Vein Biometric Verification: A Multi-Layer Systematic Review / A. H. Mohsin, A. A. Zaidan, B. B. Zaidan, A. S. Albahri, O. S. Albahri, M. A. Alsalem, K. I. Mohammed // J Med Syst. – 2022. – № 42(12). – 238 pp. – doi: 10.1007/s10916-018-1104-5.

173. Monostori, L. Cyber-physical production systems: Roots, expectations and R&D challenges / L. Monostori // Procedia CIRP. – 2024. – № 17. – pp. 9–13.

174. Nair, M. M. Medical cyber physical systems and its issues / M. M. Nair, A. K. Tyagi, R. Goyal // Procedia Computer Science. – 2019. – Т. 165. – С. 647-655.

175. Nambisan, S. Digital Innovation Management: Reinventing Innovation Management Research in a Digital World / S. Nambisan, K. Lyytinen, A. Majchrzak, M. Song // MIS Quarterly. – 2017. – № 41(1). – pp. 223-238.

176. National Science Foundation (NSF). Defining the Role of Cyber-Physical Systems in Modern Industries. – 2021. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://nsf.gov> (Дата обращения: 08.03.2024).

177. OECD. Health at a Glance 2022: OECD Indicators. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/health-at-a-glance-2022_ae3016b9-en (дата обращения: 01.04.2023).

178. Oks, S. J. Cyber-Physical Systems in the Context of Industry 4.0: A Review, Categorization and Outlook / S. J. Oks, et al. // Information Systems Frontiers. – 2022. – № 26(5). – pp. 1731-1772.
179. Otto, C. System architecture of a wireless body area sensor network for ubiquitous health monitoring / C. Otto, A. Milenkovic, C. Sanders, E. Jovanov // J. Mob Mult. – 2022. – № 1(4). – pp. 307–326.
180. Peking Union Medical College. Physician Burnout in China: Prevalence, Causes and Interventions. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.pumch.cn/en/article_detail.html?id=1324 (дата обращения: 01.09.2024).
181. Phillips-Wren, G. Intelligent Decision Support Systems. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.researchgate.net/publication/277703502_Intelligent_Decision_Support_Systems (дата обращения: 04.10.2023).
182. PwC (2023). Sizing the Prize: What's the Real Value of AI for Your Business and How Can You Capitalise? – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.pwc.com.au/government/pwc-ai-analysis-sizing-the-prize-report.pdf> (дата обращения: 15.08.2024).
183. Rajkumar, R. Cyber-physical systems: The next computing revolution / R. Rajkumar, et al. // In Design Automation Conference. – 2024. – pp. 731-736.
184. Riegler, M. Architecture for Self-protective Medical Cyber-Physical Systems / M. Riegler, J. Sametingler, J. W. Rozenblit // International Conference on Database and Expert Systems Applications. – Cham: Springer Nature Switzerland, 2023. – С. 57-66.
185. Rigby, D. K. Embracing Agile: How to Master the Process That's Transforming Management / D. K. Rigby, J. Sutherland, H. Takeuchi // Harvard Business Review. – 2016. – № 94(5). – pp. 40–50.
186. Rogers, E. M. Diffusion of Innovations. – NY. : Free Press, 1962. – 580 pp.

187. Russell, S. J., & Norvig, P. (2023). Artificial Intelligence: A Modern Approach (4th ed.). Pearson Education. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа:

https://api.pageplace.de/preview/DT0400.9781292401171_A41586057/preview-9781292401171_A41586057.pdf (дата обращения: 19.08.2024).

188. Samiri, M. Y. Un système d'aide à la décision basé produit intelligent et logique floue pour le ciblage des conteneurs à risques / M. Y. Samiri, M. Abourraja. – 2016. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.researchgate.net/publication/341458685_Systeme_d%27aide_a_la_Decision_a_base_de_Logique_Floue_Application_a_l%27Agriculture_Intelligente (дата обращения: 14.10.2023).

189. Schaltegger, S. Business Cases for Sustainability: The Role of Business Model Innovation for Corporate Sustainability / S. Schaltegger, F. Lüdeke-Freund, E. G. Hansen // International Journal of Innovation and Sustainable Development. – 2012. – № 6(2). – pp. 95-119.

190. Sha, L., et al. Cyber-physical systems: A new frontier. 2008. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.researchgate.net/publication/4346014_Cyber-Physical_Systems_A_New_Frontier (Дата обращения: 14.08.2023).

