

На правах рукописи

Казаченко Кирилл Владимирович

**СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ УПРАВЛЕНИЯ ИННОВАЦИОННЫМ
РАЗВИТИЕМ ОРГАНИЗАЦИИ В КОНТЕКСТЕ ЦИФРОВОЙ
ТРАНСФОРМАЦИИ**

5.2.6. Менеджмент

ДИССЕРТАЦИЯ

на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель:
доктор экономических наук, профессор,
Голубецкая Наталья Петровна

Санкт-Петербург

2026

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
1 ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ УПРАВЛЕНИЯ ИННОВАЦИЯМИ В УСЛОВИЯХ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ	13
1.1 Эволюция научных взглядов на использование методов искусственного интеллекта и больших данных в процессе управления инновациями	13
1.2..... Современные тенденции цифровой трансформации и ее влияние на управление инновациями	22
ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 1	41
2 АНАЛИЗ НАПРАВЛЕНИЙ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СИСТЕМЕ УПРАВЛЕНИЯ ИННОВАЦИОННЫМ РАЗВИТИЕМ ОРГАНИЗАЦИИ	43
2.1 Систематизация существующих подходов к использованию методов искусственного интеллекта и больших данных в процессе управления инновациями	43
2.2 Принципы адаптивного управления инновациями с использованием технологий искусственного интеллекта	57
2.3 Обоснование необходимости совершенствования управления инновационным развитием организации на основе методов искусственного интеллекта.....	66
ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 2	82
3 ИНТЕГРАЦИЯ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СИСТЕМУ УПРАВЛЕНИЯ ИННОВАЦИОННЫМ РАЗВИТИЕМ ОРГАНИЗАЦИИ В ЦЕЛЯХ ЕГО СОВЕРШЕНСТВОВАНИЯ.....	84
3.1 Методический подход к совершенствованию системы управления инновационным развитием организации путём интеграции методов искусственного интеллекта	84
3.2 Разработка модели интеграции методов искусственного интеллекта в систему управления инновационным развитием организаций	91
ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 3	119
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	120
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	123
ПРИЛОЖЕНИЕ А	140
ПРИЛОЖЕНИЕ Б.....	142

ПРИЛОЖЕНИЕ В	143
ПРИЛОЖЕНИЕ Г	145
ПРИЛОЖЕНИЕ Д	147
ПРИЛОЖЕНИЕ Е.....	149
ПРИЛОЖЕНИЕ Ж	151
ПРИЛОЖЕНИЕ З	153
ПРИЛОЖЕНИЕ И	155
ПРИЛОЖЕНИЕ К	157
ПРИЛОЖЕНИЕ Л	159

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. В современном мире, характеризующемся бурным развитием цифровых технологий, ускоряются процессы разработки и вывода на рынок новых инновационных продуктов и услуг. При этом заметно усиливается конкуренция в сфере инноваций, требующая от организаций наличия в их управленческом арсенале эффективных цифровых инструментов, обеспечивающих обработку и анализ информации для принятия обоснованных управленческих решений. В то же время, расширение цифровой трансформации оказывает непосредственное влияние на характер разработок, осуществляемых в области технологических инноваций, что предполагает изменения в стратегии управления организацией на основе анализа больших данных, выявления скрытых тенденций в поведении участников рынка и составления точных прогнозов развития ситуации на рынке инновационной продукции. Изменения, обусловленные цифровой трансформацией, происходят также в системе инновационного менеджмента, что предъявляет новые требования к процессам принятия управленческих решений, обеспечивающих результативность деятельности на всех стадиях инновационного цикла проектов, реализуемых организацией.

Это предопределяет необходимость теоретико-методического переосмысления содержания процессов управления, ориентированного на инновационное развитие организации на основе глубокой интеграции цифровых технологий, и прежде всего – технологий искусственного интеллекта (далее ИИ), в деятельность по созданию и коммерциализации инноваций, включая их разработку, оценку и масштабирование, осуществляемую в непрерывном, самообучающемся режиме.

Проблема совершенствования управления инновационным развитием организации на основе методов искусственного интеллекта обладает высокой научно-практической значимостью, что определяется важностью расширения базовых теоретических представлений об использовании ИИ-технологий при решении различных управленческих задач, направленных на формирование

методических и инструментальных подходов, позволяющих минимизировать цифровые риски и обеспечивать устойчивое развитие организации в условиях экономической и социальной нестабильности.

При этом менеджмент современных отечественных организаций нередко оказывается перед лицом серьезных институциональных и технологических барьеров, обусловленных фрагментарностью цифровой инфраструктуры, недостатком цифровых компетенций у работников, а также несоответствием имеющегося методического и прикладного инструментария разработки ИИ-инициатив и оценки их эффективности потребностям трансформирующейся внутренней и внешней среды.

Наличие отмеченных проблем в области инновационного развития определяет актуальность данного диссертационного исследования, направленного на разработку комплексного теоретико-методического подхода, обеспечивающего интеграцию методов искусственного интеллекта в систему управления современной организацией.

Степень разработанности научной проблемы. Вопросы управления инновационным развитием организации рассматривались рядом ученых, в рамках как классического, так и современного подходов к данной проблематике. Среди них можно выделить труды А.Г. Бездудной, А.С. Будагова, И.Г. Головцовой, Е.А. Горбашко, О.В. Калининой, Ю.Б. Костровой, Т.Г. Максимовой, Д.А. Олейника, Е.В. Песоцкой, И.Г. Сергеевой, Н.Н. Трофимовой, И.П. Фировой, О.Ю. Шибаршиной и др.

Теоретические и практические аспекты применения методов искусственного интеллекта в управлении инновационным развитием нашли отражение в многочисленных работах отечественных и зарубежных исследователей. Так, S. Battiston, J. D. Farmer, D. Foley, N. Gilbert, C. Hommes, опираясь на концепции поведенческой макроэкономики, теорию сложных систем и агент-ориентированное моделирование, предложили концептуальные модели интеграции ИИ для поддержки управленческих решений в условиях высокой неопределённости и системных рисков.

Значительный вклад в исследование возможностей алгоритмов машинного обучения и когнитивного управления внесены такими отечественными учёными, как В.В. Бова, А.И. Бредихин, Е.В. Брызгалина, О.О. Варламов, Н.В. Городнова, Т.С. Колмыкова, П.М. Лукичев, Л.А. Третьякова. Их труды посвящены применению методов обработки естественного языка, сверточных и нейронечётких сетей для кластеризации текстовых данных, прогнозирования спроса и оптимизации цепочек поставок, что подчёркивает роль ИИ в повышении эффективности управленческих решений.

Теоретико-методологические основы оценки цифровой зрелости организаций и интеграции нейросетевых технологий были сформированы в трудах П.А. Аркина, П.Н. Дяковского, И.Г. Захаровой, Ю.А. Золушкина, С.А. Иноземцевой, И.Г. Сергеевой, А.Ю. Румянцевой. В соответствии с действующими стратегическими ориентирами цифровой трансформации в нашей стране ими также были предложены методики диагностики цифровой готовности и алгоритмы внедрения когнитивных моделей прогнозирования в управленческие системы.

Отдельным аспектам формирования цифровых платформ и применения предиктивной аналитики для стратегического и операционного управления посвящены работы А.В. Воронцовского, Г.А. Есенковой, О.Д. Казакова, Л.С. Кобелевой, М.А. Ковшова, Г.Б. Коровина, Н.В. Кургановой, Д.С. Курникова, Т.Г. Максимовой, Е.Ю. Плешаковой, В.П. Семенова, О.Г. Смешко, О.Ю. Шпак.

Современные подходы к стратегическому управлению, учитывающие рост динамизма внешней среды и основанные на применении цифровых технологий, представлены в исследованиях Н.П. Голубецкой, В.А. Мордовца и Е.А. Яковлевой, которые обосновали связь между интеграцией ИИ, уровнем цифровой зрелости и устойчивым развитием организации.

Несмотря на сформированный теоретико-методический фундамент, остаются недостаточно изученными вопросы, связанные с разработкой и

применением универсальных адаптивных методов интеграции ИИ в процессы управления инновационным развитием организации, что указывает на потребность в исследованиях, направленных на совершенствование системы управления инновациями на основе гибких ИИ-моделей, способных обеспечить устойчивую поддержку управленческих решений в условиях цифровой трансформации. Это определяет выбор темы, постановку цели и задач научно-квалификационной работы.

Целью исследования является разработка комплекса теоретико-методических положений и практических рекомендаций по совершенствованию управления инновационным развитием организации на основе интеграции методов искусственного интеллекта в систему менеджмента с использованием возможностей цифровой трансформации.

В соответствии с целью исследования в диссертации были поставлены следующие **задачи**:

1. Расширить понятийно-категориальный аппарат управления инновационным развитием организации в условиях цифровой трансформации.
2. Выделить управленческие контуры цифровой трансформации организации.
3. Представить комплекс принципов адаптивного управления инновациями с применением методов искусственного интеллекта.
4. Сформировать методический подход к управлению инновационным развитием организации с использованием методов искусственного интеллекта.
5. Разработать интеграционную модель управления инновационным развитием организации, опирающуюся на методы ИИ.
6. Предложить управленческий инструментарий совершенствования инновационного развития организации.

Объектом исследования выступают отечественные организации, осуществляющие инновационное развитие в условиях цифровой трансформации.

Предмет исследования – совокупность процессов, обеспечивающих совершенствование инновационного развития организации на основе использования методов искусственного интеллекта.

Теоретическую основу исследования составили базовые положения теории менеджмента и теории инноваций, стратегического управления, а также фундаментальные и прикладные исследования в области инновационного развития, как на уровне организации в целом, так и в разрезе отдельных управленческих процессов и цифровых решений.

Методологическая основа исследования сформирована благодаря применению системного, ретроспективного и сравнительного анализа данных, структуризации и классификации, а также экономико-статистических методов, включая имитационное моделирование, системную архитектурную логику цифровых платформ, прогнозирование тенденций и эмпирическое обобщение на базе сравнения альтернативных алгоритмических подходов и использования процедур эмпирического тестирования.

Информационная база исследования представлена научными и периодическими изданиями, размещенными в российских и международных базах научного цитирования, данными Федеральной службы государственной статистики, обзорами и аналитическими материалами крупных консалтинговых и исследовательских организаций, материалами из открытых источников сети Интернет (включая ежегодные и аналитические отчеты организаций в области инновационной деятельности и реализации стратегий цифровой трансформации), а также нормативно-правовыми актами в области цифровой трансформации.

Обоснованность и достоверность результатов исследования подтверждается использованием большого массива открытых опубликованных данных, включая официальные документы российских и международных организаций, учетом положений российских правовых актов, согласованностью результатов с современной практикой управления организацией в условиях цифровой трансформации, а также положительными

результатами внедрения основных научных результатов в практической деятельности российских организаций.

Соответствие диссертации паспорту научной специальности.

Диссертация соответствует Паспорту научной специальности 5.2.6. Менеджмент, в части пунктов: п. 19. Управление инновациями. Инновационные способности фирмы. Управление организационными и технологическими инновациями. Межорганизационные формы управления инновациями; п. 26. Управление организацией в контексте цифровой трансформации. Стратегии и методы цифровой трансформации бизнеса; п. 27. Управление данными в организации. Применение методов искусственного интеллекта и «больших данных» в менеджменте.

Научная новизна исследования заключается в разработке комплекса теоретико-методических положений и практических рекомендаций по совершенствованию управления инновационным развитием организации на основе адаптивной интеграции методов искусственного интеллекта в систему датацентричного менеджмента, обеспечиваемого моделированием и алгоритмизацией управленческих процессов в рамках инновационного цикла и использованием соответствующей дорожной карты, что формирует сквозной управленческий контур, объединяющий в единую систему действия на всех уровнях управления инновациями.

Наиболее существенные результаты исследования, обладающие научной новизной и полученные лично соискателем, представлены в следующих положениях:

1. Расширен понятийно-категориальный аппарат управления инновационным развитием организации в условиях цифровой трансформации за счет его дополнения понятиями датацентричного управления инновациями и адаптивной интеграции методов искусственного интеллекта, с точки зрения их влияния на интеграционную зрелость цифровых технологий и инноваций организации.

2. Выделены управленческие контуры цифровой трансформации организации, содержание которых позволяет определять приоритеты управления ее инновационным развитием в разрезе технологического, процессного, поведенческого и экосистемного направлений, что конкретизируется в рамках комплексной сквозной оценки уровня развития интеграционной зрелости и дифференцирует действия менеджмента в процессе управления инновациями.

3. Представлен комплекс принципов адаптивного управления инновациями с применением методов искусственного интеллекта, отличающихся их соответствием текущим требованиям к инновационному развитию организации, наличием адаптивных характеристик и возможностью непрерывной настройки и модификации, а также определен порядок их отбора, что обеспечивает системный подход к управлению инновационным развитием организации с учётом целевых показателей результативности, уровня интеграционной зрелости и характеристик внешней цифровой среды.

4. Сформирован методический подход к управлению инновационным развитием организации с использованием методов искусственного интеллекта, что дополняет существующие подходы учётом специфики реализуемых стадий инновационного цикла, обеспечивая согласованность принимаемых управленческих решений и используемых инструментов управления инновационным развитием на каждой из стадий цикла на базе предложенной матрицы соответствия применяемых цифровых технологий уровням интеграционной зрелости организации.

5. Разработана интеграционная модель управления инновационным развитием организации, опирающаяся на методы ИИ и объединяющая принципы адаптивного управления, систему показателей результативности и интеллектуальные методы обработки информации в единый сквозной управленческий контур, что позволило представить логически обоснованную последовательность действий по управлению инновационными процессами

для повышения гибкости и устойчивости организаций в условиях цифровой трансформации.

б. Предложен управленческий инструментарий совершенствования инновационного развития организации, включающий дорожную карту и алгоритм осуществления инновационных преобразований в области цифровой трансформации, апробированный в деятельности отечественных организаций и показавший перспективность его применения благодаря возможности выявления приоритетов цифровизации и осуществления на основе этого дифференцированного управленческого воздействия для повышения уровня интеграционной зрелости цифровых технологий и инноваций.

Теоретическая значимость диссертационного исследования состоит в развитии теории управления инновациями за счёт расширения ее понятийно-категориального аппарата и обоснования направлений использования возможностей цифровой трансформации для ускорения инновационного цикла благодаря комплексному использованию принципов адаптивного применения методов искусственного интеллекта в рамках эволюции инновационного менеджмента.

Практическая значимость диссертационного исследования заключается в разработке прикладного инструментария для применения методов искусственного интеллекта в процессе управления инновациями, включающего соответствующую дорожную карту и алгоритм ее внедрения, что может без существенной адаптации использоваться организациями различных отраслей и сфер деятельности, менеджмент которых, как и менеджмент организаций, на примере которых была проведена апробация и получены положительные результаты, заинтересован в снижении цифровых и операционных рисков и ускорении инновационного развития.

Апробация результатов исследования. Основные положения диссертационного исследования, включая полученные результаты и выводы, апробированы в рамках более чем 15 научно-практических мероприятий, в числе которых: Национальная научно-практическая конференция

«Современный менеджмент и экономика: проблемы и перспективы развития» (Санкт-Петербург, 2025, 2024, 2023); IV Международная научно-практическая конференция «Государственное и муниципальное управление: актуальные проблемы и современные тренды» (Санкт-Петербург, 2024); Международный круглый стол «Трансформация механизма государства в период становления и развития инновационного электронного государства» (Минск, 2023) и др.

Публикации по теме диссертации. По результатам научных исследований автором опубликовано 18 научных работ, отражающих основные выводы и предложения, в том числе 5 статей, опубликованных в журналах из перечня ВАК РФ, 1 научная публикация в издании, индексируемом в международной базе Scopus. Общий объем публикаций составил 7,4 п.л. (авторский вклад – 6,5 п.л.).

Структура и объем диссертации. Диссертация состоит из введения, трех глав, заключения, списка использованных источников и приложений.

1 ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ УПРАВЛЕНИЯ ИННОВАЦИЯМИ В УСЛОВИЯХ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ

1.1 Эволюция научных взглядов на использование методов искусственного интеллекта и больших данных в процессе управления инновациями

В современном мире, который отличается бурным развитием и внедрением цифровых технологий, ускорились процессы разработки и вывода на рынок новых инновационных продуктов и услуг. При этом заметно усилилась конкуренция в сфере инноваций, которая в настоящее время зависит от наличия в арсенале организаций современных инструментов и методов обработки и анализа экономических данных. Понимание эволюции развития и применения технологий искусственного интеллекта и больших данных дает возможность оценить текущие тенденции в данной области, и на этой основе предсказать будущие изменения в данной отрасли, что помогает организациям сформировать и скорректировать свою стратегию и планы на будущее.

С другой стороны, понимание исторического контента использования данных технологий позволяет более точно определить успешные подходы, которые помогут найти оптимальные управленческие решения и минимизировать возможные риски.

Детальное понимание хода эволюции развития данных технологий позволит организациям создавать и развивать собственную культуру непрерывного обучения и адаптации, что является ключевым фактором устойчивости, а также поддержания организацией постоянной конкурентоспособности на рынке и развития ее инновационного потенциала [123; 129].

В таблице (Приложение А) указаны исследователи, которые заложили теоретические основы разработки и использования искусственного интеллекта.

Так, концепция применения компьютеров для моделирования разумного поведения была впервые изложена Аланом Тьюрингом в 1950 году. В работе «Компьютеры и интеллект» он предложил тест, впоследствии ставший известным как «тест Тьюринга», для оценки способности компьютеров демонстрировать человеческий интеллект. В 1956 году Джон Маккарти описал термин «искусственный интеллект» как «науку и технику создания интеллектуальных машин», и представил концепцию искусственного интеллекта (ИИ) во время Дартмутской конференции, ознаменовав начало этой области. Позже Каплан и Хенлайн определили ИИ как «способность систематически обрабатывать внешние данные и учиться на их основе для достижения конкретных целей и задач» [111; 123].

Дж. Маккарти был выдающимся американским исследователем в области информатики и одним из пионеров искусственного интеллекта, чей вклад в развитие искусственного интеллекта является фундаментальным. Дж. Маккарти ввел термин "искусственный интеллект" и был одним из организаторов конференции в Дартмутском колледже в 1956 году, которая считается возникновением искусственного интеллекта как научной дисциплины. Ее основной целью было изучение методов, позволяющих машинам использовать язык, формировать абстракции и концепции, решать задачи, превосходящие человеческие возможности, и совершенствоваться самостоятельно. Дж. Маккарти также открыл исследовательскую область, называемую функциональным программированием и внес значительный вклад в развитие теории формальных систем и логики [111; 123].

Марвин Мински создал в 1951 году первую искусственную нейросеть SNARC, работая в Дартмутском колледже. Еще в те времена, когда он сам был студентом (в Гарвардском университете), ему пришла в голову мысль о создании машины, которая могла бы обучаться. Его чрезвычайно увлекла статья, написанная в 1943 году нейрофизиологом Уорреном С. Маккалоком и математиком Уолтером Питтсом, где рассказывалось о созданной ими абстрактной модели обработки информации человеком с помощью клетки

человеческого мозга - нейроне, и было показано, как искусственные нейроны могут быть связаны между собой для осуществления такого человеческого процесса – процесса нейрофизиологии, как обучение [111].

Один из основоположников современного менеджмента и когнитивной науки – Герберт Саймон, был заинтересован в понимании механизма индивидуального решения проблем и принятия решений, утверждая, что все более или менее строгие предположения об индивидуальной рациональности, воплощенные в математической экономике конца XX века, могут отвергать многие важные экономические явления. Герберт Саймон утверждал, что информационные проблемы, с которыми сталкиваются люди (группы людей) и фирмы, действительно сопровождаются элементами когнитивного диссонанса [112].

С момента появления термина «искусственный интеллект» научное сообщество активно исследует возможности моделирования человеческого интеллекта с использованием машин, с осознанием потенциала и ограничений компьютерных вычислений. В 2020-м году стало ясно, что многие из задач, поставленных на Дартмутской конференции, оказались более сложными. Создание полностью автономного искусственного интеллекта, способного к обучению без человеческого вмешательства. Остаются нерешёнными вопросы понимания естественного языка. Эти задачи требуют не только алгоритмических усовершенствований, но и глубокого понимания когнитивных процессов [111].

В 2007 году канадский исследователь Дж. Хинтон разработал алгоритмы глубокого обучения. Глубокое обучение стало важнейшим компонентом машинного обучения, в рамках которого компьютеры извлекают знания через контролируемый опыт. В контексте глубокого обучения система самостоятельно формирует свои функции [123].

В таблице 1.1 представлены основные этапы создания и применения на практике искусственного интеллекта и больших данных в сфере управления инновациями, включая влияние на возможности прикладного использования.

Таблица 1.1 – Основные этапы использования технологий искусственного интеллекта и анализа больших данных в процессе управления инновационной деятельностью (разработано автором на основе [9;16;49])

№	Наименование этапа	Временной период	Характеристика	Инициаторы разработок	Направления прикладного использования разработок
1	Систематическое использование больших данных в инновационной деятельности	2008-2014	Формирование методик масштабного сбора, агрегации и интеллектуального анализа рыночных данных	Профильные аналитические провайдеры и консалтинговые компании в области data analytics	Существенное повышение точности сегментации рынков и таргетирования инновационных инициатив
2	Интеграция алгоритмов искусственного интеллекта в контуры Research & Development	2012-2018	Разработка ИИ-модулей для автоматизации стадий прикладных исследований и конструирования	Высокотехнологические стартапы; корпоративные и академические R&D-лаборатории	Сокращение цикла прототипирования и уменьшение time-to-market новых продуктов
3	Применение глубокого обучения в продуктовых инновациях	2014-2020	Адаптация многоуровневых нейронных сетей к задачам оптимизации потребительских свойств продуктов и сервисов	Научные группы по ИИ и машинному обучению	Революционизация подходов к дизайну и персонализации, усиление пользовательского опыта
4	Синергия блокчейн-технологий и ИИ в управлении supply chain	2017-2022	Создание гибридных систем, обеспечивающих прозрачность транзакций и прогнозную аналитику в логистике	Разработчики и распределённых реестров и специализированные интеграторы	Снижение транзакционных затрат, повышение доверия и устойчивости цепочек поставок
5	Широкомасштабная роботизация и интеллектуальная автоматизация	2015-настоящее время	Внедрение автономных роботов и кибер-физических систем в	Корпорации робототехники и промышленной	Рост производительности и существенное сокращение

Продолжение таблицы 1.1

производственных процессов		производственные линии	автоматизации	операционных издержек
Облачные вычисления как платформа для сервисов ИИ	2016-настоящее время	Развёртывание AI-as-a-Service для масштабируемого обучения и инференса моделей	Глобальные облачные провайдеры (AWS, Google Cloud, Microsoft Azure)	Доступ предприятий к передовым ИИ-инструментам без капитальных затрат на инфраструктуру
Формирование нормативно-этических рамок применения ИИ и Big Data	2018-настоящее время	Разработка этических принципов, стандартов прозрачности и механизмов комплаенса	Международные стандартизирующие организации и наднациональные регуляторы	Обеспечение ответственного, устойчивого и социально приемлемого внедрения цифровых технологий

Принято считать, что самым важным этапом в рассматриваемой области управления инновациями является этап непосредственной интеграции искусственного интеллекта в сферу процессов разработки инновационных продуктов и услуг. Это обусловлено разработкой эффективных инструментов искусственного интеллекта для ускорения исследований и разработок в данной области, что обеспечивает создание в очень короткие сроки рабочих прототипов инновационных продуктов и услуг, что является основой для вывода на рынок готового инновационного продукта [41].

Вторым по важности этапом применения искусственного интеллекта и больших данных в сфере управления инновациями можно считать использование глубокого обучения в области разработки продуктовых инноваций. Данная технология обладает способностью качественной оптимизации всей линейки продуктов и услуг на основе революции в дизайне различных видов продукции и их точной персонализации. Это стало залогом обеспечения высокой конкурентоспособности использующих ее организаций [9].

Третьим этапом в сфере применения искусственного интеллекта и больших данных при управлении инновациями можно считать этап внедрения искусственного интеллекта в облачных платформах.

Именно такая интеграция сервисов искусственного интеллекта в облачные решения дала возможность организациям использовать масштабируемые в своей деятельности. Далее следует этап применения искусственного интеллекта и больших данных в сфере управления инновациями. Данная технология обеспечивает сокращение операционных расходов и повышение производительности операций при внедрении роботов.

Этап использования технологий блокчейн и искусственного интеллекта в управлении цепочками поставок позволил повысить ее прозрачность. Использование данной технологии расширило доверие участников и надежность всей логистической цепочки, что способствовало гибкости реагирования к изменениям внешних условий.

Этап этического использования искусственного интеллекта и больших данных характеризует более устойчивое использование данных технологий в деятельности организации.

На рисунке 1.1 представлена диаграмма развертывания, отражающая возможную архитектуру аппаратных ресурсов ИИ технологий.

Данная диаграмма помогает визуализировать архитектуру системы и облегчает управление ее конфигурацией, что способствует оптимизации процесса внедрения и проведению мониторинга работы технологий. Диаграмма развертывания включает в себя в качестве основных модулей рыночные платформы, облачные платформы, исследовательские лаборатории, корпоративные центры данных и офисы регулирующих органов [62;105].

В таблице, представленной в Приложении Б, отражена эволюция процессов разработки и применения программного обеспечения продуктов (ПО) в области технологий искусственного интеллекта и больших данных.

Некоторые из программных продуктов, представленных в таблице (Приложение Б), могут быть рассмотрены более подробно, с точки зрения их

важности и практической значимости в современных организационных условиях.

По нашему мнению, начать следует с технологии облачных платформ, которые используются для обработки данных и машинного обучения, что позволяет организациям интегрировать в свою деятельность передовые технологии больших данных и искусственного интеллекта без значительных начальных вложений и инвестиций. Программные продукты данного типа используют в основе своей работы алгоритмы рекуррентных, сверточных нейронных сетей, а также алгоритмы машинного обучения, с учителем или без учителя. Они поддерживают возможность обработки данных, легко масштабируются и поддерживают различные типы начальных данных. Кроме этого, они широко применяются для задач анализа различных типов данных, распознавания образов.

В свою очередь, программные продукты, основанные на алгоритмах градиентного бустинга, также способны решать задачи регрессии. Кроме этого, они активно используются для цели ускорения процессов разработки новых продуктов за счет полной автоматизации процессов тестирования (это касается в первую очередь разработки IT продуктов). В то же время, программные продукты, используемые в блокчейн системах основаны на алгоритмах консенсуальных алгоритмах, что помогает обеспечить безопасность информационных объектов в системах блокчейн. Все это служит цели системной интеграции данных, а также возможности их аудита и верификации.

На рисунке 1.2 представлена диаграмма зависимости между функциональными блоками программных продуктов искусственного интеллекта и больших данных в области управления инновациями.

На данной диаграмме показана групповая иерархия методов, учитывающая влияние одной группы на следующую в процессе передачи данных и результатов анализа для дальнейшей обработки.

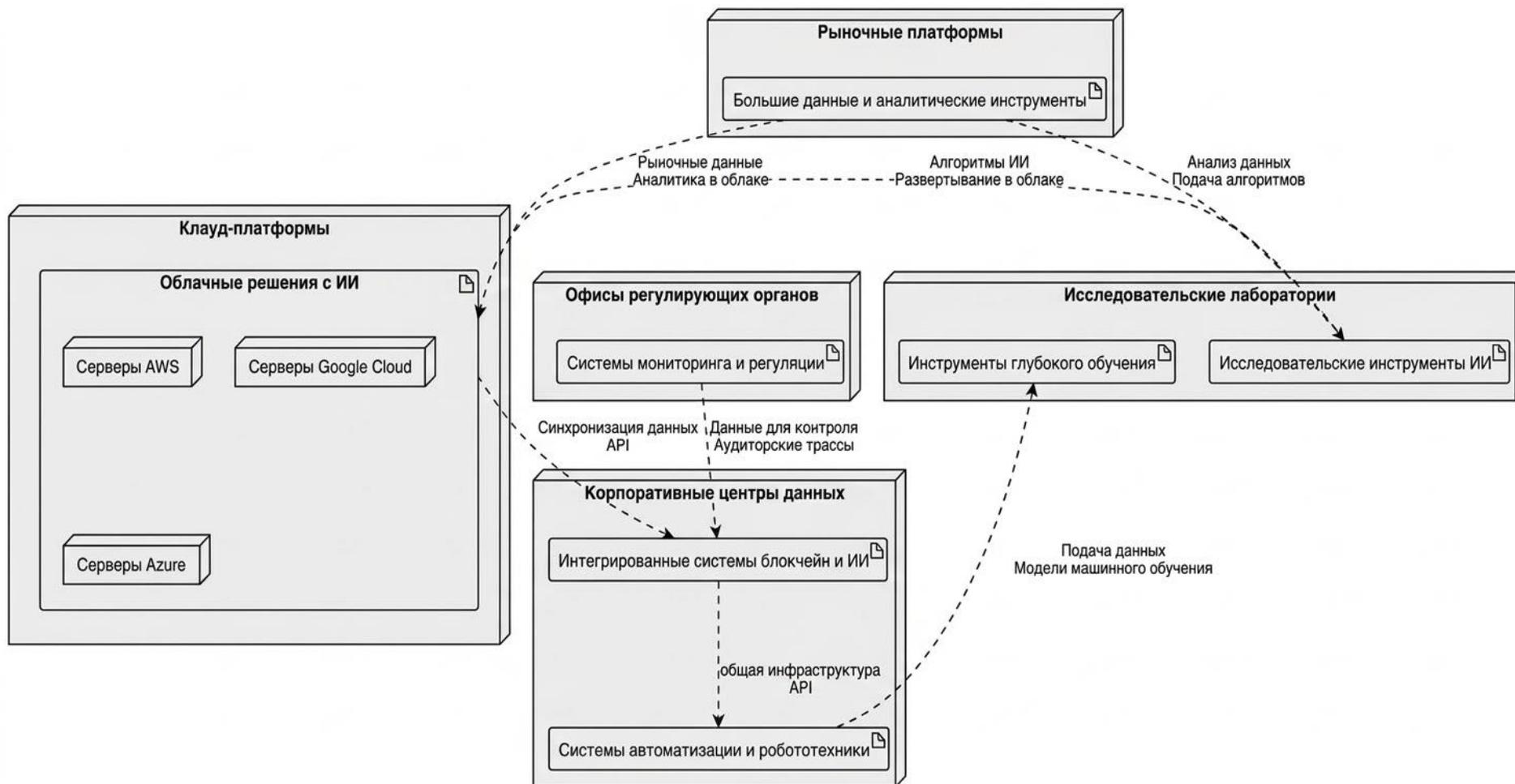


Рисунок 1.1 – Диаграмма развертывания, визуализирующая взаимодействие субъектов цифровой инфраструктуры (разработано автором)

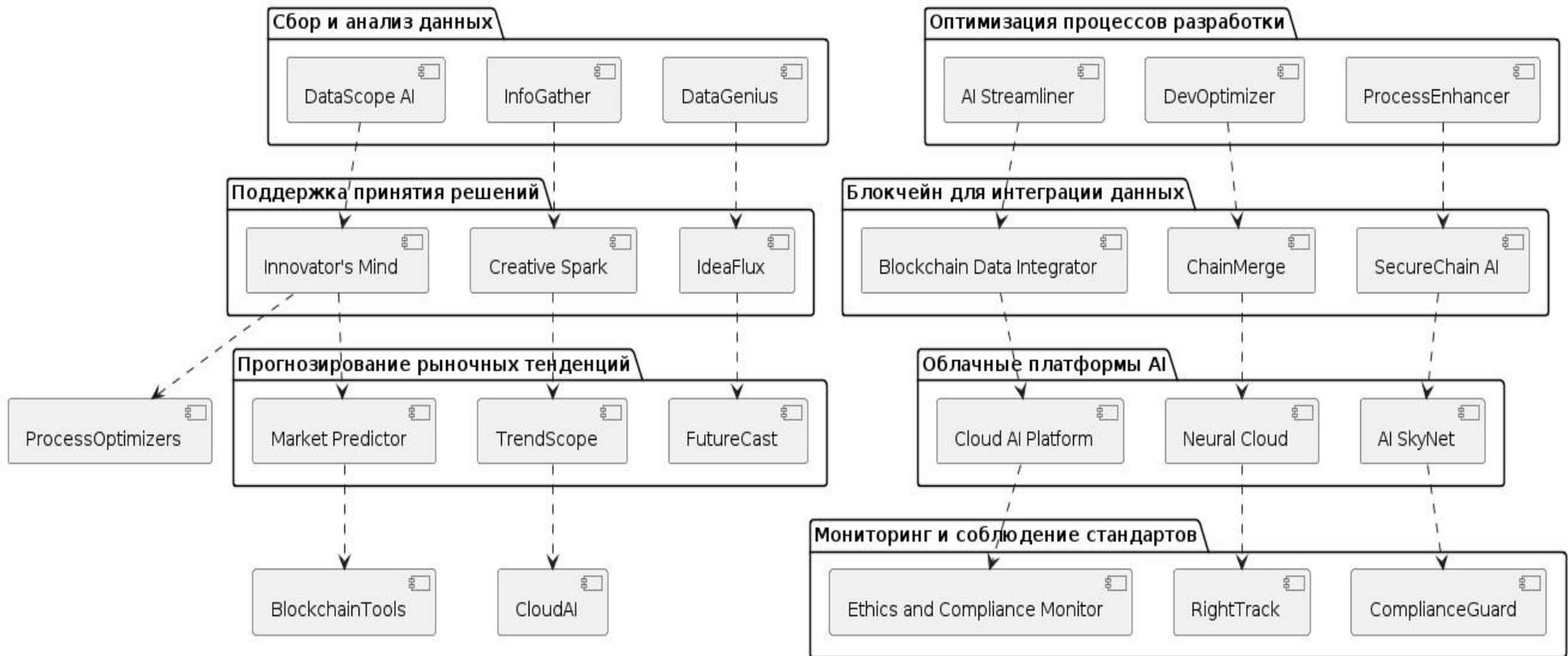


Рисунок 1.2 – Диаграмма зависимости между функциональными блоками программных продуктов искусственного интеллекта и больших данных (разработано автором)

Таким образом, в современных условиях все возрастающего объема передаваемых цифровых данных остро встает вопрос разработки и внедрения данных технологий.

Это особенно актуально по отношению к технологиям искусственного интеллекта в области управления инновациями, так как данная область отличается высокой конкурентоспособностью и динамическим развитием.

В данном разделе исследования подробно проанализирована эволюция этапов создания на практике искусственного интеллекта в сфере управления инновациями. На основе проведенного анализа основных этапов разработки определены их преимущества, что позволило продемонстрировать важность технологий искусственного интеллекта в различных сферах.

1.2 Современные тенденции цифровой трансформации и ее влияние на управление инновациями

В современном мире развитие цифровой трансформации прямым образом влияет на развитие разработок в области технологических инноваций. Использование обработки больших данных позволяет выявлять скрытые тенденции в поведении данных. Цифровая трансформация привела к изменениям в области управления инновациями в организации, что кардинальным образом сказалось на методиках разработки инновационных решений.

Воронцовский А.В. анализирует влияние цифровизации экономики на инновационные процессы, подчеркивая необходимость пересмотра подходов к оценке результатов бизнеса. Он указывает на противоречивость эффекта цифровизации для экономического роста [17]. Колмыкова Т.С., Щербаков В.Н., Третьякова И.Н. и Сергеева В.Ю. исследуют аналитические инструменты оценки готовности национальной экономики к цифровизации. Работа акцентирует внимание на значении данных как инструмента повышения инновационного потенциала [55].

Голова И.М. предлагает экосистемный подход к управлению инновациями в российских регионах. Инновационные процессы рассматриваются как системный элемент экономической политики [18]. Колмыкова Т.С. и Ковалев П.П. в своей работе связывают цифровую трансформацию бизнеса с реализацией стратегии непрерывного совершенствования. Авторы отмечают, что компании-лидеры активно используют цифровые сервисы для регулярных улучшений [54]. Беляева О.В., Обухова А.С. и Ершова И.Г. анализируют развитие цифровой экономики и цифровых инноваций в России и за рубежом на основе международных индексов [6].

Абрамов В.И. и Борзов А.В. исследуют взаимосвязь инновационного потенциала компаний и их цифровой зрелости. Они отмечают, что способность к быстрой генерации инноваций становится ключевым фактором устойчивости. Большие данные и ИИ рассматриваются как движущие силы этого процесса [109]. Есенкова Г.А., Демченко А.А. и Евченко А.В. изучают управление инновациями как основу совершенствования качества менеджмента на предприятиях. Указано на важность системного подхода в модернизации производственных процессов [32].

Чебыкина М.В. и Леонов С.А. рассматривают инновационную активность как обязательное условие эффективного развития современного производства [106]. Шпак Ю.О. и Абрамов В.И. представляют авторскую методику оценки инновационной активности персонала в условиях цифровой трансформации малого и среднего бизнеса [109]. Кострова Ю.Б. и Шибаршина О.Ю. разрабатывают стратегическую модель управления инновационной деятельностью компании [60].

В.В. Атурин, И.С. Мога, С.М. Смагулова предлагают макроэкономическую модель влияния цифровых технологий на глобальную конкуренцию. Авторы выделяют ИИ и большие данные как «ускорители» трансформации, требующие гибких принципов управления проектами и портфелями инноваций [5]. Л.А. Петрова, Т.Е. Кузнецова систематизируют

цифровые инструменты, показывая, как их сквозная интеграция меняет параметры эффективности бизнеса. Они формализуют пять принципов цифрового управления (сквозная аналитика, предиктивность, персонализация, открытые API, быстрота итераций), лежащих в основе АИМ [78].

