

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«ЮЖНЫЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

На правах рукописи

Савин Сергей Владимирович

РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ В
ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСКИХ СТРУКТУРАХ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИЙ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

5.2.6 «Менеджмент»

Диссертация
на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук,
кандидат экономических наук,
доцент Мурзин Антон Дмитриевич

Ростов-на-Дону – 2026

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	3
ГЛАВА 1. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ В ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСКИХ СТРУКТУРАХ В УСЛОВИЯХ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ	18
1.1. Принятие управленческих решений: сущность, этапы и роль управленческого цикла	18
1.2. Проблемные ситуации и ограничения принятия решений в предпринимательских структурах (в т.ч. МСП)	38
1.3. Критерии функциональности и результативности методов принятия управленческих решений в предпринимательских структурах	51
ГЛАВА 2. АРХИТЕКТУРА И ИНСТРУМЕНТАРИЙ ПОДДЕРЖКИ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА	67
2.1. Концепция и архитектура поддержки управленческих решений на основе ИИ (контур «данные – аналитика – решение – обратная связь»)	67
2.2. Типология и область применимости алгоритмов ИИ в управленческих задачах предпринимательских структур	91
2.3. Организационное встраивание ИИ в процесс принятия решений: роли, ответственность, режим «человек в контуре»	106
ГЛАВА 3. МЕТОДИКА ВНЕДРЕНИЯ ИИ В КОНТУР ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ И ОЦЕНКА РЕЗУЛЬТАТИВНОСТИ ...	130
3.1. Алгоритм (методика) поэтапного внедрения ИИ в процессы принятия управленческих решений в организации	130
3.2. Методика оценки готовности (ИИ-зрелости) предпринимательской структуры к внедрению ИИ	150
3.3. Методика мониторинга и оценки результативности использования ИИ в управленческих решениях (KPI-контур, сравнение «до/после»)	180
3.4. Апробация разработанных решений и интерпретация результатов	201
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	212
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	216

ВВЕДЕНИЕ

Диссертационная работа на соискание ученой степени кандидата экономических наук выполнена в Федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Южный федеральный университет» и представлена по научной специальности 5.2.6 «Менеджмент». Тема исследования – «Разработка методов принятия управленческих решений в предпринимательских структурах на основе технологий искусственного интеллекта» – ориентирована на решение научно-практической задачи повышения обоснованности и результативности управленческих решений (далее по тексту также – УР) в предпринимательских структурах (прежде всего в сегменте малого и среднего предпринимательства) в условиях цифровой трансформации.

Актуальность темы исследования. Современный этап развития социально-экономической системы характеризуется ускоренной цифровой трансформацией, распространением платформенных бизнес-моделей и становлением экономики данных, что приводит к качественным изменениям в содержании и механизмах управленческой деятельности. Указанные процессы имеют не только технологическую, но и институциональную природу: вектор перехода к управлению, основанному на данных, закреплён в Указе Президента Российской Федерации от 09.05.2017 № 203 «О Стратегии развития информационного общества в Российской Федерации на 2017–2030 годы», а также в национальной программе «Цифровая экономика Российской Федерации», ориентирующей экономических субъектов на развитие инфраструктур данных, цифровых компетенций и внедрение сквозных цифровых технологий. Дополнительный контур целеполагания задаётся Указом Президента Российской Федерации от 07.05.2024 № 309 «О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года и на перспективу до 2036 года», в котором цифровая трансформация рассматривается как системное условие повышения эффективности и конкурентоспособности. В результате предпринимательские структуры функционируют в условиях высокой турбулентности внешней среды,

ускорения инновационных циклов, усложнения организационных архитектур и усиления конкурентного давления, что объективно повышает требования к скорости, обоснованности и адаптивности принимаемых управленческих решений.

Традиционные методы управленческого анализа, опирающиеся преимущественно на ретроспективную информацию, линейные модели прогнозирования и экспертные оценки, в условиях возрастающей неопределенности демонстрируют ограниченную результативность. Современные управленческие задачи носят многокритериальный характер, требуют обработки значительных объемов структурированных и неструктурированных данных, учёта нелинейных взаимосвязей и динамики факторов внешней и внутренней среды. Ограниченность когнитивных возможностей человека и влияние субъективных факторов повышают риск принятия несвоевременных и неэффективных управленческих решений, следствием чего становится снижение качества стратегического планирования, неэффективное распределение ресурсов и ухудшение показателей организационной результативности.

В этой связи особую значимость приобретают исследования, ориентированные на развитие теоретико-методических основ принятия управленческих решений и совершенствование инструментария стратегического и операционного менеджмента. Одним из ключевых направлений трансформации управленческих технологий выступает применение возможностей искусственного интеллекта в системах поддержки принятия решений. Институциональная значимость данного направления дополнительно подтверждается Указом Президента Российской Федерации от 10.10.2019 № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации», которым утверждена национальная стратегия развития искусственного интеллекта на период до 2030 года, а также распоряжением Правительства Российской Федерации от 19.08.2020 № 2129-р, закрепившим концептуальные подходы к развитию регулирования отношений в сфере технологий искусственного интеллекта и робототехники. На уровне механизмов практической апробации и масштабирования цифровых инноваций существенную роль играют Федеральный закон от 31.07.2020 № 258-

ФЗ «Об экспериментальных правовых режимах в сфере цифровых инноваций в Российской Федерации» и Федеральный закон от 24.04.2020 № 123-ФЗ, установивший специальный правовой режим экспериментального внедрения технологий искусственного интеллекта в городе Москве. Тем самым внедрение ИИ в управленческий контур предпринимательских структур развивается в логике не только технологического прогресса, но и целенаправленного формирования регуляторной среды.

Интеграция технологий искусственного интеллекта (ИИ) в управленческий контур организации обеспечивает переход от реактивной модели управления к проактивной модели, основанной на данных, что способствует повышению обоснованности управленческих рекомендаций, снижению уровня неопределенности и оптимизации решений с учетом ресурсных и институциональных ограничений. Вместе с тем данная интеграция не может рассматриваться как исключительно инструментальная задача: она требует соблюдения норм правового режима данных и информационной безопасности, задаваемого Федеральным законом от 27.07.2006 № 149-ФЗ «Об информации, информационных технологиях и о защите информации» и Федеральным законом от 27.07.2006 № 152-ФЗ «О персональных данных». Следовательно, управленческие методы и процедуры, использующие ИИ, должны проектироваться таким образом, чтобы обеспечивать правомерность и контролируемость процессов обработки данных, прозрачность управленческой ответственности и воспроизводимость управленческих результатов.

Вместе с тем, несмотря на активное внедрение цифровых решений в практику менеджмента и наличие нормативно-программной поддержки развития ИИ, теоретико-методические аспекты системного развития инструментов и методов принятия УР на основе технологий искусственного интеллекта остаются недостаточно разработанными. Требуется уточнения категориальный аппарат, принципиальные подходы к интеграции интеллектуальных систем в организационную структуру управления, а также развитие методического инструментария оценки результативности и экономической эффективности таких

решений с учётом неоднородности цифровой зрелости и ресурсных ограничений предпринимательских структур. В контексте реализации государственных программ и национальных проектов, ориентированных на повышение производительности и поддержку малого и среднего предпринимательства, данная проблема приобретает прикладной характер: требуется управленчески корректная методика, позволяющая внедрять ИИ-инструменты как элемент управленческого процесса, а не как автономный ИТ-модуль.

Таким образом, диссертационное исследование, направленное на развитие инструментов и методов принятия управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта, соответствует современным направлениям развития управленческой науки, отражает логику цифровой трансформации менеджмента и обладает высокой теоретической и практической значимостью.

Степень разработанности темы исследования. Теоретические основы управления как функции организации и как совокупности управленческих воздействий, обеспечивающих достижение целей, сформированы в классических работах, в которых управление рассматривается как системная деятельность руководителя и как набор универсальных функций и инструментов; соответствующие подходы представлены в трудах Альберта М. [27], Ансоффа И. [7], Друкера П. [98], Кунца Г. [150], Мескона М. Х. [27], Саймона Г. А. [216], Уэйриха Х. [150], Файоля А. [107], Хедоури Ф. [27]. В рамках данной традиции управленческое решение трактуется не как единичный акт выбора, а как элемент управленческого процесса, подлежащий организационному обеспечению и контролю результативности; методологически это закреплено у Кунца Г. [150], Саймона Г. А. [216], Уэйриха Х. [150].

Процессуальные и поведенческие модели принятия решений, раскрывающие логику диагностики ситуации, формирование альтернатив, выбор, реализацию и контроль, получили развитие в исследованиях, акцентирующих ограниченность рациональности и влияние когнитивных факторов на качество управленческого выбора; данная линия аргументации прослеживается у Гигеренцера Г. [113], Канемана Д. [230, 141], Роу Г. [202], Райта Г. [202], Саймона Г. А. [216], Тверски

А. [230, 141], Тодда П. М. [114]. Одновременно в литературе показана необходимость управленческого дизайна процедур, снижающих вероятность систематических ошибок и повышающих воспроизводимость экспертных оценок, что концептуально поддерживается подходами Гигеренцера Г. [113], Роу Г. [202], Райта Г. [202].

В российской научной традиции проблемы принятия решений в условиях цифровой трансформации предпринимательских структур и информационно-административной среды раскрывается через исследование того, как усложняются механизмы менеджмента и растут требования к обоснованности решений. Подобные акценты можно видеть в работах Авдеевой И. Л. [4], Бабиной С. И. [10], Баранова В. В. [12], Богомоловой И. П. [15], Василенко И. Н. [15], Виноградовой Е. Б., Зуба А. Т. [20], Петровой К. С. [20], Суржикова М. А., Хайруллиной А. Р. [46]. Можно заключить, что цифровизация меняет часть требований к качеству принимаемого решения, к процедурам его выработки, и усиливает значимость корректного организационного встраивания аналитических инструментов в процесс управления.

Отдельный пласт работ исследует цифровое видоизменение процессов и бизнес-моделей менеджмента в предпринимательской среде, где внимание уделяется изменению организационных способностей и роли данных как ресурса управления; данная логика представлена в трудах Вакка А. [233], Верхофа П. С. [235], Кхин С. [148], Намбисана С. [177], Хо Т. С. Ф. [148], Яхнюк М. [233]. Эти исследования формируют теоретическую рамку перехода к управленческим практикам, ориентированным на данные, и задают требования к инструментарию поддержки решений, способному работать в условиях динамичности и неопределённости.

В исследованиях систем поддержки принятия решений (СППР) и управленческой аналитики существенное место занимают работы, раскрывающие управленческую логику BI-подходов и архитектуру аналитической поддержки управленческих циклов, а также методический фундамент количественных методов анализа, применяемых для поддержки решений; соответствующая

перспектива представлена в трудах Бэнкса Дж. [64], Деба К. [90], Делена Д. [215], Дёркина Дж. [101], Кинга Д. [215], Либермана Дж. Дж. [128], Турбана Э. [215], Хиллиера Ф. С. [128], Шарды Р. [215]. В совокупности эти источники задают основу для рассмотрения СППР как управленческого инструмента, который соединяет данные, модели и процедуры выбора в единую систему управленческого цикла.

Переход к интеллектуальным системам поддержки решений в управлении и развитие ИИ-инструментария в контуре менеджмента описываются исследованиями, рассматривающими ИИ как фактор повышения качества УР при усложнении данных и необходимости ускорения управленческих циклов; данные аргументы представлены в работах Бриньольфссона Э. [76], Давенпорта Т. Х. [89], Дуана Ю. [100], Двиведи Ю. К. [100, 102], Каплана А. [143], Макафи А. [76], Рансботэма С. [198], Ронанки Р. [89], Хайнлайна М. [143], Эдвардса Дж. С. [100]. Прикладные обзоры и отчёты по внедрению ИИ фиксируют разрыв между стратегическими амбициями и практиками масштабирования ИИ в организациях, что усиливает научную и практическую значимость разработки управленческих методов интеграции, оценки и контроля таких решений; соответствующие выводы представлены в материалах «Делойт» [94], IBM [133] и «МакКинзи» [168].

Однако, несмотря на значительный объем научных публикаций, посвящённых применению технологий искусственного интеллекта в экономике и управлении, в настоящее время сохраняется теоретический и методический разрыв между формальным описанием возможностей применения искусственного интеллекта и их системной интеграцией в процесс принятия управленческих решений в предпринимательских структурах. В рамках исследований акцентируется внимание на технических характеристиках алгоритмов и цифровых платформ, тогда как вопросы их организационно-управленческого применения, адаптации к специфике хозяйствующих субъектов и оценки управленческой результативности остаются недостаточно проработанными.

Особенно отчётливо данный разрыв проявляется в условиях функционирования субъектов малого и среднего предпринимательства. Для

которых характерны ограниченность финансовых, кадровых и информационно-аналитических ресурсов, неоднородный уровень цифровой зрелости, дефицит специализированных компетенций в области работы с данными, а также высокая чувствительность к предпринимательским рискам.

Таким образом, сохраняется потребность в формировании теоретико-методического инструментария, позволяющего сочетать аналитические возможности искусственного интеллекта с управленческим опытом руководителей, обеспечивать адаптивность и обоснованность решений в условиях неопределенности и динамичности внешней среды.

Научная проблема диссертационного исследования обусловлена наличием противоречия между возрастающей сложностью и динамичностью управленческой среды функционирования субъектов малого и среднего предпринимательства и ограниченностью применяемых ими традиционных инструментов принятия управленческих решений, не обеспечивающих требуемого уровня обоснованности, адаптивности и результативности в условиях высокой неопределенности, фрагментарности и наличия большого объема данных.

Существующие подходы к применению в менеджменте организаций технологий искусственного интеллекта преимущественно ориентированы на решение частных аналитических задач и не обеспечивают целостной методологической интеграции интеллектуальных инструментов в управленческий контур предпринимательских структур с учетом их ресурсных ограничений и уровня цифровой зрелости. Вследствие этого сохраняется теоретико-методический разрыв между возможностями ИИ-технологий и реальными потребностями обоснованности УР в секторе малого и среднего предпринимательства.

Научная гипотеза исследования состоит в предположении о том, что интеграция технологий искусственного интеллекта в процессы принятия управленческих решений предпринимательских структур, учитывающая уровень цифровой зрелости и ресурсные ограничения субъектов малого и среднего предпринимательства, обеспечит повышение качества УР, сокращение времени

управленческой реакции на изменения внешней и внутренней среды и улучшение ключевых показателей эффективности деятельности организаций.

Цель и задачи исследования. Целью диссертационного исследования является теоретико-методическое обоснование и развитие методов принятия управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта.

Для достижения поставленной цели определены следующие **задачи исследования:**

1. провести анализ теоретико-методических основ принятия управленческих решений в предпринимательских структурах в условиях цифровой трансформации;

2. определить систему критериев оценки эффективности методов поддержки управленческих решений на основе искусственного интеллекта;

3. разработать архитектуру поддержки принятия управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта;

4. разработать методический алгоритм интеграции технологий искусственного интеллекта в контур принятия управленческих решений в предпринимательских структурах;

5. сформулировать авторский подход к оценке цифровой (ИИ-) зрелости предприятия;

6. предложить методику мониторинга и оценки результативности использования технологий искусственного интеллекта в управленческих решениях;

7. провести апробацию и разработать практические рекомендации по внедрению технологий искусственного интеллекта в бизнес-процессы управления предпринимательскими структурами.

Объект исследования – процессы принятия управленческих решений в малых и средних предпринимательских структурах в условиях цифровой трансформации.

Предмет исследования – организационно-управленческие отношения в сфере разработки инструментов и методов принятия управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта.

Теоретической основой исследования являются концептуальные положения в области теории принятия управленческих решений, а также теоретические подходы, представленные в современной российской и зарубежной литературе по проблемам повышения эффективности управленческих решений на основе искусственного интеллекта.

Методы исследования. Исследование выполнено на основе системного и процессного подходов к управлению, а также концепции управления, основанного на данных (data-driven и evidence-based management), где организация рассматривается как динамическая система, а принятие решений – как повторяющийся управленческий цикл. В соответствии с этой методологической рамкой сначала осуществлялось концептуальное моделирование: описывались логика управленческого процесса в предпринимательских структурах, типовые проблемные ситуации, роль данных и ИИ на разных стадиях цикла решения. Для этого использовались методы системного и структурно-функционального анализа, идеализации и формализации, построение логико-понятийных и архитектурных схем, моделей бизнес-процессов и контуров взаимодействия человека и ИИ.

На теоретическом этапе применялись методы анализа и синтеза, индукции и дедукции, сравнения и обобщения для критического обзора научных публикаций по управленческим решениям, цифровой трансформации и системам поддержки решений, а также для уточнения понятийного аппарата и формулирования исходных положений методики.

Эмпирическая часть исследования опиралась на методы кейс-анализа и сравнительного анализа предприятий предпринимательского сектора; использовались статистические и аналитические процедуры обработки данных, позволяющие сопоставлять различные варианты управленческих решений и их результаты в реальных компаниях.

Для построения и настройки инструментов оценки и отбора управленческих альтернатив применялись экспертные методы: формирование системы критериев, шкал оценивания и весовых коэффициентов с участием практикующих специалистов; агрегирование экспертных суждений и проверка согласованности оценок.

Инструментарий формализации и вычислительной реализации включал методы экономико-математического моделирования, алгоритмы машинного обучения и предиктивной аналитики, которые использовались при разработке и тестировании моделей прогнозирования и прототипов систем поддержки принятия решений, а также при оценке их влияния на показатели деятельности предпринимательских структур.

Информационная-эмпирическая база исследования. В качестве эмпирической базы были использованы данные действующих предприятий и результаты собственных прикладных исследований автора. В частности, для проверки методики интеграции ИИ проанализированы данные производственной компании ООО «Триумф» (операционные показатели запасов, продаж, результативность управленческих решений по ключевым КРІ до и после внедрения ИИ-решений), транспортной компании «Вектор» (база данных по доставкам, использованная для обучения и тестирования алгоритма маршрутизации на основе CatBoost), а также данные, собранные автором в ходе проведенных экспериментов, опросов, кейсов (включая наборы бизнес-данных для моделирования и экспертные оценки специалистов отрасли) и Форсайт сессии, проведенной при поддержке Факультета управления Южного федерального университета. Все данные прошли процедуру верификации и предварительной обработки для обеспечения корректности выводов.

Научная новизна. Научная новизна диссертационного исследования состоит в формировании и обосновании теоретико-методического подхода к развитию инструментов и методов принятия управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта, ориентированного на специфику

функционирования предпринимательских структур в условиях цифровой трансформации экономики.

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

1) ***Уточнено и расширено понятие «Метод поддержки принятия управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта в предпринимательских структурах»***, заключающееся в понимании его как интегрированного многоэтапного управленческого процесса, сочетающего в себе использование аналитических инструментов и организационных процедур, с интеграцией ИИ на всех стадиях – от сбора и анализа данных до мониторинга исполнения решений и организационного обучения, что отличает предложенный подход от существующих трактовок, ограничивающих ИИ функцией аналитического инструмента, и позволяет рассматривать его как элемент архитектуры системы управления предпринимательской структуры.

2) ***Выявлена и структурирована система критериев оценки эффективности методов поддержки управленческих решений на основе искусственного интеллекта***, включающая показатели оценки качества моделей (точность, устойчивость к изменению данных, интерпретируемость), параметры управленческого цикла (скорость и адаптивность принятия решений), а также показатели экономической результативности (снижение издержек, рост выручки, повышение оборачиваемости), что отличает предложенный подход от существующих оценок, ограничивающихся техническими метриками модели или финансовыми показателями, и обеспечивает комплексную измеримую оценку гибридной системы «человек + ИИ» как элемента архитектуры управления предпринимательскими структурами.

3) ***Разработана архитектура поддержки принятия управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта***, заключающаяся в формировании четырехслойной управленческой структуры (слой данных, аналитический слой, слой управленческого выбора, слой обратной связи),

интегрированной в контур функционирования предпринимательских структур и отличающейся от существующих архитектур систем поддержки принятия решений тем, что ИИ рассматривается не как автономный вычислительный модуль, а как элемент регламентированной системы управления, где каждый слой имеет закрепленные управленческие функции, зоны ответственности и измеримые критерии результативности.

4) Предложен **методический алгоритм внедрения технологий искусственного интеллекта** в управленческие процессы предпринимательских структур, заключающийся в формализации поэтапной управленческой процедуры интеграции ИИ в контур принятия решений, охватывающей полный жизненный цикл управленческого решения (от постановки бизнес-задачи и подготовки данных до развертывания моделей, интеграции в операционную деятельность, масштабирования и последующего совершенствования), в которой входными параметрами алгоритма выступают управленческая цель, измеримые показатели результата, описание бизнес-процесса и доступные источники данных, а выходными – регламентированный режим применения интеллектуальных рекомендаций, паспорт метрик качества и экономического эффекта, установленные пороги управленческого риска, журнал принятых решений и план тиражирования решения в организационной системе. В отличие от традиционных моделей внедрения ИТ-проектов, ориентированных на техническое развертывание программного продукта, объектом управления выступает не ИТ-система, а управленческий процесс и его результативность, измеряемая через систему целевых и экономических показателей.

5) Разработан **авторский подход к оценке цифровой (ИИ-) зрелости предприятия**, заключающийся в формировании интегральной диагностической модели, основанной на авторской шкале по семи компонентам (данные, инфраструктура, компетенции, процессы, стратегия, культура, доверие/этика) с десятиуровневой градацией и взвешенной агрегацией показателей, отличающийся учетом институциональных и управленческих факторов внедрения ИИ, а также согласованием структуры оценки с целевыми ориентирами государственной

политики Российской Федерации в области цифровой трансформации, что обеспечивает количественную диагностику готовности предпринимательской структуры к интеграции технологий искусственного интеллекта и обоснование приоритетности и масштаба ИИ-проектов.

б) Предложена методика мониторинга и оценки результативности использования технологий искусственного интеллекта в управленческих решениях, заключающаяся в формировании интегрированной системы показателей, объединяющей метрики бизнес-эффекта (экономия затрат, рост выручки, ускорение оборачиваемости, сокращение времени принятия решений и др.) и качества интеллектуальных моделей (ошибки прогнозов, устойчивость к дрейфу данных, показатели точности классификации) в едином контуре управленческого контроля, где оценка осуществляется по логике сопоставления состояния «до/после» внедрения при фиксированном наборе показателей эффективности и заданном горизонте наблюдения.

Теоретическая значимость работы заключается в развитии методического аппарата менеджмента в части построения управляемого контура принятия решений на основе данных и ИИ, уточнения понятийного поля, описания архитектурной логики интеграции ИИ в управленческий цикл и разработки управленческих процедур контроля и обратной связи, обеспечивающих воспроизводимость результатов.

Практическая значимость исследования определяется тем, что разработанные архитектура, алгоритм внедрения, шкала зрелости и методика мониторинга могут быть использованы предпринимательскими структурами для планирования и реализации проектов внедрения ИИ, снижения рисков цифровой трансформации и обеспечения устойчивого эффекта на горизонте эксплуатации.

Положения, выносимые на защиту:

1) методический подход к трактовке метода поддержки управленческих решений на основе ИИ как многоэтапного управленческого процесса с интеграцией ИИ на стадиях от анализа данных до мониторинга исполнения;

2) четырехслойная архитектура поддержки управленческих решений на основе ИИ для предпринимательских структур, обеспечивающая контур «данные – аналитика – решение – обратная связь»;

3) методический алгоритм поэтапного внедрения ИИ в управленческие процессы предприятия, включающий организационные процедуры «человек в контуре» и регламентацию ролей;

4) шкала оценки цифровой (ИИ-) зрелости и готовности предприятия к внедрению ИИ по семи ключевым компонентам;

5) методика мониторинга и оценки результативности использования ИИ в управленческих решениях на основе системы КРІ и механизма обратной связи;

6) практические рекомендации по внедрению ИИ в управленческие бизнес-процессы предпринимательских структур.

Соответствие паспорту научной специальности. Диссертационное исследование соответствует паспорту научной специальности 5.2.6 «Менеджмент» в части следующих пунктов: п. 5 – разработка теории и методов принятия решений в экономических и социальных системах; системы искусственного интеллекта для поддержки принятия управленческих решений; п. 19 – управление инновациями, инновационные способности фирмы, управление организационными и технологическими инновациями, межорганизационные формы управления инновациями; п. 27 – управление данными в организации, применение методов искусственного интеллекта и больших данных в менеджменте.

Научная обоснованность и достоверность результатов обеспечивается использованием проверенных методов научного анализа и репрезентативной информационной базы, опорой на положения теории управления и современные исследования в области искусственного интеллекта, компьютерным тестированием разработанных моделей и алгоритмов, а также практической проверкой ключевых гипотез в ходе пилотных внедрений. Внутренняя непротиворечивость исследования подтверждается согласованностью результатов с принципами менеджмента и экономической целесообразности, а апробация результатов – обоснованностью выводов.

Апробация результатов исследования. Практическая проверка основных положений проведена на предприятиях – партнерах исследования; по результатам внедрения на ООО «Триумф», ТК Вектор и ООО «Софи групп» оформлены акт внедрения результатов исследования; отдельные элементы методики применяются при аудитах предприятий перед внедрением аналитических систем.

Результаты работы обсуждались на научно-практических конференциях различного уровня, включая: Международную научно-практическую конференцию «Актуальные проблемы менеджмента: стратегия и тактика повышения устойчивости в условиях изменяющейся среды» в рамках VII Международного экономического симпозиума, посвященного 300-летию СПбГУ (Санкт-Петербург, 11.04.2024); XXX Международную конференцию «Математика. Экономика. Образование» (Новороссийск, 27.05–03.06.2024); открытую дискуссию ЮФУ «Искусственный интеллект в межотраслевом измерении» (Ростов-на-Дону, 26.03.2024); XV Фестиваль науки ЮФУ (Ростов-на-Дону, 14.05.2024); XIV Всероссийское совещание по проблемам управления (Москва, 18.06.2024); 46-е заседание Международной научной школы-семинара им. С. С. Шаталина (Сочи, октябрь 2023); Российскую экономическую конференцию РЭК-2023 (Ростов-на-Дону, 12.10.2023).

Публикации. Основные результаты исследования опубликованы в 12 научных работах общим объемом 6,0 п.л., в том числе авторских – 4,8 п.л.; из них 8 работ опубликованы в изданиях, входящих в перечень, рекомендованный ВАК, 3 работы – в изданиях, индексируемых в РИНЦ, а также имеется соавторство в 2-х коллективных монографиях.

Структура и объем диссертации. Логика исследования определила структуру диссертационной работы, включающую введение, три главы, объединяющие десять параграфов, заключение, список литературы. Первая глава посвящена теоретическим основам и проблематике методов принятия УР в предпринимательских структурах; во второй главе разработана архитектура принятия управленческих решений с использованием технологий ИИ; в третьей главе представлена методика принятия управленческих решений на основе

технологий ИИ и результаты апробации. Полный объем диссертации составляет 244 страницы машинописного текста, включает 34 таблицы, 20 рисунков и 2 листинга; список литературы содержит 244 наименования.

ГЛАВА 1. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ И ПРЕДПОСЫЛКИ ФОРМИРОВАНИЯ МЕТОДИЧЕСКОГО ИНСТРУМЕНТАРИЯ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ В ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСКИХ СТРУКТУРАХ

1.1. Концептуальные обоснования критериев функциональности методов принятия управленческих решений в предпринимательских структурах

В условиях стремительно эволюционирующей социально-экономической среды предпринимательская деятельность становится всё более подверженной факторам неопределенности, ускоренной трансформации рынков и росту технологических требований. Цифровизация, глобализация и постоянные сдвиги в потребительских предпочтениях вынуждают хозяйствующие субъекты быстро адаптироваться и непрерывно обновлять стратегические ориентиры. Это, в свою очередь, формирует запрос на пересмотр существующих управленческих парадигм и обновление инструментов, обеспечивающих устойчивость и конкурентоспособность компаний. Одним из ключевых направлений в этом контексте является переосмысление теоретико-методологических основ принятия управленческих решений как базы эффективного функционирования и развития предпринимательских структур.

В этих условиях предпринимательские структуры – под которыми в данном исследовании понимаются предприятия (включая малые и средние), функционирующие в среде с высокой турбулентностью и требующие быстрой реакции на изменения – сталкиваются с особыми трудностями.

Первой из них выступает **недостаток ресурсов и дефицит качественных данных** на фоне роста общего их объёма, мешающие применению современных инструментов анализа [176], следствием чего становится опора субъектов хозяйствования на частные суждения и локальные практики, которые часто невозможно проверить эмпирически.

Вторая сложность – **высокая неопределенность внешней среды** (меняющийся спрос, появление новых конкурентов и технологические изменения, в том числе, в ИИ-сфере) делает традиционные подходы уязвимыми для ошибок, так как они исходят из предположения, что процессы стабильны и линейны, а это всё чаще противоречит практике [4, 235]. Это увеличивает риски задержек и ошибок интерпретации ситуации, как прямо, так и косвенно увеличивая издержки.

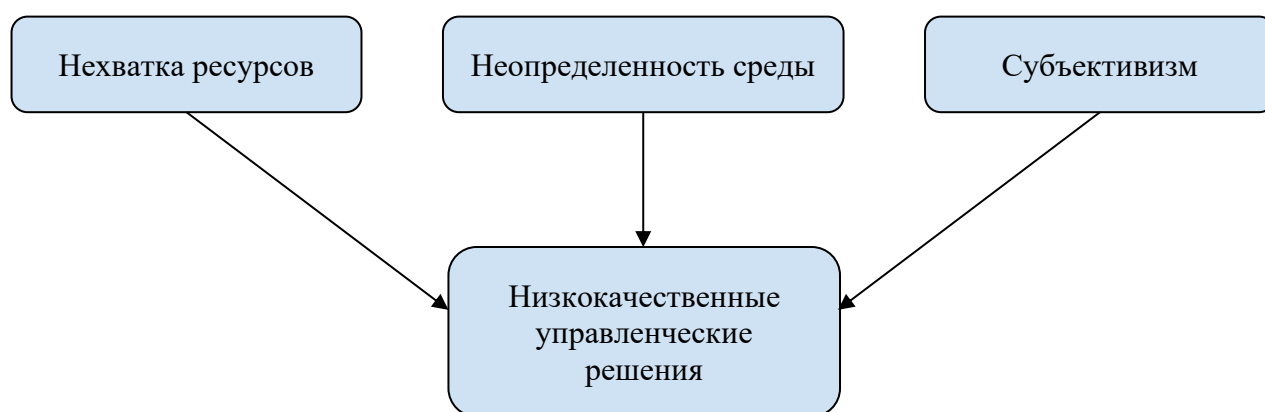
Третий аспект – **недостаточная формализация процедур и слабая структурированность процессов** в небольших компаниях. В результате на фоне роста неопределённости и информационных массивов растёт степень субъективности УР, а ответственность размывается [25]; на практике это проявляется в снижении детерминированности, измеримости планируемых и фактических результатов, увеличении сроков согласований, фрагментации информации и непоследовательности реализации (см. рисунок 1).

Эти проблемы многократно отмечались в литературе и практике: так, анализ инновационной активности предприятий выявил [25], что организационные факторы (размытость регламентов, недостаточная системность) снижают эффективность внедрения инноваций. Исследование Triguero и соавторов на базе выборки более 600 субъектов малого и среднего предпринимательства (МСП) [231], продемонстрировало, что компании, не обладающие развитой управленческой структурой и культурой инноваций, демонстрируют существенно более низкие показатели внедрения новых решений и производительности по сравнению с теми, где такие механизмы присутствуют.

Эксперименты в области поведенческой экономики также подтверждают негативное влияние субъективизма УР, не опирающихся на данные, на успешность бизнеса. В частности, как показывают многочисленные исследования Д. Канемана, А. Тверски и их последователей, более чем в 50% случаев УР, принятые без опоры на структурированную аналитику, страдают от систематических когнитивных искажений – таких как эвристика доступности, эффект представительности, эффект якоря и др. [230, 113]. Эти искажения особенно критичны в условиях высокой

неопределённости, нарастающей в 20-х годах 21 века, в которых ошибочные суждения приводят к серьёзным стратегическим просчетам.

Вышесказанное порождает запрос на эволюционный переход к методически подкреплённым менеджмент-подходам, сокращающим вероятность ошибок, повышающим повторяемость суждений и одновременно дающим нужную точность и скорость УР в условиях лимитированных ресурсов МСП. Доминирующие в этом смысле проблемные аспекты обобщим на рисунке 1.



Составлено автором

Рисунок 1 – Ключевые проблемы принятия УР в малых и средних предприятиях

Из рисунка 1 можно заключить, что экзо– и эндогенные преграды образуют причинно-следственную цепочку административной непродуктивности: внутренние лимиты порождают отсутствие согласованности в потоке «данные → интерпретация → выбор», обостряя субъективность и риски ошибок, а изменчивость окружения усиливает ожидания от скорости и обоснованности предлагаемых мер. В совокупности, это обостряет разрыв между располагаемой статистикой и инструментарием и фактическими требованиями хозяйствования. Без стандартизированных операций и проверяемого информационная база перманентно увеличиваются риски возникновения стратегических промахов, что подкрепляет потребность выработки методического инструментария, базирующегося на более объективных критериях.

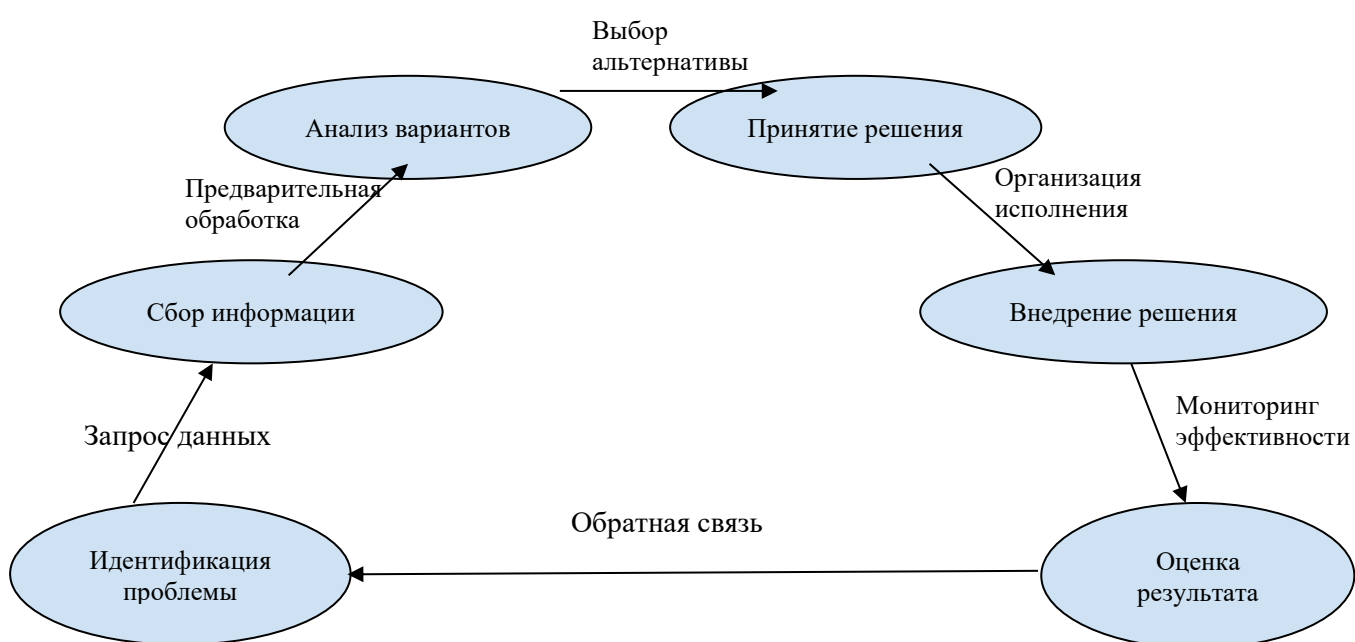
Наука управления давно фокусируется на ключевой роли управленческих решений в успехе организаций. Ещё классики менеджмента, – Анри Файоль и Питер Друкер, – подчеркивали центральное место принятия решений в управленческой деятельности [98, 107]. Файоль отнес принятие решений к основным функциям управления (наряду с планированием, организацией, мотивацией и контролем), а Друкер подчёркивал, что способность руководства к принятию эффективных решений в новых условиях является залогом жизнеспособности организации [98].

В научной литературе существуют различные определения понятия «управленческое решение». Обобщенно под ним понимают сознательный выбор альтернативы, сделанный руководителем в пределах своих полномочий и направленный на достижение целей организации [150]. Управленческое решение имеет ряд специфических признаков: оно принимается субъектом управления (лицом, наделенным властью) и носит обязательный характер для исполнения, соотнесено со стратегическими задачами предприятия и должно быть реализуемо на практике [137]. Принятие решения обычно представляет собой процесс, включающий несколько стадий: осознание проблемы или возможности, сбор и анализ информации, разработку вариантов, выбор наилучшего курса действий, реализацию решения и последующую оценку результатов [150]. Еще Г. Саймон в работе «Новая наука управленческих решений» описал этот процесс как последовательность ряда стадий: «разведка – конструирование – выбор – контроль», заложив базу процессного подхода к вопросам выработки и одобрения УР [216]. Качество альтернативы, выбранной для реализации, определяется тем, насколько успешно менеджер прошел эти стадии: итоговая полнота информации, глубина рассмотрения альтернативных исходов и корректность отбора конкретного варианта из нескольких потенциально возможных непосредственно влияют на исход. Для иллюстрации классического процесса принятия решения на рисунке 2 представлена схема основных этапов – от начальной постановки проблемной задачи до получения ответной реакции. На схеме отражена традиционная последовательность шагов: идентификация проблемы, сбор

сведений, анализ альтернативных исходов, отбор подходящего предложение, его внедрение, оценка результата и получение обратной связи.

Циклическая стрелка указывает на возврат от этапа обратной связи к постановке новой проблемы, отражая непрерывность управленческого цикла.

Это позволяет далее трактовать критерии функциональности как требования к качеству прохождения стадий управленческого цикла (планирование-организация-контроль) и к устойчивости результата при изменении условий.



Составлено автором

Рисунок 2 – Этапы процесса принятия управленческого решения

Важную роль играет и то, **каким способом вырабатывается решение**. В менеджменте под методом принятия управленческого решения понимается подход (совокупность приёмов), с помощью которых руководитель анализирует ситуацию и осуществляет выбор действия [150].

Иными словами, **метод принятия управленческого решения** целесообразно трактовать как упорядоченную процедуру (алгоритм) управленческих действий и приёмов, посредством которой руководитель преобразует исходные данные, ограничения и цели в обоснованный выбор

управленческой альтернативы. В зависимости от природы задачи и доступных ресурсов методы различаются как **формальные** (опирающиеся на регламенты, модели и расчёты) и **неформальные** (экспертные, эвристические, интуитивные), **индивидуальные и групповые, простые и комплексные** [202]. Такое деление важно не само по себе, а как логическое основание следующего положения: при одинаковой цели разные методы обеспечивают различную управленческую «отдачу», поскольку обладают разным набором рабочих свойств, определяющих их применимость, устойчивость и воспроизводимость результатов.

Во избежание методологических разночтений в рамках настоящего исследования термин «**алгоритм**» используется в управленческом смысле – как регламентируемая последовательность действий, правил и критериев выбора альтернатив, обеспечивающая воспроизводимость процесса принятия решения и возможность контроля его этапов. Таким образом, «алгоритм» здесь не тождественен программной или вычислительной реализации: он фиксирует управленческий порядок действий (кто, что, в какой последовательности и на основании каких критериев делает), который может быть реализован как вручную, так и с применением цифровых инструментов. Следовательно, ключевым становится вопрос не только о наличии алгоритма как процедуры, но и о его рабочих свойствах – то есть о том, насколько данный порядок действий пригоден для решения задачи в конкретных условиях.

Этот набор рабочих свойств в теории управления описывается через **функциональность метода**, то есть через совокупность характеристик, определяющих его практическую полезность и применимость в конкретных условиях [181]. Для настоящего исследования именно понятие «функциональность метода принятия управленческого решения» является центральным, поскольку оно позволяет перейти от общего утверждения «метод хороший/плохой» к операционализируемому анализу: какие свойства метода обеспечивают управленческую пригодность при заданных ресурсах, требованиях к скорости и точности, а также при усложнении внешней среды [181, 157].

С управленческой точки зрения функциональность целесообразно раскрывать в трех взаимосвязанных плоскостях. Во-первых, **качество выбора:** насколько метод обеспечивает обоснованность решения, устойчивость к неполноте и ошибкам информации, снижение субъективных искажений. Во-вторых, **качество исполнения:** насколько он встраивается в регламенты, поддерживает распределение ответственности, обеспечивает реализуемость предложенного варианта в организационной системе. В-третьих, **качество контроля:** насколько метод позволяет измерять результат, организовать мониторинг и корректировку действий по обратной связи. Введение этих трех плоскостей переводит функциональность из абстрактного свойства в проверяемый управленческий критерий применимости, поскольку каждая плоскость соотносится с наблюдаемыми управленческими эффектами и процедурой контроля.

В прикладном выражении функциональность показывает, насколько метод работоспособен в реальной практике: дает ли он требуемый результат, обеспечивает ли приемлемую скорость принятия решения и не требует ли непропорциональных затрат ресурсов. Близким по смыслу выступает понятие **действенности метода** – степени, в которой использование данного метода приводит к желаемым управленческим результатам. В этом смысле действенность можно рассматривать как **интегральный критерий**, агрегирующий ключевые параметры функциональности (точность, оперативность, экономичность и др.). Следовательно, метод с высокой функциональностью при прочих равных условиях будет одновременно **результативным (действенным) и рациональным** с точки зрения организационного использования хозяйствующим субъектом.

Чтобы системно оценивать разные методы принятия решений, необходимо определить критерии их функциональности. На основании обзора литературы и практики современных хозяйствующих субъектов можно выделить ряд ключевых критериальных показателей, характеризующих ценность того или иного методического инструмента для предпринимательской структуры [100, 157].

Рассмотрим их более подробно по категориям ниже.

1. **Точность результатов.** Этот критерий отражает способность метода предоставлять обоснованные и достоверные результаты с минимальными ошибками. Ошибочные решения, обусловленные неточными расчетами, могут приводить к серьезным убыткам. Современные требования к точности прогнозов значительно возросли с развитием цифровой экономики в 21-м веке: устаревшие и сугубо интуитивные подходы всё чаще демонстрируют несостоятельность [100]. Так, неточная оценка спроса ведет к перепроизводству или дефициту продукции. В банкинге же применение продвинутых аналитических моделей существенно повысило точность оценки кредитных рисков, сократив долю невозвратов по ссудам [100]. Таким образом, точность становится критически важным параметром в условиях обработки нарастающих больших данных и усложнения рынка.

2. **Скорость (оперативность) принятия решений.** В динамичной бизнес-среде быстрота реакции – один из решающих факторов: чем быстрее компания реагирует на перемены, тем выше её конкурентные преимущества, тем эффективнее она минимизирует риски [94]. Традиционные аналитические процедуры с детальным математическим моделированием объективно требуют длительного времени, что неприемлемо в быстро меняющихся внешних условиях. Применение упрощенных эвристических правил позволяет предпринимателю оперативнее корректировать ценовые и иные параметры при появлении нового конкурента, пусть и с некоторой потерей точности. Повышенный других участников экономики темп – крайне важный критерий на фоне уменьшения продуктовых жизненных циклов и убыстрения бизнес-процедур.

Для дальнейшей аналитики скорость рассматривают в 2-х категориях:

а) вычислительная – длительность вычисления/актуализации предложений (сек., мин.), характеризующая длительность её формирования и определяющая максимальное число таких УР во временном интервале (например, в месяце);

б) длительность цикла управления (time-to-decision) – временной интервал от возникновения сигнала до подтверждения решения ЛПР и определение задания для выполнения (часы, дни). Обособление категорий нужно, так как

уменьшение времени вычислений хотя и создаёт предпосылки, но не гарантирует уменьшение сроков согласования и выполнения.

3. Ресурсоёмкость метода. Этот параметр оценивает объём финансовых, трудовых и информационных ресурсов, нужных для использования методического инструментария. Для малых и средних предприятий особое значение приобретает уровень его экономичности – соотношение получаемой пользы и доступных затраченных средств [203]. Так, внедрение сложной аналитической системы требует значительных инвестиций в программное обеспечение (ПО), оборудование и обучение сотрудников, и зачастую принципиально недоступно для небольших компаний. В таких ситуациях набор средств с несколько меньшей точностью, но и меньшими затратами окажется заметно предпочтительнее для малого бизнеса.

Важной составляющей ресурсоёмкости также является время менеджеров, затрачиваемое на рутинные операции (например, ручной сбор данных из множества разрозненных отчётов). Оптимальным будет подход, минимизирующий потребление всех видов источников при обеспечении требуемого качества результата. Таким образом, высокая ресурсная эффективность и приемлемая абсолютная стоимость метода делают его более привлекательным для предпринимательских структур. Экономическую эффективность управленческого инструментария можно измерить через ROI (окупаемость инвестиций) или сопоставление альтернативных издержек [203]. Организации тщательно взвешивают, оправдывает ли выгода от применения конкретного инструмента понесенные усилия и затраты.

4. Адаптивность (гибкость) – критериальный показатель, отражающий способность оперативно перестроить метод, чтобы продуктивно отреагировать на внешние трансформации или смену параметров задачи [138]. Меняющаяся бизнес-среда безостановочно обновляет факторы процесса принятия УР: меняется законодательная база, колеблется поведение клиентов, возникают форс-мажоры. Жестко зафиксированный метод, ориентированный на чёткие условия, утрачивает актуальность и прикладную применимость при значительных переменах.

Адаптивный же подход предполагает возможные быстрые модификации алгоритмов и моделей без уменьшения производительности [138].

Внутриорганизационные трансформации (обновление стратегических установок и персонала, реструктуризация и т.д.) также потребуют одновременно гибких и расширяемых инструментов. К примеру, подход к менеджменту запасов, продуктивный для малой компании в локальном рыночном сегменте, вероятно, окажется неуместным при масштабном региональном развитии. Особое значение гибкость показала, в частности, в пандемию COVID-19, когда фирмам пришлось быстро изменять операционные модели – как на уровне их параметров, так и в целом, на уровне управленческих концепций. Исследования подтверждают: организационная гибкость и способность регулярно пересматривать применяемые методы существенно повышают устойчивость хозяйствующих субъектов [138, 148]. Кроме того, адаптивность подразумевает и устойчивость инструментария к неточностям или неполноте исходных данных, что гарантирует стабильность решений даже при некоторых ошибках во входной информации [181].

5. Прозрачность (объяснимость). В современном менеджменте возрастает роль сложных алгоритмов и анализа больших данных, что часто приводит к эффекту «черного ящика»: модель выдает результат, причины и формирование которого непонятны пользователям [203]. Прозрачность позволяет проследить логическую последовательность полученного решения и определить ключевые факторы, повлиявшие на итог, что имеет ряд важных последствий. Во-первых, повышается доверие: сотрудники и руководители охотнее следуют рекомендациям, если понимают их обоснование. Во-вторых, прозрачность способствует обучению организации, аккумулированию компетенций: когда понятно, почему принято определённое решение, накопленный опыт в дальнейшем позволяет улучшать процедуры. В-третьих, в ряде отраслей (финансы, медицина) регуляторы требуют объяснимости автоматизированных решений для соблюдения нормативных требований [203]. Для МСП прозрачность приобретает особое значение во взаимоотношениях с партнерами и инвесторами, формируя имидж открытого и надежного участника хозяйственного оборота [203].

6. **Этичность** – критерий соответствия методов принятия УР правовым нормам и общепринятым этическим стандартам ведения бизнеса [19]. С распространением цифровых технологий этот аспект стал особенно актуальным. Применение инструментов, ведущих к дискриминации (например, алгоритмы найма, непреднамеренно отсеивающие кандидатов по возрасту или полу), недопустимо с точки зрения закона и корпоративной ответственности. Этичные методы должны предусматривать встроенные механизмы предотвращения предвзятости и защиты конфиденциальности данных [139]. От компаний требуется внимательно подходить к выбору и внедрению нового инструментария, проверяя его соответствие нормативам. Решения, основанные только на формальных показателях, могут негативно сказаться на мотивации персонала, создать атмосферу несправедливости – и это тоже проявление недостаточной этичности метода. Игнорирование этического аспекта чревато потерей доверия клиентов и санкциями со стороны регулирующих органов, что подрывает долговременную устойчивость субъекта хозяйствования [19, 139].

7. **Масштабируемость** – один из ключевых критериев функциональности для предприятий, ориентированных на рост, определяющий, сохраняет ли метод эффективность при увеличении масштабов деятельности и умеренном росте требуемых ресурсов [20]. Методические инструменты, хорошо работающие в малом бизнесе, часто утрачивают эффективность при значительном расширении компании. Так, подход к управлению на базе личного контроля каждой операции руководителем неприменим в крупной организации с сотнями сотрудников. С другой стороны, сложные и затратные корпоративные системы (в частности, ERP) могут быть избыточными и неэффективными для небольших фирм. Оптимальным будет подход, который можно адаптировать и наращивать по мере роста бизнеса. Так, модульные ИТ-системы позволяют начать с базового функционала и постепенно расширять возможности, избегая постоянной смены концепций и тактик при изменении масштаба. Практическая реализация масштабируемости проявляется в простоте расширения подхода на новые уровни сложности, увеличения объема обрабатываемых данных и числа пользователей [20].

8. Экономическая эффективность – итоговый оценочный индикатор вклада инструмента в финансово-экономические результаты организации, отражающий его воздействие на рентабельность, уровень расходов, увеличение капитализации. Его частные показатели – возврат инвестиций (ROI), чистая приведённая стоимость (NPV), производительность труда и т.д. [203]. Этот индикатор – интегрален, объединяет точность, скорость, ресурсоёмкость, другие категории. Для бизнеса крайне важно, применение методов не просто ради применения или упоминания, а для выраженного технико-экономического результата: так, внедрение механизма менеджмента ТМЦ, стоившее субъекту хозяйствования 12 млн. руб., рационально, если затем будет экономить ему в год 8 млн. руб. в результате уменьшения непроизводительных ТМЦ.