191. Shishvan, O. R. Machine intelligence in healthcare and medical cyber physical systems: A survey / O. R. Shishvan, D. S. Zois, T. Soyata // IEEE Access. – 2018. – Т. 6. – С. 46419-46494.

192. Siemens AG. MindSphere: Building Digital Ecosystems for Industrial Innovation. – Siemens Whitepaper, 2020. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://siemens.com> (Дата обращения: 05.04.2024).

193. Silva, L. C. A model-based architecture for testing medical cyber-physical systems / L. C. Silva, et al. // Proceedings of the 29th Annual ACM Symposium on Applied Computing. – 2024. – С. 25-30.

194. Simon, H. A. Administrative Behavior 4th edn. – New York: The Free Press, 1997. – 368 pp.

195. Simon, H. A. The New Science of Management Decision 3rd edn. – NJ: Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1960. – 72 pp.
196. Sutherland, J. Scrum: The Art of Doing Twice the Work in Half the Time. – London : Rh Business Books, 2015. – 260 pp.
197. Teece, D. J. Dynamic Capabilities and Strategic Management / D. J. Teece, G. Pisano, A. Shuen // Strategic Management Journal. – 1997. – № 18(7). – pp. 509-533.
198. Toyota. Внедрение систем управления знаниями на производстве: внутренний отчет компании. – 2020. – 45 с.
199. Van der Aalst W. M. P. Robotic Process Automation / W. M. P. Van der Aalst, M. Bichler, A. Heinzl // Business & Information Systems Engineering. – 2018. – № 60(4). – DOI:10.1007/s12599-018-0542-4
200. Walmart and Gartner. Big Data Analytics in Retail Supply Chain Optimization. – Gartner Research, 2023. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://gartner.com> (Дата обращения: 14.08.2023).
201. Wang, J. A secured health care application architecture for cyber-physical systems / J. Wang, H. Abid, S. Lee, L. Shu, F. Xia // Control Engineering and Applied Informatics 2011. – № 13(3).
202. Webiomed. Trends in AI in Russian Healthcare: Review and Market Analysis. Петрозаводск: Кардиокад, 2023. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://webiomed.ai> (дата обращения: 27.01.2025).
203. Wu, F. J. From wireless sensor networks towards cyber physical systems / F. J. Wu, Y. F. Kao, Y. C. Tseng // Pervasive Mob. Comput. – 2021. – № 7(4). – pp. 397–413.
204. Zabranskyi, M. Challenges and Prospects of Implementing AI in Strategic Management / M. Zabranskyi // Conference: Grundlagen Der Modernen Wissenschaftlichen Forschung. – 2024. – DOI:10.36074/logos-24.05.2024.013

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Обзор стандартов, регламентов и инструментов управления ИИ в бизнес-процессах