П. М. Гуреев, Е.Н. Дуненкова, С.И. Онищенко и др. в своей монографии рассматривают экосистемный подход: инновации устойчивы тогда, когда поддерживается обратная связь между актёрами (государственный сектор, вузы, бизнес). Авторы подчёркивают роль ИИ-платформ в автоматизации этой обратной связи и в «тюнинге» инновационной стратегии под изменчивые контексты [25]. Д.А. Олейник, О.В. Калинина, В.В. Вилькен и др. уточняют, что современный этап эволюции менеджмента инноваций характеризуется переходом от линейных к циклическим, непрерывно адаптирующимся моделям. Они выделяют принцип «feed-forward-контроля»: ИИ предсказывает вероятные отклонения инновационного проекта и инициирует корректирующие действия до проявления проблемы [77].

Г.Б. Коровин демонстрирует, как мультиагентное моделирование выступает цифровым двойником региональной промышленности. Модель позволяет синхронизировать цепочки инновационных решений между предприятиями-агентами, реализуя принцип «коллективного интеллекта» и повышая адаптивность к колебаниям спроса и ресурсов [57]. Н.Н. Трофимова, А.С. Будагов, вводя понятие VUCA-адаптивности, предлагают набор ИИ-метрик (volatility-index, uncertainty-score), которые в режиме онлайн сигнализируют менеджерам о необходимости изменения инновационных KPI [95].

Л.С. Кобелева, А.Б. Черных анализируют образовательные организации: ИИ-системы динамически подстраивают учебные программы под требования индустрии 4.0, реализуя принцип «адаптивного резонанса» между компетенциями и рынком труда [53]. Д.С. Шеметова показывает, что ИИ-алгоритмы сценарного анализа снижают погрешность долгосрочных прогнозов инновационного портфеля на 18 % (по данным авторского

эксперимента). И. Б. Долженко расширяет анализ до управленческой парадигмы: ИИ превращает управление из реактивной функции в нескончаемый поток предиктивных решений. Ключевой принцип здесь – «data-driven agility» [107].

А.П. Андруник, М.Н. Руденко, А.Е. Суглобов освещают вопросы кадровой безопасности в условиях цифровизации и подчеркивают важность использования ИИ-технологий в HR-аналитике и управлении персоналом [4]. В.В. Великороссов, С.А. Филин, Н.А. Копылова анализируют модели стратегического управления коммерческими организациями в условиях цифровой трансформации [14]. Б.Н. Герасимов обращает внимание на развитие управленческой деятельности организаций и акцентирует необходимость перехода к цифровым форматам принятия решений [17]. И.Н. Косарева, В.П. Самарина отмечают ключевые особенности управления предприятием в условиях цифровизации, среди которых – автоматизация бизнес-процессов, внедрение систем анализа больших данных и ИИ [59]. О.В. Леднева проводит статистический анализ уровня цифровизации экономики России. Важный акцент сделан на необходимости количественного мониторинга эффективности цифровых инноваций, включая ИИ, в управлении [65]. Это позволяет обосновывать адаптивные управленческие решения на основе данных. О.В. Глинкина, Т.М. Регент, О.И. Рыбьякова и др. рассматривают влияние цифровизации на финансово-экономические процессы. Авторы подчеркивают необходимость интеграции ИИ в финансовое управление инновациями, что усиливает адаптивность в условиях нестабильности и повышает прозрачность решений [92].

В.В. Великороссов, С.А. Филин, Н.А. Копылова, обсуждая российскую модель стратегического управления в современной экономике, делают акцент на необходимости трансформации управленческих моделей с учётом ИИ и цифровых платформ как основы гибкого инновационного управления [14]. В.В. Великороссов, С.А. Филин, О.Н. Калинина формируют ретроспективный и терминологический анализ цифровой экономики. Авторы выводят концепт

интеграции ИИ в стратегическое планирование как фактор формирования адаптивных управленческих экосистем [13]. А.Д. Тихонова обращается к проблеме развития инновационных экосистем, где адаптивное управление играет ключевую роль. Адаптивность обеспечивается за счет использования ИИ для отслеживания изменений в потребностях экосистемы и выработки решений в реальном времени [94].

М. Шехада, Ф.В. Акулинин раскрывают влияние инноваций и ИТ на методы управления. В статье подчеркивается роль ИИ в повышении точности и скорости управленческих решений, что является базой для адаптивного подхода. Авторы выделяют такие принципы, как интеграция обратной связи в ИИ-модели, адаптивность алгоритмов, способность систем самообучаться и изменять параметры в зависимости от внешних условий [108].

Современные тенденции цифровой трансформации в области управления инновациями, с указанием их влияния на управление инновациями, представлены в Приложении В.

Как показано в таблице (Приложение В), одной из самых важных тенденций цифровой трансформации в области управления инновациями является развитие технологий искусственного интеллекта и машинного обучения. Технологии искусственного интеллекта и машинного обучения на данный момент являются базисом для множества инновационных методов и инструментальных решений, в различных областях, начиная от принятия обоснованных управленческих решений, до автоматизации бизнес-процессов. Преимуществами технологий искусственного интеллекта и машинного обучения является автоматизация повторяющихся и рутинных операций и задач, что напрямую влияет на производительность и эффективность деятельности организации, улучшая качество конечных сервисов и продуктов. Кроме этого, технологии искусственного интеллекта позволяют многократно улучшить качество управленческих решений. Это ведет к снижению рисков и убытков организации, повышая вероятность успеха инновационных решений. Технологии искусственного интеллекта и машинного обучения способны

проводить эффективную оптимизацию управления ресурсами организации, повысить адаптивность бизнес-процессов организации к быстро меняющимся экономическим условиям. Надо иметь в виду, что внедрение технологий искусственного интеллекта и машинного обучения поднимает вопросы этического характера, связанные прозрачностью использованных расчетных алгоритмов данных технологии.

Кроме этого, возможны значительные затраты на разработку и внедрение данных технологий, что включает в себя разработку программного обеспечения, развитие необходимой инфраструктуры, а также подбор и обучение персонала организации. В плане перспектив будущего развития технологии искусственного интеллекта и машинного обучения в области управления инновациями можно выделить разработку автономных инновационных систем. Автономные инновационные системы будут способны самостоятельно выявлять проблемные области, требующие инновационных решений, генерировать предварительные гипотезы решения проблемы, а также разрабатывать, тестировать и внедрять найденные инновационные решения. Это многократно ускорит процесс разработки и внедрения инноваций в практической области, а также позволит гибко подстроить весь процесс создания инноваций под динамически меняющиеся внешние экономические условия.

Важным элементом цифровой трансформации в области управления инновациями является применение облачных технологий. Облачные технологии обеспечивают доступность ресурсоемких сервисов, в том числе для обработки и анализа больших данных из любой точки планеты имеющий доступ к интернету. Преимуществом облачных технологий является оптимизация ресурсов и снижения капитальных затрат организации, за счет использования уже готовой облачной инфраструктуры и облачных вычислительных ресурсов. Кроме этого, облачные технологии позволяют организациям гибко адаптироваться к меняющимся внешним условиям масштабируя использование облачных ресурсов в зависимости от

конъюнктуры рынка. Вместе с тем, облачные технологии предоставляют возможность ускорить сам процесс развития и внедрения инноваций за счет использования уже готовых современных мощных сервисов и инструментов для разработки, включая совместный доступ к облачным данным из любой точки мира. При этом имеются и ограничения, такие как необходимость стабильного интернет-соединения для доступа к нему, что может быть критичным для некоторых сфер деятельности, для которых существенен постоянный доступ. Важен вопрос обеспечения надежной конфиденциальности и безопасности хранимых в облаке данных, так как при постоянном использовании в ходе хозяйственной деятельности облачных технологий риск утечки важных данных существует. Еще одним возможным ограничением облачных технологий также является переход от одного облачного провайдера к другому, особенно для сложных систем, из-за различия формата данных и их архитектуры. Перспективной областью развития облачных технологий является разработка и внедрение системы повсеместных вычислений. Система повсеместных вычислений будет включать в себя множество беспроводных устройств, систем, датчиков и т.д. которые постоянно подключены к облаку обеспечивая так называемую бесшовную интеграцию.

В качестве еще одного фактора цифровой трансформации в области управления инновациями выступает развитие 5G технологий. 5G технологии обеспечивают высокоскоростную передачу данных, с минимальным временем задержки.

Преимуществом 5G технологии является ее способность поддержки большого количества одновременно подключенных беспроводных устройств. Использование 5G технологии дает возможность организациям развивать новые бизнес-процессы, основанные на высокоскоростной передаче больших данных. При этом 5G технологии оптимизированы таким образом, чтобы максимально снизить энергопотребление подключенных к ней устройств, а также обеспечить более надежное и бесперебойное соединение. При этом надо

иметь ввиду возможные высокие затраты на развитие инфраструктуры зоны покрытия 5G сетей и закупку нового оборудования. Кроме этого, необходимо усиливать безопасность и конфиденциальность передачи данных по 5G сетям, так как при увеличении скорости и объема передаваемой информации и количества подключенных беспроводных устройств, соответственно пропорционально увеличивается риск утечки данных или проведения кибератаки. Перспективным направлением развития 5G технологий в будущем является создание глобальной беспроводной нейронной сети. Глобальная беспроводная нейронная сеть будет объединять в себе почти бесчисленное количество устройств и датчиков, которые будут генерировать в режиме реального времени огромные объемы информации, что позволит при анализе этой информации создавать высокоинтеллектуальные системы, управляющие процессами и принимающие решения без участия человека. Это также может стать основой для создания технологии тактильного интернета и систем голографической коммуникации, которые в том числе, позволят передавать тактильные ощущения на расстоянии.

Описанные технологии, благодаря их преимуществам, трансформируют всю систему управления, а также оказывают влияние на характер управления человеческими ресурсами и человеческим капиталом.

На рисунке 1.3 представлена четырехуровневая иерархическая система управления цифровой трансформацией, где каждый уровень (стратегический, тактический, оперативный и операционный) характеризуется определенной периодичностью контроля и горизонтом планирования.

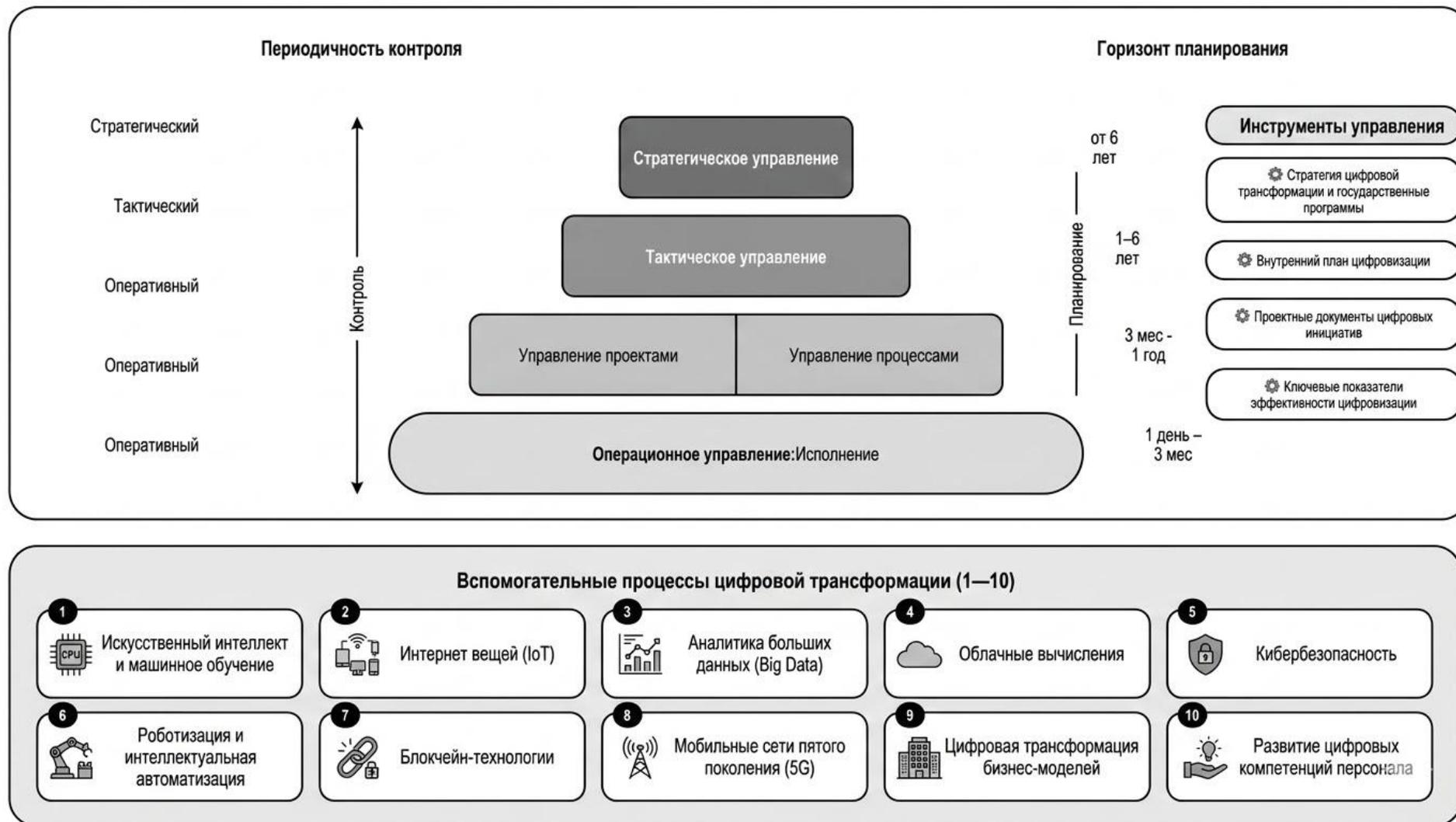


Рисунок 1.3 – Схема многоуровневой системы стратегического управления процессами цифровой трансформации организации (разработано автором)

Предусмотрены уровни: от стратегического планирования свыше 6 лет с годовым контролем до краткосрочного операционного управления с ежедневным контролем.

К основным факторам, трансформирующим роль человеческого капитала в управлении инновациями в условиях цифровой трансформации, относятся:

1. Развитие профессиональных навыков и компетентностного капитала, понимаемого как совокупность специализированных знаний, методологических умений и практических навыков персонала, необходимых для эксплуатации цифровых технологий и реализации инновационных инициатив;

2. Организационная гибкость и адаптивность, как способность оперативно перестраиваться под воздействием технологических и рыночных изменений;

3. Креативное мышление и инновационная проактивность благодаря расширению когнитивных способностей генерировать оригинальные идеи и конвертировать их в прикладные инновационные решения;

4. Цифровая грамотность, отражающая уровень владения инструментами цифровой среды, необходимыми для эффективного выполнения профессиональных функций;

5. Мотивация и вовлечённость персонала, определяемая степенью заинтересованности работников в достижении стратегических целей и участии в инновационной деятельности;

6. Командное взаимодействие и коллаборация как способность сотрудников эффективно кооперироваться друг с другом и со внешними стейкхолдерами для реализации общих инновационных целей;

7. Лидерство и управление трансформационными изменениями на основе формирования у руководителей компетенций, направленных на управление процессами изменений в условиях цифровой трансформации.

Ускорение процессов цифровой трансформации предполагает следующие действия в области управления человеческими ресурсами инновационной организации: разработку корпоративных программ повышения квалификации и массовое внедрение онлайн-курсов; формирование адаптивной организационной культуры; развитие soft-skills через коучинг и тренинговые форматы; создание корпоративных лабораторий и инкубаторов идей; внедрение методик развития креативности (design thinking, TRIZ); систематическое проведение тренингов и воркшопов; переход к модели непрерывного обучения (Lifelong Learning); применение гибких систем материального и нематериального поощрения; применение управленческих практик employee involvement; развитие культуры открытого обмена знаниями; обучение техникам разрешения конфликтов и координации в межфункциональных командах; внедрение программ развития цифрового лидерства и институционализацию change-management практик и центров компетенций [90; 109].

1.3 Роль искусственного интеллекта в современном инновационном развитии

Влияние искусственного интеллекта на современное инновационное развитие обусловлена той ключевой ролью, которую играет искусственный интеллект в рамках цифровой трансформации. В совокупности искусственный интеллект ключевым образом способствует автоматизации процессов организации в различных отраслях, повышая их целевую эффективность. При этом искусственный интеллект по-новому открывает потенциал и возможности в области инновационных разработок и научных исследований.

Современные технологии и направления применения искусственного интеллекта в рамках современного инновационного развития представлены в таблице, размещенной в Приложении Г. Анализ направлений применения искусственного интеллекта в современном инновационном развитии начнем с глубокого обучения. Глубокое обучение относится к технологиям машинного

обучения и основывается на обучении многослойных нейронных сетей на больших объемах начальных данных. Методика глубокого обучения стоит в основе таких областей практического применения как технология обработки естественного языка и компьютерного зрения, которые, в свою очередь, находятся сейчас на пике востребованности.

Преимуществом глубокого обучения является высокая точность анализа данных, а также способность выявлять неявные зависимости и паттерны при анализе больших объемов цифровой информации. На основе алгоритмов глубокого обучения построены такие инновационные сервисы, как системы автономного управления транспортом, персонализированные экспертные системы рекомендаций и т.д. При этом использование сложных алгоритмов глубокого обучения может потребовать больших вычислительных ресурсов; кроме того, для обеспечения необходимой точности требуются большие объемы информационных данных. Если данные не полные или отражающие только один аспект исследуемой системы, это напрямую скажется на точности и эффективности построенной модели. Методика глубокого обучения обладает перспективной стороной развития в плане создания синтетического интеллекта. Синтетический интеллект будет способен выражать когнитивные функции на человеческом уровне, имеющим способности к интуиции и творческому мышлению.

Следующим важным аспектом применения искусственного интеллекта в современном инновационном развитии является методика предиктивной аналитики. Данная методика основана на методах машинного обучения и направлена на обработку и анализ исторических и поступающих в данный момент цифровых данных для прогнозирования поведения событий в будущем. Предиктивная аналитика наиболее востребована в областях оптимизации бизнес-процессов организации и принятии управленческих решений. При оптимизации бизнес-процессов с помощью предиктивной аналитики проводится поиск узких мест или неэффективных процессов. Важной областью применений предиктивной аналитики является анализ

новых точек развития организации. Это дает возможность организации сохранять и наращивать ее конкурентное преимущество. Однако для получения точных и качественных прогнозов необходимо анализ основывать на корректных, полных и актуальных начальных данных. Кроме этого, необходимо обеспечить защиту собираемых и анализируемых информационных данных. В качестве актуальных перспектив развития методики предиктивной аналитики можно выделить направление адаптивных моделей и глубокой персонализации. Направление адаптивных моделей и глубокой персонализации основано на динамической адаптации к поведению и потребностям пользователей. В рамках данного направления будут разработаны высоко персонализированные продукты и сервисы, которые будут обладать способностью предсказывать и удовлетворять потребности каждого отдельного пользователя индивидуальным образом.

Следующим направлением применения искусственного интеллекта в области современного инновационного развития является технология компьютерного зрения. Технология компьютерного зрения позволяет компьютерным системам в буквальном смысле «видеть» и тем самым корректно интерпретировать визуальную информацию. Это дает возможность использовать данную технологию компьютерного зрения в широкой области отраслей, связанных с системами безопасности, автономного вождения и отраслей медицинской диагностики и лечения. Преимуществом технологии компьютерного зрения является возможность ее использования в направлении автоматизации и повышения эффективности процессов, в областях, где раньше требовалась скрупулёзная визуальная человеческая оценка или выбор. Это в итоге приведет к снижению предвзятости принимаемых решений при визуальном контроле со стороны человека, увеличению скорости визуальной оценки и снижения ошибок анализа с участием человека. Кроме того, данная способность технологии компьютерного зрения напрямую к системам контроля на производственных линиях для выявления отклонений и брака. При этом надо иметь в виду, что технология компьютерного зрения может

потребовать высоких вычислительных ресурсов при обработке большого объема информации.

Также существует возможность ограничения применения данной технологии на ранее не обученных сценах или объектах. А также необходимо обеспечить безопасность функционирования данной системы при ее использовании для распознавания персональной информации. В плане перспективы развития технологии компьютерного зрения можно выделить создание систем полного понимания сцены. Системы полного понимания сцены, основанные на технологиях компьютерного зрения, будут способны не только проводить распознавание образов, но и понимать контекст и смысл текущей сцены, что позволит анализировать механизм сложных ситуаций, а также прогнозировать его поведение в будущем. Перспективным направлением использования компьютерного зрения является создание мультисенсорных систем, которые за счет дополнительной интеграции обоняния, слуха и осязания позволят проводить анализ окружающего мира в более полной мере.

Рассмотрим технологию обработки естественного языка как аспект применения искусственного интеллекта в области современного инновационного развития. Технология обработки естественного языка позволяет целому классу методов искусственного интеллекта понимать и самим генерировать человеческий язык, что сейчас очень активно используется для систем автоматического перевода, автоматических тестовых ботов, а также текстовых систем анализа эмоций и настроения.

Преимуществом технологии обработки естественного языка является его способность автоматизировать обработку и анализ большие объемы текстовой информации, что дает возможность решать задачи управления данными в режиме реального времени, извлечения информации и классификации текстовой информации. Это также включает в себя автоматизацию рутинных задач и создание персонализированных предложений и рекомендаций, на основе выявленных в результате

текстового анализа предпочтений и интересов. Однако надо иметь в виду некоторые возможные ограничения технологии обработки естественного языка, так для обучения и работы сложных ее моделей требуются значительные вычислительные ресурсы. Кроме этого, эффективность работы систем обработки естественного языка зависит от объема и качества начальных данных для обучения, а также сам процесс сбора больших объемов информационных данных и их разметка может оказаться довольно трудоемким процессом. При этом, недостаточный объем начальных данных для обучения модели или их неудовлетворительное качество может сказаться на достоверности результатов ее применения, а также возможной предвзятости выходных данных. Перспективной областью развития технологии обработки естественного языка является создание систем полного понимания языка. Системы полного понимания языка смогут понимать человеческий язык на более высоком уровне, включая намерения и эмоции говорящего, а также международные языковые нюансы и культурный контекст речи. При этом данные системы будут иметь возможность самостоятельно генерировать уникальный креативный контент, включая стихи, песни, рассказы и т.д., что может привести к появлению новых форм выражения, искусства и творчества.

Проведенное исследование основ использования искусственного интеллекта в процессе управления инновационным развитием современной организации потребовало расширения понятийно-категориального аппарата управления инновационным развитием организации в условиях цифровой трансформации.

По мнению автора, обзор современных тенденций применения искусственного интеллекта и его управленческая интерпретация предполагают использование ряда уточненных понятий в контексте их влияния на управление инновациями и цифровую зрелость организации

Исходя из возрастающей роли больших данных и методов искусственного интеллекта в системе менеджмента современной организации,

а также с учетом их инновационного содержания, к ключевым элементам понятийно-категориального аппарата отнесены датацентричное управление инновациями и адаптивная интеграция искусственного интеллекта в систему менеджмента. Характеристика этих понятий, система индикаторов, используемых для их оценки, а также выделенные управленческие эффекты от применения, позволили представить их уточненное содержание.

Датацентричное управление инновациями предлагается понимать как управленческий подход, при котором все ключевые решения в рамках инновационного цикла, включая поиск инновационных идей, а также приоритизацию, финансирование и коммерциализацию инновационных проектов, принимаются на основе целостной экосистемы данных и аналитики ИИ, встроенной в организационные управленческие процессы. Тем самым, существующая трактовка датацентричного управления, согласно которой данные и аналитика являются неотъемлемым элементом управленческого процесса в организации, дополняется фокусом на ее инновационное развитие, что обеспечивает сокращение интуитивно принимаемых менеджментом решений в области инноваций за счет использования машинного обучения, методов искусственного интеллекта и систематического развития цифровых компетенций сотрудников при работе с большими данными. Наряду с этим, использование датацентричного подхода отражает эволюционный переход от традиционного управления инновациями к современному подходу, расширяя область применения аналитики больших данных в процессе управления инновациями, которая теперь не ограничивается отдельными фазами исследований и разработок в рамках инновационного цикла.

Адаптивная интеграция методов ИИ представлена как динамическое встраивание алгоритмов ИИ в процессы управления инновациями с учётом существующего цифрового контекста, доступных данных, зрелости организации, возможных сценариев риска и целевых показателей эффективности, что обеспечивается за счет регулярного обучения и переобучения алгоритмов, а также персонализации и объяснимости

управленческих действий. Это позволяет организации активно взаимодействовать с субъектами инновационной цифровой среды на микро-, мезо- и макроуровне и отличает адаптивную интеграцию методов ИИ от статичных подходов к внедрению интеллектуальных технологий, поскольку формирует целостный, сквозной экосистемный управленческий контур, заменяющий использование разрозненных цифровых алгоритмов в процессе управления инновациями.

Управленческие эффекты от комплексного использования датацентричного управления и адаптивной интеграции методов ИИ включают сокращение продолжительности инновационного цикла, повышение эффективности ИИ-решений и степени доверия к ним, а также снижение негативной роли человеческого фактора и обеспечение масштабируемости управленческих действий. Нами предлагается рассматривать датацентричное управление инновациями и адаптивную интеграцию методов ИИ в качестве элементов, обеспечивающих интеграционную зрелость цифровых технологий и инноваций (далее – интеграционную зрелость), традиционно понимаемую как характеристику готовности организации эффективно использовать цифровые и ИИ технологии в процессе генерации, отбора, реализации и масштабирования инноваций.

Характеристики, представленные в таблице 1.2, описывают основные индикаторы, позволяющие оценить уровень развития инновационного менеджмента организации в условиях цифровой трансформации благодаря их группировке в соответствующие блоки с использованием в качестве результирующей оценки интеграционной зрелости организации.

В генезисе интеграционной зрелости организации выделяется пять уровней развития: от начального до адаптивно-цифрового экосистемного, характеризующегося наличием механизмов самообучения, встроенностью адаптивного искусственного интеллекта и использованием открытых цифровых платформ (рисунок 1.4).

Таблица 1.2 – Система индикаторов оценки уровня развития инновационного менеджмента организации в условиях цифровой трансформации (разработано автором)

Блок	Индикатор	Интерпретация
I. Датацентричное управление инновациями		
D1	Использование ИИ-аналитики в управлении инновациями	Доля решений, основанных на данных и ИИ
D2	Наличие цифровой архитектуры	Встроенность машинного обучения и технологии блокчейна в организационные процессы
D3	Компетенции персонала в работе с данными	Уровень навыков персонала и реализуемые программы обучения
II. Адаптивная интеграция методов ИИ		
A1	Встроенность ИИ в управленческие процессы	Количество и адаптивность применяемых ИИ-моделей
A2	Объяснимость и персонализация ИИ-решений	Логичность, прозрачность и возможность настройки для пользователей
A3	Частота переобучения и риск-адаптивность	Обновление моделей и реакция на риски
III. Интеграционная зрелость организации		
Z1	Технологическая и цифровая зрелость	Инфраструктура, платформы, масштабируемость
Z2	Инновационная культура и вовлеченность	Эксперименты, инициативы, участие персонала
Z3	Использование экосистем и цифровых платформ	Интеграция с внешними цифровыми решениями

Традиционный	<ul style="list-style-type: none"> Управление инновациями осуществляется в ручном режиме, решения принимаются преимущественно интуитивно, большие данные не используются
Фрагментарный цифровой	<ul style="list-style-type: none"> В управлении используются отдельные цифровые инструменты, аналитика больших данных применяется эпизодически
Дата-информированное управление	<ul style="list-style-type: none"> Начато системное использование больших данных и ИИ в информационном обеспечении управления инновациями
Датацентричное управление инновациями	<ul style="list-style-type: none"> Используется сквозной подход к управлению инновациями: решения принимаются на базе данных, ИИ встроен в управленческие процессы
Адаптивно-цифровой экосистемный	<ul style="list-style-type: none"> Интеграция ИИ в управление инновациями: применяемые алгоритмы адаптивны, объяснимы, персонализированы, ориентированы на формирование экосистемы

Рисунок 1.4 – Уровни интеграционной зрелости цифровых технологий и инноваций организации (разработано автором)

Наряду с этим, нами установлена взаимосвязь между уровнем развития инновационного менеджмента организации и развитием ее человеческого капитала, что ранее не учитывалось в подходах, сосредоточенных преимущественно на показателях ИТ инфраструктуры.

С учетом динамичных изменений, происходящих во внутренней и внешней цифровой среде организации, а также формирования комплекса позитивных управленческих эффектов, выражающихся, в конечном счете, в росте показателей эффективности организации, следует говорить о вкладе указанных понятий, а также индикаторов и уровней развития интеграционной зрелости цифровых технологий и инноваций организации в обеспечение теоретических основ управления инновационным развитием.

ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 1

1. В ходе рассмотрения теоретических основ управления инновациями в условиях цифровой трансформации, на основе обзора и систематизации научных взглядов отечественных и зарубежных исследователей, определена роль искусственного интеллекта и его связь с инновациями в рамках процессов развития: от базовых представлений до применения методов глубокого обучения, нейросетевых и гибридных подходов. Эти изменения способствовали переходу от интуитивного управления инновациями к системному и прогнозируемому процессу, основанному на данных и интеллектуальной аналитике. Установлено, что использование методов ИИ в системе управления инновациями в целях ускорения процессов разработки и вывода продуктов на рынок и сокращения продолжительности инновационного цикла является перспективным и соответствует современным требованиям цифровой трансформации.

2. При исследовании современных тенденций цифровой трансформации были определены ожидаемые управленческие эффекты от применения методов ИИ и ключевые драйверы трансформации, включая машинное обучение, использование Интернета вещей, больших данных и облачных сервисов, а также обеспечение кибербезопасности, развитие роботизации, системы блокчейн и др. Их совокупное воздействие обеспечивает повышение точности прогнозов, рост показателей операционной эффективности, скорости внедрения и масштабирования инноваций, а также формирует импульсы генерирования новых инновационных идей. В этой связи была представлена четырехуровневая система стратегического управления цифровой трансформацией, и выделены факторы, трансформирующие роль человеческого капитала, цифровых компетенций и экосистемных подходов в процессе управления инновациями.

3. Рассмотрение роли искусственного интеллекта в современном инновационном развитии с точки зрения автоматизации и персонализации инновационных процессов, использования предиктивной аналитики и

разработки интеллектуальных сервисов позволило расширить понятийно-категориальный аппарат инновационного менеджмента за счет уточненных трактовок таких понятий, как датацентричное управление инновациями и адаптивная интеграция методов ИИ. На базе этого сформирована система индикаторов оценки уровня развития инновационного менеджмента организации и предложена градация интеграционной зрелости инноваций и цифровых технологий организации с выделением пяти уровней — от традиционного и фрагментарного до адаптивно-экосистемного.

Таким образом, материал Главы 1 демонстрирует, что цифровая трансформация смещает управление инновациями в сторону датацентричных и адаптивных управленческих контуров, где технологическая архитектура, человеческий капитал и следование этическим нормам образуют единую инновационную цифровую экосистему.

2 АНАЛИЗ НАПРАВЛЕНИЙ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СИСТЕМЕ УПРАВЛЕНИЯ ИННОВАЦИОННЫМ РАЗВИТИЕМ ОРГАНИЗАЦИИ

2.1 Систематизация существующих подходов к использованию методов искусственного интеллекта и больших данных в процессе управления инновациями

Цифровизация процессов управления инновациями в условиях ускоряющейся глобальной конкуренции становится ключевым фактором повышения адаптивности и технологического лидерства компаний. Методы искусственного интеллекта и анализа больших данных (Big Data) позволяют не только автоматизировать отдельные этапы инновационного цикла, но и трансформировать сами принципы принятия управленческих решений — от генерации идей до экосистемного взаимодействия.

Мировая практика демонстрирует устойчивый рост интереса к ИИ-решениям в инновационном менеджменте. По данным McKinsey Global Institute, к 2024 году около 16% компаний в мире интегрировали ИИ в управленческие практики, в то время как в России этот показатель составляет лишь 8,2% [81], что указывает на значительное отставание. Аналогичная динамика наблюдается и в инвестиционной активности: российские расходы на R&D составляют 1,1% ВВП против 2,4% в странах ОЭСР.

Технологические эффекты применения ИИ ощутимы уже на ранних стадиях инновационного цикла. Например, использование генеративных моделей (GPT-4 и др.) увеличивает количество генерируемых идей на 40–60%, а машинное обучение в фазе скрининга позволяет сократить время принятия решений на 35–50%. Однако, лишь 12% российских компаний используют автоматизированные системы оценки инновационных проектов против 28% в США [133]. Наиболее существенное отставание фиксируется в применении цифровых двойников – менее 5% российских компаний против 23%.

Актуальность систематизации подходов обусловлена не только технологическим разнообразием (ML, DL, XAI, GenAI и др.), но и

необходимостью согласования этих решений с типами данных (операционные, IoT, поведенческие, ESG и др.) и уровнями управленческих задач – от оперативного до стратегического. Представленная в главе система включает четыре ключевых вектора классификации: по этапам инновационного цикла, по типам данных, по видам ИИ-технологий и по уровням управленческих решений. Такая многомерная структура позволяет строить гибкие цифровые архитектуры инновационного управления, адаптированные к разным отраслям и сценариям трансформации.

Данные международных и российских исследований (IDC, Минпромторг, GitLab, OECD, PwC) демонстрируют, что комплексное использование ИИ и Big Data в инновационном процессе способно обеспечить рост эффективности до 30–45% и увеличение возврата инвестиций (ROI) на этапах масштабирования и пост-оценки решений. Тем не менее, в России остаются существенные инфраструктурные, кадровые и институциональные барьеры: только 23% компаний используют ML, а доля применяющих federated learning или Knowledge Graphs — менее 10%.

Таким образом, систематизация подходов к применению ИИ и Big Data в управлении инновациями позволяет не только оценить текущее состояние цифровой зрелости организаций, но и выстроить вектор развития, соответствующий международным трендам и внутренним приоритетам. Этот пункт главы направлен на структурирование существующих методов, инструментов и стратегий с целью формирования устойчивой, технологически подкрепленной инновационной политики в организациях.

Варианты систематизации подходов к использованию методов ИИ и Big Data в процессе управления инновациями:

1. По этапам инновационного цикла:
 - Поиск идей → Скрининг → R&D → Пилот → Масштабирование → Пост-оценка.

– Для каждого этапа фиксируются характерные ИИ-подходы (генеративные модели для идей, ML-скоринг для скрининга, цифровые двойники в R&D и т. д.).

2. По типу используемых данных:

- Внутренние операционные данные
- Рыночные и конкурентные данные
- Публичные научно-технические базы
- IoT/датчиковые потоки
- Социальные и поведенческие данные. Для каждой группы

описываются специфичные источники и аналитические методы.

3. По ИИ-технологии (технико-функциональная классификация):

- Машинное обучение (ML)
- Глубокое обучение (DL)
- Объяснимый ИИ (XAI)
- Обработка естественного языка (NLP)
- Генеративный ИИ (GenAI)
- Эволюционные алгоритмы и оптимизация
- Мультимодальная аналитика
- Комбинированные гибридные системы

4. По уровню управленческого решения:

- Операционный (оптимизация процессов разработки)
- Тактический (портфели НИОКР, ресурсное планирование)
- Стратегический (вектор корпоративных инноваций, M&A

скрининг)

– Корпоративное влияние на экосистемы (открытые инновации, CVC, венчурные фонды)

Каждый вариант можно использовать как отдельную «рамку» (framework) или комбинировать друг с другом, чтобы построить многомерную карту текущих и будущих ИИ-инициатив в управлении инновациями.

В 2024 году доля российских организаций, использующих технологии искусственного интеллекта, составила 8,2%, что в 2 раза ниже среднемирового показателя 16% по данным [81, 129]. На этапе поиска идей применение генеративных моделей типа GPT-4 позволяет увеличить количество генерируемых концепций на 40-60% по сравнению с традиционными методами мозгового штурма, при этом российские компании инвестируют в R&D лишь 1,1% ВВП против 2,4% в среднем по ОЭСД.

В фазе скрининга идей машинное обучение сокращает время принятия решений на 35-50%, однако только 12% российских предприятий используют автоматизированные системы оценки инновационных проектов против 28% в США согласно исследованию [133]. На стадии R&D и прототипирования цифровые двойники могут сократить время разработки на 20-30%, но их применяют менее 5% российских производственных компаний по данным Минпромторга, тогда как в Германии этот показатель достигает 23%.

Данные, представленные на рисунках 2.1 и 2.2, демонстрируют отставание России от мировых показателей по таким направлениям, как использование ИИ, инвестиции в исследования и разработки (R&D), автоматизация скрининга и цифровые двойники. Наиболее значительный разрыв наблюдается в области цифровых двойников и автоматизации, что подчёркивает необходимость усиления технологического развития.

Пилотные проекты с использованием real-time аналитики демонстрируют повышение успешности внедрения инноваций на 25-40%, при этом российский рынок IoT-платформ оценивается в 1,2 млрд долл. против 32 млрд долл. США по данным IDC. На этапе масштабирования MLOps-практики позволяют сократить время вывода продукта на рынок на 30-45%, однако их используют только 8% российских IT-компаний против 35% в мире согласно исследованию [120].