В оценивании следует принимать во внимание и сокращение потерь: метод, позволяющий это осуществить, принесёт операционно-экономическую выгоду из-за редукации рисков и удельных расходов. Исследования подтверждают: компании, целенаправленно улучшающие методически средства принятия решений по критериям функциональности, достигают лучших значений индикаторов административной эффективности [203, 137].

Напротив, игнорирование таких критериев, как прозрачность и интерпретируемость, ведет к скрытым затратам – снижению доверия персонала, саботажу нововведений [203]. Таким образом, экономическая эффективность выступает одним из важнейших интегральных показателей функциональности методов: оптимальными являются те, которые обеспечивают максимальный прирост ценности при минимально достаточных затратах [203].

Перечисленные критерии можно разделить по степени их значимости для выживания и развития предпринимательской структуры. Мы классифицировали их на критически важные и желательные – эта градация представлена в таблице 1. К критически важным отнесены те параметры, без которых метод в современных условиях скорее нанесет ущерб, чем принесет пользу. Желательные критерии повышают удобство и качество метода, но их отсутствие может быть терпимым на первых порах (особенно при ограниченных ресурсах компании).

Таблица 1 – Классификация критериев функциональности методов принятия решений

Критерий	Статус для МСП	Пояснение и эффект	Риск игнорирования
Точность	Критически важный	Обеспечивает обоснованность решения, снижает риск ошибок [100]	Финансовые потери из-за неверных прогнозов [100]
Скорость	Критически важный	Позволяет быстро реагировать на изменения рынка [94]	Упущенная выгода, отставание от конкурентов
Ресурсоемкость	Критически важный	Влияет на доступность метода для малого бизнеса [92]	Метод недоступен или нерентабелен для МСП
Адаптивность	Критически важный	Гарантирует актуальность УР при смене условий [138]	Метод устаревает, теряя ценность
Прозрачность	Желательный	Повышает доверие и принимаемость УР пользователями [19]	Недоверие персонала, проблемы с регуляторами
Этичность	Критически важный	Соответствие нормам права и этики, репутация компании [139]	Юридические санкции, репутационные риски
Масштабируемость	Желательный	Обеспечивает рост вместе с бизнесом, универсальность применения	Ограничение роста: метод «ломается» при расширении
Экономическая эффективность	Критически важный	Гарантирует возврат инвестиций, вклад в прибыль [203]	Бесполезные траты, снижение конкурентоспособности

Составлено автором

Как видно из таблицы 1, ключевые требования к современным методам управленческих решений – точность, ресурсоемкость, оперативность, адаптивность, этичность и экономическая эффективность – образуют базовый

стандарт, на который следует ориентироваться при выборе или разработке управленческих инструментов. Игнорирование этих параметров может привести к негативным последствиям: несвоевременным или ошибочным решениям, потере доверия сотрудников, правовым рискам и финансовым убыткам [203, 137]. В то же время такие характеристики, как прозрачность, масштабируемость и ресурсоэффективность, хотя и не обязательны на начальных этапах развития компании, приобретают большую важность для долгосрочной устойчивости и успешного масштабирования бизнеса. Эти критерии отличают методы нового поколения, соответствующие современным технологическим и управленческим тенденциям [116].

Эмпирические исследования и управленческая практика показывают, что организации, которые системно учитывают критерии выбора методов принятия решений (качество результата, скорость, ресурсная и организационная реализуемость, контроль и корректировка по обратной связи), как правило, достигают более высокой управленческой эффективности и организационной гибкости по сравнению с компаниями, опирающимися на ситуативный, несистемный выбор инструментов [198]. В частности, П. Верхоф (P. Verhoef) и соавторы (2021) на материале цифровой трансформации компаний демонстрируют, что развитие аналитических возможностей и их внедрение в управленческие процессы связано с улучшением результативности за счет повышения точности прогнозов и более обоснованной оптимизации бизнес-процессов [235]. Одновременно исследования подчеркивают, что недостаточная прозрачность и интерпретируемость применяемых методов (когда сотрудники не понимают основания рекомендаций и логики выбора альтернатив) снижает доверие к УР и ухудшает качество их исполнения, даже если формально они выглядят «оптимальными» [235]. Следовательно, для достижения функциональной эффективности предпринимательским структурам требуется не противопоставлять «классические» и «инновационные» подходы, а комбинировать их: сохранять управленческую дисциплину и регламентируемость там, где это критично, и дополнять её инструментами анализа данных там, где требуется доказательность и

снижение субъективизма. При этом отдельное управленческое значение имеют требования объяснимости и этичности применения новых технологий (как условий принятия и исполнения решений персоналом), а также регулярная оценка экономической отдачи методов и их своевременная корректировка при изменении внешних и внутренних условий [138, 203].

Чтобы исключить разночтения в последующих главах, представляется целесообразным ввести единый стандарт измеримости функциональности методов. Он зафиксировывает 3 обязательных измерения:

1) **точность/качество результата**, что можно оценить через показатель ошибки (в терминах конкретной задачи) либо через долю корректных решений по заранее заданному критерию качества;

2) **скорость**, оцениваемую через вычислительное время (где применимо) и показатель time-to-decision (как определено выше), отражающий управленческий цикл согласования и принятия решения;

3) **экономический эффект**, оцениваемый через ROI/NPV/TCO и процессные KPI результата (например, снижение издержек, рост выручки, сокращение времени цикла, уменьшение брака/простоев – в зависимости от управленческой задачи).

Во всех эмпирических сравнениях используется временная логика **T0/T1** («до/после») при фиксированном горизонте наблюдения и неизменном наборе KPI для конкретной задачи, что обеспечивает сопоставимость результатов и исключает подмену эффекта сменой метрик или изменением периода оценки.

Рассмотрев критерии измеримости и сопоставления элементов методического инструментария, далее целесообразно перейти к анализу основных групп способов выработки УР, распространённых в предпринимательской практике. В научной литературе и бизнес-среде обычно выделяют 4 группы: **традиционные, аналитические, эвристические и экспертные** [202, 203]. Каждая группа имеет специфические преимущества и ограничения, определяя значимость осознанного выбора и комбинирования инструментов (см. таблицу 2).

1. Традиционные методы включают административно-организационные решения классической школы: директивы руководителя, регламенты,

иерархическое согласование [107]. Их сильные стороны – прозрачность ролей, предсказуемость процедур, низкая стоимость внедрения, что поддерживает порядок и системность в организации [92]. Ограничения: «пересборка» правил требует времени, решения принимаются узким кругом при дефиците «полевых» сведений, что повышает риск субъективности; избыточная опора на такие жёсткие практики нередко сопровождала кризисы перед перестройкой бизнес-процессов [123]. При этом базовые принципы классического управления остаются необходимым фундаментом современных систем.

2. Аналитические опираются на математические и статистические модели, вычислительные технологии, формализованные правила обоснования решений [100]: от исследования операций и статистического анализа до финансового и имитационного моделирования; классический пример – линейное программирование для оптимизации производственных планов [128]. Преимущества: точность, проверяемость и документируемость вычислений; ограничения: ресурсоемкость по данным, времени и компетенциям (для МСП это особо критично), чувствительность к качеству исходных данных [176]. Несмотря на барьеры, эти подходы незаменимы для прогноза и оптимизации, в том числе, в анализе финансовых потоков и потребительского поведения [45, 118, 120, 229].

3. Эвристические методы используют интуицию, опыт и простые правила для быстрых УР при ограниченных данных и времени (в частности, принцип Парето, метод аналогий) [113]. Их плюсы – оперативность и минимальные затраты, что особенно востребовано в малом бизнесе. Минусы: систематические когнитивные искажения, показанные в работах Д. Канемана и А. Тверски [230]: эвристика доступности, представительности, «якорение». Высока и субъективность интерпретаций разными субъектами. Тем не менее при дефиците ресурсов эвристики могут давать достаточную точность и практическую пользу, что подчеркивается в прикладных исследованиях (Г. Гигеренцер и др.) [113].

4. Экспертные опираются на коллективные знания: экспертные оценки, Delphi, мозговой штурм, сценарный анализ [202], обеспечивающие глубину качественного разбора и гибкость обсуждения гипотез. Организационно-

технологическая поддержка (онлайн-платформы, краудсорсинг) частично снижает издержки их эксплуатации [92]. Риски (субъективность, ограниченность выборки и групповые эффекты) можно сократить процедурой Delphi, благодаря анонимности и независимой агрегации мнений [202]. При корректной организации сбора и обработки оценок экспертно-ориентированные подходы остаются важным инструментом организационного администрирования [92, 202].

Таблица 2 – Сравнение основных групп методов принятия УР

Тип методов	Примеры и характер	Преимущества	Ограничения
Традиционные	Административно-организационные (приказы, правила). Бюрократические процедуры по Файоллю.	+ Прозрачность и предсказуемость УР. + Низкие прямые затраты, устоявшиеся практики [107]	– Низкая гибкость к изменениям. – Опасность формализма и запаздывания реакции [123]
Аналитические	Квантитативные (OR-модели, статистика, симуляция). Решения на основе данных и расчетов.	+ Высокая точность и обоснованность выводов [100] + Объективность, возможность оптимизации УР [128]	– Требуют времени, данных и экспертизы (ресурсоемки). – Сложны для небольших фирм, могут быть непонятны пользователям.
Эвристические	Интуитивные (правило большого пальца, «как в прошлый раз»). Оперативные УР на основе опыта.	+ Очень быстрый процесс решения (реактивность). + Минимум затрат на анализ, гибкость в новых ситуациях. [113]	– Возможны систематические ошибки, когнитивные искажения [230] – Субъективность, разные результаты у разных лиц, трудность тиражирования.
Экспертные	Коллегиальные (совещания, Delphi, мозговой штурм). Опора на знания людей.	+ Учет неформализуемых факторов, творческий подход. + Адаптивность: можно задать новые вопросы, изменить фокус [92]	– Риск предвзятости, давления авторитетов. [202] – Ограниченность доступных экспертов, интуиция не гарантирует точности.

Составлено автором

Как следует из таблицы 2, разные методические инструменты имеют свои сильные и слабые стороны. **Традиционные подходы** обеспечивают стабильность и порядок, но страдают от недостаточной гибкости. **Аналитические** – отличаются глубиной анализа и оптимальностью УР, но характеризуются высокой ресурсоемкостью и длительностью реализации. **Эвристические** выигрывают за счёт простоты и скорости, жертвуя точностью и объективностью; в ситуациях дефицита времени, внимания и данных они незаменимы, хотя и подвержены когнитивным искажениям. **Экспертный инструментарий** способствует тщательному изучению проблемного вопроса и креативности УР, но умозаключения могут быть субъективны, возможен конформизм участников и недостаточная детерминированность концепций и результатов.

В действительности границы между методами часто стираются, так как управленцы совмещают тактики для роста отдачи УР: начав с оперативной ситуационной эвристики, переходят к консультациям со специалистами и заканчивают оценением финансово-экономической результативности согласно стандартизированным процедурам хозяйствующего субъекта.

Ни одно из вышеперечисленных средств не ведёт к полному исполнению всех функциональных критериев из-за наличия компромиссов между быстротой, обоснованием, гибкостью и ресурсными нуждами, что определяет важность имплементации комбинированного подхода. В 2020-х годах все больше используются гибридные техники, сочетающие плюсы различных парадигм [92, 137]. Так, в передовых платформах поддержки решений могут одновременно быть модели аналитики для точности, экспертные блоки для усиления прозрачности, а для быстрого исполнения обычных задач – классические регламентирующие документы. Фирмы сочетают методическую классику (SWOT-аналитика, экспертные мнения) с новыми электронными средствами (машинное обучение, бигдата) [92]. Комбинированные комплексы обрабатывают больше данных фактически в режиме онлайн, а людям остаются вопросы надзора и интерпретации принципиальных УР [137]. В то же время внедрение таких платформ предполагает существенные вложения и развитие компетенций [92, 168].

Эти выводы были дополнительно верифицированы в **форсайт-сессии**, проведенной **Факультетом управления Южного федерального университета в мае 2024 года**, посвящённая будущему УР в условиях активного внедрения ИИ.

В мероприятии приняли участие эксперты в области цифровой трансформации, предприниматели и консультанты. По итогам обсуждений был подтвержден ряд ключевых положений: традиционные подходы недостаточны в аспектах адаптивности, скорости и прозрачности; необходимо интегрировать различные методы – экспертные, аналитические и цифровые – в рамках гибридных решений, учитывающих специфику быстро меняющейся бизнес-среды (Источник: Форсайт-сессия «Принятие управленческих решений с использованием искусственного интеллекта», ЮФУ, Факультет управления, г. Ростов-на-Дону, 16–17 мая 2024 г.). Эти результаты укрепляют выводы нашего исследования о трансформации управленческих подходов и необходимости формирования новых, функционально сбалансированных моделей принятия УР.

В предпринимательской практике данная тенденция выражается не в поиске универсального «идеального метода», а в стремлении выстроить **оптимальный баланс между точностью, скоростью и адаптивностью решений**, сохранив при этом прозрачность и управляемость процессов. Наиболее близким к такому балансу инструментом сегодня выступают **интеллектуальные информационные системы**, в которых алгоритмическая обработка данных сочетается с экспертным контролем и обратной связью пользователя [203, 137]. Их ценность состоит не столько в автоматизации, сколько в способности поддерживать управленца данными, интерпретируемыми и объяснимыми для практического применения. Такие системы ускоряют цикл принятия решений, развивая обоснованность и согласованность действий, но одновременно предъявляют повышенные требования к качеству данных, электронно-информационной инфраструктуре и компетенциям персонала, а также ставят вопросы этического и организационного характера [203, 137].

Последние исследования также подтверждают определённую поверхностность традиционных концепций в условиях цифровой трансформации,

особенно для МСП. Согласно исследованию Гонсалес-Варона (Gonzalez-Varona) с соавт. (2024), цифровая зрелость малых предприятий тесно связана с развитием организационных компетенций и адаптивности [118]. В схожих эмпирических обзорах отмечается, что хозяйствующие субъекты без интеграции передовых электронно-информационных инструментов и технологий администрирования проявляют пониженную операционную эффективность и инновационную активность в сравнении с акторами, которые активно обращаются к аналитическим и интеллектуальным техническим средствам [239].

По данным Deloitte (2022), лишь 20–30% МСП считают эффективными свои процессы принятия решений, большинство же фиксирует разрыв между доступными объёмами данных и способностью извлекать из них пользу [94]. Это обостряет необходимость актуализации методик и средств администрирования, способных работать с сегодняшними информационными масштабами и скоростью.

Подводя итог разделу 1.1, отметим: классические школы менеджмента создали прочный теоретический фундамент для управленческой практики. Однако современные условия хозяйствования 21 века – высокая турбулентность, ускоренная цифровизация и рост сложности бизнес-среды – однозначно требуют переосмысления и адаптации этих подходов. Предпринимательские структуры вынуждены принимать УР в условиях нарастающей неопределенности и сокращения временного ресурса, что обуславливает недостаточную эффективность традиционного методического инструментария. Проведенный анализ критериев функциональности показал, что ни один из широко используемых сейчас подходов не отвечает в полной мере актуальным требованиям. Это логично подводит к необходимости разработки новых инструментов, в том числе, гибридных методов, сочетающих сильные стороны разных концепций и компенсирующих их слабости.

В следующих разделах рассмотрим, как новейшие электронно-информационные технологии – в первую очередь интеллектуальные системы – могут быть интегрированы в управленческие процессы для достижения этих целей.

При этом важно подчеркнуть: традиционные методы не исчезают, а трансформируются, происходит их эволюция в направлении синтеза с цифровыми

инструментами, объединяющая интуицию и опыт с алгоритмической точностью и вычислительной мощностью [137]. Такой подход открывает возможности для качественно нового уровня управленческой практики.

1.2. Идентификация проблемных ситуаций в процессе принятия управленческих решений в предпринимательских структурах

В предыдущем разделе 1.1 были рассмотрены функциональные критерии методов принятия управленческих решений и их влияние на эффективность организаций. Показано, что для роста и развития компании в динамичной бизнес-среде необходимы методы, обеспечивающие достаточную точность, скорость и адаптивность решений [102]. Однако на практике даже хорошо спроектированные модели управления не гарантируют высокой результативности. Как подчеркивали А. Файоль и П. Друкер, реальный управленческий процесс редко следует идеальной логике, и решения часто принимаются под влиянием субъективных факторов, эмоционального состояния и дефицита времени [98, 107].

Международные исследования подтверждают: в малом и среднем бизнесе большинство управленческих решений по-прежнему принимается интуитивно, а не на основе формализованной аналитики. По данным исследования BARC, 58% компаний отмечают, что как минимум половина текущих решений основывается на «чутье», опыте руководителей, а не на данных и анализе [65].

Для разработки более эффективных управленческих решений целесообразно исходить не из абстрактных «недостатков методов», а из анализа **реальных проблемных ситуаций**, возникающих при применении существующих подходов в предпринимательских структурах. Такой анализ выполняет две функции:

- 1) выявляет функциональные «узкие места» управления;
- 2) показывает, почему даже продвинутые инструменты (включая цифровую аналитику и интеллектуальные технологии) могут демонстрировать низкую результативность не вследствие **«слабости инструмента»**, а из-за

организационных барьеров и недостаточной институциональной готовности (процессы, ответственность, культура исполнения, дисциплина данных) [20, 100].

Эта логика согласуется с классическими положениями теории управления. Так, А. Файоль подчеркивал необходимость сочетать формальные процедуры и иерархию с гибкостью и ситуационной чувствительностью, то есть с адаптивностью управления к контексту [107].

Современные исследования также фиксируют устойчивый разрыв между потенциальными преимуществами новых управленческих методов и ограничениями их практической реализации [198]. В этой связке показательна мысль П. Друкера о приоритете организационной культуры по отношению к формально заданным стратегиям: при слабой культуре исполнения и ответственности «идеально спроектированное» решение не дает эффекта в операционной реальности [98].

Чтобы перейти от простого перечисления проблемных ситуаций к разработке методов, проблемные ситуации переведем в формат управленческих требований к методам принятия решений. Это позволит рассматривать метод как алгоритм и оценивать результат измеримо. Каждая проблема задается цепочкой «проблема → управленческий риск → требование к методу → измеряемый индикатор». Ниже приведена базовая формализация по ключевым контурам управления: данные, выбор, исполнение и контроль (Таблица 3).

Таблица 3 – Формализация проблемных ситуаций как управленческих требований

Проблемная ситуация	Управленческий риск	Требование к методу	Изменяемый индикатор
Дефицит качественных данных и фрагментарность информации	Ошибки планирования, рост издержек, «решения вслепую»	Минимальный набор данных + правила качества/валидации	заполненность ключевых полей (%); доля ошибок (%); частота обновления

Продолжение таблицы 3

Проблемная ситуация	Управленческий риск	Требование к методу	Измеряемый индикатор
Преобладание интуитивных решений/субъективизм	Невоспроизводимость, зависимость результата от личности ЛПР	Стандартизация критериев выбора альтернатив и фиксация основания решения	доля решений с обоснованием (%); вариативность решений по одинаковым кейсам
Низкая скорость реакции управления	Устаревание решения к моменту исполнения	Сокращение time-to-decision, регламент согласования и эскалации	time-to-decision (часы/дни); доля просрочек по решениям (%)
Ограниченная адаптивность к изменениям среды	Провал планов при смене условий, рост рисков	Механизм итеративной корректировки по обратной связи	доля пересмотров решений (%); стабильность KPI при изменениях
Недоверие/сопротивление изменениям	Игнорирование рекомендаций, срыв внедрения	Прозрачность, объяснимость и управляемое внедрение	доля принятых рекомендаций (%); доля отклонённых рекомендаций (%); индекс доверия (опрос)
Разрыв «аналитика → действие»	Потеря эффекта из-за неисполнения/искажения	Встраиваемость в процессы и контроль исполнения	доля решений, доведённых до исполнения (%); время постановки задачи

Составлено автором

Внешние оценки показывают, что слабая отдача от управленческих нововведений (включая ИИ) чаще объясняется не тем, что «инструмент слабый», а тем, **как именно** его внедряют и используют в организации – какие есть данные, роли, регламенты и контроль исполнения. По материалам Бостонской консалтинговой группы (Boston Consulting Group, BCG) за 2024 г. многие компании испытывают сложности с извлечением и масштабированием бизнес-ценности: значительная часть инициатив остается на уровне пилотов или дает ограниченный эффект [71]. Публикации BCG за 2025 г. подтверждают, что этот «разрыв ценности» сохраняется и на расширенной выборке (более 1 250 компаний):

устойчивую ценность «в масштабе» достигает лишь небольшая доля, тогда как у заметной части результаты остаются минимальными [71].

Следовательно, основные препятствия чаще связаны не с самими аналитическими инструментами, а с тем, **в каких условиях** они применяются: насколько качественны данные, есть ли понятные регламенты и ответственность, как устроена дисциплина исполнения, и работает ли контроль с обратной связью. Причём эти барьеры характерны не только для ИИ: даже при использовании традиционных методов организация теряет результативность, если рвется цепочка «данные → решение → исполнение → контроль». Поэтому далее рассмотрим проблемные зоны внедрения в МСП и покажем, какие требования к методам они задают в управленческом контуре «проблема → риск → требование → индикатор» (см. таблицу 3).

1. Дефицит информации и низкое качество данных.

Одним из базовых ограничений для качественных решений остаётся слабая информационная база. Когда данные неполные, несопоставимые или поступают с задержкой, аналитика теряет доказательность, а традиционные методы начинают воспроизводить и даже усиливать ошибки. Для предпринимательских структур дефицит целостной и актуальной информации носит системный характер [14]. В.Л. Иваницкий подчёркивал, что качество управленческого решения напрямую зависит от достоверности учёта: при слабом информационном обеспечении управление фактически ведётся «вслепую» [21]. В результате снижается ценность как традиционных, так и аналитических инструментов, поскольку исходные допущения не подкреплены полнотой и целостностью данных [14, 21].

Проблему усугубляет дефицит внутренних компетенций: в МСП сбор, интерпретация и проверка данных часто распределены между сотрудниками без профильной аналитической подготовки [176]. По данным IBM Global AI Adoption Index (2022), многие компании прямо называют нехватку навыков и компетенций одним из ключевых барьеров внедрения современных методов принятия решений [133]. Это приводит к тому, что часть значимой информации не фиксируется или

не проходит валидацию и, следовательно, не становится основанием управленческого выбора, повышая вероятность ошибок планирования [133, 176].

Наконец, финансово-инфраструктурные ограничения закрепляют эффект: у малых фирм часто нет интегрированных контуров бизнес-аналитики (BI) и хранилищ данных, используются разрозненные базы и «ручные» процедуры сверки [100]. Дуань и соавторы отмечают, что низкое качество исходной информации и сложности интеграции разнородных источников являются системными барьерами управленческой аналитики в условиях ограниченных ресурсов [100].

2. Субъективизм и влияние когнитивных искажений.

При дефиците времени и противоречивых данных управленцы нередко опираются на интуицию и личный опыт, сокращая аналитическую проработку [65]. Опросы руководителей фиксируют устойчивость такой практики: заметная доля управленцев признает доминирование решений «по чутью», а также ограниченное доверие к данным как основанию выбора [223, 229]. Интуиция действительно может учитывать контекстные и неформализуемые аспекты ситуации и обеспечивать быстрый отклик, что важно для МСП. Обратной стороной данного подхода выступают слабая воспроизводимость и низкая проверяемость результатов: решения трудно верифицировать постфактум, а организация не извлекает управленческого знания, поскольку причинно-следственные связи успехов и ошибок остаются неявными. Дополнительно субъективизм снижает предсказуемость управления: при одинаковых вводных разные руководители приходят к различным решениям, что усложняет стандартизацию и повышает внутренние риски.

3. Низкая оперативность и ограниченная адаптивность традиционных контуров принятия решений.

Ограниченная скорость реакции и слабая адаптивность становятся для предпринимательских структур критичными в динамичной среде. Классические подходы, основанные на многоступенчатых процедурах согласования, формировались в условиях более устойчивого окружения и допускающих длинный управленческий цикл [98]. В классической школе управления (Файоль, Урвик)

акцент делался на рациональность, иерархию и предсказуемость действий [191]. Эти принципы сохраняют ценность как дисциплина исполнения, однако в современных условиях нередко переходят в избыточную бюрократизацию.

Во-первых, замедляется цепочка «сигнал – решение – действие»: значимое время уходит на сбор разрозненной информации, совещания и утверждения, что снижает реактивность МСП [226]. Во-вторых, традиционные контуры слабо поддерживают пересмотр решений по ходу исполнения: при изменении условий организация продолжает следовать ранее утверждённому плану, поскольку отсутствует встроенная процедура корректировки по обратной связи. Д. Тис противопоставляет такие жёсткие «рутины» предпринимательским подходам, основанным на динамической перестройке решений [226]. В-третьих, многие традиционные схемы методически и организационно плохо согласуются с современными потоками данных и требованиями непрерывного мониторинга; И. Ансофф подчёркивал необходимость динамического стратегического управления, что трудно обеспечить при инерционных процедурах [7].

4. Недостаточная автоматизация и фрагментарность процессов.

Во многих МСП значительная часть операций по-прежнему выполняется вручную: данные собираются из разрозненных источников, отчётность сводится «вручную», показатели мониторятся нерегулярно. Это удлиняет управленческий цикл, повышает вероятность ошибок и фактически вытесняет аналитическую работу рутинными операциями [10]. Параллельно возникают «островки информации»: внедряются отдельные ИТ-решения (например, CRM или складской учёт), но без связи между ними [148]. В результате нет единой картины и единого центра ответственности за данные, а обмен сведениями сводится к выгрузкам и пересылке файлов. О. Бадмус (O. Badmus) и соавторы отмечают, что переход к управлению на основе данных требует сквозной интеграции систем и актуальности данных во всех подразделениях [63]. Без этого даже «продвинутая» аналитика в одном контуре редко даёт управленческий эффект на уровне всей организации.

Фрагментарная автоматизация проявляется и в распределении ответственности: один сотрудник часто одновременно собирает данные,

интерпретирует их и принимает решения, что ведёт к перегрузке и снижению качества контроля. С. И. Бабина подчеркивает, что цифровизация управления требует пересмотра организационной структуры и должностных регламентов; иначе технологии накладываются на прежние дисфункции и усиливают хаос [10]. Типичный пример – введение электронного документооборота без изменения процедур, когда вместо ускорения коммуникаций возникает дублирование операций и рост нагрузки [25].

5. Организационное сопротивление изменениям и дефицит доверия к новым инструментам.

Противодействие переменам и неготовность пересматривать устоявшиеся процедуры остаются значимыми барьерами в освоении современных подходов. Зачастую центральный фактор – недостаток доверия руководителей и персонала к аналитическим рекомендациям: непонимание механики формирования выводов порождает нежелание опираться на данные при принятии УР [51]. Непрозрачность методов воспринимается как управленческий риск, главным образом, в ситуациях с этическими последствиями и чувствительной для хозяйствующего субъекта ценой ошибки [51]. Т. Давенпорт и Р. Ронанки обращают внимание на обязательность интерпретируемости заключений аналитики для менеджеров как условия успешного внедрения [89]. В МСП, где роль персонального контроля собственников и управляющих особенно велика, сопротивление интеграции новых средств часто выражено сильнее: управленцы опасаются потери автономии и ответственности за решения, что подкрепляется спецификой организационной культуры и инерцией [198].

Выделенные проблемы позволяют конкретизировать, какие критерии функциональности методов (раздел 1.1) в предпринимательских структурах оказываются невыполненными наиболее регулярно. Во-первых, чаще всего «проваливается» скорость управленческого цикла: время уходит не на анализ, а на сбор разрозненной информации и согласования, из-за чего время принятия решения превышает допустимый предел в условиях турбулентной среды. Во-вторых, ограниченной оказывается адаптивность: отсутствуют встроенные

процедуры пересмотра решений по обратной связи и фактическим результатам исполнения, что закрепляет инерцию. В-третьих, страдает экономическая эффективность применяемых методов: даже при корректной логике решения высокими остаются скрытые транзакционные издержки (время руководителей, ручные операции, ошибки и переделки), которые снижают отдачу управленческого цикла.

Отдельно следует отметить, что сопротивление особенно остро проявляется при попытке внедрения систем искусственного интеллекта в управление. По данным IBM Institute for Business Value (2023), среди барьеров цифровой трансформации управленцы выделяют непонимание принципов работы ИИ и недоверие к алгоритмам, что особенно заметно в сегменте МСП [135]. Менеджеры избегают делегирования значимых решений при отсутствии понятного объяснения причин предлагаемых рекомендаций, поэтому вопрос объяснимости и управленческой приемлемости результатов становится критическим условием практической применимости ИИ-поддержки.

Вышеупомянутые проблемные аспекты наиболее явно проявляются при интенсивном росте хозяйствующего субъекта, когда проверяется прочность административного механизма, а ранее работавшие подходы начинают давать сбои. Процесс обуславливает переход от неформальных практик и простых средств (таких как электронные таблицы офисных программных пакетов) к более сложным и комбинированным системам; усложнение структуры и рост обрабатываемых информационных объёмов требуют качественно иных механизмов координации и контроля [21]. Исследование прикладного опыта раскрывает, что масштабирование актуализирует 3 группы проблем.

Первая из них в том, что усложняется координирование и принятие решений: руководитель уже не в состоянии охватить все процессы лично, требуется делегирование полномочий и формальная нормализация процедур. В. В. Баранов отмечает, что усложнение системы управления сопровождается конкуренцией целей и дефицитом единого ориентира, что требует введения единых KPI и сбалансированных показателей эффективности [4, 12].

Второе проблемное направление в том, что проявляются технические ограничения старых инструментов: «простые» решения перестают выдерживать объемы операций и данных, растут ошибки и задержки, что делает внедрение ERP/специализированных приложений практически неизбежным; при этом успешность внедрения зависит от подготовленного фундамента данных и процессов [236].

Третий проблемный аспект состоит в том, что усиливается роль человеческого фактора: прежняя команда может оказаться неподготовленной к задачам масштаба, а дефицит компетенций (стратегическое планирование, проектный менеджмент, аналитика) формирует «разрыв управления», когда принятие решений не поспевает за ростом организации.

Если игнорировать эти проблемы, рост компании может замедлиться или остановиться на определенном этапе (так называемый «барьер роста»). Чтобы преодолеть этот рубеж, предпринимательским структурам необходимо своевременно обновлять методы управления. Эффективным решением является институционализация процессов, автоматизация контроля, реорганизация структуры управления и внедрение инструментов интеллектуального анализа.

Современные подходы предполагают использование гибридных систем, сочетающих человеческие компетенции и алгоритмическую поддержку для обеспечения стабильного и эффективного развития организации [137, 236].

Например, В.В.У. Винсент (V. V. U. Vincent) предлагает комбинировать интуицию управленцев с интеллектуальными инструментами, что позволяет сохранять эффективность управления по мере усложнения бизнеса [236].

В целом преодоление обозначенной проблемной ситуации требует от собственников осознания необходимости эволюции методов управления вместе с компанией и готовности непрерывно совершенствовать управленческие подходы по мере роста предприятия.

Перечисленные выше проблемные области традиционных подходов формируют повестку поиска новых инструментов управления. Выявленные проблемы дополнительно были верифицированы в ходе упомянутой форсайт-

сессии ЮФУ (май 2024 г.), где эксперты классифицировали ключевые препятствия при принятии решений в предпринимательских структурах и оценили их относительную значимость. На основе экспертного голосования была составлена диаграмма распределения факторов, отражающая степень их влияния на управленческую неэффективность (см. рисунок 3).



Составлено автором

Рисунок 3 – Структура ключевых управленческих проблем по результатам форсайт-сессии (ЮФУ, 2024)

Диаграмма отображает относительную значимость основных препятствий эффективному управлению в малом и среднем бизнесе. Наибольшее влияние имеют дефицит ресурсов и данных, субъективизм в принятии решений, а также внешняя нестабильность. Существенны также отсутствие культуры работы с данными, нехватка компетенций, фрагментарность бизнес-процессов и частые изменения регуляторной среды. Эти результаты подтверждают, что как внутренние недостатки (ограниченные ресурсы, организационные факторы), так и внешние вызовы (рынок, регуляции) совместно формируют «дефицит решений».

При этом существенная часть внешних факторов связана не только с рыночной турбулентностью, но и с институциональной рамкой государственной политики РФ в области цифровой трансформации управления. В Стратегии развития информационного общества в Российской Федерации на 2017–2030 годы (Указ Президента РФ от 09.05.2017 № 203) прямо зафиксирован переход к управлению на основе данных, повышению прозрачности и эффективности управленческих процессов в государственном секторе и экономике. Развитием Стратегии является национальная программа «Цифровая экономика Российской Федерации» (паспорт программы, утвержденный протоколом президиума Совета при Президенте РФ по стратегическому развитию и национальным проектам от 04.06.2019 № 7), в рамках которой федеральные проекты «Цифровое государственное управление», «Кадры для цифровой экономики», «Цифровые технологии» и «Информационная инфраструктура» задают конкретные требования к формализации процессов, использованию цифровых платформ и развитию управленческих компетенций в сфере работы с данными.

Дополнительно Указ Президента РФ от 21.07.2020 № 474 «О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года» закрепляет цифровую трансформацию и рост производительности труда в числе национальных целей, а национальный проект «Производительность труда» ориентирует предприятия на пересмотр бизнес-процессов, внедрение инструментов бережливого производства и цифровых систем мониторинга. В совокупности эти документы формируют для предпринимательских структур внешний «стандарт» качества менеджмента: наличие регламентированных процессов, системы показателей, цифровых инструментов анализа и управленческих решений, принимаемых на основе данных.

Следовательно, выявленный **«дефицит решений»** в предпринимательских структурах следует рассматривать не только как внутреннюю управленческую дисфункцию, но и как разрыв между фактической практикой принятия решений и целевыми ориентирами, заданными государственной повесткой цифровой трансформации и повышения производительности. При этом для целей настоящего

исследования важно, чтобы дальнейшая классификация не оставалась простым описанием. Внутренние и внешние источники проблем порождают разные управленческие риски и, соответственно, требуют разных требований к методам и разным метрикам контроля.

Именно поэтому важно не только перечислить препятствия, но и структурировать их по источнику возникновения – во внутренней (эндогенной) и внешней (экзогенной) среде фирмы (Таблица 4). Такая структура позволяет одновременно:

1) отделить факторы, находящиеся в зоне прямой управленческой ответственности, от факторов, требующих адаптивной реакции,

2) связать каждую группу факторов с соответствующими требованиями к методам и контрольными показателями.

Таблица 4 – Классификация проблем принятия управленческих решений по источникам возникновения

Внутренняя среда (эндогенные проблемы)	Внешняя среда (экзогенные проблемы)
Недостаточное качество внутренних данных и слабая информационная база	Высокая рыночная турбулентность: частые изменения спроса, цен, технологий
Отсутствие компетенций в области аналитики и слабая культура управления на основе данных	Усиление конкурентного давления и появление новых игроков
Преобладание субъективизма, зависимость от личного опыта и интуиции	Экономическая нестабильность, инфляционные и кризисные процессы
Бюрократизм, избыточная регламентация и длительные циклы согласования	Изменения регуляторной среды: законы, стандарты, обязательные требования
Фрагментарность бизнес-процессов и разобщенность между подразделениями	Внедрение прорывных технологий во внешнем контуре (например, ИИ, IoT)
Использование устаревших моделей и методик администрирования	Быстрая смена потребительских предпочтений и тенденций
Организационное сопротивление изменениям, недоверие к инновациям	Глобальные внешние угрозы: геополитика, санкции, пандемии, природные ЧС

Составлено автором

Представленная классификация позволяет **дифференцировать зону управленческой ответственности** и тем самым уточнить требования к методам принятия решений. **Эндогенные проблемы** потенциально устранимы за счёт организационной трансформации, стандартизации управленческих процедур, развития компетенций и повышения качества данных. **Экзогенные** же, напротив, не могут быть «устранены» управляющими усилиями хозяйствующего субъекта и требуют наращивания адаптивности: регулярного мониторинга среды, сценарного мышления, итеративного корректирования решений по обратной связи и внедрения пластичных инструментов реагирования. Такая логика задает системную базу для построения прочной модели принятия УР в условиях высокой непредсказуемости условий хозяйствования, так как связывает происхождение проблемы с типом риска, требованием к методу и измеримой метрикой контроля (таблица 3).

Таким образом, собирательный анализ источников возникновения проблем административной работы позволяет сделать основополагающий вывод: устойчивость предпринимательской структуры в современной экономике 21-го века определяется способностью реагировать на внешние вызовы, но также и зрелостью её внутренних механизмов. Взаимодействие внутренних и внешних детерминант конструирует сложную среду подготовки УР, в которой недостаточно лишь устранить внутренние дисфункции – необходимо учитывать нарастающую сложность и изменчивость внешней среды. Это неминуемо влечёт за собой миграцию к более пластичной и сбалансированной модели администрирования, способной подстраиваться одновременно на 2-х уровнях – организационном и стратегическом.

Стоит отметить, что выявленные проблемные зоны порождают так называемый «дефицит решений» – принципиальный разрыв между имеющимися теоретическими разработками и реальными потребностями предпринимательства [198]. Для преодоления данного несоответствия необходимы более эффективные и адаптируемые парадигмы руководящих процессов в субъекте хозяйствования. Передовые технологические средства, включая методы ИИ, расширяют инструментарий подготовки УР при условии достаточного качества данных и

институциональной готовности. Согласно отчету McKinsey (2025), многие компании уже интенсивно перестраивают внутриорганизационные процедуры под ИИ-возможности, хотя успешность их освоения ощутимо варьируется, коррелируя с уровнем подготовленности предприятия [168, 102].

Академические исследования констатируют важность пересмотра стратегий и тактических приёмов к выработке УР в эпоху активного использования ИИ-систем [132]. Российские авторы, такие как И. П. Богомолова и И. Н. Василенко, приходят к схожим выводам, подчеркивая, что цифровая трансформация систем организационного менеджмента не завершена, а актуальные проблемы требуют новых концепций их разрешения [15].

Таким образом, современные научные обзоры фиксируют наличие значительного числа нерешённых вопросов и направлений для разработки инновационных УР [102, 168]. В последующих разделах диссертации будет детально рассмотрен потенциал современных интеллектуальных технологий, подходы ведущих компаний к их интеграции в управленческие процессы и методики оценки эффективности гибридных систем администрирования, сочетающих ИИ-инструменты, личный и общечеловеческий опыт.

1.3. Функциональные возможности инновационного инструментария методов принятия управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта

Истоки понимания пределов человеческой рациональности прослеживаются еще в классических теориях менеджмента. Так, концепция «научного управления» Ф. Тейлора [225] акцентировала внимание на стандартизации процедур и росте эффективности через формализованные подходы. Э. Мэйо в теории «человеческих отношений» [164], напротив, сделал акценты на влиянии психологических факторов и социальных аспектов в руководящей деятельности.

Развитие этих идей продолжилось в трудах Г. Саймона, который ввел понятие ограниченной рациональности и указал на ограниченные когнитивные

возможности человека при обработке информации и выборе альтернатив [217]. Как упоминалось ранее, эти положения получили количественное и экспериментальное подтверждение в работах Д. Канемана и А. Тверски, продемонстрировавших устойчивость эвристических искажений (эффект якоря, ошибка подтверждения, избыточная уверенность и др.) при принятии решений [141, 114]. Таким образом, уже на уровне теоретико-методологической базы было зафиксировано ограничение интуитивных и экспертных подходов в усложняющейся среде.

Цифровизация экономики и ускорение бизнес-процессов радикально изменили контекст принятия решений. Согласно исследованиям [5], более 80% компаний отмечают рост числа параметров, влияющих на принятие решений, при одновременном сокращении времени на их анализ. Эти условия стали катализатором перехода к новому укладу управления, основанному на данных (data-driven management). В этом контексте интеллектуальные системы выступают не просто вспомогательным инструментом, а ядром новой управленческой парадигмы, где автоматизированный анализ участвует в обработке информации, формулировке альтернатив и выборе решений в реальном времени [26, 72].

По данным Boston Consulting Group, к 2025 году более 42% МСП в странах ОЭСР используют хотя бы один компонент интеллектуальной поддержки в процессе принятия решений [71]. В России, по данным опросов ВЦИОМ и НАФИ, около 30% малых и средних предприятий уже применяют цифровые технологии в сферах логистики, прогнозирования спроса и управления персоналом [57]. Однако уровень зрелости этих решений остается неоднородным: от элементарных чат-ботов до сложных систем поддержки решений на базе предиктивной аналитики.

Таким образом, замена традиционных подходов на инновационный инструментарий обусловлена не только технологической модой, но и объективными ограничениями классических методов. Вместе с тем потенциал интеллектуальных систем реализуется лишь при соблюдении определенных организационно-технических условий: наличия соответствующей инфраструктуры, качества данных, развития компетенций персонала и

обеспечения этической устойчивости системы. Эти аспекты критически важны для успешного внедрения и подлежат рассмотрению далее.

В российской предпринимательской практике наблюдается устойчивый интерес к использованию интеллектуальных технологий как способу преодоления инерционности старых моделей управления и бюрократизации процессов. Согласно последним исследованиям, внедрение таких решений рассматривается как ключевой механизм повышения эффективности управленческих решений в условиях институциональной нестабильности, информационной фрагментарности и ограниченных ресурсов, характерных для МСП [23].

Для того чтобы описание инновационного инструментария не сводилось к перечислению технологий, целесообразно рассматривать его с позиции практики управления – как инструмент, усиливающий ключевые функции:

- **диагностики** (выявление отклонений и причин),
- **прогнозирования** (оценка будущих состояний и рисков),
- **выбора альтернатив** (сравнение вариантов и оптимизация),
- **контроля исполнения** (мониторинг KPI и корректирующие воздействия).

В данной постановке технологические классы (машинное обучение, обработка естественного языка, генеративные модели, обучение с подкреплением и др.) выступают вторичным слоем реализации, тогда как первичным становится управленческий результат: сокращение времени управленческого цикла (time-to-decision), повышение обоснованности и воспроизводимости решений, а также подтверждаемая экономическая отдача применения инструментов.

Для управленческой сопоставимости возможностей инструментария используем матрицу применимости: **управленческая задача** → **тип рекомендаций** → **требуемые данные** → **KPI эффекта «до/после»**. Такой формат позволяет перейти от «описания технологий» к управленческой логике выбора инструмента и заранее фиксирует, по каким показателям оценивается результат внедрения (Таблица 5).

Таблица 5 – Матрица применимости инновационного инструментария в управленческих задачах

Управленческая задача	Тип рекомендаций	Требуемые данные (минимум)	KPI эффекта «до/после»
Планирование спроса/продаж	прогноз + сценарии	продажи, цены, сезонность	ошибка прогноза (MAPE/MAE); time-to-decision; оборачиваемость запасов
Логистика/маршруты	оптимальный маршрут/план	точки, ограничения, затраты	OTD (%); стоимость на заказ; время в пути
Ценообразование	рекомендованная цена/скидка	продажи, маржа, конкуренты	маржа; выручка; скорость согласования цены
HR (подбор/удержание)	риск-сигналы/ранжирование	резюме, KPI, стаж	срок закрытия вакансии; текучесть; доля спорных решений
Финансовый контроль	аномалии/предупреждения	транзакции, план-факт	число инцидентов; потери; скорость выявления отклонений
Контроль исполнения	мониторинг KPI/эскалации	KPI процесса, факты	доля просрочек; время реакции; доля исполненных управленческих решений (%); ROI

Составлено автором

Таблица 5 показывает, что управленческая ценность инновационного инструментария определяется не названием технологии, а типом управленческой рекомендации, требованиями к минимально необходимым данным и измеримым эффектом. По каждой задаче выделяются KPI, позволяющие проводить сопоставление в логике «до/после»: показатели качества результата (например, ошибка прогноза), показатели скорости управленческого цикла (time-to-decision) и показатели экономической отдачи (например, ROI).

Тем самым матрица применимости задаёт управленческий стандарт: выбор инструмента обосновывается через целевую функцию управления и набор измеримых критериев, что повышает воспроизводимость решений и управляемость эффекта внедрения.

Современный интеллектуальный инструментарий представляет собой совокупность технологий обработки, интерпретации и генерации информации, направленных на частичную или полную автоматизацию управленческих функций.

В рамках корпоративного управления наиболее востребованными компонентами таких систем являются: технологии машинного обучения (ML), обработка естественного языка (NLP), генеративные модели (например, трансформеры типа GPT, GAN) и алгоритмы обучения с подкреплением (reinforcement learning, RL) [6]. Каждый из этих компонентов выполняет свою функциональную роль в системах поддержки решений.

Методы машинного обучения (включая нейронные сети и другие модели) позволяют извлекать скрытые закономерности из больших массивов исторических данных, формируя прогнозные модели ключевых показателей – динамики спроса, объемов продаж, уровня рисков, финансовых результатов и др. [16]. В отличие от традиционных статистических подходов ML-модели способны адаптироваться к изменениям среды, обновляя прогнозы и уточняя параметры модели при накоплении новых данных, что потенциально повышает точность при наличии достаточного объема данных и приемлемого качества исходной информации.

Обработка естественного языка (NLP) обеспечивает извлечение управленчески значимой информации из неструктурированных текстовых источников – обращений клиентов, отчетов сотрудников, публикаций в СМИ, нормативных документов [137].

Такие средства закладывают основу для привнесения в принятие УР добавочных диагностических слоёв: определение клиентских позиций, мониторинг параметров рыночных тенденций (движение конкурентов, поставщиков и подрядчиков и других контрагентов), учёт факторов контекста, не нашедших отражения в метриках.

Субъектам МСП обычно недостаёт профильных отделов маркетингово-сбытового или конкурентного анализа, вследствие чего NLP-средства способствуют развитию информационной наполненности УР посредством

автоматизированного получения и предварительного разбора эндогенных и экзогенных сигналов в тексте.

Генеративные ИИ-модели – GPT-нейросети (для текстового генерирования), GAN (для изображений) и т.д. – формируют предпосылки, для автоматизированной выработки УР, продуктовых концепций и сценарных планов [24]. Эти технологии находят всё более явное прикладное применение: от первичной генерации черновиков рекламно-маркетинговых материалов и резюме стратегических сессий до прототипирования продуктовых идей на основе аналитического разбора предпочтений клиентов и рыночных трендов. В проектном управлении генеративные модели могут поддерживать подготовку вариантов решений, адаптированных под ограничения по ресурсам и срокам, повышая скорость предварительной проработки альтернатив.

Алгоритмы обучения с подкреплением (RL) поддерживают задачи, где требуется последовательное принятие решений с учетом меняющейся среды и накопленного опыта. RL-модели формируют стратегию действий, направленную на максимизацию целевой функции (например, прибыли, удовлетворенности клиента, уровня сервиса) путем проб и ошибок: алгоритм получает «вознаграждение» или «штраф» за каждый шаг и постепенно обучается действовать оптимально [20].

В бизнес-практике эти модели применяются в адаптивном планировании логистики, динамическом ценообразовании, управлении запасами и моделировании поведения потребителей при выборе между альтернативными предложениями. В отличие от статичных моделей RL-алгоритмы способны менять стратегию при появлении новых условий, что делает их актуальными в высокотурбулентной среде.

Современный интеллектуальный инструментарий, таким образом, охватывает полный цикл управленческой аналитики: от извлечения и обработки информации (NLP, ML) до генерации альтернатив (Generative AI) и выработки стратегий действий в условиях неопределенности (RL) [136]. Это делает его универсальной платформой поддержки управленческих решений, способной

повышать точность, оперативность и воспроизводимость решений даже при ограниченных ресурсах, характерных для МСП.

Для эффективного применения искусственного интеллекта в управленческом контуре бизнесу, на наш взгляд, целесообразно использовать многоуровневую (иерархически организованную) модель интеграции с распределением ролей и ответственности. Такая модель представляет собой многоуровневый организационно-экономический механизм интеграции, в рамках которой каждый функциональный уровень ИИ-инструментария обеспечивает реализацию определённой стадии управленческого цикла.

Согласно современной методологии, выделяются четыре взаимосвязанных уровня: прогнозирование, оптимизация, объяснение и исполнение [154]. Совокупность этих компонентов формирует логически замкнутую цепочку, охватывающую весь процесс – от анализа исходных данных до конкретного управленческого действия.

1. Прогнозирование. Базовый уровень интеллектуальной системы – прогнозирование, то есть формирование обоснованных предположений о будущих состояниях среды, важных для управления. С помощью моделей машинного обучения и статистических алгоритмов анализируются исторические и текущие данные для предсказания таких показателей, как спрос, продажи, финансовые результаты, поведение потребителей, операционные риски [6].

Например, в торговле прогнозирование используется для расчета ожидаемых продаж по каждой товарной позиции с учетом сезонности, макроэкономических условий и поведенческих паттернов клиентов. В логистике – для предсказания сроков доставки и вероятности сбоев. В HR-аналитике – для оценки вероятности увольнения сотрудников или потребности в найме.

Внедрение подобных решений уже показало эффективность: согласно исследованию И. А. Бухтуевой, применение ML-моделей для прогнозирования спроса позволило ряду компаний сократить издержки на хранение и снизить дефицит товара на 20–30% [16]. Таким образом, уровень прогнозирования отвечает на вопрос **«что и с какой вероятностью произойдет в будущем?»** – он

обеспечивает информационную основу для следующих управленческих шагов и закладывает фундамент для прескриптивного анализа.

2. Оптимизация. Следующий уровень – прескриптивная аналитика, отвечающая на вопрос «**какое действие следует предпринять?**». На основании прогнозов и данных о текущем состоянии системы интеллектуальные алгоритмы определяют оптимальное решение в заданных условиях.

Современные подходы включают как классические методы (линейное программирование, имитационное моделирование), так и ориентированные на ИИ технологии – генетические алгоритмы, модели RL и др. [56, 231]. Примеры: производственное планирование (определение оптимальных объемов выпуска и распределения продукции с учетом прогноза спроса и ограничений мощностей); составление графиков персонала (формирование смен по ожидаемой нагрузке); управление запасами (динамический пересмотр уровней складских остатков в зависимости от модели потребления).