Наименование	Разработчик (страна/организация)	Краткое описание	Применение в управлении бизнес-процессами	Академическая и прикладная значимость
EU AI Act (Регламент ЕС об ИИ)	Европейский Союз (ЕС)	Законодательная рамка ЕС по ИИ, вводящая риск-ориентированный подход к регулированию. Запрещает определенные опасные применения ИИ и классифицирует системы ИИ по уровням риска (неприемлемый, высокий, ограниченный, минимальный). Для «высокорисковых» систем требует соблюдения строгих требований – управления рисками, качества данных, логирования, документации, прозрачности, человеческого контроля и кибербезопасности.	Регламентирует использование ИИ в бизнес-процессах на территории ЕС. Например, системы ИИ для найма сотрудников, кредитного скоринга, управления персоналом или критической инфраструктуры будут считаться высокорисковыми и должны соответствовать требованиям по оценке и минимизации рисков перед внедрением в процессы.	Является первым комплексным законом об ИИ: в академической среде служит кейсом по этике и управлению ИИ, а в прикладном плане заставляет компании адаптировать бизнес-процессы с ИИ под новые нормы. Ожидается, что Act задаст глобальный ориентир для регулирования ИИ, аналогично влиянию GDPR на управление данными.
ISO/IEC 42001:2023 (Artificial Intelligence Management System)	ISO/IEC JTC 1/SC 42 (международный стандарт)	Первый международный стандарт системы менеджмента ИИ. Опубликован в декабре 2023 г., он предоставляет рекомендации для организаций по разработке, внедрению и постоянному улучшению систем управления ИИ (AIMS). Стандарт охватывает весь жизненный цикл ИИ – от концепции до эксплуатации – и включает требования к прозрачности, ответственности, выявлению и смягчению bias (предубеждений), обеспечению безопасности и конфиденциальности при работе с ИИ.	Используется для интеграции ИИ в бизнес-процессы организационно и безопасно. Задаёт структуру политики и процессов (аналогично ISO 9001 для качества) для управления проектами ИИ в компании: от оценки рисков до управления данными и контроля качества моделей. Помогает выстроить процессы разработки и внедрения ИИ в бизнес-функции с учетом корпоративных целей и требований.	Имеет большое значение как в академических исследованиях по управлению ИИ, так и на практике. Академически – формализует лучший опыт (best practices) применения ИИ, служит базой для исследований в области корпоративного управления ИИ. Прикладное значение – компании могут сертифицироваться по ISO 42001 для демонстрации ответственного использования ИИ, повышая доверие и соблюдение регуляторных требований. Это способствует более широкому и безопасному внедрению ИИ в бизнес-процессы.
ISO/IEC 23894:2023 (Guidance on AI Risk Management)	ISO/IEC JTC 1/SC 42 (международный стандарт)	Международный стандарт, предлагающий всестороннюю методiku управления рисками при создании и эксплуатации систем ИИ. Предоставляет организациям фундаментальные рекомендации по интеграции процессов менеджмента рисков на всех этапах жизненного цикла ИИ. В стандарте учитываются особые риски, свойственные ИИ (например, самодействующее обучение, автономные решения) и описываются процедуры	Применяется при внедрении ИИ в бизнес-процессы для обеспечения их надёжности и этичности. Например, при добавлении ML-модели в процесс принятия решений (кредитование, диагностика и пр.) данный стандарт помогает выявить риски — от смещения данных до угроз безопасности — и встроить меры по управлению ими. Таким образом, процессы с участием ИИ соответствуют принципам надёжности и доверия.	Значим как академически (поскольку задаёт рамки для исследований в области риска и безопасности ИИ), так и практически – даёт организациям понятный фреймворк для управления рисками, связанными с ИИ. На практике помогает соблюсти требования регуляторов и заказчиков к безопасному использованию ИИ (в том числе перекликается с требованиями Act ЕС по управлению рисками). В итоге способствует более ответственному интегрированию ИИ в бизнес-практики.