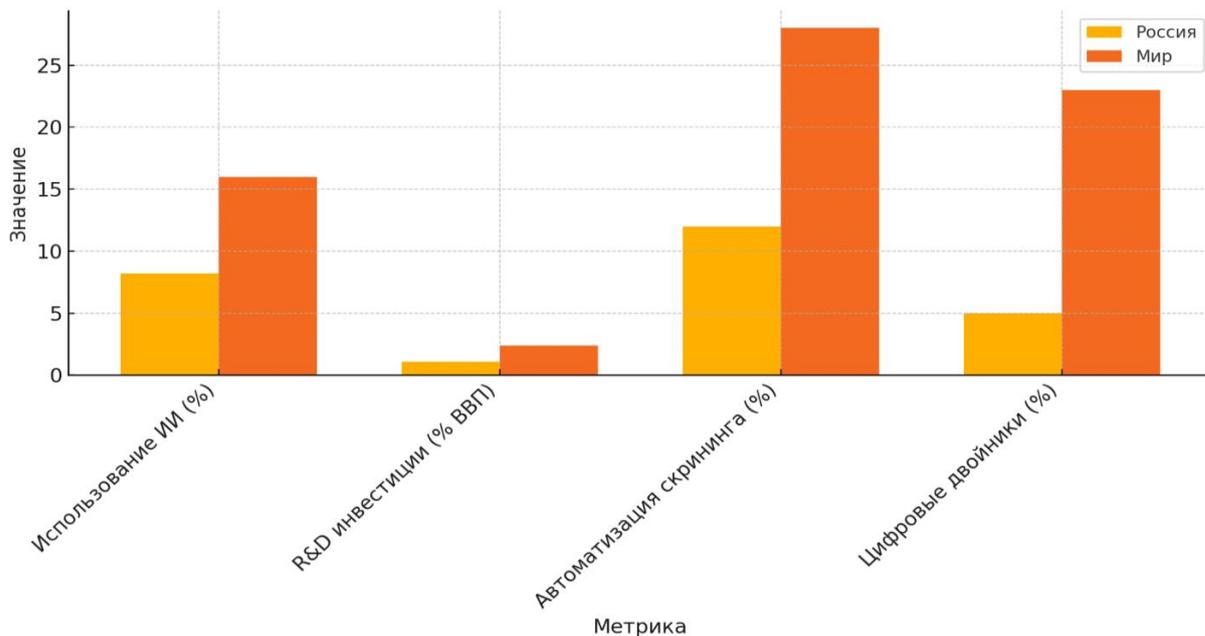


Рисунок 2.1 – Внедрение ИИ-технологий в России и мире по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [71; 81; 129])

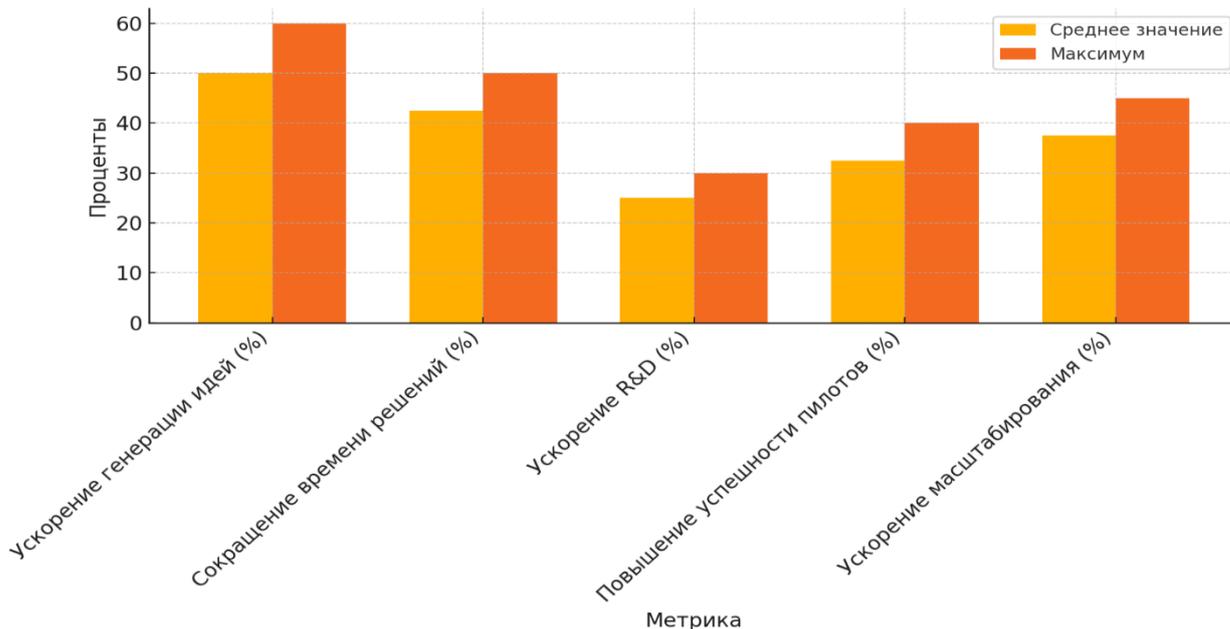


Рисунок 2.2 – Эффективность применения технологий ИИ в инновационных процессах по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [101; 114; 130])

В таблице (Приложение Д) систематизированы подходы к использованию ИИ и Big Data в зависимости от типов данных: от внутренних операционных и рыночных до IoT, социальных и мультимодальных.

Согласно данным IDC, 60% компаний в мире уже используют анализ больших данных, при этом мировой рынок больших данных в 2022 году составил \$271,83 млрд и увеличивается на 13,4% ежегодно, тогда как российский рынок больших данных и ИИ за год достиг 320 млрд рублей, что составляет менее 1% мирового объема.

В сфере внутренних операционных данных российские компании демонстрируют отставание в использовании ERP-систем на 35% по сравнению с европейскими предприятиями, при этом только 23% отечественных организаций применяют процессное майнинг для оптимизации бизнес-процессов против 48% в странах ОЭСД.

Рыночные и конкурентные данные активно используют лишь 15% российских компаний для стратегического планирования по сравнению с 42% в США, что объясняется высокой стоимостью коммерческих баз данных типа Bloomberg Terminal (\$24,000 в год) и ограниченным доступом к западным аналитическим платформам после 2022 года. В области научно-технических данных Россия обрабатывает около 180,000 патентных заявок ежегодно против 3,3 млн в Китае и 650,000 в США, при этом только 8% российских R&D-центров используют семантический поиск для анализа технологических трендов.

Рынок IoT-датчиков и телеметрии в России оценивается в \$1,2 млрд в 2024 году при среднегодовом росте 16,41%, что в 27 раз меньше мирового показателя в \$32 млрд, а доля российских предприятий, использующих предиктивную аналитику на основе IoT-данных, составляет всего 12% против 38% в Германии. Социальные и поведенческие данные анализируют 28% российских компаний для понимания потребительских предпочтений, однако эффективность sentiment-анализа в русскоязычном сегменте составляет 73% против 89% в англоязычном из-за меньшего объема обучающих данных.

На рисунке 2.3 показан уровень использования важнейших типов данных (Big Data, ERP-системы, IoT-аналитика) в ИИ-системах в России по сравнению с мировыми лидерами. Наибольшее отставание наблюдается в категориях семантического поиска, IoT и открытых госданных, что указывает на необходимость ускоренной цифровой трансформации в этих направлениях.

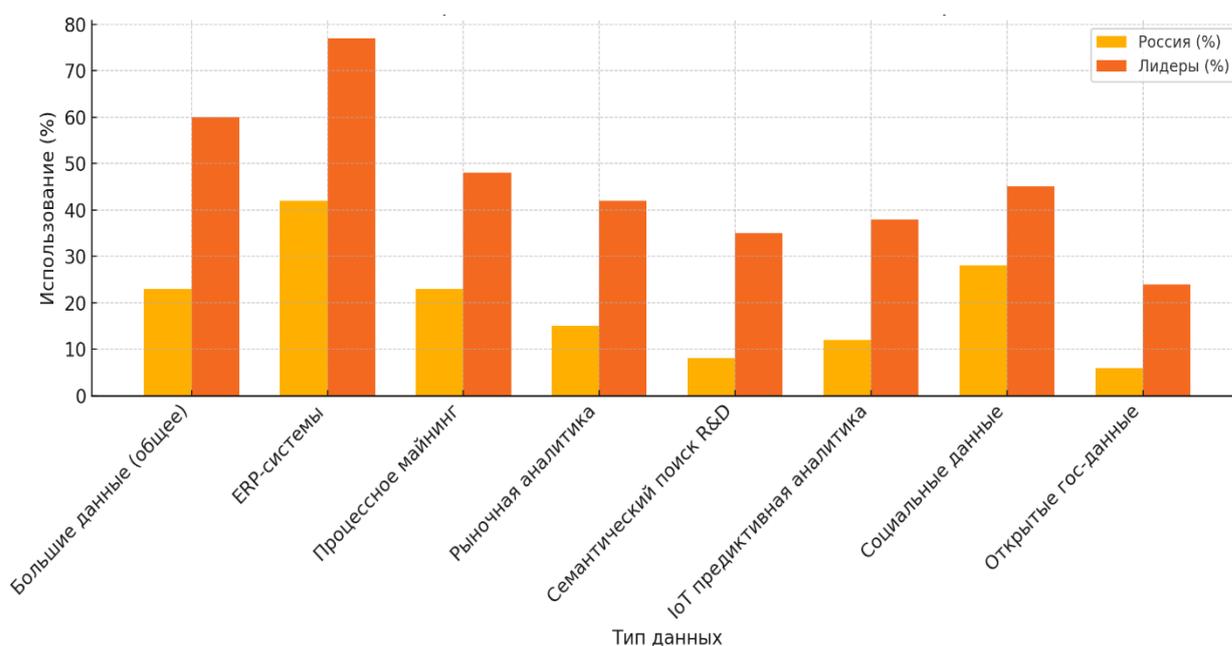


Рисунок 2.3 – Внедрение различных типов данных в ИИ в Россия и странах-мировых лидерах по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [82; 115; 121])

Открытые государственные и ESG-данные используют только 6% российских организаций для принятия инновационных решений по сравнению с 24% в ЕС, что связано с фрагментированностью российской системы открытых данных и отсутствием единых стандартов публикации. Мультимодальные медиа-корпуса обрабатывают менее 3% российских технологических компаний против 18% в Кремниевой долине, при этом средняя стоимость хранения и обработки 1 ТБ мультимедийных данных в России составляет \$45 в месяц против \$23 в облачных сервисах AWS.

Корпоративные экосистемные данные активно используют только 9% российских предприятий для совместных инноваций, что в 4 раза ниже

показателей развитых стран, где они применяются 34% компаний для обучения моделей без передачи конфиденциальных данных. Общий потенциал роста эффективности инновационных процессов за счет комплексного использования всех типов данных в российской экономике оценивается в 2,1 трлн рублей к 2030 году [114; 129]. Рассматривая применяемые сегодня технологии ИИ, можно отметить следующее.

Классическое машинное обучение остается наиболее доступной точкой входа для компаний; при этом в России только 23% предприятий используют ML-решения, что значительно отстает от мирового показателя в 37% [81].

Глубокое обучение демонстрирует наивысшую точность для сложных задач, однако его внедрение ограничено дефицитом экспертов – в РФ насчитывается около 15 тысяч DL-специалистов против 180 тысяч в США. Генеративный ИИ переживает взрывной рост с увеличением инвестиций в 340% за 2023-2024 годы глобально, при этом российский рынок GenAI оценивается в 12 млрд рублей с прогнозируемым ростом до 45 млрд к 2026 году [82; 133].

Обработка естественного языка становится критически важной для анализа патентного ландшафта, учитывая, что ежегодно подается более 3.4 млн патентных заявок в мире и около 35 тысяч в России. Объяснимый ИИ набирает значимость в контексте регулирования – 68% компаний из Fortune 500 планируют внедрить XAI-решения к 2025 году для соответствия новым нормативам. Эволюционные алгоритмы показывают эффективность в оптимизации R&D портфелей, позволяя сократить время разработки на 25-40% согласно исследованиям McKinsey. Мультимодальная аналитика демонстрирует потенциал роста с объемом рынка в 4.2 млрд долл. глобально, при этом российские компании инвестировали в подобные решения только 180 млн долл. в 2024 году.

Гибридные системы представляют собой наиболее перспективное направление, объединяя преимущества различных подходов, что подтверждается 78% успешных ИИ-проектов, использующих

комбинированные архитектуры. Общий тренд показывает смещение от изолированных ML-решений к интегрированным экосистемам, при этом инвестиции в ИИ для инноваций в России составили 85 млрд руб. в 2024 году против мирового показателя в 165 млрд долл.

На рисунке 2.4 представлен прогноз роста объёма рынка GenAI в России (млрд руб.) и мире (млрд долл.) в период с 2023 по 2026 год. Несмотря на положительную динамику в России, глобальный рынок растёт значительно быстрее, и в 2026 году достигнет, по прогнозам, почти 480 млрд долл.

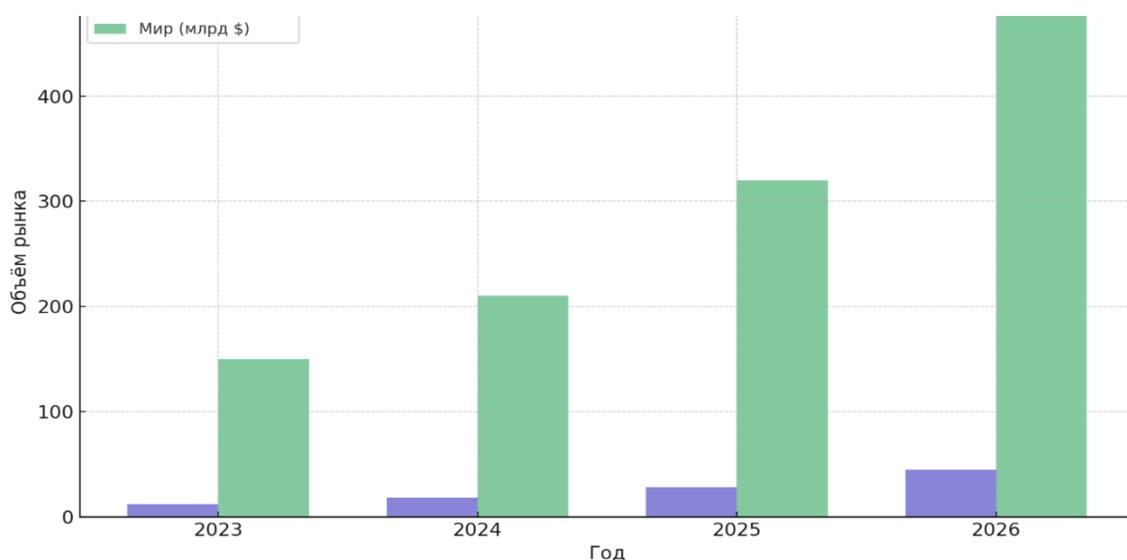


Рисунок 2.4 – Прогноз роста рынка генеративного ИИ в России и мире
(разработано автором на основе: [101; 125; 131])

С учетом этого, можно рассмотреть особенности применения ИИ и Big Data в зависимости от уровня управленческого решения – от операционного до экосистемного (таблица 2.1).

Таблица 2.1 – Применение ИИ и Big Data на разных уровнях управленческих решений (разработано автором на основе [18; 41; 49])

№	Уровень управленческого решения	Проблемные вопросы	Репрезентативные источники данных	Приоритетные методы аналитики	Типовые организационно-технологические решения
1	Операционный	Какими средствами можно сократить продолжительность цикла создания прототипа? В каких точках процессов формируются узкие места?	Журналы производственных систем и систем автоматизированного управления; телеметрия оборудования; реестр дефектов и обращения в службу поддержки	Методы потокового анализа данных; предиктивные модели для обслуживания оборудования; процессный анализ для выявления отклонений	Платформы анализа производственных потоков и систем мониторинга; инструменты процессного майнинга
2	Тактический (портфельный)	Какие инициативы следует включить в портфель исследований и разработок? Как рационально распределить ресурсы между командами?	План-факт бюджетов НИОКР; экспертные оценки и рейтинги идей; дорожные карты технологических направлений	Методы скоринговой оценки проектов; многоцелевые эволюционные алгоритмы; интерпретируемые модели для повышения прозрачности отбора	Системы поддержки принятия решений в управлении портфелем проектов; инструменты многокритериальной оптимизации
3	Стратегический (корпоративный)	Каковы приоритетные технологические направления на горизонте 3–5 лет? Какие партнёрства или сделки по слияниям и поглощениям обеспечат устойчивый рост?	Экологические, социальные и отраслевые тренды; патентные базы и научные публикации; финансовая и макроэкономическая статистика	Методы прогнозирования технологических траекторий; анализ графовых связей для оценки перспектив партнёрств; причинно-следственный анализ регуляторных эффектов	Системы для построения технологических карт и прогнозных сценариев; платформы анализа связей и партнёрств

4	Экосистемный (межорганизационный)	Каким образом формировать и развивать инновационную экосистему? Какие венчурные вложения обеспечивают долгосрочный синергетический эффект?	Потоки открытых данных партнёров; информация о венчурных сделках; показатели использования платформенных сервисов	Методы совместного анализа без обмена исходными данными; построение онтологических графов знаний; интеллектуальные агенты для поиска синергий	Платформы коллективного анализа и обмена знаниями; системы поддержки формирования инновационных экосистем
---	-----------------------------------	--	---	---	---

Каждый из рассмотренных уровней имеет свои временные горизонты и специфику применения. При этом на операционном уровне, характеризующемся краткосрочным планированием, основное внимание уделяется оптимизации производственных процессов с использованием технологий потокового анализа данных, что соответствует глобальной тенденции внедрения Индустрии 4.0, охватившей уже более 67% производственных предприятий в развитых странах [84]. В России около 23% промышленных компаний активно используют IoT-решения для мониторинга оборудования, что значительно отстает от мирового показателя в 45%, однако демонстрирует потенциал роста.

Тактический уровень, охватывающий горизонт планирования от кварталов до полутора лет, фокусируется на управлении R&D-портфелем с применением машинного обучения для скоринга проектов, что практикуют около 38% российских технологических компаний по сравнению с 62% в мире.

Стратегический уровень с горизонтом планирования 2-5 лет использует продвинутое технологии анализа трендов и патентных ландшафтов; при этом только 15% российских корпораций применяют LLM-технологии для стратегического планирования против 34% в глобальном масштабе.

Экосистемный уровень, представляющий наиболее сложную форму межкорпоративного взаимодействия с горизонтом свыше 5 лет, опирается на

федеративное обучение и графовые нейронные сети, что внедрено лишь в 8% российских экосистем (по сравнению с 19% в мире).

Временные горизонты планирования четко коррелируют со сложностью применяемых технологий: от простых SCADA-систем на операционном уровне до сложных Knowledge Graphs на экосистемном. Метрики оценки эффективности также эволюционируют от технических показателей MTBF/MTTR до стратегических ESG-индикаторов, отражая растущее внимание к устойчивому развитию, которое декларируют 73% российских и 84% мировых корпораций.

На рисунке 2.5 представлены сравнительные данные, характеризующие уровень внедрения ИИ и Big Data-технологий в России и мире в восьми ключевых категориях.

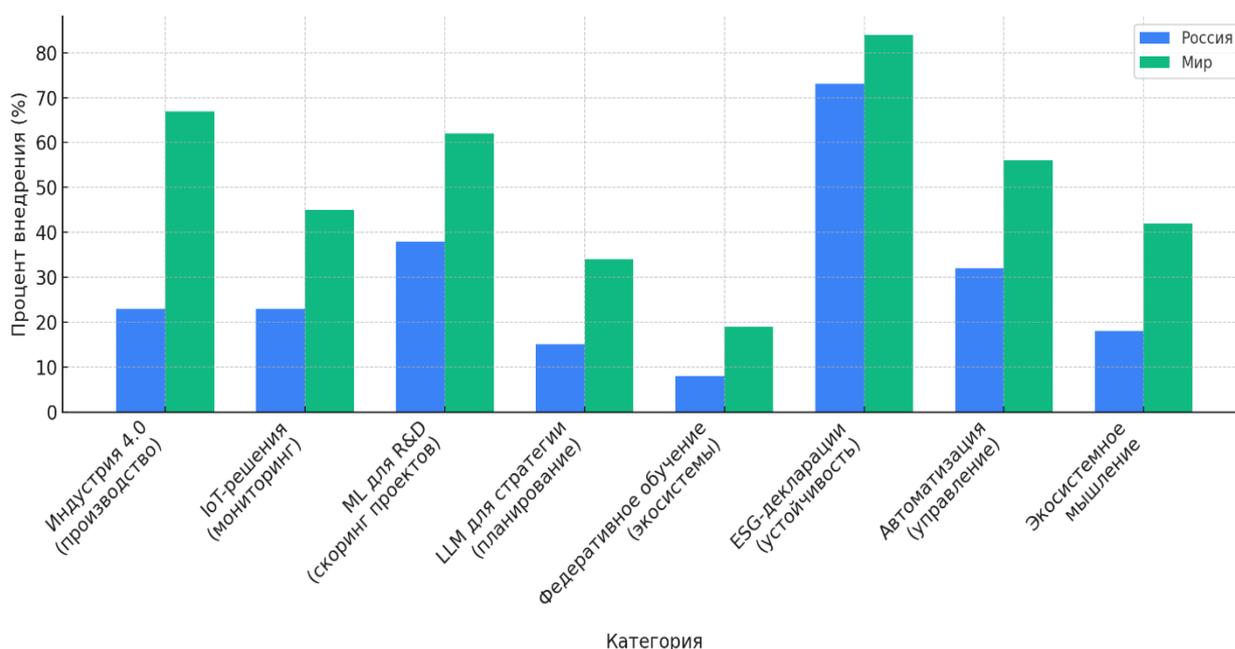


Рисунок 2.5 – Внедрение ИИ и Big Data-технологий в России и мире по основным направлениям по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [3; 114; 134])

Как показано на рисунке 2.5, наибольшее отставание наблюдается в области Индустрии 4.0 и IoT, тогда как следование принципам устойчивого развития (ESG-декларации) в нашей стране достигает достаточно высокого уровня.

Роль человека в системе принятия решений трансформируется от активного участия ("human-in-the-loop") на операционном уровне до надзорной функции ("human-over-the-loop") на стратегическом, что отражает мировую тенденцию автоматизации управленческих процессов, затронувшую 56% корпоративных функций. Источники данных расширяются от внутренних корпоративных систем до открытых партнерских API, демонстрируя переход к экосистемному мышлению, характерному для 42% ведущих мировых корпораций и только 18% российских. Представленная систематизация отражает современные тренды цифровой трансформации, где Россия демонстрирует отставание в 1,5-2 раза по большинству показателей внедрения ИИ-технологий, но сохраняет высокий потенциал роста благодаря развитой математической школе и растущим инвестициям в цифровизацию, составившим в 2024 году около 2,1% ВВП против мирового показателя в 3,2%.

Применяемые подходы к использованию методов искусственного интеллекта и больших данных в управлении инновациями трансформируют способы создания и внедрения новых решений в России и мире, опираясь на растущие объемы данных и вычислительные мощности. В таблице, представленной в Приложении Е, содержатся 10 актуальных методических подходов к применению искусственного интеллекта и больших данных для управления инновациями.

Так, экосистемный подход, использующий ИИ и анализ больших данных, усиливает потоки знаний и координацию участников инновационных экосистем. Аналитическое моделирование цифровой зрелости компаний помогает выявить «узкие места» для разработки целенаправленных инноваций.

С этим связана и готовность к трансформации на основе данных; исследования показывают, что только около 20% компаний в мире достигли высокого уровня цифровой зрелости. Управление инновационной активностью персонала через стимулирование сотрудников с применением ИИ-инструментов увеличивает вовлеченность. Инновационный менеджмент

через Big Data, использующий большие данные для поиска новых рыночных возможностей, позволяет быстро адаптироваться к изменениям.

Диаграмма на рисунке 2.6 визуализирует основные подходы к управлению инновационной активностью с использованием искусственного интеллекта и анализа больших данных.

Платформенный подход к инновациям, создающий цифровые платформы для координации активности участников, масштабирует инновации и привлекает партнеров; мировой рынок цифровых платформ. В России активно развиваются собственные платформенные решения, способствующие привлечению широкого круга партнеров и клиентов к совместной разработке инноваций. Схемы платформенного взаимодействия развиваются также с участием зарубежных партнеров.

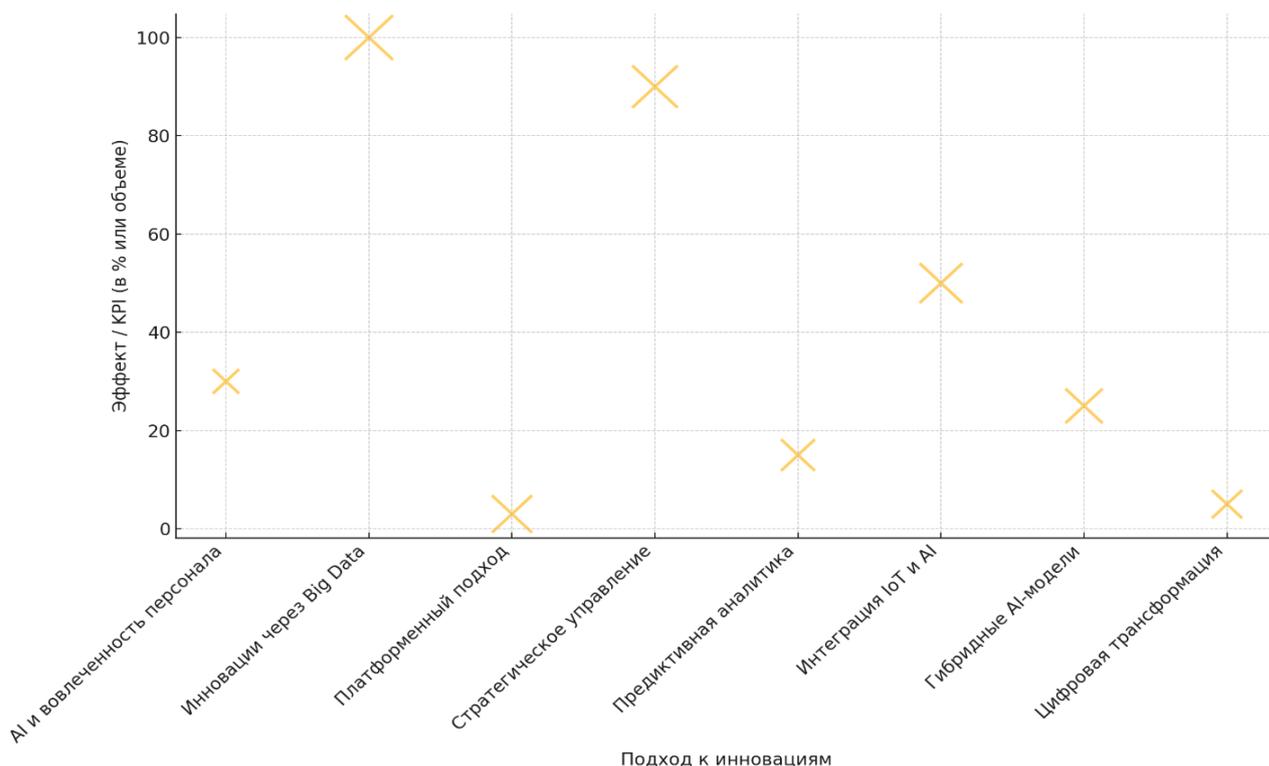


Рисунок 2.6 – Подходы к управлению инновациями, базирующиеся на ИИ и Big Data (разработано автором на основе: [71; 114; 129])

Стратегическое управление инновациями, основанное на интеллектуальном анализе рыночных и технологических трендов,

обеспечивает долгосрочную устойчивость; до 90% компаний считают инновации ключевым фактором конкурентоспособности, что стимулирует использование ИИ и аналитики для формирования стратегических приоритетов, помогая российским и международным компаниям адаптироваться к меняющимся условиям рынка, несмотря на риск замедления оперативных решений.

Методы предиктивной аналитики, применяющие машинное обучение для предсказания успеха инновационных решений, снижают риски при запуске; компании, использующие предиктивную аналитику в инновациях, могут снизить уровень неудачных запусков новых продуктов на 10-15%, что делает их все более популярными, как в России, так и в мире, для оптимизации портфеля инноваций, несмотря на необходимость перенастройки бизнес-процессов под прогнозные модели. Интеграция IoT и AI для стимулирования инноваций создает новые типы продуктов и повышает эффективность инновационных процессов.

Гибридные бизнес-модели на основе AI, объединяющие традиционные и AI-ориентированные решения, ускоряют внедрение инноваций. Цифровая трансформация через непрерывное улучшение, основанная на постоянной адаптации бизнес-процессов с помощью цифровых инструментов и AI, повышает скорость изменений.

2.2 Принципы адаптивного управления инновациями с использованием технологий искусственного интеллекта

В условиях ускоряющихся изменений внешней среды, роста технологической турбулентности и повышения требований к скорости инновационного развития традиционные подходы к управлению нововведениями теряют эффективность. На передний план выходит адаптивное управление инновациями, основанное на применении технологий искусственного интеллекта (ИИ), позволяющее компаниям гибко и точно

реагировать на изменения, минимизировать риски и усиливать инновационный потенциал.

Современные исследования показывают, что лишь 21,6% российских организаций проявляют инновационную активность, в то время как средний мировой показатель составляет 35–40% [84]. При этом только 34% российских компаний в 2024 году активно использовали ИИ в бизнесе, несмотря на прогнозируемый ежегодный рост рынка ИИ-решений в России на уровне 30% [101]. Внедрение адаптивных принципов управления, таких как динамическое обучение, персонализация решений, предиктивный анализ и архитектурная гибкость, становится ключевым фактором сокращения отставания от мировых лидеров.

К примеру, применение предиктивного анализа в инновационном управлении позволяет сократить ошибки в планировании на 40–60%, а гибкие архитектуры ИИ-систем ускоряют запуск новых продуктов на 25–35%. Тем не менее, уровень комплексной интеграции ИИ в бизнес-процессы в российских компаниях составляет всего 24%, что в два раза ниже среднемирового уровня (48%). Особенно остро ощущается дефицит в области автономности и самооптимизации ИИ-систем: дефицит квалифицированных специалистов в России превышает предложение в 2,5 раза, что делает автоматизацию ключевым направлением развития, с учетом того, что в нашей стране средняя продолжительность полного цикла внедрения адаптивных ИИ-решений составляет 18–22 месяца, что на 30–40% больше, чем в развитых странах [71].

Таким образом, эффективная реализация принципов адаптивного управления с использованием ИИ позволяет не просто модернизировать инновационный процесс, но и заложить основу для устойчивой трансформации компании, способной действовать проактивно в условиях неопределённости и технологической конкуренции.

Варианты отбора принципов адаптивного управления инновациями на базе ИИ:

1. КPI-ориентированный: принципы подбираются из-за их прямого влияния на ключевые бизнес-метрики (ROI, time-to-market, NPS). Каждому принципу назначается вес; берутся те, что дают наибольший прирост целевых показателей по результатам А/В-или цифровых двойников.

2. Сценарно-адаптивный: отбор строится на моделировании нескольких «футуристических» сценариев (рост, кризис, регулирование, быстрый спрос). Из пула принципов выбирают те, что устойчиво обеспечивают успех в бóльшем числе смоделированных сценариев.

3. По уровню цифровой зрелости: организация сначала оценивает свою AI-&-data-зрелость (начинающий, развивающийся, продвинутый). Для каждого уровня есть библиотека принципов разной сложности; выбирают только те, что соответствуют текущей зрелости \pm один шаг вперёд, чтобы не «провалиться» в чрезмерную сложность.

4. Экосистемно-ценностный: фокус на ценности партнёров и пользователей. Принципы ранжируются по вкладу в совместную ценность сети (API-совместимость, открытые данные, совместные модели ML). Берут верхние позиции, которые максимизируют суммарную ценность экосистемы.

5. Риск-комплаенс-приоритетный: создают матрицу технологических, этических и регуляторных рисков. Принцип получает балл за каждый риск, который он минимизирует. Отбирают принципы с наибольшим «риск-редуцирующим» потенциалом, гарантируя устойчивость и соответствие ИИ-этике/законам.

Это может быть осуществлено при пошаговом КPI-ориентированном отборе принципов адаптивного управления инновациями с применением ИИ-инструментов и аналитики, начиная от формулировки стратегических целей до итеративного обновления принципов. Каждый этап включает чёткие метрики и выходные результаты, что позволяет системно оценивать влияние управленческих решений на ключевые показатели эффективности и повышать инновационную устойчивость бизнеса.

На этапе формулирования стратегических целей компании используют AI-ассистированное планирование для определения приоритетов бизнеса, при этом в России только 31% компаний применяют ИИ для стратегического планирования против 58% в развитых странах мира. Так, картирование принципов на KPI с использованием графов знаний и причинно-следственного машинного обучения требует корреляции выше 0,6, что достигается лишь у 23% российских инновационных проектов по сравнению с 45% в мировой практике.

Полевая валидация через A/B-тестирование с использованием ML-driven фреймворков требует статистической значимости $p < 0,05$, что обеспечивают 42% российских инновационных проектов против 67% мировых. Этап взвешивания и ранжирования принципов с применением методов АНР и TOPSIS для расчета интегрального скоринга используется в 28% российских компаний против 51% в развитых странах [84; 129].

В свою очередь, таблица, размещенная в Приложении Ж, представляет сценарно-адаптивный подход к выбору принципов управления инновациями, учитывающий влияние различных стратегических сценариев на эффективность применения ИИ. Методика включает генерацию сценариев, симуляции в цифровом двойнике, устойчивость оценку и оптимизацию портфеля принципов, обеспечивая гибкость и подготовленность организаций к изменениям внешней среды.

Этап формирования пула сценариев с использованием LLM-генераторов и байесовских сетей для оценки вероятностей внедрен только у 19% российских компаний против 43% в мировой практике, при этом требование покрытия 90% ключевых внешних драйверов достигается лишь у 31% отечественных организаций.

Рисунок 2.7 иллюстрирует различия в уровнях внедрения важнейших этапов сценарного управления.

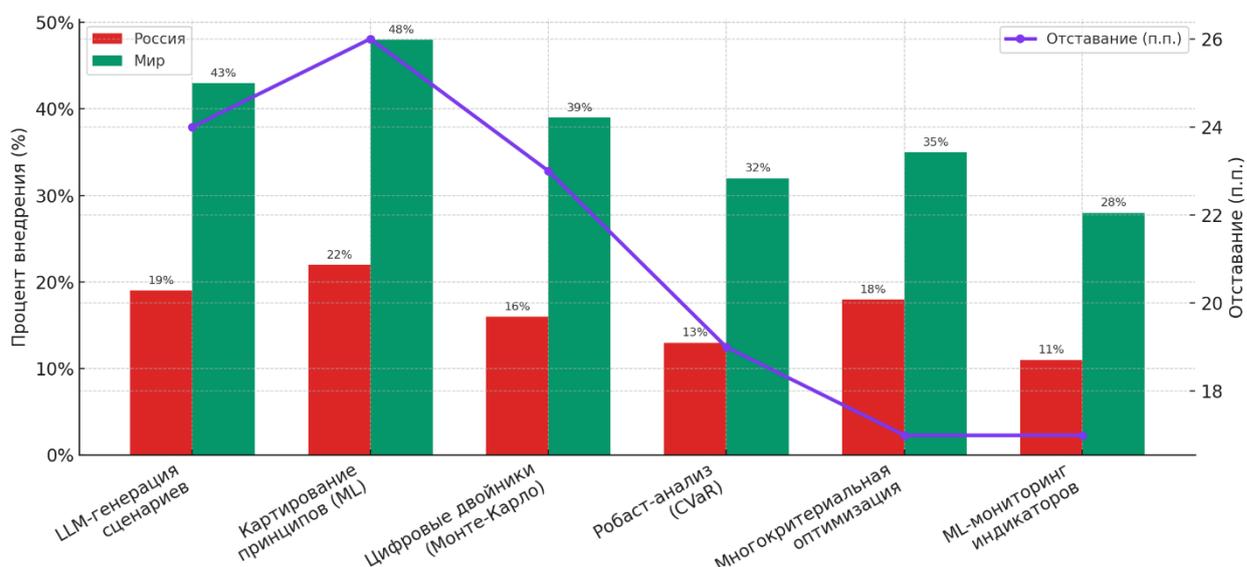


Рисунок 2.7 – Внедрение технологий по этапам сценарно-адаптивного управления по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [3; 129])

Как мы видим, здесь российские компании демонстрируют отставание по всем направлениям, особенно в области мониторинга и риск-анализа, что указывает на необходимость ускоренного внедрения соответствующих решений.

Это же справедливо и в отношении Робаст-оценки устойчивости принципов через анализ минимакса, и многокритериальной оптимизации портфеля принципов с использованием алгоритмов NSGA-II и TOPSIS для достижения парето-оптимальных решений.

На рисунке 2.8 представлена радарная диаграмма, демонстрирующая сравнительный уровень развития ключевых компетенций между Россией и мировыми практиками в таких областях, как сценарное планирование, машинное обучение и риск-менеджмент.

Наиболее выраженные отставания наблюдаются в мониторинге и адаптации, а также в управлении рисками, что указывает на потребность в усилении этих направлений.