Особенность современных оптимизационных алгоритмов – способность работать в реальном времени, пересчитывая решения при изменении входных данных. Это особенно важно в условиях высокой волатильности – например, для систем динамического ценообразования.

3. Объяснение (интерпретация). Третий уровень – объяснимость – служит связующим звеном между алгоритмом и пользователем-менеджером. Даже математически валидные УР требуют трактования, в особенности если управленец получает новую ответственность или объясняет их регуляторам [13]. Как итог, парадигма Explainable AI (XAI) включает инструментарий, который позволяет:

- 1) установить доминирующие факторы, определившие сущность предложения;
- 2) смоделировать сценарные альтернативы (по схеме «что, если...?»);
- 3) определить чувствительность итога к трансформации сведений на входе.

Так, в механизме найма ИИ-система способна прокомментировать: «кандидату присвоена высокая рейтинговая оценка вследствие 1) опыта, 2) соответствия требованиям и образовательному цензу и 3) успешной деятельности

в схожих проектах». В снабжении – объяснить предлагаемую альтернативу по увеличению заказа наблюдаемым увеличением спроса, складским дефицитом и сезонными изменениями.

Недостаточная понятность – одна из основных причин, почему пользователи отказываются от объективно эффективных интеллектуальных платформ. Интегративная аналитика содержания чем более 90 исследовательских работ выявила умеренную, но статистически выраженную прямую взаимосвязь между объяснимостью ИИ-механизма и пользовательским доверием, что усиливает значимость прозрачности УР [59]. Дополнительно данные McKinsey (2024) демонстрируют 40% опрошенных фирм полагают, что непонятность ИИ-моделей – принципиальный риск имплементации генеративных ИИ, и одновременно – только 17% из них пытаются повысить степень объяснимости [135].

4. Исполнение – итоговый уровень, прямо ориентированный на внесение отобранного предложения в бизнес-процедуры. Стадия может быть автоматизирована частично (с человеческим участием) или полностью. Так, ИИ-платформа способна, например, самостоятельно формировать заявки на закуп (когда складская заполненность становится ниже пороговых значений), запускать персонализированные маркетингово-сбытовые акции, донастраивать производственное оборудование (промышленный Интернет вещей – Industrial Internet of Things, IIoT) [234].

Интеграция с системами ERP, CRM, SCM и RPA обеспечивает сквозной управленческий цикл – от данных до действия – с минимальными временными затратами. Показатель «время до решения» сокращается в разы, что критично в условиях высокой конкуренции. Автоматизированное исполнение особенно эффективно для рутинных, повторяющихся задач: динамического изменения цен, утверждения типовых заявок, рассылки уведомлений клиентам и др.

В таблице 6 обобщена концептуальная модель уровней интеллектуального инструментария, описанных выше, с указанием их основной функции и примеров применения.

Таблица 6 – Концептуальная модель уровней интеллектуального инструментария управления

Уровень	Основная функция	Примеры использования
Прогнозирование	Предсказание будущих условий и метрик	Прогноз спроса, оттока клиентов
Оптимизация	Выбор наилучших действий по критериям эффективности	Оптимизация маршрутов доставки, расписаний
Объяснение	Обеспечение прозрачности и доверия к рекомендациям	ХАИ, объяснение выбора кандидата на вакансию
Исполнение	Автоматизированная реализация решений	Автоматизированное размещение заказов, корректировка цен

Составлено автором

Использование ИИ-технологий в организационном администрировании охватывает многообразные задачи, особенно значимые для предпринимательских структур. Рассмотрим ряд практических сценариев, в которых ИИ-инструментарий доказал свою эффективность и потенциал роста качества управленческих решений:

– **Прогнозирование спроса** – одна из центральных задач в планировании производства, логистики и маркетинга. Традиционные методы прогностического оценивания параметров платёжеспособного интереса (экспертные оценки, экстраполяция трендов) часто недостаточно точны в условиях изменчивых потребительских предпочтений и нестабильной макроэкономической среды. Искусственный интеллект позволяет брать в расчёт кардинально больше факторов: сезонность, маркетинговые кампании, действия конкурентов, данные интернет-поисков, макроэкономические индикаторы, поведенческие паттерны [16].

На практике это реализуется через эксплуатацию моделей машинного обучения, включая нейросети, формирующие прогнозы продаж с высокой точностью. Международный опыт крупных ритейлеров свидетельствует, что внедрение ИИ-прогнозирования позволяет снижать ошибки на 20–30% по сравнению с традиционными подходами, а также повышать оборачиваемость складов [16]. В российской практике аналогичные системы применяются в сетевой рознице – ИИ-алгоритмы автоматически рассчитывают заказы товаров на

основании локальной востребованности, что снижает как издержки, так и риск дефицита. В результате улучшается эффективность всего логистического и производственного контура.

– **Оптимизация логистики и управления цепочками поставок,** администрирование которых – область с высокой степенью сложности, обусловленной множественностью параметров (стоимость, сроки, загрузка складов, надежность транспортных компаний, внешние риски). Традиционные подходы не всегда справляются с оперативным перерасчетом маршрутов и партий поставок в условиях изменяющейся обстановки.

ИИ-системы, особенно на базе RL, обеспечивают динамическое планирование маршрутов, адаптацию к дорожной обстановке, перераспределение складских запасов и автоматическую корректировку логистических схем [1]. Если прогнозный модуль предсказывает рост объемов потребительских запросов в конкретном регионе, оптимизационный блок рассчитывает, с какого склада и каким способом целесообразнее организовать поставку. Таким образом, ИИ формирует устойчивые и адаптивные логистические цепочки, реагирующие на изменения среды в режиме реального времени.

– **HR-аналитика: подбор и удержание персонала.** В менеджменте человеческих ресурсов ИИ используют для решения задач подбора, оценки и удержания кадров. Одно из распространённых применений – автоматизирование их первичного отбора. Используя технологии обработки естественного языка (NLP), ИИ-системы сканируют резюме, сопоставляют их с требованиями вакансии и ранжируют по уровню соответствия [16].

Зарубежные исследователи отмечают, что такие ИИ-алгоритмы снижают продолжительность процессинга резюме до буквально секундных интервалов, снижая субъективный аспект оценивания [85]. Однако задача обеспечения этики и объяснимости продолжает быть фундаментальной: отметим прецедент корпорации Amazon, где ИИ-платформа, отбиравшая кандидатов, продемонстрировала гендерную асимметрию, ставшую основанием для отмены её эксплуатации [85].

Эти разнонаправленные явления придают вес последующему совершенствованию ХАI-инструментария в HR-аналитике.

Помимо этапа отбора, ИИ-алгоритмы прогнозируют шансы оттока работников, оптимизируют сменные графики, мониторят производительность, проектируют персональные профессионально-развивающие программы. Наблюдения подтверждают, что аналитика в кадровом менеджменте увеличивает продуктивность кадров, сокращает расходы и создают условия для уточнённого учёта личностной специфики кадров.

– **Планирование ассортимента и ценообразование**, формирование которых – стратегически значимая задача для ритейла и оптовых компаний. Они требуют учета большого числа факторов: предпочтения клиентов, эластичность спроса, конкурентная ситуация, сезонные колебания, издержки хранения и логистики. ИИ-системы позволяют автоматизировать анализ этих факторов и формировать рекомендации, способствующие максимизации прибыли при сохранении клиентской лояльности [1].

Модели машинного обучения анализируют продажи, отзывы, данные социальных сетей и на их основе предлагают изменения в ассортименте: увеличение доли прибыльных товаров, исключение низкооборотных позиций, выявление перспективных категорий. Генеративные ИИ-модели, в свою очередь, используются для создания концепций новых продуктов, выявления потребительских трендов и формирования прототипов предложений.

Динамическое ценообразование реализуется на основе анализа реакций потребителей на изменение цен, поведения конкурентов (через мониторинг их сайтов и прайс-листов с использованием NLP) и текущего спроса. Такие системы особенно эффективны в онлайн-торговле, где цены могут меняться в режиме реального времени. Примеры успешного применения подобной аналитики встречаются в авиации, гостиничном бизнесе, электронной коммерции. В России крупные торговые сети начинают адаптацию этих практик, интегрируя ИИ в решения категорийных менеджеров [16].

Помимо перечисленного, применение искусственного интеллекта в предпринимательской практике охватывает всё более широкий спектр функциональных направлений, охватывающих как стратегические, так и операционные аспекты управления.

– В области **финансового анализа** ИИ используется для оценки кредитоспособности контрагентов, предсказания денежных потоков, выявления аномалий в бухгалтерской отчетности и прогнозирования показателей ликвидности и рентабельности. Применение алгоритмов машинного обучения позволяет осуществлять скоринг заемщиков, строить модели стресс-тестирования и оптимизировать инвестиционные стратегии на основе анализа исторических и потоковых данных [86]. Кроме того, алгоритмы применяются для обнаружения несоответствий в данных, что важно при борьбе с мошенничеством и финансовыми нарушениями.

– В сфере **маркетинга и клиентского взаимодействия** активно развиваются инструменты, основанные на обработке естественного языка (NLP). Чат-боты и голосовые ассистенты уже заменяют операторов поддержки на первичных линиях, обеспечивая непрерывное обслуживание клиентов и снижение нагрузки на персонал. По оценкам консалтинговых агентств, подобные решения позволяют автоматизировать до 70% типовых клиентских запросов.

– Кроме того, системы рекомендаций, работающие на базе поведенческой аналитики, формируют индивидуальные предложения по продуктам, услугам и контенту. Они широко используются в электронной коммерции и медиа платформах, где ИИ на основе анализа поведения пользователя в реальном времени принимает управленческие микро-решения – например, о приоритетном отображении товаров или формировании персонализированной корзины предложений.

– **Управление рисками** является ещё одной областью, где ИИ оказывает значительное влияние. Банковские и страховые организации внедряют системы мониторинга и оценки рисков в режиме реального времени: они отслеживают транзакции, выявляют подозрительную активность, анализируют поведенческие

паттерны клиентов и предсказывают вероятность наступления дефолтов или страховых случаев [124]. Такие системы действуют на опережение, формируя решения о блокировке транзакций, усилении проверки или корректировке лимитов.

В рамках производственной деятельности ИИ применяется в реализации концепции «**умного производства**» (Industry 4.0), предполагающей широкое использование сенсоров, IoT-устройств и алгоритмов предиктивной аналитики. ИИ-платформы изучают сигналы аппаратуры, распознают признаки потенциальных неполадок, прогнозируют риск выхода из строя и на этой основе – автоматизировано готовят план-графики техобслуживания.

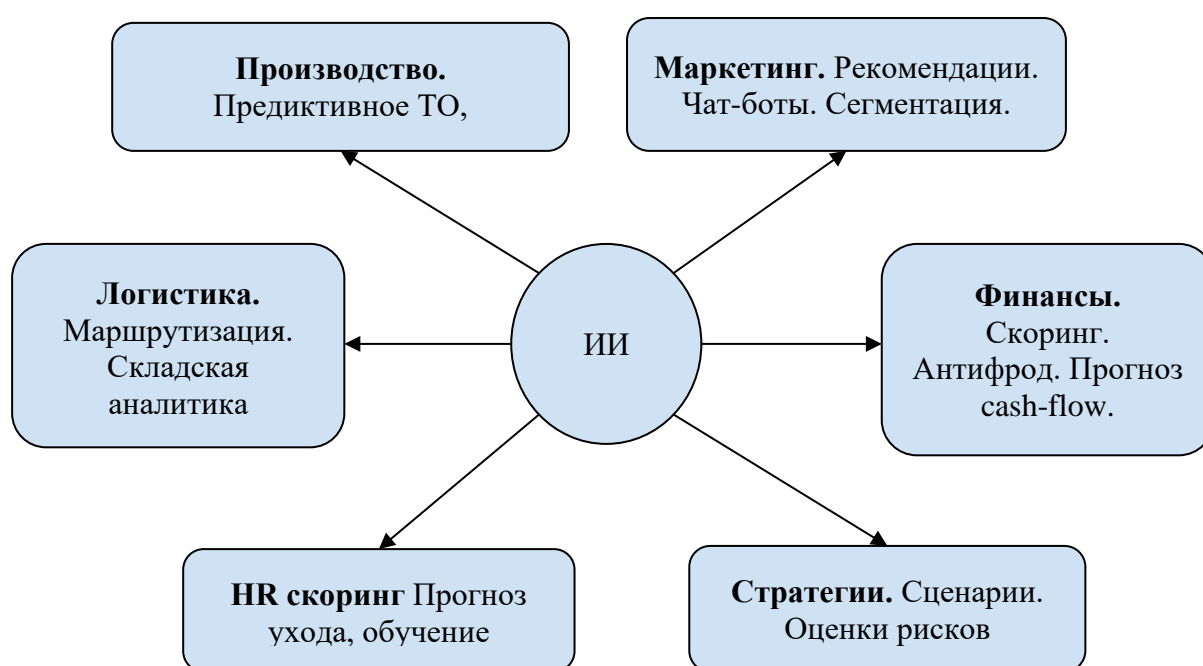
Эти технологические решения объективно сокращают простаивание техники, расширяют период её функционирования, а внутри этого периода – создают условия для более стабильной работы промышленных механизмов.

Как можно видеть, ИИ-инструменты приобретают всё большую популярность фактически во всех функциональных сферах администрирования: **финансовый менеджмент, HR-аналитика, маркетингово-сбытовая работа, логистическая и производственная деятельность, обслуживание клиентов** (см. рисунок 4). Это утверждает положение ИИ-механизмов как всеобъемлющего способа повысить производительности, стабильность и гибкость бизнес-структур. Одновременно отметим, что уровень автономии предложений, вырабатываемых ИИ-платформами, находится в диапазоне от полностью автоматизированных повседневных операций до формирования рекомендательных инструкций стратегического плана.

Оценивание продуктивности имплементации ИИ-средств требует ясно сформулированных измерителей и критериев. Без измеримых показателей результативности становится затруднительным обоснование инвестиций в соответствующие проекты, масштабирование успешных решений или выявление ограничений. Более подробно эти метрики будут рассмотрены в следующей главе.

Таким образом, успешная интеграция современных интеллектуальных технологий в управленческие решения способна значительно повысить

эффективность, адаптивность и устойчивость предпринимательских структур. Однако для этого необходимо преодолеть обозначенные ранее барьеры – как технические (качество данных, инфраструктура), так и организационно-культурные (доверие, навыки, изменение процессов). В следующих главах диссертации будут рассмотрены конкретные архитектурные решения интеграции ИИ в управление, практические кейсы внедрения, а также разработаны рекомендации по формированию интегрированной модели управленческого контура, учитывающей специфику отечественных малых и средних предприятий.



Составлено автором

Рисунок 4 – Области применения ИИ в управлении

Таким образом, раздел 1.3 представляет собой логическое завершение первой главы, связывая:

- теоретическое осмысление функционала методов управленческих решений (раздел 1.1),
- идентификацию ограничений и проблемных зон (раздел 1.2) с обоснованием роли ИИ как системной альтернативы, способной устранить эти барьеры.

В результате формируется целостный теоретико-методологический фундамент, на котором будет строиться архитектура, методология и апробация ИИ-решений в управленческой практике в последующих главах диссертации.

Выполнена основная цель Главы 1 – сформировано научно-теоретическое основание для дальнейшего развития исследуемой темы. В частности:

- обоснованы функциональные критерии действенности управленческих методов в предпринимательских структурах;
- системно выделены ключевые ограничения традиционных подходов, проявляющиеся в условиях цифровой трансформации, высокой неопределенности и ограниченных ресурсах;
- показан потенциал технологий искусственного интеллекта как основы для создания более гибких, адаптивных и результативных систем поддержки управленческих решений.

В Главе 2 данная теоретическая платформа будет развернута в направлении проектирования архитектурных решений: будет рассмотрена типология ИИ-алгоритмов, проанализированы условия и факторы, влияющие на эффективность их применения в предпринимательской практике.

Глава 3 сосредоточится на разработке методик внедрения, оценке зрелости компаний, формировании системы мониторинга результативности и выработке механизмов корректировки управленческих решений.

Таким образом, все три главы в совокупности формируют целостную исследовательскую модель, направленную на решение актуальной управленческой задачи – создание и внедрение инновационного ИИ-инструментария в предпринимательские структуры, с учетом их специфики, ограничений и потенциала роста.

ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА АРХИТЕКТУРЫ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ ИИ В ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСКИХ СТРУКТУРАХ

2.1. Компаративный анализ алгоритмов применения технологий искусственного интеллекта в процессе принятия управленческих решений в предпринимательских структурах

Проведенный в главе 1 анализ показал, что традиционные методы принятия управленческих решений – включая классические экономико-математические модели – недостаточно гибки в условиях высокой волатильности и информационной перегрузки современного бизнеса. Особенно остро это проявляется в малых и средних предприятиях, где скорость изменений внешней среды и уровень конкуренции высоки [23]. Ключевая управленческая проблема заключается в чрезмерной длительности и негибкости цикла принятия решений, что приводит к упущенным возможностям: ручная обработка данных и жёстко заданные правила не успевают реагировать на новые тренды, сдвиги спроса и формажоры. В результате решения, еще вчера считавшиеся оптимальными, быстро теряют актуальность сегодня. По мнению Н. А. Карасёва и Т. Д. Климачева, цифровая трансформация требует перехода от статичных подходов к адаптивным самообучающимся системам [23]. Зарубежные исследования приходят к схожим выводам. Так, А. Бринк и соавт. отмечают, что менеджеры все чаще рассматривают инструменты ИИ как способ ускорения и повышения эффективности решений, при этом решающим фактором становится корректная интеграция ИИ в организационные процессы [74]. Согласно отчёту McKinsey & Company, в 2020–2022 гг. применение ИИ стало одним из факторов выживания: компании-лидеры по внедрению ИИ ускоряют принятие решений и демонстрируют более высокие финансовые показатели по сравнению с конкурентами [168].

Таким образом, на практике возникает вполне обоснованный запрос на переход к методам искусственного интеллекта. В отличие от традиционных схем, алгоритмы машинного обучения способны обрабатывать большие и разнородные потоки данных, выявлять неочевидные закономерности и автоматически обновлять модели по мере поступления новой информации [218]. Для предпринимательских структур это означает одновременное повышение точности прогнозов (спрос, риски, отток клиентов, дефолты) и сокращение времени выработки решений. Как отмечает К. А. Мызрова с коллегами, эффект особенно заметен у малых компаний, которым важна скорость адаптации и технологическое «наращивание мышц» без избыточных инвестиций [33]. Однако реализация преимуществ ИИ сопряжена с ограничениями: ресурсными барьерами, дефицитом компетенций и вопросами прозрачности выводов. Следовательно, требуется систематизированный сравнительный анализ алгоритмов – от простых до сложных – с точки зрения их управленческой ценности для малого и среднего бизнеса.

Цель этого раздела – провести компаративный анализ основных алгоритмов ИИ, применяемых в управленческих задачах бизнеса, и показать, как конкретные методы (линейные модели, деревья решений и ансамбли, глубокие нейронные сети, эволюционные алгоритмы и гибридные подходы) позволяют закрыть слабые места традиционных подходов и сформировать новые конкурентные преимущества.

Первый шаг – определим критерии оценки алгоритмов. Опираясь на литературные источники и прикладной опыт, для малых и средних предприятий можно выделить 5 ключевых критериев применимости алгоритмов [2]:

- **прогностическая точность** – параметр, характеризующий насколько предсказания или классификации соответствуют фактическому положению дел;
- **скорость обучения и обновления** – параметр, описывающий время до получения работоспособной модели и степень автоматизированности обновления.
- **Ресурсоёмкость** передаёт требования к объёмам информационных массивов и вычислительным ресурсам (память, CPU/GPU), и к инфраструктуре.
- **Интерпретируемость** олицетворяет возможность предоставлять управленчески понятные объяснения и проверяемые основания выводов.

– **Адаптивность** – это способность поддерживать качество при изменении распределений данных (drift) и быстро «подстраиваться» под новые условия.

Ниже рассмотрим данные критерии подробнее.

Прогностическая точность важна, так как ИИ, как показывает практика, внедряют, прежде всего, для роста точности управленческих решений. Так, более точные прогнозы продаж позволяют сократить избыточные товарные запасы, а более качественная классификация клиентов – поднять эффективность таргетинга рекламных акций. Важно, однако, соблюдать баланс метрик: в кредитном скоринге одновременно ценят высокие Precision (минимум ошибочно одобренных «плохих» заемщиков) и Recall (минимум упущенных «хороших» клиентов) параметры. На практике менеджмент устанавливает пороги качества: обновление происходит только если решение превосходит по точности экспертов или «правило прошлого года». При этом даже очень точная, но чересчур дорогая или медленная модель может оказаться экономически нецелесообразной [2], следовательно, точность следует соизмерять с остальными критериями.

Скорость обучения и принятия решений. В быстро меняющейся среде особую ценность приобретает краткость цикла «данные → модель → решение» [239]. Если тренировка занимает дни, рынок успевает измениться, и прогноз устареет. Некоторые модели глубокого обучения (например, рекуррентные сети для временных рядов) достигают высокой точности ценой часов или даже дней расчётов на GPU [44], что неприемлемо для МСП. По наблюдениям К. А. Мызровой и соавт., малые фирмы предпочитают алгоритмы, которые можно переобучать ежедневно – пусть с небольшой потерей точности, зато без отставания от тренда [33]. В конкурентной среде «быстрый, достаточно точный» прогноз предпочтительнее «идеального, но запоздалого».

Ресурсоемкость – критерий, под которым понимаются требования к данным и вычислениям для работы алгоритма. Простейшие из них (например, линейная регрессия) устойчиво работают даже на сотнях наблюдений, если они репрезентативны [199]. Глубоким многослойным нейронным сетям для демонстрации реально достижимых возможностей нужны десятки тысяч образцов.

Одновременно, качественный уровень первоначальных материалов лимитирует комплексные ИИ-платформы: если ансамбли и регрессии сравнительно шумоустойчивы и невосприимчивы к выбросам, то нейросети наследуют устойчивые ошибки из учебного датасета, если они там есть.

Как указывают М. Ponti и соавт., мониторинг корректности сведений и динамических параметров обучающего процесса способствует улучшению итоговых качественных показателей алгоритмов – к примеру, результатов градиентного бустинга вследствие отсева «плохих» данных [190]. До внедрения ресурсоёмких систем, нужен информационный аудит с позиции полноты и чистоты сведений [44]. Инфраструктурная составляющая (доступ к GPU/TPU, распределённым вычислительным платформам) дополнительно усиливает входные барьеры и наращивает полную стоимость владения. Лимитированность ресурсов и квалификации определяет откладывание многими МСП введения в эксплуатацию передовых ИИ-инструментов.

Интерпретируемость как способность алгоритма обосновывать полученные результаты – первостепенное условие принятия УР. Так, например, если отказ в кредите нельзя корректно пояснить всем вовлечённым сторонам, доверие к модели снижается [44]. Различают изначально интерпретируемые («белые ящики»: линейная регрессия, деревья решений) и высокоточные, но непрозрачные модели («чёрные ящики»: глубокие нейросети, сложные ансамбли). Для последних применяются методы объяснимого ИИ (ХАИ). Вместе с тем К. С. Рудин подчеркивает: в ответственных задачах предпочтительны интерпретируемые модели, поскольку «чёрные ящики» затрудняют обоснование и контроль УР [203]. На практике приемлемым компромиссом выступает использование высокоточных механизмов в сочетании с модулем ХАИ для обеспечения прозрачности при сохранении качества.

Адаптивность к изменениям. В условиях дрейфа данных ценятся алгоритмы с возможностями online– и инкрементального обучения [155]. Y. Yang и соавт. демонстрируют эффективность адаптивного машинного обучения в нестационарной среде: модель динамически подстраивается под сдвиги

распределений входных данных [239]. Для предпринимательских структур подобная адаптивность может снижать риск избыточных складских запасов и упущенной выручки при резких изменениях спроса. В бизнесе внедряются механизмы мониторинга – контроль ошибок, предупреждения при росте средней абсолютной процентной ошибки (MAPE) или снижении площади под ROC-кривой (AUC) – чтобы заблаговременно обнаруживать падение качества и инициировать автоматическое переобучение. Таким образом, алгоритмы, поддерживающие онлайн-обучение, получают преимущество там, где поток данных непрерывен и быстро меняется (e-commerce, транзакционные процессы) [239]. Таблица 7 обобщает метрики и типовые процедуры оценки по каждому критерию на бизнес-данных.

Таблица 7 – Критерии применимости алгоритмов ИИ в управленческих задачах МСП: метрики и процедуры оценки

Критерий	Что оцениваем (управленческий смысл)	Базовые метрики (тип задачи)	Тип испытаний / процедура	Результат для менеджера
Точность	Насколько решения уменьшают ошибку прогноза/классификации	Регрессия: MAPE (%) – «ошибка в процентах», MAE, RMSE; Классификация: доля верных УР, Precision/Recall, AUC	Пилот на 4–8 неделях; Сравнение с «правилом прошлого года» и/или экспертной оценкой; Backtesting по скользящему окну	Более точные планы и кампании → меньше недопродаж/списаний
Скорость обучения	Время до работоспособной модели и до её обновления	Время расчёта «конец-в-конец»; частота обновления (раз в день/час/онлайн)	Замер «стоп-часы» на реальных данных; Проверка, успевает ли модель к началу смены/дня	Быстро реагируем на рынок, решения не «опаздывают»

Продолжение таблицы 7

Критерий	Что оцениваем (управленческий смысл)	Базовые метрики (тип задачи)	Тип испытаний / процедура	Результат для менеджера
Скорость обучения	Время до работоспособной модели и до её обновления	Время расчёта «конец-в-конец»; частота обновления (раз в день/час/онлайн)	Замер «стоп-часы» на реальных данных; Проверка, успевает ли модель к началу смены/дня	Быстро реагируем на рынок, решения не «опаздывают»
Ресурсоёмкость	Стоимость данных и вычислений	Объём истории (сколько записей нужно); Нужен ли GPU/облако и ориентировочная стоимость	Пробный прогон на небольших данных; Оценка бюджета/стоимости и владения	Понимаем бюджет и требуемые ресурсы до масштабирования
Интерпретируемость	Возможность объяснить выводы и проверить риски	Отчёт с топ-факторами (Feature importance/SHAP); Примеры объяснений по кейсам	Показ 10 типовых УР с объяснениями руководству; Сбор обратной связи	Доверие, комплаенс, управляемость решений
Адаптивность	Устойчивость к изменениям и частота безболезненных обновлений	Признаки дрейфа данных; стабильность метрик до/после обновления	«Обучили до T-1 – проверили на период T»; Тест ночного/онлайн-переобучения	Стабильное качество при изменениях среды, меньше ручных корректировок

Составлено автором на основе [119, 120].

Баланс значимости критериев применимости для конкретной компании может существенно различаться. Как следует из таблицы 7, каждый критерий операционализируется через набор показателей, а приоритеты выбора зависят от типа управленческой задачи и отраслевого контекста: для стартапов чаще доминируют скорость получения результата и простота внедрения при минимальных ресурсах, тогда как для зрелых организаций возрастают требования к точности, воспроизводимости и интерпретируемости управленческих решений. Следовательно, оценка применимости методов должна проводиться комплексно –

через сопоставление ожидаемого управленческого эффекта с ресурсными и организационными ограничениями предпринимательской структуры.

Чтобы перевести сравнение алгоритмов в плоскость управленческого выбора, целесообразно фиксировать соответствие «тип управленческой задачи → класс моделей → минимальные требования к данным и Управленческие условия применения → риски → рекомендуемый режим применения». Такой формат позволяет менеджеру обосновывать решение о внедрении соответствующими измеримыми критериями (качество результата, скорость управленческого цикла time-to-decision, ресурсоемкость, интерпретируемость) и ограничениями МСП.

Таблица 8 – Матрица управленческого выбора класса моделей

Тип управленческой задачи	Класс моделей (рекоменд.)	Мин. требования к данным	Интерпретируемость	Риски управленческого применения	Управленческие условия применения	Режим применения
Прогноз спроса/выручки	Регрессия / GBM / градиентный бустинг	История продаж, сезонность, промо	Средняя (через XAI)	Ошибочный план закупок/производства, перегруз запасов	Ответственный за KPI; регламент пересмотра; мониторинг деградации (drift).	«Рекомендация → утверждение»
Классификация/скоринг риска	Логистическая регрессия / GBM	Размеченные кейсы «событие/не событие», признаки факторов риска	Средняя/высокая (LR – высокая; GBM – через XAI)	Дискриминация, смещение порогов, регуляторные претензии	Правила порогов, аудит качества решений, журнал исключений	«Автопри низком риске / эскалация»
Оптимизация маршрутов	OR + эвристики / RL (по зрелости)	Точки, ограничения, стоимость, окна времени	Низкая/средняя	«Оптимум» не принят исполнителем, рост отказов/срывов SLA	Правила отклонений; обучение исполнителей; мониторинг исключений	«Автопри типовых / эксперта при нетиповых»

Продолжение таблицы 8

Тип управленческой задачи	Класс моделей (рекоменд.)	Мин. требования к данным	Интерпретируемость	Риски управленческого применения	Управленческие условия применения	Режим применения
Тексты/ обращения клиентов	NLP-классификация / LLM-сводки	Обращения, разметка тем/исходов, база знаний	Средняя	Галлюцинации, неверная трактовка намерений, репутационные потери	Выборочный контроль качества; запретные темы/зоны; шаблоны ответов.	«Черновик → верификация»
Аномалии/ финконтроль	Outlier detection / кластеризация	Транзакции, планфакт, справочники контрагентов	Низкая	Ложные тревоги, «замыливание» сигналов, упущенные нарушения	Ответственный за реагирование; SLA проверки; правила закрытия инцидента.	«Сигнал → проверка»

Составлено автором

Таблица 8 фиксирует управленчески ориентированную логику выбора класса моделей: исходной точкой выступает не технология, а тип управленческой задачи и соответствующий KPI результата. Сопоставление класса моделей с минимальными требованиями к данным, уровнем интерпретируемости и рисками управленческого применения позволяет избежать типичной ошибки «выбора по популярности» и перевести решение о внедрении в плоскость управляемого компромисса между точностью, скоростью управленческого цикла (time-to-decision), ресурсоемкостью и допустимым уровнем риска. Следует особо отметить, что в таблице выделены организационные условия внедрения (владелец KPI, регламенты, контроль качества и исключений), поскольку именно они обеспечивают воспроизводимость эффекта «до/после» и экономическую целесообразность применения выбранного класса методов.

Матрица (таблица 8) задаёт управленческий «вход» в выбор инструмента. Далее более подробно остановимся на четырех классах методов, что позволяет менеджеру соотнести ожидаемый эффект с ограничениями внедрения.

1. **Классический ML на структурированных данных** (прогноз спроса/продаж, скоринг контрагентов и рисков, работа с табличными признаками);
2. **Глубокое обучение** (NLP на трансформерах для обработки текстов; генеративные модели типа GPT/GAN);
3. **Эволюционные и другие стохастические алгоритмы оптимизации** (маршрутизация и расписания, управление запасами);
4. **Гибридные системы**, в которых модели ИИ сочетаются с экспертными правилами и/или классическими экономико-математическими блоками.

Другие перспективные направления (например, обучение с подкреплением, байесовские сети) находятся за рамками данного исследования из-за особых требований к данным, циклам обучения и процедурам валидации в управленческом контуре [23]. Их применение в предпринимательских структурах пока носит точечный характер: методы обучения с подкреплением требуют цифровых симуляций среды и чаще встречаются в робототехнике и игровой индустрии. Эти подходы перспективны и заслуживают отдельного изучения, однако в нашем исследовании мы сосредоточимся на наиболее распространенных методах, уже доказавших практическую ценность в бизнесе.

Проанализируем исследуемые алгоритмы по указанным критериям, в том числе и на предмет их преимуществ и ограничений при внедрении.

1. Классические методы машинного обучения: алгоритмы решающих деревьев и ансамблей.

Методы на основе деревьев решений и их ансамблей (Random Forest, градиентный бустинг: XGBoost, CatBoost и др.) широко применяются в управленческих задачах с табличными данными, когда необходимо сочетать приемлемую точность и управленческую интерпретируемость результатов [190]. Базовое дерево формирует иерархию правил вида «если–то» путём рекурсивного разбиения признаков; ансамбли агрегируют множество деревьев, повышая устойчивость и среднюю точность.

Преимущества рассматриваемых методов:

1. **Интерпретируемость.** Структура одиночного дерева прозрачно визуализируется: каждый узел – проверка условия, путь по ветвям показывает логику решения [190]. Для ансамблей доступна глобальная интерпретация через важности признаков и ХАI-методы (вклад признаков в снижение неопределенности по совокупности деревьев) [155].

2. **Качество на практике.** При достаточном объеме данных и корректной настройке гиперпараметров Random Forest и бустинг достигают результатов, сопоставимых, а нередко и превосходящих более сложные модели [190]. В прикладных задачах (прогноз спроса, сегментация, скоринг) это подтверждается эмпирически; показателен кейс Ц. Ву (Q. Wu) и соавт., где связка алгоритма случайного леса (Random Forest) с моделями авторегрессии (ARIMA) даёт высокоточную динамическую модель продаж при умеренных объемах данных [131].

Перейдем к рассмотрению **ограничений рассматриваемых методов:**

1. **Переобучение.** Базовые деревья склонны к переобучению при избыточной глубине; без регуляризации риск сохраняется и для ансамблей (слишком много деревьев, глубокие деревья, малые листы) [151]. Внедрение требует грамотного подбора гиперпараметров и компетенций в области науки о данных (Data Science), что для МСП может быть организационным барьером.

2. **Снижение «интуитивной» прозрачности.** Структура сотен деревьев нечитаема для пользователя, поэтому на практике добавляют ХАI-модули (напр., отчёты на основе SHAP) для управленческого объяснения причин решений [155].

3. **Зависимость от качества данных.** Противоречивые, нерепрезентативные и «шумные» данные ухудшают обобщающую способность. Для МСП критична «дисциплина данных»: ведение CRM/ERP с историей транзакций, контролем валидности и очисткой. Исследование М. Понти (M. Ponti) и соавт. показывает, что очистка данных и контроль выбросов заметно повышают результативность алгоритмов бустинга [190]. Практическая рекомендация – начинать проекты с аудита данных и мероприятий по повышению их качества [44].

Примеры применения:

– **Кредитный скоринг (финансы):** Random Forest/XGBoost обучаются на анкетных и поведенческих признаках, прогнозируя вероятность дефолта; управленческий эффект – ускорение выдачи и снижение NPL. Для требований объяснимости добавляются отчёты по факторам отказа (XAI) [151].

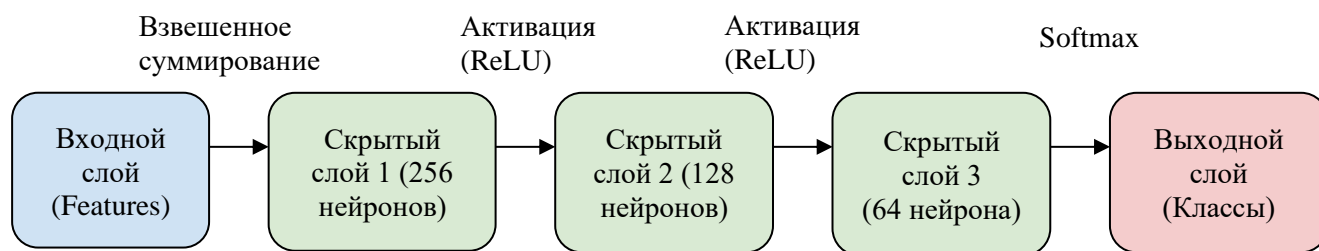
– **Анализ оттока (ритейл):** ансамбли выявляют комбинации факторов ухода и поддерживают адресные меры удержания (предложения, каналы коммуникаций), фиксируя нелинейные взаимодействия, недоступные простым линейным моделям [44].

Вывод. Деревья решений и их ансамбли – базовый инструмент для задач табличными данными, позволяющий сбалансировать точность, скорость пилотирования и управленческую объяснимость. Развитая экосистема библиотек (Scikit-learn, XGBoost, LightGBM, CatBoost) облегчает внедрение. В то же время по мере роста масштабов данных и усложнения паттернов проявляются пределы данного класса; в этих случаях целесообразен переход к более выразительным моделям (включая глубокое обучение).

2. Алгоритмы глубокого обучения.

Глубокие нейронные сети (Deep Learning, DL) представляют собой следующий этап развития методов ИИ. Как подчеркивают С. Торнеде и др., современные архитектуры (MLP, CNN, RNN/LSTM, Transformer) позволяют автоматически извлекать информативные представления из данных и моделировать сложные нелинейные зависимости, что во многих задачах даёт выигрыш по качеству по сравнению с классическими методами [126]. Это делает DL релевантным для управленческих приложений, требующих высокой точности (динамическое ценообразование, прогнозирование спроса, визуальный контроль качества продукции).

Из рисунка 5 видно, что входные признаки (сырые данные или предварительно обработанные показатели) последовательно преобразуются в серии скрытых слоев: каждый последующий слой формирует все более абстрактные представления, после чего выходной слой выдает итоговый прогноз или класс.



Составлено автором

Рисунок 5 – Алгоритмы глубокого обучения

Как подчеркивают С. Торнеде и др., увеличение глубины сети повышает ее выразительность и точность, но одновременно увеличивает ресурсоемкость и снижает интерпретируемость модели [126].

Преимущества глубокого обучения. По данным обзора С. Торнеде и др., главный плюс DL – очень высокая точность моделей и их «всеядность» по отношению к типам данных. Глубокие сети улавливают тонкие нелинейные зависимости, особенно в сложно структурированных массивах информации [126]. В прикладных задачах, где простые модели дают ошибку порядка 15–20%, правильно обученные нейросети нередко снижают её до 5–10% (в зависимости от предметной области и доступных данных) [126]. Интересен индустриальный кейс: согласно исследованию С. Ху (S. Hu) и соавт., облегчённая сверточная сеть (CNN) для визуального контроля производственной линии обнаруживает дефекты с точностью, превосходящей ручную инспекцию, что одновременно повышает скорость контроля и снижает долю брака продукции [131].

Ограничения и риски (DL).

1. **Интерпретируемость.** Для управленческих задач с высокой ценой ошибки «черные ящики» создают риск: становится трудно объяснить, почему модель дала именно такую рекомендацию, и, следовательно, сложно контролировать обоснованность решения. Поэтому, как подчёркивает К. С. Рудин, в ответственных применениях предпочтительны интерпретируемые модели либо такие решения, где обеспечено понятное объяснение результатов [203]. На практике этот барьер снижают средствами ХАИ: SHAP (Shapley Additive

Explanations) дает глобальное понимание вклада признаков в результаты модели, а локальные методы (например, LIME) удобны для анализа отдельных кейсов и ситуаций [155, 151]. Н. Л. Удальцова отмечает, что для управленческого использования критичны проверяемость и прозрачность выводов; без них доверие руководителей к ИИ остается низким, а внедрение – неустойчивым [44].

2. Ресурсоемкость и данные. Как подчеркивают С. Торнеде и др., DL требует значительных массивов данных и вычислительных мощностей; при дефиците данных растет риск переобучения, а затраты на инфраструктуру (GPU/TPU, хранилища) могут нивелировать выигрыш качества. Это особенно чувствительно для МСП, на что указывает Н. Л. Удальцова [126], [44].

3. Сложность настройки и эксплуатации. Как подчеркивают А. Беньяйер и М. Купп, даже при развитии автоматизированного машинного обучения (AutoML) сохраняется необходимость экспертного выбора архитектуры, гиперпараметров и регламентов использования модели; попытки прямолинейного применения DL на малых данных часто не оправдываются ни по качеству, ни по затратам – это подтверждают и С. Торнеде и др. [74, 126].

4. Своевременность обновления. Как отмечает Н. Л. Удальцова, длительные циклы обучения и развертывания снижают управленческую ценность прогноза. В этой связи, как демонстрируют Я. Ян (Y. Yang) и соавт., онлайн-/инкрементальное обучение в сочетании с мониторингом дрейфа данных повышает оперативную адаптивность моделей в нестационарной среде [44, 239].

Вывод по классу. Как подчеркивают С. Торнеде и др., DL обеспечивает максимум по критерию «точность» и «адаптивность» (при наличии данных и выстроенного MLOps), но уступает классическим подходам по «интерпретируемости» и «ресурсоемкости» [126]. Рациональная траектория, как отмечают С. Торнеде и др., состоит в том, чтобы начинать с классических ML-моделей, а по мере накопления данных и роста цифровой зрелости компании переходить к DL-алгоритмам [126]. Кроме того, А. Беньяйер и М. Купп рекомендуют использовать смешанные контуры «алгоритм + эксперт» в тех областях, где критически важны ответственность и управляемость решений [74]. А

интеграция средств SHAP/LIME, как показывают С. М. Лундберг и соавт., повышает доверие менеджмента и регуляторов к ИИ-системе [151], [155]

3. Эволюционные и стохастические алгоритмы оптимизации.

В отличие от описанных выше методов, нацеленных в первую очередь на прогнозирование и классификацию, эволюционные и другие стохастические алгоритмы предназначены для поиска оптимальных (или близких к оптимальным) решений в сложных управленческих задачах. К этому классу относятся генетические алгоритмы (GA), алгоритм муравьиной колонии (ACO), рой частиц (PSO) и др. Типичные бизнес-примеры: построение маршрутов доставки с временными окнами, календарно-сетевое планирование производства, распределение ограниченных ресурсов между проектами.

Перейдем к рассмотрению **преимуществ** указанных методов:

1. **Гибкость постановки.** Как показывает практика, достаточно уметь рассчитывать «полезность» варианта решения (например, затраты, сроки или уровень сервиса) и задать ограничения (бюджет, число смен, производственные мощности и т.д.). Алгоритм сам переберет множество допустимых вариантов и найдёт подходящий, экономя управленческое время на ручной перебор и предлагая более реалистичные решения [228].

2. **Комбинаторные решения.** Как отмечают А. Ал-Зухери и соавт., методы особенно продуктивны в дискретных задачах цепочек поставок (закрыть/не закрыть склад; добавить/снять страховой запас), быстро формируя компромиссы «издержки-надёжность» для управленческого выбора [187].

3. **Гибридизация с ML.** Как показывают Я. Ян (Y. Yang) и др., оправдано сочетание стохастического поиска с обучаемыми моделями: эволюционный алгоритм очерчивает область перспективных решений, а обученная модель (метамодель) оперативно оценивает их качество, либо же найденное решение доулучшается классическим градиентным методом. Это ускоряет сходимость поиска и повышает стабильность результата [239]. Для предпринимательских структур подобная связка «стохастический поиск ↔ ML-оценка» часто

оказывается оптимальной: модель ИИ даёт быструю оценку эффекта каждого варианта, а стохастический алгоритм перебирает допустимые конфигурации плана.

Рассмотрим **ограничения и риски**:

1. **Непредсказуемая сходимость.** В задачах высокой размерности с множеством жестких ограничений эволюционный алгоритм будет перебирать множество решений, требуя десятков или сотен перезапусков, прежде чем достигнет приемлемого варианта.

2. **Стохастичность решения.** Разные запуски дают различные результаты; на практике выполняют серию прогонов и выбирают лучший, что увеличивает затраты.

3. **Чувствительность к настройкам.** Размер популяции, вероятность мутации, стратегия отбора – все эти параметры существенно влияют на качество и скорость получения результата. По мнению А. Беньяйера и М. Куппа, отсутствие у менеджмента опыта эксплуатации подобных ИИ-методов приводит к тому, что трудности настройки воспринимаются как «несостоятельность» алгоритма, хотя на самом деле корень проблемы – в методике и процессах его применения [74]. В итоге для МСП, где ресурсы ограничены, особенно критично правильно задавать параметры алгоритма, автоматизировать эксперименты с разными настройками и четко регламентировать критерии останова/перезапуска поиска.

Примеры применения:

– *Маршрутизация доставки* (задача VRP с временными окнами). Курьерская служба ежедневно выстраивает маршруты для сотен доставок с учетом временных интервалов у клиентов, пробок и ограниченного автопарка – это классическая комбинаторная задача, сложная для ручного решения. Применение алгоритма муравьиной колонии (АСО), где виртуальные «муравьи» прокладывают пути в графе адресов, обновляя виртуальные «феромоны», позволяет итеративно улучшать маршруты. На практике совместное использование АСО с промышленными сервисами гео-навигации приводит к сокращению суммарного пробега и времени доставки, снижая логистические затраты и повышая продуктивность курьеров.

– *Гибридный подход «поиск → локальная донастройка».* В практике оперативного планирования используется комбинация: например, алгоритм роя частиц (PSO) находит область хороших решений, после чего в этой области запускается быстрый градиентный метод оптимизации. По данным Я. Ян (Y. Yang) и др., это уменьшает число итераций до стабилизации решения и повышает устойчивость к попаданию в локальные минимумы [239].

Вывод по классу. Эволюционные и стохастические алгоритмы целесообразны, когда требуется «найти лучшее среди допустимых» при дискретных альтернативах и отсутствии аналитического решения. Сильные стороны – гибкость, устойчивость к комбинаторной сложности, возможность гибридизации [55, 228, 239]; слабые – непредсказуемые сроки, вариативность решений и зависимость от настройки. Практически оправдан контур «алгоритм генерирует варианты → эксперт/бизнес-правила принимают финальный выбор», что снижает риски и повышает принимаемость решения [74, 187].

4. Гибридные системы (ИИ + экспертные/математические методы). Гибридные алгоритмы сочетают преимущества автоматизированного анализа данных и классических моделей либо экспертных правил. Их появление – прямой ответ на потребности реального бизнеса, где одновременно требуются:

а) мощная аналитика данных (машинное обучение для прогноза и выявления паттернов);

б) строгий формализм в оптимизации ресурсов (методы линейного или целочисленного программирования для расчета планов);

в) учет экспертных знаний и неформализуемых практических ограничений.

Как подчеркивают М. М. Кесслер и соавт., управленческие решения чаще принимаются и поддерживаются организацией именно тогда, когда «данные» и «экспертиза» объединены в едином контуре, а не противостоят друг другу [147]. В гибридной системе каждый компонент решает свою часть задачи, а итоговое решение формируется через согласованное взаимодействие модулей.

Как показано на рисунке 6, данные поступают из корпоративных систем (ERP, CRM, платформ логистики, IoT-устройств). Сначала выполняется их

подготовка: извлечение, очистка, приведение к единому формату, обогащение недостающей информации. Затем поток данных разделяется на два направления. Первое – модуль машинного обучения, где модели (градиентный бустинг, нейронные сети, решающие деревья и др.) строят прогнозы или классифицируют объекты. Второе – традиционный алгоритм оптимизации (в частности, линейный или целочисленный), планирующий распределение ресурсных материалов на базе прописанных лимитов. На стадии агрегации итоги прогностической работы направляются в оптимизирующую подсистему как входные параметры. Итоговая стадия – человеческое участие: специалисты и управленцы изучают подготовленные предписания и, если нужно, вносят правки, принимая во внимание фактический контекст и риски. Указанный порядок: «прогноз → оптимизация → эксперт» увеличивает достоверность и контролируемость реализации УР [147].



Составлено автором

Рисунок 6 – Гибридные комплексы (ИИ + классические методы)

Охарактеризуем **факторы, определяющие продуктивность таких многокомпонентных механизмов:**

– **Равновесие точности и правил:** машинное обучение проявляет неявные взаимосвязи, при этом сформированные предложения должны принимать во внимание строгие бизнес-лимиты. Как отмечают А. Кирулута (А. Kiruluta) и А. Лемос (А. Lemos), лимитирование в функции потерь либо постобработка прогнозов вносят заметный вклад в оптимизацию устойчивости и профилактику «неосуществимых» УР (например, закупки сверх бюджетных возможностей) [149].

– **Доверие и контроль.** По мнению М. М. Кесслера и соавт., интеграция алгоритмических методических приёмов и экспертных оценок способствует более успешному интегрированию технологии: ИИ формирует альтернативы и обоснования, итоговое решение остается за человеком [147]. При применении оптимизационный модуль и/или ответственное лицо, обладающее требуемой экспертизой, мгновенно даёт инструкции по допустимым рамкам (исходя, в частности, из бюджетных и складских лимитов).

– **Постепенная удобная интеграция как свойство составных архитектур,** в связи с чем М. М. Кесслер и соавт. пишут о возможности начать внедрение с уже используемой матмодели или набора правил, а затем постепенно подключать ML-модуль по направлениям, где прогнозные оценки могут повысить качество планов без ломки привычных процессов [147].

Таким образом, гибридные системы сводят воедино обучаемость и адаптивность ИИ-моделей со структурной строгостью и доступностью классических методов. Встраивание оптимизационных ограничений приводит прогнозы к реализуемым решениям и повышению их устойчивости [149], включению человека в контур – обоснованию и качеству конечного выбора [147]. Такая архитектура одновременно учитывает количественные показатели (стоимость, время, ресурсы) и качественные факторы (риски, экспертные знания), формируя сбалансированные решения для предпринимательских структур в условиях неопределенности.

Далее систематизируем четыре класса методов в единую сравнительную таблицу, чтобы проанализировать ключевые отличия по управленчески значимым параметрам.

В таблице 9 сведены воедино и рассмотрены сравнительные характеристики алгоритмов при решении управленческих задач.

Для корректной управленческой оценки результативности применение ИИ-алгоритмов должно сравниваться не только между собой, но и с контрольной альтернативой «без ИИ». В качестве базового ориентира (baseline) фиксируются:

- а) регламент/экспертные правила,
- б) простая статистическая модель либо «ручная» процедура планирования и контроля.

Это обеспечивает сопоставимость результатов в логике «с/без», снижает риск завышенных ожиданий и позволяет менеджеру аргументировать экономическую целесообразность внедрения.