		идентификации, оценки и смягчения таких рисков.		
NIST AI Risk Management Framework (AI RMF) 1.0	NIST (США)	Рамочный документ от Национального института стандартов и технологий США для добровольного применения. Разработан совместно с бизнесом и государством, выпущен в январе 2023 г. Цель – улучшить способность организаций учитывать свойства «надежного» ИИ (trustworthiness) при проектировании, разработке, внедрении и оценке AI-систем. Фреймворк задает структуру из четырёх функций (по аналогии с киберрисками): Map (идентификация рисков ИИ), Measure (измерение/оценка), Manage (управление) и Govern (организационное обеспечение), с учетом социальных и технических аспектов.	Применяется в управлении бизнес-процессами для систематического учета рисков ИИ. Например, при внедрении чатбота или рекомендательной системы в процесс, организация по RMF определяет возможные риски (предвзятость, отказ, утечка данных), оценивает их степень, планирует меры контроля (включая мониторинг модели, защиту данных, обучение персонала) и внедряет корпоративное управление этими мерами. Это снижает вероятность сбоев процесса из-за ИИ и повышает доверие пользователей.	Академическая значимость проявляется в том, что RMF стал основой для исследований и обсуждений в области trustworthy AI, сочетая технические метрики и управление. В прикладном плане – многие компании и органы регулирования опираются на NIST RMF как на бест-практику: он гибкий и отраслевно-независимый, помогающий выстраивать контроль ИИ-рисков наравне с традиционными рисками. Его добровольное применение готовит бизнес-процессы к будущим обязательным требованиям и улучшает качество и ответственность ИИ-систем.
IEEE 2755.2–2020 (Intelligent Process Automation Methodology)	IEEE (США, международная организация)	Рекомендованная практика IEEE для методологии реализации и управления программами интеллектуальной автоматизации процессов (Software-Based Intelligent Process Automation, SBIPA). Стандарт представляет комплексную методику планирования и внедрения IPA – от исследования возможностей и разработки стратегии до масштабирования и оптимизации программ роботизации. Опирается на единую терминологию и таксономию, определённую в связанных стандартах (IEEE 2755–2017 и 2755.1–2019), чтобы участники проектов говорили «на одном языке» об автоматизации.	Применяется непосредственно в управлении бизнес-процессами для внедрения RPA и ИИ. Например, крупная компания, стремящаяся автоматизировать back-office процессы, может следовать методике из стандарта: оценить, какие задачи подходят для RPA/ИИ, выбрать инструменты, поэтапно внедрить ботов, наладить мониторинг их работы и управление изменениями. Стандарт обеспечивает системный подход, чтобы автоматизация с ИИ была устойчивой и управляемой (от пилота до масштабирования на предприятии).	Данный стандарт важен для академиков как формализация знаний в области Intelligent BPM и RPA: его используют как основу учебных кейсов по цифровой трансформации. Для практиков он задает нейтральный, vendor-independent план действий по внедрению IPA, повышая шанс успеха проектов. Компании, следуя ему, снижают риски хаотичной роботизации и достигают окупаемости инвестиций в AI/RPA быстрее за счёт лучших практик.
ГОСТ Р 59898–2021 «Оценка качества систем искусственного интеллекта. Общие положения»	Росстандарт (Россия)	Национальный стандарт РФ, устанавливающий методику обеспечения и оценки качества AI-систем. Распространяется на все системы, использующие методы ИИ (включая алгоритмы машинного обучения и экспертные системы) для решения практических задач. В стандарте введены общие критерии качества ИИ-систем – точность, надёжность, устойчивость, и др., а также рекомендации по процедурам	Применяется при разработке и внедрении AI-модулей в бизнес-процессы, чтобы обеспечить должное качество результатов. Например, при внедрении модели прогнозирования спроса или классификатора заявок в процесс, по ГОСТ проводится оценка их качества (метрики точности, ошибок, устойчивости к вариативности данных). Стандарт может использоваться для	Значимость в академическом плане – способствует унификации терминологии и критериев качества ИИ, что облегчает сравнение исследований и разработок. Для индустрии – дает понятный набор требований к AI-продуктам на национальном уровне, повышая доверие со стороны заказчиков и регулирующих органов. Следование ГОСТ 59898–2021 при внедрении ИИ в процессы помогает организациям избежать