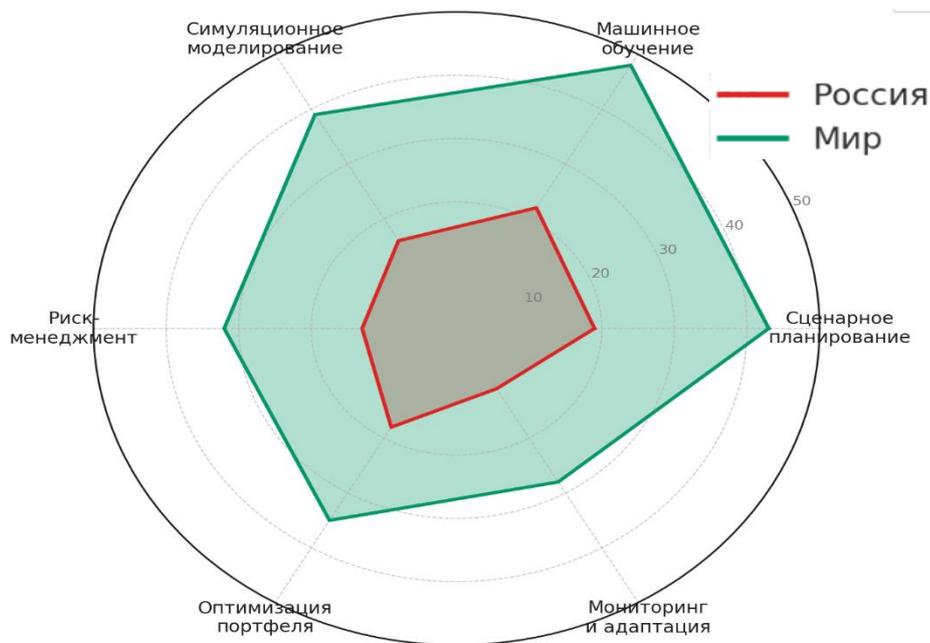


Рисунок 2.8 – Радарная диаграмма компетенций в сценарно-адаптивном управлении по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [73; 114; 131])

Следует принимать во внимание, что средний временной горизонт сценарного планирования в российских компаниях составляет 2,3 года против 3,8 лет в развитых странах, что ограничивает эффективность долгосрочного стратегического планирования. Это, в свою очередь, указывает на необходимость оптимизации существующих подходов к управлению инновациями.

Уровень интеграции различных ИИ-техник в единую систему сценарного управления достигает только 21% в России против 44% в мировой практике, указывая на фрагментарность подходов к цифровизации управления инновациями.

Время реакции на изменение сценарных условий (Time-to-Switch) в российских компаниях составляет в среднем 45 дней против 28 дней в мире.

Содержание таблицы, представленной в Приложении 3, описывает процесс отбора принципов адаптивного управления инновациями на основе уровня цифровой зрелости организации.

Данный подход ориентирован на соответствие принципов текущим возможностям компании, выявление *capability gap* и поэтапное внедрение. В России лишь 23% крупных предприятий достигли уровня цифровой зрелости выше 3 баллов по 5-балльной шкале, тогда как в мире этот показатель составляет 34%.

Этап дифференциации принципов по уровням зрелости особенно критичен, поскольку 67% российских компаний переоценивают свои цифровые возможности. *Capability Gap*-анализ выявляет существенные дефициты в компетенциях: в РФ средний разрыв между требуемыми и имеющимися навыками составляет 42%, против 28% в развитых странах.

Пилотное тестирование показывает, что успешность PoC в России составляет в среднем 58%, что ниже рекомендуемого порога в 70%. Бюджетные отклонения при внедрении цифровых инициатив в российских компаниях составляют, в среднем, +23%, существенно превышая предложенный лимит в 10% [84; 114].

Этап приоритизации особенно важен с учетом того, что 84% российских цифровых проектов не достигают заявленного ROI. Период окупаемости цифровых инициатив в России составляет в среднем 28 месяцев против 18 месяцев в развитых странах, что делает планирование горизонта в 12-24 месяца достаточно оптимистичным.

Автоматизация процессов в российских организациях растет на 3,2% в квартал, тогда как в мировой практике этот показатель составляет 5,8%, что указывает на необходимость более активного внедрения принципов цифровой трансформации и регулярного пересмотра стратегических подходов.

Гистограмма, представленная на рисунке 2.9, иллюстрирует расхождение между фактическим уровнем цифровой зрелости (более 3 из 5) и уровнем самооценки цифровых возможностей в России и мире.

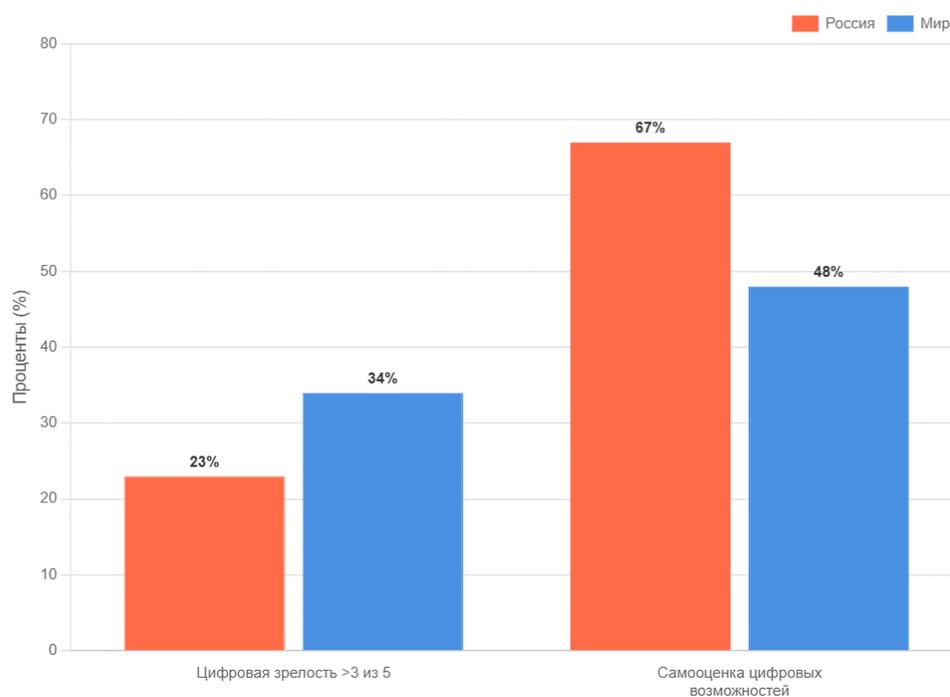


Рисунок 2.9 – Сравнение уровня цифровой зрелости и самооценки цифровых возможностей по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [76; 81; 115])

Несмотря на объективно более низкий уровень цифровой зрелости, Россия демонстрирует значительно более высокий уровень самооценки цифровых возможностей, что свидетельствует о завышенных ожиданиях по сравнению с текущим уровнем развития. Для ликвидации данного несоответствия далее будет предложен комплекс принципов адаптивного управления инновациями с использованием ИИ технологий, представляющий собой авторскую формализацию принципов, представленных в источниках [26; 33; 90].

На основе проведенного анализа может быть сформирован комплекс принципов адаптивного управления инновациями с применением методов искусственного интеллекта на основе формализованного подхода к их выбору и ранжированию в зависимости от целевых показателей результативности, уровня интеграционной зрелости организации и особенностей внешней среды.

Это позволяет обеспечивать комплексный характер и согласованность управленческого воздействия в условиях цифровой трансформации организации. Сформированный комплекс принципов включает:

- динамическое (непрерывное) обучение;
- персонифицированное формирование инновационных решений;
- экосистемную интеграцию;
- риск-адаптивность;
- упреждающее (предвосхищающее) управление на основе прогнозной аналитики;
- объяснимость и прозрачность принимаемых решений.

Характеристика данных принципов, отбор которых обусловлен их соответствием текущим требованиям к инновационному развитию, наличием адаптивных характеристик и существующим запросом на определение направлений комплексного управленческого воздействия на уровне организации, с учетом выявленных управленческих приоритетов, представлена в таблице (Приложение И).

Центральным, объединяющим звеном представленного комплекса принципов выступает управление, основанное на использовании интеллектуальных технологий, что обеспечивает непрерывную настройку, модификацию и адаптацию принципов, а также их согласование между собой, формируя, тем самым, основу системного подхода к цифровым преобразованиям инновационных процессов в современных организациях.

В контексте проанализированных в данном исследовании статистических данных, характеризующих инновационную деятельность современных российских и зарубежных организаций, использование указанных принципов позволяет выявить направления, обладающие наибольшим потенциалом для дальнейшего инновационного развития.

2.3 Обоснование необходимости совершенствования управления инновационным развитием организации на основе методов искусственного интеллекта

Современная бизнес-среда характеризуется высокой степенью неопределённости, ростом сложности инновационных процессов и лавинообразным увеличением объёмов данных, требующих новых управленческих подходов. В этих условиях совершенствование управления инновациями на основе методов искусственного интеллекта становится не просто актуальным, а стратегически необходимым направлением цифровой трансформации организаций.

По данным Росстата, в 2023 году инновационная активность российских организаций составляла лишь 21,6%, в то время как мировой показатель колебался в диапазоне 35–40%. В то же время, средняя длительность инновационного цикла в России (18–24 месяца) превышает аналогичный срок у международных конкурентов (12–15 месяцев) на 30–40%. Эти различия обусловлены, в том числе, низкой интеграцией ИИ и цифровых решений: только 23% российских компаний используют продвинутые системы обработки данных, против 67% в странах G7. При этом ежедневно в стране генерируется более 2,5 эксабайт данных, из которых обрабатывается не более 15–20% [84].

В условиях, когда 78% российских предприятий сталкиваются с трудностями адаптации стратегий, внедрение ИИ обеспечивает принципиально новый уровень гибкости и устойчивости. Интеллектуальные системы позволяют не только ускорить обработку информации в 10–15 раз, но и автоматизировать до 40% аналитических задач, высвобождая ресурсы для стратегического управления.

Переход к цифровой экономике усилил неопределённость внешней среды (VUCA-факторы) и поставил перед организациями задачу быстро адаптировать инновационные процессы. Искусственный интеллект (ИИ) стал ключевым технологическим драйвером, позволяющим выстраивать

адаптивное управление инновациями (adaptive innovation management, AIM) — динамичную систему планирования, мониторинга и корректировки нововведений в реальном времени.

Принципы адаптивного управления инновациями с использованием технологий искусственного интеллекта приобретают особую актуальность в контексте российского рынка ИИ, где 34% компаний в 2024 году активно внедряли искусственный интеллект либо уже использовали его для решения бизнес-задач, что свидетельствует о растущем интересе к ИИ-технологиям несмотря на относительно низкий уровень проникновения. Принцип динамического обучения критически важен для российских компаний в условиях, когда отечественный рынок ИИ-решений демонстрирует потенциал роста до 30% в год, требуя постоянной адаптации моделей к быстро изменяющимся условиям бизнес-среды.

Диаграмма на рисунке 2.10 показывает степень проникновения ИИ и нейросетевых технологий в российский бизнес. Как можно увидеть, более половины компаний уже используют нейросети, а треть активно внедряет ИИ, что говорит о растущей цифровой зрелости.

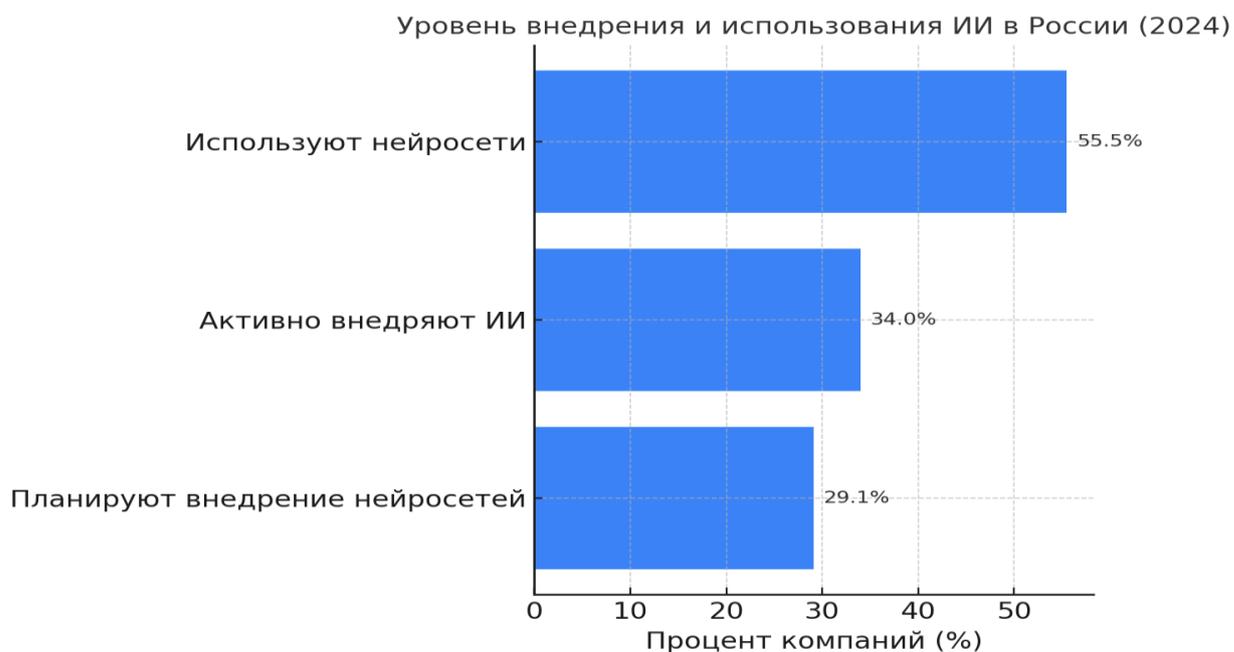


Рисунок 2.10 – Уровень внедрения и использования ИИ в России по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [71; 73; 133])

Персонализация цифровых решений становится ключевым конкурентным преимуществом на фоне того, что 55,5% организаций использовали нейросети в своей работе. Прогнозируется, что предиктивный анализ будет расти в среднем на 31,4% в год в период с 2022 по 2027 год; также возрастает спрос на программное обеспечение на основе технологий ИИ позволяя компаниям заблаговременно выявлять перспективные направления развития.

Гибкость архитектуры ИИ-систем становится критически важной характеристикой, учитывая, что рынок ИИ будет увеличиваться на 20-40% в год, а развитие сетей нового поколения 5G и 6G может ускорить темпы роста, требуя быстрой адаптации к новым технологическим стандартам [75].

Комплексная интеграция ИИ с существующими системами становится приоритетом для российских предприятий на фоне того, что объем рынка технологий на базе ИИ в России, согласно Национальной стратегии цифровизации, достигнет 14 млрд рублей, что требует создания целостной цифровой экосистемы [71].

В продолжение данного анализа, рисунок 2.11 содержит данные сравнительного анализа внедрения инновационных технологий по этапам KPI-управления по состоянию на 2024 год.

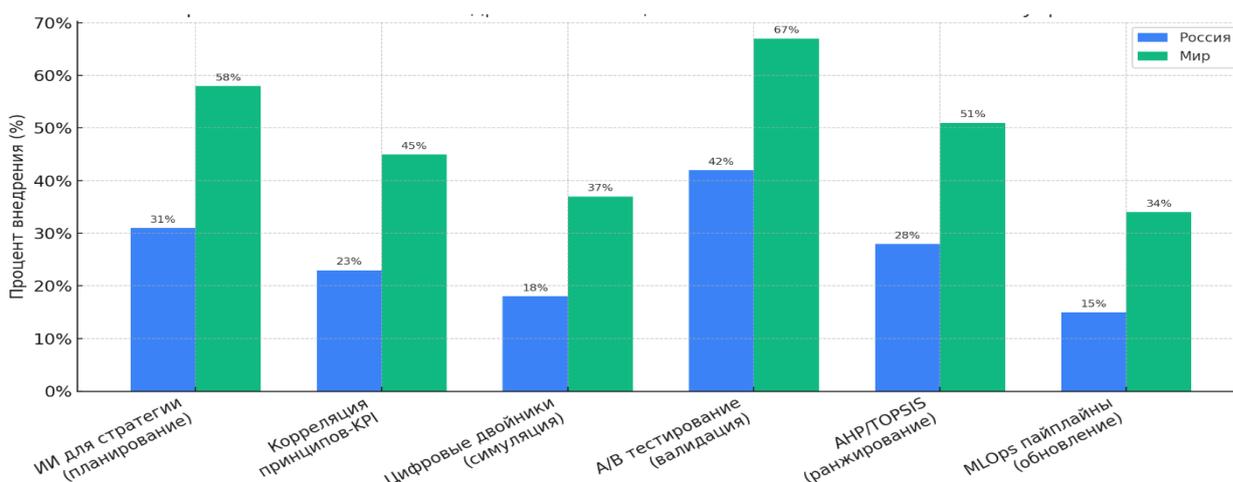


Рисунок 2.11 – Сравнительный анализ внедрения инновационных технологий по этапам KPI-управления по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [114; 131; 134])

Итеративное обновление модели через MLOps-пайплайны и онлайн-обучение внедрено только у 15% российских организаций по сравнению с 34% в мире, что отражает отставание в области автоматизации процессов управления инновациями. Критерии отбора принципов варьируются от SMART-требований к KPI до необходимости стабильного роста показателей более чем на Y% в квартал, при этом российские компании демонстрируют среднюю квартальную динамику роста инновационных KPI на уровне 3,2% против мирового показателя 5,8%.

Инструментарий включает продвинутые технологии от LLM и Knowledge Graphs до системной динамики и MLOps, однако уровень их интеграции в российских компаниях составляет в среднем 24% против 48% в мировой практике. Выходные результаты каждого этапа формируют последовательную цепочку от якорных KPI с целевыми значениями до живого реестра принципов с датой пересмотра.

Диаграмма на рисунке 2.12 показывает существенное отставание российских компаний от компаний в странах ОЭСР по уровню инновационной активности.

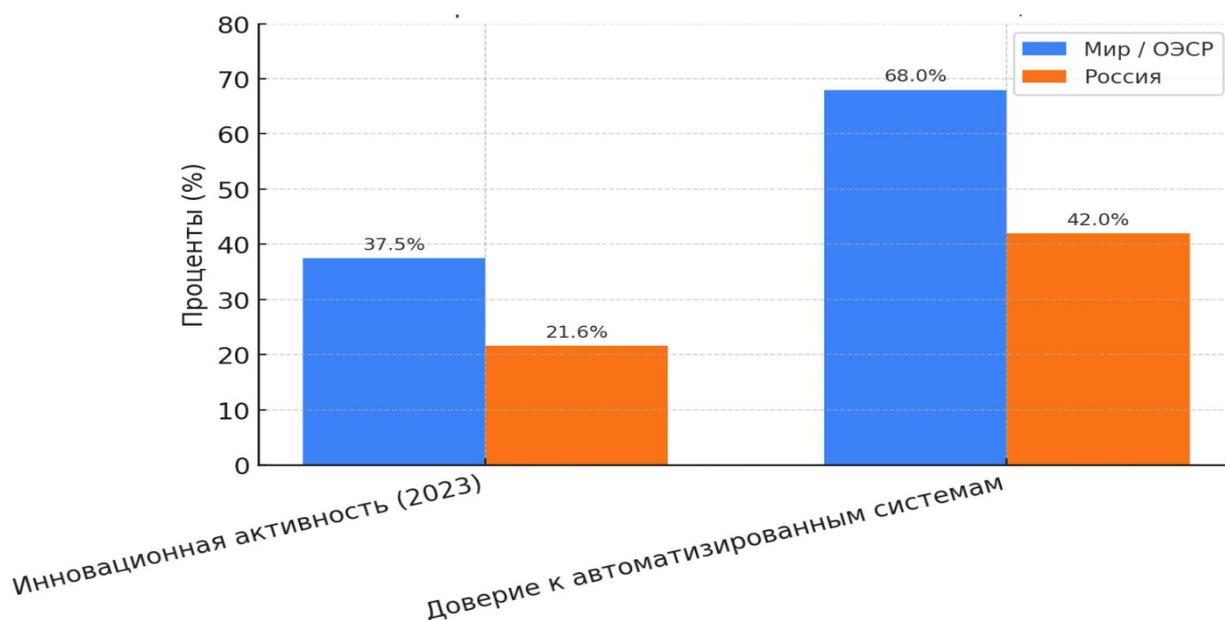


Рисунок 2.12 – Инновационная активность к автоматизированным системам по состоянию на 2023 год (разработано автором на основе: [82; 118; 133])

Имеющиеся различия указывают на необходимость развития культуры технологического доверия и внедрения принципов прозрачности в использовании ИИ.

Персонализация решений приобретает особую значимость; так, исследования McKinsey показывают, что компании, применяющие персонализированные подходы, повышают удовлетворенность клиентов на 20-30%.

В этих условиях предиктивный анализ становится важнейшим инструментом цифрового управления, когда российские компании в среднем тратят на исправление ошибок в инновационных проектах на 40-60% больше средств.

Радарная диаграмма на рисунке 2.13 иллюстрирует разрыв между Россией и странами-мировыми лидерами по показателям инновационной активности.



Рисунок 2.13 – Сравнение инновационных показателей России и мировых стандартов в области ИИ-технологий по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [71; 81; 129])

Здесь приведен ряд данных, включая адаптацию к технологическим трендам, доверие к ИИ. Их характер свидетельствует об отставании нашей страны по многим направлениям, особенно – в соблюдении сроков и фрагментированности IT-ландшафта.

Гибкость архитектуры ИИ-платформ критически важна, поскольку 65% российских IT-проектов превышают первоначальные сроки реализации. Итеративный подход особенно важен для российской экономики, где стоимость ошибок в инновационных проектах в среднем на 15-20% выше, чем в развитых странах [71; 81].

Автономность систем приобретает стратегическое значение, учитывая дефицит высококвалифицированных кадров в области инноваций. Комплексная интеграция ИИ-систем становится необходимостью, поскольку фрагментированность IT-ландшафта российских компаний на 25-30% выше среднемирового уровня. Прозрачность ИИ-решений важна в российском контексте, где уровень доверия к автоматизированным системам управления составляет лишь 42% против 68% в странах ОЭСР. Самооптимизация систем может стать конкурентным преимуществом для российских компаний, поскольку позволяет достичь устойчивого роста производительности на 15-25% ежегодно [3; 71].

Особое значение приобретает персонализация инновационных решений, обеспечивающая рост клиентской удовлетворённости на 25–35%. Это является критичным для российского рынка, где уровень потребительской лояльности в среднем на 15–20% ниже. Одновременно, фиксируется, что переход к интеллектуальным экосистемам, объединяющим ИИ и платформенные решения, позволяет повысить общую производительность организаций на 40-60%.

Такая ситуация подтверждает критическую необходимость внедрения ИИ в управление инновациями. Это послужит не только ответом на внешние вызовы, но и сформирует фундамент для устойчивого роста. Развитие цифровой экономики требует гибких управленческих подходов, способных

быстро адаптироваться к изменениям. Адаптивное управление инновациями с опорой на технологии искусственного интеллекта (ИИ) становится важным направлением трансформации управленческих моделей.

Диаграмма на рисунке 2.14 отражает вклад цифровой экономики в валовый внутренний продукт трёх наиболее развитых стран. Лидером являются США с показателем 10.9%, за ними следуют Китай (8.2%) и Россия (5.1%). Персонализация инновационных решений сегодня становится основным фактором конкурентоспособности, поскольку компании показывают рост выручки на 6-10% быстрее конкурентов.

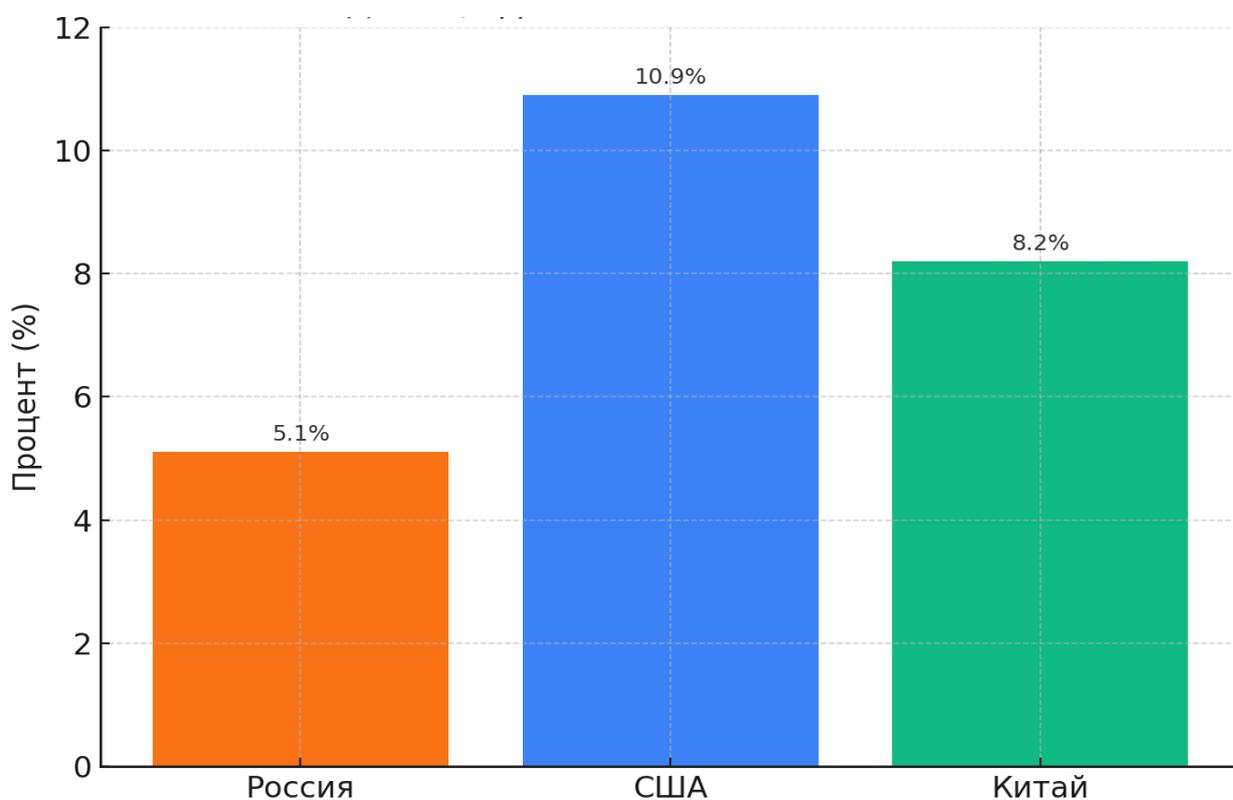


Рисунок 2.14 – Доля цифровой экономики в ВВП в странах-лидерах цифрового развития по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [71; 121; 130])

На рисунке 2.15 представлены различия в уровне готовности и эффективности внедрения ИИ между Россией и мировыми лидерами. Представленная на рисунке тепловая карта указывает на то, что российским компаниям необходимо ускорить цифровую трансформацию.

Конкурентное давление со стороны цифровых компаний особенно ощутимо в России, где технологическое отставание от мировых лидеров составляет 3-5 лет. Согласно данным тепловой карты, ограниченность человеческих ресурсов создает серьезные препятствия для инновационного развития.

Необходимость ускорения инновационного цикла критически важна, поскольку средний срок разработки инновационного продукта в России составляет 18-24 месяца против 12-15 месяцев у зарубежных конкурентов.

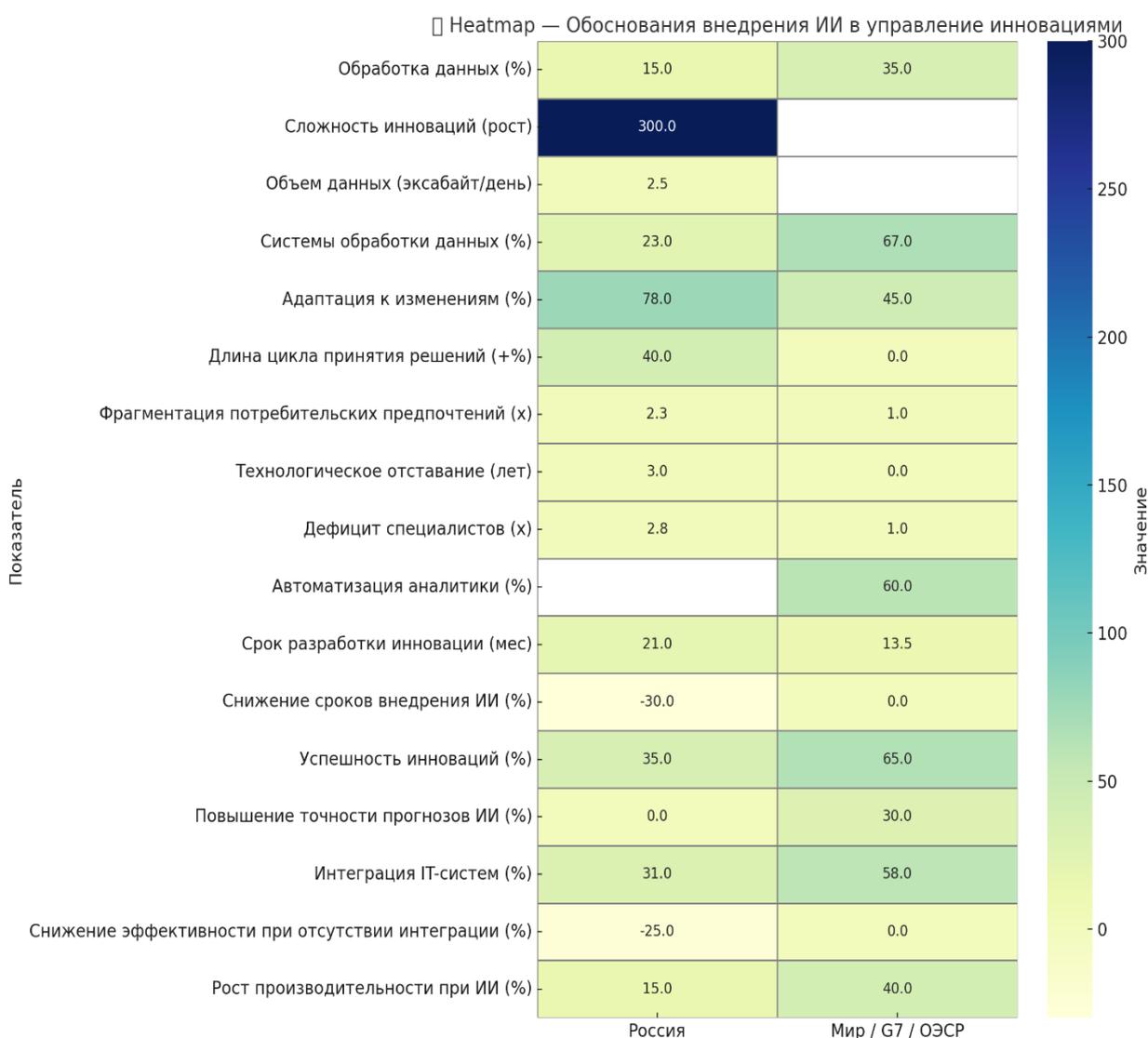


Рисунок 2.15 – Тепловая карта внедрения ИИ в систему управления инновациями по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [71; 116; 129])

Повышение точности оценки инновационных рисков особенно актуально для российского рынка, где 65% инновационных проектов не достигают запланированных показателей против 35% в развитых странах.

Интеграция с цифровыми системами становится необходимостью, учитывая, что только 31% российских компаний имеют полностью интегрированные IT-системы против 58% в странах ОЭСР.

Переход к интеллектуальным экосистемам представляет стратегическую возможность для российских компаний сократить технологический разрыв.

Интеграция с цифровыми системами становится необходимостью, с учетом того, что только 35% российских компаний имеют полностью интегрированную IT-инфраструктуру против 65% в странах G7, а внедрение ИИ-платформ может повысить операционную эффективность на 20-25%. Переход к интеллектуальным экосистемам представляет стратегическую возможность для российских компаний, поскольку создание самонастраивающихся систем управления с использованием ИИ может обеспечить рост производительности на 40-60% и стать основой для достижения технологического лидерства в ключевых отраслях экономики.

В России доля компаний, проводящих регулярный аудит и каталогизацию данных, составляет около 25%, в то время как в мировой практике этот показатель достигает 65% среди технологически развитых организаций. Российские предприятия в среднем достигают индекса качества данных (DQS) на уровне 0,72, тогда как международные лидеры поддерживают показатель выше 0,85.

Диаграмма, представленная на рисунке 2.16 демонстрирует, что лишь 25% российских компаний регулярно проводят аудит и каталогизацию данных – против 65 % у международных технологических лидеров.

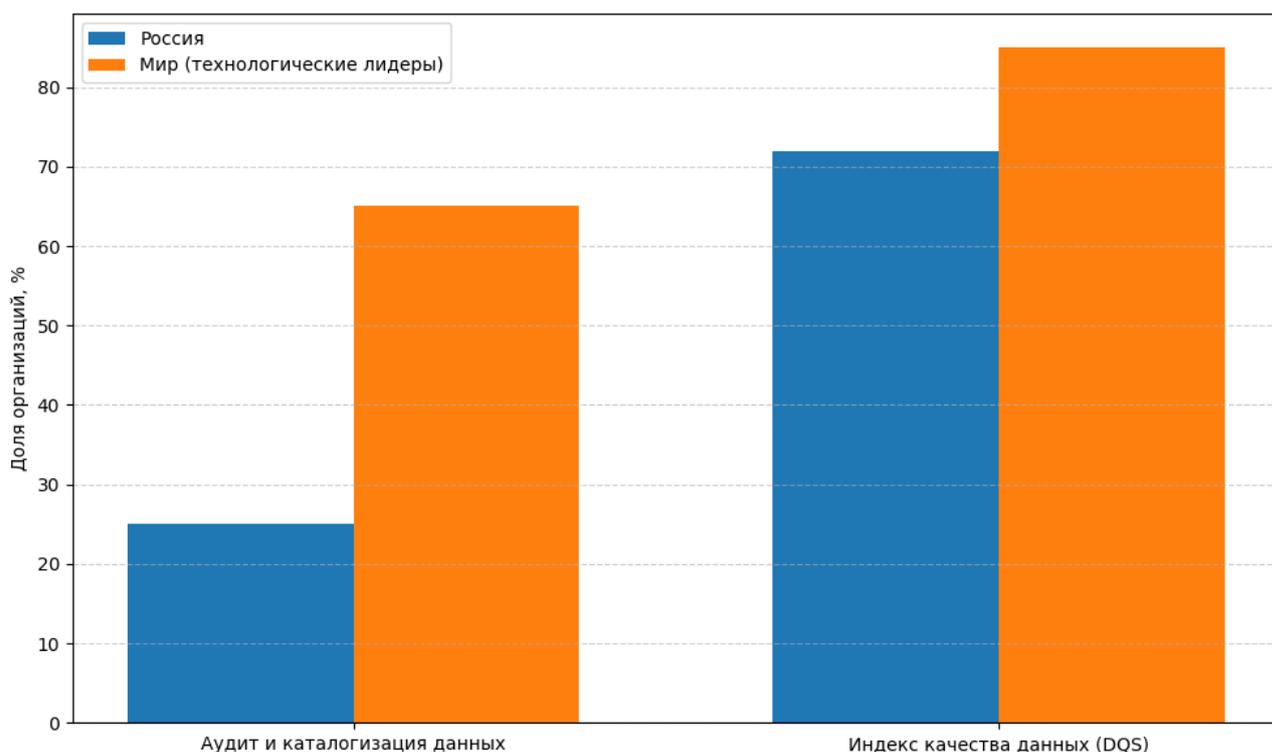


Рисунок 2.16 - Сравнение показателей управления данными: в России и странах-технологических лидерах по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [76; 81])

Средний индекс качества данных (DQS) у них составляет 0,72 против 0,85. Обнаруженный разрыв подчёркивает необходимость отечественных организаций более активно внедрять практики Data Governance, чтобы снизить риски и повысить эффективность датацентричного управления инновациями.

Дополняющая эти данные диаграмма на рисунке 2.17 показывает парные распределения по шести ключевым метрикам.

Обнаруживается, что российские «волны» расположены ближе к менее продвинутым значениям (меньшая доля ML-Ops, более долгий вывод моделей, выше ошибка ROI), тогда как зарубежные лидеры смещены к желаемым диапазонам высокой автоматизации и точности. Разрывы между пиками кривых отражают масштаб нереализованного потенциала датацентричного управления инновациями в российских организациях.