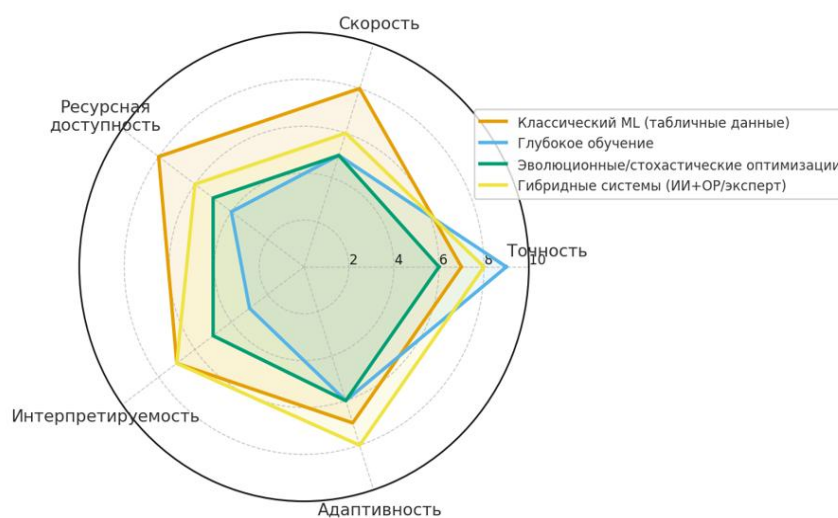
Таблица 9 – Сравнительные характеристики основных классов ИИ-алгоритмов (для управленческих задач)

Параметр / Класс	ML(линейные модели, деревья, ансамбли)	Глубокое обучение (DNN/CNN/Transformer)	Эволюционные и др. стохастические оптимизации	Гибриды (ИИ + правила/ОР/ЭММ)
Потенциал точности	Средний–высокий на табличных признаках	Высокий–очень высокий при больших данных	Высокий в задачах поиска допустимого/хорошего решения	Высокий (комбинация сильных сторон)
Требования к данным (объем, тип)	Умеренные; структурированные признаки	Высокие; часто нужны десятки/сотни тыс. наблюдений	Зависит от размерности пространства решений	Умеренные–высокие (по компонентам)
Вычислительная нагрузка	Низкая–умеренная	Высокая (желательны GPU/TPU)	Средняя–высокая (много итераций/популяций)	Средняя–высокая (оркестрация модулей)
Интерпретируемость	Хорошая (FI/SHAP; простые модели – прозрачны)	Низкая без XAI; post-hoc объяснения	Средняя (эвристическая природа поиска)	Средняя–высокая (правила/ограничения повышают доверие)
Адаптивность и обновления	Высокая (частое дообучение)	Средняя (дообучение дорого/трудоемко)	Средняя (перезапуски и настройка параметров)	Высокая (модульные обновления)
Время до результата	Короткое	Длинное	Среднее–длинное	Среднее (дольше ML, короче чистого DL)
Типичные управленческие задачи	Прогноз спроса/цен, риск-скоринг, отток, KPI	Работа с неструктурированными данными	Маршрутизация, планирование, аллокация ресурсов	«Прогноз → оптимизация»
Риски/ограничения	Ограниченная выразительность в сложной нелинейности	«Чёрный ящик», высокая стоимость владения	Нет гарантии глобального оптимума; долгие прогоны	Рост архитектурной сложности и требований к процессам
Пригодность для МСП	Высокая (быстрые пилоты)	Низкая–средняя (ресурсы, компетенции)	Средняя (узкие задачи оптимизации)	Средняя–высокая при налаженных процессах

Разработано автором

Дополнительно сопоставимость выводов по классам методов была проверена через экспертную оценку в рамках форсайт-сессии, проведенной ЮФУ (май 2024): эксперты оценили четыре класса алгоритмов по пяти критериям – точность, скорость, ресурсная доступность, интерпретируемость, адаптивность. Как видно на радиальной диаграмме (рисунок 7), классический ML на структурированных данных демонстрирует наиболее сбалансированный профиль. Методы глубокого обучения получили наивысшие оценки по точности, но более низкие – по интерпретируемости и ресурсной доступности. Эволюционные и стохастические алгоритмы в среднем оцениваются на сопоставимом уровне по большинству критериев, при этом вариативность по скорости обусловлена особенностями сходимости и параметризации. Интегрированные (комбинированные) подходы, объединяющие ИИ-модели с правилами/оптимизационными процедурами, демонстрируют высокие оценки по точности и интерпретируемости при умеренной ресурсной доступности и несколько сниженной скорости, что связано со сложностью согласования контуров расчета и исполнения. Таким образом, визуализация позволяет увидеть управленческие компромиссы и выбрать класс методов с учетом конкретных ограничений по времени принятия решения (time-to-decision) и допустимому уровню риска.

Сравнительный профиль классов алгоритмов по 5 критериям (экспертная оценка)



Составлено автором по данным Форсайт сессии ЮФУ 2024 (16–17 мая 2024)

Рисунок 7 – Сравнительный профиль алгоритмов по пяти критериям (схематично)

Таким образом, классы методов ИИ различаются не по принципу «лучше/хуже», а по управленческим свойствам. Одни дают высокую точность, но требуют больших данных, устойчивых процессов подготовки/обработки и зрелой инфраструктуры; другие просты и быстры, но ограничены по качеству и устойчивости; третьи точны и адаптивны, однако остаются малопрозрачными и сложными для управленческой верификации. На практике выбор почти всегда сводится к комбинированному подходу и компромиссу между точностью, скоростью принятия решения, ресурсоёмкостью и объяснимостью.

Принципиально важно, что ценность метода определяется не только точностью, но и вкладом в управленческий цикл. Например, умеренно точная модель, которая быстро обучается и регулярно пересчитывает прогноз, нередко даёт больший эффект (за счёт своевременной корректировки планов), чем более точный алгоритм, обновляемый редко, и не успевающий отражать изменения спроса, цен или ограничений. Следовательно, оптимальный выбор метода задается не «максимизацией точности», а согласованием KPI и ограничений компании: тип и качество данных, допустимый риск ошибки, требования к интерпретации и пропускная способность организационного контура.

Чтобы сравнительный анализ (таблица 9) и экспертная оценка (рисунок 7) использовались как инструмент выбора, далее процедура выбора класса методов фиксируется в виде краткого алгоритма, опирающегося на ключевые показатели эффективности (KPI), базовый уровень («без ИИ») и ресурсные ограничения МСП.

Алгоритм управленческого выбора класса методов:

1. Зафиксировать управленческую задачу и KPI результата.
2. Определить ограничение по времени решения (time-to-decision) и допустимый риск ошибки.
3. Оценить доступность и качество данных (источник, период, полнота, владелец).
4. Задать базовый ориентир (baseline) «без ИИ» для сравнения «с/без».

5. Сопоставить варианты по критериям: точность, скорость, ресурсная доступность, интерпретируемость, адаптивность (в т.ч. по экспертным оценкам, рисунок 7).

6. Зафиксировать риски и ограничения внедрения (данные, инфраструктура, регламенты) и выбрать класс методов, соответствующий условиям.

7. Сформулировать метрики приемки результата, зафиксировав целевые значения на этапе T1 относительно исходного уровня T0, а также порядок их пересмотра по результатам пилота.

Зафиксировав задачу, базовый ориентир (baseline) и критерии выбора, можно перейти от сравнения классов методов к условиям, при которых выбранный метод действительно дает эффект в управленческом контуре.

Обобщая результаты компаративного анализа, результативность внедрения ИИ в предпринимательских структурах опирается на три необходимые условия:

- высокое качество данных,
- доверие пользователей (принятие технологий),
- реалистичная интеграция решений в процессы.

Эти условия задают границы, в пределах которых ИИ даёт измеримую пользу. Далее их следует перевести в операционные шаги: подобрать методы под конкретную задачу и задать порядок запуска с минимизацией рисков. Опираясь на выводы Н. Л. Удальцовой о приоритете качества данных [44], рекомендации М. М. Кесслера и соавт. по вовлечению пользователей и применению ХАИ [147], а также практические ориентиры Н. А. Карасёва и Т. Д. Климачева для компаний с низкой цифровой зрелостью [23] и замечания К. А. Мызровой и др. о поэтапности в МСП [33], целесообразно придерживаться следующих практик:

1. **Обоснованный выбор методов под задачу.** Как отмечают Н. А. Карасёв и Т. Д. Климачев, эффективность увеличивается, когда метод соотнесен с типом управленческой задачи [23]. Для прогнозирования спроса средней сложности разумно стартовать с ансамблей деревьев и переходить к DL при очевидном приросте качества и наличии ресурсов [218]. Выбор подтверждается пилотным сравнением 2–3 альтернатив на реальных данных по метрикам (AUC, MAPE и др.).

2. **Пилотирование и стратегия «быстрых побед».** По мнению Н. Л. Удальцовой, старт с небольшого пилотного проекта на узком участке (например, прогнозирование одной товарной группы или запуск чат-бота только для одного типа обращений) позволяет за 2–3 месяца показать осязаемый эффект и снизить внутреннее сопротивление персонала [44]. М. М. Кесслер и соавт. подчеркивают важность публичного фиксирования результатов пилота внутри компании («сэкономлено 15% времени», «точность прогноза увеличена на 5 п.п.»), после чего проект масштабируется последовательно, с учётом уроков пилота и дополнительного обучения сотрудников [147].

3. **Explainable AI «по умолчанию».** По мнению Дж. Корраде, в управленческих задачах важнее предоставить глобальные объяснения факторов (например, с помощью метода SHAP), дополнив их локальными разъяснениями (LIME) для разбора конкретных случаев принятия УР [151]. А. Барредо Арриета и коллеги подчеркивают, что движение к ответственному ИИ невозможно без прозрачности; более того, в таких сферах, как финансы и HR, требование объяснимости зачастую закреплено нормативно [58]. Поэтому при внедрении прикладных программных продуктов на базе ИИ необходимо изначально включать модуль объяснимости (XAI) и обучать менеджеров интерпретировать соответствующие отчеты (топ-факторы, вклад признаков, примеры рекомендаций и решений).

Следуя описанному опыту: производя правильный выбор алгоритма, начиная с пилота с «быстрой победой», и обеспечивая прозрачность УР, – хозяйствующий субъект в заметной степени повышает вероятность успешной интеграцию ИИ в свои административные процедуры. Эти шаги формируют прочный фундамент для более масштабной электронно-информационной трансформации и подготовки к развертыванию всё более сложных ИИ-проектов. Прикладной опыт разобранных ранее кейсов констатирует: грамотно спроектированная архитектура программных ИИ-продуктов – залог продуктивного, стабильного и масштабируемого прикладного использования алгоритмов искусственного интеллекта.

Таким образом, эффективное применение ИИ-алгоритмов достигается только при балансировании параметров точности, скорости, ресурсоёмкости и

интерпретируемости. Отметим, что выбор технологий должен исходить из специфики решаемых задач, а их внедрение – сопровождаться организационным реформированием (через обучение кадров и развитие культуры работы с данными).

Интегральные направления развития архитектуры, такие как инкрементальное обучение, гибридные человеко-машинные комплексы, повсеместное использование ХАИ и модульность системы, послужат основой для последующих подразделов (2.2 и 2.3). В них будут предложены конкретные схемы внедрения и примеры реализации комплексных интеллектуальных систем управления. Иными словами, проведенный компаративный анализ алгоритмов искусственного интеллекта создает базис для перехода от выбора методов к практической разработке архитектуры и инфраструктуры управленческих решений на основе ИИ.

2.2. Выявление и анализ факторов, влияющих на результативность принятия управленческих решений с использованием ИИ в предпринимательских структурах

Анализ итогов предыдущего раздела (2.1) показал, что современные предпринимательские структуры располагают широким спектром методов и алгоритмов искусственного интеллекта – от моделей машинного обучения до глубоких нейросетей и эволюционных подходов. Теоретически их применение должно повышать точность прогнозов, снижать риски и ускорять рутинные операции. Однако на практике далеко не каждая компания получает от внедрения ИИ значимый эффект. Исследования показывают, что лишь немногие компании достигают существенного улучшения ключевых показателей, тогда как большинство сталкивается с трудностями и не окупает вложений [102]. Согласно отчёту Deloitte, значительная доля организаций остаётся в категории «отстающих» по итогам внедрения ИИ, поскольку им не удастся преобразовать пилотные проекты в устойчивые бизнес-результаты [95].

Ключевым условием, определяющим успешность внедрения ИИ при сопоставимом технологическом оснащении, выступает совокупность внутренних и

внешних условий, характеризующих готовность организации к ИИ и состояние её внешней среды [54, 58, 122, 172]. Поэтому для проектирования архитектуры управленческих решений на базе ИИ необходимо не только описать технологии (раздел 2.1), но и измерить эти факторы управленчески корректным способом. В данном подразделе мы определим, какие именно обстоятельства влияют на успешность внедрения ИИ, и предложим подход к их количественной оценке для конкретного предприятия.

Для систематизации влияния факторов представим результативность внедрения ИИ в виде функции от множества переменных. В общем виде введем факторную модель интегральной оценки E (эффекта от использования ИИ):

$$E = \sum_{i=1}^k w_i F_i \quad \sum_{j=1}^m v_j * G_j \quad (1)$$

где F_i (при $i=1..k$) – внутренние переменные (организационная культура, квалификация персонала, техническая база, финансирование); G_j (при $j=1..m$) – внешние переменные (макроэкономические условия, регуляторика, развитие облачных платформ, уровень общественного доверия к ИИ); w_i и v_j – весовые коэффициенты, отражающие относительную важность соответствующего фактора и нормируемые так, чтобы сумма весов каждой группы равнялась 1.

Такой подход переводит разнотипные детерминанты к единому измерительному профилю: факторные показатели переводятся в унифицированную шкалу (0–10), затем умножаются на определённые для них весовые значения; интегральная оценка E растёт, только если улучшаются наблюдаемые показатели или повышается подтверждённая важность факторов.

Следует заранее зафиксировать содержание 2-х процедур:

- 1) перевода исходных индикаторов в единую шкалу 0–10,
- 2) получения факторных весов.

Эта фиксация (выступающая как контракт) исключает произвольные трактовки, обеспечивая воспроизводимость расчётов.

Для каждого параметра формируется «паспорт»: измеряемая сущность, источник верификации, период наблюдения, границы «хуже–лучше», формула перевода в 0–10, правило для «обратных» метрик и обработка пропусков.

Если принято условие «больше = лучше», применяется прямое шкалирование; если условие «меньше = лучше» (например, для волатильности и дефектов данных), используется обратное кодирование по заранее заданным порогам. Свод правил и источников представим ниже, в таблице 10.

Далее эксперты сравнивают факторы попарно («что важнее и насколько»). Ответы переводят в числовые веса и нормируют до $\sum w_i = 1$ (внутренние) и $\sum v_j = 1$ (внешние). Для каждого эксперта вычисляется индекс согласованности и сопоставляется с порогом; по группе оценивается коэффициент Кендалла W . Если $W < 0,5$, следует провести дополнительный раунд с представлением сводки расхождений.

После этого эмпирически верифицируем данные, используя ретроспективу: значения факторных показателей прошлых периодов и соответствующие результаты (доход, маржа, точность прогнозов, ROI). Регрессионные тесты показывают, какие факторы устойчиво связаны с результатом, а методы группировки (факторный анализ/РСА) выявляют избыточные показатели. Подтвержденные факторы сохраняют или усиливают вес, слабые – понижаются; все корректировки фиксируются в протоколе.

Затем мы проверяем, насколько общий результат зависит от исходных данных. Для этого смотрим, как меняется индекс при небольших колебаниях весов, при исключении одного эксперта из расчёта и при повторных пересчетах на тех же данных. Это позволяет убедиться, в том, что итог остаётся стабильным.

После нормировки считаются вклады $w_i F_i$ (внутренние) и $v_j G_j$ (внешние).
Частичные индексы:

$$E_{int} = \sum w_i F_i \quad E_{ext} = \sum v_j G_j \quad (2)$$

Для сопоставимой шкалы 0–10 используем нормированный итог:

$$\frac{E_{int} + E_{ext}}{2} \quad (3)$$

Таким образом, вся процедура расчёта включает нормировку показателей, определение и проверку весов, а также контроль устойчивости результата. В таблице 10 указанные шаги сведены в операционализированную форму: показано, что именно

измеряется по каждому фактору, из каких источников берутся данные и как они переводятся в единую шкалу. Это позволяет сделать расчет интегральной оценки E обоснованным и воспроизводимым.

Таблица 10 – Операционализация факторов

Группа	Фактор	Индикатор (что измеряем)	Верифицируемый источник/документ	Правило нормировки (0–10)
Внутренние	Культура изменений	Доля сотрудников, участвующих в инициативах улучшений, %	Итоги опроса + реестр инициатив	0= \leq 20%; 10= \geq 80%
	Компетенции	Часы обучения по ИИ на 1 сотрудника за период	Отчёт по обучению персонала	0=0; 10= \geq 20
	Инфраструктура данных	Доля структурированных данных в корпоративном хранилище, %	Отчёт инвентаризации/качества данных	0= \leq 20%; 10= \geq 90%
	Управление данными	Наличие ролей и политик по качеству данных (DQ)	Регламенты, реестр датасетов	0/5/10 (нет/частично/полностью)
	Финансирование	Бюджет на ИИ / выручка, %	Финансовый план/бюджет	0=0%; 10= \geq 2%
Внешние	Регуляторные требования	Уровень комплаенс-рисков	Юридическое заключение	0=высокий риск; 10=низкий
	Внешние данные и партнёрства	Наличие надежных внешних источников данных	Договоры/описания API	0=нет; 10= \geq 3 источника
	Конкурентная среда	Индекс конкурентной напряженности	Отчёт по рынку/BI-аналитика	0=выс.; 10=низ.

Составлено автором

Весовые коэффициенты w_i и v_j отражают управленческую значимость факторов и определяются с помощью двухэтапной экспертизы. Для верификации полученных

результатов был применён метод экспертных оценок (метод Дельфи), реализованный в два раунда:

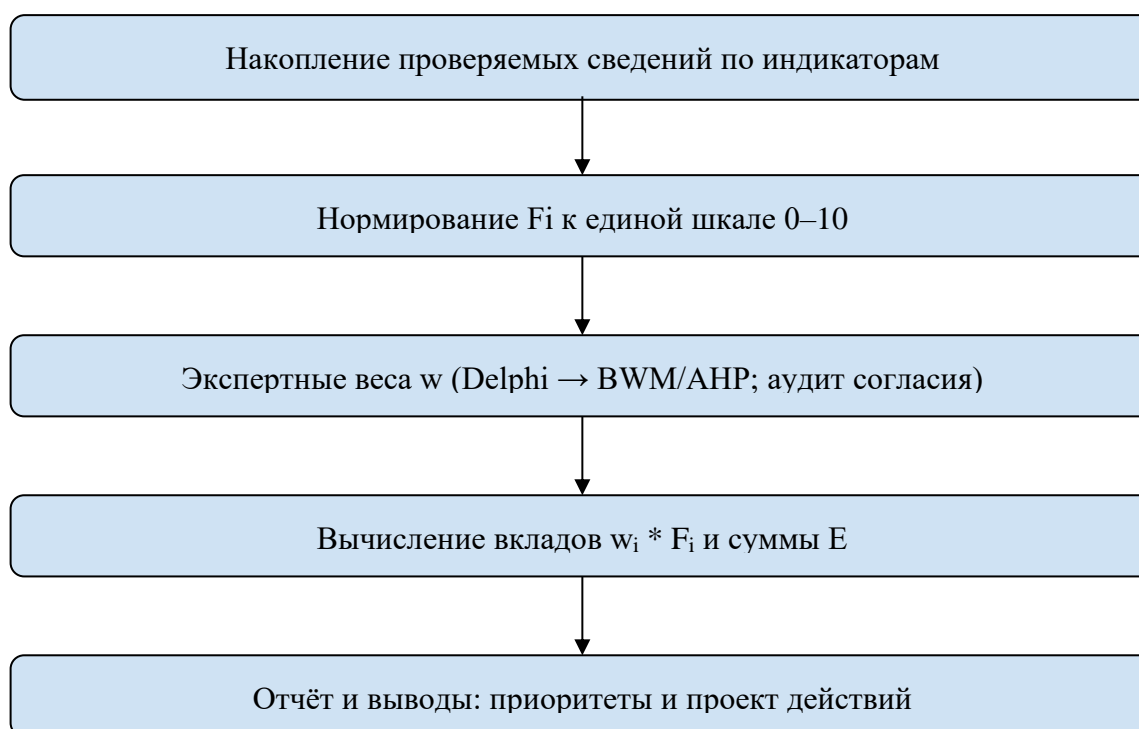
- 1) согласование состава факторов и формулировок индикаторов, устранение дублирования;
- 2) уточнение оценок и достижение консенсуса.

Экспертная панель формируется из 10–15 менеджеров ключевых функций компании (операционная деятельность, финансы/FP&A, руководители бизнес-направлений, специалисты по данным/аналитике, юридино-рисковая функция). Критерии включения экспертов: стаж не менее 5 лет в соответствующей области, участие как минимум в двух проектах по внедрению аналитики/ИИ, а также декларация об отсутствии конфликта интересов (в частности, отсутствие заинтересованности в продвижении конкретных вендоров или внутренних подразделений).

По результатам двух раундов Дельфи (Delphi) эксперты провели попарное сравнение факторов: в каждой паре фиксировалось, что важнее и на сколько. На основе полученных оценок были рассчитаны числовые веса факторов, которые затем были пронормированы таким образом, чтобы весовая сумма в каждом блоке составляла 1.

Далее проверяем качество суждений. Сначала – внутренняя согласованность каждого эксперта: считаем **индекс согласованности** и сравниваем его с заранее заданным порогом (чем ниже, тем лучше). Затем – согласие всей группы по **коэффициенту Кендалла W** (0...1). Если $W < 0,5$, проводим дополнительный раунд: показываем сводку расхождений и просим уточнить ответы.

По завершении собирается **коллекция материалов, подлежащих аудиторскому исследованию**: протокол панельной сессии (участники и время участия), матрицы парных сравнений, вычисленные индикаторы согласованности и **W** , **нормированные весовые величины w_i и v_i** , и «паспорт нормировки» факторных величин (измеряемый параметр, источник сведений, описания перевода в диапазон 0–10: лимиты, формулы, допущенные предположения) [153].



Составлено автором

Рисунок 8 – Алгоритм вычисления агрегированной оценки E

Схематическое изображение на рисунке 8 представляет этапы от статистики к УР и отмечает пункты аудита качества. Вначале идёт сбор фактических статистик по факторным параметрам. Далее фактические значения F_i и G_j стандартизируются по единой шкале нормирования (0–10). Далее – применяются экспертные весовые коэффициенты w_i и v_j (сформированные по методу Delphi → BWM/АНР с проверкой согласованности точек зрения). Далее рассчитываются вклады $w_i * F_i$ и $v_j * G_j$ и суммирование, формирующее агрегированный индикатор E. С использованием результатов его оценивания готовится отчётное заключение и оргвыводы: выделяются ключевые сущности для совершенствования и проект действий.

На изображении отмечены пункты отслеживания качества: применение нормирующих правил, проверка согласованности экспертных точек зрения и воспроизводимость вычислений (при включении новых сведений или актуализации весовых параметров процедуру можно повторить) [58, 122, 172].

Для предотвращения неопределённости оценивания далее **протоколируются расчёты** агрегированного значения E – в форме протокольного документа с этапами,

формулами и требованиями к отображению входящих данных и весовых коэффициентов. По сравнению с рисунком 8, отражающего целостную логику контура и контрольные пункты, этот протокольный документ детерминирует **упорядоченный, поддающийся проверке процесс аналитико-оценочной работы**, дающий возможность другому аналитику повторить результат.

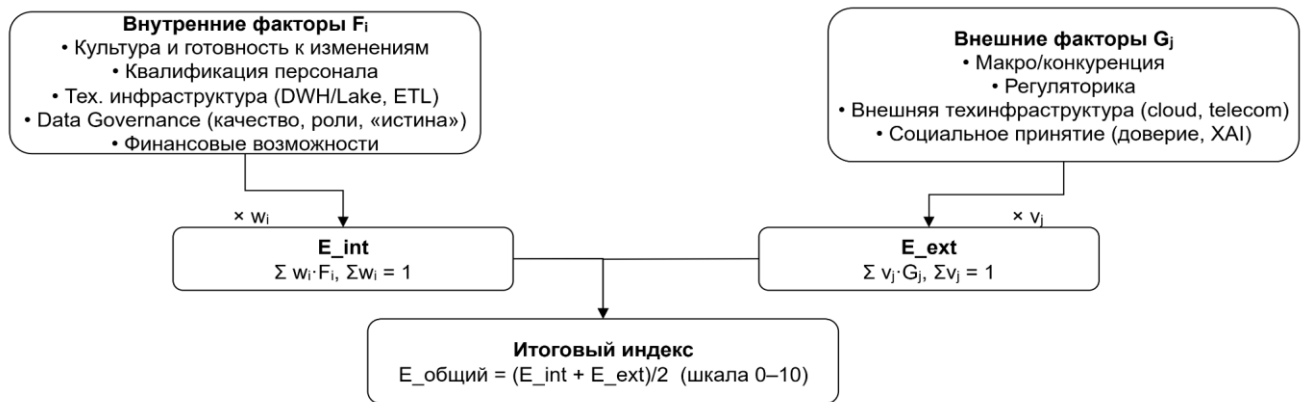
Протокол определения индикатора E (для повторения):

- 1) описать оцениваемый объект и режим сопоставления: T0 («до») / T1 («после») и список факторов эндогенного F_i и экзогенного контура G_j ;
- 2) для каждой сущности принять измеритель, источник сведений и правило нормирования в диапазон 0–10 (паспорт нормирования);
- 3) вычислить весовые величины w_i и v_j по Delphi → BWM/АНР с аудитом взаимосвязанности (индекс согласованности, Kendall WWW); результирующие величины стандартизируются до суммы 1 во всех контурах;
- 4) вычислить частные показатели: $E_{int} = \sum w_i \times F_i$, $E_{ext} = \sum v_j \times G_j$;
- 5) определить результирующий индекс готовности: $E = \frac{E_{int} + E_{ext}}{2}$ (приведя к шкале 0–10);
- 6) управленчески интерпретировать полученную информацию по структуре вкладов $w_i \times F_i$ и $v_j \times G_j$: вычленив драйверы/ограничители и подготовить проект мер.

Таблица 11 закрепляет верифицируемую схему вычислений: для каждой факторной сущности сохраняются базовый индикатор, его источник, правило нормирования, вычисленный балл, весовой параметр и вклад. Такая структура позволяет восстановить F_i и G_i проверить корректность весов w_i и v_i , пересчитать E_{int} , E_{ext} и итоговый E тем же способом. Тем самым обеспечивается независимая верификация итога и его повторяемость при обновлении данных или пересмотре влияния факторов.

Чтобы зафиксировать **структуру индекса** (двухконтурную агрегацию) в наглядной форме, на рисунке 9 показано, как частичные оценки внутренних и внешних условий формируют итоговый показатель. Внутренний контур дает E_{int} , внешний – E_{ext} ; итоговая оценка приводится к шкале 0–10 выбранным правилом

нормирования, что обеспечивает сопоставимость результатов между компаниями и периодами.



Контроль качества: нормировка 0–10 · согласованность весов (CR/ошибка BWM, Kendall W) · воспроизводимость расчёта

Составлено автором

Рисунок 9 – Схема агрегации факторов и весов для интегральной оценки готовности к ИИ

Практическая форма расчёта приведена в таблице 11: для каждого фактора последовательно фиксируются индикатор и источник, правило перевода в шкалу 0–10, фактический балл, вес, вклад; внизу суммируются E_{int} и E_{ext} и показывается общий итог, который делится на 2 для приведения к шкале от 0 до 10.

Таблица 11 – Форма представления расчёта интегральной оценки (шаблон)

Блок	Фактор	Вес	Оценка (0–10)	Вклад
Внутренние (F)	Культура изменений	w_1	F_1	$w_1 F_1$
	Компетенции	w_2	F_2	$w_2 F_2$
	Инфраструктура данных	w_3	F_3	$w_3 F_3$
	Управление данными	w_4	F_4	$w_4 F_4$
	Финансирование	w_5	F_5	$w_5 F_5$

Продолжение таблицы 11

Блок	Фактор	Вес	Оценка (0–10)	Вклад
	Итого по внутренним	$\sum w_i = 1,0$	-	$E_{int} = \sum w_i F_i$
Внешние (G)	Макроэкономика/конкуренция	v_1	G_1	$v_1 G_1$
	Регуляторика	v_2	G_2	$v_2 G_2$
	Внешняя техинфраструктура	v_3	G_3	$v_3 G_3$
	Социальное принятие	v_4	G_4	$v_4 G_4$
	Итого по внешним	$\sum v_i = 1,0$	-	$E_{ext} = \sum v_i G_i$
	Общий итог (0–20)			$E_{общий} = E_{int} + E_{ext}$
	Итог нормированный (0–10)			$\frac{E_{int} + E_{ext}}{2}$

Составлено автором

В управленческом отчете по результатам расчёта приводятся значения F_i и G_j по 10-балльной шкале веса w_i и v_j , а также вклады и интегральная оценка E , что обеспечивает прозрачность метода и позволяет обосновывать управленческие выводы на уровне факторов, а не только общей величины индекса.

Таким образом, итоговая результативность определяется не только применяемыми ИИ-алгоритмами, но и сопутствующими условиями – человеческими, инфраструктурными, институциональными ресурсами. Внешние ограничения (регуляторика, дефицит внешних данных, конкурентная напряженность рынка) способны нивелировать технологические преимущества [58, 122, 172]. Далее рассмотрим факторы по двум блокам – внутреннему и внешнему – с интерпретацией их вкладов и выводами для корректировки управленческих решений [54, 95, 102].

Проанализируем **внутренние факторы**.

Организационная и управленческая культура. Практика внедрения цифровых технологий показывает, что ключевая «точка роста» ИИ-проектов кроется

не столько в технической сложности моделей, сколько в способности организации встроить эти модели в повседневную работу и систему ценностей [3]. Если в компании отсутствует доверие к инструментам и готовность к экспериментам, эффективность внедрения падает – даже лучшие алгоритмы бессильны при скрытом сопротивлении изменениям [43].

Организационная культура, ориентированная на обучение, обратную связь и быстрые итерации (элементы agile-подхода, цифрового мышления – digital mindset), повышает вероятность масштабирования пилотных решений до уровня рабочих инструментов. Напротив, избыточная иерархичность и страх ошибок приводят к блокировке новшеств на ранних этапах [43].

Для российского контекста традиционно характерны вертикальные стили управления и жёсткая субординация [11], однако наблюдается постепенный сдвиг к большей вовлеченности и гибкости, что облегчает адаптацию к быстрым технологическим изменениям [35]. Как отмечает Т. О. Третьякова, баланс между темпом технологических обновлений и поддержкой людей – необходимое условие эффекта от внедрения ИИ-технологий [43].

В модели данный блок отражается показателем F_{cult} («готовность к изменениям») с весом w_{cult} ; управленческие меры повышения F_{cult} связаны с поддержкой экспериментов, регламентом обратной связи и публичной поддержкой инициатив со стороны руководства [35, 43].

Квалификация персонала и руководителей. Второй ключевой детерминант – человеческий капитал организации, то есть наличие и развитие компетенций работы с данными и ИИ. Для субъектов МСП характерен острый дефицит аналитиков, инженеров данных и профильных ИТ-специалистов, что выступает существенным барьером на пути внедрения технологий искусственного интеллекта. Отсутствие нужных навыков нередко вынуждает опираться на сторонних экспертов, не позволяя выстроить внутреннюю экспертизу [47].

В модели этот фактор представлен как F_{skill} («уровень компетенций») с весом w_{skill} ; показатель агрегирует параметры подготовки и укомплектованности ключевых ролей. Повышение F_{skill} достигается через обучение менеджеров и специалистов,

внутрифирменный обмен практиками, партнерством с вузами и применение инструментов, снижающих порог входа (в т.ч. AutoML).

Техническая инфраструктура данных. Третий фактор – состояние и гибкость ИТ-инфраструктуры, прежде всего инфраструктуры данных. Даже самые продвинутые алгоритмы не дадут результата, если в компании нет доступа к нужным данным, они разрознены по разным системам или вычислительные ресурсы не позволяют обработать информацию вовремя.

В модели фактор задается как F_{infra} (инфраструктура данных) с весом w_{infra} и включает наличие хранилища/витрины данных, интеграцию источников и масштабируемость вычислений. Для МСП практический минимум – консолидация данных из разрозненных систем и использование недорогих облачных сервисов для масштабирования при необходимости.

Финансовое обеспечение. Завершающий внутренний фактор – готовность финансировать ИИ-инициативы и выдерживать лаг окупаемости. Показатель F_{fin} отражает бюджетные возможности и отношение собственников к инвестициям; при низком F_{fin} проекты часто «застревают» на этапе эксперимента.

При этом финансовый ресурс в одиночку не гарантирует успеха: при слабой культуре, кадрах и данных инвестиции дают ограниченную отдачу. Для МСП наиболее практична стратегия «малого пилота» с фиксацией эффекта, после чего решение масштабируется и обосновывает расширение финансирования [44, 147].

Практическая применимость методики проверена на предприятии сферы гостиничного размещения – ООО «Софи Групп». Выбор кейса обусловлен типичностью условий для предпринимательских структур традиционного сектора услуг: умеренный уровень цифровизации и необходимость верифицируемого расчета готовности перед масштабированием. В таблице 12 приведены веса w_i , оценки F_i (0–10) и вклады $w_i F_i$, по которым вычисляется внутренний индекс E_{int} .

Таблица 12 – Внутренние факторы ООО «Софи Групп»: веса, оценки и вклад

Внутренние факторы	Вес w_i	Оценка F_i	Вклад $w_i \times F_i$
Организационная культура (готовность к изменениям)	0.25	8	2.00
Квалификация персонала	0.20	7	1.40
Техническая инфраструктура (CRM, ERP, качество данных)	0.30	6	1.8
Финансово-экономические возможности	0.25	5	1.25
Итого E_{int}	1.00	-	6.45

Составлено автором

Из расчётов видно, что наибольший вклад в интегральную оценку готовности дают техническая инфраструктура и культура организации, тогда как финансовый фактор заметно отстаёт. Это означает, что базовые данные и технический контур в компании в целом сформированы, а управленческая открытость к изменениям достаточно высока; при этом ограничения связаны прежде всего с финансированием цифровых инициатив и масштабом развития компетенций. В результате внутренний индекс E_{int} составляет около 6,45.

Важно подчеркнуть, что внутренние факторы не исчерпывают проблему. Даже компания с высоким уровнем внутренней готовности может не достичь ожидаемой отдачи от ИИ при неблагоприятных внешних условиях. Поэтому для формирования целостной картины необходимо рассмотреть внешние факторы, определяющие среду принятия решений с использованием ИИ.

Перейдем к рассмотрению **внешних факторов**.

Макроэкономический фон и конкуренция. Внешняя среда во многом определяет, насколько своевременно и эффективно бизнес сможет инвестировать в ИИ. Колебания спроса, конъюнктура рынка, динамика цен и валютных курсов напрямую влияют на готовность запускать инновационные проекты. В периоды кризисов и высокой неопределенности (финансовые спады, пандемии, санкции) многие компании «замораживают» цифровые инициативы, опасаясь не окупить

вложения [183]. В то же время кризисы выявляют и обратный эффект: гибкие ИИ-модели, умеющие быстро перестраивать прогнозы, помогают оперативно реагировать на сбои цепочек поставок и всплески спроса [188].

В модели этот аспект соотносится с переменной G_{mkt} , её вес v_{mkt} выше в динамичных отраслях (e-commerce, ИТ и т.п.), ниже – в стабильных индустриях. Высокое G_{mkt} повышает ценность прогнозной аналитики и адаптивных систем, но одновременно усложняет планирование и может снижать общий результат E из-за рисков [183, 188].

Правовая и регуляторная среда. Регуляторика становится определяющим фактором там, где затронуты персональные данные и автоматизация решений [168]. Строгие режимы требуют соблюдения прав субъектов данных и накладывают серьезные штрафы за нарушения. Согласно 152-ФЗ, Закону «О персональных данных», организациям, использующим клиентские данные для обучения моделей, необходимы надежные контуры безопасности и правовые процедуры, иначе проект несет юридические риски и издержки на перестройку архитектуры.

С другой стороны, государственные программы стимулируют внедрение ИИ (гранты, субсидии, налоговые льготы), что это снижает финансовый барьер и ускоряет переход от пилотов к эксплуатации [183]. В России в 2024 и 2025 гг. активизирована разработка правил регулирования ИИ, включая подготовку экспериментов и специальных правовых режимов [28]. Как отмечает Д.А. Мезенцев, достижение правовой определенности в данной сфере способствует повышению предсказуемости инвестиций [29].

В модели это показатель G_{reg} с весом v_{reg} .

Внешняя технологическая инфраструктура. Под внешней технологической инфраструктурой понимаются доступные компании внешние ИТ-сервисы и каналы: облачные платформы, телеком-связь, рынок аутсорсинга ИИ. Развитие облаков (Google Cloud AI, Microsoft Azure, Yandex Cloud и др.) снизило порог входа, позволив арендовать вычисления и инструменты ML по подписке [122]. На практике многие МСП пользуются внешними провайдерами и экспертами, не имея собственного штата «data science» [58]. Ограничения – качество связи, требования к безопасности передач

данных, интеграция с внутренними системами. Ситуация в России имеет свои особенности, в частности геополитические ограничения 2022–2023 гг. потребовали локальных альтернатив и переориентации инфраструктуры. В модели фактор отражен как G_{ext} ; высокое значение означает доступность облаков/связи/рынка услуг, низкое – необходимость капитальных вложений в собственные мощности [58, 222].

Социально-культурное принятие (доверие к ИИ). Даже при технической корректности решений барьером выступает доверие пользователей: негативные прецеденты и подозрения в несправедливости/дискриминации снижают приемлемость ИИ и усиливают репутационные риски [172]. Практики прозрачности и объяснимости повышают доверие и устойчивость внедрения [58]. Фактор отражен как G_{soc} с весом v_{soc} [58], [172].

Аналогично внутреннему анализу, оценим внешнюю среду ООО «Софи Групп» по ключевым факторам. Эксперты задали следующую конфигурацию: относительно стабильная макроэкономическая ситуация (7 из 10) и благоприятная конкурентная обстановка; удобное для бизнеса регулирование (8 из 10, с учетом господдержки отрасли); средний уровень внешней тех-инфраструктуры (6 из 10) и умеренное доверие общества к таким технологиям (5 из 10, т.е. сохраняется настороженность пользователей к ИИ). Таблица 13 агрегирует эти оценки с учетом весов внешних факторов.

Таблица 13 – Внешние факторы ООО «Софи Групп»: веса, оценки и вклад

Внешние факторы	Вес v_j	Оценка G_j	Вклад $v_j \times G_j$
Макроэкономика и конкуренция	0.25	7	1.75
Правовое окружение	0.20	8	1.60
Внешняя тех. инфраструктура (cloud, telecom.)	0.30	6	1.80
Социальное доверие	0.25	5	1.25
Итого E_{ext}	1.00	-	6.40

Составлено автором

Суммарная оценка внешней среды $E_{ext} = 6,40$ сопоставима с внутренним результатом. Наиболее слабое звено – социальное доверие (5 из 10), что указывает на риск настороженности клиентов к решениям с участием ИИ. По большому же счёту экстерналиальные обстоятельства можно обозначить как умеренно благоприятные: регуляторная среда и макро конкурентный фон оцениваются выше среднего, а внешняя инфраструктура требует развития.

Результирующая интегральная модель.

Финальная стадия готовности к ИИ-проекту представляет собой сумму 2-х контуров с последующим нормирующим приведением к шкале 0–10:

Внутренний индекс:

$$E_{int} = \sum_{i=1}^k w_i F_i \quad \sum w_i = 1, \quad (4)$$

Внешний индекс:

$$E_{ext} = \sum_{j=1}^m v_j G_j \quad \sum v_j = 1, \quad (5)$$

Совокупная интегральная оценка записывается как:

$$E_{общий} = \frac{E_{int} + E_{ext}}{2} \quad (6)$$

Весовые значения w_i и v_j обосновываются экспертно (Delphi с последующей процедурой парных сравнений BWM/АНР и контролем согласованности) [43]. При наличии ретроспективных данных весовые параметры можно дополнительно проверить эмпирически (на устойчивость связи факторов с результатами), что снижает риск субъективности.

Для целей практической интерпретации используют пороговые зоны:

$E < 4$ – низкая готовность;

4–7 – средняя;

> 7 – высокая.

Кейс ООО «Софи Групп» (интегральная оценка условий порядка 6,4–6,5 из 10) иллюстрирует, как диагностика исходной готовности позволяет выявить сильные и слабые стороны компании перед масштабированием ИИ-проекта. При уровне ~6–7 баллов запуск пилота представляется реалистичным, однако необходимо целенаправленно усилить отстающие факторы, прежде всего финансирование

цифровых инициатив, масштаб обучения персонала и уровень социального доверия пользователей.

В управленческом контуре интегральная оценка выступает инструментом отбора и приоритизации решений:

- 1) допуск инициативы к пилоту,
- 2) определение масштаба внедрения и бюджета,
- 3) формирование требований к данным и компетенциям,
- 4) выбор режима эксплуатации (автоматизация/эскалация),
- 5) постановка KPI приемки результата и периодичности пересмотра.

В целом проведенный анализ подтверждает, что результативность применения ИИ в управленческих решениях задается сочетанием разнонаправленных факторов. Высокое качество внутренних ресурсов компании (культура, кадры, финансирование, технологии) не обеспечивает эффекта при неблагоприятном внешнем фоне; в равной мере благоприятные внешние условия не компенсируют дефицит компетенций и готовности к изменениям внутри организации. Совокупность этих факторов формирует основу для проектирования архитектуры управленческих решений с ИИ, что будет рассмотрено в разделе 2.3.

2.3. Разработка архитектуры принятия управленческих решений с использованием ИИ в предпринимательских структурах

Результаты анализа, проведенного в разделе 2.2, подтвердили необходимость комплексного подхода к внедрению искусственного интеллекта в предпринимательских структурах. Эффективность применения ИИ определяется совокупностью внутренних и внешних факторов, каждый из которых включает множество детерминант (компетенции персонала, культура организации, финансирование, инфраструктура, состояние рынка, регуляторные ограничения и др.) [20, 32]. Для малых и средних предприятий (МСП) особенно характерны следующие проблемные зоны: нехватка квалифицированных специалистов (дефицит кадров data science, недостаточная готовность менеджмента работать с ИИ), сложность

регуляторной среды (строгие требования законодательства – требования закона 152-ФЗ в России и регламента General Data Protection Regulation (GDPR) в ЕС), ограниченные финансовые ресурсы и короткий горизонт планирования, фрагментированные и «зашумленные» данные, а также недоверие сотрудников и клиентов к автоматизированным решениям [17, 32].

Одновременно присутствуют и благоприятные факторы. Во многих российских МСП уже присутствует базовая ИТ-инфраструктура (внедрены CRM/ERP-системы), управленческая культура эволюционирует в сторону более гибких и цифровых подходов, повышается (с определёнными оговорками) доступность облачных сервисов (снижаются их стоимость и порог входа) [32, 220]. Согласно исследованию Deloitte, малые компании, интенсивно использующие облачные технологии, демонстрируют в среднем на 21% более высокую прибыль и на 26% более быстрые темпы роста по сравнению с конкурентами [219]. Таким образом, создаётся качественный базис для внедрения ИИ-решений (если грамотно адаптировать их конфигурацию под упомянутые факторы).

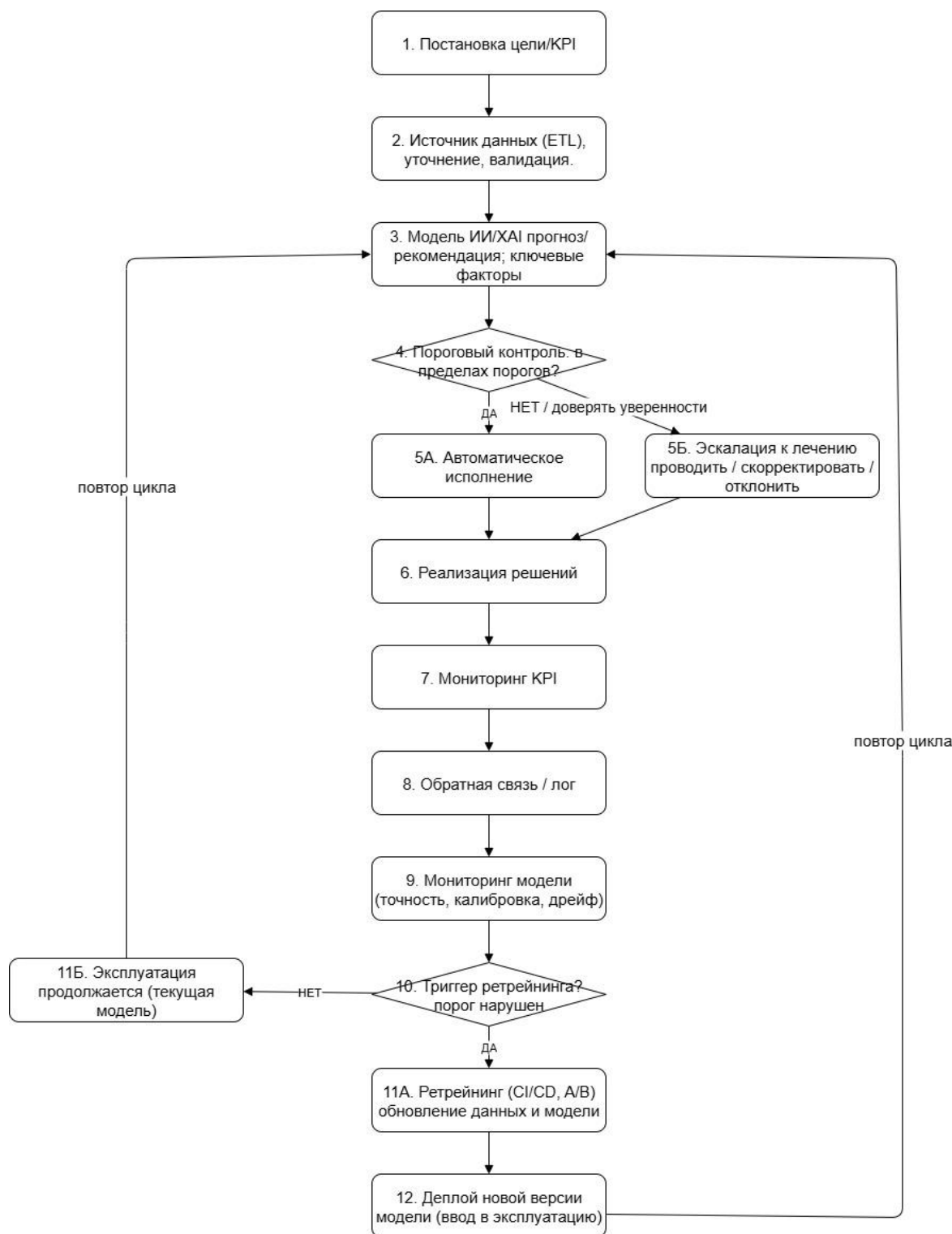
Учитывая вышеизложенное, отметим назревшую необходимость спроектировать архитектуру системы поддержки принятия УР на основе ИИ, учитывающую внутренние ограничения и возможности хозяйствующего субъекта, адаптирующуюся к изменчивой внешней среде. Она должна быть чувствительна к внутренним факторам – так, при низком кадровом потенциале предпочтительны программные продукты с AutoML и простыми интерфейсами, сводящие к минимуму требования к глубокой экспертизе пользователей [32]. Второе – она должна учитывать внешние требования: реагировать на волатильность рынка (алгоритмы должны быстро переобучаться при смене трендов) и соответствовать нормам регуляторов, обеспечивая гибкость в выборе среды развертывания (локально или в облаке) и методы защиты данных [20, 37]. Такая парадигма отвечает текущим теоретико-практическим представлениям: как пишет И. М. Мурадов, для развивающихся фирм принципиально обеспечить комбинацию технической гибкости и операционной подготовленности, способствующую внедрению ИИ даже при выраженных ресурсных ограничениях [32].

Отметим ключевые архитектурные принципы и представим их ниже.

1. Модульный принцип, при котором функциональные блоки (накопление и сохранение информации, аналитическая работа и машинное обучение, принятие УР, механизм фидбека и улучшение) создаются и вводятся в хозяйственный оборот сравнительно автономно. Это тем более значимо для МСП с ресурсными ограничениями: можно стартовать с небольшого пилотного модуля (к примеру, автоматическое прогнозирование спроса по одной товарной группе) и компонент за компонентом расширять платформу новыми узлами – оптимизирующими ТМЦ, логистическую работу, обслуживание потребителей и т.д. – параллельно с первыми результатами и возвратом вложенных средств [189]. Модульная компоновка упрощает адаптацию к изменениям: при возникновении нового требования или проблемы модернизируют конкретный узел, не перестраивая весь механизм. Например, если ужесточились требования к персональным сведениям, оперативно обновляют сегмент, отвечающий за их хранение и анонимизацию, минимизируя влияние на прочие компоненты.

2. Гибридный подход (сочетание людей и ИИ): поскольку полностью автоматизированные административные схемы действий нередко сталкиваются с недоверием и сопротивлением пользователей, в особенности если принятые УР непрозрачны («чёрный ящик») [20, 115], то логично реализовать концепцию «человек в контуре», которой также обсуждалась ранее. ИИ-система генерирует прогноз / рекомендацию, но окончательные выводы, особенно в нестандартных ситуациях, готовит человек-эксперт. Гибридные концепты уже доказали эффективность в областях с высокими рисками: финансах, медицине, промышленности, где комбинирование алгоритмов и человеческого контроля оптимизирует время реагирования и повышает доверие руководства к системе [52]. Согласно опросам, компании, внедрившие схему «ИИ предлагает – люди утверждают», сумели ускорить управленческий цикл на 25–30% и повысить удовлетворенность менеджеров работой ИИ-механизма [83]. Для предпринимательских структур гибридная схема особенно ценна: рутину (например, базовый скоринг клиентов или формирование типового ассортимента) ИИ может взять на себя полностью, а стратегически значимые

заклучения проходят дополнительную экспертную оценку. Такой баланс, на наш взгляд, позволит выигрывать во времени и эффективности, избегая серьёзных ошибок и постепенно укрепляя культуру доверия к ИИ внутри организации (рисунок 9).