		тестирования, верификации и валидации таких систем на соответствие требуемым показателям.	сертификации решений ИИ перед их интеграцией в критичные бизнес-процессы (например, в медицине, образовании, промышленности).	ошибок и повысить эффективность системы за счёт гарантий минимального уровня качества.
CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining)	Консорциум компаний (DaimlerChrysler, SPSS, NCR и др.; EC/США)	Де-факто стандартная модель процесса построения решений на основе данных. CRISP-DM – наиболее распространённая методология анализа данных. Жизненный цикл проекта данных разделён на 6 фаз: понимание бизнеса, понимание данных, подготовка данных, моделирование, оценка и внедрение результата. Методология независима от предметной области и инструментария, предлагая пошаговый подход от формулировки бизнес-задачи и сбора данных до развертывания модели в бизнес-процесс.	Используется при реализации проектов Data Science и ИИ внутри компаний для решения бизнес-задач. В управлении процессами CRISP-DM помогает структурировать работу над внедрением ИИ: например, при автоматизации процесса выявления мошенничества команда следует фазам CRISP-DM, начиная с определения требований бизнеса и заканчивая интеграцией обученной ML-модели в workflow банка. Таким образом, бизнес-процессы обогащаются аналитикой данных по понятной схеме.	Академическая значимость огромна – CRISP-DM описан во множестве учебников и исследован в литературе как классический процессный подход к Data Mining. Практическая значимость подтверждена временем: несмотря на появление новых методик, CRISP-DM по опросам остаётся наиболее популярным подходом в индустрии для проектов анализа данных. Благодаря ему бизнес и IT-специалисты говорят на одном языке при внедрении ИИ, что повышает процент успешных проектов и перенос решений из пилота в эксплуатацию.
BPMN 2.0 + AI (интеллектуальное BPM)	Object Management Group (OMG, международная) + концепции AI	BPMN 2.0 – современный стандарт графического моделирования бизнес-процессов любой сложности. Он предоставляет нотацию для описания процесса в виде диаграммы с событиями, задачами, шлюзами и т. д., понятную бизнесу и ИТ. С внедрением ИИ BPMN-модели дополняются интеллектуальными элементами: на определенных шагах процесса выполняются AI-модули (например, принятие решения на основе ML-модели, предиктивная аналитика, чат-боты). Такой симбиоз привёл к концепции iBPM – интеллектуального управления бизнес-процессами. В iBPM системы способны на самооптимизацию, адаптацию к условиям и принятие решений на основе данных.	Применение BPMN с ИИ проявляется в автоматизации и улучшении сложных сквозных процессов. Например, процесс обработки заявок клиента, смоделированный в BPMN, можно обогатить ИИ: добавить этап интеллектуального OCR для чтения документов, решение о выдаче кредита поручить ML-модели, а исключения обрабатывать человеком. Диаграмма BPMN остается описанием процесса, но фактическое исполнение становится более "умным". В управлении бизнес-процессами это позволяет оперативно перенастраивать правила за счёт переобучения моделей, выполнять прогнозные мониторинг процессов (process mining с AI) и т. п.	В академической сфере BPMN+AI – популярное направление исследований (динамические и самонастраивающиеся процессы, автономные рабочие процессы). Практически же большинство коммерческих BPM-систем эволюционировали в iBPMs, добавив AI: это повысило эффективность, скорость и гибкость процессов. Организации получают конкурентные преимущества, используя сочетание понятной нотации BPMN и мощности ИИ – процессы быстрее реагируют на изменения, могут предоставлять персонализированные решения и постоянно улучшаться на основе данных.
IBM Watson (платформа ИИ)	IBM (США)	Комплексная платформа ИИ от IBM, включающая набор инструментов для машинного обучения, обработки естественного языка, знаний и др. Известна благодаря системе, победившей в викторине Jeopardy! сегодня Watson предлагает облачные сервисы ИИ для бизнеса. В частности, новое решение IBM watsonx Orchestrate позволяет	Watson применяется во многих бизнес-процессах как «мозг» для автоматизации знаний. Например, в клиентской поддержке Watson служит движком чатботов, понимающих вопросы на естественном языке и дающих ответы; в банковских процессах – помогает анализировать риски по заявкам; в логистике – оптимизирует цепочки	Академически Watson стал символом успехов ИИ в бизнесе, стимулировал множество исследований (по QA-системам, диалоговым ИИ, объяснимости и т. д.). Прикладная значимость: IBM Watson одна из первых предложила предприятиям удобный доступ к мощным ИИ-моделям, тем самым ускорив внедрение ИИ в практику. Многие