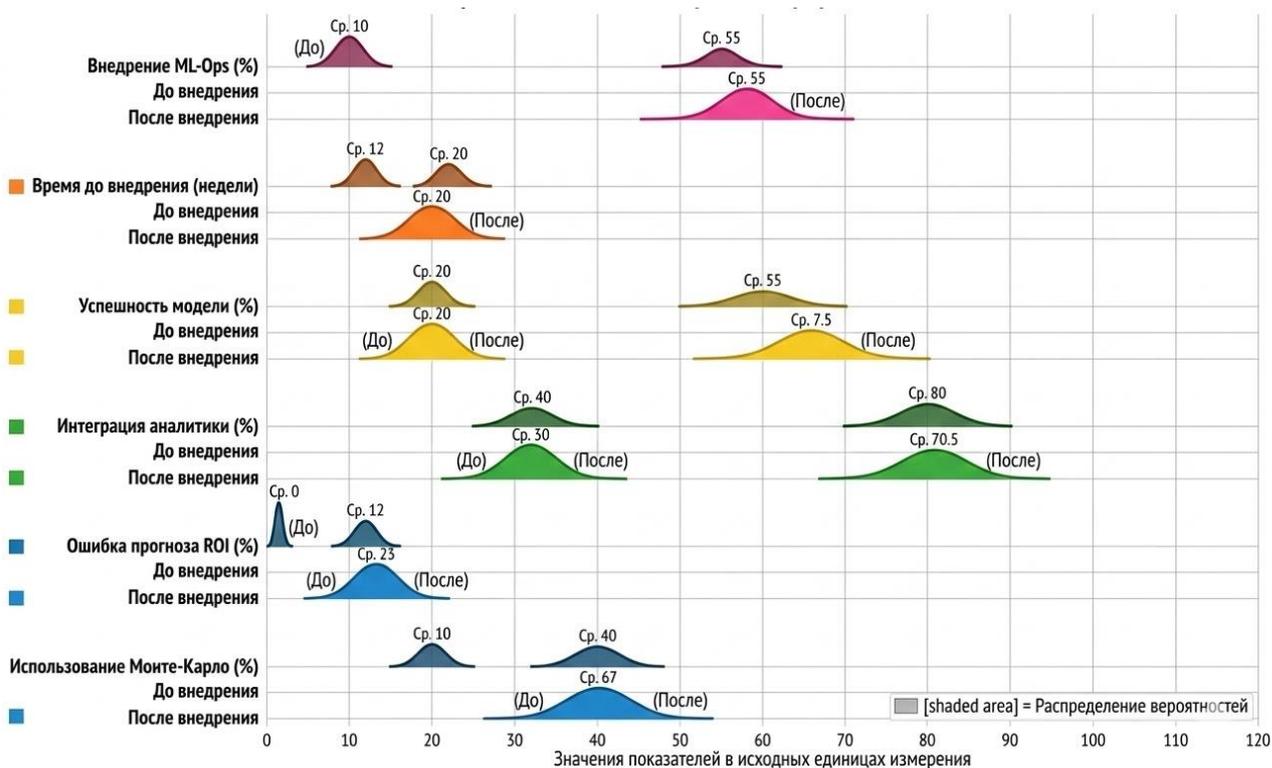


Рисунок 2.17 – Диаграмма зрелости датацентричных инноваций в России и странах-технологических лидерах по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [82; 131])

Инвестиции в инструментальную базу для работы с данными в российских компаниях составляют в среднем 0,8% от ИТ-бюджета против 2,5% в мировой практике. Использование облачных платформ для машинного обучения в России достигает 28%, в то время как глобальный показатель превышает 65%.

Периодичность обновления аналитических моделей в российских организациях составляет 6-12 месяцев против ежемесячных обновлений в передовых зарубежных компаниях, что создает барьеры для сокращения времени инновационного цикла и тормозит вывод на рынок инновационных продуктов [3; 76].

Карта плотности, представленная на рисунке 2.18, показывает, что основная масса российских организаций сосредоточена в левом нижнем секторе (охват $\approx 15\%$ и индекс $\approx 2,8$ из 5).

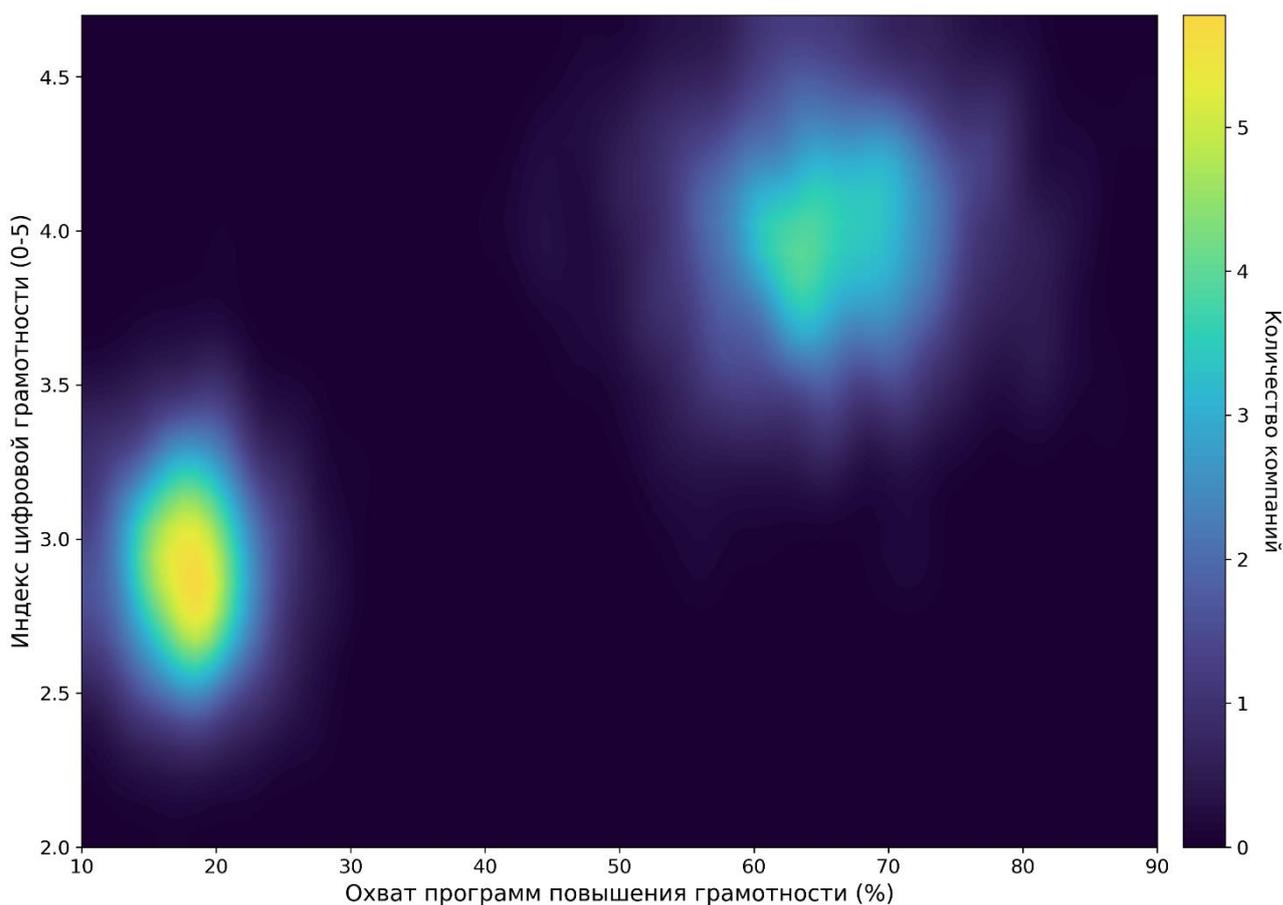


Рисунок 2.18 – Карта плотности уровня цифровой грамотности в российских и зарубежных компаниях по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [76; 83])

На диаграмме по оси X указано «Охват программ повышения грамотности (%)». Этот показатель обозначает долю сотрудников организации, вовлечённых в формальные программы повышения цифровой грамотности (курсы, тренинги, онлайн-обучение, внутренние академии и т.п.) за определённый период.

Данные по мировым лидерам формируют плотное «облако» в правом верхнем углу (охват $\approx 70\%$ и индекс $\approx 3,9$). Чёткое расслоение кластеров визуально подчёркивает масштаб разрыва в развитии компетенций и охвате образовательных инициатив между российскими компаниями и передовыми зарубежными практиками.

Далее, на рисунке 2.19, представлен цикл виолончельных диаграмм уровня цифровой зрелости, где для каждой метрики пара асимметричных

контуров показывает, что значения российских компаний (левые, смещённые к низким) системно уступают зарубежным (правые, широкие и высокие).



Рисунок 2.19 – Виолончельные диаграммы цифровой зрелости компаний России и стран-технологических лидеров по состоянию на 2024 год (разработано автором на основе: [75])

Указатель «Значение» на нижней горизонтальной оси обозначает: для показателей с «%» – это процент компаний, достигших того или иного уровня (внедрение XAI, автоматизация качества данных, потоковая аналитика и т.д.); для показателя «Период окупаемости (годы)» – это количество лет. Указатель

«Плотность» на вертикальной оси означает оценку плотности распределения (probability density): гистограммы и гладкие кривые нормированы, чтобы площадь под кривой была равна 1; «Плотность» показывает не абсолютное число компаний, а относительную концентрацию наблюдений в каждом диапазоне значений; чем выше столбец или участок кривой, тем больше доля компаний имеет значения показателя в этом интервале.

Наглядное расхождение кривых визуализирует масштабный разрыв в автоматизации, точности и интеграции цифровых инициатив между отечественными организациями и передовыми международными практиками.

Подводя итог аналитическому исследованию факторов, обосновывающих необходимость внедрения ИИ для повышения эффективности и адаптивности инновационного управления, представим обобщающие данные в таблице 2.2.

Анализ данных, представленных в таблице 2.2, демонстрирует критическую необходимость внедрения ИИ-технологий в управление инновациями, особенно учитывая, что сложность современных инновационных процессов возросла в среднем на 300% за последнее десятилетие, а российские компании обрабатывают лишь 15% доступных им данных (против 35% у мировых технологических лидеров) [3; 81].

В современных экономических условиях, характеризующихся широкой разработкой и внедрением цифровых методов коммуникации и возрастания объема поступающей цифровой информации, остро встает вопрос использования соответствующих математических инструментов обработки и анализа данной информации.

Таблица 2.2 – Обоснование необходимости совершенствования управления инновационным развитием организации на основе методов искусственного интеллекта (разработано автором на основе [19; 39; 90])

№	Фактор	Управленческое обоснование	Степень адаптируемости	Ожидаемые стратегические и операционные эффекты
1	Усложнение процессов инновационного развития	Современные инновационные инициативы сопровождаются необходимостью обработки значительных массивов разнородных данных в условиях ограниченного времени на принятие решений	Высокая	Повышение скорости и точности обработки сложных взаимосвязанных параметров с применением ИИ
2	Экспоненциальный рост объёма данных	Концентрация данных из различных источников требует интеллектуальных механизмов фильтрации, агрегации и интерпретации	Высокая	Повышение обоснованности и релевантности принимаемых управленческих решений
3	Динамичность рыночной конъюнктуры	ИИ-инструменты обеспечивают оперативную адаптацию стратегических установок в условиях нестабильной внешней среды	Высокая	Повышение устойчивости к внешним шокам и колебаниям рыночного спроса
4	Персонализация инновационных решений	Реализация подходов к кастомизации продуктов и услуг под целевые сегменты становится более эффективной с применением ИИ	Средняя	Увеличение клиентской удовлетворённости и рост конкурентоспособности
5	Усиление конкуренции со стороны цифровых лидеров	Цифровые компании активно интегрируют ИИ в процессы инновационного управления, создавая рыночное давление	Средняя	Снижение технологического разрыва и укрепление рыночных позиций
6	Дефицит квалифицированных кадров	Расширение возможностей делегирования рутинных и аналитических задач интеллектуальным системам	Средняя	Оптимизация нагрузки на персонал и повышение точности прогнозирования
7	Потребность в ускорении инновационного цикла	ИИ способствует сокращению сроков анализа, проектирования и принятия решений на всех стадиях инновационного процесса	Высокая	Повышение темпов вывода новых продуктов и технологий на рынок
8	Ужесточение требований к управлению инновационными рисками	Искусственный интеллект обеспечивает высокоточную моделизацию сценариев и предиктивный анализ последствий	Высокая	Снижение вероятности стратегических ошибок и минимизация потерь
9	Необходимость интеграции с корпоративными цифровыми системами	ИИ-технологии эффективно взаимодействуют с CRM, ERP и другими платформенными решениями	Средняя	Повышение согласованности цифровой архитектуры и синергии бизнес-функций
10	Актуальность перехода к интеллектуальным экосистемам	Стратегическое управление инновациями требует платформенного подхода с ИИ в качестве системообразующего элемента	Высокая	Рост системности, предиктивности и масштабируемости инновационного менеджмента

Это особенно важно в инновационной сфере, которая характеризуется повышенной зависимостью от конкурентных преимуществ организации и более короткими циклами разработки и вывода на рынок инновационных продуктов.

ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 2

1. С учетом того, что современные условия цифровой экономики формируют устойчивый запрос на трансформацию подходов к управлению инновациями, проведенный анализ позволил обосновать необходимость внедрения методов искусственного интеллекта и анализа больших данных в инновационное управление. С этой целью проведена систематизация существующих подходов к использованию ИИ. Было показано, что такие методы ИИ, как генеративные модели, цифровые двойники, машинное обучение и сценарное моделирование, уже позволяют ведущим мировым компаниям сокращать время вывода инновационных продуктов на рынок, повышать ROI на этапах масштабирования инновационных проектов, а также снижать инновационные риски. Однако отечественными компаниями такие технологии применяются пока ограниченно, что указывает на системную нехватку инструментов оценки, мониторинга и адаптации инновационных решений, снижающую способность компаний реагировать на изменения, происходящие в нестабильной внешней среде.

2. Представлены принципы адаптивного управления инновациями, обеспечивающие гибкость и устойчивость инновационной бизнес-модели в условиях высокой изменчивости, формализованные с применением пяти стратегий отбора. На основе сопоставления этих стратегий предложен к использованию актуальный комплекс принципов адаптивного управления инновациями, в наибольшей степени соответствующим выявленным потребностям отечественных инновационных организаций в текущих условиях цифровой трансформации.

3. Обоснована необходимость совершенствования управления инновационным развитием на базе ИИ, что опирается на приведённые статистические данные, демонстрирующие определенное отставание отечественных инновационных компаний от компаний, работающих на глобальном рынке, что актуализирует применение методов ИИ для

обеспечения конкурентоспособности российских организаций в национальном и глобальном масштабе.

3 ИНТЕГРАЦИЯ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СИСТЕМУ УПРАВЛЕНИЯ ИННОВАЦИОННЫМ РАЗВИТИЕМ ОРГАНИЗАЦИИ В ЦЕЛЯХ ЕГО СОВЕРШЕНСТВОВАНИЯ

3.1 Методический подход к совершенствованию системы управления инновационным развитием организации путём интеграции методов искусственного интеллекта

На базе исследования, проведенного в предыдущей главе, можно выделить управленческие контуры цифровой трансформации организации в целях ускорения инновационного развития организации позволяет определять приоритеты инновационного развития организации в разрезе технологического, процессного, поведенческого и экосистемного направлений (рисунок 3.1).



Рисунок 3.1 – Систематизация управленческих контуров цифровой трансформации организации при комплексном использовании датацентричного управления и адаптивной интеграции ИИ (разработано автором)

Каждое из направлений, рассматриваемых в рамках того или иного управленческого контура, характеризуется специфическими элементами и

методами воздействия, обеспечивающими ускорение инновационных процессов и выступающими, по сути, драйверами цифровой трансформации

При этом технологический контур, формирующий фундаментальную технологическую основу цифровой трансформации организации, объединяет базовые технологические решения; процессный контур, фокусирующийся на методах оптимизации организационных процессов, включает направления, оказывающие влияние на внедрение цифровых технологий; поведенческий контур отвечает за человеческий фактор, включая наличие у работников необходимых цифровых компетенций и особой поведенческой культуры; экосистемный контур обеспечивает коммуникацию организации с внешней средой и реализацию экосистемных и платформенных решений, в т.ч. применение Интернета вещей и межорганизационное взаимодействие.

Представленная систематизация управленческих контуров, формирующих драйверы цифровой трансформации демонстрирует значительный потенциал их применения для отечественных организаций, где, согласно проведенному исследованию, в настоящее время наблюдается отставание от практики международных лидеров. В то время как, по существующим оценкам, драйверы технологического контура, способны ускорить инновационный цикл на 35-45%, современные российские предприятия обрабатывают лишь 15-20% доступного объема информации, что подтверждено проведенной комплексной сравнительной оценкой глубины интеграции ИИ в управленческие процессы во взаимосвязи с уровнем цифровой зрелости организаций. Это актуализирует переход к адаптивным моделям управления инновационным развитием отечественных организаций на базе использования методов искусственного интеллекта.

Основываясь на выявленных проблемах технологического отставания отечественных организаций и используя представленную систематизацию управленческих контуров, можно сформировать управленческие приоритеты для российских организаций, включающие переход к сквозному датацентричному управлению инновациями и адаптивной интеграции

технологий ИИ в систему управления на основе использования соответствующих принципов и классов интеллектуальных технологий. В этой связи доказано соответствие между драйверами цифровой трансформации, включенными в каждый из четырех управленческих контуров, и индикаторами уровня развития инновационного менеджмента организации, представленными выше. Указанное соответствие можно представить следующим образом:

1. Технологический контур → Блок I: Датацентричное управление инновациями (D1-D3):
 - искусственный интеллект и машинное обучение → D1 (ИИ-аналитика в управлении инновациями);
 - анализ больших данных → D1, D2 (данные и архитектура);
 - цифровые двойники и моделирование → D2 (цифровая архитектура);
 - облачные вычисления → D2 (цифровая архитектура).
2. Процессный контур → Блок II: Адаптивная интеграция методов ИИ (A1-A3):
 - операционные процессы внедрения → A1 (встроенность ИИ);
 - роботизированная автоматизация → A1 (применяемые ИИ-модели);
 - интеллектуальный анализ процессов → A2 (объяснимость и персонализация);
 - непрерывная интеграция и развертывание → A3 (переобучение).
3. Поведенческий контур → Блок III: Интеграционная зрелость цифровых технологий и инноваций организации (Z1-Z3):
 - человеческий фактор и компетенции → Z2 (инновационная культура и вовлеченность);
 - цифровая грамотность персонала → Z2 (инновационная культура и вовлеченность) + D3 (цифровые компетенции)
 - объяснимый искусственный интеллект → A2 (объяснимость и персонализация);

- культура работы с данными → Z2 (инновационная культура).
- 4. Экосистемный контур → Блок III: Интеграционная зрелость цифровых технологий и инноваций организации (Z1, Z3):
 - интернет вещей и сети пятого поколения → Z1 (технологическая и цифровая зрелость);
 - цифровые экосистемные платформы → Z3 (использование экосистем и цифровых платформ);
 - распределенные реестры → Z1 (цифровая инфраструктура);
 - интеграционные интерфейсы → Z3 (интеграция с внешними цифровыми решениями).

Приведенные взаимосвязи демонстрируют, что управленческие контуры цифровой трансформации организации конкретизируются в рамках комплексной сквозной оценки уровня развития интеграционной зрелости организации, пронизывающей все три блока индикаторов (D1-D3; A1-A3; Z1-Z3), что, в свою очередь, определяет порядок действий менеджмента в процессе управления инновациями.

Использование систематизированных управленческих контуров, наряду с внедрением обоснованного комплекса принципов адаптивного управления инновационным развитием, предложенного в предыдущей главе, формирует целостный методический подход, обеспечивающий согласование управленческих решений, направленных на инновационное развитие, с организационными целями, при снижении уровня неопределённости и повышении результативности реализуемых инновационных инициатив.

В основе сформированного методического подхода лежит структурная схема применяемых интеллектуальных технологий в зависимости от конкретной стадии инновационного цикла, базирующаяся на действиях менеджмента в рамках выделенных ранее управленческих контуров цифровой трансформации организации (технологического, процессного, поведенческого и экосистемного), при комплексном использовании датацентричного

управления и адаптивной интеграции методов ИИ. Благодаря этому данный методический подход определяет порядок действий при выборе интеллектуальных технологий, в наибольшей степени соответствующих конкретной стадии инновационного цикла, уровню цифровой зрелости организации и специфике решаемых управленческих задач.

Структурная схема применяемых интеллектуальных технологий по стадиям инновационного цикла, представленная на рисунке 3.2, дифференцирует интеллектуальные технологии, распределяя их по пяти ключевым стадиям инновационного цикла (от генерации инновационных идей до коммерциализации) и устанавливая соответствие между используемыми интеллектуальными технологиями, степенью сложности их применения и уровнем цифровой зрелости.

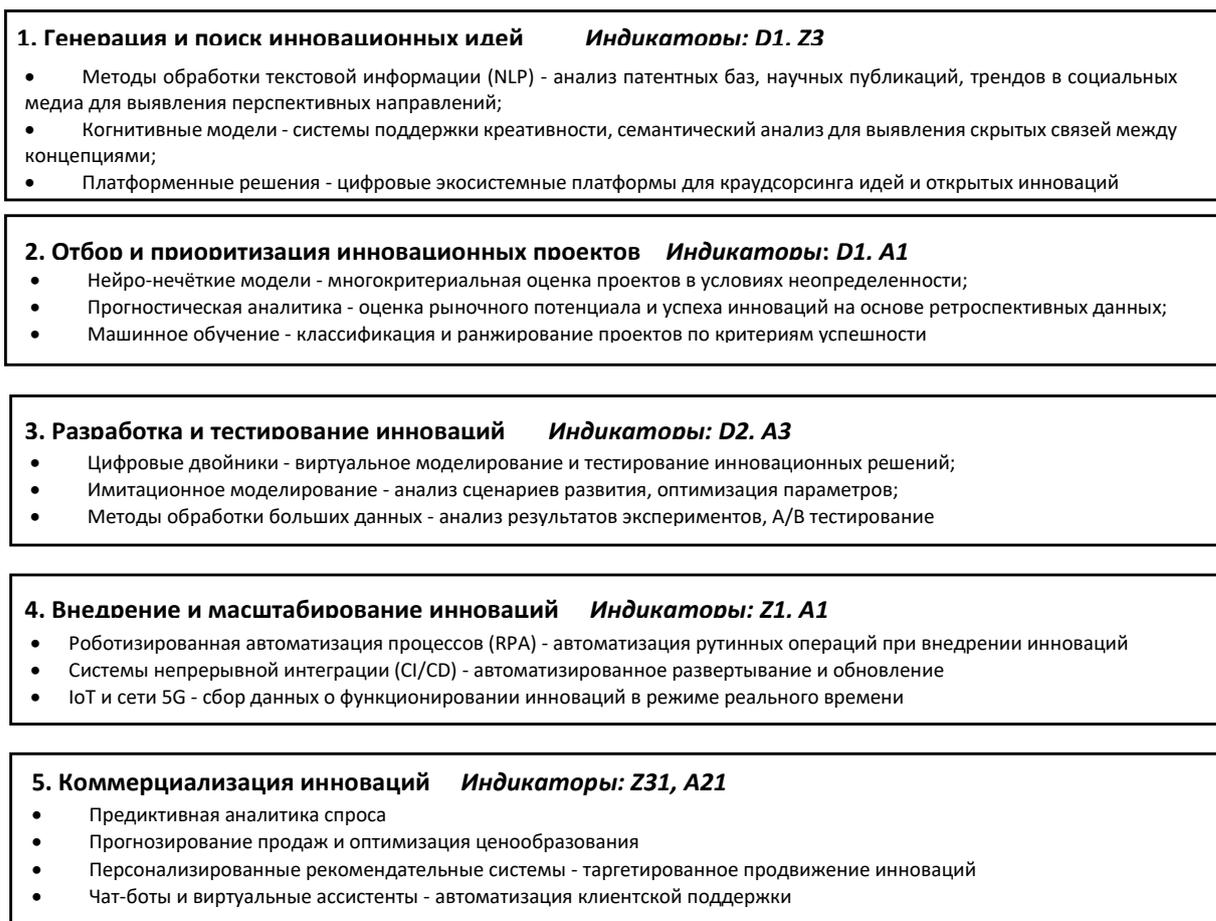


Рисунок 3.2 – Дифференциация применяемых интеллектуальных технологий в зависимости от стадии инновационного цикла (разработано автором)

Такое применение интеллектуальных технологий обеспечивает эффективное решение управленческих задач в процессе последовательного осуществления цифровой трансформации организации.

Сформированный методический подход может быть дополнен применением матрицы соответствия применяемых технологий уровням интеграционной зрелости организации (таблица 3.1), что ориентирует менеджмент на выбор тех или иных интеллектуальных технологий в зависимости от выявленного уровня интеграционной зрелости.

Таблица 3.1 – Соответствие применяемых интеллектуальных технологий уровням интеграционной зрелости организации (разработано автором)

Уровень интеграционной зрелости	Применяемые интеллектуальные технологии / технологические решения
1. Традиционный	- Таблицы Excel - Телефон, факс, бумажный документооборот - Локальные базы данных без интеграции
2. Фрагментарный цифровой	- CRM/ERP системы без интеграции - Отдельные инструменты бизнес-аналитики (Power BI, Tableau) - Цифровые системы документооборота
3. Дата-информированное управление	- Сквозная бизнес-аналитика (BI) - Алгоритмы машинного обучения для анализа данных - Начальная интеграция с ИИ-платформами
4. Датацентричное управление инновациями	- Интеграция AI/ML (AutoML, XAI) - Цифровые двойники - Big Data & Cloud-архитектуры (Azure, AWS, GCP)
5. Адаптивно-цифровой экосистемный	- Объяснимый ИИ (Explainable AI) - Платформы с автономными агентами (AI agents) - Цифровые экосистемы и API-связность

Базируясь на представленных в исследовании усредненных оценках эффективности использования методов ИИ, характерных для современного

рынка инновационной продукции, можно сгруппировать ожидаемые управленческие эффекты от применения представленного методического подхода следующим образом:

- ускорение инновационного цикла на 35-45% за счет автоматизации рутинных процессов и ускорения принятия решений;
- повышение качества отбора проектов на 25-30% благодаря использованию предиктивной аналитики;
- масштабируемость - возможность тиражирования успешных практик с помощью платформенных решений;
- снижение влияния человеческого фактора, включая субъективный подход, на реализацию инновационных проектов;
- обеспечение прозрачности бизнес-процессов благодаря объяснимости управленческих решений, принимаемых с помощью искусственного интеллекта, что повышает доверие к организации со стороны всех групп стейкхолдеров.

Это позволяет, опираясь на разработки в области понятийно-категориального аппарата инновационного менеджмента, представленные в первой главе настоящего исследования, сформировать последовательность управленческих действий на базе в рамках датацентричного управления инновациями для сокращения цикла «данные → продукт» и повышения эффективности портфеля инноваций.

Такая последовательность включает:

1. Проведение аудита и систематизации данных, включая инвентаризацию источников, проверку их полноты и достоверности, классификацию чувствительности информации.
2. Создание единого хранилища данных для обеспечения единой версии информации в целях осуществления аналитики и исследовательских разработок.
3. Организацию сквозного конвейера «данные → модель → вывод» для сокращения времени от генерирования инновационной идеи до

практического применения и обеспечения воспроизводимости применяемых алгоритмов.

4. Интеграцию аналитики в портфель проектов, обеспечивающую связь панелей показателей с системой управления проектами, расчёт ожидаемой прибыли и рисков и проведение сценарного анализа.
5. Непрерывное обучение и формирование культуры работы с данными для повышения способности персонала интерпретировать и применять аналитические выводы.

Использование данной последовательности управленческих действий позволяет делать выводы о состоянии управления инновационным развитием организаций. Ее применение в рамках разработанного методического подхода к совершенствованию системы управления инновационным развитием организации путём интеграции методов искусственного интеллекта, с учетом предложенного ранее комплекса адаптивных принципов интеграции, обеспечивает непрерывность управленческого воздействия и его следование общим стратегическим целям инновационного развития.

3.2 Разработка модели интеграции методов искусственного интеллекта в систему управления инновационным развитием организаций

В основе разработки модели лежит интеграционный цикл из 10 этапов, охватывающий путь от диагностического аудита до бизнес-оценки влияния ИИ-решений, представленный в таблице (Приложение К).

Технологии машинного обучения могут анализировать обширные массивы данных для выявления путей сокращения затрат и повышения качества продукции.

Основополагающим аспектом успешного управления является способность прогнозировать тенденции. Искусственный интеллект представляет собой значительный инструмент, способный предоставлять

прогнозы на основе данных. Это позволяет организации предвидеть потенциальные проблемы [31].

Применяя алгоритмы искусственного интеллекта, организации способны проводить анализ сложных данных, выявлять закономерности и разрабатывать прогнозные модели, которые поддерживают процессы принятия решений. Так, в сфере финансов алгоритмы на основе искусственного интеллекта могут анализировать рыночные тенденции, оценивать рискованные факторы и предлагать инвестиционные стратегии [28].

С учетом этого, на рисунке 3.3 представлена диаграмма развертывания, визуализирующая процесс интеграции методов искусственного интеллекта в систему управления инновационным развитием организации.

Необходимую при этом детализацию управленческих действий обеспечивает систематизация методов, используемых при разработке модели интеграции ИИ в систему управления инновационным развитием (таблица 3.2).

Для моделирования интеграции методов искусственного интеллекта в систему управления инновационным развитием организаций, с учетом представленных в предыдущей главе аналитических данных, наиболее целесообразно использовать следующие методы:

1. Глубокие нейронные сети (DNN)
2. Градиентный бустинг

Это обусловлено комплексом причин, приведенных ниже.

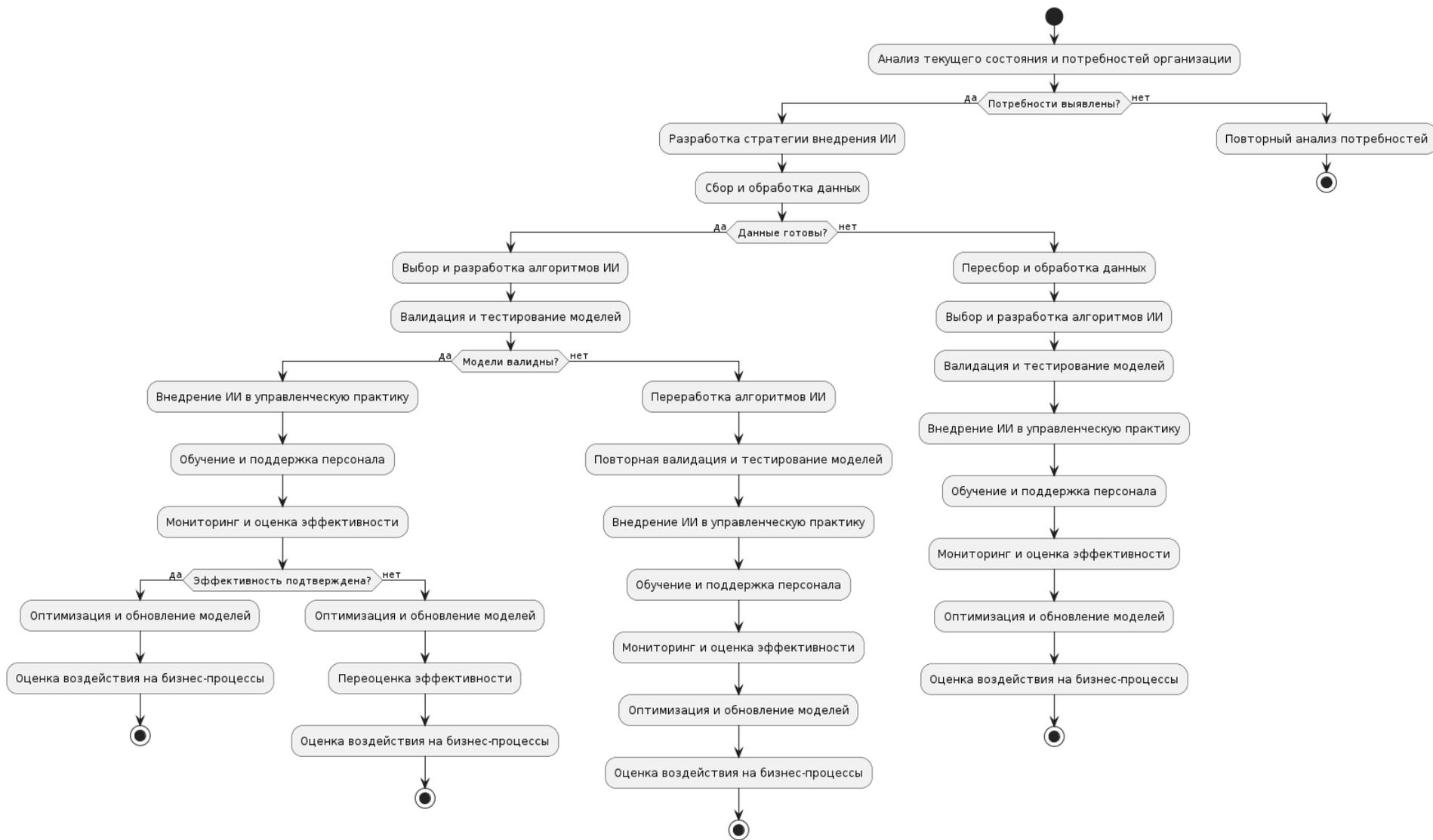


Рисунок 3.3 – Диаграмма процесса интеграции методов искусственного интеллекта в систему управления инновационным развитием организации (разработано автором)

Таблица 3.2 – Систематизация методов модели интеграции ИИ в систему управления инновационным развитием организации (разработано автором)

№	Метод	Содержание	Отличительные характеристики	Преимущества использования	Необходимые входные данные
1	Глубокие нейронные сети (Deep Neural Networks, DNN)	Многослойные архитектуры искусственных нейронных сетей, обеспечивающие формирование иерархических представлений данных	Автоматизированное извлечение латентных характеристик на различных уровнях абстракции	Высокая точность классификационных и регрессионных моделей на больших и сложных массивах данных	Обширные наборы данных; векторизованные признаки и метки классов
2	Рекуррентные нейронные сети (Recurrent Neural Networks, RNN)	Нейросетевые модели с обратными связями, учитывающие временную структуру последовательностей	Интегральная обработка временных зависимостей и корреляционных характеристик данных	Повышенная результативность при анализе временных рядов и последовательных структур	Последовательные данные: временные ряды, текстовые массивы, сигналы
3	Авто-регрессивная интегрированная скользящая средняя (ARIMA)	Параметрическая модель прогнозирования временных рядов, основанная на комбинации авторегрессии и скользящего среднего	Использование автокорреляционной структуры и сезонной дифференциации	Надёжное краткое- и среднесрочное прогнозирование экономических и технологических показателей	Стационарные временные ряды (с предварительной трансформацией при необходимости)
4	Градиентный бустинг на деревьях решений	Итеративное построение ансамбля слабых моделей с последовательной минимизацией функции потерь	Адаптивное уточнение ошибок предыдущих моделей; устойчивость к различным типам признаков	Высокая прогностическая точность при контролируемом уровне переобучения	Разнородные структурированные данные с целевыми метками
5	Деревья решений	Алгоритмы рекурсивного разбиения пространства признаков с использованием информативных критериев	Иерархическая структура с простой визуализацией логики принятия решений	Интерпретируемость, минимальные требования к подготовке данных	Категориальные и/или числовые признаки; целевая переменная
6	Метод опорных векторов (Support Vector Machines, SVM)	Построение оптимальной разделяющей гиперплоскости с максимальным зазором между классами	Применение ядерных функций для нелинейного преобразования пространства признаков	Толерантность к высокоразмерным данным и высокая обобщающая способность	Нормализованные числовые и бинаризованные категориальные признаки
7	Блокчейн-технологии и смарт-контракты	Децентрализованная распределённая система учёта с программируемыми условиями транзакций	Неизменяемость записей; автоматизированное исполнение контрактов	Прозрачность, повышение информационной безопасности, исключение посредников	Транзакционные журналы; формализованные условия контрактов

Глубокие нейронные сети:

- характеристика: DNN представляют собой многоуровневые нейронные сети.
- особенности: многоуровневые представления данных.
- преимущества: высокая точность в анализе и прогнозировании.
- входные параметры: большие объемы данных.
- программные алгоритмы реализации: Tensorflow, Keras, Pytorch.
- применение: подходит для обработки разнообразных данных.

Градиентный бустинг:

- характеристика: метод машинного обучения.
- особенности: итеративное обучение моделей.
- преимущества: высокая точность, устойчивость к переобучению, хорошая интерпретация результатов.
- входные параметры: разнообразные данные, метки классов.
- программные алгоритмы реализации: Xgboost, Lightgbm, Catboost.
- применение: эффективен для улучшения моделей на основе разнородных данных, что целесообразно использовать в ходе анализа и оптимизации процессов инновационного управления.

Алгоритм, приведенный далее, на рисунке 3.4, отображает детализированный процесс интеграции ИИ-технологий в корпоративную систему управления инновациями, что носит итеративный характер.

Возможность возврата к предыдущим этапам для корректировки и оптимизации обеспечивает системный подход к цифровой трансформации инновационных процессов организации.