Разработано автором

Рисунок 9 – Алгоритм принятия решения с использованием ИИ и пороговых значений (схема «человек в контуре»)

На рисунке 9 представлена логика работы архитектуры УР с участием ИИ и человека-эксперта. Алгоритм начинается с постановки целей и ключевых показателей эффективности; на этой основе формируется и верифицируется информационная база. Далее система формирует прогноз или рекомендацию вместе с пояснениями факторов (ХАИ), после чего срабатывает пороговый контроль: если параметры укладываются в заданные пределы, решение выполняется автоматически; при выходе за допуски запускается эскалация к менеджеру. Эксперт утверждает, корректирует или отклоняет предлагаемое действие, а принятый вариант фиксируется в системе и переходит в исполнение.

Завершающий контур – мониторинг и обратная связь. Фактически полученные результаты и комментарии эксперта агрегируются и используются для уточнения порогов и процедур, а при выявлении признаков ухудшения качества (дрейф, падение точности) инициируется контролируемое обновление: проверка альтернатив, валидация на ретроспективных данных и ввод новой версии только при доказанном улучшении. Такой порядок обеспечивает быстрое автоматическое прохождение типовых ситуаций при сохранении экспертного контроля в случаях повышенного риска и значимости.

3. Explainable AI (ХАИ или объяснимый ИИ) – это принцип, направленный на решение проблемы недостаточной прозрачности алгоритмов, являющейся серьёзным барьером для их принятия и внутри компании, и со стороны клиентов и регуляторов [17, 115]. Поэтому в архитектуру закладывают принцип объяснимости и используют методы ХАИ для интерпретации моделей и их результатов.

Современные библиотеки ХАИ (например, SHAP, LIME) наглядно отражают, какие факторы и в какой степени влияют на прогностическую ценность или рекомендацию модели [58]. По мнению Барредо Арриеты и соавт., интеграция ХАИ-методов укрепляет доверие пользователей к ИИ, облегчает выявление ошибок и перекосов в используемой информации, повышая понятность и обоснованность УР [58]. Для МСП с их небольшими командами в области науки о данных (data science) алгоритмическая прозрачность особенно важна – управленцы должны понимать логику рекомендаций, для их уверенной имплементации в бизнес-процессы.

В предлагаемой архитектуре принцип объяснимости выполнен через включение в аналитический модуль ХАИ-инструментария и отображением на стадии формирования выводов ключевых признаков и оснований, оказавших влияние на тот или иной прогноз.

4. Инкрементальность (пошаговое развитие и обучение) – принцип постепенного внедрения и развития, связанный с тем, что в условиях реального хозяйствования лишь небольшая доля хозяйствующих субъектов способна единовременно воплотить масштабный ИИ-проект, особенно если речь идёт о МСП с ограниченным финансированием [32, 189]. Эффективным подходом здесь может стать инкрементальное внедрение ИИ-решений и непрерывное усовершенствование на базе основе обратной связи. Сначала инициируется небольшой пилот (например, автоматизация прогноза продаж для одной товарной группы или внедрение чат-бота для одного сегмента поддержки клиентов), который требует минимальных вложений и потенциально способен дать быстрый эффект, демонстрируя экономическую целесообразность проекта [189]. Если результат положителен, сэкономленные средства реинвестируются в расширение функциональности – подключение новых сведений, обучение более сложных моделей, автоматизацию смежных процессов. Таким образом, шаг за шагом компания осваивает ИИ, избегая крупных рисков: каждое последующее расширение архитектуры обосновывается достигнутым ROI предыдущего этапа [62]. Инкрементальность следует отнести и к обучению самих моделей: алгоритмы должны дообучаться итеративно по мере поступления новых данных, не дожидаясь серьезного падения точности. Благодаря этому система сможет эволюционировать вместе с бизнесом, постоянно повышая свою эффективность.

Таким образом, исходя из обозначенных принципов, архитектуру поддержки управленческих решений с ИИ необходимо структурировать в виде нескольких слоев, каждый из которых отвечает за свой круг задач. **4-х слойная модель**, на наш взгляд, является оптимальной, поскольку обеспечивает достаточную детализацию для разделения функций (данные, аналитика, решения, обратная связь), но при этом остается управляемой и не перегруженной избыточными уровнями. Такая структура отражает ключевые этапы управленческого цикла – от сбора информации до

корректировки стратегии – и позволяет гибко адаптировать систему к масштабу и ресурсам МСП.

– **Data Layer (слой данных)** – отвечает за сбор и систематизацию информации из внутренних и внешних источников. Сюда входят данные о клиентах, продажах, операциях, а также рыночные и макроэкономические показатели. На этом уровне обеспечивается их проверка и приведение к единому виду, что позволит руководителям работать не с разрозненной, а с целостной картиной бизнеса. Для малых и средних предприятий целесообразно использовать облачные сервисы, которые снижают затраты и масштабируются вместе с ростом компании [219, 220].

– **AI/Analytics Layer (слой искусственного интеллекта и аналитики)** – обеспечивает преобразование массивов данных в прогнозные модели и аналитические выводы. На данном уровне используются методы интеллектуального анализа и машинного обучения, позволяющие выявлять скрытые зависимости, формировать сценарные прогнозы («что–если») и проводить оценку рисков. Основным результатом функционирования слоя выступает предоставление руководству структурированной и своевременной информации, которая повышает обоснованность управленческих решений и снижает уровень неопределенности в условиях динамичной внешней среды [210].

– **Decision/Expert Layer (слой принятия решений, экспертный слой)** – выполняет функцию интеграции аналитических результатов в управленческий процесс. На этом уровне прогнозные расчёты и рекомендации преобразуются в прикладные формы представления информации – дашборды, отчёты и сценарные карты. Визуализация ключевых показателей и факторов (с применением ХАI-методов) обеспечивает интерпретируемость предлагаемых решений и позволяет проследить логику их формирования.

Для того чтобы результаты аналитики были не «советом системы», а управляемым элементом контура принятия решений, на уровне Decision/Expert Layer фиксируется регламент гибридного применения (человек – обязательный участник цепочки ответственности). В управленческом смысле данный слой определяет:

1) какие типы рекомендаций допускаются к автоматическому исполнению,

2) какие подлежат обязательному утверждению ЛПР,

3) какие переводятся в режим «сигнал → проверка» и требуют разбирательства по причине повышенного риска ошибки.

Практически это реализуется через пороговую схему управленческой эскалации: если рекомендация влияет на показатель с высокой стоимостью ошибки (маржа, SLA, запасы, комплаенс) либо формирует отклонение от нормативов/лимитов, то автоматически активируется ветвление «эскалация на ответственного руководителя»; в противном случае рекомендация допускается к применению по регламенту типовых операций. Тем самым «встраивание человека» формализуется не декларативно, а как управленческое правило – через заранее заданные пороги риска/ущерба и уровни полномочий.

Для сохранения проверяемости управленческих решений в этом же слое фиксируется журналирование действий: кто принял рекомендацию, кто отклонил, по какой причине и с каким результатом по KPI. Такой след позволяет:

- а) контролировать, как часто решения принимаются «вручную» вместо рекомендаций системы и причины отклонений,
- б) пересматривать пороги автоматизации,
- в) корректировать бизнес-правила,
- г) подтверждать эффект «до/после» и обеспечивать воспроизводимость управленческого выбора.

В соответствии с указанной пороговой схемой слой реализует механизм эскалации: типовые решения обрабатываются автоматически, тогда как значимые отклонения передаются на утверждение эксперту. Например, при выходе объёмов закупок за пределы установленных исторических диапазонов система формирует уведомление и требует согласования с ответственным руководителем [179]. Дополнительно используется сценарный анализ «что–если», позволяющий моделировать последствия изменения входных параметров (цен, спроса, затрат) и оценивать альтернативные варианты действий [125]. Такая организация обеспечивает баланс между автоматизированной обработкой данных и контролем со стороны

человека, что соответствует современным принципам ответственного применения ИИ и регуляторным требованиям о сохранении цепочки ответственности [115, 243].

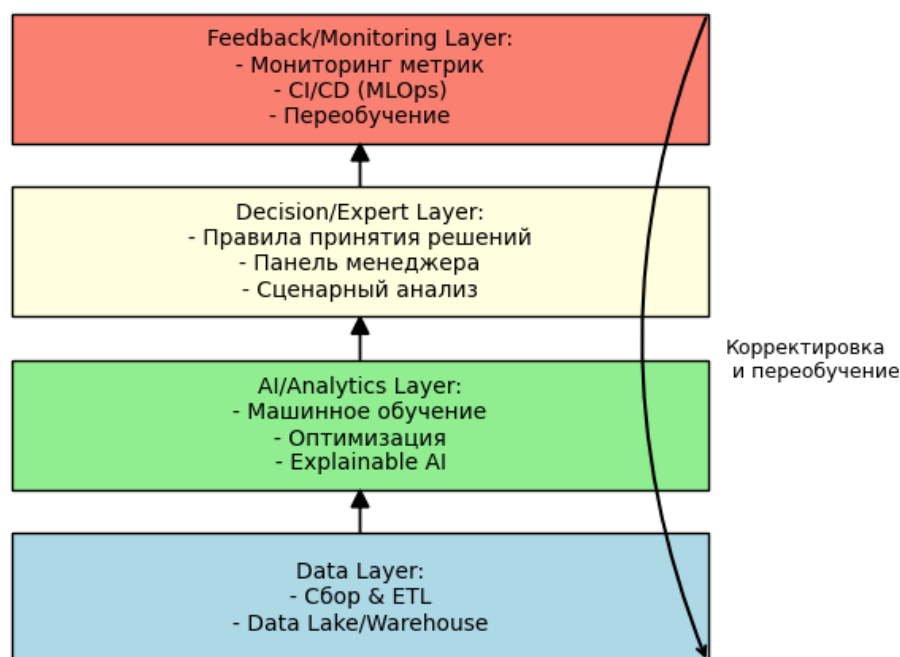
– **Feedback/Monitoring Layer (слой ответной реакции и мониторинга)** – исполняет функционал контроля стабильности функционирования платформы и поддерживает её инкрементальное усовершенствование. Здесь закрепляются качественно-технические черты ИИ-моделей (прогностическая точность, алгоритмическая устойчивость) и важнейшие бизнес-индикаторы (исполнение планов реализации, оборачиваемость ТМЦ, отдача ресурсов хозяйствующего субъекта) [106].

Основная его цель – оперативное выявление сокращения качества УР. При уменьшении прогностической достоверности или реструктуризации данных инициируется сигнальное сообщение о необходимости актуализации ИИ-средств. Актуализация объединяет подготовку новых датасетов, вторичную тренировку ИИ-моделей и верификацию результатов перед их введением в повседневную работу. Это поддерживает актуальность состояния аналитики и защищает от деградации ИИ-моделей, что критически значимо для компаний малого и среднего бизнеса, работающих в условиях интенсивных рыночных изменений [106, 161].

Кроме того, данный уровень фиксирует все управленческие действия: кто принял решение, было ли оно автоматическим или экспертным, по какой причине оно могло быть отклонено. Такая документация позволяет создать базу для анализа управленческой практики: компания видит, какие рекомендации система генерирует регулярно и почему они отвергаются. На основе этих данных корректируются либо правила автоматизации, либо сами модели. Таким образом формируется замкнутый цикл организационного обучения: решения становятся точнее, благодаря не только накопленной статистике, но и знаниям экспертов, внесенным через обратную связь [115].

На рисунке 10 стрелками показаны потоки информации: выход одного слоя служит входом для следующего, а слой обратной связи (Feedback) возвращает сигналы в ИИ-слой для дообучения моделей, формируя замкнутый контур улучшения.

4-слойная архитектура управленческих решений с использованием ИИ



Составлено автором

Рисунок 10 – Концептуальная многоуровневая архитектура поддержки управленческих решений с ИИ (Data → AI/Analytics → Decision/Expert → Feedback/Monitoring)

Данный многоуровневый дизайн также распределяет роли участников процесса:

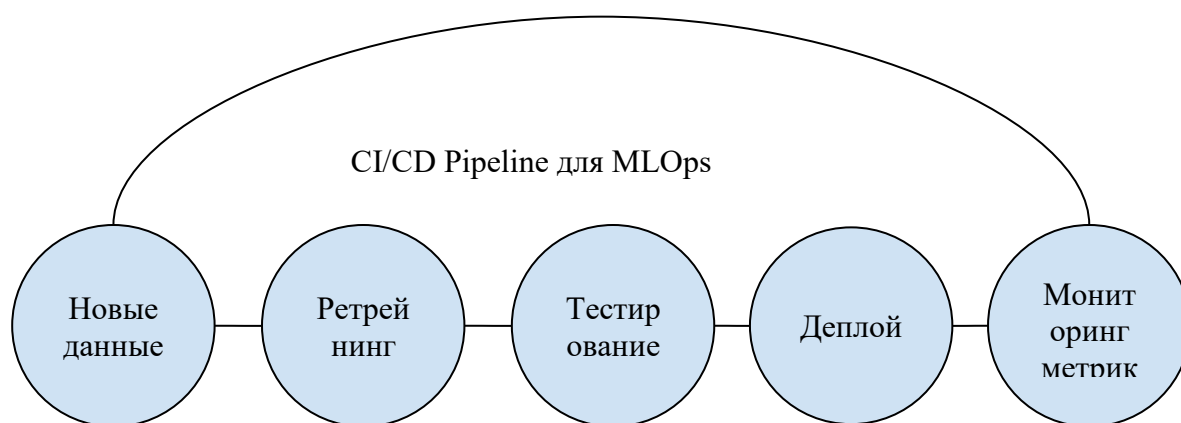
- **Data Engineer** отвечает за Data Layer (сбор и подготовку данных);
- **ML Engineer** – за AI/Analytics Layer (разработку моделей и аналитический функционал);
- **Менеджеры** работают на Decision Layer (получение рекомендаций, настройка бизнес-правил принятия решений);
- Совокупная обратная связь фиксируется и анализируется на уровне **Monitoring Layer**.

Для сохранения гибкости и своевременной актуализации программных продуктов целесообразно применение архитектурных практик CI/CD (постоянное интегрирование и поставка, см. рисунок 11). Их сущность – в уменьшении

промежутка времени между пополнением новыми информационными сведениями или сменой требований и введением обновлений в повседневную деятельность. Этот поддерживает перманентную цельность процесса аналитики и адаптацию ИИ-платформы к изменчивым экзогенным условиям [257].

Механизм постоянного интегрирования и поставки (CI/CD) в контуре использования ИИ-модели регламентирует обязательность и характер аудита корректности входящих данных и качества ИИ-моделей, после чего актуализированные редакции управляемо вносятся в повседневную работу.

Пополнение свежими данными или изменение бизнес-индикаторов инициирует цикл ретрейнинга и тестовых проверок, что позволяет сохранять качество прогнозирования и предлагаемых мер на установленном уровне.



Составлено автором

Рисунок 11 – CI/CD Pipeline для MLOps

На рисунке 11 отображены циклически повторяемые шаги «сбор статистик → переобучение → контроль качества → фактическая актуализация → мониторинг показателей». Такая организация обновлений снижает риск накопления ошибок в управленческом контуре и поддерживает актуальность рекомендаций при изменении спроса, цен, ограничений и структуры данных.

Вместе с тем технологическая регулярность обновлений не равна управленческой результативности. Для воспроизводимого эффекта «до/после» недостаточно корректно настроить сбор данных и обновление моделей; требуется

управленческий каркас внедрения – закрепленные роли, регламенты и документы, которые обеспечивают ответственность, контроль и прозрачность применения рекомендаций.

Такой минимум определяет условия внедрения в управленческий контур: кто отвечает за показатели результата, кто обеспечивает качество данных, где фиксируются решения и отклонения, как пересматриваются пороги эскалации и по каким правилам включается резервный режим работы без ИИ.

Принципиально важно, что минимальная конфигурация не привязана к конкретным программным платформам и не требует сложных цифровых вычислений. Ее назначение – обеспечить управляемость и сопоставимость результатов за счет распределения ответственности, наличия прозрачного следа УР (журнала решений) и регламентов мониторинга и обновления. Практическая фиксация минимально достаточного набора условий для МСП представлена в таблице 14.

Таблица 14 – Минимальная конфигурация управленческого контура ИИ-поддержки для МСП

Элемент контура	Минимальное требование	Ответственные роли	Периодичность	Артефакт фиксации
Цель внедрения и показатели результата	1 показатель результата + 1–2 ограничителя (лимиты/риски)	ЛПР (утверждает), владелец процесса (отвечает)	На запуске; пересмотр по итогам T1	Паспорт КРІ (формула, источник, владелец, пороги)
Данные и их качество	Источник + правило проверки полноты/аномалий + назначенный ответственный	ИТ/данные (отвечает), владелец процесса (утверждает), аналитик (консультирует)	Перед каждым циклом управленческого решения	Паспорт данных/витрины (поля, период, качество, допуски)
Пороговая логика эскалации (участие человека в контуре)	Порог ущерба/риска L + порог отклонения Δ от лимитов	ЛПР (утверждает), владелец процесса (отвечает)	Пересмотр после пилота и при ухудшении качества/изменении лимитов	Регламент эскалации (что выполняется автоматически, что требует утверждения)

Продолжение таблицы 14

Элемент контура	Минимальное требование	Ответственные роли	Периодичность	Артефакт фиксации
Резервный режим работы без ИИ	Описан сценарий возврата к регламенту или простой модели	Владелец процесса (отвечает), ИТ (консультирует), ИБ/юрист (консультирует)	По событию: сбой сервиса/ухудшение качества/изменение условий поставщика	Регламент резервного режима + критерии отключения ИИ
Журнал УР и ручных корректировок	Фиксируется принятие/отклонение рекомендаций и причины	Владелец процесса (утверждает), аналитик/оператор (ведет)	Постоянно	Журнал решений (реестр решений/корректировок + причина)
Мониторинг «качество → эффект»	1 метрика качества + 1 метрика эффекта + три зоны сигналов (зелёная/жёлтая/красная)	Владелец процесса (утверждает), аналитик (отвечает)	Согласно KPI	Паспорт метрик + отчёт сравнения T0/T1
Соответствие и допустимость применения	Минимальная проверка персональных данных, договоров, прав доступа	ИБ/юрист (отвечает и утверждает)	На запуске; при изменениях	Чек-лист соответствия + журнал инцидентов/доступов
Контур пересмотра решения	Условие «остановить/перенести/масштабировать»	ЛПР (утверждает), владелец процесса (отвечает)	По итогам пилота; при «красных» сигналах мониторинга	Протокол приёмки пилота (решение о продолжении/остановке)

Составлено автором

В таблице 14 фиксируется именно управленческий минимум (ответственность, регламенты, документы), который обеспечивает воспроизводимость эффекта и контроль рисков.

Фиксация минимальной конфигурации (таблица 14) позволяет рассматривать архитектуру как организационно-экономический механизм: итог зависит во многом от способности компании поддерживать роли, регламенты и управленческие документы в заданном ритме.

Даже при корректной технологической реализации архитектуры итоговый эффект может быть ограничен несоответствием текущему состоянию организации – ее ресурсам, организационной культуре и компетенциям. Исследования цифровой

трансформации показывают, что управленческая ценность современных алгоритмов снижается при недостатке доверия к технологиям, навыков интерпретации результатов и организационной поддержки изменений [204, 238].

Наряду с внутренними ограничениями следует учитывать внешние факторы: рыночную волатильность, регуляторные требования и уровень общественного доверия к применению алгоритмов. Для повышения устойчивости прогнозов контур данных целесообразно дополнять внешними источниками (макроиндикаторы, валютные курсы, отраслевые обзоры), а при ухудшении показателей качества механизм обратной связи должен инициировать пересмотр модели и правил ее применения [37, 60, 110]. Соблюдение нормативных требований (включая требования законодательства о персональных данных) обеспечивается выбором режимов хранения и обработки, соразмерных критичности процессов: чувствительные данные и решения – в локальном контуре, менее чувствительные – в облачной инфраструктуре при соблюдении требований безопасности [37, 219]. Прозрачность управленческих решений достигается за счёт процедур объяснимости и ведения полного журнала действий, что снижает риск ошибок и повышает доверие внешних заинтересованных сторон [20, 58, 104].

Описанные принципы многоуровневой архитектуры, а также механизмы мониторинга и адаптации получают практическое воплощение в комплексной схеме развертывания системы. На рисунке 12 представлена детализированная диаграмма поэтапного внедрения архитектуры управленческих решений с применением ИИ, отражающая переход между этапами зрелости.

Этап 1. Пилотное внедрение (начальный уровень зрелости). На первом этапе формируется базовый контур данных: используются внутренние источники (учетные и операционные системы) и при необходимости внешние каналы информационного обмена. Данные проходят процедуры извлечения, очистки, приведения к единому формату и консолидации и размещаются в едином хранилище. Одновременно задаются базовые требования по безопасности и соблюдению норм обработки персональных сведений (шифрование, обезличивание, разграничение доступа).

Этап 2. Расширение (расширенный аналитический уровень). На этом этапе подключается аналитический блок: строятся модели для ключевых управленческих задач, формируются отчеты о качестве, вводятся процедуры аудита аномалий и регулярного модельного обновления. Для повышения управленческой прозрачности включаются средства объяснимости, а также регламентируется порядок проверки типовых и нетиповых ситуаций.

Этап 3. Встраивание в управленческий контур (эксплуатация). На третьем этапе рекомендации интегрируются в процесс принятия решений: для типовых случаев действия выполняются в пределах заранее заданных лимитов, а при выходе за пороги риска включается процедура эскалации на уровень руководителя. И автоматические и экспертные решения регистрируются в журнале решений с указанием основания и причины отклонения от рекомендации, что обеспечивает управленческий надзор и возможность дальнейшей аналитики.

Этап 4. Мониторинг и улучшение (непрерывное совершенствование). Заключительный этап связан с перманентным мониторингом модельного качества и бизнес-эффекта по согласованным метрикам. При ухудшении индикаторов инициируется цикл улучшения: корректируется модель и/или правила её применения, производится проверка изменений на данных и после подтверждения преимуществ происходит контролируемое обновление [108], [162]. Такие обновления производятся в рамках конвейера, описанного на рисунке 11, с регистрацией сигналов информационного дрейфа и изменений модельного качества.

В представленной архитектуре (рисунок 12) отражена не только техническая реализация, но и управленческая концепция, в которой алгоритмы функционируют в координации с экспертной логикой и институциональными ограничениями. Такой подход балансирует автоматизацию и контроль, что особенно важно для МСП при ограниченных ресурсах и, соответственно, высокой чувствительности к ошибкам.

Чтобы эта схема работала как механизм организационного администрирования, а не только как технологический каркас, в её рамках необходимо формально конкретизировать распределение обязанностей и регламентировать имплементацию выработанных предложений в цикле «планирование – исполнение – контроль». Это

означает закрепление ролей и зон ответственности по ключевым этапам: постановка цели и результирующих показателей, подготовка и аудит качества данных, построение и сопровождение моделей, эксплуатация сервисов, контроллинг рисков и соответствия спецификациям (в том числе, нормативным указаниям), а также контроль воплощения в жизнь и корректирующие воздействия. Такое закрепление снижает типичную для МСП проблему «размытой ответственности» и повышает воспроизводимость эффекта внедрения.

В то же самое время, параллельно, утверждается регламент эскалации. Типовые предложения допускаются к имплементации в механизм хозяйствования в рамках утвержденных лимитов владельца процесса. Решения с высокой ценой ошибки или влиянием на критические показатели (маржа, выполнение обязательств по срокам, запасы, риски соответствия) подлежат обязательному утверждению руководителем и фиксированию причин принятия либо отклонения рекомендации.

Формально правило задается ветвлением по порогам управленческого риска. Если ожидаемый ущерб от ошибки по критическому показателю превышает установленный порог L и/или отклонение рекомендации от допустимых лимитов (бюджет, сроки, запасы) превышает порог $\Delta \geq \Delta_{thr}$, то применяется режим «рекомендация \rightarrow утверждение ЛПП». Здесь Δ – отклонение рекомендации от лимита (бюджет/SLA/запасы), Δ_{thr} – порог эскалации, закреплённый регламентом. Если пороги не превышены, применяется регламентированный режим исполнения в пределах полномочий владельца процесса без обязательной эскалации.

Пороговые значения и перечень критических показателей фиксируются в локальном регламенте и пересматриваются по результатам мониторинга качества решений и достигнутого экономического эффекта.

Для закрепления распределения ответственности целесообразно использовать матрицу распределения ролей (таблица 15), фиксирующую зоны ответственности и подотчетности руководителя, владельца процесса и поддерживающих функций.

Дополнительно в контуре фиксируется журнал управленческих решений, включающий факты принятия/отклонения рекомендаций и случаи ручной корректировки. Журналирование применяется не как техническая телеметрия, а как

управленческий механизм контроля: по данным журнала анализируются причины отклонений (контекст, ограничения, риск), корректируются пороги эскалации и правила применения рекомендаций, уточняются регламенты и приемка результата в логике «до/после». Тем самым ручные корректировки становятся источником управленческой обратной связи, повышающим проверяемость и воспроизводимость результата внедрения.

Таблица 15 – Матрица распределения ответственности в управленческом контуре ИИ-поддержки

Этап	ЛПР	Владелец процесса	Аналитик/DS	ИТ/Инфра	ИБ/Юрист
Постановка цели и KPI	О	И	С	С	С
Данные (сбор/качество)	С	О	С	И	С
Модель/аналитика	С	С	И	С	С
Рекомендация/решение	О	И	С	С	С
Исполнение/контроль KPI	О	И	С	С	С
Мониторинг/реакция	С	О	И	И	С
Аудит/соответствие	С	С	С	С	И/О

Составлено автором

Примечание к таблице 15. Обозначения: О – отчётность за результат, И – исполнение, С – согласование. Включение функции информационной безопасности/юридического сопровождения обусловлено тем, что риски соответствия (персональные данные, договорные ограничения, требования к

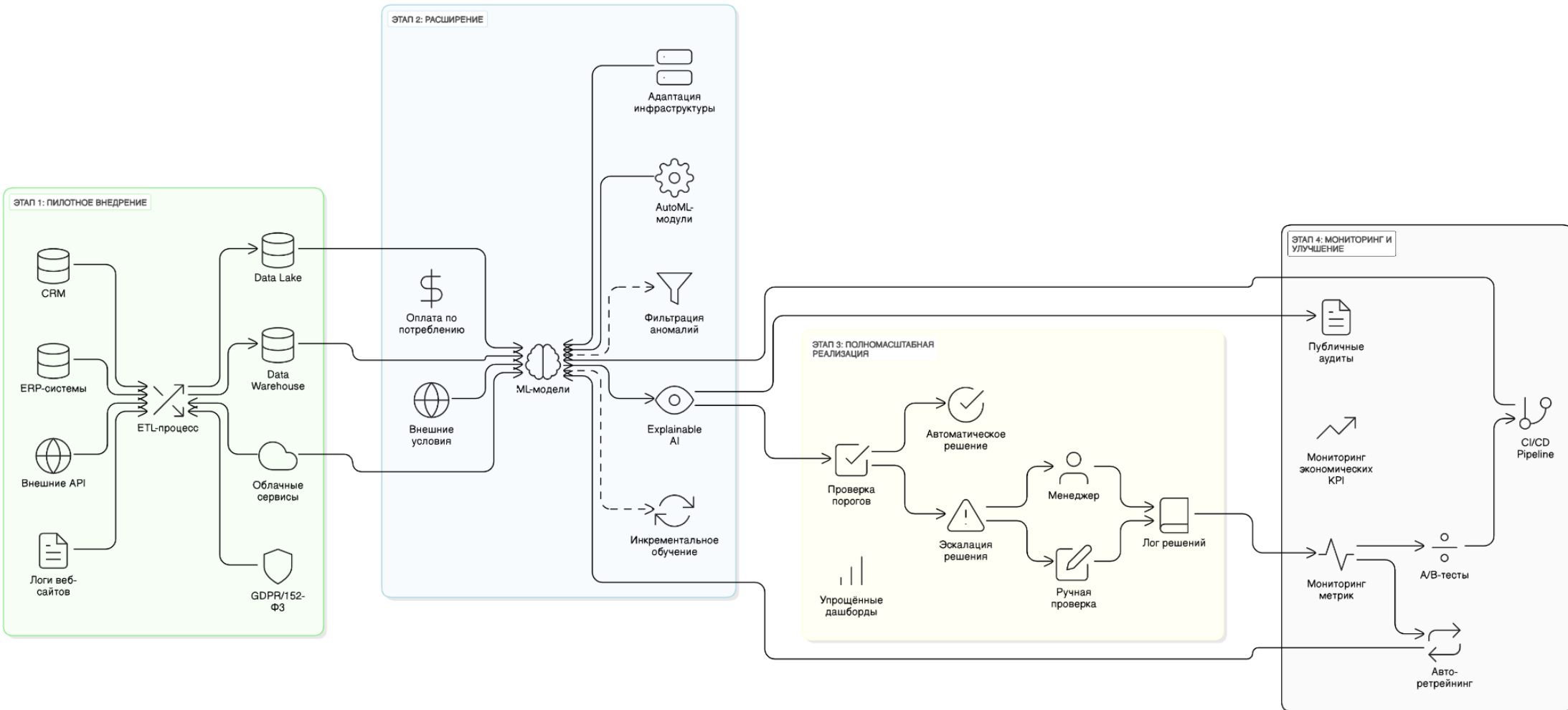
хранению и доступу) прямо влияют на допустимость и экономическую целесообразность применения рекомендаций.

Таблица 15 показывает, что управленческая ответственность не переносится на аналитический или ИТ-контур: руководитель остаётся подотчетным за ключевые решения и показатели, владелец процесса – ответственным за постановку задачи и внедрение изменений в операционную практику, аналитический контур выполняет расчетно-методическую функцию, а контур информационной безопасности и юридического сопровождения обеспечивает контроль допустимости применения рекомендаций и соответствие требованиям.

После фиксации распределения ответственности и правил применения рекомендаций (таблица 15) становится возможной корректная эмпирическая проверка работоспособности схемы на практике. В этой связи произведено апробирование предложенной архитектурной схемы в компании ООО «Триумф», что дало возможность соотнести ожидаемые эффекты с фактически достигнутыми результатами внедрения и оценить результативность подхода в реальном административном механизме.

Предприятие ООО «Триумф» – средняя по масштабам хозяйствования производственное предприятие, специализирующееся на выпуске мебельной фурнитуры (петли, выдвижные направляющие, декоративные элементы и др.).

Широкая номенклатура продукции и зависимость от стабильных поставок сырья (листовой металл, крепеж, покрытия) определяли повышенную сложность промышленно-операционного планирования, управления товарно-материальными ценностями и оперативного реагирования на колебания спроса особенно с точки зрения обеспечения постоянства во времени. Руководство «Триумфа» сталкивалось с типичными задачами: как снизить избыточные запасы без дефицита при всплесках потребительских запросов; как оптимально распределить нагрузку по производственным линиям; как своевременно корректировать планы при изменении цен на материалы.



Составлено автором

Рисунок 12 – Этапная архитектура принятия управленческих решений с использованием ИИ

Архитектурная схема принятия УР с использованием ИИ включает ряд этапов.

Этап 1. Пилотное внедрение (компания «Триумф»).

На начальном этапе предприятие ООО «Триумф» располагало базовой ИТ-инфраструктурой (ERP, учет остатков, документооборот), соответствующей минимальному уровню цифровой зрелости. Ключевой задачей стало формирование слоя данных (Data Layer) как основы для аналитики и управленческих модулей. Ежедневные транзакционные данные выгружались из ERP и бухгалтерских систем ООО «Триумф», проходили очистку и нормализацию, обогащались внешними источниками и консолидировались в облачном хранилище данных (Data Warehouse), адаптированном под управленческую аналитику.

В целях соблюдения требований 152-ФЗ персонализированные сведения контрагентов ООО «Триумф» хранились локально («1С»), в облако передавались агрегированные и обезличенные массивы. Источники включали историю заказов и продаж (по категориям и клиентам), текущие запасы, данные о сезонности и акциях, а также внешние сигналы (макроиндикаторы, отраслевые тренды) через программные интерфейсы (API).

Итогом стало создание целостной, верифицированной базы по ключевым бизнес-процессам ООО «Триумф», которая стала фундаментом для последующих аналитических моделей и управленческих решений.

Этап 2. Расширение (компания «Триумф»).

На этой стадии подключался слой ИИ и аналитики (AI/Analytics Layer) для 2-х целей: предсказания спроса и оптимизирования операционного плана. Прогнозирование производилось на базе алгоритма Random Forest с использованием 2-х летней истории данных (реализация, сезонность, состав потребительской базы, ТМЦ в форме запасов). Для прозрачности использовался SHAP, что позволило укрепить доверие руководства ООО «Триумф».

Как итог, значение MAPE уменьшилось до ~8% в сравнении с 12–13% при классическом плановом подходе. Модельный алгоритм функционировал

инкрементально с еженедельной актуализацией по скользящему окну, подстраиваясь под новые условия, включающие приход крупных потребителей.

Результаты (прогноз и план) сообщались в слой, формирующий и одобряющий УР (Decision Layer), с пороговыми ограничениями: при выходе за которые (к примеру, увеличение производства, превышающее 40% запланированной величины) решение транслировалось соответствующему управленцу / главному технологу. В ХАI-интерфейсе пояснялись факторы, приведшие к отклонению.

Таким образом, был сформирован гибридный контур администрирования хозяйствующего субъекта, в его рамках были автоматизированы рутинные вычисления, а существенные расхождения подлежат экспертной проверке.

Этап 3. Полномасштабная реализация (компания «Триумф»).

Успешная валидация пилотных моделей позволила бизнес-субъекту перейти к сквозной автоматизации процессов принятия УР. В установленных лимитах указания системы исполнялись автоматически, обеспечивая сокращение времени реакции и снижение нагрузки на управленческий персонал ООО «Триумф». При выходе показателей за эти пределы инициировался механизм ручной проверки: оператор подтверждал предложенное действие либо регистрировал отклонение, указывая обоснование. Эти комментарии сохранялись в слое обратной связи (Feedback Layer) и использовались для уточнения модельных параметров (в том числе, корректировки ограничений и расширения набора признаков).

То есть была реализована гибридная схема менеджмента ООО «Триумф», в рамках которого ИИ-продукт формировал рекомендательные предложения, а окончательное утверждение оставалось за людьми. Подобная схема соответствует концепции «человек в контуре», широко практикуемой в высокорисковых сферах и постепенно укореняющейся в бизнес-практике как инструмент регулирования равновесия между автоматизацией и контролем [58].

Этап 4. Мониторинг и улучшение (компания «Триумф»).

Завершающим шагом стало развёртывание слоя мониторинга и практик MLOps/CI/CD, направленных на поддержание актуальности и устойчивости аналитических моделей. На управленческом дашборде отслеживались как показатели

качества моделей (динамика MAPE по отдельным SKU, ROC AUC, Precision/Recall для задач классификации), так и ключевые бизнес-метрики (оборачиваемость запасов, уровень складских издержек). Более подробно мы остановимся в разделе 3.3.

Для повышения устойчивости прогнозов были реализованы механизмы фильтрации аномалий и инкрементального обучения. Новые данные перед включением в обучающую выборку проходили проверку на консистентность: различались реальные изменения (например, всплески спроса вследствие акций или распродаж) и сбои, вызванные ошибками регистрации.

В обучении учитывались только подтвержденные изменения, что позволяло сохранять высокую стабильность прогнозов. Исполнение этой стадии сформировало законченный цикл «данные → аналитика → решение → обратная связь». Актуализация ИИ-моделей стала регулярной и повторяемой, а процедуры управления стали быстрее, точнее и прозрачнее.

Технико-экономические итоги претворения в жизнь проекта «Триумф» приведены в таблице 16, в которой можно видеть основные индикаторы до и после интегрирования ИИ-архитектуры.

Таблица 16 – Технико-экономические итоги внедрения ИИ-архитектуры в ООО «Триумф»

Метрика	До интеграции	После неё
Средний запас	Около 30 % продукции регулярно превышало нормативы (зависание)	Снижение до 15–20 % с учетом сезонных колебаний
Точность прогноза (MAPE)	~13–14 %	~8–9 %
ROI	Не оценивался (отсутствие системной аналитики)	ROI ~50–60% в пилоте; при масштабировании – >130%; срок окупаемости ≈ 10 месяцев
Время принятия УР	2–3 недели (совещания и ручные перерасчеты)	≤ 1 недели, автоматизация корректировок
Оборачиваемость запасов	~3,5 оборота в год	~3,8 оборота, рост на 7–8 %

Продолжение таблицы 16

Метрика	До интеграции	После неё
Поддержка УР	Выполняемый вручную Excel-анализ и экспертные обсуждения	Decision Layer с ХАИ и эскалирующим механизмом
Инфраструктура данных	Разрозненные источники	Централизованный Data Warehouse, ETL-обработка, соблюдение 152-ФЗ
Цифровая зрелость	Уровень F _i (базовый)	Уровень F _a (аналитическая зрелость), внедрены CI/CD и Monitoring Layer
Общий эффект	Фрагментарная диагностика, высокая зависимость от выполняемых вручную процедур	Сокращение издержек, ускорение управленческих циклов, повышение прозрачности решений

Составлено автором

Пилот и дальнейшее развитие масштабов в промышленном предприятии «Триумф» демонстрируют стабильный и комплексный эффект: снижение избыточных товарно-материальных ценностей в форме запасов, рост прогностической точности ($MAPE \approx 8\%$), ускорение цикла принятия УР, а окупаемость капиталовложений составила более 130%. Предложенное решение открыло путь к переходу от фрагментарных оценок к сквозной аналитике и управлению по данным в формате «ИИ готовит предложения, а «человек в контуре» подтверждает значимые УР» [58]. Для рассматриваемой промышленной компании приоритетным направлением выступило создание интегрированной информационной среды (ERP / производство / склады), прозрачных порогов эскалирования и понятных ХАИ-комментариев, укрепляющих доверие к предложениям рекомендациям и минимизирующим обходы правил вручную.

Чтобы решения оставались актуальными, регулярно проверяются данные и модели и быстро вносятся улучшения по MLOps/CI/CD. Это предотвращает ухудшение качества моделей и «засорение» данных, а обновления делает предсказуемыми и безопасными [106].

Одновременно архитектура соблюдает требования по защите персональных данных: данные локализуются и шифруются, доступ фиксируется в журналах, инциденты проходят аудит. На уровне слоя принятия решений применяются понятные ХАI-пояснения, что снижает риски и укрепляет доверие внешних стейкхолдеров [20, 37, 58, 104].

Как мы увидели, модульная схема позволяет «безболезненно» обновлять аналитику. Так, при появлении более точных методов прогнозирования (например, трансформер-подходов) «Триумф» сможет заменить текущую модель (например, Random Forest) без переделки интеграций и интерфейсов.

В заключение отметим, что разработанная архитектура (слои данных, аналитики, принятия решений и обратной связи) доказала эффективность на примере опыта компании «Триумф».

Далее в главе 3 будет рассмотрен вопрос оценки готовности компаний к внедрению ИИ и методики измерения эффекта. По сути, будет показано, как на основе архитектуры, описанной в главе 2, можно разработать шкалу цифровой зрелости, чтобы диагностировать, насколько конкретная предпринимательская структура готова к цифровой трансформации, и какие шаги ей необходимо предпринять для успешного внедрения ИИ.

ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА МЕТОДИКИ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИЙ ИИ В ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСКИХ СТРУКТУРАХ

3.1. Алгоритм встраивания технологий ИИ в процессы принятия управленческих решений в предпринимательских структурах

Современная предпринимательская среда характеризуется высокой изменчивостью и ростом объемов данных; в этих условиях решения, основанные преимущественно на экспертной интуиции и упрощенных моделях, быстро теряют предсказательность и плохо масштабируются при изменении входных условий [102]. Следовательно, управленческая задача состоит не в замене суждений людей, а во встраивании алгоритмов в те участки управленческого контура, где критичны скорость обработки и устойчивость к шуму, **при сохранении за менеджером постановки цели, задания ограничений и контроля допущений.**

Это задаёт требование к системной интеграции ИИ на трёх уровнях управления:

- **стратегическом** (поддержка долгосрочного планирования средствами прогнозной аналитики),
- **тактическом** (оптимизация распределения ресурсов и приоритизация инициатив)
- **операционном** (автоматизация повторяющихся действий) [181, 236].

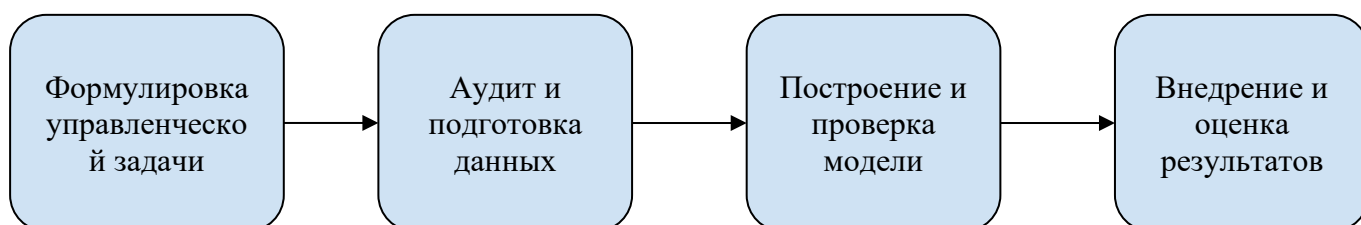
Управленческий эффект достигается при перераспределении функций: система формирует прогнозы и альтернативы, а контроль обеспечивается через цели, ограничения, пороги эскалации, ответственность и протоколирование решений. Поэтому далее алгоритм фиксируется как процедура «цель → ограничения → расчёт → пороги → решение ЛПР → контроль КРІ», обеспечивающая проверяемость и воспроизводимость результата.

Эмпирические исследования показывают, что улучшение качества решений возникает тогда, когда модели встроены в реальные процессы и контуры данных, а также при согласованной работе алгоритмов и управленческой экспертизы, где

менеджер задает ограничения и интерпретирует результаты [57, 116, 212, 236]. При этом одних технических средств недостаточно: требуются организационно-экономические предпосылки (готовность персонала, правила прозрачности и проверяемости), рассмотренные в разделе 2.2.

Практика внедрения демонстрирует, что провалы проектов чаще обусловлены отсутствием формализованной дорожной карты, сроков и критериев приемки, чем «недостаточной точностью» модели, поэтому необходим план внедрения с контрольными точками и измеряемыми целевыми результатами [63, 138].

В качестве процессной основы целесообразно использовать стандарты, обеспечивающие управляемость и воспроизводимость. Структура процессной логики управления данными (CRISP-DM) понятна управленческой аудитории, поскольку задает последовательность: «цель → данные → модель → внедрение» и дисциплинирует цикл от постановки задачи до валидации результатов (рисунок 13). Критическим входным условием выступает подтверждение достаточности и качества данных: при их дефиците дальнейшие этапы утрачивают практический смысл [135].



Составлено автором

Рисунок 13 – Каркас CRISP-DM

Чтобы сохранить связь между аналитической задачей и управленческой ценностью при ограниченных ресурсах, целесообразно дополнять процесс односторонней «картой проекта ИИ» **AI Canvas** – в ней фиксируются проблема, ожидаемая ценность, требуемые данные и ресурсы, точка встраивания в бизнес-процесс и метрики эффекта [240]. Такой артефакт снижает риск «технического смещения» проекта, когда работа ведётся вокруг модели, а не вокруг измеримого результата.

Для методологической полноты уместно сопоставлять и альтернативные процессные подходы. Процесс извлечения знаний из данных, **KDD (Knowledge Discovery in Databases)**, подробно регламентирует этапы работы с данными (от отбора и очистки до анализа и интерпретации), однако слабее формализует роли, управленческую приемку и ответственность в бизнес-контуре. В свою очередь, командный процесс обработки и анализа данных (**Team Data Science Process, TDSP**) задает более «производственную» дисциплину через роли, артефакты и контрольные точки, но для малых и средних предприятий нередко оказывается чрезмерно трудоемким и избыточно регламентированным [102, 135].

Отсюда рационален гибридный процесс: **CRISP-DM** используется как методологический «скелет» (логика от постановки цели до проверки результата), **AI Canvas** – как бизнес-якорь (ценность, гипотеза, критерии успеха на старте). Контур эксплуатации **MLOps/CI/CD** задаёт «правила жизни после запуска»: управление версиями данных и моделей, автоматические проверки качества перед обновлениями, прозрачный деплой и непрерывный мониторинг [70, 159, 240]. Такая связка снижает управленческие и инженерные риски в условиях ограниченности ресурсов МСП.

Практические допущения следует фиксировать заранее и увязывать с типом задач. Для потоковых решений (например, логистика в реальном времени, выявление мошенничества) необходимы оперативная оценка качества и короткий цикл обновления; для задач планирования и отчетности достаточно пакетного режима с регулярным переобучением (например, раз в неделю или месяц). При ограниченных ресурсах рациональна простая интеграция через стандартный веб-интерфейс, хранение признаков в витринах данных и внедрение новых версий через контролируемые сравнительные испытания (A/B), что позволяет объективно подтвердить эффект [138].

Чтобы показать воспроизводимость алгоритма (таблица 17) на реальных данных, далее используется кейс прогноза спроса на уровне товарной номенклатуры по данным производственно-торговой компании ООО «Триумф»: широкая номенклатура и регулярные колебания спроса делают прогноз управленчески значимым для закупок, производства и управления запасами. Для управленческой

интерпретации в данных выделяются управляемые факторы (цена, промо-активность) и контекстные факторы (сезонность, праздничные периоды), которые учитываются при планировании (таблица 17).

Информационный паспорт кейса (прогнозирование спроса):

- **Источники** – реальные объёмы продаж и номенклатурный перечень (система учёта / ERP), перечень цен, маркетинговый план-календарь (акции), расписание праздничных недель;

- **аналитическая единица** – «SKU-неделя»;

- **актуализация** – еженедельная (по операционному плану);

- **владелец данных** – владелец / эксплуатант планового процесса вместе со специалистом-аналитиком;

- **минимальные требования для допуска к расчёту** – полнота по SKU, отсутствие критических пропусков в ключевых полях, общие ключи, связывающие источники и утверждение версии выгрузки на расчётный день.

Для демонстрации повторяемости методики на фактических материалах **проанализируем прогнозный спрос**, опираясь на ограниченный сегмент сведений по одной товарной позиции (SKU). Будут выполнены 2 шага: построение базового ориентира (baseline) и формирование улучшенной модели. Цель – оценить сбыт текущей недели на базе статистики предыдущих периодов и контролируемых факторов – цены, акций, сезонности и праздников (см. таблицу 17).

Признаки в датасет-сегменте понимаются следующим образом:

- **SKU_ID** – идентификатор товарной единицы.

- **Нед.** – наблюдаемый календарный интервал (7 дней) (формат YYYY-Wxx).

- **Цена** – стоимость товара в розницу за эти 7 дней.

- **Сезон** – индикация сезонного периода для товара (0 – нет / 1 – сезон).

- **Акция** – факт присутствия промо-активности (0 – нет / 1 – да).

- **Продано (t-1)** – о объёмы сбыта товара в предыдущий интервал из 7 дней (лаг).

- **Праздник** – наличие праздничной недели (0 – нет / 1 – да).

– **План (t)** – фактическая реализация в текущий недельный период (показатель, который требуется спрогнозировать).

Таблица 17 – Датасет-фрагмент для прогнозирования спроса (5×8)

SKU_ID	Нед.	Цена	Сезон	Акция	Продано (t-1)	Праздник	План (t)
S001	2024-W01	99	0	0	120	0	118
S001	2024-W02	99	0	1	118	0	140
S001	2024-W03	89	0	1	140	0	168
S001	2024-W04	89	0	0	168	0	150
S001	2024-W05	95	1	0	150	1	172

Составлено автором

Оценим прогностическое качество на временных разбиениях данных. Исторический ряд будет разделён так: train – 2023-W01...2024-W36, valid – 2024-W37...W44, test – 2024-W45...W52. Обучение ИИ-модели происходит только на прошлой информации, параметры подбираются по выборке «valid», а итоговое тестирование – на «test». Это не позволит алгоритму «подсмотреть» будущие значения и воссоздаёт условия использования в действительных условиях.

Результативность оценивается по 4-м группам показателей. **Точность** рассчитывается по MAPE (в %) и RMSE (в натуральных единицах) на временной валидации без использования будущих сведений. **Скорость расчёта** фиксируется как среднее время подготовки прогноза на один цикл обновления и соблюдение регламента обновления (например, «еженедельно до 10:00»).

Скорость управленческого цикла измеряется как интервал от момента закрытия недели/обновления данных до утверждения решения ЛПР (закупка/план/промо) по журналу решений. **Результат «до/после»** определяется

через сравнение с контрольным режимом на согласованном горизонте с фиксацией изменений KPI.

Шаг 1. Базовый ориентир (baseline). Правило «как было на прошлой неделе»: Продажи(t) = Продажи(t-1). Ошибка на тестовом периоде: MAPE = 18,6 %. (MAPE – средняя относительная ошибка; 18,6 % означает, что в среднем прогноз отклоняется от факта примерно на одну пятую).

Шаг 2. Улучшенная модель. Используем деревья решений (градиентный бустинг) и учитываем не только прошлые продажи, но и цену, акцию, сезон и праздники. Параметры подбираем автоматически (перебор лучших настроек), останавливаемся, когда качество на «valid» перестаёт расти. Ошибка на тесте снижается до MAPE = 10,9 %, sMAPE = 11,6 %, а отклонение в «штуках» (RMSE) падает примерно на 41 % по сравнению с baseline.