		«запустить ИИ на работу» – создавать и управлять интеллектуальными ассистентами и агентами, которые автоматизируют рабочие процессы и задачи с помощью генеративного ИИ. Результат – меньше ручного труда, быстрее принятие решений и более эффективная работа бизнеса.	поставок на основе прогнозов. Также Watson интегрируется в BPM-системы (например, IBM Business Automation Workflow) для расширения шагов процесса когнитивными функциями – классификацией документов, принятия решения ИИ или поиском информации.	компании воспользовались Watson для цифровой трансформации процессов (медицина, финансы, образование), а сам бренд “Watson” стал синонимом корпоративного ИИ. Платформа продолжает развиваться (например, интеграция генеративных моделей) и остается важным игроком, определяя стандарты корпоративных AI-решений.
UiPath (Robotic Process Automation + AI)	UiPath (США/Романия)	Одна из ведущих платформ RPA, предоставляющая инструменты для разработки программных роботов, автоматизирующих рутинные задачи. UiPath активно интегрирует возможности ИИ: встроены модули Computer Vision для распознавания экранных элементов, AI Center для подключения и обучения ML-моделей, Document Understanding для интеллектуального считывания документов и пр. Это сочетание RPA и AI позволяет автоматизировать не только строгие, шаблонные задачи, но и более сложные, требующие «понимания». Как отмечает сама компания, объединяя способность RPA выполнять рутинные операции с когнитивными возможностями ИИ, можно оптимизировать рабочие процессы, повысить эффективность и значительно увеличить продуктивность.	UiPath широко применяется для оптимизации бизнес-процессов в самых разных сферах. В банковском деле с помощью UiPath автоматизируют проверку документов клиентов, в ритейле – обновление остатков и цен, в телекоммуникациях – обработку заявок абонентов. Интеграция ИИ позволяет решать задачи вроде классификации писем и маршрутизации в процессах обслуживания клиентов, проверки счетов-фактур на аномалии и т. д. По сути, UiPath становится «цифровым работником», выполняющим часть этапов бизнес-процесса: система оркестрации UiPath может запускать нужных ботов по расписанию или событиям, встраиваясь в общий workflow организации.	Для науки и образования платформа UiPath служит кейсом по Huregautomation – сочетанию RPA, AI и BPM. Исследуются вопросы эффективного взаимодействия человека и бота, распределения задач, обеспечения надежности таких систем. Практически UiPath – лидер рынка RPA, его распространение привело к массовой роботизации офисных процессов в Fortune 500 компаниях. Это привело к сокращению издержек и ошибок, высвобождению сотрудников от рутинных операций. Благодаря добавлению AI функциональности, платформа поддерживает тренд на интеллектуальную автоматизацию, позволяя бизнесу быстро получать выгоду от ИИ без разработки с нуля.
SAP Business AI (AI в продуктах SAP)	SAP (Германия)	Набор интегрированных решений ИИ внутри бизнес-платформ SAP. SAP встраивает AI-функции напрямую в свои приложения (ERP, CRM и др.), что «озаряет» традиционные бизнес-процессы интеллектом. В портфеле SAP более 130 сценариев использования AI, охватывающих все функции – от снабжения и производства до финансов и HR. Например, SAP Leonardo (ныне эволюционировавший в SAP AI Core) предлагал инструменты машинного обучения, IoT и big data для улучшения процессов. Конкретные возможности SAP	Применение – улучшение эффективности и точности стандартных бизнес-процессов за счёт ИИ. В управлении процессами предприятия SAP AI обеспечивает, к примеру, автоматическое сопоставление счетов и платежей (уменьшая ручной труд в бухгалтерии), обнаружение аномалий в транзакциях (для контроля и аудита), персонализированные рекомендации клиентам в SAP C/4HANA (маркетинг и продажи) и прогнозное техобслуживание оборудования в SAP PM. Поскольку решения SAP охватывают множество процессов, встраивание	Академическая значимость: интеграция ИИ в ERP-системы – предмет исследований по Intelligent Enterprise. Исследуются вопросы принятия AI на уровне пользователей, изменение рабочих практик, ROI таких внедрений. Прикладная значимость: SAP – крупный игрок корпоративного ПО, и включение AI-функций приносит ИИ в тысячи компаний “из коробки”. Это ускоряет цифровую трансформацию: компании получают выгоды от ИИ (экономия средств, ускорение процессов, новые аналитические инсайты) без отдельной разработки. SAP Business AI, особенно новый

		Business AI включают: интеллектуальный подбор персонала в SuccessFactors, прогнозирование спроса и управление запасами в S/4HANA с помощью ML, автоматизация счетов и платежей (SAP Cash Application) и т. д. Эти AI-решения работают в контексте ERP, используя все богатые бизнес-данные компании.	ИИ на их платформе означает масштабное повышение уровня автоматизации и принятия решений на данных по всей организации.	ассистент Joule, демонстрирует, как крупные платформы делают ИИ неотъемлемой частью бизнес-процессов, повышая конкурентоспособность пользователей SAP.
Microsoft Power Platform (с AI Builder)	Microsoft (США)	Низко кодовая платформа Microsoft для автоматизации и разработки приложений, включающая инструменты: Power BI (аналитика), Power Apps (создание приложений), Power Automate (автоматизация рабочих процессов и RPA) и Power Virtual Agents (чатботы). Компонент AI Builder в составе Power Platform добавляет возможности ИИ: позволяет без программирования создавать и использовать модели ИИ для оптимизации бизнес-процессов. Доступны как пред обученные AI-модели для типовых задач (распознавание текста, объектов на изображениях, прогнозы), так и конструктор для собственных моделей. Power Platform также интегрирует когнитивные сервисы Azure и недавние возможности GPT-4 через AI Copilot.	Применяется для быстрой автоматизации подразделениями бизнеса (концепция citizen development). В процессном управлении Power Platform используется для цифровизации ручных шагов процесса: например, с помощью Power Automate сотрудники строят поток, который автоматически принимает письмо от клиента, извлекает данные заявки через AI Builder (OCR + классификация), затем создаёт запись в CRM и уведомляет менеджера – весь процесс выполняется без участия человека. AI-модели могут встраиваться прямо в шаги процесса (решение «одобрить/отклонить» на базе ML, предсказание вероятности срыва сделки и т. д.). Инструменты Power Platform оркеструют эти действия, подключаясь к другим системам (ERP, базы данных) для сквозного выполнения.	Академическая значимость: Power Platform иллюстрирует тренд демократизации ИИ – исследуется, как non-IT специалисты могут создавать решения с ИИ, и как это влияет на бизнес-IT ландшафт. Прикладная: благодаря знакомому интерфейсу (как в Office) платформа получила широкое распространение в компаниях для улучшения локальных процессов без долгих IT-проектов. Бизнес-пользователи сами внедряют ИИ в свои потоки работ, сокращая время и затраты. Это привело к множеству кейсов повышения эффективности: от автоматизации отчётности до управления заявками с помощью чатботов. Microsoft Power Platform с AI способствует массовому внедрению ИИ в малых и средних процессах, дополняя стратегические инициативы крупного масштаба.