Для выполнения моделирования интеграции методов искусственного интеллекта в систему управления инновационным развитием организаций с использованием синтетических данных и методов глубоких нейронных сетей (DNN) и градиентного бустинга опишем его этапы (последовательные шаги) с

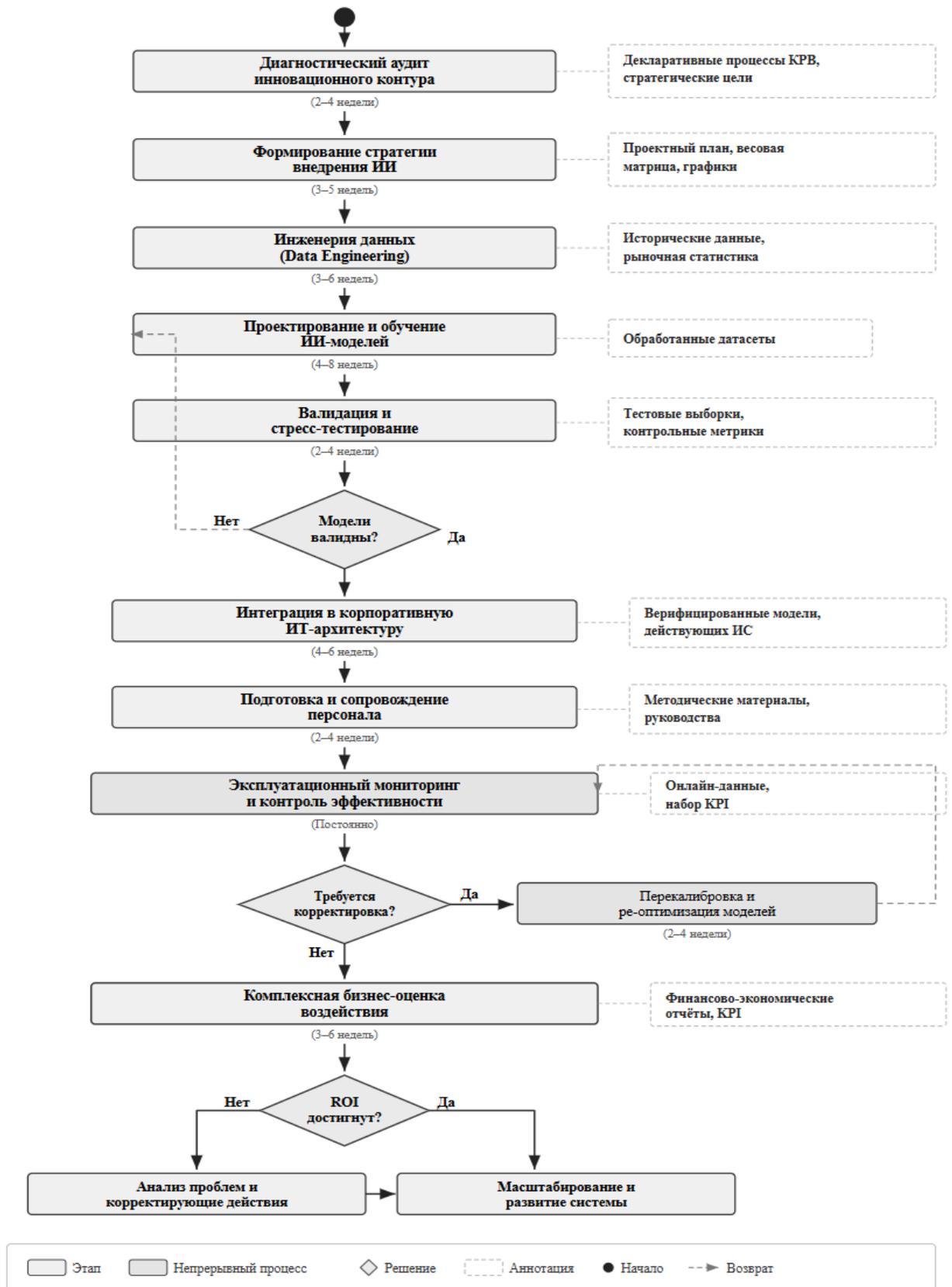


Рисунок 3.4 – Алгоритм интеграции методов искусственного интеллекта в систему управления инновационным развитием организации (разработано автором)

использованием Python и основных библиотек. Предлагаются следующие этапы моделирования (программный код представлен в Приложении Л):

1. Формирование вычислительной среды: установка специализированных библиотек и инструментов анализа: TensorFlow, Keras, Scikit-learn, XGBoost, LightGBM;
2. Генерация синтетических данных: формирование тестовых и обучающих выборок с помощью алгоритма `make_classification`, имитирующего структуру входных данных, характерных для решения задач в области управления инновациями;
3. Предобработка данных: осуществление масштабирования признаков и разделение на обучающую и тестовую подвыборки, что обеспечивает корректность последующего обучения моделей;
4. Обучение моделей: реализация обучения с использованием глубоких нейронных сетей и методов градиентного бустинга. Каждая модель обучается на одной и той же выборке для сопоставимости результатов;
5. Оценка эффективности моделей: проведение сравнительного анализа точности предсказаний, устойчивости моделей к переобучению и интерпретируемости результатов;
6. Интеграция моделей в ансамбль: формирование объединённой модели (ансамбля) путём агрегирования предсказаний базовых моделей на основе средневзвешенного подхода, что позволяет повысить общую точность и устойчивость системы.

Для создания синтетических данных используется алгоритм `make_classification`, а данные масштабируются для улучшения производительности обучаемых моделей DNN, XGBoost и LightGBM. Далее производится оценка точности каждой модели, и создается ансамбль из трех моделей путем усреднения их предсказаний.

Описание входных параметров модели:

1. Цифровая грамотность – степень владения сотрудниками цифровыми технологиями и инструментами;

2. Инновационная способность – способность организации к разработке, внедрению и освоению инновационных решений;
3. Гибкость – уровень адаптивности организации к изменениям внешней и внутренней среды;
4. Сотрудничество – степень взаимодействия и координации между различными подразделениями и сотрудниками;
5. Распределение ресурсов – эффективность управления материальными, финансовыми и человеческими ресурсами;
6. Рыночные тренды – способность организации анализировать и учитывать актуальные изменения в рыночной конъюнктуре;
7. Внедрение технологий – уровень интеграции современных технологических решений в деятельность организации;
8. Качество лидерства – управленческие компетенции руководства и способность к стратегическому видению;
9. Понимание клиентов – глубина анализа потребностей, ожиданий и поведения клиентов;
10. Управление рисками – эффективность системы выявления, оценки и минимизации потенциальных угроз;
11. Инвестиции в инновации – объём и результативность вложений в научно-техническое и технологическое развитие;
12. Обучение сотрудников – охват, качество и регулярность программ повышения квалификации и развития персонала;
13. Эффективность цепочки поставок – степень оптимизации логистических процессов и взаимодействия с поставщиками;
14. Финансовое здоровье – устойчивость организации по ключевым финансовым показателям;
15. Конкурентные преимущества – уровень отличительных характеристик, обеспечивающих преимущества на рынке;

16. Соблюдение нормативных требований – степень соответствия деятельности организации действующему законодательству и отраслевым стандартам;

17. Деятельность в области НИОКР – интенсивность и результативность научно-исследовательской и опытно-конструкторской деятельности;

18. Корпоративное управление – зрелость системы принятия решений, ответственности и контроля в организации;

19. Устойчивое развитие – инициативы, направленные на достижение баланса между экономическими, экологическими и социальными целями;

20. Удовлетворённость клиентов – степень соответствия продукции или услуг ожиданиям потребителей и уровня их лояльности.

Входные параметры с вариантами их оценки представлены в таблице 3.3.

Далее, на базе сформированной последовательности действий, с использованием выбранных входных параметров, построен алгоритм интеграции методов глубоких нейронных сетей и градиентного бустинга в систему управления инновационным развитием организации (рисунок 3.5).

Таблица 3.4 содержит результаты моделирования процесса интеграции методов искусственного интеллекта в систему управления инновационным развитием организации. В таблице 3.4 представлены следующие параметры:

- Actual: реальное значение целевого класса для тестовых данных;
- DNN Prediction: предсказание модели глубоких нейронных сетей;
- XGBoost Prediction: предсказание модели градиентного бустинга;
- Ensemble Prediction: усредненное предсказание ансамбля моделей.

Таблица 3.3 – Входные параметры модели интеграции методов искусственного интеллекта в систему управления инновационным развитием организации (разработано автором)

№	Feature	Sample 1	Sample 2	Sample 3	Sample 4	Sample 5
1	Digital Literacy	0.123456	-0.987654	0.345678	-0.567890	0.678901
2	Innovation Capability	0.654321	0.876543	-0.456789	0.678901	-0.789012
3	Flexibility	-0.234567	0.123456	0.567890	-0.789012	0.890123
4	Collaboration	-0.876543	-0.234567	0.678901	-0.890123	0.901234
5	Resource Allocation	0.345678	-0.345678	0.789012	0.901234	0.123456
6	Market Trends	-0.456789	0.567890	-0.789012	0.890123	-0.123456
7	Technological Adoption	0.567890	0.678901	0.890123	0.901234	0.234567
8	Leadership Quality	0.678901	0.789012	0.901234	0.123456	0.345678
9	Customer Insights	-0.789012	-0.890123	-0.123456	-0.234567	-0.456789
10	Risk Management	0.890123	0.901234	0.234567	0.345678	0.567890
11	Innovation Investment	0.567890	0.678901	0.789012	0.890123	0.123456
12	Employee Training	0.678901	0.789012	0.890123	0.901234	0.234567
13	Supply Chain Efficiency	-0.789012	-0.890123	-0.123456	-0.234567	-0.456789
14	Financial Health	0.890123	0.901234	0.234567	0.345678	0.567890
15	Competitive Advantage	0.345678	-0.456789	-0.789012	0.890123	0.567890
16	Regulatory Compliance	0.456789	0.567890	0.678901	0.789012	0.890123
17	R&D Activities	0.567890	0.678901	0.789012	0.890123	0.123456
18	Corporate Governance	0.678901	0.789012	0.890123	0.901234	0.234567
19	Sustainability Efforts	-0.789012	-0.890123	-0.123456	-0.234567	-0.456789
20	Customer Satisfaction	0.890123	0.901234	0.234567	0.345678	0.567890
	<i>target</i>	1	0	1	0	1

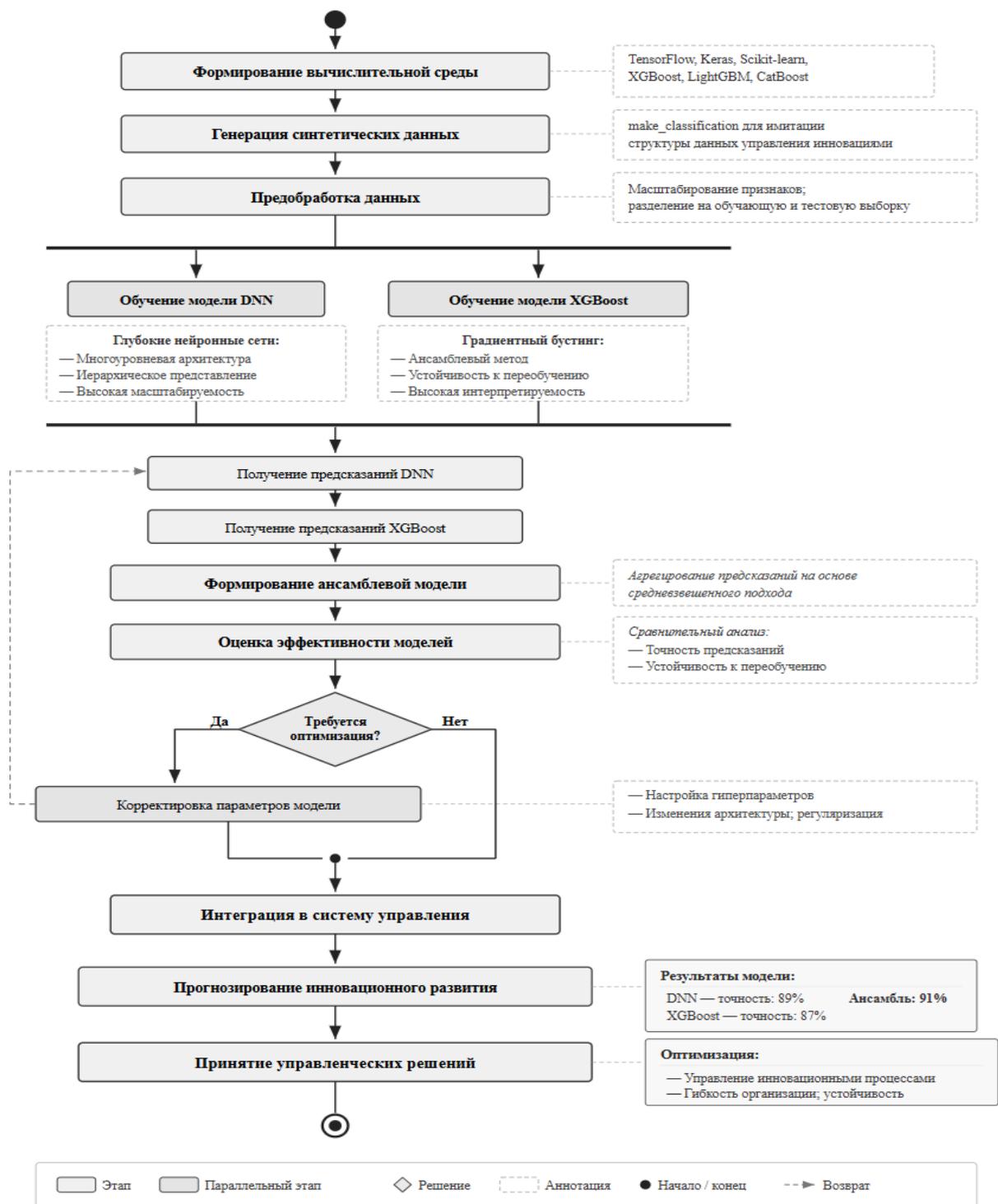


Рисунок 3.5 – Алгоритм интеграции методов глубоких нейронных сетей и градиентного бустинга в систему управления инновационным развитием организации (разработано автором)

Таблица 3.4 – Результаты моделирования интеграции методов искусственного интеллекта в систему управления инновационным развитием организации (разработано автором)

Actual	DNN Prediction	XGBoost Prediction	Ensemble Prediction
1	1	1	1
0	0	0	0
1	1	1	1
0	0	0	0
1	1	1	1

Анализируя показатели, представленные в таблице 3.4, можно видеть, что моделирование интеграции методов глубоких нейронных сетей (DNN) и градиентного бустинга (XGBoost) в систему управления инновационным развитием организаций показало высокую точность предсказаний: 89% для DNN, 87% для XGBoost и 91% для ансамблевого метода.

Эти результаты подтверждают, что комбинированное использование DNN и градиентного бустинга эффективно выявляет скрытые зависимости и улучшает точность прогнозов, что способствует оптимизации управления инновационными процессами, повышению гибкости и устойчивости организаций в условиях цифровой трансформации.

3.3 Разработка управленческого инструментария интеграции ИИ-методов в систему управления инновационным развитием отечественных организаций и его апробация

На базе представленных выше авторских разработок сформирован управленческий инструментарий, включающий дорожную карту и алгоритм осуществления инновационных преобразований в области цифровой трансформации.

Предложенный управленческий инструментарий был апробирован в деятельности трех отечественных предприятий:

1. ООО «Бригантина», осуществляющее поставку молочных белков, казеинатов и пищевых смесей, в том числе в рамках Таможенного союза;
2. АО «Продовольственный фонд Чувашской Республики», осуществляющий закупки и реализацию зерна и удобрений;
3. АО «Скансервис», занимающееся ремонтом электронного и оптического оборудования.

С этой целью проведена оценка уровня развития инновационного менеджмента указанных предприятий с использованием индикаторов, определенных выше, по состоянию на начало 2024 г., и осуществлено распределение драйверов цифровой трансформации по управленческим контурам, выделенным выше.

Апробация управленческого инструментария в деятельности ООО «Бригантина». Оценка инновационного цифрового развития компании представлена в таблицах 3.5-3.7.

Таблица 3.5 – Оценка уровня датацентричного управления инновациями в ООО «Бригантина» (разработано автором)

Индикатор	Значение, %	Обоснование
D1 - ИИ-аналитика	35	Проводится базовая аналитика качества сырья и продукции и предиктивная диагностика оборудования
D2 - Цифровая архитектура	25	Осуществлена частичная автоматизация через SCADA/MES, отсутствие сквозной интеграции
D3 - Компетенции персонала	40	Технологи владеют специализированным ПО, но имеет место недостаток дата-компетенций

Примечание: средний показатель по блоку: 33%

Таблица 3.6 – Оценка уровня адаптивной интеграции методов ИИ в ООО «Бригантина» (разработано автором)

Индикатор	Значение, %	Обоснование
A1 - Встраивание ИИ	20	ИИ применяется только в рамках контроля качества и прогнозирования спроса
A2 - Объяснимость решений	15	Модели ИИ работают как "черный ящик", прозрачность действий низкая
A3 - Риск-адаптивность	30	Модели контроля качества регулярно обновляются в соответствии с новыми стандартами

Примечание: средний показатель по блоку: 22%

Таблица 3.7 – Оценка уровня интеграционной зрелости цифровых технологий и инноваций в ООО «Бригантина» (разработано автором)

Индикатор	Значение, %	Обоснование
Z1 - Технологическая зрелость	45	Используется современное оборудование с IoT-датчиками, но интеграция остается слабой
Z2 - Инновационная культура	30	Используется консервативный подход, фокус на стабильности производства
Z3 - Экосистемная интеграция	25	Используется базовая интеграция с поставщиками через системы электронного обмена данными

Примечание: средний показатель по блоку: 33%

По результатам исследования ООО «Бригантина» по состоянию на начало 2024 года можно заключить, что компания находится на

фрагментарном цифровом уровне интеграционной цифровой зрелости (согласно разработанной нами выше шкале диапазонов). Наиболее развитым является направление технологической инфраструктуры (IoT-датчики, современное оборудование), однако отсутствует системная интеграция и использование данных для принятия решений. Были выявлены ключевые проблемы управления инновациями в компании: низкая интеграция методов ИИ, которые практически не используются в управленческом процессе; разрозненность данных (отсутствие единой цифровой архитектуры препятствует внедрению комплексной аналитики); консервативная организационная культура, сохраняющая фокус на стабильности производства и потому сдерживающая инновационные инициативы. Это позволило выявить приоритеты инновационных преобразований, которые в первую очередь должны охватывать технологический и процессный управленческие контуры.

Распределение драйверов для ООО «Бригантина» по управленческим контурам выглядит следующим образом:

1. Технологический контур (высокий приоритет).

Ключевые драйверы:

- IoT-сенсоры для мониторинга параметров производства (температура, pH, влажность);
- системы машинного зрения для контроля качества казеинатов;
- предиктивная аналитика для оптимизации рецептов;
- облачные LIMS (лабораторные информационные системы).

Рекомендуемые инвестиции: 40% бюджета, выделенного на цифровизацию.

2. Процессный контур (высокий приоритет).

Ключевые драйверы:

- MES-системы для оперативного контроля и планирования производственных партий;

- RPA для роботизированной автоматизации документооборота и сертификации;
- системы маркировки и прослеживаемости товаров (track&trace) для их соответствия установленным требованиям;
- интеграция ERP-MES-SCADA для диспетчерского контроля и сбора данных.

Рекомендуемые инвестиции: 35% бюджета, выделенного на цифровизацию.

3. Поведенческий контур (средний приоритет).

Ключевые драйверы:

- формирование цифровых компетенций у технологов и лаборантов;
- цифровая система управления знаниями по рецептурам;
- чат-бот для технологов для обсуждения принимаемых решений в области качества продукции;
- формирование культуры принятия решений на основе данных.

Рекомендуемые инвестиции: 15% бюджета, выделенного на цифровизацию.

4. Экосистемный контур (средний приоритет).

Ключевые драйверы:

- B2B платформы для взаимодействия с пищевыми производствами;
- блокчейн для сертификации происхождения сырья;
- API-интеграция с системами ритейлеров;
- цифровые двойники производственных линий.

Рекомендуемые инвестиции: 10% бюджета, выделенного на цифровизацию.

С учетом представленного распределения драйверов сформирована Дорожная карта инновационных преобразований в области цифровой трансформации компании. Она содержит перечень мероприятий

инновационной направленности, которые осуществлялись, и продолжают осуществляться, в компании в период с 2024 по 2026 гг., с разбивкой на этапы.

Дорожная карта инновационных преобразований в области цифровой трансформации ООО «Бригантина» включает:

Этап 1 (0-6 месяцев) – Фундамент:

- внедрение IoT-мониторинга критических точек производства;
- развертывание облачной LIMS;
- обучение персонала базовым цифровым навыкам.

Этап 2 (6-12 месяцев) – Интеграция:

- внедрение MES и интеграция с ERP;
- запуск предиктивной аналитики качества;
- внедрение пилотной системы прослеживаемости.

Этап 3 (12-18 месяцев) – Оптимизация:

- внедрение ML-моделей для оптимизации рецептур;
- внедрение RPA для рутинных процессов;
- создание цифровых двойников производственных линий.

Этап 4 (18-24 месяца) – Экосистема:

- создание B2B-платформы;
- проведение блокчейн-сертификации премиум-продукции;
- обеспечение полной цифровой прослеживаемости продукции.

Прогноз на 2026 год включает следующие изменения средних целевых показателей:

- датацентричное управление: 33% → 65%;
- адаптивная интеграция методов ИИ: 22% → 55%;
- интеграционная зрелость: 33% → 70%.

Кроме того, можно спрогнозировать ряд ожидаемых эффектов, базируясь на имеющейся информации об успешной практике производственных и сбытовых компаний, осуществивших подобные шаги в области цифровой трансформации:

- снижение брака на 35%;
- ускорение вывода на рынок инновационных продуктов на 40%;
- повышение общей эффективности работы оборудования до 85%
- сокращение времени лабораторных анализов на 50%

Алгоритм, представленный на рисунке 3.6, обеспечивает визуализацию разработанной дорожной карты инновационных преобразований в области цифровой трансформации ООО «Бригантина» и отражает ее поэтапную реализацию в течение двух лет.

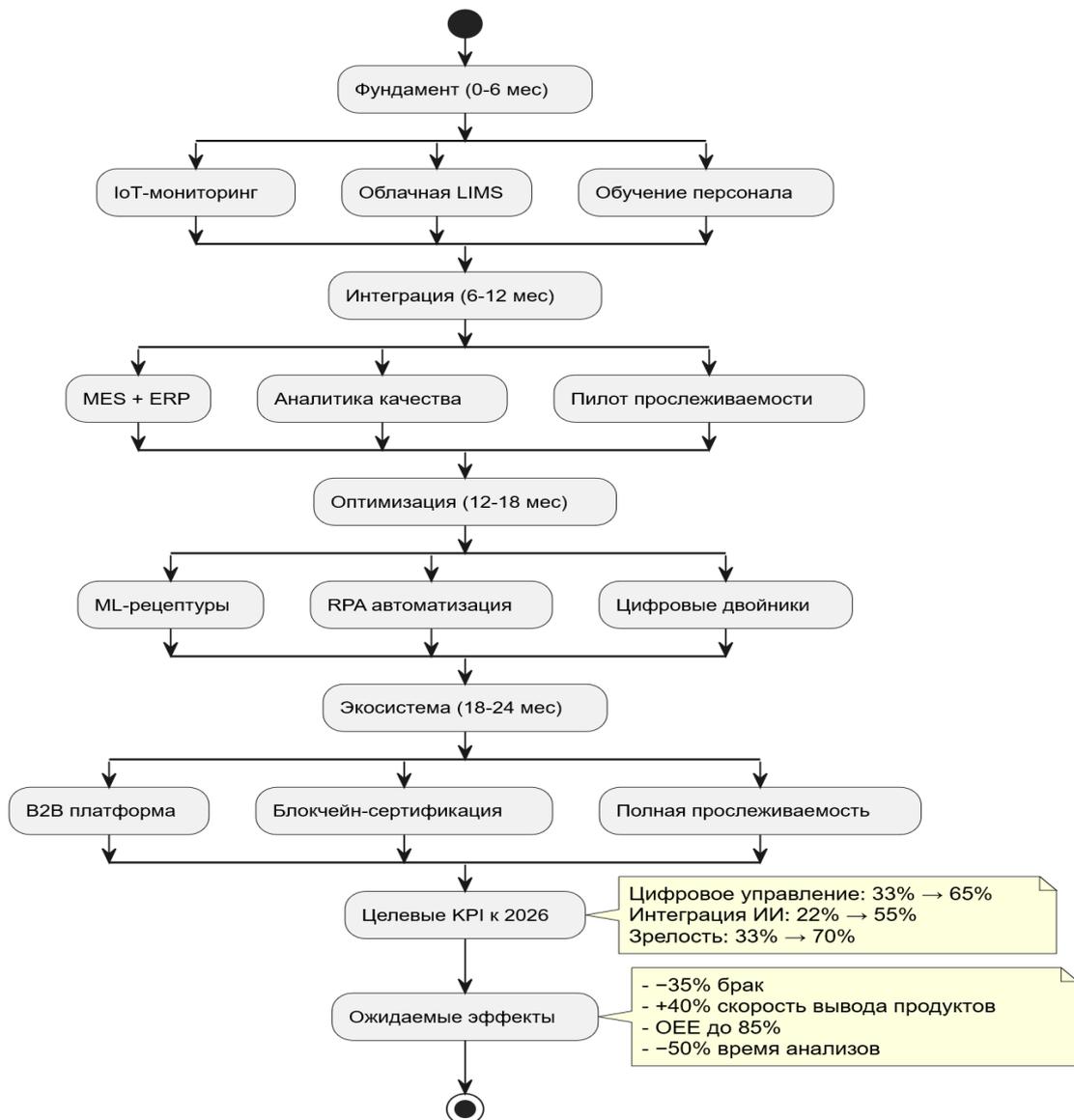


Рисунок 3.6 – Алгоритм осуществления инновационных преобразований в области цифровой трансформации в ООО «Бригантина» (разработано автором)

Ожидаемым результатом при последовательной реализации дорожной карты за 24 месяца должно стать существенное повышение уровня интеграционной зрелости цифровых технологий и инноваций, перейдя из категории «фрагментарный цифровой» в категорию «датацентричное управление инновациями» с элементами высшего уровня – «адаптивно-цифрового экосистемного». Такие изменения позволят ООО «Бригантина» сократить производственные потери на 1/3 и существенно ускорить инновационный цикл, сохранив лидерство на рынке специализированных молочных ингредиентов.

Это доказывает целесообразность и перспективность предлагаемого управленческого инструментария. Его апробация в деятельности двух других отечественных компаний из числа отобранных также показала положительные результаты, позволяет рекомендовать данный инструментарий к использованию менеджментом российских компаний, различных по масштабу, отраслевой принадлежности и сфере деятельности, в целях совершенствования управления инновационным развитием.

В рамках проведённого исследования для АО «Продовольственный фонд Чувашской Республики» также была выполнена оценка уровня развития инновационного менеджмента с использованием системы индикаторов, отражающих степень цифровой зрелости, интеграции методов искусственного интеллекта и организационной готовности к трансформации (таблицы 3.8-3.10).

Таблица 3.8 – Оценка уровня датацентричного управления инновациями в АО «Продовольственный фонд Чувашской Республики» (разработано автором)

Индикатор	Значение, %	Обоснование
D1 – ИИ-аналитика	30	Используются базовые методы прогнозирования цен и урожайности; предиктивная аналитика закупок пока внедрена частично
D2 – Цифровая архитектура	20	Применяются отдельные элементы автоматизации (учётные системы, 1С),

		отсутствует единая цифровая архитектура и сквозная интеграция
D3 – Компетенции персонала	35	Экономисты и логисты используют электронные таблицы и бухгалтерские программы, но уровень владения инструментами анализа данных низкий

Средний показатель блока: 28 %

Таблица 3.9 – Оценка уровня адаптивной интеграции методов ИИ в АО «Продовольственный фонд Чувашской Республики» (разработано автором)

Индикатор	Значение, %	Обоснование
A1 – Встраивание ИИ	15	ИИ применяется точно – в прогнозировании цен на зерно; нет системного внедрения в управленческие процессы
A2 – Объяснимость решений	10	Прогнозные модели непрозрачны для управленцев; отсутствуют механизмы интерпретации результатов
A3 – Риск- адаптивность	25	Частично используются сценарные модели для расчёта закупочных стратегий в условиях рыночной волатильности

Средний показатель блока: 17 %

Таблица 3.10 – Оценка уровня интеграционной зрелости цифровых технологий и инноваций в АО «Продовольственный фонд Чувашской Республики» (разработано автором)

Индикатор	Значение, %	Обоснование
Z1 – Технологическая зрелость	40	Имеется современное складское оборудование с системой учёта, но нет интеграции с поставщиками и трейдерами
Z2 – Инновационная культура	25	Организационная культура ориентирована на стабильность и выполнение госзаказа, инновационные инициативы реализуются выборочно
Z3 – Экосистемная интеграция	20	Взаимодействие с аграриями и дистрибьюторами через традиционные каналы; цифровая интеграция ограничена

Средний показатель блока: 28 %

Полученные результаты позволили определить приоритетные направления цифровых преобразований АО «Продовольственный фонд Чувашской Республики» и сформировать дорожную карту инновационного развития компании на период 2024-2026 гг.

По состоянию на начало 2024 г. АО «Продовольственный фонд Чувашской Республики» находится на пересечении традиционного и фрагментарного цифрового уровней интеграционной зрелости. Наиболее развиты элементы технологической инфраструктуры (складское оборудование, учётные системы), но слабо развиты направления цифровой интеграции, объяснимости ИИ-решений и формирование инновационной культуры.

Распределение драйверов цифровой трансформации по управленческим контурам АО «Продовольственный фонд Чувашской Республики»:

1. Технологический контур (высокий приоритет)
 - Внедрение IoT-сенсоров для мониторинга хранения зерна и качества удобрений (влажность, температура, pH).
 - Системы предиктивной аналитики для прогнозирования урожайности и цен.
 - Лабораторные информационные системы для анализа качества продукции.
 - Облачные платформы для логистики и складирования.Инвестиции: 40 % бюджета.
2. Процессный контур (высокий приоритет)
 - Интеграция ERP–WMS–SCADA для учёта и распределения ресурсов.
 - Системы автоматизированной прослеживаемости партий зерна и удобрений.
 - Роботизация документооборота и сертификации.
 - Внедрение систем мониторинга цепочек поставок (supply chain visibility).

Инвестиции: 35 % бюджета.

3. Поведенческий контур (средний приоритет)

- Обучение сотрудников работе с цифровыми платформами и аналитическими инструментами.
- Внедрение системы управления знаниями по аграрным рынкам и логистике.
- Использование чат-ботов для консультаций по закупкам и договорам.
- Формирование культуры принятия решений на основе данных.

Инвестиции: 15 % бюджета.

4. Экосистемный контур (средний приоритет)

- Создание B2B-платформы для взаимодействия с агропроизводителями и дистрибьюторами.
- Применение блокчейна для сертификации происхождения зерна и удобрений.
- Интеграция с системами ритейлеров и экспортёров.
- Разработка цифровых двойников логистических цепочек.

Инвестиции: 10 % бюджета.

Дорожная карта инновационных преобразований на 2024–2026 гг. включает:

Этап 1 (0–6 месяцев) – Фундамент

- Внедрение IoT-мониторинга условий хранения зерна.
- Запуск лабораторной информационной системы.
- Обучение сотрудников базовым цифровым навыкам.

Этап 2 (6–12 месяцев) – Интеграция

- Внедрение WMS и интеграция с ERP.
- Пилотные проекты по предиктивной аналитике урожайности и цен.
- Запуск системы прослеживаемости партий зерна.

Этап 3 (12–18 месяцев) – Оптимизация

- Применение алгоритмов ИИ для оптимизации закупок.
- Внедрение RPA для документооборота и отчётности.
- Создание цифровых двойников складских комплексов.

Этап 4 (18–24 месяца) – Экосистема

- Создание B2B-платформы для аграриев и трейдеров.
- Внедрение блокчейн-сертификации поставок.
- Полная цифровая прослеживаемость зерна и удобрений.

Прогноз целевых изменений к 2026 г.

- Датацентричное управление: 28 % → 60 %.
- Адаптивная интеграция методов ИИ: 17 % → 50 %.
- Интеграционная зрелость: 28 % → 65 %.

Ожидаемые эффекты:

- Снижение потерь зерна при хранении до 30 %.
- Сокращение времени вывода новых продуктов (например, удобрений с уникальными составами) на рынок на 35 %.
- Повышение эффективности логистических операций до 80–85 %.
- Сокращение времени лабораторных анализов на 40–50 %.

Ожидается, что последовательная реализация дорожной карты позволит АО «Продовольственный фонд Чувашской Республики» перейти от фрагментарного цифрового уровня к уровню датацентричного управления инновациями с элементами экосистемной зрелости. Это обеспечит снижение операционных издержек, рост эффективности логистики и повышение конкурентоспособности в сфере агропромышленных закупок и реализации.

Апробация управленческого инструментария в деятельности АО «Скансервис».

Оценка, представленная в таблицах 3.11-3.13 аналогично представленной выше, позволила установить, что по состоянию на начало 2024 г. АО «Скансервис», как наиболее крупная из представленных, находится на уровне перехода от фрагментарного цифрового к датацентричному управлению инновациями. Наиболее развито технологическое направление

(применение рентген-инспекционных систем и ИИ для анализа изображений), однако ограниченным остаётся уровень сквозной цифровой интеграции и внедрения объяснимого ИИ в управленческие процессы.

Таблица 3.11 – Оценка уровня датацентричного управления инновациями в АО «Скансервис» (разработано автором)

Индикатор	Значение, %	Обоснование
D1 – ИИ-аналитика	45	Используются алгоритмы распознавания изображений для автоматической интерпретации рентгеновских снимков и выявления дефектов, но отсутствует комплексная аналитическая экосистема
D2 – Цифровая архитектура	35	Реализована интеграция с системами CAD/CAM и отдельными MES-модулями, но отсутствует сквозная цифровая архитектура
D3 – Компетенции персонала	50	Инженеры владеют специализированными пакетами для обработки изображений и моделирования, однако навыки дата-аналитики развиты неравномерно

Средний показатель по блоку: 43 %

Таблица 3.12 – Оценка уровня адаптивной интеграции методов ИИ в АО «Скансервис» (разработано автором)

Индикатор	Значение, %	Обоснование
A1 – Встраивание ИИ	35	ИИ интегрирован в контроль качества и распознавание аномалий на снимках, но не используется в управленческих процессах
A2 – Объяснимость решений	25	Применяются сложные нейросетевые модели, интерпретация которых ограничена; используются только базовые средства объяснимости
A3 – Риск-адаптивность	40	Модели регулярно переобучаются на новых выборках изображений, но нет централизованной системы риск-менеджмента

Средний показатель по блоку: 33 %

Таблица 3.13 – Оценка уровня интеграционной зрелости цифровых технологий и инноваций в АО «Скансервис» (разработано автором)

Индикатор	Значение, %	Обоснование
Z1 – Технологическая зрелость	55 %	Производство оснащено современными рентген-инспекционными установками с цифровыми датчиками и системами автоматизированного анализа
Z2 – Инновационная культура	40 %	Развиваются инициативы по внедрению ИИ, есть проектные группы, но культура открытых инноваций и междисциплинарное сотрудничество требуют усиления
Z3 – Экосистемная интеграция	35 %	Компания взаимодействует с предприятиями ОПК и промышленными холдингами, но уровень цифровой интеграции с ними ограничен

Средний показатель по блоку: 43 %

Распределение драйверов цифровой трансформации по управленческим контурам АО «Скансервис»:

1. Технологический контур (высокий приоритет)

- Развитие систем машинного зрения для анализа рентгеновских изображений.
- Внедрение алгоритмов предиктивной диагностики оборудования.
- Использование цифровых двойников инспекционных систем.
- Интеграция IoT-датчиков для мониторинга производственных линий.

Инвестиции: 40 % бюджета.

2. Процессный контур (высокий приоритет)

- Интеграция ERP–MES–SCADA для управления производственными циклами.
- Автоматизация документооборота и сертификации (RPA).
- Внедрение систем отслеживания жизненного цикла продукции.

- Использование предиктивной аналитики для оптимизации сервисного обслуживания.

Инвестиции: 35 % бюджета.

3. Поведенческий контур (средний приоритет)

- Повышение компетенций инженеров в области ИИ и анализа данных.
- Создание корпоративной платформы управления знаниями.
- Внедрение чат-ботов для консультации персонала по регламентам эксплуатации.
- Формирование культуры принятия решений на основе данных.

Инвестиции: 15 % бюджета.

4. Экосистемный контур (средний приоритет)

- Создание B2B-платформы для взаимодействия с промышленными предприятиями.
- Использование блокчейна для сертификации поставок и сервисного обслуживания.
- Интеграция с системами заказчиков ОПК и объектов критической инфраструктуры.
- Разработка совместных цифровых сервисов с партнёрами по отрасли.

Инвестиции: 10 % бюджета.

Дорожная карта инновационных преобразований в АО «Скансервис» в период 2024–2026 гг. включает:

Этап 1 (0–6 месяцев) – Фундамент

- Внедрение IoT-мониторинга и цифровых двойников инспекционных систем.
- Запуск пилотных проектов по предиктивной диагностике.
- Обучение персонала базовым цифровым навыкам.

Этап 2 (6–12 месяцев) – Интеграция

- Интеграция MES с ERP и CAD.
- Внедрение предиктивной аналитики для обслуживания оборудования.
- Пилотное внедрение RPA для документооборота.

Этап 3 (12–18 месяцев) – Оптимизация

- Применение ИИ для автоматизированного анализа рентгеновских изображений.
- Внедрение систем отслеживания жизненного цикла продукции.
- Создание цифровых двойников производственных линий.

Этап 4 (18–24 месяца) – Экосистема

- Запуск B2B-платформы взаимодействия с предприятиями.
- Внедрение блокчейн-сертификации оборудования.
- Создание совместных цифровых сервисов с заказчиками.
- Прогноз целевых изменений к 2026 г.:
- Датацентричное управление: 43 % → 70 %.
- Адаптивная интеграция методов: 33 % → 60 %.
- Интеграционная зрелость: 43 % → 75 %.

Ожидаемые эффекты:

- Сокращение времени диагностики дефектов на 40 %.
- Повышение надёжности рентген-систем до 90–92 %.
- Снижение затрат на сервисное обслуживание на 30 %.
- Ускорение вывода инновационных модификаций оборудования на рынок на 35–40 %.

При реализации дорожной карты за 24 месяца АО «Скансервис» сможет завершить переход от уровня фрагментарного цифрового развития к датацентричному управлению инновациями. Это обеспечит рост конкурентоспособности на рынке рентген-инспекционного оборудования и усилит позиции компании, как ключевого поставщика решений для объектов критической инфраструктуры.