Снижение ошибки объясняется тем, что модель различает управляемые и контекстные факторы: в период промо и в сезон прогнозируемый спрос повышается, при росте цены – снижается, праздничные недели дают дополнительный эффект. В результате прогноз становится операционно применимым для планирования закупок, производства и промо, в отличие от правила «как в прошлую неделю».

Управленческое использование результата фиксируется в 3-х практических правилах.

Во-первых, контрольный вариант «без ИИ» сохраняется как обязательная база сравнения при проверке новых версий модели и изменениях процесса.

Во-вторых, улучшенная модель применяется в регулярном планировании и для сценарных расчетов «что будет, если...» при изменении цены или промо.

В-третьих, для обоснования рекомендаций и согласования решений с политикой компании используются процедуры объяснимости и сценарного анализа, а для спорных случаев заранее задается режим обязательного подтверждения решения человеком.

Проверяемость выводов обеспечивается двумя типами доказательств. **Агрегированные пояснения** на тестовом периоде показывают вклад ключевых факторов в прогноз: промо-активность и продажи прошлой недели повышают

ожидание спроса, цена – снижает, сезон и праздничные недели дают прирост. Согласованность этих вкладов с управленческой логикой повышает доверие к рекомендациям и снижает риск их непринятия. **Результаты использования вариантов сценариев «что–если»** позволяют заключить, что рычаги административного воздействия действуют одновременно. Так, уменьшение цены с 99 до 95 единиц при параллельном промо-запуске умножает прогнозируемый спрос примерно на 12%, в то время как без промо-запуска эффект оценивается величиной порядка 4%. Таким образом, ценовые УР рационально исследовать во взаимосвязи с промо-политикой.

Пороговая логика административного контроля используется для ситуаций с высокой стоимостью ошибки. Если предполагаемый убыток по значимому КРІ выше ограничительного значения L и/или отклонение рекомендации от возможного лимита выше «тревожной» границы (thr), активируется режим **«рекомендация → утверждение ЛПР → регистрация причин принятия/отклонения»**. Иначе же используется регламентируемый режим выполнения в границах лимитов процессного владельца / эксплуатанта. Все отклонения от рекомендаций регистрируются в журнале УР и в дальнейшем выступают как административный фидбек для корректирования правил эксплуатации и будущих версий ИИ-модели.

Конечная управляемость опирается на замкнутый верификационный процесс: временный аудит качества, интерпретация факторов и сценарии «что–если» взаимно увязываются и коррелируют с логикой границ в контроле управления. Это делает применение модели не только результативным, но и проверяемым, воспроизводимым и управляемым в рамках установленного регламента.

Далее данный подход сводится в операционную последовательность: для каждого этапа фиксируются управленческая цель, входы (данные и ограничения), выходы (решения и документы), пороги допуска, ответственные участники и контрольные триггеры. Результаты этой систематизации отражены в таблице 18, где по этапам представлены действия, управленческие артефакты, участники и базовые контрольные триггеры.

Таблица 18 – Этапы алгоритма внедрения ИИ в управленческие решения предпринимательских структур

Этап	Основные действия	Результат	Участники	Контроль / триггеры
1. Постановка задачи	Формулировка бизнес-проблемы, выбор KPI, определение пилота	Документ концепции пилотного проекта с KPI	Руководство, бизнес-аналитик, менеджер	Зафиксированы базовые значения KPI и срок T0; критерии успеха SMART; go/no-go при отсутствии данных/владельца; протокол согласования допущений.
2. Оценка цифровой зрелости	Аудит инфраструктуры, компетенций, данных, финансов, рисков	Отчёт о цифровой зрелости, выявленные риски	ИТ, аналитики, топ-менеджмент, юристы	«Колесо готовности»; пороги: критические риски/комплаенс – стоп; минимальные метрики качества данных (полнота $\geq X\%$, доля дублей $\leq Y\%$).
3. Подготовка и разметка данных	Сбор, очистка, объединение, разметка и верификация данных	Готовый чистый набор данных и документация	Data scientist, аналитик, ИТ-специалист	Паспорт данных; версионирование (DVC); контроль: completeness $\geq X\%$, duplicates $\leq Y\%$, missing $\leq Z\%$; согласованность ключей; стоп при несоответствии.
4. Обучение модели	Выбор модели, обучение, настройка гиперпараметров, тестирование	Рабочая ML-модель с оцененными метриками	Data scientist, ИТ-архитектор	Зафиксирован валид. сплит (k-fold/time-split); целевые метрики; протокол экспериментов и воспроизводимость.
5. Интерпретация и обратная связь	XAI-анализ, визуализация SHAP/LIME, обратная связь от бизнеса	Объяснение модели, готовность к внедрению	Data scientist, бизнес-пользователи	Покрытие XAI (минимум N кейсов); «человек-в-контуре» регламент; список выявленных смещений/рисков и меры; подпись владельца процесса.
6. Интеграция в бизнес-процессы	Технологическая и организационная интеграция, обучение персонала	Функционирующая система в продуктивной среде	ИТ, операционные менеджеры, HR	SLA сервиса (латентность/доступность), мониторинг ошибок; canary/A-B-ввод; план отката; обучение пользователей.

Продолжение таблицы 18

Этап	Основные действия	Результат	Участники	Контроль / триггеры
7. Масштабирование и улучшение	Тиражирование, переобучение, мониторинг дрейфа, ROI-оценка	Повсеместное использование, устойчивый эффект	Руководство, BI-аналитики, методологи	Drift-сигналы (сравниваем данные с тем, на чем обучали модель, метрики модели < порога); график ретрейна (например, ежеквартально) + внеплановый при алерте; ROI-чек vs база; регистр инцидентов и корректировок.

Составлено автором

Этап 1. Постановка задачи и выбор пилотного проекта.

Цель этапа – сфокусировать ИИ на конкретной экономической проблеме и зафиксировать измеримые ориентиры успеха при реалистичном горизонте для МСП [29]. Выбор пилота основан на трех критериях:

- а) «болевым» процесс с наибольшими потерями (например, задержки доставки или высокий уровень невозвратов);
- б) доступность пригодных данных по этому процессу;
- в) выполнимость в срок 2–4 месяца для получения первичного эффекта [16].

Совместно с руководством задаются KPI и целевые значения с фиксацией базы «до» и плановых ориентиров «после» (например, «сократить среднее время доставки на 10% за три месяца»; «снизить долю просроченной задолженности на 15% за квартал»). Масштаб реализации пилота лимитируется единственной площадкой, линией продуктов или клиентским сегментом, что позволяет уменьшить риски и ускорить проверку гипотезы. Итогом этой стадии выступает консистентная «Концепция пилота»: проблемное описание, гипотеза использования ИИ-решения, список KPI/метрик, лимиты пилота и разделение ответственности [138].

Также отражаются данные по контрольному режиму «без ИИ», выступающему ориентиром и результаты протокольного сравнения по схеме «до/после». Запуск пилотного проекта документируется кратким административным протоколом

(процессный владелец / эксплуатант + ЛПП): цель, KPI, лимиты, горизонт сопоставления, активированный режим обязательного утверждения решения человеком и список лиц, несущих ответственность.

Этап 2. Оценивание уровня цифровой зрелости и готовности хозяйствующего объекта.

Цель этапа – подтвердить исходные допущения, которые предположительно приведут к положительному результату до старта конкретной операционной деятельности и определить «бутылочные горлышки» по основным её векторам [138], и, наконец, принять окончательное решение о формате пилотного проекта. Этот этап операционализирует факторы успешности, которые были раскрыты в разделе 2.2: культура, компетенции, данные, инфраструктура, финансовые и правовые ограничения.

1) **организационная культура и компетенции.** Проверяются наличие владельца процесса и показателей результата, поддержка руководства, минимально достаточные компетенции для чтения и применения рекомендаций (связь кадровых факторов раскрыта в разделе 2.2).

Артефакты: матрица ответственности (кто отвечает за данные, модель и внедрение в процесс) и краткий план обучения.

Порог допуска: итоговая оценка зрелости $\geq 6/10$ либо утвержденный план закрытия разрывов с датами и ответственными [63, 148].

В случае участия предприятия в национальном проекте «Производительность труда» или программах поддержки цифровой трансформации этот этап может использоваться как формализованный блок диагностики исходной зрелости и последующего контроля динамики, обеспечивая сопоставимость внутренних оценок с целевыми показателями указанных программ.

2) **инфраструктура и данные:** инвентаризируются источники (CRM, ERP, БД).

Артефакты: «паспорт данных» (поля, ключи, частота обновления), чек-лист качества.

Пороги (пример): полнота ≥ 90 %, дубли ≤ 2 %, единые ключи для связки сущностей; при невыполнении – доработка источников и/или сужение пилота [135].

3) **финансы и комплаенс:** Подтверждаем бюджет пилота и эксплуатации и соответствие режимам обработки данных (рамка экономических и правовых ограничений, раздел 2.2).

Артефакты: бюджетный план (капитальные/операционные затраты), регламент обращения с данными и матрица доступов, назначенный ответственный за соблюдение требований.

Порог допуска: профинансированы критические статьи, регламенты утверждены, «красные зоны» сняты [63, 133].

Выход этапа 2 – управленческое решение «допуск/не допуск» к пилоту с условиями запуска: какие разрывы закрываются до старта, какие пороги качества данных действуют, кто владелец данных и кто утверждает решения в режиме обязательного подтверждения решения человеком. Это предотвращает запуск ИИ-инициатив при организационной неготовности.

Результаты целесообразно представлять по 10-балльной шкале и визуализировать «колесом готовности» (рисунок 14): низкие значения показывают приоритеты подготовки, высокие – зоны быстрых улучшений. Если пороги не выполнены хотя бы по одному блоку, пилот сужается по объёму/горизонту; при выполнении порогов выполняется переход к этапу подготовки данных. Детализация факторов и их обоснование приводятся в разделе 2.2.



Составлено автором

Рисунок 14 – Колесо готовности к внедрению ИИ

Этап 3. Сбор, разметка и подготовка данных.

Основной объём работ в ИИ-проектах связан не с алгоритмами, а с подготовкой данных: очисткой, объединением и контролем качества (до 60–80% времени) [206]. Цель этапа – сформировать единый и надёжный набор (витрину) данных, пригодный для обучения и последующей эксплуатации модели.

Сначала фиксируются все источники и ответственные за их обновление. Внутренние: CRM (клиенты, продажи), ERP (операции, финансы), бухгалтерия, склад, логи сайта и приложений. Внешние: отраслевые отчеты, открытая статистика, сервисы карт/трафика и курсы/индикаторы. Для каждого источника заполняется короткий реестр: где лежит, как часто обновляется, формат и ключи связки [180].

Далее разрозненные таблицы приводятся к единой структуре и увязываются по стабильным идентификаторам (клиент, заказ, товар).

Затем выполняется очистка и верификация: удаляются дубликаты, исправляются ошибки ввода, унифицируются даты и единицы, анализируются аномалии. Пропуски закрываются по контексту: средние/медианные значения для стабильных признаков, простые методы восстановления – для зависимых;

критические «дыры» исключаются [77, 206]. Дубликаты снимаются по понятным бизнес-правилам (слияние/удаление) [20].

Чтобы результат был воспроизводим, фиксируется «снимок»: дата/параметры выгрузки, примененные фильтры и преобразования. На набор оформляется «паспорт данных» – перечень признаков с описанием, источниками и частотой обновления, плюс допущения. Версионирование таких снимков позволяет повторно обучать модель в тех же условиях и контролировать дрейф.

При больших объемах и/или непрерывном поступлении данных заранее планируются режимы: пакетный – по расписанию, потоковый – для событий в реальном времени. Для МСП рационально опираться на управляемые облачные сервисы, чтобы избежать капзатрат и сохранять гибкость масштабирования [120].

На выходе – проверенный, очищенный и связанный набор (или витрина) с документацией и версиями, готовый к моделированию. Учитывая, что подготовка занимает основную долю ($\approx 60\%$), стоит максимально автоматизировать загрузку и преобразования и унифицировать схемы – это ускоряет последующие итерации и снижает технологические риски.

Этап 4. Выбор модели и обучение

Цель – подобрать класс моделей под задачу и получить решение, устойчивое на новых данных, а не только на обучающей выборке [158]. Практически формируется линейка кандидатов (линейная модель, дерево решений, бустинг, простая нейросеть) и **контрольный ориентир «без ИИ»** (наивный прогноз/простая регрессия); усложнение оправдано только при стабильном приросте качества относительно контроля [158].

Настройка параметров выбирается по ресурсоемкости: полный перебор (Grid Search) дает исчерпывающую проверку, но дорог; случайный перебор (Random Search) часто обеспечивает близкое к оптимуму качество при меньших затратах, что предпочтительно для МСП [68].

Оценка ведётся на отложенной части данных по заранее согласованным метрикам [158]. Для классификации при дисбалансе – точность/полнота и F1 [81]; для регрессии – RMSE (важна абсолютная ошибка) и MAPE (важна относительная

ошибка, например в продажах) [158]; для ранжирования – ROC-AUC. Фиксируется не только уровень метрик, **но и стабильность по периодам.**

Допуск модели в регулярный контур возможен только при одновременном выполнении условий:

1. устойчивое улучшение относительно контрольного режима «без ИИ»;
2. соблюдение требований по срокам расчета и обновления (регламент обновления);
3. подтвержденное улучшение ключевых показателей процесса, включая сокращение времени управленческого цикла (time-to-decision) либо иной согласованный эффект.

Если на обучении качество существенно выше, чем на контроле, устраняется переобучение (упрощение, регуляризация, переработка признаков); если качество низкое везде – возвращение к данным (источники, очистка, разметка) [158]. Итоговый выбор документируется: параметры, метрики, протокол экспериментов и допущения – для воспроизводимости.

Этап 5. Интерпретация результатов и обратная связь.

Даже при высоких метриках управленческая ценность снижается, если пользователи не понимают основания рекомендаций [53]. Поэтому вводятся методы объяснимости (XAI), позволяющие проверить логику модели и сделать ее выводы обсуждаемыми.

Практически используются:

- SHAP – оценка вклада признаков в прогноз на основе значений Шепли [199];
- LIME – объясняет отдельный прогноз через простую локальную модель, построенную вокруг этой точки, и подходит к любым алгоритмам [200];
- Контрфактические пояснения – «что изменить, чтобы рекомендация стала иной»;
- Grad-CAM – пояснение решений нейросетей для изображений [214].

Методы объяснимости выполняют три функции:

- а) аудит данных и модели (выявление смещений и нерациональных факторов),

б) повышение доверия и управляемости применения (перевод рекомендации в форму, пригодную для согласования владельцем процесса и ЛПП),

в) обучение персонала и снижение операционных ошибок [53]. **Артефакты этапа:** отчёт с профилем факторов, примерами локальных пояснений и сценариями «что-если»; перечень выявленных рисков и мер; протокол согласования с владельцем процесса.

Чтобы стандартизировать применение методов интерпретации результатов, в работе закреплён единый набор инструментальных средств, обеспечивающий объяснения, анализ чувствительности и проверку релевантности факторов. Их управленческое назначение и типовые области применения сведены в таблицу 19.

Для социально– и правово– чувствительных задач дополнительно фиксируются минимальные требования к объяснимости (обязательные пояснения на случай, допустимые пороги смещений) и регламент рассмотрения спорных УР человеком.

Таблица 19 – Задачи и инструменты Explainable AI (XAI)

XAI-инструмент	Краткое описание метода	Типовые модели	Назначение в управлении
SHAP (Shapley Additive Explanations)	Оценка вклада каждой характеристики в прогнозирование на базе значений Шепли [199]	Деревья, ансамбли, нейросети	Приоритизация факторов, поиск смещений, согласование правил
LIME	Локальная интерпретируемая модель-пояснитель вокруг конкретного прогноза [200]	Модель-агностик (любая)	Комментирование единичных УР, разбор спорных кейсов
Контрфактически е объяснения	Что нужно изменить во входе, чтобы решение стало иным	Аналогично – агностик (любая)	Диалог с пользователем /регулятором, диагностика чувствительности и «порогов»
Grad-CAM	Подсветка областей изображения, влияющих на предсказание [214]	Нейросети (CV)	Проверка релевантности характеристик в CV-задачах
Feature Importance	Средняя важность дескрипторов (например, по снижению impurity)	Деревья, ансамбли	Общая интерпретация, отбор признаков и настройка политики данных

Составлено автором

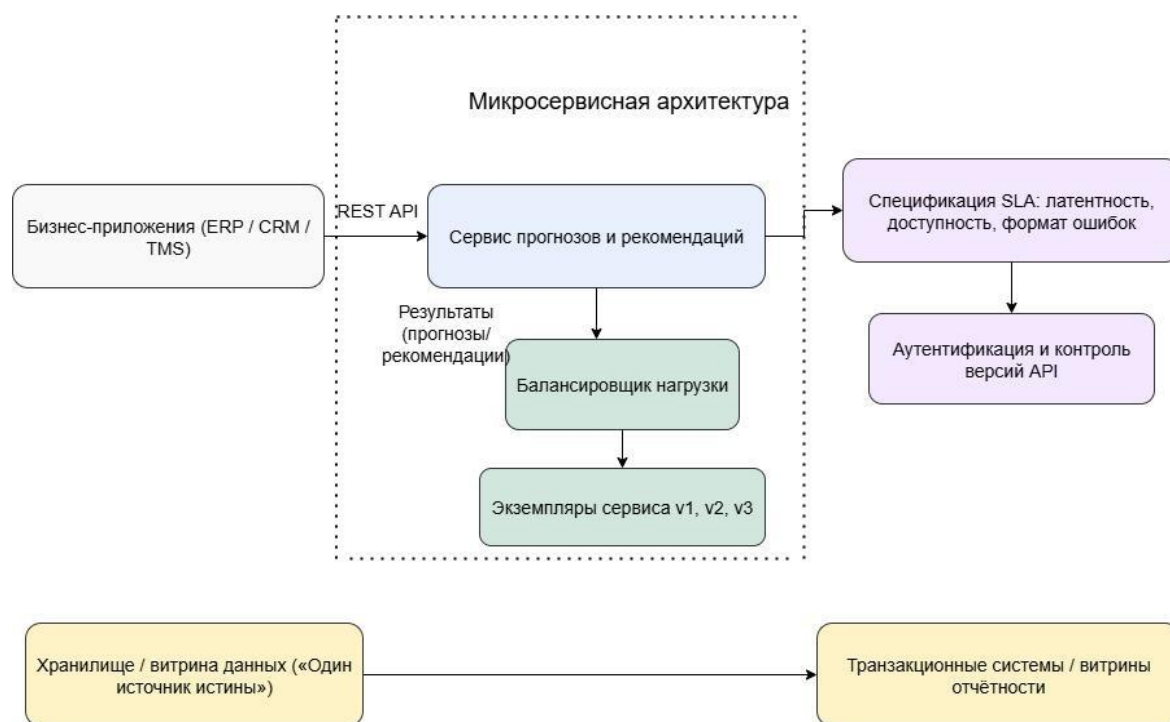
Этап 6. Встраивание решения в бизнес-процессы.

Цель этапа – сделать ИИ-платформу частью повседневной работы: доступной из действующих систем, безопасной, управляемой и понятной пользователям.

Технологическая интеграция. Платформа разворачивается как отдельный сервис с версионированием; прикладные системы (ERP/CRM/логистика) запрашивают прогнозы/рекомендации через стандартный интерфейс [97]. Это обеспечивает заменяемость версий без остановки контура и масштабирование при росте нагрузки. Требования к сервису фиксируются спецификацией: время отклика/доступность, аутентификация, формат ошибок, журналирование. Данные приходят из взаимно увязанных витрин («единый источник истины»), итоги обработки – направляются обратно в модули обработки транзакций системы и отчётные витрины (рисунок 15) [97].

Организационная интеграция. В регламентирующих документах фиксируется позиция включения выработанной рекомендации в операционную деятельность, полномочия подтверждения/отклонения, причины отказа, граничные значения (бюджет/ТМЦ/сервисный уровень) и частота пересмотра эскалационных порогов. Оформляется журнал УР, что позволяет оценивать длительность цикла их формирования и дисциплинарные особенности использования ИИ-предложений. Обучение пользователей производится с использованием коротких сценариев; обратные реакции также регистрируются и могут быть при необходимости переведены в новые задачи по корректированию данных/признаков/правил эксплуатации платформы [63, 138].

Проверка результата. По прошествии заранее оговорённого периода времени происходит сопоставление КРІ с базовыми значениями «до» в разных разрезах: логистика (время доставки, топливо), финансы (качество скоринга и срок рассмотрения), торговля (МАРЕ, дефицит/избыток) [120, 209]. Кроме того, регистрируется динамическое изменение продолжительности циклов УР с и их последующим сравнением с режимом «без ИИ». Если улучшений нет, происходит возвращение на корректирующую стадию или окончание тестового проекта.



Составлено автором

Рисунок 15 – Схема технологической интеграции

На рисунке представлен типовой контур интеграции: функционально-прикладные подсистемы хозяйствующего субъекта (ERP/CRM/TMS) отправляют обращения к обособленному прогностико-рекомендательному сервису через общепринятый интерфейсно-коммуникационный механизм (например, REST), развёрнутый в режиме контролируемых версий. Этот сервис позволяет актуализацию без прерывания работы; при увеличении нагрузки происходит расширение масштабов и / или разделение запросов. Взаимодействие идёт по заранее утверждённым правилам (индикаторы доступности и срока отклика, аутентификация, контроль редакций интерфейса), что усиливает предсказуемость и надёжность внедрения. Данные для вычислений, как было сказано ранее, поступают из взаимосвязанных витрин, итоги обработки – отправляются обратно – в механизмы обслуживания транзакций и отчётные модули платформу, формируя замкнутый цикл обеспечения руководящей деятельности.

Таким образом, схематическое представление демонстрирует получение прикладными инструментами «умных» подсказок от ИИ-сервиса, при этом, на наш взгляд, архитектура остается прозрачной, надежной и легко координируемой.

Этап 7. Масштабирование и непрерывное улучшение.

Цель – безопасно вывести решение за пределы пилота и поддерживать его качество при изменении данных и условий [20, 120, 138]. Масштабирование допускается только при подтвержденном эффекте «до/после» относительно режима «без ИИ» и наличии мониторинга качества, скорости и экономического результата.

Масштабирование планируется по направлениям: география, функционал, глубина автономности. Перед переносом в новый контур проверяется сопоставимость данных и процессов (справочники, форматы, правила учета); без унификации модель дает систематические ошибки [20]. Внедрение выполняется «волнами» (2–3 площадки), с проверкой KPI и настройкой порогов перед дальнейшим тиражированием.

Непрерывное улучшение строится на целевых уровнях метрик и порогах сигналов: при ухудшении качества (рост MAPE или падение F1/AUC) фиксируется инцидент, анализируются причины и корректируются данные/модель/правила применения. Переобучение выполняется по графику и внепланово при отклонениях; дополнительно контролируется дрейф распределений признаков и целевой переменной. Итог – управляемый цикл «внедрение → наблюдение → обновление» с документированными проверками и допуском новых версий [20, 120, 138].

Апробация алгоритма. Для проверки работоспособности алгоритма он был применён (с соответствующей адаптацией) на предприятии сферы логистики «Вектор» (транспортная компания).

«Вектор» (транспортная компания) – это средняя региональная транспортно-логистическая компания, занимающаяся грузоперевозками между городами.

Постановка задачи: повысить эффективность маршрутизации и планирования доставок с учетом сезонности и трафика. В качестве пилота выбрана оптимизация работы одного склада (филиала) – нужно было сократить среднее время доставки и снизить затраты на топливо при развозке грузов.

Готовность и команда. Учетная система функционирует, интеграция с CRM частично разрознена; культура работы с данными – средняя ($\approx 6/10$). Бюджет пилота – около 500 тыс. руб.; собственных специалистов по моделям нет, привлечен внешний

консультант (0,5 ставки). Назначен внутренний лидер изменений; ядро команды: ИТ-специалист/архитектор, аналитик по логистике, руководитель проекта.

Данные и подготовка. Использованы 18 месяцев истории (≈ 50 тыс. записей о доставках) плюс табличные графики смен и простоев. За ~ 1 месяц выполнены очистка и приведение данных: удалено $\approx 15\%$ дублей, унифицированы адреса и даты, критические пропуски закрыты по журналам склада. Результат оформлен как верифицированный набор с паспортом признаков.

Моделирование и проверка. Решалась задача прогноза времени доставки и поддержки маршрутизации. Применён градиентный бустинг (CatBoost). Разделение выполнено по времени (обучение на прошлом, проверка на будущем), подбор параметров – автоматизированным перебором (около 100 конфигураций).

Достигнуто качество: RMSE $\approx 14,2$ мин, MAPE $\approx 8,3\%$, что достаточно для управленческого применения. Объяснимость проверена локальными пояснениями: наибольший вклад дали расстояние и дорожная загруженность (в том числе зависимость от времени отправления), что согласуется с экспертной оценкой логистов.

Встраивание в процесс. Прототип сервиса маршрутизации развернут как отдельный модуль: при формировании рейса учетная система получает последовательность точек и оценку расхода топлива. Диспетчер вправе скорректировать маршрут с обязательной фиксацией причины; случаи корректировок накапливаются для уточнения правил и дообучения.

Эффект «до/после». За 2 месяца пилота: среднее время доставки снизилось на 9%, расход топлива на рейс – на 6% (оценочно ≈ 700 тыс. руб./год экономии на филиал), доля клиентов, оценивающих доставку как «быструю/своевременную», выросла примерно на 12 п.п. Дополнительные подтверждения – снижение «пустых километров» и объездов пробок по отзывам водителей.

Масштабирование и улучшение. Перед тиражированием унифицированы справочники адресов и идентификаторы водителей. За ~ 4 месяца решение перенесено еще на 4 склада; эффект оказался ниже пилотного ($-5 \dots -7\%$ по времени доставки) из-за инфраструктурных ограничений и различий в навыках персонала. Приняты меры:

дополнительное обучение и локальная адаптация (в отдельных районах – учёт рельефа и погодных факторов).

Обновление модели – ежеквартально; триггер внеплановой проверки – MAPE за месяц $\approx 10\%$. За год выполнено 4 обновления, добавлены признаки дорожных работ; точность удержана на уровне MAPE $\sim 8-9\%$. Экономический результат первого года: ROI $>50\%$ за счёт экономии топлива и рабочего времени. Сводные итоги представлены в табл. 20.

Таблица 20 – Сводная таблица результатов

Показатель	«Вектор» (транспортная компания)
Цель пилота	Сократить время доставки, снизить расход топлива, повысить on-time.
Объем и состав данных	~ 50 тыс. записей за 18 мес.; ERP + журналы смен/простоев.
Подготовка данных	~ 1 мес.: удаление $\approx 15\%$ дублей, унификация адресов/дат, заполнение пропусков.
Модель / валидация	CatBoost; time-split 80/20; Random Search ≈ 100 конфигураций.
Качество модели	RMSE $\approx 14,2$ мин; MAPE $\approx 8,3\%$.
ХАИ / интерпретация	LIME: вклад расстояния и трафика; подтверждено экспертами.
Интеграция	Микросервис «/optimal_route»; корректировка диспетчером с фиксацией причины.
КPI «до → после»	Время доставки: -9% ; топливо/рейс: -6% ; удовлетворенность: $+12$ п.п.
Масштабирование	$+4$ склада за ~ 4 мес.; эффект $-5...-7\%$ по времени доставки; унификация справочников.
Экономический эффект	Экономия топлива ≈ 700 тыс. Р/год на филиал; ROI первого года $>50\%$.
Непрерывное улучшение	Переобучение ежеквартально; триггер MAPE $>10\%$; новые признаки (дорожные работы).

Составлено автором

Разработанный алгоритм внедрения ИИ охватывает полный цикл – от постановки целей до регулярного использования в операционной работе – с учетом типичных ограничений МСП (ресурсы, компетенции, неоднородность ИТ-среды).

Методически он объединяет процессную логику управления данными (CRISP-DM), контур эксплуатации (версионирование, внедрение и мониторинг) и организационные меры (роли, регламенты, обучение персонала). Такое сочетание переводит ИИ из разрозненных экспериментов в управляемую процедуру с прозрачными входами (цели, данные) и проверяемыми выходами (метрики эффекта), снижая риски несопоставимых данных, «бесхозных» процессов и затянувшихся пилотов [89, 102, 116].

Практическая применимость подтверждена кейсом логистической компании с измеримыми результатами «до/после». При наличии минимально достаточной готовности (доступ к данным, назначенные владельцы, соблюдение требований к данным) и при поддержании контроля качества с плановыми обновлениями подход масштабируется и обеспечивает переход к управлению на основе данных и моделей.

Далее, в подразделе 3.2 будет рассмотрена методика оценки зрелости компаний и формализованные показатели эффективности ИИ-проектов, что позволит руководству объективно судить о готовности к масштабному внедрению и оценивать достигнутые результаты.

3.2. Методика управленческой оценки готовности (зрелости) компании к применению ИИ и результативности ИИ-проектов

В подразделе 3.1 ранее была подробно описана пошаговая методика внедрения технологий искусственного интеллекта (ИИ) в предпринимательских структурах. В современных условиях внедрение ИИ в процессы управления требует всестороннего анализа как исходного уровня «цифровой зрелости» компании, так и итоговых результатов после интеграции ИИ. Практика показывает, что лишь порядка 13% компаний в мире готовы использовать ИИ в полной мере, причем многие проекты ИИ не приносят ожидаемой отдачи [84]. Указанные факты свидетельствуют о необходимости разработки научно обоснованной методики оценки зрелости компаний к внедрению ИИ и системы критериев для оценки результативности использования ИИ в управленческих решениях. Предлагаемый подход базируется на

критическом анализе существующих моделей, включает авторскую шкалу зрелости организации для внедрения ИИ и определяет ключевые показатели эффективности (KPI) ИИ-проектов, позволяющие объективно измерить отдачу от внедрения новых технологий.

Методологические процедуры (Delphi, АНР/ВWМ, Kendall W, РСА, «паспорт нормирования») подробно раскрыты в разделе 2.2; в настоящем разделе мы рассмотрим практическую операционализацию шкалы, прозрачные правила интерпретации, отраслевые веса и воспроизводимость результатов.

Прежде всего необходимо определить, что именно понимается под «зрелостью» в контексте цифровой трансформации и применения ИИ. В литературе **цифровая зрелость** обычно трактуется как способность организации создавать ценность и повышать эффективность за счет цифровых технологий и управленческих практик трансформации [31]. В методологии Cargemini цифровая зрелость описывается через сочетание «**цифровой интенсивности**» (уровень инвестиций в технологические решения для преобразования деятельности компании) и «**интенсивности управления трансформацией**» (способность организации посредством лидерства и эффективного менеджмента реализовать цифровые изменения) [31].

В отечественной литературе цифровую зрелость часто связывают со стратегическим подходом. Так, Е. Солнцева (директор по цифровизации ГК «Росатом») трактует цифровую зрелость как готовность осознанно совершенствовать устоявшиеся операционные модели и бизнес-практики, мысля стратегически и понимая, что сами по себе технологии ценности не создают – требуемые результаты достигаются за счёт эффективного взаимодействия специалистов и новых технологий [22]. В обобщенном виде цифровую зрелость можно рассматривать как интегральный показатель, отражающий состояние инфраструктуры и данных, компетенций персонала, культуры и управленческих практик, а также способность к устойчивой адаптации [31, 49].

ИИ-зрелость выступает частным случаем цифровой зрелости и означает готовность и способность компании интегрировать ИИ в управленческие решения и процессы при наличии данных, инфраструктуры, компетенций и соответствующих

управленческих регламентов [227]. Исследования показывают, что большинство организаций пока не достигли достаточного уровня ИИ-зрелости. В частности, качественный анализ 52 компаний в исследовании А. М. Мансарай (A. M. Mansaray) и др. выделил восемь ключевых измерений, определяющих готовность организации к ИИ: информационная готовность, внешняя среда, инфраструктура, персонал, процессы, клиенты, данные и технологическая готовность [160].

Существующие **модели цифровой зрелости** (Digital Maturity Models) обычно оценивают несколько измерений (культура, организация, технологии, аналитика и др.) и классифицируют компании по уровням/группам. Так, по данным Forrester [49], модель цифровой зрелости 4.0 (Digital Maturity 4.0) оценивает культуру, организацию, технологии и аналитику по 28 параметрам, разделяя компании на четыре группы: скептики, экспериментаторы, продвинутые и инноваторы.

В исследовании Deloitte [93] выделяются три типа организаций – начинающие, развивающиеся и зрелые цифровые организации, при этом более высокий уровень зрелости статистически связан с лучшими финансовыми результатами.

Компания KPMG [115] предложила отраслевую методику, основанную на пяти направлениях: стратегия, таланты, процессы, технологии и лидерство, где показатели сопоставляются со среднеотраслевыми значениями.

В российских исследованиях также формируются собственные подходы. Так, Чурсин и Кокуйцева (2022) итоговый интегральный индекс рассчитывают с помощью нормирования и анализа иерархий (АНР) для определения весов факторов, а уровень зрелости интерпретируется качественно – как базовый, формирующийся, средний, продвинутый или высокий [49]

Таким образом, во всех подходах прослеживается общая идея – **комплексная оценка организационных, технологических и управленческих аспектов** цифрового развития.

Вместе с тем для предпринимательских структур значимым ограничением многих известных моделей остаётся недостаточная операционализация. Уровни часто описываются преимущественно словами, без измерительных «якорей», без проверяемых признаков и без набора подтверждающих управленческих документов.

Отсутствуют и пороговые правила интерпретации, которые необходимы именно руководителю: допускается ли переход к автоматизированному режиму, где требуется обязательное утверждение решения лицом, принимающим решения, какие требования предъявляются к данным и процессам. Поэтому далее используется шкала, в которой каждому уровню соответствуют проверяемые признаки и фиксированный набор артефактов. Это переводит оценку готовности из декларативной «самооценки» в управленческое решение: что запускать, в каком режиме и при каких ограничениях.

Отдельное направление составляют **индексы готовности к применению искусственного интеллекта**, которые фиксируют наличие условий внедрения на уровне государства и организаций. На макроуровне используются международные рейтинги готовности государственного управления к применению искусственного интеллекта, где страны сопоставляются по совокупности факторов (инфраструктура, образование, инновационная политика и др.) [185]. На уровне компаний развиваются аналогичные инструменты: например, индекс готовности Cisco (2024) структурирует оценку по блокам «стратегия, инфраструктура, данные, управление, культура и кадры» и показывает, что доля организаций с высоким уровнем готовности остается ограниченной [84]. В России подходы к оценке ИИ-зрелости также активно развиваются. Так, А. Ступин (2024) предложил индекс готовности государственного управления, включающий правовую базу, технологии, инфраструктуру, образование, рынок труда и уровень вовлеченности граждан [42].

Итак, литература согласованно фиксирует ядро факторов готовности к ИИ (стратегия, инфраструктура и данные, компетенции, процессы, культура, управление и доверие) [49, 84, 227]. Однако для управленческого анализа в предпринимательских структурах требуется инструмент, который одновременно:

- 1) задает измеримые уровни с якорями и артефактами;
- 2) содержит пороговые правила интерпретации (допуск/режим применения);
- 3) обеспечивает воспроизводимый расчёт и сопоставимость «до/после».

Исходя из проведённого анализа, была разработана авторская шкала оценки зрелости организации к внедрению искусственного интеллекта, объединяющая

сильные стороны существующих моделей и дополняющая их недостающими элементами.

При формировании шкалы учитывались не только академические и прикладные результаты, но и целевые ориентиры государственной повестки цифровой трансформации и повышения производительности. Семь измерений согласуются с ключевыми блоками национальной программы «Цифровая экономика Российской Федерации» (данные и инфраструктура, цифровые технологии, кадры и компетенции) и национального проекта «Производительность труда» (оптимизация процессов, управленческие практики, культура непрерывных улучшений), что позволяет применять шкалу как инструмент внутренней диагностики и как индикатор соответствия целевым ориентирам цифрового развития предприятия.

Выбор семи измерений обусловлен типовыми управленческими барьерами внедрения искусственного интеллекта, выявленными в исследованиях и практике. Эти барьеры фокусируются в следующих областях:

- данные и их качество,
- технологическая инфраструктура,
- кадровые ресурсы и компетенции,
- эффективность бизнес-процессов,
- стратегическое управление и поддержка руководства,
- корпоративная культура и готовность к изменениям,
- доверие, этика и управление рисками [49, 84, 227].

Оценка по каждому измерению выставляется **по минимально подтвержденному уровню** и опирается на три источника доказательств:

- 1) документы и регламенты (политики данных, роли, лимиты, протоколы решений);
- 2) интервью с владельцем процесса и ЛПР;
- 3) фактические следы исполнения (журналы решений, использование инструментов, план-факт).

При противоречии доказательств балл понижается до уровня, подтвержденного объективными следами.

Выбранные измерения обеспечивают управленчески корректное объединение технических, процессных и организационно-поведенческих факторов в единую систему оценки [49, 84, 227]. На этой основе разработана авторская шкала зрелости с десятибалльной градацией (1 – минимальный, 10 – максимальный уровень), позволяющая сопоставимо измерять состояние организации и динамику улучшений во времени. Для повышения однозначности интерпретации введены операционные «якоря» по уровням 0/3/5/7/10 для каждого измерения – они конкретизируют, какие характеристики соответствуют тому или иному уровню зрелости (таблица 21).

Таблица 21 – Операционные «якоря» 0/3/5/7/10 по семи измерениям

Измерение	0	3	5	7	10
Данные	Цифровых наборов нет	Разрозненные таблицы, дубли >10%	Витрины/хранилище, полнота $\geq 60\%$	Управление данными, единые справочники, полнота $\geq 85\%$	Сквозная интеграция, ошибки <1%
Инфраструктура	Устаревшие локальные системы	Частичная модернизация, без масштабирования	Базовая платформа для проектов	Гибридная архитектура, автоматизированные обновления, опыт промышленной эксплуатации	Масштабируемая архитектура, устойчивый контур сопровождения моделей
Кадры и компетенции	Профильных ролей нет	1–2 энтузиаста, без программы развития	Команда 3–5 чел., точечное обучение	Центр экспертизы, системное обучение	Устойчивый штат и непрерывное развитие компетенций, поддержка руководства
Бизнес-процессы	Не описаны, ручные	Частично описаны	Регламенты ключевых процессов, пилоты ИИ	Оптимизированы, локальные решения ИИ в регулярной работе	Сквозная автоматизация на базе ИИ, управление по KPI

Продолжение таблицы 21

Измерение	0	3	5	7	10
Стратегия и управление	Повестки ИИ нет	Черновик без бюджета	Утверждены направления и ответственные	ИИ встроен в стратегию, комитет/бюджет	Портфель ИИ-инициатив, регулярное управление и бюджетирование
Культура и изменения	Интуиция доминирует, сопротивление	Скепсис, низкая вовлечённость	Ориентация на данные декларируется, старт обучения	Практики решений на основе данных работают в командах	Устойчивая культура работы с данными, сеть «лидеров изменений»
Доверие/этика/риски	Недоверие, инциденты	Опасения, нет процедур объяснимости	Регламенты, пилотная проверяемость выводов	Комитет/процедуры, базовое доверие	Прозрачность применения, зрелое управление рисками

Составлено автором

Примечание к таблице 21. Таблица используется как проверяемый чек-лист: учитываются не декларативные признаки цифровизации, а управленческие условия доказуемости – владельцы, регламенты, контроль качества, лимиты и воспроизводимость результатов.

Таким образом, якоря 0/3/5/7/10 задают проверяемые признаки уровней по каждому направлению. Уточним содержание самих направлений: что означает высокий/низкий уровень зрелости, какими метриками это измеряется и как верифицируется на практике.

1. **Данные.** Высокий уровень – интегрированные источники, единые справочники, регулярный контроль качества и полноты; низкий – разрозненные наборы, дубли, пропуски и низкое доверие к данным. **Проверка:** аудит качества, сверки по ключам, контроль полноты и ошибок, наличие ответственных регламентов.

2. **Инфраструктура.** Высокий уровень характеризуется наличием архитектуры и эксплуатационных практик, позволяющих разворачивать и сопровождать решения в штатном режиме, без постоянных ручных вмешательств; низкий уровень – преобладанием устаревших локальных систем, дефицитом вычислительных ресурсов и зависимостью от ручных процедур.

Проверка: аудит архитектуры и эксплуатационной готовности; показатели доступности и устойчивости; фактическое время развертывания и обновления; наличие и соблюдение стандартов эксплуатации.

3. **Кадры и компетенции.** Высокий уровень – устойчивые роли, понятная ответственность и регулярное развитие навыков; низкий – «один специалист на всё» и эпизодическое обучение.

Проверка: оргструктура, план обучения, фактическое закрытие ролей и участие руководства.

4. **Бизнес-процессы.** Высокий уровень – процессы описаны, управляются через KPI и имеют точки встраивания рекомендаций; низкий – ручные операции без регламентов и измеримых контуров контроля. **Проверка:** регламенты, карты процессов, наличие принятых правил применения рекомендаций и фиксации результата.

5. **Стратегия и управление.** Высокий уровень – ИИ встроен в цели, есть приоритеты, бюджет, портфель инициатив и регулярный контроль; низкий – разрозненные инициативы без владельца и эффекта.

Проверка: документы по стратегии развития, протоколы управленческих решений, наличие ответственных и бюджета.

6. **Культура и изменения.** Высокий уровень – решения опираются на факты, сотрудники принимают изменения и дают обратную связь; низкий – доминирование интуиции и сопротивление.

Проверка: фактическое использование инструментов, участие подразделений, результаты опросов и примеры изменений «по данным».

7. **Доверие, этика и риски.** Высокий уровень – проверяемость выводов, регламенты управления рисками, журналирование и управляемый разбор ошибок; низкий – недоверие, отсутствие правил допустимости применения и реакции на инциденты.

Проверка: наличие процедур, журналов, протоколов разборов и статистики инцидентов.

Следует отметить, что все семь измерений взаимосвязаны: высокий уровень по одним направлениям при низком уровне по другим формирует дисбаланс, который ограничивает общую готовность компании к применению ИИ. Например, развитые данные и инфраструктура при недостаточно сформированных навыках и культуре приводят к низкой принимаемости рекомендаций и, как следствие, к недостижению эффекта. Поэтому методика предусматривает оценку как по отдельным шкалам, так и в виде интегрального показателя.

По каждому из семи направлений компании присваивается оценка 1–10 на основе комбинированных данных:

- 1) количественных метрик из корпоративных систем и документов,
- 2) экспертного опроса менеджеров и ИТ-специалистов по разработанной анкете.

Для сопоставимости используется нормирование, а итоговая интеграция выполняется через взвешивание.

В базовой конфигурации все семь измерений равновесны: $w_i=1/7$ ($\approx 14,3\%$). Такая настройка позволяет проводить первичную диагностику и сравнение организаций «в среднем по системе», без отраслевых акцентов. На практике нельзя всегда считать все показатели зрелости одинаково важными, в разных отраслях различаются ключевые ограничения («узкие места») и основные источники результата. Следовательно, для повышения практической применимости методики требуется калибровать веса с учетом отраслевого контекста, но так, чтобы калибровка оставалась воспроизводимой и доказательной, а не превращалась в произвольное экспертное предпочтение. Поэтому в работе используется процедура АНР (анализ иерархий) [49], которая позволяет получать веса из структурированных парных сравнений и проверять согласованность экспертных суждений.

Процедура отраслевой калибровки весов выполняется следующим образом.

1. Формирование панели экспертов. Для каждой отрасли формируется независимая группа из 7 экспертов. Для «производства» – ИТ-директор, руководитель производства, руководитель по качеству, два менеджера по планированию и два аналитика. Для «логистики» – операционный директор, руководитель диспетчерской,

руководитель склада, два менеджера по работе с клиентами и два аналитика. Такая конфигурация обеспечивает представительство ключевых носителей управленческого знания по данным, процессам и результатам.

2. **Парные сравнения по шкале Саати 1–9**, в рамках которых эксперты заполняют матрицу 7×7 , сравнивая относительную важность измерений (Данные, Инфраструктура, Кадры, Процессы, Стратегия, Культура, Доверие/этика). Оценочный критерий устанавливается с опорой на приоритетность: специалист регистрирует измерение, выступающее значимым «узким местом» для получения измеряемого эффекта в конкретной сфере.

3. **Агрегирование мнение экспертов** нужно, чтобы сформировать отраслевую сводную матрицу. Для этого отдельные оценки обобщают, используя геометрическое среднее по парным величинам (i, j) . Этот шаг принципиален, так как он, во-первых, позволяет корректно объединить точки зрения с учётом мультипликативной сущности шкалы Саати и, во-вторых, устраняет потенциальное доминирование отдельных экстремальных оценок.

4. **Вычисление весовых значений.** По консолидированной матрице определяют нормированный вектор приоритетов (метод главного собственного вектора): итоги вычислений w_i стандартизируются к виду $\sum w_i = 1$. В финальных таблицах весовые значения округляют до 2-х знаков для упрощения восприятия, но калькуляция сводного индикатора опирается на неокруглённые значения (чтобы не накапливать арифметическую погрешность).

5. **Проверка согласованности (CI/CR).** Для доказательности АНР-весов обязательно проверяется согласованность экспертных суждений: вычисляются показатели CI и CR с использованием табличного RI. Критерий приемлемости – $CR < 0,1$. Если порог превышен, это означает логические противоречия в сравнении (например, А важнее В, В важнее С, но С важнее А), и матрица требует корректировки «спорных» пар. Управленческий смысл этого шага принципиален: без проверки согласованности веса превращаются в «мнение», а интегральный индекс теряет воспроизводимость и независимую проверяемость.

Матрицы парных сравнений и итоговые весовые векторы получены в рамках очной форсайт-сессии, проведенной Факультетом управления ЮФУ (Ростов-на-Дону, май 2024). В ходе сессии работал отдельный сектор, посвященный управлению внедрением ИИ в отраслях «производство» и «логистика». В каждой секции участвовали по **7 экспертов** (руководители и практики по направлениям: ИТ/данные, производство/операции, планирование/качество – для производства; операционный блок/диспетчеризация/склад/клиентский сервис – для логистики). Процедура проводилась по единому протоколу: индивидуальные 7×7 матрицы по шкале Саати → агрегирование геометрическим средним → расчет вектора приоритетов → проверка согласованности ($CR < 0,1$). Дополнительно веса были сопоставлены с эмпирическими профилями динамики $T_0 \rightarrow T_1$ на данных компаний «Триумф» и ТК «Вектор».

Полные 7×7 матрицы парных сравнений приведены в таблице 22 (производство) и таблице 23 (логистика).

Таблица 22 – АНР-матрица (производство; строки/столбцы: Данные (Data), Инфраструктура (Infra), Кадры (Talent), Процессы (Process), Стратегия (Strategy), Культура (Culture), Доверие/этика (Trust))

	Data	Infra	Talent	Process	Strategy	Culture	Trust
Data	1	1	2	2	3	3	5
Infra	1	1	2	2	2	3	4
Talent	1/2	1/2	1	1	2	2	3
Process	1/2	1/2	1	1	2	2	3
Strategy	1/3	1/2	1/2	1/2	1	1	2
Culture	1/3	1/3	1/2	1/2	1	1	2
Trust	1/5	1/4	1/3	1/3	1/2	1/2	1

Составлено автором по результатам форсайт-сессии Факультета управления ЮФУ, май 2024; агрегировано по 7 экспертам (геометрическое среднее), $CR \approx 0,0003$

Итоговые веса (нормированные приоритеты): Data 0,25; Infra 0,20; Talent 0,15; Process 0,15; Strategy 0,10; Culture 0,10; Trust 0,05.
Согласованность: $CR \approx 0,0003 (< 0,1)$.

Таблица 23 – АНР-матрица (логистика; строки/столбцы: Data, Infra, Talent, Process, Strategy, Culture, Trust)

	Data	Infra	Talent	Process	Strategy	Culture	Trust
Data	1	1	2	1/2	2	2	2
Infra	1	1	2	1/2	2	2	2
Talent	1/2	1/2	1	1/3	1	1	1
Process	2	2	3	1	3	3	2
Strategy	1/2	1/2	1	1/3	1	1	1
Culture	1/2	1/2	1	1/3	1	1	1
Trust	1/2	1/2	1	1/2	1	1	1

Составлено автором по результатам форсайт-сессии Факультета управления ЮФУ, май 2024; агрегировано по 7 экспертам (геометрическое среднее), $CR \approx 0,01$.

Итоговые веса (нормированные приоритеты): Process 0,22; Data 0,19; Infra 0,16; Strategy 0,16; Talent 0,09; Culture 0,09; Trust 0,09.

Согласованность: $CR \approx 0,01 (< 0,1)$.

Итоговые отраслевые векторы приоритетов, применяемые в дальнейших расчетах интегрального индекса, сведены в таблице 24. Для производства сходимость экспертных оценок оказалась высокой ($CR \approx 0,0003$), для логистики – в пределах нормы ($CR \approx 0,01$), что подтверждает корректность и применимость полученных весов. В конечном счёте складывается настройка индекса, интерпретируемая с управленческой точки зрения: в промышленности доминирующие факторы зрелой фазы – информационные массивы и инфраструктурный фундамент, а в логистике – процедуры и также информационные сведения при сохраняющейся значимости инфраструктурной базы и стратегического контура [49].

Упомянутую разнородность следует учитывать при интерпретировании обобщённых оценок и проектировании «дорожных карт» повышения зрелости: одинаковый консолидированный балл можно получить разными траекториями, но управленческие меры должны соответствовать отраслевым приоритетам.

Таблица 24 – Отраслевые весовые коэффициенты (векторы приоритетов АНР)

Измерение	Данные	Инф	Кадры	Процессы	Стратегия	Культура	Доверие/этика
Производство	0,25	0,20	0,15	0,15	0,10	0,10	0,05
Логистика	0,19	0,16	0,09	0,22	0,16	0,09	0,09

Составлено автором по результатам форсайт-сессии Факультета управления ЮФУ, май 2024; метод – eigenvector, нормировка $\sum w_i=1$; округление до двух знаков.

Для получения консолидированной оценки зрелости частные баллы по 7-ми измерениям агрегируют в единый показатель, что обеспечивает сопоставимость результатов между субъектами хозяйствования и периодами наблюдения.