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Обозначения переменных модели оценки эффективности внедрения авторской методики и единицы их измерения

№	Показатель	Характеристика
1	N0	годовой объём операций в рамках анализируемого процесса (единиц/год).
2	T0	среднее время выполнения одной операции (минуты или часы).
3	H0	исходная трудоёмкость процесса, определяемая как произведение объёма операций на среднюю длительность (часы/год).
4	Chr	стоимость одного часа рабочего времени персонала (руб./час).
5	Labor0	годовые затраты труда персонала в денежном выражении (руб./год).
6	E0	доля операций, сопряжённых с ошибками (доля от 0 до 1).
7	Cerr	средняя стоимость устранения одной ошибки (руб./ошибка).
8	ErrorCost0	совокупная стоимость ошибок в рамках процесса (руб./год).
9	Cost0	общие затраты процесса до внедрения ИИ (руб./год).

ПРИЛОЖЕНИЕ В

Структура и обоснование объёма операций процесса распределения ресурсов N0=50000 операций в год

Вид операции процесса распределения ресурсов	Обозначение операции	Примерное количество операций в день, ед.	Принятое число рабочих дней в году, дни	Годовой объём операций, ед.	Доля в общем объёме, %
Запись пациента на приём	Nрег	120	250	30 000	60,0
Перенос записи	Nпер	40	250	10 000	20,0
Отмена записи	Nотм	20	250	5 000	10,0
Корректировка расписания и слотов	Nкорр	20	250	5 000	10,0
Итого объём операций процесса	Нитого	200	250	50 000	100,0

ПРИЛОЖЕНИЕ Г

Расчёт денежных потоков, дисконтированных значений и интегральных показателей по сценариям

Таблица. Негативный сценарий (ставка дисконтирования 10 %, CAPEX = 2,575 млн руб., CF ежегодно = 0,019125 млн руб.)

Период	Первоначальные затраты, млн руб.	Денежный доход, млн руб.	Денежный расход, млн руб.	Денежный поток (CF), млн руб.	Дисконтированный денежный поток, млн руб.
0	-2,575	0,000	0,000	-2,575	-2,575
1	0,000	0,019	0,000	0,019	0,017
2	0,000	0,019	0,000	0,019	0,016
3	0,000	0,019	0,000	0,019	0,014
4	0,000	0,019	0,000	0,019	0,013
5	0,000	0,019	0,000	0,019	0,012

NPV = -2,50 млн руб.

PI = 0,03

IRR < 0 %

Таблица. Оптимальный сценарий

(ставка дисконтирования 10 %, CAPEX = 2,575 млн руб., CF ежегодно = 1,395625 млн руб.)

Период	Первоначальные затраты, млн руб.	Денежный доход, млн руб.	Денежный расход, млн руб.	Денежный поток (CF), млн руб.	Дисконтированный денежный поток, млн руб.
0	-2,575	0,000	0,000	-2,575	-2,575
1	0,000	1,396	0,000	1,396	1,268
2	0,000	1,396	0,000	1,396	1,153
3	0,000	1,396	0,000	1,396	1,049
4	0,000	1,396	0,000	1,396	0,953
5	0,000	1,396	0,000	1,396	0,867

NPV = 2,72 млн руб.

PI = 2,05

IRR ≈ 46 %