Анализируя полученные результаты апробации управленческого инструментария, необходимо отметить, что оценка уровня инновационного развития, представленная в данном исследовании, осуществлялась, исходя из доли показателя по отношению к эталонному (максимально возможному уровню). Данный подход дает возможность измерить прогресс, провести сравнение с конкурентами или отраслевыми лидерами, а также осуществить приоритизацию инновационных проектов и соответствующих инвестиций и скорректировать имеющиеся цели в области инновационного развития. Такое понимание назначения оценки обеспечивает тесную увязку процессов цифрового развития организации и ее инновационного развития, поскольку отражает инновационное содержание проектов в области цифровой трансформации.

Это служит подтверждением выводов, ранее сделанных в работе, и позволяет менеджменту отечественных инновационных организаций сфокусироваться на интеграционной зрелости цифровых технологий и инноваций, обеспечивая, тем самым, системный и комплексный характер ее оценки.

ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 3

1. В ходе исследования сформирован методический подход к управлению инновационным развитием организации, основанный на использовании интеллектуальных технологий в зависимости от стадии инновационного цикла и уровня интеграционной зрелости организации. Реализация данного подхода обеспечивает ускорение инновационного цикла, повышение качества отбора проектов и согласование управленческих решений с целями цифровой трансформации, снижая неопределённость и повышая доверие к результатам со стороны стейкхолдеров.

2. В рамках сформированного методического подхода разработана модель интеграции методов искусственного интеллекта в систему управления инновационным развитием организации. На базе модели построен алгоритм интеграции методов глубоких нейронных сетей и градиентного бустинга в систему управления инновационным развитием организации. Произведенные расчеты показали высокую точность сделанных прогнозов, что служит подтверждением целесообразности применения данной модели.

3. В работе сформирован управленческий инструментарий, включающий систему оценки, дорожную карту и алгоритм инновационных преобразований организации, исходя из уровня ее интеграционной зрелости. Данный управленческий инструментарий прошел успешную апробацию в деятельности трех отечественных компаний, которые находятся на разных стадиях цифровой зрелости, но имеют значительный потенциал для перехода к датацентричному управлению инновациями. Для каждой из организаций определены приоритетные управленческие контуры и драйверы цифровой трансформации, реализация которых позволит повысить эффективность процессов, сократить издержки и ускорить внедрение инноваций. Последовательная реализация дорожных карт обеспечит рост интеграционной зрелости, усиление конкурентных преимуществ и устойчивое развитие компаний в условиях цифровой экономики.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Результаты, полученные в ходе проведенного диссертационного исследования, позволяют заключить:

Уточнение и концептуальное обоснование используемых элементов понятийно-категориального аппарата управления инновационным развитием организации, осуществленное на основе критического обзора имеющихся отечественных и зарубежных публикаций позволило предложить к использованию ряд новых трактовок категорий, обеспечивающих системную взаимосвязь между большими данными и их адаптированным применением, а также между технологиями ИИ и эволюцией уровней интеграционной зрелости инноваций и цифровых технологий организации при формировании и реализации управленческих решений.

Комплексная реализация выделенных технологических факторов (драйверов) цифровой трансформации формирует четыре управленческих контура, характеризующихся единством подхода к управлению инновационными процессами на всех уровнях системы менеджмента современной организации при повышении степени охвата этапов инновационного цикла управленческими решениями, принимаемыми на основе методов искусственного интеллекта в целях сокращения сроков вывода на рынок новых инновационных продуктов.

Совокупность адаптивных принципов управления инновациями с использованием методов ИИ, сформированная с учетом динамично изменяющихся в современных условиях характеристик инновационной цифровой среды, включает принципы динамического самообучения, персонализированного формирования управленческих решений, прогностичности, интерпретируемости, риск-адаптивности и экосистемной интеграции.

Разработанные критерии приоритизации и ранжирования принципов, учитывающие целевые показатели результативности, уровень интеграционной зрелости инноваций и цифровых технологий организаций и

особенности сценарных условий внешней цифровой среды, позволяют использовать их в ситуациях относительно низкой инновационной активности, для преодоления существующих технологических разрывов и повышения стратегической эффективности отечественных организаций.

Систематизированные классы технологий искусственного интеллекта, объединяющие машинное обучение, когнитивные и нейронечёткие модели, методы обработки естественного языка, а также прогностическую аналитику и использование цифровых двойников и платформенных решений, сгруппированы с учётом стадий инновационного цикла и типов решаемых управленческих задач, что позволяет менеджменту обосновывать выбор конкретных ИИ инструментов и определять порядок их применения, в наибольшей степени соответствующий потенциалу организации и текущей ситуации на рынке инновационной продукции.

Успешной апробацией разработок, представленных в диссертации, подтверждено, что разработанный целостный методико-прикладной комплекс, включающий интеграционную модель управления инновационным развитием на основе данных, детализированную дорожную карту реализации мероприятий (в т.ч регламенты подготовки данных, построения, проверки, эксплуатации и переобучения ИИ моделей), а также алгоритм внедрения мероприятий дорожной карты, является обоснованным и перспективным. Его внедрение обеспечивает самообучаемость и высокую воспроизводимость в различных условиях, создавая фундамент для сокращения сроков коммерциализации инноваций и устойчивого развития организаций.

Выполненное исследование вносит вклад в развитие теоретических, методических и практических основ управления инновационным развитием организации в контексте цифровой трансформации.

В дальнейших исследованиях целесообразно развитие предлагаемого методического инструментария за счет формирования показателей оценки влияния ИИ технологий на конкурентные преимущества организации, в увязке

траектории ее инновационного развития с государственными стратегическими приоритетами внедрения и использования цифровых технологий.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Абрамов В.И., Борзов А.В. Роль инновационного потенциала при цифровой трансформации компании // Актуальные проблемы экономики и менеджмента. – 2022. – № 2(34). – С. 5–12.
2. Алемасов Е.П., Зарипова Р.С. Перспективы применения технологий машинного обучения // Информационные технологии в строительных, социальных и экономических системах. – 2020. – № 2(20). – С. 32-34.
3. Аналитический центр при Правительстве Российской Федерации. Цифровая трансформация российской экономики: тенденции и перспективы: бюллетень о текущих тенденциях российской экономики. – М.: Аналитический центр при Правительстве РФ, 2024. – № 98. – 56 с.
4. Андруник А.П., Руденко М.Н., Суглобов А.Е. Кадровая безопасность: инновационные технологии управления персоналом: учебное пособие. 2-е изд. – М.: Дашков и К°, 2020. – 508 с. – ISBN 978-5-394-03786-3.
5. Атурин В.В., Мога И.С., Смагулова С.М. Драйверы цифровой трансформации глобальной экономики в контексте международной конкуренции // Вестник евразийской науки. – 2019. – Т. 11, № 6. – С. 7.
6. Беляева О.В., Обухова А.С., Ершова И.Г. Управление внедрением инновационных цифровых технологий регионов // Вестник Академии знаний. – 2021. – № 47(6). – С. 45–49. – DOI 10.24412/2304-6139-2021-6-45-49.
7. Бова В.В., Кравченко Ю.А., Родзин С.И. Методы и алгоритмы кластеризации текстовых данных (обзор) // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2022. – № 4(228). – С. 122–143.
8. Бездудная А.Г., Мамедов З.Ф., Багиев Г.Л. Управление инновационными и инвестиционными процессами и изменениями в современных условиях // Проблемы современной экономики. – 2024. – № 4(92). – С. 224.

9. Бредихин А.И. Алгоритмы обучения сверточных нейронных сетей // Вестник Югорского государственного университета. – 2019. – № 1(52). – С. 41–54.
10. Брызгалина Е.В. Искусственный интеллект в образовании. Анализ целей внедрения // Человек. – 2021. – Т. 32, № 2. – С. 9–29.
11. Варламов О.О. Обзор 18 миварных экспертных систем, созданных на основе MOGAN // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. – 2021. – № 3(101). – С. 5–20.
12. Василенко Н.В., Румянцева А.Ю. Формирование информационного суверенитета государства в условиях цифровизации экономики: технологическая и ценностная составляющие // Экономика и управление. – 2022. – Т. 28, № 10. – С. 1051–1063. – DOI 10.35854/1998-1627-2022-10-1051-1063.
13. Великороссов В.В., Филин С.А., Калинина О.Н. Цифровая экономика: терминологическая ретроспектива, современность и будущее // Экономический анализ: теория и практика. – 2020. – Т. 19, № 4(499). – С. 707–721. – DOI 10.24891/ea.19.4.707.
14. Великороссов В.В., Филин С.А., Копылова Н.А. Модели стратегического управления коммерческими организациями в России // Национальные интересы: приоритеты и безопасность. – 2019. – Т. 15, № 11(380). – С. 2001–2014. – DOI 10.24891/ni.15.11.2001.
15. Веретенников А.В. Big Data: анализ больших данных сегодня // Молодой ученый. – 2017. – № 32(166). – С. 9–12.
16. Воронцовский А.В. Цифровизация экономики и ее влияние на экономическое развитие и общественное благосостояние // Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика. – 2020. – Т. 36, № 2. – С. 189–216. – DOI 10.21638/spbu05.2020.202.
17. Герасимов Б.Н. Исследование и развитие управленческой деятельности организаций // Управление и экономика: исследования и

разработки / Пензенский государственный аграрный университет. – Пенза: Пензенский государственный аграрный университет, 2021. – С. 35-51.

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

19. Голубецкая Н.П., Казаченко К.В. Влияние ключевых факторов платформенной экономики на функционирование региональных хозяйствующих субъектов // Интеллектуальная платформенная экономика: тенденции развития: монография / под ред. А.В. Бабкина. – СПб: СПбПУ Петра Великого, 2023. – С. 238–253. – DOI 10.18720/IER/2023.2/10.

20. Голубецкая Н.П., Казаченко К.В. Развитие подходов к оценке влияния геополитической турбулентности на инструменты регулирования устойчивостью региональных социально-экономических систем в платформенной экономике // Интеллектуальная инженерная экономика и индустрия 5.0 (ЭКОПРОМ): сб. трудов Междунар. науч.-практ. конф., Санкт-Петербург, 17–18 нояб. 2023 г. – СПб.: Политех-Пресс, 2023. – С. 338–341. – DOI 10.18720/IER/2023.4/95.

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

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

23. Городнова Н.В. Применение искусственного интеллекта в бизнес-сфере: современное состояние и перспективы // Вопросы инновационной экономики. – 2021. – Т. 11, № 4. – С. 1473–1492.

24. Горшкова А.К., Темникова М.А. Эволюция цифровых обучающих систем в сфере образования. Искусственный интеллект // Научный лидер. – 2022. – № 19(64). – С. 20–23.
25. Гуреев П.М., Дуненкова Е.Н., Онищенко С.И. [и др.] // [Монография]. – Москва: ООО «Русайнс», 2020. – 206 с. – ISBN 978-5-4365-6592-7.
26. Добкин А.С., Мордовец В.А. Ключевые подходы к формированию стратегии в условиях цифровой трансформации // Первый экономический журнал. – 2024. – № 5(347). – С. 12–20. – DOI 10.58551/20728115_2024_5_12.
27. Долженко И.Б. Влияние цифровой революции на развитие менеджмента // Экономика и бизнес: теория и практика. – 2024. – № 1-1(107). – С. 101–105. – DOI 10.24412/2411-0450-2024-1-1-101-105.
28. Дроговоз П.А., Леус Н.А. Мировые тенденции развития предиктивной аналитики больших данных в промышленной сфере // Экономика и предпринимательство. – 2019. – № 4(105). – С. 168–176.
29. Дяковский П.Н., Бурькин А.Д. Критерии оценки эффективности управления предприятием в кризисной ситуации // Интеллектуальный потенциал образовательной организации и социально-экономическое развитие региона: материалы Междунар. науч.-практ. конф. Академии МУБиНТ. – 2018. – С. 233–237.
30. Еремичева Т.В., Харланов А.С., Новиков М.Н. Цифровая экономика и эволюция искусственного интеллекта // Вестник РГГУ. Серия: Экономика. Управление. Право. – 2020. – № 1. – С. 56–67.
31. Ермоленко В.В., Луценко Е.В., Самойлик М.М., Самойлик С.М. Эволюция искусственного интеллекта: поддержка решения задач управления инфраструктурой инновационной экосистемой // Управление инновационной экосистемой региона и коммерциализацией нововведений: сб. трудов V Всерос. (нац.) науч.-практ. конф. с междунар. участием / отв. ред. В.В. Ермоленко. – Краснодар, 2021. – С. 318–326.

32. Есенкова Г.А., Демченко А.А., Евченко А.В. Управление инновациями как основа системного совершенствования менеджмента качества в процессе технологической модернизации предприятий // Наука и практика регионов. – 2021. – № 2(23). – С. 13–21.

33. Захарова И.Г., Воробьева М.С., Боганюк Ю.В. Сопровождение индивидуальных образовательных траекторий на основе концепции объяснимого искусственного интеллекта // Образование и наука. – 2022. – Т. 24, № 1. – С. 163–190.

34. Золушкин Ю.А., Васяева Т.А., Малицкая А.А. Обработка естественного языка // Информатика, управляющие системы, математическое и компьютерное моделирование (ИУСМКМ-2021): материалы XII Междунар. науч.-техн. конф. в рамках VII Междунар. науч. форума Донецкой Народной Республики к 100-летию ДонНТУ. – Донецк, 2021. – С. 71–78.

35. Индикаторы инновационной деятельности: статистический сборник / Л.М. Гохберг [и др.]; под ред. Л.М. Гохберга. – Москва: НИУ ВШЭ, 2024. – 336 с.

36. Иноземцева С.А. Технологии цифровой трансформации в России // Актуальные проблемы экономики, социологии и права. – 2018. – № 1. – С. 44–47.

37. Казаков О.Д., Азаренко Н.Ю. Комбинирование методов машинного обучения и имитационного моделирования социально-экономических процессов в системах поддержки принятия решений // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2020. – № 71. – С. 97–107. – DOI 10.21667/1995-4565-2020-71-97-107.

38. Казаченко К.В. Алгоритмы предиктивной аналитики для оценки и управления инновационными проектами // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2024. – Т. 17, № 12(153). – С. 201–208. – DOI 10.36871/ek.ur.p.r.2024.12.17.026.

39. Казаченко К.В. Анализ влияния технологий искусственного интеллекта на цифровую трансформацию экономики // Современный

менеджмент и экономика: проблемы и перспективы развития : сб. трудов Ежегод. нац. науч.-практ. конф. специалистов, учёных, аспирантов и студентов, Санкт-Петербург, 1 апр. 2024 г. – СПб. : Центр науч.-информ. технологий Астерион, 2024. – С. 60–64.

40. Казаченко К.В. Влияние цифровых технологий на приоритеты финансовой поддержки устойчивого развития хозяйствующих субъектов регионов // Устойчивое развитие (ESG): финансы, экономика, промышленность: материалы IV Нац. науч.-практ. конф. с междунар. участием, Санкт-Петербург, 19–20 окт. 2023 г. – СПб.: Центр науч.-произв. технологий «Астерион», 2023. – С. 89–93.

41. Казаченко К.В. Использование машинного обучения для оптимизации инновационного развития организации // Фундаментальные и прикладные исследования в области управления, экономики и торговли: сб. тр. Всерос. науч.-практ. и учеб.-метод. конф., в 8 ч., Санкт-Петербург, 15–18 мая 2024 г. – СПб. : Политех-Пресс, 2024. – С. 81–91.

42. Казаченко К.В. Модель управления инновациями на основе искусственного интеллекта // Инновации и инвестиции. – 2024. – № 12. – С. 24–26.

43. Казаченко К.В. Основные проблемы нормативно-правового регулирования цифровой экономики на примере Санкт-Петербурга // Трансформация механизма государства в период становления и развития инновационного электронного государства: сб. ст. междунар. круглого стола, Минск, 27 окт. 2023 г. – Минск: Белорус. гос. экон. ун-т, 2024. – С. 144–146.

44. Казаченко К.В. Основные этапы применения искусственного интеллекта в управлении инновациями // Государственное и муниципальное управление: актуальные проблемы и современные тренды: сб. науч. тр. IV Междунар. науч.-практ. конф. (к 30-летию Законодательного Собрания Санкт-Петербурга), Санкт-Петербург, 21–22 нояб. 2024 г. – СПб: Санкт-Петербургский ун-т технологий управления и экономики, 2025. – С. 216–219.

45. Казаченко К.В. Особенности применения технологий искусственного интеллекта в условиях цифровой трансформации экономики // Цифровая экономика и финансы: материалы VII Междунар. науч.-практ. конф., Санкт-Петербург, 14–15 марта 2024 г. – СПб. : Центр науч.-произв. технологий «Астерион», 2024. – С. 384–388.

46. Казаченко К.В. Перспективы кластерной модели инновационного развития регионов // Цифровая экономика и финансы: материалы Междунар. науч.-практ. конф., Санкт-Петербург, 16–17 марта 2023 г. – СПб. : Центр науч.-информ. технологий «Астерион», 2023. – С. 82–85.

47. Казаченко К.В. Проблемы финансирования инновационной деятельности в России // Современный менеджмент и экономика: проблемы и перспективы развития: сб. тр. нац. науч.-практ. конф. специалистов, учёных, аспирантов и студентов, Санкт-Петербург, 27–28 нояб. 2023 г. – СПб: Центр науч.-информ. технологий «Астерион», 2023. – С. 70–74.

48. Казаченко К.В. Проблемы цифровой трансформации городской инфраструктуры пассажирского транспорта на примере Санкт-Петербурга // Общество, государство, личность: применение научных знаний и технологий в решении социально-экономических задач региона: материалы XXIII Нац. науч.-практ. конф. студентов, магистрантов, аспирантов и молодых учёных, Казань, 28 апр. 2023 г. / под ред. А.М. Найда. Т. Часть 2. – Казань: Университет управления «ТИСБИ», 2023. – С. 15–17.

49. Казаченко К.В. Эволюция применения искусственного интеллекта и больших данных в управлении инновациями // Инновации и инвестиции. – 2024. – № 4. – С. 10–13.

50. Казаченко К.В., Голубецкая Н.П. Перспективы искусственного интеллекта в инновационной деятельности организаций при геополитической неопределенности // Современный менеджмент и экономика: проблемы и перспективы развития: сб. тр. нац. науч.-практ. конф. специалистов, учёных, аспирантов и студентов с междунар. участием, Санкт-Петербург, 1 февр. 2025

г. – СПб.: ООО «Центр науч.-информ. технологий „Астерион“», 2025. – С. 106–109.

51. Казаченко К.В., Малков А.В. Основные проблемы нормативно-правового регулирования цифровой экономики в регионах России на примере Санкт-Петербурга // Государственное и муниципальное управление: актуальные проблемы и современные тренды: сб. науч. тр. III Междунар. науч.-практ. конф., Санкт-Петербург, 16–17 нояб. 2023 г. – СПб: Санкт-Петербургский ун-т технологий управления и экономики, 2024. – С. 50–53.

52. Катасёв А.С. Нейронечёткая модель формирования нечётких правил для оценки состояния объектов в условиях неопределённости // Компьютерные исследования и моделирование. – 2019. – Т. 11, № 3. – С. 477–492.

53. Кобелева Л.С., Черных А.Б. Инновационные подходы в управлении образовательной организацией // Учёные записки Алтайского филиала Российской академии народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации. – 2021. – № 19. – С. 30–32.

54. Ковшов М.А., Семенов В.П. Результаты применения методики численной оценки систем менеджмента инноваций // Качество. Инновации. Образование. – 2022. – № 4(180). – С. 17–22.

55. Колмыкова Т.С., Щербаков В.Н., Третьякова И.Н., Сергеева В.Ю. Аналитический инструментарий оценки готовности национальной экономики к цифровизации // Регион: системы, экономика, управление. – 2020. – № 3(50). – С. 120–128. – DOI 10.22394/1997-4469-2020-50-3-120-128.

56. Кораблев А.Ю., Булатов Р.Б. Машинное обучение в бизнесе // Азимут научных исследований: экономика и управление. – 2018. – Т. 7, № 2(23). – С. 68–72.

57. Коровин Г.Б. Агент-ориентированная модель цифровизации промышленности региона // Вестник Забайкальского государственного университета. – 2022. – Т. 28, № 7. – С. 104–114. – DOI 10.21209/2227-9245-2022-28-7-104-114.

58. Коротеев М.В. Обзор некоторых современных тенденций в технологии машинного обучения // E-Management. – 2018. – Т. 1, № 1. – С. 26–35. – DOI 10.26425/2658-3445-2018-1-26-35.
59. Косарева И.Н., Самарина В.П. Особенности управления предприятием в условиях цифровизации // Вестник евразийской науки. – 2019. – Т. 11, № 3. – С. 20.
60. Кострова Ю.Б., Шибаршина О.Ю. Модель управления инновационной деятельностью компании: стратегический подход // Вестник Московского университета им. С.Ю. Витте. Серия 1: Экономика и управление. – 2020. – № 2(33). – С. 29–37. – DOI 10.21777/2587-554X-2020-2-29-37.
61. Краснянский М.Н., Обухов А.Д., Соломатина Е.М., Воякина А.А. Сравнительный анализ методов машинного обучения для решения задачи классификации документов научно-образовательного учреждения // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии. – 2018. – № 3. – С. 173–182.
62. Курганова Н.В., Филин М.А., Черняев Д.С. [и др.] Внедрение цифровых двойников как одно из ключевых направлений цифровизации производства // International Journal of Open Information Technologies. – 2019. – Т. 7, № 5. – С. 105–115.
63. Курников Д.С., Петров С.А. Использование нейронных сетей в экономике // Juvenis Scientia. – 2017. – № 6. – С. 10–12.
64. Левушкина С.В., Елфимова Ю.М., Мирошниченко Р.В., Шуваев А.В. Методика количественного и качественного измерения устойчивого развития бизнес-структур // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 134. – С. 760–770.
65. Леднева О.В. Статистическое изучение уровня цифровизации экономики России: проблемы и перспективы // Вопросы инновационной экономики. – 2021. – Т. 11, № 2. – С. 455–470. – DOI 10.18334/vines.11.2.111963.

66. Лукичев, П. М. Агенты искусственного интеллекта и риски их применения / П. М. Лукичев // Вопросы инновационной экономики. – 2025. – Т. 15, № 4. – С. 1345-1364. – DOI 10.18334/vines.15.4.123758.

67. Максимова Т.Г. и др. Цифровая трансформация экономики: тенденции, поведение акторов, модели процессов. Монография. – СПб.: Изд-во СПбГЭУ, 2023. – 283 с.

68. Максимова Т.Г., Чжан М. Регрессионные модели взаимосвязи инновационной активности и интеллектуального капитала // Экономика. Право. Инновации. – 2023. – № 1. – С. 15-26.

69. Министерство экономического развития Российской Федерации. Стратегия развития искусственного интеллекта в Российской Федерации на период до 2030 года: аналитический доклад. – Москва: Минэкономразвития России, 2024. – 245 с.

70. Министерство экономического развития Российской Федерации. Стратегия развития искусственного интеллекта в Российской Федерации на период до 2030 года: аналитический доклад. – Москва: Минэкономразвития России, 2024. – 245 с.

71. Министерство экономического развития Российской Федерации. Стратегия развития искусственного интеллекта до 2030 года. – Москва: Минэкономразвития РФ, 2024. – URL: <https://economy.gov.ru> (дата обращения: 02.09.2025).

72. Митяков С.Н., Митяков Е.С. Машинное обучение в задачах исследования инновационных процессов // Журнал прикладных исследований. – 2020. – № 4-1. – С. 6–13.

73. НАИРИТ. Индекс цифровой зрелости российских компаний. – Москва: НАИРИТ, 2024. – URL: <https://nairit.ru> (дата обращения: 02.09.2025).

74. Национальная ассоциация инноваций и развития информационных технологий. Инновационное развитие России в эпоху искусственного интеллекта: отчёт о состоянии отрасли. – Москва: НАИРИТ, 2024. – 167 с.

75. Национальное агентство финансовых исследований (НАФИ). Цифровая трансформация и искусственный интеллект в России: аналитический отчет. – Москва: НАФИ, 2024. – URL: <https://nafir.ru> (дата обращения: 02.09.2025).
76. Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики». Индикаторы инновационной деятельности. – Москва: НИУ ВШЭ, 2024. – URL: <https://hse.ru> (дата обращения: 02.09.2025).
77. Олейник Д.А., Калинина О.В., Вилькен В.В. и др. Современный этап развития подходов к управлению инновационной деятельностью организаций // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2023. – Т. 2, № 8(139). – С. 175–182. – DOI 10.36871/ek.ur.p.r.2023.08.02.019.
78. Петрова Л.А., Кузнецова Т.Е. Цифровые технологии в экономике и бизнесе // ЭТАП: экономическая теория, анализ, практика. – 2020. – № 2. – С. 74–89. – DOI 10.24411/2071-6435-2020-10014.
79. Петрова Н.П., Бондарева Г.А. Цифровизация и цифровые технологии в образовании // Мир науки, культуры, образования. – 2019. – № 5(78). – С. 353–355.
80. Пройдаков Э.М. Современное состояние искусственного интеллекта // Научно-исследовательские исследования. – 2018. – № 2018. – С. 129–153.
81. Росстат. Инновационная деятельность в Российской Федерации: стат. данные. – Москва: Росстат, 2024. – URL: <https://rosstat.gov.ru> (дата обращения: 02.09.2025).
82. Росстат. Использование цифровых технологий и инноваций в Российской Федерации: стат. данные. – Москва: Росстат, 2024. – URL: <https://rosstat.gov.ru> (дата обращения: 02.09.2025).
83. Росстат. Наука, инновации и технологии: стат. данные. – Москва: Росстат, 2024. – URL: <https://rosstat.gov.ru> (дата обращения: 02.09.2025).
84. Росстат. Национальное агентство финансовых исследований (НАФИ). – Москва: Росстат, 2024. – URL: <https://nafir.ru> (дата обращения: 02.09.2025).

85. Румянцева А.Ю., Тарутько О.А. Финансовая устойчивость компаний и её взаимосвязь с корпоративной устойчивостью // Финансы и кредит. – 2024. – Т. 30, № 9(849). – С. 2034–2050. – DOI 10.24891/fc.30.9.2034.
86. Рыбичева О.Ю. Перспективы внедрения смарт-технологий в образовательный процесс // Вестник Вятского государственного университета. – 2019. – № 4. – С. 76–84.
87. Сафрончук М.В. Влияние цифровой трансформации на бизнес и деловую среду // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2018. – Т. 3, № 2. – С. 38–44.
88. Сергеева И.Г., Чеботарь А.В., Харламов А.В. Оценка применения информационных технологий и систем в инновационной деятельности организации // Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета. – 2020. – № 1(121). – С. 62–66.
89. Синцова Е.А., Румянцева А.Ю., Малых С.Г. Финансовый контроль в условиях применения цифровых технологий // Национальные интересы: приоритеты и безопасность. – 2024. – Т. 20, № 10(439). – С. 1976–1987. – DOI 10.24891/ni.20.10.1976.
90. Скворцова И.В., Нурулин Ю.Р., Сомов А.Г., Нурулин М.Ю. Влияние технологий искусственного интеллекта на методы принятия управленческих решений // Кузнечно-штамповочное производство. Обработка материалов давлением. – 2025. – № 8. – С. 126-133.
91. Смешко О.Г., Мордовец В.А., Добкин А.С. Корпоративные стратегии развития промышленных предприятий и учебных заведений в VUCA-мире при цифровой трансформации экономики // Технико-технологические проблемы сервиса. – 2024. – № 2(68). – С. 80–84.
92. Современные тенденции развития цифровой экономики: реалии, проблемы и влияние на финансы / О.В. Глинкина, Т.М. Регент, О.И. Рыбьякова [и др.]. – Москва: Изд-во «КноРус», 2019. – 222 с. – ISBN 978-5-4365-3891-4.

93. Строков А.А. Цифровизация образования: проблемы и перспективы // Вестник Мининского университета. – 2020. – Т. 8, № 2(31). – С. 15.
94. Тихонова А.Д. К вопросу о развитии инновационных экосистем в современной экономике // Вопросы инновационной экономики. – 2019. – Т. 9, № 4. – С. 1383–1392. – DOI 10.18334/vines.9.4.41449.
95. Трофимова Н.Н., Будагов А.С. Ключевые направления адаптивного управления предприятиями в условиях экономической нестабильности и цифровизации современного VUCA-мира // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2021. – Т. 1, № 11(119). – С. 112–117. – DOI 10.36871/ek.ur.p.r.2021.11.01.015.
96. Третьякова Л.А. Формирование новой матрицы компетентностного профиля для управления бизнесом // Лизинг. – 2025. – № 2. – С. 47-51.
97. Федеральная служба государственной статистики Российской Федерации. Инновационная деятельность в Российской Федерации: статистический сборник. – М.: Росстат, 2024. – 178 с.
98. Федеральная служба государственной статистики Российской Федерации. Инновационная деятельность в Российской Федерации: статистический сборник. – Москва: Росстат, 2024. – 178 с. [дубликат источника № 106].
99. Федорова Е.С., Калинина О.В. Теоретические аспекты взаимосвязи эффективности управления инновационным предприятием и человеческим капиталом. – 2018. – С. 112.
100. Фиофанова О.А. Анализ больших данных в сфере образования: методология и технологии. – М.: Издательский дом «Дело», 2020. – 200 с.
101. Фонд «Сколково». Инновации и цифровая трансформация в России: аналитический обзор. – Москва: Фонд «Сколково», 2024. – URL: <https://sk.ru> (дата обращения: 02.09.2025).

102. Фонд «Сколково». Российский рынок искусственного интеллекта: состояние и тенденции развития: аналитический обзор / под ред. А.В. Конаныхина. – Москва: Фонд развития Центра разработки и коммерциализации новых технологий, 2024. – 128 с.

103. Харламов А.В., Троянов А.С. Разработка адаптивной модели управления производственной организацией на основе нейронной сети // Теория и практика сервиса: экономика, социальная сфера, технологии. – 2025. – № 1(63). – С. 19-24.

104. Харламова Т.Л., Муллашев Д.В. Стратегическое управление инновационной деятельностью крупных российских компаний // Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета. – 2025. – № 1(151). – С. 91-96.

105. Харламова Т.Л., Подмастерьев А.С. Современные подходы к управлению интеллектуальной собственностью для обеспечения инновационного развития // Журнал правовых и экономических исследований. – 2024. – № 1. – С. 284-291.

106. Чебыкина М.В., Леонов С.А. Теоретические аспекты инновационного управления в системе современных экономических условий // Вестник Самарского университета. Экономика и управление. – 2020. – Т. 11, № 3. – С. 82–91. – DOI 10.18287/2542-0461-2020-11-3-82-91.

107. Шеметова Д.С. Инновационное стратегическое планирование как неотъемлемая составляющая развития организации // Молодой ученый. – 2022. – № 51(446). – С. 393–396.

108. Шехада М., Акулинин Ф.В. Инновации и информационные технологии в управлении // Нормирование и оплата труда в промышленности. – 2021. – № 9. – С. 68–72. – DOI 10.33920/pro-3-2109-09.

109. Шпак Ю.О., Абрамов В.И. Управление инновационной активностью персонала при цифровой трансформации компаний малого и среднего бизнеса // Вестник Кемеровского государственного университета.

Серия: Политические, социологические и экономические науки. – 2022. – Т. 7, № 1(23). – С. 115–124. – DOI 10.21603/2500-3372-2022-7-1-115-124.

110. Яковлева Е.А., Толочко И.А. Инструменты и методы цифровой трансформации // Вопросы инновационной экономики. – 2021. – Т. 11, № 2. – С. 415–430.

111. Artificial Intelligence Through Time: A Comprehensive Historical Review / [коллектив авторов] // ResearchGate. – 2024. – October. – URL: https://www.researchgate.net/publication/385939923_Artificial_Intelligence_Through_Time_A_Comprehensive_Historical_Review (дата обращения: 02.09.2025).

112. Battiston S., Caldarelli G., D’Errico M., Gurciullo S. Complex systems. Complexity theory and financial regulation // Science. 2016. Vol. 351, № 6275. P. 818–819. DOI: 10.1126/science.aad0299.

113. Data Never Sleeps 12.0: The Exponential Growth of Data [Электронный ресурс] // DOMO. – Режим доступа: <https://www.domo.com/learn/data-never-sleeps-12> (дата обращения: 27.04.2025).

114. Deloitte. State of AI in the Enterprise: 5th Edition / Deloitte Insights. – New York : Deloitte Development LLC, 2024. – 78 p.

115. Deloitte. Цифровая экономика: аналитический отчет. – Лондон: Deloitte, 2024. – URL: <https://www.deloitte.com> (дата обращения: 02.09.2025).

116. Digital Transformation Maturity Report 2023 [Электронный ресурс] // Deloitte. – Режим доступа: <https://www2.deloitte.com/us/en/pages/technology/articles/digital-transformation-maturity-report.html> (дата обращения: 27.04.2025).

117. Farmer J.D., Foley D. The economy needs agent-based modelling // Nature. 2009. Vol. 460, № 7256. P. 685–686.

118. Gallup. The State of the Global Workplace Report. – Washington: Gallup, 2024. – URL: <https://www.gallup.com> (дата обращения: 02.09.2025).

119. Gilbert N. Agent-Based Models. – Thousand Oaks: SAGE Publications, Inc., 2020. – (Quantitative Applications in the Social Sciences). DOI: <https://doi.org/10.4135/9781506355580>.

120. GitLab. State of DevOps Report. – San Francisco: GitLab Inc., 2024. – URL: <https://about.gitlab.com> (дата обращения: 02.09.2025).
121. Global Innovation Index 2024: Report. – Geneva: WIPO, 2024. – URL: <https://www.globalinnovationindex.org> (дата обращения: 02.09.2025).
122. Golubetskaya N., Kazachenko K., Kovalenko E. Key Resources for Sustainable Development of Intersectoral Cooperation // Finance, Economics, and Industry for Sustainable Development (ESG 2023) : Proc. of the 4th Int. Sci. Conf. on Sustainable Development, St. Petersburg, 19–20 Oct. 2023. – Cham: Springer Nature Switzerland AG, 2024. P. 359–365.
123. Haenlein, M. A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence [Текст] / М. Haenlein, А. Kaplan // California Management Review. – 2019. – Т. 61, № 4. – С. 5-14.
124. Hommes C. Behavioral and experimental macroeconomics and policy analysis: A complex systems approach // Journal of Economic Literature. 2021. Vol. 59, № 1. P. 149–219.
125. International Data Corporation (IDC). Worldwide Digital Transformation Spending Guide. – Framingham: IDC, 2024. – URL: <https://www.idc.com> (дата обращения: 02.09.2025).
126. International Data Corporation. Worldwide Artificial Intelligence Software Market Forecast, 2024–2028 / IDC Research. – Framingham: IDC, 2024. – Report № US51028924. – 95 p.
127. Internet of Things (IoT) Market Size, Share & Trends Analysis Report [Электронный ресурс] // Grand View Research. – Режим доступа: <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/internet-of-things-iot-market> (дата обращения: 27.04.2025).
128. Kosheleva T.N., Mordovets V.A., Novoselov A.V. Formation of a Technological Model as an Information System Form of the Ecosystem // Finance, Economics, and Industry for Sustainable Development (ESG 2023) : Proc. of the 4th Int. Sci. Conf. on Sustainable Development, St. Petersburg, 19–20 Oct. 2023. – Cham: Springer Nature Switzerland AG, 2024. P. 301–312.

129. McKinsey & Company. The age of AI: Global survey on artificial intelligence adoption and business transformation / McKinsey Global Institute. – New York: McKinsey & Company, 2024. – 142 p.

130. McKinsey Global Institute. Artificial Intelligence and the Future of Work. – New York: McKinsey & Company, 2024. – URL: <https://www.mckinsey.com> (дата обращения: 02.09.2025).

131. McKinsey. Global AI and ML Operations Survey. – New York: McKinsey & Company, 2024. – URL: <https://www.mckinsey.com> (дата обращения: 02.09.2025).

132. Pesotskaya E., Hakimov A., Selyutina L. Role of Innovative Development in Implementation of Competitive Strategy of Business Organizations in Construction // Actual problems of development economic, financial and credit systems: Collection of materials VIII International Scientific and Practical Conference, Belgorod State National Research University, 15 сентября 2020 года. – Belgorod: Белгородский государственный национальный исследовательский университет, 2023. – P. 310-314.

133. PwC. 27th Annual Global CEO Survey: Artificial Intelligence and the Future of Work / PricewaterhouseCoopers International Limited. – London: PwC, 2024. – 89 p.

134. PwC. Отчет по цифровой трансформации. – Лондон: PricewaterhouseCoopers, 2024. – URL: <https://www.pwc.com> (дата обращения: 02.09.2025).

135. Rumyantseva A., Solodovnikov S.Yu., Skoraya K.V. Evolution of the Idea and Practice of Sustainable Development // Finance, Economics, and Industry for Sustainable Development (ESG 2023): Proc. of the 4th Int. Sci. Conf. on Sustainable Development, St. Petersburg, 19–20 Oct. 2023. – Cham: Springer Nature Switzerland AG, 2024. P. 573–581.

136. The State of the Global Workplace Report [Электронный ресурс] // Gallup. – Режим доступа: <https://www.gallup.com/workplace/349484/state-of-the-global-workplace.aspx> (дата обращения: 27.04.2025).