Консолидированная (интегральная) оценка транслирует профиль зрелости в управленчески интерпретируемую форму: её представление позволяет быстро идентифицировать критические дефициты по измерениям, задавать приоритеты развития и отслеживать динамику изменений во времени ($T_0 \rightarrow T_1$).

Расчет интегрального индекса выполняется по формуле взвешенной суммы [1; 10]:

$$I = \sum_{i=1}^7 w_i S_i, \quad \sum_{i=1}^7 w_i = 1, \quad S_i \in \epsilon. \quad (7)$$

Здесь S_i – баллы по направлениям (данные, инфраструктура, кадры, процессы, стратегия, культура, доверие/этика), w_i – веса. В базовом случае применяется равновесная настройка $w_i=1/7$. При отраслевой настройке используются веса из таблицы 24 (полученные методом АНР/структурированной экспертной калибровки) [204].

Чтобы исключить «разночтения» при расчетах, ниже приведен единый алгоритм вычисления индекса и проверки эффекта.

Листинг 1 – Алгоритм расчета индекса зрелости из табличных данных (CSV/Excel)

Вход. Таблица (CSV/Excel) с «сырыми» метриками по 7 блокам: Данные, Инфраструктура, Кадры, Процессы, Стратегия, Культура, Доверие/этика; паспорта нормировки метрик; вектор весов w_i (базово 1/7 или отраслевые – см. Таблицу 19); пороги T_k и соответствующие ограничения уровня (см. Таблицу 20).

1. Подготовка.

1.1. Прочитать таблицу метрик за выбранный период (T0/T1).

1.2. Проверить полноту: если в блоке >20% пропусков, к итоговому баллу блока будет применен штраф –0,5.

1.3. Обработать выбросы для «шумных» метрик (winsorize по 5/95 перцентилям – см. 2.2).

1.4. Зафиксировать правила округления: все баллы и индекс округляются до 0,01.

2. Нормировка метрик (перевод в шкалу 1–10).

2.1. Для каждой метрики применить её «паспорт нормировки»:

– прямая метрика («больше – лучше»): $\text{Score} = 1 + 9 \cdot \frac{x - \min}{\max - \min}$;

– обратная метрика («меньше – лучше»): $\text{Score} = 1 + 9 \cdot \frac{\max - x}{\max - \min}$;

2.2. Пропуски заполнять по правилу LVCF (последнее корректное значение), при невозможности – пометать для учёта штрафа (см. 1.2).

3. Агрегация внутри блоков.

3.1. Для каждого из 7 блоков усреднить нормированные баллы его метрик → получить частный балл $S_i \in [1; 10]$.

3.2. Зафиксировать $S_1 \dots S_7$ для дальнейшей визуализации («колесо готовности», см. раздел 3.1, соответствующий рисунок).

4. Расчет интегрального индекса.

4.1. Вычислить $I = \sum_{i=1}^7 w_i S_i$, где $\sum w_i = 1$

4.2. Если используется отраслевой профиль, взять w_i из Таблицы 24; для проверки «без подкраски» – равновесные веса 1/7.

5. Применение жёстких порогов (non-compensatory).

5.1. Для каждого критичного блока k проверить: если $S_k < T_k$, понизить итоговый уровень зрелости до установленного предела для этого блока (см. Таблицу 25).

5.2. Сам I не пересчитывается, но уровень интерпретируется с учетом этих ограничений.

6. Верификация и атрибуция эффекта.

6.1. Сопоставить «до/после» ($T_0 \rightarrow T_1$) для S_i и I ; при наличии контрольной группы выполнить сравнение показателей.

6.2. Для финансовых эффектов выполнить сверку с бюджетом/учётом (cross-check).

6.3. Для параметров принятия/доверия – обработать результаты опросов и поведенческих метрик использования.

7. Вывод результатов.

7.1. Представить: вектор $S_1 \dots S_7$, индекс I , присвоенный уровень зрелости (с учетом порогов).

7.2. Отобразить динамику (T_0/T_1) и ключевые сдвиги по блокам.

8. Визуализация.

8.1. Построить «колесо готовности» (радар-диаграмма по $S_1 \dots S_7$; ссылка: раздел 3.1, соответствующий рисунок).

8.2. Для приоритизации улучшений – «торнадо» чувствительности по $w_i \times \Delta S_i$, (вклад изменения на 1 балл).

Выход. Реплицируемый расчет индекса I , профиль по 7 блокам, уровень зрелости с учетом порогов, визуализации и документы верификации (лог нормировки, протоколы опросов, финансовая сверка).

Далее используем алгоритм к двум компаниям производственной и логистической сферы.

Чтобы расчеты были сопоставимыми, фиксируем правила интерпретации:

– **Округление** I и S_i – до 0,01;

– **Пропуски:** однократное LVCF; если в блоке >20% метрик отсутствует, применяется штраф $-0,5$ к соответствующему S_i ;

– **Границы уровней зрелости:**

1–2 – «начальный» (организация только начинает осваивать ИИ-подходы, проекты находятся в исследовательской стадии);

3–4 – «низкий» (проводятся отдельные эксперименты без системной интеграции в процессы);

5–6 – «средний» (реализованы отдельные решения, создающие измеримую пользу, формируются базовые компетенции и механизмы сопровождения моделей);

7–8 – «продвинутый» (ИИ внедрен в большинство ключевых процессов, решения регулярно используются при управлении);

9–10 – «высокий» (ИИ – неотъемлемая часть стратегии и операционной деятельности, решения основаны на данных и встроены в систему управления) [84]

Определив границы и содержание уровней зрелости, необходимо обосновать правило, по которому частные оценки объединяются в интегральный показатель.

Мы используем аддитивную модель, поскольку это прозрачная управленческая интерпретация вкладов каждого направления, монотонность и линейная чувствительность (удобно для план-факта и построения «дорожных карт»), а также совместимость с процедурами АНР/BWM [49]. От альтернатив (TOPSIS/ELECTRE; MAUT/SMART; мультипликативные индексы) мы отказались из-за сложности интерпретации порогов, требуемых допущений или избыточного «штрафования» низких значений S_i .

Для фиксации «красных зон» вводим жёсткие пороги T_k по отдельным измерениям (таблица 25). Пороги используются как правило допуска и выбора режима применения рекомендаций: при провале опорных блоков (данные/инфраструктура/процессы/стратегия) ниже порога допускается только пилотный режим с обязательным утверждением ЛПР; при выполнении опорных порогов, но низком уровне доверия/этики запрещается автоматизация и допускается применение только при обязательном объяснении и протоколировании; при выполнении всех порогов допускается частичная автоматизация в пределах лимитов

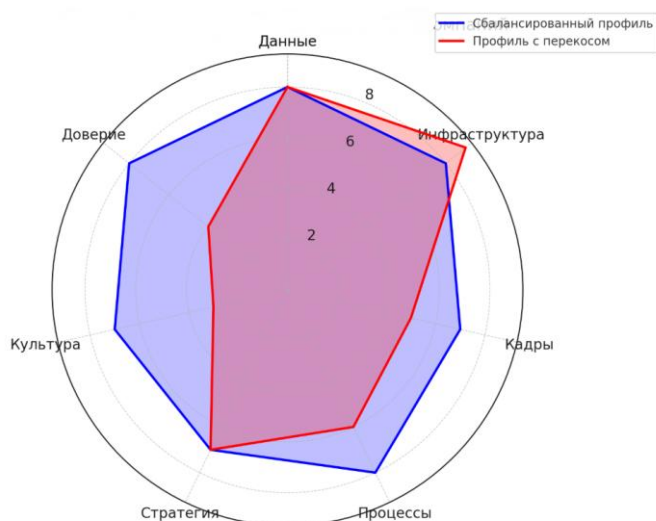
владельца процесса; полный режим автоматизации возможен только при устойчивой динамике КРІ «до/после» и положительной финансовой верификации [84, 227]. Принципиально важно, что при провале опорных блоков масштабирование остается неустойчивым независимо от высоких оценок по другим направлениям [84, 227].

Таблица 25 – Жёсткие пороги T_k и ограничение уровня зрелости

Измерение	Порог T_k	Ограничение уровня
Данные	< 4,0	Не выше «средний»
Инфраструктура	< 4,0	Не выше «средний»
Кадры	< 3,0	Не выше «низкий»
Процессы	< 4,0	Не выше «средний»
Стратегия	< 4,0	Не выше «средний»
Культура	< 4,0	Не выше «средний»
Доверие/этика	< 3,0	Не выше «низкий»

Составлено автором

Для наглядности результатов используем визуальные средства. Практичен формат «колеса готовности» (радиальная диаграмма по семи осям, где радиус – набранный балл): сплошная замкнутая линия дает быстрый «портрет» сильных и слабых сторон. На рисунке 16 приведен пример, если у компании со сбалансированным профилем фигура близка к кругу; и при дисбалансе «лучи» выступают в сильных доменах и проваливаются в проблемных.



Составлено автором

Рисунок 16 – Колесо готовности к внедрению ИИ (пример сравнения профилей зрелости двух компаний)

– **Синяя линия** – пример сбалансированной зрелости, при которой все ключевые измерения (данные, инфраструктура, кадры, процессы, стратегия, культура, доверие) развиты примерно на одном уровне (7–8 баллов), образуя форму, близкую к окружности. Такой профиль указывает на системную готовность компании к внедрению ИИ.

– **Красная линия** – пример перекошенной зрелости: техническая готовность высокая (инфраструктура и данные), но позиции по культуре, кадрам и доверию слабые. Такой профиль подчёркивает несбалансированность развития и показывает, какие направления требуют первоочередного внимания.

Введённая шкала апробирована на 2-х хозяйствующих субъектах из разных отраслей – производственной компании «Триумф» и транспортно-логистическом операторе «Вектор». Такое сопоставление позволяет дать характеристику универсальности шкалы и применимости отраслевых весовых значений АНР (см. таблицу 24) при интерпретировании результатов.

Кейс 1. «Триумф» (производство мебельной фурнитуры)

Среднее предприятие (~120 сотрудников) с широкой номенклатурой и сезонностью спроса. Проблема точки отсчёта Т0 – «перекосы» в товарно-

материальных ценностях в форме запасов (неликвиды/дефицит) и упущенные продажи. Цель пилотного проекта – улучшить прогноз спроса на уровне SKU и оптимизировать издержки хранения.

Диагностика производится по 7 измерениям (T0 – старт; T1 – ~12 мес.).

Таблица 26 – «Триумф»: профиль зрелости по семи измерениям (0–10)

Измерение	T0	Наблюдаемые признаки (T0)	T1	Наблюдаемые признаки (T1)
Данные	6	История сбыта/ТМЦ из ERP; есть дубли/пропуски	8	Облачный DWH; паспорт характеристик; систематичный контроль качества; мониторинг MAPE
Инфраструктура	6	ERP и базовая отчётность	8	DWH, прогностическая модель в продуктиве, CI/CD, регулярный ретрейнинг
Кадры	4	Зависимость от внешних консультантов	6	Обучены аналитики, назначен владелец процесса
Процессы	5	Корректировки планов вручную	7	Регламенты порогов, human-in-the-loop, еженедельный план-факт
Стратегия	4	Проектная повестка без бюджетирования	6	Утверждён портфель, годовые CAPEX/OPEX
Культура	4	Скепсис к «алгоритмам»	6	Регулярные дашборды; обсуждение MAPE/запасов
Доверие/этика	5	Нет ХАИ	6	SHAR/объяснимость причин отклонений; риск-контроль

Составлено автором

Представим пример вычисления индексного индикатора для «Триумфа» (производство).

Профиль T0: (6;6;4;5;4;4;5).

Весы (табл. 24): (0,25;0,20;0,15;0,15;0,10;0,10;0,05).

Тогда

$$I(T0)=0,25 \cdot 6+0,20 \cdot 6+0,15 \cdot 4+0,15 \cdot 5+0,10 \cdot 4+0,10 \cdot 4+0,05 \cdot 5=5,10.$$

Для профиля T1 (8; 8; 6; 7; 6; 6; 6):

$$I(T1)=7,05$$

$\Delta I = +1,95$

Данные значения соответствуют переходу «средний → продвинутый» по принятой шкале [200]. Практический результат: снижение ошибки прогноза по ключевым группам до ~8–11% и стабилизация управляемости запасов; рост зрелости происходил «снизу вверх»: сначала данные/инфраструктура, затем процессы и культура.

Кейс 2. «Вектор» (транспортно-логистическая компания)

Региональный логистический оператор (межгород, ~50 сотрудников, автопарк ~12 грузовиков). Задача пилотного проекта: оптимизация маршрутизации и планирования выездов (цели – On-Time Delivery $\geq 95\%$, снижение расхода топлива и времени доставки).

Диагностика производится по 7 измерениям (T0/T1).

Таблица 27 – «Вектор»: профиль зрелости по семи измерениям (0–10)

Измерение	T0	Наблюдаемые признаки (T0)	T1	Наблюдаемые признаки (T1)
Данные	5	История рейсов, Excel-журналы смен	7	18 мес. очищенных данных; паспорт датасета; верификация
Инфраструктура	5	ERP без аналитического слоя	7	Микросервис маршрутизатора; интеграция с ERP; логирование
Кадры	4	Нет DS в штате	6	Обучен диспетчерский состав; назначен владелец сервиса
Процессы	5	Ручная маршрутизация	7	Регламенты порогов; учет причин отклонений; план-факт
Стратегия	4	Локальные цели пилота	6	Дорожная карта тиражирования на склады
Культура	5	Скепсис диспетчеров/водителей	6	Сервис принят как стандартный инструмент
Доверие/этика	5	Нет ХАІ	6	Встроенная объяснимость (например, факторы маршрута), human-in-the-loop

Составлено автором

Для «Вектор» при весах логистики (таблица 27):

$$I(T0)=4,75;$$

$$I(T1)=6,57;$$

$$\Delta I=+1,82$$

Аналогично для T1 (8;8;6;7;6;6;6): $I(T1)=7,05$. $\Delta I=1,95$, что соответствует переходу «средний → продвинутый» (таблица 28)

Результаты. За 2 месяца пилота: время доставки –9%, расход топлива –6%; при масштабировании – устойчивое снижение времени доставки 5–7%. Модельные метрики (RMSE по времени доставки ~14 мин., MAPE ~8–9%) подтвердили управленческую пригодность решения.

Чтобы при расчёте индекса I учесть отраслевой контекст, для производства и логистики построены парные АНР-сравнения по семи измерениям. Проверка согласованности – $CR < 0,1$ в обоих случаях.

Для учета отраслевых различий применяются весовые коэффициенты (таблица 24): в производстве приоритет «данные/инфраструктура», в логистике – «процессы/данные», при сохраняющейся значимости инфраструктуры и стратегии [204]. Эти же веса используются и в анализе чувствительности: предельный вклад повышения S_i на 1 балл приблизительно равен w_i .

Таблица 28 – Сводный профиль (T0→T1) и интегральный индекс (производство – вектор весов: Data 0,25; Infra 0,20; Talent 0,15; Process 0,15; Strategy 0,10; Culture 0,10; Trust 0,05. Логистика – Process 0,22; Data 0,19; Infra 0,16; Strategy 0,16; Talent 0,09; Culture 0,09; Trust 0,09.)

Субъект	Данные	Инфра	Кадры	Процессы	Стратегия	Культура	Доверие	I (T0)	I (T1)	ΔI	Уровень (T0→T1)
«Триумф»	6→8	6→8	4→6	5→7	4→6	4→6	5→6	~5,1	~7,05	+1,95	средний → продвинутый

Продолжение таблицы 28

Субъект	Данные	Инфра	Кадры	Процессы	Стратегия	Культура	Доверие	I (T0)	I (T1)	ΔI	Уровень (T0→T1)
«Вектор»	5→7	5→7	4→6	5→7	4→6	5→6	5→6	~4,75	~6,57	+1,82	низкий → средний

Составлено автором

Таким образом, в производстве ключ к росту – снятие культурно-стратегических барьеров при уже сильной технической базе; в логистике – доразвитие кадровых и интерпретационных практик при изначально зрелых процессах и данных. Отраслевая АНР-калибровка повышает управленческую точность интерпретации индекса и приоритизацию проектов.

С учётом профиля зрелости можно перейти к тому, как измерять достигнутую пользу – к критериям результативности претворения ИИ-проекта в жизнь.

После того как субъект хозяйствования оценил свою готовность и имплементировал решения на базе ИИ в процессы менеджмента, возникает вопрос: насколько успешным оказалось это внедрение? На основе обзора литературы и практических кейсов рассмотрим основные критерии эффективности интегрирования ИИ в процессы принятия решений:

– **Финансовая отдача (ROI, возврат на инвестиции)** ИИ-проекта оценивает прямой денежный итог (прирост выручки и/или снижение издержек) относительно полных затрат на интеграцию и сопровождение. Стандартно используется формула:

$$ROI = \frac{\text{денежный эффект за период} - \text{затраты}}{\text{затраты на проект}} \times 100\% \quad (8)$$

с горизонтом расчета обычно 12 месяцев.

К примеру, интеграция системы предсказания спроса стоила 5 млн. руб., а общий годовой эффект (в форме добавочной выручки и сокращения складских убытков) составил 7,5 млн. руб. В этом случае возврат на капиталовложения составит:

$$ROI = \frac{7,5-5}{5} \times 100\% = 50\% \quad (9)$$

иными словами, чистая выгода – 2,5 млн руб. Отдельными авторами вычисляется «кратность»: $7,5/5=150\%$, однако с инвестиционно-финансовой позиции правильнее оценивать именно очищенную производительность вложений, так как она отражает их долю, возвращаемую сверх вложенных средств по итогам периода. По отраслевым оценкам усреднённый возврат ИИ-проектов пока можно охарактеризовать как умеренный (порядка 5,9%), в то же время у лидеров он достигает почти до 13%; причём производительность использования задействованных ИИ-ресурсов, как правило, возрастает по мере развития зрелости хозяйствующего субъекта с позиции его готовности к использованию ИИ [214].

В оценивании следует принимать во внимание не только единоразовые капиталовложения, но и систематически осуществляемые эксплуатационные расходы по направлениям: сопровождение ИИ-модели, обеспечение требуемого качественного уровня данных, обучение пользователей, отслеживание снижения качества предложений при изменении окружения. Полная стоимость владения формируется как совокупные расходы за период с определённым горизонтом N (обычно 12–24 месяца), её используют для сопоставления управленческих альтернатив (например, для предпочтения внешнего сервиса против использования собственной команды), а также для расчёта чистого эффекта и обоснования решения о масштабировании.

– **Снижение издержек и повышение эффективности процессов** – критерий, контролирующий операционные итоги от ИИ в форме экономии трудозатрат, материалов и времени, уменьшения брака и ошибок. Согласно мировой практике, активная эксплуатация ИИ позволяет снижать операционные затраты на 20–30% вследствие автоматизации рутинных операций, оптимизации цепочек поставок и управляемого распределения ресурсов [38]. Метрики подбираются по принципу «до/после» с обязательной формализованной монетизацией результата: в виде процента сокращения трудозатрат (например, чат-бот уменьшил нагрузку на колл-центр на 25%), сокращения времени операции (в кейсе ЭДО Directum обработка документов сократилась с часов до минут) [36], снижения доли ошибок/дефектов

(например, с 5% до 1% при автоматизированном вводе). В производстве отслеживаются рост производительности оборудования, снижение простоев и потерь качества за счёт предиктивной аналитики.

Например, предиктивное обслуживание уменьшило незапланированные простои на 10 часов/мес.; при часовой выручке 100 тыс. руб. это 1 млн руб. предотвращенных потерь ежемесячно. При стоимости решения 5 млн руб. срок окупаемости ≈ 5 мес., а первый год дает ориентировочный ROI $\approx 140\%$. Для промышленных и торговых компаний критерий особенно значим: по опросам наибольшая экономия от ИИ сейчас достигается в логистике (оптимизация маршрутов, складских операций, загрузки транспорта) [134].

– **Прирост качества и точности решений.** Этот критерий фиксирует, насколько ИИ улучшает качество управленческих и операционных решений – от прогнозирования и риск-оценки до контроля качества и клиентских рекомендаций. Эффект измеряют сопоставлением «до/после» или через параллельный запуск (контрольная группа/исторический бенчмарк) и фиксируют на метрических индикаторах предметной области: точность прогнозирования спроса (ошибка в % к факту), доля корректно классифицированных случаев в распознавании, уровень брака/дефектов при компьютерном зрении, индикаторы клиентского опыта (например, рост NPS после персонализированных инструкций) [103].

Достоинство ИИ – в снижении влияния человеческого фактора (не устаёт, не отвлекается), развитие качества [36]. В высокорисковых сферах (медицина, финансы, промышленная безопасность) приоритизация производится именно по метрикам точности/качества. Если ИИ-инструмент значительно сократит ошибки либо повысит объективность и воспроизводимость УР, этот критерий может **доминировать** даже над финансовыми показателями.

– **Скорость и гибкость принятия решений** – параметр, измеряющий временной эффект от ИИ, позволяющий установить, насколько скорее и гибче организация принимает УР при эндогенных и экзогенных изменениях. Алгоритмы манипулируют информационными массивами, вырабатывая инструкции за секунды, тогда как людям требуются часы, что критично для задач реального времени:

управление товарно-материальными ценностями, динамическое ценообразование, мониторинг рисков и инцидентов. Оценивание базируется на сопоставлении «до/после» по операционным SLA и внутренним нормативам и дополняется измерением адаптируемости (способности быстро перенастраивать правила/модели под новые данные).

Ключевые метрики: продолжительность цикла управленческого решения (Decision Cycle Time), средняя задержка ответа системе/клиенту, время реакции на событие (Time-to-Detect/Time-to-Respond), «латентность» аналитики (от поступления данных до возврата рекомендуемых к исполнению инструкций), время представления продукта/компании рыночному сегменту (Time-to-Market).

Как примеры, можно упомянуть следующие улучшения: еженедельный отчет готовится 1 день вместо 5; чат-бот отвечает за 5 сек. вместо 2 мин. ожидания оператора; перенастройка модели под новый ассортимент занимает часы, а не недели. В высокочувствительных функциональных доменах (биржевая торговля, андеррайтинг, диспетчеризация) выигрыш в секундах и даже миллисекундах преобразуется в значимую экономию и, в особенности, в снижение рисков. Практика подтверждает: «то, что требовало часов, с ИИ занимает минуты» [36].

– **Уровень доверия и удовлетворенности участников.** Хотя доверие фигурирует как компонент зрелости, оно одновременно и критерий результата: если пользователи не доверяют ИИ, они им не пользуются – проект проваливается, даже будучи технически успешным. Оценка строится на измерении принятия технологии сотрудниками и клиентами: доля активных пользователей ИИ-системы, индекс доверия/принятия по опросам, изменения удовлетворенности клиентов (NPS/CSAT), жалобы и «обходные практики» (работа «по-старому» вместо использования сервиса). По данным опросов, компании, уже внедрившие ИИ, в подавляющем большинстве фиксируют положительный эффект и рост доверия к таким решениям (порядка ~97% респондентов) [48]. На практике доверие количественно фиксируется социологическими методами: регулярные опросы персонала (например, шкала 1–5 – насколько сотрудник полагается на рекомендации ИИ; рост средней оценки с 2 до 4 – явный прогресс), фокус-группы, анализ отзывов клиентов.

Ключевые метрики: доля пользователей, регулярно применяющих ИИ-инструмент, интенсивность использования (сессии/запросы на пользователя), уровень доверия (индекс), косвенные поведенческие метрики (снижение доли ручных перепроверок, роста отказов от рекомендаций).

– **Стратегические и инновационные эффекты.** Речь о трудноизмеримых, но ключевых результатах – способности компании за счет ИИ укреплять конкурентные позиции, запускать новые бизнес-модели и наращивать инновационный потенциал. Чтобы не сводить оценку к декларациям, используем операционализируемые индикаторы с сопоставлением «до/после» и горизонтом 12–24 месяца. Базовый набор: доля выручки от продуктов/услуг с ИИ (в т.ч. новый ассортимент/сервисы и их вклад), изменение рыночной доли в целевых сегментах, премия к цене/марже за счет персонализации или качества, скорость вывода ИИ-инициатив (time-to-market), число ИИ-запусков и доля доведенных до промышленной эксплуатации (industrialization rate), портфель последующих проектов (масштабирование после пилота), а также индекс инновационности (внешние признания/патенты/премии или внутренний счётчик инициатив).

Пример интерпретации. После увенчавшегося успехом пилотного запуска предприятие инициирует ещё 10 ИИ-инициатив, из которых 4 приведены к промышленному состоянию за 12 мес.; при этом вклад выручки от ИИ-продуктов в общий оборот достиг 8%, доля в целевом рыночном сегменте увеличилась на +1,2 п.п., среднее значение индикатора time-to-market для ИИ-функций уменьшился с 6 до 3 мес. Это означает получение не единоразового эффекта, а развитие стабильной платформы с опорой на инновации. В стратегических отчётах указанные индикаторы дополняются качественными констатациями (позиционирование среди технологических отраслевых лидеров, лидерство в развёртывании отдельных ИИ-решений), однако именно численные измерители обеспечивают проверяемость и сопоставимость итогов оценивания.

Оценивая результативность, рационально использовать набор из ряда критериальных признаков, поскольку ИИ-проекты могут привести к компромиссам: к примеру, происходит рост качества УР, но ROI недостаточен; или снижение

расходов, сопровождается проблемами с доверием ИИ-рекомендациям. Многоэлементный набор позволяет взвешеннее оценивать успешность интеграции. Управленческая задача формируется следующим образом: для критериев следует использовать единообразную верификационную процедуру для отделения реального эффекта ИИ от дополнительно влияющих факторов.

Эта процедура содержит ряд стадий, охарактеризованных ниже.

1. **Фиксация конкретных численных ориентиров**, позволяющих сопоставлять КРІ «до/после» интеграции. Идеальным было бы использовать А/В-тест, при котором один участок работает с ИИ, другой – без. Если такое невозможно, используется исторический бенчмарк, и предпринимается попытка аккуратного вычленения сезонности и экзогенных факторов, чтобы не присвоить ИИ-модулю эффекты, порождённые иными причинами.

2. **Оценивание принятия и доверия** опирается на реальное использование ИИ-системы (доля активных пользователей, частотность обращений, доля утверждённых/отклоненных предложений, объём ручных перепроверок) с проведением разноуровневых опросов – от топ-менеджмента до операторов – с повторным анализом через 3–6 мес. для отслеживания динамики индикаторов [36].

3. **Финансовая перекрёстная проверка**, подтверждающая экономию и/или прирост выручки с бухгалтерией/финансовой службой; если необходимо – подключаются внешние специалисты (например, аудитор), чтобы избежать избыточного оптимизма и повысить надёжность отчётов.

В конечном счёте формируется адекватная повторяемая картина: сначала конкретные числовые значения, затем человеческое поведение и доверие, и, наконец, выделение финансового эффекта, которые в совокупности позволяют отделить эффект ИИ от результатов, привнесённых другими факторами.

Рассмотрим подробнее итоги ИИ-проектов, используя примеры вышеупомянутых кейсов.

«Триумф» (производство мебельной фурнитуры).

Цель – сокращение издержек путём уточнения прогнозирования спроса и роста управляемости ТМЦ. По этому кейсу можно сделать выводы, представленные ниже

– **Качество решений** выросло, поскольку ошибка прогнозирования по основным группам уменьшилась до ~8–11%; доля неликвидных ТМЦ и колебаний запасов сократилась.

– **Операционная эффективность** аналогично улучшилась: цикл план-факт-коррекции стал короче, а планирование, опирающееся на регламенты и концепцию «человек-в-контуре», стало происходить в разы быстрее.

– **Годовой финансово-экономический результат** (снижение потерь по запасам и развитие сервиса) обеспечил положительный ROI в первый год пилотного проекта; срок окупаемости – менее 12 мес.

– **Принятие/доверие** – параметр, оцениваемый через использование системных дашбордов и рост объяснимости (SHAP), продемонстрировал рост использования предложений и сокращение числа перепроверок вручную.

«Вектор» (транспортно-логистический оператор).

Цель – маршрутизация и ETA в реальном времени для роста SLA и сокращения расходов. После пилота и тиражирования были достигнуты получены выводы, приведённые ниже.

– **Скорость/операции** – по этому показателю можно отметить, что время доставки сократилось на 9%, расход топлива снизился на 6%; SLA-метрики по индикатору On-Time Delivery устойчиво были не ниже 95%.

– **Качество УР** возросло: достигнутая точность ETA (RMSE ~14 мин., MAPE ~8–9%) признаётся достаточной для оперативного управления.

– **Финансовый эффект** в форме предотвращённых потерь по простоям/перепробегу дают ощутимую экономию OPEX; окупаемость вложений в программный ИИ-продукт составляет порядка нескольких месяцев.

– **Принятие/доверие.** Диспетчеры регулярно используют ИИ-сервис; доля ручных перепрокладок маршрутов снижается.

В обоих кейсах успех подтвержден комбинацией показателей: достижение достаточных величин ROI/NPV (финансы), снижение издержек и времени (операции), формирование рекомендаций (решения) с достаточным уровнем параметра

«точность/качество» и обеспечение принятия предлагаемых рекомендаций пользователями (параметр «доверие»).

Рассмотренная выше связка критериальных показателей позволяет избежать перекоса в сторону какого-то одного КРІ и соотнести «жѐсткие» результаты с уровнем зрелости организации, что отвечает требованиям управленческой оценки и наиболее применимым практикам лидеров [84]. Сведѐм результаты по 2-м кейсам в единую таблицу (таблица 29).

Таблица 29 – Сравнительный анализ показателей результативности ИИ-проектов

Компания	Затраты (млн. руб.)	Фин. эффект (млн. руб. / год)	ROI (%) *	Снижение затрат (%)	Прирост точности / качества	Уровень доверия (до / после, %)
«Триумф» (производство)	4,0	6,0	50	12 (запасы / простой)	MAPE ↓ до ~8–11%	45 / 70
ТК «Вектор»	5,0	8,0	60	6 (топливо / пробег)	ETA: RMSE ≈ 14 мин., MAPE ≈ 8–9%	50 / 75

Составлено автором

Как можно видеть из данных таблицы, у «Триумфа» ключевым драйвером выступило повышение точности планирования: MAPE снизилась до ~8–11%, что стабилизировало запасы, уменьшило неликвиды/простои и сократило затраты на 12% затрат, обеспечив ROI 50% (результат 6,0 млн руб. при затратах 4,0 млн). Рост доверия с 45% до 70% подтверждает реальное качество принятия решений ИИ-системой.

В транспортной компании «Вектор» основной эффект – рост предсказуемости операций и экономия ресурсов: точный ETA (RMSE ≈ 14 мин., MAPE ≈ 8–9%) снизил затраты на топливо / пробег на 6%, что при финансовом результате 8,0 млн руб. и затратах 5,0 млн руб. дало ROI 60%; доверие выросло с 50% до 75%. В обоих кейсах отражение эффекта в изменениях КРІ и одновременный рост лояльности пользователей показывают, что результат не разовый, а операционно интегрирован.

Следует отметить важность оценки итогов в динамике: сразу после запуска (Т+0) и повторно через 6–12 месяцев. Для ИИ-инструментария это критично: модели «доучиваются» на новых данных, пользователи привыкают к рекомендациям, меняются процессы.

Поэтому целесообразно отслеживать траектории ROI/NPV и ключевых KPI: если в первый год ROI ~50–60%, а ко второму – выше за счет тиражирования и эффекта масштаба, это надёжный признак устойчивости результата, а не разового выигрыша. Чтобы выявленная динамика была сопоставима между разными хозяйствующими субъектами и периодами, процесс оценивания должен опираться не на разрозненные показатели, а на целостный управленческий инструмент, который в одно и то же время устанавливает:

- а) готовность организации к применению ИИ-инструментария,
- б) результативность внедрения, оцениваемую системой взаимосвязанных KPI.

Предложенная методика представляет собой целостный управленческий инструмент диагностики и оценки результативности ИИ-проектов: она измеряет готовность хозяйствующего субъекта по 7 направлениям в шкале 1–10 (от данных и инфраструктуры до культуры и доверия) и связывает ее с системой критериев эффективности, объединяющей финансовые и нефинансовые результаты (ROI/NPV, снижение издержек и времени, качество решений, принятие пользователями), преобразовывая выводы в конкретные УР – планирование инвестиций в данные / компетенции / процессы, выбор приоритетных проектов, контроль эффекта «до/после» и мониторинг устойчивости.

Научная новизна раздела 3.2 состоит в операционализации 7-измерительной шкалы ИИ-зрелости с верифицируемыми якорями 0/3/5/7/10, введении жестких некомпенсируемых порогов (исключающих «перекрытие» слабых зон высокими оценками других блоков), а также в процедуре отраслевой калибровки весов (АНР) и протоколе воспроизводимости (паспорта нормировки и алгоритм расчёта), что в совокупности формирует рабочий стандарт сопоставимой управленческой оценки готовности и результативности ИИ-внедрений, применимый в корпоративных

программах развития и в инициативах цифровизации и повышения производительности труда [89, 137].

В следующем разделе (3.3) будут рассмотрены подходы к методике мониторинга: как регулярно отслеживать достижение KPI, вносить корректировки в ИИ-модели и развивать культуру «data-driven» на долгосрочной основе. Также будет показано, каким образом непрерывное переобучение и обновление алгоритмов позволяет компаниям сохранять эффективность и адаптироваться к меняющимся условиям рынка.

3.3. Разработка методики мониторинга результативности использования технологий ИИ в процессах принятия управленческих решений в предпринимательских структурах

В предыдущих разделах (3.1–3.2) были сформированы две методические опоры управленческого внедрения ИИ: алгоритм встраивания ИИ в контур принятия решений и инструментарий диагностики готовности с доказательной оценкой эффекта «до/после» по KPI. Однако на этапе эксплуатации возникает самостоятельная управленческая задача – **удержание результативности во времени**: без регулярного мониторинга и регламентированных действий по отклонениям даже корректно внедренные ИИ-решения теряют актуальность, и организация рискует утратить полученный эффект [132]. Ключевая причина – не «технический износ» модели, а изменчивость среды и практик управления (дрейф данных, изменения ассортимента и поведения клиентов, перераспределение потоков, обновление регламентов и ответственности), из-за чего нарушается воспроизводимость связки «данные → модель → рекомендация → управленческое действие → KPI».

Для малых и средних предприятий мониторинг особенно критичен: во-первых, ограниченность ресурсов требует быстро выявлять деградацию точности и экономического эффекта по ключевым показателям (качество прогнозов, операционные издержки, финансовый результат) [48]; во-вторых, высокая

волатильность спроса и поставок увеличивает риск потери актуальности моделей, обученных на исторических данных, если не проводится регулярная проверка на свежих данных и контроль отклонений от целевых уровней [198]. Поэтому мониторинг трактуется как контур управления с обратной связью, где измерение метрик связано с заранее определенными управленческими действиями.

Подход согласуется с практиками AI Governance, рассматривающими управление ИИ как процесс жизненного цикла с непрерывной оценкой результативности и рисков: ISO/IEC 42001:2023 предусматривает процедуры мониторинга, анализа отклонений и корректирующих действий на этапе эксплуатации [242]; практико-ориентированные обзоры подчеркивают необходимость регулярного контроля производительности моделей и триггеров реагирования при ухудшении качества или росте рисков [67]. Таким образом, если в 3.1–3.2 решены задачи «как внедрить» и «как измерить эффект», то в 3.3 решается задача «как удержать эффект и обеспечить управляемость в условиях изменчивости».

Методика мониторинга в настоящем разделе строится на принципе комплексного контроля и охватывает:

- 1) бизнес-эффект,
- 2) качественное состояние решений,
- 3) качество и дрейф данных,
- 4) параметры процесса принятия и исполнения,
- 5) риски и доверие пользователей.

Такая композиция обеспечивает причинно-следственную диагностику: при отклонении KPI можно отделить проблему модели от проблемы данных, а проблему данных – от нарушения регламента применения или дисциплины исполнения.

Для исключения разночтений вводится «паспорт метрик» как обязательный артефакт, закрепляющий смысл конкретного показателя, формулу и единицы измерения, источник и правила выгрузки, частоту и окно расчёта, владельца метрики, целевую величину и пороги сигналов, а также предписанное действие (или несколько) при превышении порога (или порогов). Дополнительно вводятся требования к качественному состоянию данных (полнота, актуальность, допустимые

ошибки), поскольку устойчивость «качества выхода» при прочих равных условиях определяется «качеством входа».

Далее устанавливаются предписания по сигналам и 3 уровня реагирования:

- **предупреждение** (отклонение не несёт прямого риска для КРІ),
- **инцидент** (отклонение обуславливает угрозу регресса результата, и потому ведёт к обязательной диагностике и эскалации на уровне процессных владельцев / эксплуатантов и ИИ-контура) и
- **критический уровень** (при значительном нарушении качественного состояния результата, выраженном дрейфе данных или расширении угроз реакция носит заметно более выраженный характер и предполагает ввод ограничительных мер – активацию режима «человек в контуре» или возвращение к первоначальному регламенту без ИИ).

Регламент расширяется унифицированными протоколами реагирования:

- деградация качества ИИ-модели,
- ухудшение качества источников и дрейф данных,
- сокращение утверждения УР пользователями,
- регресс бизнес-КРІ при стабильных технических метриках.

В каждом сценарии фиксируются проверки (данные, дрейф, соблюдение регламента применения), решение о корректировке (переобучение/перенастройка/ограничение автоматизации) и обязательное протоколирование причин и решений, обеспечивающее воспроизводимость и управленческую доказательность [66].

Для реализуемости в МСП методика предусматривает минимальный набор эксплуатационных артефактов: панель КРІ (динамика бизнес-эффекта, качество решений, качество/дрейф данных, параметры применения, доверие/риски) и паспорт модели (версия, дата обучения, состав данных, метрики качества, ограничения применения, пороги сигналов, история изменений) [66]. В итоге методика мониторинга замыкает управленческий цикл использования ИИ: после диагностики готовности и измерения эффекта «до/после» формируется эксплуатационный контур, где результативность удерживается через паспорта метрик, наблюдаемость КРІ,

пороговую сигнализацию и стандартизированные сценарии реагирования, что соответствует современным требованиям управления ИИ-системами на протяжении жизненного цикла [67, 242, 244].

Опираясь на анализ лучших практик и потребностей МСП, разработана авторская методика мониторинга результативности ИИ-решений. Методика представляет собой целостный подход, включающий 4 ключевых компонента:

- 1) совокупность метрик и KPI,
- 2) процессы сбора данных и расчета показателей,
- 3) механизмы сигнализации о проблемах и адаптации модели,
- 4) процедуры аудита качества модели.

Важный принцип, постулируемый в работе – представление о мониторинге как о **замкнутом контуре управления с обратной связью, представляющей следующую схему:** измерение → действие → проверка «до/после» → уточнение порогов и паспортов.

Ниже поэтапно изучим эти компоненты и принципы их реализации как единого контура управления.

1. **Система KPI и метрик** формируется на первом этапе, цель которого – сформировать набор ключевых показателей эффективности, способных наиболее полно отразить результативность внедрения ИИ в конкретном управленческом процессе. Правильно выбранные измерители – «компас» мониторинга: по динамике KPI оценивается, приносит ли ИИ ожидаемую пользу и сохраняется ли эффект со временем [88]. Ранее, в разделе 3.2 диссертации, уже была предложена базовая классификация KPI для проектов внедрения ИИ; развитие методики фокусируется на ряде приоритетных метрик: точность алгоритма, надежность (стабильность), скорость (оперативность), ROI (экономическая отдача) и принятие ИИ пользователями. Для прогнозных или классификационных задач главный показатель качества – **точность модели** (например, удержание ошибки MAPE ниже условного порога в 10%). **Надёжность** иллюстрирует сопротивляемость ИИ-алгоритма переменам в данных и степень безотказности, интерпретируется как атрибут постоянства точности во времени и частоты происшествий, требующих

вмешательства. **Оперативный индикатор** характеризуется скоростью отклика ИИ-платформы либо генерации итоговых УР, отражая интенсификацию бизнес-процедур (в частности, как ускорение реакций чат-бота). **ROI иллюстрирует экономический эффект** через отношение экономии и/или прироста прибыли к проектным расходам [88]. Наконец **пользовательское доверие (принятие ИИ)** демонстрирует склонность сотрудников / управленцев к использованию мер, рекомендуемых ИИ-алгоритмом; ему можно дать оценку удовлетворенностью работой ИИ-продукта или долей ИИ-предложений, фактически реализуемых персоналом [198].

Каждому индикатору присваивают целевые ориентиры и предельные интервалы отклонений («коридоры нормы») по стандартам SMART [242]. Так, цель можно изложить в форме: «через 2 месяца после внедрения ИИ-платформы обеспечить точность прогноза MAPE не выше 10% и затем постоянно сохранять её, не превышая 12%».

Чёткие критерии устраняют размытость в оценке эффективности. Кроме того, МСП не следует перегружать себя десятками показателей: достаточно выбрать 2–3 ключевых KPI, наиболее критичных для данного проекта [242]. Остальные метрики можно добавлять постепенно по мере роста компетенций команды.

Метрики удобно группировать по направлениям бизнеса:

- стратегические (влияние ИИ на долю рынка, рост выручки, инновационность) [88],
- операционные (точность моделей, скорость процессов, производительность труда) [88],
- финансовые (снижение издержек, ROI, окупаемость) [88],
- качество данных (полнота и чистота данных, задержка обновления) [88].

В финансовом блоке, помимо ROI, методика будет вводить TCO как обязательный показатель, поскольку ROI без фиксированного состава затрат может давать искаженные выводы о результативности:

$$TCO = CapEx_{внедрение} + OpEx_{эксплуатация} + OpEx_{сопровождение} + Cost_{инцидентов} \quad (10)$$

Решение о продолжении/масштабировании должно приниматься по правилу устойчивости: если ROI попадает в «красную зону» два отчетных периода подряд,

иницируется управленческий пересмотр (объем функций ИИ, регламент применения, либо остановка компонента). Результаты мониторинга сводятся в единый дашборд KPI с цветовой индикацией зон и обязательными комментариями владельца процесса; это позволяет руководству увидеть отклонения на одном экране и не распылять внимание на второстепенные метрики.

2. Сбор данных и расчёт показателей обеспечивают своевременность и достоверность мониторинга за счёт автоматизированного поступления актуальной информации и регламентного пересчёта метрик [88]. Методика опирается на практики **эксплуатационного управления данными**, данные рассматриваются как транслируемый управляемый поток с обязательной проверкой качества на входе [23, 199].

Для воспроизводимости вводится **паспорт данных мониторинга**, содержащий ряд полей: перечень источников, период (окно) оценивания, владелец данных, критические поля, а также **нормативы качества данных** (полнота, актуальность, допустимая доля пропусков и дубликатов).

Если качественный уровень входных данных недостаточен, или соблюдение нормативных положений нарушено, система не должна «молча» переоценивать показатели, создавая риск ложных сигналов. Вместо этого расчёт метрик **документально и однозначно помечается как недостоверный**, а применение рекомендаций ИИ – **автоматически переводится в режим обязательного участия человека** до восстановления достаточно качественного состояния данных, то есть фактически приостанавливается.

Для реализации такого подхода требуется управленчески закреплённая связка с операционными системами (регламентные выгрузки данных), а также процедуры подготовки и контроля данных: проверка дублей, пропусков, допустимых диапазонов значений и целостности связей между таблицами. Интерпретация состояния должна быть стандартизирована по трем зонам:

- зелёная зона – штатное исполнение;
- жёлтая – корректирующие действия владельца процесса;
- красная – эскалация лицу, принимающему решение, и протоколирование.

Периодичность мониторинга задаётся не произвольно, а согласуется с ритмом УР: чем выше скорость изменений и цена ошибки, тем короче окно контроля и тем ниже пороги эскалации [213]. Это обеспечивает сопоставимость времени управленческого цикла и корректность оценки «до/после».

В производственной компании «Триумф» установили дифференцированный подход: расчет ошибки прогноза продаж (МАРЕ) выполнялся раз в месяц (чтобы отследить тренд), а контроль складских остатков – ежедневно, так как решение о пополнении запасов принимается каждый день. Периодичность мониторинга, выровненная с циклом принятия решений представлена в таблице 30.

Таблица 30 – Периодичность мониторинга Триумф

Бизнес-процесс / решение	Частота управленческого цикла	Частота обновления метрик
Управление запасами (закупка товара на склад)	Ежедневно (решения о пополнении запасов принимаются каждый день)	Ежедневно: обновление данных по остаткам и расчет показателей после каждого дня.
Ценообразование и промо-акции (пересмотр цен)	Ежемесячно (стратегию цен пересматривают раз в месяц)	Ежемесячно: обновление показателей продаж и прибыли по итогам каждого месяца.
Кадровое планирование (набор персонала)	Ежеквартально (корректировка планов найма поквартально)	Ежеквартально: сбор и анализ метрик текучести, производительности, удовлетворенности после каждого квартала.

Составлено автором

Таким образом, частота обновления метрик в «Триумфе» задается логикой управленческого цикла: ежедневные решения требуют ежедневного контроля, а более инерционные – ежемесячного или ежеквартального.

Это правило фундаментально значимо для практики организационного менеджмента: мониторинг должен работать в бизнес-ритме принятия УР, а не в ритме технического расчета индикаторов. Выравнивание частоты наблюдений с управленческим циклом создаёт предпосылки для поступления данных и их

последующей аналитики именно в те интервалы / моменты, когда на их основе реально подготавливаются предложения для реализации.

Это одновременно устраняет 2 типовых дефекта:

1) избыточно частое наблюдение, создающее «шум» и перегружающее руководителя сигналами, неравномерно поступающими во времени;

2) опасные «слепые зоны», когда показатели обновляются реже, чем возникает необходимость у менеджмента хозяйствующего субъекта, и решения принимаются по устаревшему информационному срезу. Таким образом, частота обновления метрик становится производной от частоты решений и стоимости ошибки, а не обуславливается удобством временного момента расчёта.

Протоколирование и хранение истории мониторинга – обязательное условие валидности эффекта и управляемости изменений в продуктивной эксплуатации. Все вычисленные индикаторы, события (приграничные срабатывания), предложенные и предпринятые меры, их итоги вносятся в централизованное хранилище, составляя журнал несоответствий, который демонстрирует:

- а) какой КРІ сместился и насколько;
- б) когда обнаружено смещение;
- в) кто определил ответные действия, и какие манипуляции исполнены;
- г) как трансформировался динамически КРІ после воздействия.

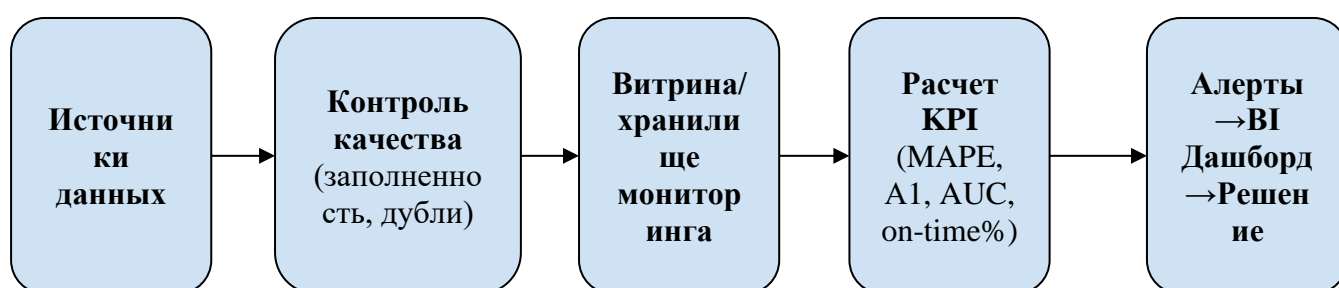
Агрегированные исторические данные затем служат целям причинно-следственной аналитики деградации (например, при трансформации ассортимента или источника сведений), а также для статистически подтверждённой корректировки границ по фактическому интервалу колебаний, а не по ожиданиям и предположениям.

Крайне важно сопровождать записи атрибутами повторяемости: версиями данных, ИИ-модели, пороговыми значениями и датой допуска в повседневную работу. Такая дисциплина уменьшает риски неконтролируемых отклонений, создавая возможности для проверки динамики $T_0 \rightarrow T_1$ на должном уровне. В том числе, она создаёт возможности для ретроспективной аналитики факторов, менявших результат во времени.

Чтобы эта дисциплина не зависела от персонала и его особенностей, мониторинговый контур следует формировать как контролируемый «поток данных» – от источников до интерфейса с индикаторами – с автоматизированными проверками и общими принципами вычислений. Для этого методика опирается на DataOps-конвейер, обеспечивающий повторяемость и одновременно – пользовательскую «невидимость» мониторинга.

Как итог – данные приходят оперативно, автоматически проверяются и очищаются, метрики вычисляются по принятым формулам, а все этапы фиксированы и могут быть повторены [23]. В архитектурном представлении (рис. 18) поток определяется как цепочка компонентов: источники (CRM/ERP/учёт/логистика) → слой экстракции и контроля качества данных (с проверками по нормативам) → слой вычисления индикаторов и граничных значений → журнал событий и версий → панель индикаторов и канал уведомлений.

Административная сущность этой схемы в том, что при нарушении качества входящих данных вычисления отмечаются как сомнительные, и принятие рекомендаций переходит в режим обязательного подтверждения ответственным сотрудником до приведения состояния к нормативным уровням, что предупреждает ошибки менеджмента, порождённые «плохими» данными.



Составлено автором

Рисунок 17 – Поток мониторинга данных

На схеме стрелками показано движение данных от источников через этапы обработки к дашборду.

Для технической реализации вышеописанного конвейера автором разработан специальный программный код. Листинг представляет фрагмент Python-скрипта, выполняющего автозагрузку данных и расчёт метрик мониторинга.