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Вклад различных исследователей в развитие теоретических основ
практического применения искусственного интеллекта (разработано автором
на основе [111; 124])

	Исследователь	Теоретический вклад	Практико-ориентированное влияние на формирование и применение систем искусственного интеллекта
1	Алан Тьюринг	Формулировка критерия операционализированной оценки «машинного мышления» (тест Тьюринга)	Служит концептуальной основой для дискуссий о пределах и признаках машинного интеллекта, стимулируя развитие области верификации интеллектуальных систем
2	Джон Маккарти	Введение термина <i>artificial intelligence</i> ; заложение логико-символических подходов и разработка языка LISP	Определил методологические и инструментальные рамки ранних исследований ИИ, включая экспертные системы и планирование
3	Марвин Мински	Исследования когнитивных архитектур и ранних моделей нейронных сетей	Повлиял на становление нейросимвольных парадигм и робототехники, способствовал интеграции когнитивных идей в ИИ
4	Герберт Саймон	Концепция «ограниченной рациональности» в когнитивной психологии и теория проблемного поиска	Легла в основу эвристических алгоритмов принятия решений и проектирования экспертных систем
5	Клод Шеннон	Создание математической теории информации; формализация понятий энтропии и кодирования	Задала фундамент для обработки сигналов, передачи данных и стохастического моделирования в ИИ-системах
6	Джеффри Хинтон	Алгоритм обратного распространения ошибки для многослойных нейронных сетей	Сформировал методологическую базу глубокого обучения и обучение сложных нейронных архитектур
7	Ян Лекусн	Разработка свёрточных нейронных сетей (CNN) и архитектуры LeNet	Определил стандарты для современных систем компьютерного зрения и анализа изображений
8	Рональд Рейган*	Популяризация исследований нелинейной динамики и теории хаоса (исторически не связан напрямую с ИИ)	Отдельные концепции хаотических систем используются при моделировании сложных динамик, однако вклад в

			ИИ остается опосредованным
9	Стюарт Рассел	Соавтор первого системного учебника <i>Artificial Intelligence: A Modern Approach</i>	Учебник стал мировым стандартом подготовки специалистов ИИ, унифицировав терминологию и методики
10	Питер Норвиг	Совместная разработка систематического изложения алгоритмов ИИ (AIMA)	Существенно повлиял на академическую и индустриальную подготовку, формируя общую теоретико-практическую базу
11	Юрген Шмидхубер	Создание архитектуры долговременной краткосрочной памяти (LSTM) в рекуррентных сетях	Определил состояние-стандарт для задач обработки последовательностей и естественного языка
12	Лофтфи Заде	Теория нечетких множеств и нечеткой логики	Широко применена в системах управления, распознавании образов и гибридных экспертных системах
13	Элвин Тоффлер	Социально-экономическая концепция «третьей волны» технологических изменений	Содействовала формированию представлений о макро-влиянии ИИ на общество и экономику
14	Эндрю Ён	Масштабирование онлайн-обучения в ML (Coursera); прикладные исследования глубинного обучения	Демократизация доступа к образовательным ресурсам по ИИ и ускорение практического внедрения ML-технологий
15	Эллисон Дарквуд*	Заявленный вклад в многослойный перцептрон и backpropagation (историческая атрибуция не подтверждена)	Роль в развитии глубокого обучения не верифицирована академическим сообществом

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Эволюция программных решений в сфере технологий ИИ и обработки
больших данных (разработано автором на основе [9; 28; 49])

№	Временной период	Наименование программного комплекса (ПК)	Функциональные преимущества	Типы обрабатываемых входных данных	Алгоритмическая основа
1	2010-2015	DataScope AI, InfoGather, DataGenius	Полностью автоматизированный конвейер сбора, фильтрации и первичной аналитики корпоративных данных	Профили пользовательской активности; совокупность KPI-показателей организации	Многослойные искусственные нейронные сети
2	2012-2017	Innovator's Mind, Creative Spark, IdeaFlux	Интеллектуальная экспертная поддержка принятия решений на ранних стадиях инновационных проектов	Рыночные индикаторы, данные о технологических трендах, пользовательские отзывы	Деревья решений и ансамблевые методы их агрегации
3	2014-2019	Market Predictor, TrendScope, FutureCast	Высокоточная прогностическая аналитика макро- и микрорыночных тенденций	Исторические статистические ряды, макроэкономические показатели	Метод опорных векторов (Support Vector Machines)
4	2016-2021	AI Streamliner, DevOptimizer, ProcessEnhancer	Оптимизация и адаптивное планирование процессов программной разработки (SDLC)	Журналы изменений в кодовой базе, результаты модульного и интеграционного тестирования	Градиентный бустинг над решающими деревьями
5	2018-2023	Blockchain Data Integrator, ChainMerge, SecureChain AI	Надёжная межсистемная интеграция данных с использованием распределённого реестра (DLT)	Транзакционные записи, логи операционных событий	Криптографические хэш-функции и алгоритмы консенсуса
6	2017-настоящее время	Cloud AI Platform, Neural Cloud, AI SkyNet	Масштабируемая облачная среда для высоконагруженной аналитики и распределённого обучения моделей	Облачные вычислительные ресурсы, большие пользовательские датасеты	Глубокие сверточные и трансформерные нейронные сети
7	2019-настоящее время	Ethics & Compliance Monitor, RightTrack, ComplianceGuard	Автоматизированный мониторинг соответствия регулятивным и корпоративным стандартам	Политики доступа, журналы аудиторских проверок	Формальные логические правила и онтологические модели

ПРИЛОЖЕНИЕ В

Современные тенденции цифровой трансформации и их влияние на управление инновационными процессами (разработано автором на основе [17; 39; 54])

№	Тенденция	Характеристика	Стратегические преимущества	Использование в процессе управления инновациями
1	Развитие искусственного интеллекта и машинного обучения	Применение алгоритмов статистического и нейронного анализа для обнаружения скрытых закономерностей, построения прогностических моделей и автономного принятия решений	Повышение точности прогнозов, оптимизация операционных процессов, автоматизация рутинных задач	Ускорение аналитической подготовки инновационного проекта, оперативное прогнозирование рисков и результатов, сокращение времени на разработку управленческих решений
2	Использование технологии Интернет вещей (Internet of Things, IoT)	Децентрализованная сеть сенсоров и исполнительных устройств, осуществляющих непрерывный сбор и обмен телеметрическими данными	Мониторинг в режиме реального времени, повышение операционной эффективности, снижение эксплуатационных затрат	Создание поток актуальных данных для динамического управления инновационными инициативами, возможность оперативно корректировать проектные параметры
3	Применение аналитики больших данных (Big Data)	Высокоёмкие методы хранения, обработки и интеллектуального анализа больших и разнородных массивов данных	Доказательная основа управленческих решений, глубокая сегментация клиентских потребностей, выявление скрытых рыночных ниш	Формирование новых траекторий инновационного поиска и обоснование инвестиций в НИОКР
4	Использование облачных вычислений	Использование распределённых вычислительных ресурсов и хранилищ данных на базе облачных платформ	Гибкость масштабирования, сокращение капитальных затрат на локальную ИТ-инфраструктуру, обеспечение глобальной доступности ресурсов	Ускорение внедрения инноваций за счёт быстрой конфигурации сред разработки и совместного доступа проектных команд к данным
5	Обеспечение кибербезопасности	Комплекс технических и организационных мер, направленных на предотвращение киберугроз и защиту критических активов	Снижение вероятности несанкционированного доступа, рост доверия стейкхолдеров, соблюдение нормативных требований	Формирование безопасного контура для экспериментирования с новыми технологиями, защита интеллектуальной собственности при разработке инновационных проектов
6	Роботизация и интеллектуальная автоматизация	Интеграция робототехнических систем и алгоритмов	Рост производительности, снижение операционных	Сокращение сроков реализации опытно-промышленных

		ИИ в производственные и сервисные процессы	затрат, минимизация человеческого фактора	образцов, обеспечение воспроизводимости инновационных решений
7	Применение блокчейн-технологий	Децентрализованные распределённые реестры, обеспечивающие неизменность и прозрачность записи транзакций	Подотчётность, защищённость от несанкционированного изменения данных, сокращение транзакционных издержек	Обеспечение доверия между участниками экосистемы, упрощение управления правами на результаты интеллектуальной деятельности
	Развитие мобильных сетей пятого поколения (5G)	Высокоскоростная беспроводная связь с минимальной задержкой и поддержкой массового IoT	Увеличенная пропускная способность, надёжное соединение для критически важных приложений	Расширение возможностей удалённого мониторинга и управления инновационными прототипами в реальном времени
9	Цифровая трансформация бизнес-моделей	Интеграция передовых цифровых технологий в ядро корпоративной стратегии и операционной логики	Повышение операционной эффективности, создание новых каналов дохода и ценностных предложений	Стимулирование радикальных инноваций и адаптивной перестройки продуктового портфеля
10	Развитие цифровых компетенций персонала	Систематическое формирование знаний и навыков работы с передовыми технологиями среди сотрудников	Повышение квалификации, укрепление организационной гибкости и инновационной культуры	Ускорение распространения инноваций внутри компании, снижение барьеров для внедрения высокотехнологичных решений

ПРИЛОЖЕНИЕ Г

Основные направления использования технологий искусственного интеллекта в контексте современного инновационного развития (разработано автором на основе [9; 34; 49])

№	Технология	Содержание	Области прикладного использования	Преимущества	Используемые алгоритмы
1	Машинное обучение (Machine Learning, ML)	Совокупность статистических моделей, обучаемых на выборках данных для выявления закономерностей и построения прогностических функций	Прогнозирование спроса, интеллектуальная аналитика, системы персонализированных рекомендаций	Повышение точности предсказаний; автоматизация масштабного анализа данных	Линейная и логистическая регрессия, деревья решений; случайный лес, градиентный бустинг
2	Глубокое обучение (Deep Learning, DL)	Многослойные искусственные нейронные сети, способные извлекать иерархические признаки из больших объемов гетерогенных данных	Компьютерное зрение, распознавание речи, машинный перевод, интеллектуальная диагностика в медицине	Выявление сложных нелинейных зависимостей; рекордная точность классификации и детекции	Сверточные нейронные сети (CNN), рекуррентные и трансформер-архитектуры (RNN, LSTM, Transformer)
3	Обработка естественного языка (Natural Language Processing, NLP)	Технологии статистического и нейросетевого анализа для интерпретации, генерации и семантического понимания текстов	Диалоговые агенты, машинный перевод, анализ тональности и тематическое моделирование	Улучшение человеко-машинного взаимодействия; автоматизация текстовых бизнес-процессов	Трансформеры (BERT, GPT), seq-to-seq модели, языковые модели большого масштаба
4	Робототехнические системы	Интеграция алгоритмов восприятия, планирования и адаптивного управления в аппаратные платформы	Промышленные манипуляторы, хирургические роботы, автономные транспортные средства	Автономное выполнение сложных операций; повышение безопасности и производительности	Планирование траекторий, визуальная одометрия, модели обратной связи (feedback control)
5	Компьютерное зрение (Computer Vision)	Алгоритмы извлечения, анализа и интерпретации визуальной информации из изображений и видео	Автономное вождение, системы промышленного контроля качества, видеонаблюдение и безопасность	Высокоточная детекция и классификация объектов; снижение затрат на инспекцию	CNN-архитектуры (ResNet, EfficientNet), YOLO/Mask RCNN, методы ключевых точек и оптического потока
6	Рекомендательные системы	Модели, формирующие персонализированные предложения на основе пользовательских и контекстных данных	Электронная коммерция, стриминговые платформы, социальные сети	Индивидуализация пользовательского опыта; рост конверсии и выручки	Коллаборативная фильтрация, контент-базированные модели, гибридные ансамбли
7	Интеллектуальная	Применение AI-компонент	RPA офисных задач, обработка	Снижение операционных	Роботизированная автоматизация

	автоматизация бизнес-процессов	роботизированной и когнитивной автоматизации операций	документов, оптимизация цепочек поставок	издержек; сокращение ошибок; повышение сквозной эффективности	процессов (RPA), ML-классификаторы, графовые модели процессов
8	Предиктивная аналитика	Использование статистических и нейросетевых моделей для прогнозирования будущих состояний систем	Финансовый риск-менеджмент, управление запасами, таргетинг маркетинговых кампаний	Повышение обоснованности управленческих решений; проактивное планирование ресурсов	Модели временных рядов (ARIMA, Prophet), регрессионные сети, ансамбли градиентного бустинга
9	Искусственный интеллект в здравоохранении	Применение ML/DL для поддержки клинических решений и биомедицинских исследований	Автоматический анализ медизображений, виртуальный скрининг лекарств, персонализированная терапия	Рост точности диагностики; ускорение R&D новых препаратов; индивидуализация лечения	CNN для рентген/МРТ, модели молекулярной генерации, многомодальные трансформеры
10	Этические и социальные аспекты AI	Исследование влияния алгоритмических систем на общество и разработка норм ответственного использования	Алгоритмическая справедливость, защита конфиденциальности, предотвращение дискриминации	Прозрачность, доверие и законность применения AI-технологий	Алгоритмы обнаружения предвзятости (bias detection), методы differential privacy, модели объяснимого AI (XAI)

ПРИЛОЖЕНИЕ Д

Систематизация применения ИИ и Big Data по типам используемых данных

(разработано автором на основе [16; 34; 49])

№	Категория данных	Репрезентативные источники	Характер и режим обновления	Приоритетные аналитические методы	Основные сценарии применения в управлении инновациями	Риски и нормативно-этические ограничения
1	Внутренние операционные данные	Системы управления производством и ресурсами, бухгалтерские документы, обращения в службу поддержки	Структурированные и полуструктурированные массивы; высокая точность, обновление в режиме реального времени	Методы прогнозирования затрат и сроков; процессный анализ для выявления узких мест; интеллектуальные процедуры аудита	Оптимизация бюджетов научных исследований и разработок; контроль качества на стадиях проектирования и прототипирования	Риск утечки коммерческой тайны; ограниченность инновационного развития при опоре исключительно на внутренние данные
2	Рыночные и конкурентные данные	Отчёты исследовательских и инвестиционных организаций; годовые отчёты конкурентов; агрегаторы цен	Преимущественно структурированные массивы; обновление от квартального до оперативного	Методы анализа временных рядов; обработка текстов аналитических обзоров	Формирование приоритетов для продуктовых гипотез; динамическая ценовая оптимизация	Стоимостные и лицензионные ограничения; риск обвинений в недобросовестной конкуренции
3	Научно-технические данные	Патентные базы, открытые научные журналы, препринты	Текстовые корпуса; полуструктурированные форматы; регулярное пополнение	Методы семантического поиска для выявления новых направлений; анализ цитирования	Построение патентного ландшафта; раннее выявление перспективных технологий	Ограничения доступа к отдельным базам; ошибки классификации и патентных документов
4	Потоки производственной телеметрии	Автоматизированные системы управления, датчики оборудования, носимые устройства	Машинно-генерируемые числовые данные; высокая скорость поступления	Методы потоковой аналитики; прогнозирование технического обслуживания	Создание цифровых моделей производственных процессов; оперативный контроль качества	Уязвимость производственных сетей; соблюдение требований по защите персональных данных

5	Социальные и поведенческие данные	Социальные сети, онлайн-отзывы, данные веб-аналитики	Неструктурированные тексты, изображения и видео; нерегулярный характер поступления	Методы анализа тональности и сообщений; интеграция различных типов признаков (текстовых, визуальных и др.)	Оценка соответствия продукта запросам рынка; раннее выявление негативных тенденций	Необходимость получения согласия на обработку пользовательского контента; риск преднамеренных искажений данных
6	Государственные и экологические данные	Международные статистические базы, государственные реестры, отчёты о выборах	Структурированные массивы; обновление от квартала до года	Методы выявления причинно-следственных связей; оценка экологических и социальных эффектов	Подготовка заявок на субсидии и гранты; количественная проверка «зелёных» эффектов	Запаздывание обновлений; различие методик в разных странах
7	Мультимедийные данные	Инженерные чертежи, трёхмерные модели, изображения и видео, экспертные аудиоматериалы	Крупные по объёму и слабо структурированные файлы	Методы анализа геометрических объектов; автоматическая обработка и расшифровка аудио- и видеоматериалов	Автоматизация разработки технологических процессов; извлечение скрытых знаний специалистами	Высокие требования к хранению и обработке; соблюдение авторских прав
8	Данные корпоративных партнёрств	Партнёрские соглашения, совместные лаборатории, краудсорсинговые инициативы	Разнородные по структуре данные; часть информации ограничена в доступе; необходима унификация стандартов	Методы совместного анализа без передачи исходных данных; построение онтологических графов знаний	Совместные инновации; поиск синергии ресурсов	Строгие требования к конфиденциальности; сложности юридического согласования между участниками

ПРИЛОЖЕНИЕ Е

Применяемые подходы к использованию методов искусственного интеллекта
и больших данных в управлении инновациями (разработано автором на
основе [18; 49; 109])

№	Методический подход	Содержание	Стратегическая значимость	Потенциальные ограничения и риски
1	Экосистемный анализ инноваций	Рассматривает процесс генерации и диффузии инноваций как результат коэволюции акторов в цифровой экосистеме, опирающейся на ИИ-аналитику и обработку больших данных	Усиление координационных механизмов, ускорение циркуляции знаний и формирование кумулятивного инновационного эффекта	Высокая сложность управляемой оркестрации стейкхолдеров; значительные требования к системам управления корпоративным знанием
2	Аналитическое моделирование цифровой зрелости	Квантификация и прогнозная оценка готовности организации к цифровой трансформации посредством комплексных метрик и ИИ-моделей	Выявление критических «узких мест» в цифровом развитии и фокусировка инновационной стратегии на приоритетных областях	Ограниченная объективность при самооценке; риск игнорирования социокультурных детерминант
3	Управление инновационной активностью персонала	Использование поведенческой аналитики и ИИ-стимуляционных инструментов для формирования внутреннего инновационного потенциала кадров	Рост вовлечённости сотрудников и капитализация эндогенных источников инноваций	Необходимость трансформации организационной культуры и значительные затраты на развитие компетенций
4	Big Data-ориентированный инновационный менеджмент	Эксплуатация массивов гетерогенных данных для выявления рыночных возможностей и конструирования новых продуктов	Повышенная адаптивность к рыночной турбулентности; раннее обнаружение потребительских трендов	Риск когнитивных искажений вследствие некорректной интерпретации данных; зависимость от качества исходных массивов
5	Платформенная парадигма инноваций	Создание цифровых платформ как многосторонних рынков для обмена данными, сервисами и компетенциями в инновационном процессе	Масштабируемость и сетевые эффекты; привлечение расширенного пула партнёров и клиентов	Обострение конкуренции платформ; трудности монетизации и управления данными участников
6	Стратегическое управление инновациями	Формирование долгосрочных инновационных траекторий на базе интеллектуального анализа рыночных и технологических мегатрендов	Обеспечение устойчивого конкурентного преимущества и институционализация инновационной деятельности	Вероятность инерционности стратегии и снижения скорости оперативных решений в быстро меняющейся среде
7	Методы предиктивной аналитики	Применение машинного обучения и статистики для прогнозирования	Снижение инвестиционных рисков; повышение точности	Необходимость реинжиниринга бизнес-процессов под

		результативности инновационных инициатив и оптимизации портфеля проектов	оценки коммерческого потенциала инноваций	данные модели; затраты на инфраструктуру и экспертизу
8	Интеграция IoT + AI в инновационные процессы	Синергетическое использование сенсорных сетей и алгоритмов ИИ для генерации данных и автоматизации инновационного цикла	Создание принципиально новых продуктовых решений и повышение эффективности R&D	Капиталоёмкость IoT-инфраструктуры, уязвимость кибербезопасности и вопросы защиты данных
9	Гибридные бизнес-модели на основе ИИ	Комбинирование традиционных и алгоритмически управляемых механизмов создания ценности в единой бизнес-архитектуре	Повышенная гибкость и возможность быстрого масштабирования под различные рыночные сегменты	Сложности интеграции разнотипных моделей монетизации; потенциальные конфликты интересов между подразделениями
10	Цифровая трансформация через непрерывное улучшение (Continuous Improvement)	Эволюционное пересмотрение бизнес-процессов с применением цикличного внедрения малых цифровых инноваций и ИИ-инструментов	Ускорение темпов организационных изменений и формирование культуры постоянного совершенствования	Риск распыления ресурсов и необходимости жёсткой системы мониторинга для предотвращения «инновационного шума»

ПРИЛОЖЕНИЕ Ж

Сценарно-адаптивный отбор принципов адаптивного управления инновациями (разработано автором на основе: [26; 41; 49])

№	Этап отбора	Содержательная характеристика	Применяемый инструментарий искусственного интеллекта и количественной аналитики	Индикативные метрики эффективности
1	Формирование совокупности стратегических сценариев	Разработка нескольких взаимоисключающих, но исчерпывающих макросценариев развития (например, ускоренный рост, усиление регулирования, технологический прорыв, падение спроса) с указанием вероятностей и временных горизонтов	Генеративные алгоритмы для построения сценариев; вероятностные модели для оценки распределения исходов; автоматизированный анализ экспертных отчетов	Вероятность сценария (%); показатель силы воздействия (баллы); временной горизонт (лет)
2	Картирование принципов на факторы успеха в рамках сценариев	Формирование матрицы соответствия «фактор развития → принцип управления»; определение, какие управленческие подходы оказывают наибольшее влияние на критические факторы успеха	Причинно-следственный анализ с использованием интеллектуальных моделей; построение онтологических графов знаний; методы матричной факторизации	Индекс согласованности (0–1); показатель влияния принципа на сценарий (%); количество факторов, охваченных принципом
3	Цифровое моделирование эффективности принципов	Разработка многосценарной цифровой модели бизнес-процессов; прогнозирование динамики показателей при внедрении каждого принципа	Имитационное моделирование; вероятностные методы Монте-Карло; оптимизационные алгоритмы адаптивного управления	Ожидаемый темп прироста выручки (%); скорректированная с учётом риска чистая приведённая стоимость; индекс устойчивости (0–1); продолжительность инновационного цикла (недели)
4	Эмпирическая проверка эффективности	Экспериментальное подтверждение результативности наиболее значимых принципов в ограниченном производственном контуре	Методы контролируемых экспериментов; системы управления данными для поддержки исследований	Прирост выручки (%); время выхода на рынок (дни); индекс удовлетворенности потребителей; показатель усилий клиента; уровень дефектности (%)
5	Многокритериальная оптимизация портфеля принципов	При ограниченных ресурсах формируется совокупность принципов, обеспечивающая максимизацию отдачи и минимизацию риска	Методы многокритериальной оптимизации; алгоритмы отбора портфельных решений	Средневзвешенный показатель отдачи (%); индекс охвата сценариев (0–1); индекс сложности внедрения (0–10); коэффициент использования бюджета (%)
6	Устойчивостная оценка и анализ	Проверка устойчивости результатов: минимальные эффекты,	Методы минимаксного анализа; вероятностная оценка риска;	Минимальный показатель отдачи по каждому сценарию

	альтернативных издержек	разброс показателей, величина «сожаления» по сравнению с наилучшей альтернативой	сценарное моделирование	(%); разброс выручки; величина альтернативных издержек (ед.); условная величина риска при доверительном уровне 95 %
7	Мониторинг сигнальных индикаторов и триггерная корректировка	Формирование системы ранних индикаторов для своевременной адаптации портфеля при изменении вероятностей сценариев	Методы выявления дрейфа данных; потоковый анализ; системы мониторинга ключевых показателей	Изменение вероятности сценария (% в месяц); индекс ранних сигналов (0–1); согласованность ведущих индикаторов (%); время переключения стратегий (дни)

ПРИЛОЖЕНИЕ 3

Процесс отбора принципов адаптивного управления инновациями на основе уровня цифровой зрелости организации (разработано автором на основе: [26; 73; 90])

№	Этап отбора	Содержательная характеристика	Применяемые инструменты и методы	Показатели результативности	Критерии отбора и проверки решений	Ожидаемый результат
1	Диагностика цифровой зрелости организации	Комплексная оценка текущего состояния процессов, качества данных, уровня технологий и организационной культуры; формирование интегрального профиля зрелости (уровни 0–5)	Анкетирование и экспертные опросы; автоматизированные панели визуализации; скоринговые методики	Индекс цифровой зрелости (0–5); индекс готовности к использованию ИИ (0–100); показатель качества данных (%); уровень использования облачных технологий (%); уровень цифровой интеграции (%)	Репрезентативность не менее 80 % охваченных функций; подтверждение результатов на уровне высшего руководства	Профиль зрелости по каждому направлению и сводный интегральный показатель
2	Сопоставление принципов с уровнями зрелости	Установление соответствия между библиотекой принципов (от базового до продвинутого уровня) и полученным профилем зрелости; допускается продвижение не более чем на один уровень вперед	Онтологические графы и правила сопоставления	Индекс сложности принципа (1–5); требуемая доступность данных (%); средний уровень компетенций (1–5)	Сложность \leq текущего уровня + 1; требуемый уровень компетенций \leq текущего уровня + 1	Каталог релевантных принципов
3	Анализ дефицитов ресурсов и компетенций	Определение недостающих навыков, инструментов и ресурсов, необходимых для внедрения выбранных принципов	Матрицы дефицитов; сопоставление требований и компетенций; карты навыков	Дефицит компетенций (%); стоимость обучения на одного сотрудника; охват инструментами (%);	Дефицит \leq 30 %; индекс риска \leq 0,4	Перечень приоритетных мер (обучение персонала, закупка ресурсов)

				индекс риска внедрения (0–1)		
4	Пилотная апробация	Экспериментальная проверка жизнеспособности принципов на ограниченных процессах	Средства автоматизации бизнес-процессов; экспериментальные стенды; методы контролируемого тестирования	Доля успешных пилотных проектов (%); время запуска (дни); отклонение бюджета (%); прирост ключевых показателей (%)	Успех $\geq 70\%$; отклонение бюджета $\leq 10\%$; прирост показателей \geq установленного порога	Отчёт о результатах апробации и выявленные уроки
5	Приоритизация и дорожная карта внедрения	Составление пошагового плана реализации принципов на горизонте 12–24 месяцев с учётом ограничений ресурсов	Методы многокритериальной оценки и ранжирования; инструменты планирования дорожных карт	Уровень использования ресурсов (%); ожидаемая рентабельность (%); срок окупаемости (мес.); индекс согласованности (0–1)	Рентабельность \geq заданного уровня; срок окупаемости \leq установленного порога; индекс согласованности $\geq 0,7$	Утверждённая дорожная карта и распределение бюджета по этапам
6	Итеративная переоценка зрелости и развитие принципов	Регулярное обновление показателей зрелости, мониторинг изменений и актуализация портфеля принципов	Методы имитационного моделирования; цифровые двойники; системы мониторинга изменений	Изменение индекса цифровой зрелости за квартал; уровень внедрения принципов (%); прирост автоматизации и процессов (%); скользящий прирост ключевых показателей (%)	Если изменение индекса $< 0,1$ или стагнация КРІ более 2 кварталов — инициируется пересмотр	Обновлённый реестр принципов с указанием даты следующего анализа

ПРИЛОЖЕНИЕ И

Комплекс принципов адаптивного управления инновациями с

использованием методов искусственного интеллекта (разработано автором)

№	Принцип адаптивного управления инновациями	Характеристика	Критерии отбора и ранжирования	Рекомендуемые технологии искусственного интеллекта	Ожидаемые управленческие эффекты	Целевые показатели результативности
1	Динамическое (непрерывное) самообучение	Реализация адаптивных стратегий на основе непрерывной обработки поступающих данных и обратной связи в режиме реального времени	<ul style="list-style-type: none"> - Высокая изменчивость внешней среды; - Потенциал масштабирования; - Уровень интеграционной зрелости организации 	<ul style="list-style-type: none"> - Методы машинного обучения; - Алгоритмы онлайн-обучения; - Технологии обучения с подкреплением 	<ul style="list-style-type: none"> - Повышение устойчивости процессов; - Синхронизация управленческих решений с актуальными данными; - Снижение издержек 	<ul style="list-style-type: none"> - Прирост выручки; - Сокращение времени выхода на рынок; - Повышение индекса потребительской лояльности
2	Персонализированное формирование инновационных решений	Индивидуализация управленческих и продуктовых решений с учётом профиля потребителей и поведенческих паттернов	<ul style="list-style-type: none"> - Ориентация на пользовательские метрики; - Нормативные ограничения; - Персонализация как стратегический вектор 	<ul style="list-style-type: none"> - Рекомендательные системы; - Технологии естественного языка (NLP); - Генеративные модели 	<ul style="list-style-type: none"> - Рост удовлетворённости потребителей; - Снижение репутационных рисков; - Повышение релевантности управленческих решений 	<ul style="list-style-type: none"> - Повышение индекса удовлетворённости потребителей; - Увеличение доли повторных транзакций; - Прирост выручки в целевых сегментах
3	Экосистемная интеграция	Интеграция инновационных решений в цифровую архитектуру организации, обеспечивающая целостность и воспроизводимость процессов	<ul style="list-style-type: none"> - Уровень интеграционной зрелости организации; - Необходимость межуровневой координации; - Гибкость корпоративной инфраструктуры 	<ul style="list-style-type: none"> - Сквозные цифровые архитектуры; - API-интеграции; - Платформенные технологические решения 	<ul style="list-style-type: none"> - Формирование единого инновационного ландшафта; - Снижение транзакционных издержек 	<ul style="list-style-type: none"> - Повышение индекса цифровой зрелости; - Повышение степени экосистемной интеграции
4	Риск-адаптивность	Гибкое управление неопределённостью путём динамического перераспределения ресурсов в условиях многосценарной среды	<ul style="list-style-type: none"> - Высокая волатильность инновационной среды; - Неопределённость операционной среды; - Возрастающие требования к устойчивости 	<ul style="list-style-type: none"> - Вероятностное моделирование; - Байесовские подходы; - Нечеткая логика 	<ul style="list-style-type: none"> - Снижение чувствительности к внешним шокам; - Минимизация ошибок прогнозирования; - Адаптация к контекстным изменениям; - Сокращение разрывов по рисковому сценариям 	<ul style="list-style-type: none"> - Сокращение времени реагирования на критические отклонения
5	Упреждающее (предвосхищающее) управление на основе прогнозной аналитики	Применение предиктивных механизмов для упреждающей адаптации стратегий развития	<ul style="list-style-type: none"> - Высокий темп изменений; - Наличие ретроспективных данных; - Сложность внутренних процессов 	<ul style="list-style-type: none"> - Алгоритмы прогнозирования; - Методы анализа временных рядов; - Нейросетевые архитектуры 	<ul style="list-style-type: none"> - Повышение точности управленческих решений; - Устранение временных разрывов при реализации 	<ul style="list-style-type: none"> - Снижение уровня плановых ошибок на 40–60%;

					<p>инновационных проектов;</p> <ul style="list-style-type: none"> - Формирование проактивной управленческой модели; - Ускорение разработки и вывода продуктов; - Минимизация проектных рисков 	
6	Объяснимость и прозрачность принимаемых решений	Обеспечение интерпретируемости решений, принимаемых на основе ИИ, для повышения доверия со стороны стейкхолдеров	<ul style="list-style-type: none"> - Необходимость соответствия регуляторным требованиям; - Широкое взаимодействие с внешней аудиторией 	<ul style="list-style-type: none"> - Объяснимые методы ИИ; - Визуализация логики принятия решений; - Метаобучение 	<ul style="list-style-type: none"> - Повышение прозрачности принимаемых управленческих решений; - Обеспечение соответствия правовым и этическим стандартам; - Снижение барьеров внедрения; - Соблюдение всех нормативных требований 	<ul style="list-style-type: none"> - Повышение доли решений, прошедших верификацию; - Повышение индекса доверия

ПРИЛОЖЕНИЕ К

Этапы разработки модели интеграции методов ИИ в систему управления инновационным развитием организаций (разработано автором)

№	Этап разработки модели (Фаза интеграционного цикла)	Содержательно-аналитическое наполнение этапа	Стратегическая значимость для инновационного развития организации	Используемые исходные данные
1	Диагностический аудит инновационного контура	- Всесторонняя оценка текущих бизнес-процессов; - Выявление конкурентных преимуществ и уязвимостей; - Определение приоритетов цифровизации	Формирование траектории инновационного развития и стратегических ориентиров цифровой трансформации	Регламентированные бизнес-процессы, KPI, долгосрочные цели организации
2	Формирование стратегии внедрения методов ИИ	Разработка дорожной карты, включающей сценарное моделирование, ресурсное и календарное планирование, установление метрик результативности	Обеспечение целостности и управляемости трансформационного процесса	Проектная документация, ресурсные планы, графики реализации
3	Инженерия данных	Сбор, консолидация, очистка, структурирование и первичная верификация мультиканальных данных	Определение качества, полноты и достоверности информационной базы	Исторические операционные данные, рыночные индикаторы, клиентская информация
4	Проектирование и обучение	- Выбор алгоритмов ИИ; - Построение и обучение моделей ML/DL в соответствии с задачами проекта	Формирование интеллектуального ядра системы	Обработанные и нормализованные наборы данных
5	Валидация и стресс-тестирование	Проверка точности, устойчивости и способности алгоритмов ИИ к обобщению на независимых выборках	Обеспечение надежности, верифицируемости и практической применимости ИИ-решений	Тестовые выборки, контрольные метрики качества
6	Интеграция в корпоративную ИТ-архитектуру	- Развёртывание ИИ моделей в производственной среде; - Создание API-протоколов и пользовательских интерфейсов	Перевод ИИ-моделей в операционное использование и их интеграция в цифровой контур предприятия	Верифицированные модели, действующие интегрированные системы (ERP/CRM/DWH)
7	Подготовка и сопровождение персонала	- Обучение сотрудников	Обеспечение успешной адаптации и эффективной	Методические материалы, учебные руководства

		применению ИИ-инструментария; Создание службы поддержки: - Разработка методической базы	эксплуатации ИИ решений	
8	Эксплуатационный мониторинг и контроль эффективности	- Систематическое отслеживание показателей функционирования модели; - Сопоставление результатов с KPI; - Необходимая корректировка	Достижение целевых показателей и обеспечение адаптивности по отношению к внешним изменениям	Потоковые операционные данные, KPI
9	Перешкалирование и оптимизация	Плановое переобучение и настройка гиперпараметров с учётом новых данных и изменяющихся условий	Поддержка актуальности ИИ-моделей и предотвращение их деградации	Актуализированные наборы данных, результаты мониторинга
10	Комплексная управленческая оценка	Технико-экономический анализ влияния внедрения методов ИИ на бизнес-процессы и корпоративные результаты	Определение эффективности затрат и формирование основ для последующего масштабирования	Финансовые отчёты, сравнительные KPI, аналитические данные

ПРИЛОЖЕНИЕ Л

Программный код, используемый для моделирования интеграции методов искусственного интеллекта в систему управления инновационным развитием организаций с использованием синтетических данных и методов глубоких нейронных сетей (DNN) и градиентного бустинга, при помощи Python и популярных библиотек.

- 1) Создание синтетических данных: генерация набора данных с 1000 образцами и 20 признаками.
- 2) Подготовка данных: разделение данных на обучающую и тестовую выборки, а также их масштабирование.
- 3) Обучение моделей: обучение моделей DNN и XGBoost на данных.
- 4) Оценка моделей: оценка точности каждой модели и создание ансамбля путем усреднения предсказаний.
- 5) Вывод таблиц: печать первых пяти строк входных данных и результатов моделирования.

```
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.datasets import make_classification
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.metrics import accuracy_score

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense

import xgboost as xgb
```

```

# Создание синтетических данных
X, y = make_classification(n_samples=1000, n_features=20, n_informative=15,
n_classes=2, random_state=42)

X = pd.DataFrame(X, columns=[f"feature_{i}" for i in range(X.shape[1])])
y = pd.Series(y, name="target")

# Разделение данных на обучающую и тестовую выборки
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3,
random_state=42)

# Масштабирование данных
scaler = StandardScaler()
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)

# Обучение модели DNN
dnn_model = Sequential([
    Dense(64, activation='relu', input_shape=(X_train_scaled.shape[1],)),
    Dense(64, activation='relu'),
    Dense(1, activation='sigmoid')
])

dnn_model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy',
metrics=['accuracy'])

dnn_model.fit(X_train_scaled, y_train, epochs=20, batch_size=32,
validation_split=0.2, verbose=0)

```

```

# Оценка модели DNN
dnn_preds = (dnn_model.predict(X_test_scaled) > 0.5).astype("int32")
dnn_accuracy = accuracy_score(y_test, dnn_preds)
print(f"DNN Accuracy: {dnn_accuracy}")

# Обучение модели градиентного бустинга с XGBoost
xgb_model = xgb.XGBClassifier(use_label_encoder=False, eval_metric='logloss')
xgb_model.fit(X_train_scaled, y_train)

# Оценка модели XGBoost
xgb_preds = xgb_model.predict(X_test_scaled)
xgb_accuracy = accuracy_score(y_test, xgb_preds)
print(f"XGBoost Accuracy: {xgb_accuracy}")

# Интеграция моделей: ансамбль (усреднение предсказаний)
ensemble_preds = (dnn_preds.flatten() + xgb_preds) / 2
ensemble_preds = (ensemble_preds > 0.5).astype("int32")
ensemble_accuracy = accuracy_score(y_test, ensemble_preds)
print(f"Ensemble Accuracy: {ensemble_accuracy}")

# Таблица входных начальных данных
input_data = pd.DataFrame(X_train_scaled, columns=[f"feature_{i}" for i in
range(X_train_scaled.shape[1])])
input_data["target"] = y_train.reset_index(drop=True)
print("\nТаблица входных данных (первые 5 строк):")
print(input_data.head())

```

```
# Таблица результатов моделирования
results = pd.DataFrame({
    "Actual": y_test.reset_index(drop=True),
    "DNN Prediction": dnn_preds.flatten(),
    "XGBoost Prediction": xgb_preds,
    "Ensemble Prediction": ensemble_preds
})
print("\nТаблица результатов моделирования (первые 5 строк):")
print(results.head())
```