Листинг 2 – Фрагмент Python-скрипта для сбора данных и расчёта KPI (обновление точности прогноза продаж)

```
import pandas as pd

# Загрузка свежих данных о продажах
df = pd.read_csv("sales_data_latest.csv")
# Оценка метрики точности прогноза (MAPE)
df['APE'] = abs(df['Actual'] - df['Forecast']) / df['Actual']
mape = df['APE'].mean() * 100
print(f"Текущий показатель MAPE: {100 - mape:.2f}%")
# Проверка порога точности и сигнализация
if mape > 12: # порог 12% ошибок
    send_alert("Точность модели упала ниже целевого уровня!")
```

Данный скрипт автоматически загружает новые данные о продажах, вычисляет ошибку MAPE прогностической модели и, в случае превышения порога, генерирует сигнал оповещения. Скрипты настроены на работу по расписанию, что позволяет регулярно обновлять KPI без ручного труда.

3. Сигналы и адаптация модели – это третий компонент методики, представляющий собой механизм своевременного оповещения ответственных лиц о проблемах и процедуры адаптации (корректировки) системы ИИ в ответ на выявленные отклонения. Иными словами, в рамках этого компонента следует зафиксировать, как именно хозяйствующий субъект должен реагировать, когда мониторинг «бьет тревогу». Здесь важно сочетание автоматических технических средств и понятных управленческих регламентов.

В системе мониторинга настраиваются автоматические триггеры – пороговые условия, при нарушении которых генерируются сигналы. Триггеры привязаны к

красным зонам КРІ. Например, можно задать критические условия: Assurance модели $< 80\%$, или время отклика > 5 с, или доля просроченных кредитов (NPL) $> 10\%$ [232].

При срабатывании триггера предусмотрено несколько действий:

1) уведомление ответственного лица в рабочем канале (почта/мессенджер/тикет);

2) визуальная индикация на дашборде;

3) запись события в лог с временем и величиной отклонения. Требование управленческой применимости означает, что сигнал должен быть «переводимым в действие»: без перегрузки техническими деталями, но с краткой подсказкой следующего шага. Например «Точность модели снизилась до 78%, последнее дообучение было 30 дней назад, рекомендуется выполнить переобучение» – так система сразу подсказывает возможное действие. Благодаря этому ответственный сотрудник получает не только информацию о проблеме, но и подсказку, что следует сделать.

Режим «человек-в-контуре» и правила эскалации закрепляются как обязательная составляющая снижения управленческого риска: если сигнал относится к красной зоне по критическому КРІ либо стоимость ошибки выше заданного лимита, решение исполняется в виде «рекомендация → утверждение ЛПР → протоколирование (принято/отклонено и почему)».

В иных случаях допускается предписанное действие владельца процесса в пределах полномочий. Такой механизм предупреждает неконтролируемую автоматизацию в случаях высокой стоимости ошибки и вместе с тем соблюдает ритм реагирования в штатных условиях.

Регламент реагирования: типовые триггеры и процедуры целесообразно закрепить в таблице, где отражаются роли отвечающих за разрешение ситуации лиц, SLA отклика, критерии урегулирования инцидента. Ниже приведена иллюстрация формата (таблица 31), обеспечивающего управленческую однозначность «кто делает что и в какие сроки».

Таблица 31 – Типовые триггеры мониторинга и процедуры реагирования

Типовая ситуация	Ответственный	Действия	Владелец реакции (роль)	SLA реакции	Критерий закрытия инцидента
Подпороговое снижение точности ИИ-модели	Аналитик / разработчик ИИ-решения	Проверить наличие сбоя в данных; запустить внеплановое переобучение; сравнить новую версию с предыдущей (в т.ч. с baseline); оформить допуск версии	Эксплуатант процесса + ЛПП (если КРІ критический)	1 рабочий день (красная зона – эскалация в течение 4 часов)	МАРЕ/ошибка вернулась в допустимый интервал и удерживается ≥ 7 дней; версия ИИ-решения задокументирована (данные/модель/порог); решение о вводе/откате запротоколировано
Рост времени отклика системы	ИТ-специалист	Проверить нагрузку; масштабировать инфраструктуру или оптимизировать код/пайплайн; при необходимости запустить резервную модель (fallback)	ИТ-владелец сервиса + эксплуатант процесса	4 часа	Время отклика \leq порога и удерживается ≥ 24 часов; причина устранена/зафиксирована; fallback (если активировался) отключён или утверждён как временный режим со сроком
Снижение ROI проекта	Менеджер	Проанализировать затраты и выгоды; проверить рост постоянных расходов; пересчитать ROI с учетом TCO; оценить целесообразность продолжения/масштабирования/частичного отключения функций	ЛПП + финансовый менеджер (экономический срез)	5 рабочих дней (или до конца отчетного периода, если КРІ считается ежемесячно)	ROI вернулся выше порога или оформлено управленческое решение (масштабировать/сократить функциональность/оставить); план корректирующих вмешательств утвержден и назначены лица, отвечающие за урегулирование

Составлено автором

Из таблицы 30 видна специфика формализации регламента реагирования на мониторинговые сигналы. Регламент разделяет действия по уровням полномочий:

- жёлтая зона – процессный эксплуатант;
- красная – обязательная эскалация ЛППР с протоколированием.

Исходя из регламента, можно понять, кто ответственен за ситуационную нормализацию при каждом типе инцидента, и какие шаги необходимо предпринять для оперативной коррекции ситуации. Такая схема повышает процедурную управляемость, снижая зависимость от импровизации при обнаружении отклонений.

Адаптация (ретрейнинг) ИИ-модели – наиболее частая корректирующая процедура при ухудшении КРІ ИИ-решения. Методика предусматривает 2 комплементарных адаптационных режима, поскольку деградация качественных характеристик может быть как «плавной» (на фоне постепенного сдвига данных), так и скачкообразной (например, при резких изменениях ассортимента, поведения клиентов, условий поставок в результате экзогенных изменений).

- **Плановый режим** представляет собой систематично-регулярное переобучение ИИ-алгоритма через определенные временные интервалы (например, раз в месяц) даже без выраженных сбоев, чтобы актуализировать знания ИИ [88].

- **Реактивный** – влечёт экстренное переобучение, когда метрики ухудшились сверх допустимого порога. Так, если точность прогноза падает более чем на 2 п.п., система сразу инициирует процесс обучения алгоритма на последних данных [213].

Ключевое управленческое требование состоит в том, что переобучение выполняется **в режиме управляемых версий**, а не «вручную и без следов»: фиксируются версия данных, версия модели, результаты сравнения с baseline и решение о допуске в продуктив, принимаемое владельцем процесса и/или ЛППР при критических КРІ. Такая дисциплина (версионность + протокол допуска) делает изменения воспроизводимыми, поддерживает доказуемость эффекта «до/после» и исключает ухудшение КРІ из-за несанкционированных правок в модели или данных.

Корректирующее действие не всегда равно переобучению. Большой сегмент управленческих проблем невозможно исправить улучшением модели, если причина обусловлена положением, регламентирующем процесс, или в ограничениях

хозяйствующего механизма. Например, ситуация, когда прогноз спроса статистически точен, но сохраняются дефициты и излишки из-за длительных сроков поставки, неверных лимитов пополнения или размытых зон ответственности, требует **процессного** вмешательства на уровне хозяйственных операций: пересмотра параметров восполнения, правил управления страховым запасом, графика закупок и регламента согласования. В этом случае корректирующее действие направлено на управленческую конфигурацию процесса (лимиты, окна решений, роли), а ИИ-модель остаётся лишь источником рекомендаций, встроенных в дисциплину исполнения.

Арсенал адаптации: данные, модель, правила, версии и «откат». Помимо переобучения методика предусматривает набор альтернативных действий, выбираемых в зависимости от природы отклонения:

а) смена модели (если используемый алгоритм системно не справляется с классом задач);

б) досбор или расширение признаков (когда деградация вызвана дефицитом актуальных факторов);

в) калибровка (подстройка порогов решающего правила или бизнес-ограничений под новые цели);

г) откат к предыдущей версии (если новая версия показала ухудшение в сравнении с текущей и baseline).

Для повышения устойчивости рекомендуется заранее иметь план резервирования: параллельно с основной моделью поддерживать альтернативный сценарий, который можно активировать при критическом падении качества или доступности [67]. В условиях МСП держать «вторую модель» не всегда экономически оправдано, однако реалистичным минимумом выступает упрощённая бизнес-логика «на подстраховке». Например, если система рекомендаций вышла из строя, на время можно включить показ самых продаваемых товаров (простой статический алгоритм). Такая готовность к fallback-сценариям повышает устойчивость решения.

В результате формируется замкнутый цикл: сигнал → действие → обновление модели, после чего эффект от предпринятых мер отражается в новых метриках. Петля

обратной связи замыкается, обеспечивая непрерывное улучшение системы (Рисунок 18).

По мнению экспертов в области аналитики, такой цикл постоянного обучения на основе данных позволяет избегать застоя и деградации ИИ-инициатив. Так, Д. Давенпорт и Дж. Харрис отмечают, что каждая итерация мониторинга повышает точность моделей, а управленческие решения делает более обоснованными [87, 88]. Для МСП это особенно ценно: компания может небольшими шагами накапливать улучшения, вместо того чтобы годами разрабатывать «идеальное решение» без обратной связи.



Составлено автором

Рисунок 18 – Контур реагирования: сигнал → действие → обновление модели

4. Аудит модели и качество ИИ как дополнение к KPI-мониторингу.

Количественный мониторинг KPI недостаточен, если не подтверждена корректность самого механизма расчета и управленческого применения модели. Поэтому четвёртый блок методики вводит регламент аудита модели и качества ИИ – периодическую проверку «под капотом» (например, ежеквартально), направленную на снижение рисков скрытой деградации, некорректных расчетов, управленческих

обходов регламента и этических нарушений. Минимальный управленческий состав аудита включает:

- а) проверку корректности расчета KPI и источников данных;
- б) проверку соблюдения регламента участия человека в принятии решения (наличие протоколов отклонения рекомендации и обоснований: принято/отклонено; кто утвердил; в каких пределах полномочий и по какой причине);
- в) проверку версионности (какая модель, какие данные и какие пороги реально используются в продуктиве);
- г) разбор инцидентов (причины, SLA реакции, эффективность принятых мер);
- д) выпуск итогового акта аудита «соответствует/не соответствует» с планом корректирующих действий, сроками и ответственными.

Алгоритмическая справедливость и обязательный элемент «человек в контуре». Если решения ИИ затрагивают людей и потенциально создают социальные риски (найм, кредитование, доступ к услугам), важно проверить отсутствие систематических bias (предвзятостей). Методика предлагает ещё на этапе запуска проекта определить потенциально чувствительные признаки (пол, возраст, регион, размер компании и т.д.) [244].

Мониторинг дрейфа данных и концепта является важным элементом проактивного мониторинга. Здесь необходимо обнаруживать изменения во входных данных или в самой предметной области до того, как они сильно ухудшат качество модели. Технически это реализуется посредством сравнения статистик новых данных с эталонным распределением, на котором обучалась модель. Применяются метрические критерии: например, рассчитывается показатель стабильности (Population Stability Index, PSI), выполняются статистические тесты (Колмогорова–Смирнова и др.) [207]. Если, допустим, $PSI > 0.2$ для какого-то признака, это сигнал значимого сдвига. Мониторинг охватывает средние значения, дисперсии, долю уникальных значений по ключевым признакам. Так, если средний чек клиентов меняется на 30% – это повод для переобучения модели, даже при стабильной точности. В противном случае алгоритм, настроенный под старое распределение, вскоре начнет существенно ошибаться.

Важным практическим аспектом реализации методики является удобное представление результатов мониторинга для принятия управленческих решений. В небольших компаниях, где нет собственной аналитической службы, данные мониторинга должны быть максимально наглядны и понятны для менеджеров без IT опыта [244]. Поэтому ключевым инструментом представления информации выбран **интерактивный дашборд KPI** (рисунок 19).

Дашборд реализуется как экран (веб-страница) с основными метриками и сигналами в режиме реального времени. Рекомендуются использовать цветовую индикацию по принципу «светофора»: каждый KPI выводится в виде виджета, окрашенного в зелёный, жёлтый или красный цвет в зависимости от статуса (норма / предупреждение / проблема). Например, дашборд директора по продажам может отображать блоки: «Точность прогноза спроса – 88%» (жёлтый, немного ниже цели 90%), «Наполнение базы клиентов – 99%» (зелёный), «ROI проекта ИИ – +25%» (зелёный), «Удовлетворенность клиентов – 4.5 из 5» (зеленый). При клике на любой индикатор доступны детали и график его динамики за период. Такой дашборд (например, реализованный средствами Power BI или Tableau) можно вывести на большой экран в офисе или сделать доступным через браузер [244].

Дашборд также выполняет коммуникационную функцию: его демонстрируют на совещаниях, включают в отчеты для инвесторов, тем самым повышая прозрачность и доверие к управленческим процессам (Рисунок 19).



Составлено автором

Рисунок 19 – Пример дашборда

Цвета дашборда интерпретируются следующим образом:

- **зеленый** – норма (в пределах целевого значения);
- **жёлтый** – предупреждение (чуть ниже / выше цели);
- **красный** – проблема, статус «критично» (требуется реакция).

Клик по виджету → детали и график динамики за период.

Паспорт метрик как управленческий стандарт мониторинга предназначен для исключения «разночтений» и обеспечения воспроизводимости, и, как отмечалось ранее, каждый измеритель фиксируется в таком документе: определение, формула, единицы измерения, источник, окно расчета, периодичность, владелец, целевое значение, пороговые лимиты зон и предписанные действия. Этот документ стандартизирует работу, выступая базой для настройки мониторингового механизма.

В таблице 32 приведён фрагмент паспорта метрик для кейса «Триумф».

Таблица 32 – Паспорт ключевых метрик мониторинга (кейс «Триумф»)

Показатель	Источник	Частота	Пороги (норма / предупреждение (П) / критично (К))	Реакция (что делаем и кто отвечает)
МАРЕ	ERP / хранилище данных	еженедельно / ежемесячно	≤ 10 / 10–12 / > 12	<p>П: владелец процесса – разбор причин отклонения, точечная корректировка правил планирования.</p> <p>К: ЛПР – решение об эскалации, внеплановая корректировка модели, допуск новой версии по регламенту.</p>
Время управленческого цикла (от события до решения)	Журналы процессов / журнал УР	еженедельно	$\leq N$ / $N - N + \Delta$ / $> N + \Delta$	<p>П: руководитель направления – устранение «узких мест» согласования, уточнение ролей и сроков.</p> <p>К: ЛПР – перевод УР в режим обязательного подтверждения человеком, разбор причин задержек и закрепление корректирующих мер.</p>

Продолжение таблицы 32

Показатель	Источник	Частота	Пороги (норма / предупреждение (П) / критично (К))	Реакция (что делаем и кто отвечает)
ROI (чистая отдача) / TCO (полная стоимость владения)	Финансовый учёт / бюджет	ежемесячно / ежеквартально	≥порог / около порога / <порог	<p>П: финансовый директор – проверка план/факт, поиск резервов затрат, уточнение состава эффекта.</p> <p>К: ЛПР + финансовый директор – решение: масштабировать / сократить / остановить; утверждение плана действий и контроль результата «до/после».</p>

Составлено автором

Как видно из таблицы 32, для каждого КРІ заранее зафиксированы конкретные критерии: описание, источник данных, частота обновления и целевой уровень. Эта единообразная информационная среда обеспечивает единое понимание показателей всеми участниками процесса и облегчает будущую настройку автоматизированного мониторинга.

Помимо оперативных панелей, упрощающих тактическое восприятие сведений, для глубинного анализа методика предусматривает **регулярные аналитические отчёты по мониторингу** – например, ежемесячный отчёт для руководства, в котором отражаются достигнутые значения КРІ, приводятся сравнение плановых и фактических показателей, выявленные отклонения и предпринятые меры с оценкой их результативности.

Рекомендуется сопровождение цифровых индикаторов кратким анализом причин изменений. Приведём пример фрагмента отчётного материала: «Точность модели в августе снизилась до 83% из-за увеличения числа новых клиентов из нового сегмента; после добавления этих данных и переобучения модели в сентябре точность восстановилась до 86%. Доля проблемных займов осенью выросла до 11% (сезонный спад выручки)».

Подобные обзоры делают управление ИИ-проектом прозрачнее для всех стейкхолдеров – собственников, инвесторов, команды – демонстрируя, что хозяйствующий субъект непрерывно отслеживает эффективность и риски новых технологий. Если у крупной фирмы для этого возможно обособление целой команды аналитиков (Data Analysts), то в МСП минимально достаточно поручить одному ответственному специалисту раз в месяц подготавливать такой отчётный материал.

В конечном итоге инструменты визуализации «оживляют» сухие цифры наблюдений, превращая их в понятные пользователям истории: где достигнут успех, где возникла проблема, что и почему изменилось за период, что, на наш взгляд, формирует культуру управления на основе данных, а не интуиции.

Опытная проверка на кейсе ООО «Триумф» и фиксация эффекта. Для проверки применимости методики в «Триумфе» мониторинг был интегрирован с операционными данными (продажи/отгрузки, склад, прайс-листы), настроены автоматические расчёты KPI и дашборд с цветовой индикацией; ключевой контрольный KPI – еженедельный пересчёт MAPE по SKU. Ниже приведён пример фиксации эффекта «до/после» (T0 – базовый период, T1 – 4-й месяц эксплуатации). В доказательной логике методики сопоставление выполняется по единому KPI-набору и сопровождается фиксацией версии данных/модели и протокола корректирующих действий.

Таблица 33 – Изменение показателей «до» и «после» внедрения мониторинга (ООО «Триумф»)

Кейс (отрасль)	Показатель (KPI)	До мониторинга	После мониторинга
ООО «Триумф» (производство фурнитуры)	Точность прогноза спроса (MAPE)	~15% (ошибка прогноза; низкая точность)	8,8% (ошибка снижена; точность кардинально возросла)

Составлено автором

Как видно из таблицы 33, внедрение мониторинга в ООО «Триумф» сопровождалось существенным снижением MAPE (с $\approx 15\%$ до $8,8\%$).

Полезный эффект стал следствием не «самодостаточного улучшения ИИ-модели», а итогом систематического мониторинга отклонений и реализации оперативных корректирующих воздействий по триггерам: пересмотром сезонных коэффициентов, обработкой ценовых искажений, фильтрацией единичных всплесков спроса, корректированием ассортимента (в разрезе медленно оборачиваемых позиций).

Как итог улучшение прогностической точности позволило сократить складские расходы и сгладить колебания план-факт поставок. Из наблюдений дашборд-индикаторов можно отметить, что «жёлтые» сигналы стали редкими, а «красные» – единичными. Дополнительно был зафиксирован прирост фактического принятия рекомендаций пользователями: с одной стороны, выросла доля примененных рекомендаций, с другой – улучшились значения индикаторов доверия по опросам, что говорит о закреплении ИИ-практик в управленческой деятельности.

Таким образом, был получен ряд методико-прикладных результатов:

1) предложена и апробирована методика мониторинга результативности применения ИИ-платформы в контуре УР;

2) определен набор КРІ и подготовлен унифицированный комплект документов для их фиксации, включая «паспорт показателей», где для каждого КРІ указываются его смысл, источник данных, периодичность обновления, целевые значения, пороги «норма/предупреждение/критично» и управленческая реакция при отклонении;

3) дополнительно отмечено повышение готовности менеджеров использовать расчеты системы (рост «доверия к ИИ» в опросах и по доле примененных рекомендаций), что закрепило эффект от внедрения.

Помимо вышесказанного был подготовлен и протестирован прототип системы мониторинга: выполнены интеграции с операционными данными, реализованы скрипты автоматизированного расчёта КРІ и макет дашборда со светофорной индикацией; в рамках ограниченного пилота проверены вычислимость метрик и работоспособность сценариев реагирования.

Дополнительно сформирован регламент реагирования на отклонения, разделяющий полномочия владельца процесса и ЛПР в зависимости от зоны КРІ и

управленческого риска. Проведена опытная эксплуатация методики на производственной компании с фиксацией показателей «до/после» и последующей аналитической интерпретацией результатов, что позволило уточнить методические рекомендации.

В управленческом смысле методика задаёт:

- 1) нормативы КРІ и их паспорта;
- 2) роли и ответственность участников;
- 3) пороговые правила, режимы эскалации и регламент реагирования;
- 4) замкнутый цикл «измерение → решение → коррекция → проверка эффекта»,

обеспечивающий устойчивость результата «до/после» и воспроизводимость управления ИИ-решениями на горизонте эксплуатации.

3.4. Перспективы расширения применения разработанных методик и направления дальнейших исследований.

В предыдущих разделах главы (3.1–3.3) сформирован комплексный управленческий подход к интеграции ИИ в процессы принятия решений, включающий:

- 1) алгоритм встраивания ИИ в цикл управленческого решения;
- 2) методику оценки готовности организации (зрелости) к применению ИИ;
- 3) методику мониторинга КРІ с обратной связью и регламентами реагирования.

В настоящем исследовании указанные элементы трактуются не как разрозненные решения, а как единый управленческий метод, в котором последовательность «внедрение → допуск → эксплуатация → контроль → корректировка» закреплена регламентами, метриками и пороговыми правилами и потому может быть воспроизведена в разных процессах и компаниях.

Новизна разработанных **методов принятия управленческих решений на основе ИИ** выражена в трех взаимосвязанных положениях. Во-первых, внедрение ИИ задано как управленческая процедура с ветвлениями по готовности данных и уровню

риска, включая выбор режима применения рекомендаций (автоматическое исполнение либо утверждение ЛПП).

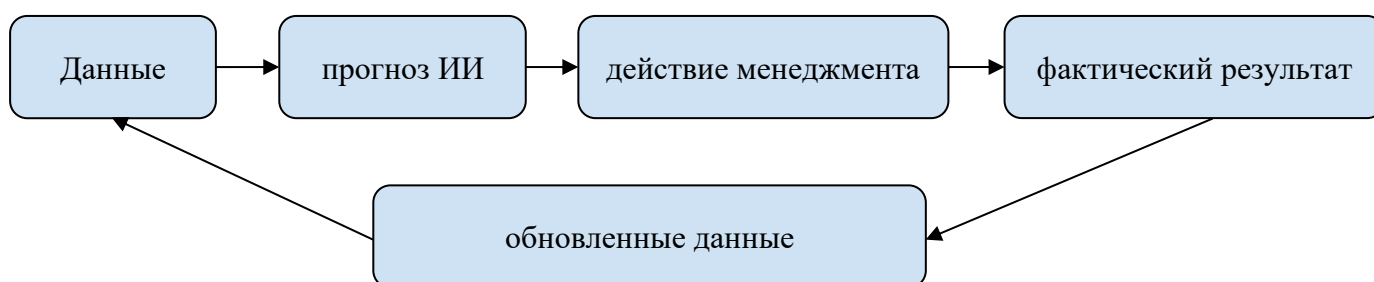
Во-вторых, предложена измеримая шкала зрелости с некомпенсируемыми порогами допуска к автоматизации, что снижает риск ошибочного расширения практики при недостаточной проработке критических условий.

В-третьих, установлен регламент мониторинга КРІ и управленческого реагирования, обеспечивающий проверяемое сравнение «до/после» и устойчивую обратную связь в эксплуатации.

Тем самым масштабирование понимается как перенос и закрепление управленческого регламента – ролей, правил, показателей и порогов принятия решений, – а не как механическое тиражирование модели на новые участки.

В совокупности эти элементы образуют циклический контур принятия решений (рисунок 20).

Данные по КРІ непрерывно собираются и анализируются алгоритмами ИИ, генерируя аналитические отчеты; менеджеры принимают решения на основе этих отчетов и осуществляют действия, результаты которых вновь фиксируются в виде показателей и поступают в систему. Такая петля обеспечивает переход от разовых интуитивных решений к адаптивной модели управления, где решения подкрепляются объективной аналитикой и проверяются на основе КРІ в режиме постоянного улучшения.



Составлено автором

Рисунок 20 – Циклический контур принятия управленческих решений с использованием ИИ

Чтобы этот цикл можно было переносить с пилота на масштаб без потери доказательности, необходимо ввести протокол приёмки как обязательное условие тиражирования. Он исключает субъективные трактовки «успеха» и фиксирует обязательные критерии допуска к расширению. Масштабирование допускается только при одновременном выполнении порогов по 3-м группам метрик:

- а) качество управленческой аналитики (качество прогноза/рекомендаций);
- б) скорость управленческого цикла (time-to-decision – от появления события до утверждения решения и запуска действия);
- в) экономический эффект (ROI/TCO/NPV – в зависимости от горизонта и типа проекта).

Дополнительно протокол требует наличия базовой линии сравнения («без ИИ» либо «до внедрения ИИ») на сопоставимых периодах. Такая конструкция задает управленчески корректное правило: **тиражируется только то, что доказало результат по качеству, скорости и экономике**, а не по одному показателю.

Ограничения масштабирования в рамках предпринимательских структур носят преимущественно управленческий характер и должны быть учтены при проектировании дорожной карты.

1. **Интерпретируемость.** Сохраняется проблема «черного ящика»: недостаточная объяснимость снижает доверие руководителей и затрудняет применение рекомендаций в регулируемых и риск-чувствительных процессах [138].

2. **Данные и интеграция.** Эффект зависит от качества данных и связности систем; для МСП типичны фрагментарность данных, неоднородность справочников и слабая дисциплина ведения первичных контуров, что ограничивает переносимость решений.

3. **Кадры и управленческая культура.** Критический барьер – организационные практики: «опыт против данных», настороженность персонала (41%), низкая доля реально «зрелых» пользователей ИИ (~1%) [167].

4. **Право и регулирование.** Строгие нормы (например, 152-ФЗ, GDPR), вопросы ответственности и отсутствие единых стандартов обмена данными тормозят внедрение. Требуется двигаться через «песочницы»: сначала параллельный режим

(ИИ советует, но не решает), затем пошаговое делегирование полномочий после доказанной эффективности и документированной трассировки решений.

5. Конфиденциальность и кибербезопасность. Рост объема данных повышает значимость защиты: утечки и атаки становятся риском первого порядка и напрямую влияют на допустимость масштабирования [19].

Перечисленные ограничения означают, что масштабирование должно строиться как управляемая последовательность допусков и усилений контроля, а не как «массовое внедрение» по административному решению.

Перспективные направления развития методик логически вытекают из выявленных барьеров и фокусируются на повышении управляемости контура. Наиболее значимыми представляются следующие направления.

– **Объяснимый ИИ (XAI) как управленческий механизм доверия.** Для управленца важно не только наблюдать в интерфейсе смещение KPI, но и осознавать причинно-следственную связь: почему ИИ-продукт предлагает некоторое воздействие, какие факторные величины детерминировали результирующие изменения. В прикладном представлении это значит добавление «краткого пояснения на бизнес-языке», присоединённого к KPI-событию, в петлю фидбека ИИ-платформы. Это позволит сопроводить ухудшение индикатора наглядным пояснением влияния его факторов и представлением регулирующих административных рычагов [221]. Для предложенного в работе инструментария это усилит доказательную силу регламентов и прикладную ценность их использования: составление протокола оснований «принято/отклонено» станет заметно более информативным и прослеживаемым.

– **Федеративное обучение как способ обеспечения компромисса «точность–приватность» и путь ослабления входных барьеров.** Этот подход создаёт условия для конструирования ИИ-модели на сводных характеристиках без трансферта «сырых» данных, оптимизируя регуляторное бремя и угрозы утечек, параллельно развивая тренировочный датасет [146]. Для МСП это объективно административно полезный механизм участия в отраслевых образованиях (ассоциации, кластеры), где развитие качества ИИ-моделей обеспечивается

совместно, но исходные данные остаются под контролем субъекта, владеющего ими [146]. С точки зрения развития масштабов хозяйствования это сокращает капиталоемкость и ускоряет получение достаточного качества в ситуациях, когда собственной информации не хватает.

– **Управление с самокоррекцией – перспективный вариант совершенствования изолированной системы**, поскольку быстрые экзогенные изменения делают основным сдерживающим фактором быстроту адаптации управления – и не только ИИ-моделей, но и принципов их использования. Идея самонастраивающейся системы предусматривает актуализацию пороговых значений, лимитов и локальных целей как ответ на сигналы, порождаемые изменениями КРІ. Хотя ответственность за управление и итоговое решение остаётся за людьми, система развивает быстроедействие и одновременно сохраняет стабильность организационных отношений [96]. Для предложенного метода это говорит о стандартизации процедур «внеплановой перенастройки» пороговых значений и режимов «человек в контуре» при резких внешних смещениях по разным основаниям (колебания спроса, поставок, расходов, цен и т.д.), что позволяет сократить риск запаздывания реакции.

– **ИИ-поддержка стратегического управления как расширение горизонта эффекта**. После закрепления операционного результата следующий уровень масштабирования связан с портфельным управлением ИИ-инициативами: выбором приоритетов, оценкой сценариев и ранним выявлением слабых сигналов. ИИ-инструменты способны агрегировать разнородные источники и помогать в сценарном анализе, подготовке конкурентных обзоров и оценке последствий стратегических альтернатив, при сохранении принципа: ИИ выступает ассистентом, а стратегическое суждение остается за руководством [63, 142, 236]. В рамках разработанного метода это логично интегрируется как надстройка над КРІ-контуром: результаты мониторинга и зрелости становятся входом для портфельных решений (масштабировать / остановить / перераспределить инвестиции).

С учётом ограничений и перспективных направлений прогнозный потенциал интеграции ИИ в управленческий контур определяется способностью метода заранее оценивать вероятность устойчивого эффекта при масштабировании. В

управленческой постановке ключевым является переход от ретроспективного вывода «пилот дал эффект» к прогнозу «при каком профиле зрелости и режиме применения рекомендаций эффект будет воспроизводим при тиражировании». В этом смысле разработанный комплекс задаёт основу прогнозирования за счет двух механизмов:

- 1) измерения исходных предпосылок (профиль зрелости и пороги допуска);
- 2) стандартизированного протокола приемки по качеству, скорости и экономике, что позволяет формировать сопоставимую статистику результатов «Т0→Т1» по процессам и компаниям и тем самым строить управленческие правила масштабирования на доказательной базе.

Масштабирование следует рассматривать как управляемое расширение контура «данные → рекомендации → решение → действие → контроль показателей», где допуск к автоматизации задаётся зрелостью и риском, устойчивость эффекта обеспечивается мониторингом и регламентами реагирования, а перспективы развития – усилением пояснимости, приватность-сохраняющего обучения, адаптации управленческих правил и поддержкой стратегических решений.

Перечисленные направления – не исчерпывающий список, но именно они представляются наиболее релевантными для развития темы «Методики принятия управленческих решений с использованием ИИ» и формируют контуры следующего поколения систем управления – более прозрачных, кооперативных, адаптивных и ориентированных на устойчивый результат [142]. Далее развитие корпоративных ИИ-систем целесообразно рассматривать как поэтапный процесс, для которого требуется дорожная карта с требованиями к инфраструктуре, подготовке персонала и инструментам обратной связи.

Ниже представлена дорожная карта, разработанная в ходе Форсайт сессии организованной и проведенной Факультетом Управления в мае 2024 года (таблица 34). Эта карта отражает ключевые фазы цифровой трансформации управления на основе ИИ с прогнозом на ближайшие 5–10 лет.

Таблица 34 – Дорожная карта развития ИИ в управлении (на 5–10 лет).

Этап	Фокус развития	Целевые KPI
Фаза 1 (2025–2026) Подготовка (пилоты)	Первые пилотные проекты, сбор данных, формирование команд	Окупаемость < 1 года, рост вовлеченности в работу с данными
Фаза 2 (2027–2028) Масштабирование	Интеграция ИИ в ERP/CRM, обучение сотрудников, внедрение XAI	Точность прогноза +10–15%, снижение затрат на 5–8%
Фаза 3 (2029–2030) Экосистемы и XAI	Federated learning, обмен моделями с партнёрами, сценарное планирование	Снижение времени реакции на изменения, повышение согласованности процессов
Фаза 4 (2030+) Стратегический ИИ	Частичная автономизация, цифровое планирование, «умные» стратегии	Рост доли решений с участием ИИ, прирост эффективности бизнеса

Составлено автором по данным Форсайт сессии, май 2024

Как видно, по мнению экспертов, ИИ постепенно переходит от экспериментального инструмента к системной части управленческой архитектуры. А к 2030 году, согласно прогнозам, ведущие компании будут использовать его не только в операционной деятельности, но и в стратегическом управлении, что потребует новой культуры работы с данными и развития кадрового потенциала на всех уровнях

Конечно, реальное развитие может отличаться по срокам в силу непредвиденных препятствий или, наоборот, технологических прорывов. Однако общая траектория ясна: ИИ все глубже интегрируется в управленческий контур, расширяя свои функции от аналитики к принятию решений, от локальных задач к экосистемному уровню, от тактики к стратегии. Таким образом, организациям важно уже сегодня понимать, на каком этапе они находятся, и планировать переход к следующим фазам, чтобы не оказаться в роли догоняющих.

Следует указать, что интегрирование результатов работы с современными управленческими платформами заметно расширяет потенциал дальнейшего совершенствования методики:

– **Интеграция с BI-системами** путём включения ИИ-моделей в Power BI/Tableau через коннекторы, позволяет отобразить прогнозные данные и предложения напрямую в дашборды, собирать пользовательский фидбек и развивать доверие, благодаря ХАИ-парадигме. Наличие типовых модулей заметно сокращает и стоимость, и сложность этих процессов.

– **Интегрирование с ERP/CRM-системами.** ИИ способен не только «пояснять», но и активировать разные процедуры: при избыточных остатках ERP – предложить скорректировать заказ; при снижении удовлетворенности CRM – создать коммуникационную задачу и т.д. Для этого потребуются библиотеки шаблонных вариантов (ТМЦ, планирование, отток потребителей), совместимые с платформами SAP/Oracle/1C.

– **Продуктивное сотрудничество аналитиков данных и управленцев** поскольку чтобы развитие не оставалось на уровне пилотных проектов, нужна систематическая коммуникация, которую можно производить через еженедельные сессии «KPI-инсайты → административные решения».

– **Интегрирование с BPM-платформами** – логичная следующая стадия, на которой можно объединить мониторинг KPI на основе ИИ с системами менеджмента бизнес-процессов (Business Process Management). Если алгоритм выявляет сбой процесса (например, задержку на этапе согласования), система автоматически меняет маршрут процесса. Это движение к самоадаптивной организации и требует междисциплинарного участия ИТ, менеджмента и службы качества.

На наш взгляд, именно комплексная интеграция – с BI, ERP/CRM, BPM-системами – и тесное сотрудничество между аналитиками данных и менеджментом являются ключом к успешному масштабированию и практическому применению предложенной системы. Это позволит многократно усилить эффект от ИИ, сделав его результаты понятными, прозрачными и полезными для решения реальных управленческих задач.

В завершение рассмотрим, как распространение ИИ меняет само управленческое мышление и роль менеджера:

1. Принятие решений на основе данных и вероятностей. Если раньше руководители в значительной мере опирались на интуицию и прошлый опыт, то в эпоху ИИ всё больше решений будет приниматься на базе данных, аналитики и прогнозов. ИИ становится «вторым мнением» руководителя, дополняя интуицию массивом фактов [33]. Менеджер выбирает среди альтернатив, задаёт правильные вопросы и учитывает человеческие факторы.

2. Стандартизация и формализация управленческих процессов. ИИ постепенно становится частью методологии управления, стандартизируя принятие решений. Классические управленческие циклы (например, PDCA) претерпевают изменения. Ускоряется планирование, контроль точнее благодаря прогнозной аналитике; действие – всё более автоматизировано. Бизнес-школы закрепляют data-driven [167].

3. Усиление системного мышления. ИИ позволяет моделировать сложные причинно-следственные связи и прогнозировать отдаленные последствия решений, что развивает у руководителей более системный взгляд на бизнес. Благодаря ИИ можно «проиграть» различные сценарии развития ситуации, подобно тому, как пилоты тренируются на авиасимуляторах. По прогнозам, уже к 2030-м годам успешный руководитель будет работать в тандеме с ИИ, совмещая человеческое стратегическое видение, ценностные ориентиры и эмпатию с вычислительной мощностью и объективностью машины [19].

4. Трансформация организационных структур. Ряд исследователей предполагает, что распространение ИИ приведёт к пересмотру традиционных иерархических моделей организаций. В книге «Competing in the Age of AI» выдвинута идея о переходе к более плоским, «потокowym» структурам, где алгоритмы управляют потоками работ, а команды формируются под конкретные задачи [132]. В такой модели менеджер скорее выступает куратором и наставником для ИИ-систем и сотрудников, чем директивным начальником. Организация начинает напоминать живой организм, пронизанный информационными связями, где ИИ играет роль «нервной системы», мгновенно передавая сигналы от операционной деятельности (периферии) к центру (руководству) и обратно [19].

5. Гуманно-центричный менеджмент с ИИ. Возрастающая роль алгоритмов в повседневной работе парадоксально повышает значение чисто человеческих качеств руководителя. Когда рутинная и аналитическая работа делегированы машине, на первый план выходят лидерство, умение вдохновлять команду, этическое видение.

Таким образом, менеджер будущего – это симбиоз аналитика и лидера-гуманиста: он опирается на ИИ для работы с фактами и перебора альтернатив, но определяет направление развития организации и несет ответственность за итоговый выбор.

Можно предположить, что на горизонте 10–15 лет использование ИИ станет таким же обязательным элементом управления, как сегодня финансовый анализ или стратегическое планирование. Трудно представить крупную компанию, где решения принимаются без поддержки интеллектуальных систем подобно тому, как сейчас невозможно вести бизнес без бухгалтерского учёта.

Иными словами, применение ИИ, на наш взгляд, в управлении, закрепится в качестве нового стандарта. Не исключено, что появятся и формальные требования: например, совет директоров может потребовать обоснования крупных инвестиционных проектов с помощью независимого ИИ-анализа (для исключения предвзятости), а одним из критериев отбора топ-менеджеров может стать умение эффективно использовать данные и алгоритмы в принятии решений.

Аналогично тому, как появление электронных таблиц (Excel) в своё время революционизировало анализ информации в бизнесе, превратившись в «продолжение мозга» финансиста. Если Excel увеличил продуктивность финансовых расчетов на порядки, то ИИ может во столько же раз повысить качество и скорость управленческих решений.

Подводя итог, следует подчеркнуть: искусственный интеллект в управлении – не временный тренд, а долгосрочное направление развития теории и практики менеджмента.

Предложенные в работе методы и алгоритмы демонстрируют, как уже сегодня инструменты ИИ могут быть встроены в деятельность компаний, а рассмотренные перспективы очерчивают контуры того будущего, где ИИ станет неотъемлемым

«членом управленческой команды». Реализация открывающихся возможностей способна поднять гибкость, эффективность и конкурентоспособность бизнеса на качественно новый уровень.

Одновременно это предъявляет новые требования к самим управленцам – их компетенциям и мировоззрению, поскольку ИИ становится частью методологии управленческого мышления. Те руководители, кто освоит эту методологию, смогут раскрыть новые горизонты при решении управленческих задач XXI века.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Диссертационная работа, представленная на соискание ученой степени кандидата экономических наук по научной специальности 5.2.6 «Менеджмент», посвящена решению актуальной научно-практической задачи – разработке методов принятия и поддержки принятия управленческих решений в предпринимательских структурах на основе технологий искусственного интеллекта. Цель исследования достигнута: сформирован и обоснован комплекс взаимосвязанных теоретических положений и прикладных инструментов, обеспечивающих управляемую интеграцию ИИ в контур принятия решений и контроль результативности по системе КРІ.

В ходе исследования уточнено и расширено содержание метода поддержки принятия управленческих решений на основе ИИ применительно к предпринимательским структурам: метод рассмотрен как многоэтапный управленческий процесс, сочетающий аналитические инструменты и организационные процедуры на всех стадиях управленческого цикла – от сбора и анализа данных до мониторинга исполнения и организационного обучения. Это позволило формализовать требования к результативности метода и структурировать критерии функциональности, релевантные условиям малого и среднего предпринимательства, включая показатели качества управленческих рекомендаций, скорость управленческого цикла, адаптивность, интерпретируемость и экономическую результативность.

Разработана оригинальная четырехслойная архитектура поддержки управленческих решений на основе ИИ, обеспечивающая сквозной контур «данные – аналитика – решение – обратная связь» и учитывающая ресурсные и инфраструктурные ограничения предпринимательских структур. Архитектура описывает роль каждого слоя в управленческом процессе, задает связность информационных потоков и обеспечивает переход от разрозненных аналитических инициатив к целостной управленческой системе, встроенной в бизнес-процессы организации.

Предложен методический алгоритм внедрения ИИ в управленческие процессы предприятия, охватывающий полный жизненный цикл решения: постановку управленческой цели и КРІ приемки, аудит и подготовку данных, выбор класса моделей под тип задачи и ограничения, пилотирование и измерение результата, регламентирование режима применения рекомендаций, а также последующую эксплуатацию через мониторинг и корректирующие действия. Существенным элементом алгоритма является реализация концепции «человек в контуре» и пороговых правил управленческого риска, позволяющих задавать управляемые режимы применения ИИ-рекомендаций (автоматизация либо утверждение ЛПР) и обеспечивать протоколирование управленческих оснований «принято/отклонено».

Разработан научно обоснованный подход к оценке цифровой (ИИ-) зрелости предприятия и его готовности к внедрению ИИ в управлении на основе авторской шкалы по семи компонентам (данные, инфраструктура, компетенции, процессы, стратегия, культура, доверие/этика) с десятибалльной градацией уровней. Подход ориентирован на управленческую диагностику: уровень зрелости фиксируется на основании верифицируемых доказательств (документы и регламенты, интервью с владельцами процесса и ЛПР, следы исполнения), а интегральная оценка применяется для выбора масштаба и последовательности ИИ-проектов и определения допустимого режима автоматизации.

Предложена методика мониторинга и оценки результативности использования ИИ в управленческих решениях, включающая систему КРІ бизнес-эффекта и метрик качества рекомендаций, а также механизм динамической обратной связи. Методика основана на сопоставлении «до/после» и «с ИИ/без ИИ» при единых правилах расчета и горизонтах сравнения и дополняется регламентом реагирования (эскалация по ролям, корректировка данных/порогов, дообучение моделей, откат). В качестве управленческого стандарта закреплён «паспорт метрик», определяющий формулу, источник, периодичность, владельца показателя, пороги по зонам и предписанное управленческое действие при отклонении.

Практическая значимость результатов подтверждена апробацией и частичной реализацией разработанных решений на предприятиях-партнерах. В

производственной компании ООО «Триумф» внедрение архитектуры и организационных регламентов сопровождения ИИ привело к снижению доли избыточных запасов с уровня около 30% до 15–20% (с учетом сезонности), сокращению ошибки прогнозирования (MAPE) примерно с 13–14% до 8–9%, сокращению цикла принятия решений с 2–3 недель до уровня не более одной недели, росту оборачиваемости запасов примерно с 3,5 до 3,8 оборота в год (рост на 7–8%), а также к достижению ROI порядка 50–60% в пилоте при сроке окупаемости около 10 месяцев; при масштабировании зафиксирован рост ROI до уровня свыше 130%. По результатам внедрения оформлен акт внедрения результатов исследования. В транспортно-логистической компании «Вектор» апробация алгоритмов предиктивной аналитики и подходов к оценке эффектов показала снижение времени доставки и расхода топлива, повышение точности расчета ETA до уровня, достаточного для оперативного управления, и рост доверия диспетчеров к рекомендациям системы; в рамках пилота зафиксированы улучшения ключевых KPI (время доставки –9%, топливо/рейс –6%, удовлетворенность по срокам +12 п.п.), экономия топлива порядка 700 тыс. руб. в год на филиал и ROI первого года выше 50%. Методика оценки зрелости применена в компании ООО «Софи Групп» для диагностирования сильных и слабых сторон по ключевым компонентам готовности и формирования адресных управленческих рекомендаций по поэтапному развитию ИИ-инициатив. Отдельные элементы разработанного инструментария используются в консалтинговой практике при аудитах предприятий перед внедрением аналитических систем; дидактические материалы могут быть применены в образовательных программах повышения квалификации менеджеров на базе ЮФУ.

Теоретическая значимость исследования заключается в развитии положений менеджмента в части управленческого цикла принятия решений в условиях цифровой экономики: сформирована методологическая связка «цель и KPI приемки – данные – аналитика – управленческое решение – контроль исполнения – обратная связь», в которой ИИ рассматривается не как внешняя ИТ-надстройка, а как элемент архитектуры системы управления, встроенный в регламентируемый процесс с распределением ролей и ответственностей. Практическая значимость определяется

возможностью использования полученных результатов как воспроизводимого управленческого инструментария для предпринимательских структур: для отбора и подготовки ИИ-проектов, регламентирования режима применения рекомендаций, контроля рисков и устойчивого удержания эффекта на горизонте эксплуатации.

Полученные результаты в совокупности подтверждают выдвинутую гипотезу о том, что комплексное внедрение технологий искусственного интеллекта при наличии методического сопровождения и управленческого контроля обеспечивает повышение качества и результативности управленческих решений, сокращение времени реакции на изменения внешней и внутренней среды и улучшение ключевых показателей деятельности предпринимательских структур. При этом устойчивость эффекта определяется не только качеством моделей, но и зрелостью организации, регламентированием «человек-в-контуре», мониторингом КРІ и наличием процедур корректировки.

Перспективы дальнейших исследований связаны с масштабированием предложенных подходов на организации иных типов и размеров, сравнительным анализом отраслевой специфики калибровки КРІ и порогов управленческого риска, а также углублением вопросов этики и доверия к ИИ, повышения объяснимости моделей и развития методов интеграции решений нового поколения в управленческие контуры при сохранении воспроизводимости и контролируемости управленческих процедур.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Аббасов, М. Ш. Применение искусственного интеллекта в системе поддержки принятия управленческих решений / М.Ш. Аббасов // Развитие теории и практики управления социальными и экономическими системами. – 2022. – № 11. – С. 85–89. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-iskusstvennogo-intellekta-v-sisteme-podderzhki-prinyatiya-upravlencheskih-resheniy> (дата обращения: 20.06.2025). – Текст: электронный.
2. Абдрахманова, Г. И. Индикаторы цифровой экономики 2021: статистический сборник / Г. И. Абдрахманова, К. О. Вишневецкий, Л. М. Гохберг [и др.]; Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». – Москва: НИУ ВШЭ, 2021. – 400 с.
3. Абрамов, В. И. Цифровая трансформация экономики: учебное пособие / В. И. Абрамов, Н. Л. Акулова, Е. В. Анисов [и др.]; под ред. В. И. Абрамова, О. Л. Головина. – Москва: НИЯУ МИФИ, 2020. – 252 с.
4. Авдеева, И. Л. Цифровая трансформация экономических систем: итоги и перспективы развития // Среднерусский вестник общественных наук. – 2021. – № 1. – С. 226–239. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovaya-transformatsiya-ekonomicheskikh-sistem-itogi-i-perspektivy-razvitiya> (дата обращения: 09.04.2025). – Текст: электронный.
5. Аверьянова, Т. А. Цифровая экономика: трансформация бизнеса в условиях изменений / Т. А. Аверьянова // Развитие территорий. – 2020. – № 1(19). – С. 6–8. – DOI: 10.32324/2412-8945-2020-1-6-8.
6. Агеев, А. В. Возможности использования искусственного интеллекта при принятии управленческих решений в системе корпоративного менеджмента / А. В. Агеев, С. В. Симонов, С. М. Кашин [и др.] // Вестник Челябинского государственного университета. – 2023. – № 12(482). – С. 126–133. – DOI: 10.47475/1994-2796-2023-482-12-126-133.
7. Ансофф, И. Стратегический менеджмент / Игорь Ансофф; [пер. с англ. О. Литун]. – Санкт-Петербург [и др.]: Питер, 2009. – 342 с. – (Теория менеджмента). ISBN 978-5-388-00077-4.

8. Ассоциация участников рынка искусственного интеллекта. Методология оценки ИИ-зрелости организаций [Электронный ресурс] / Ассоциация участников рынка искусственного интеллекта. – М.: АНО «Цифровая экономика», 2021. – 29 с. – URL: <https://www.moasp.ru/files/news/210305%20-%20Опрос%20оценки%20ИИ-зрелости/Методология%20оценки%20ИИ%20зрелости.pdf> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.
9. Афанасьев, В. Г. Общество: системность и управление / В. Г. Афанасьев. – Москва: Политиздат, 1981. – 432 с.
10. Бабина, С. И. Цифровые и информационные технологии в управлении предприятием: реальность и взгляд в будущее / С. И. Бабина // Креативная экономика. – 2019. – Т. 13, № 4. – С. 723–742. – DOI: 10.18334/ce.13.4.40596.
11. Багрецов, Д. Н. Корпоративная культура в цифровом обществе / Д. Н. Багрецов // Journal of Monetary Economics and Management. – 2024. – № 3. – С. 24–29. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/korporativnaya-kultura-v-tsifrovom-obschestve> (дата обращения: 24.05.2025). – Текст: электронный.
12. Баранов, В. В. Процессы принятия управляющих решений, мотивированных интересами / В.В. Баранов. – М.: Физматлит, 2005. – 296 с.
13. Бардин, А. Л. Искусственный интеллект в управлении городом: барьеры и перспективы внедрения / А. Л. Бардин, В. В. Стомин // История и современность. – 2021. – № 2(40). – С. 44–63. – DOI: 10.30884/iis/2021.02.02.
14. Богомазов, С. В. Проблемы принятия управленческих решений в предпринимательских структурах России / С. В. Богомазов // Российское предпринимательство. – 2009. – № 8-1. – С. 92–96. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/problemy-prinyatiya-upravlencheskih-resheniy-v-predprinimatelskih-strukturah-rossii> (дата обращения: 17.06.2025). – Текст: электронный.
15. Богомолова, И. П. Научно-методические и прикладные аспекты принятия и реализации управленческих решений в современной предпринимательской среде / И. П. Богомолова, И. Н. Василенко [и др.] // Лидерство и менеджмент. – 2024. – Т. 11, № 2. – С. 509–528. – DOI: 10.18334/lim.11.2.121152.

16. Бухтуева, И. А. Обзор решений искусственного интеллекта для повышения корпоративной эффективности / И. А. Бухтуева, К. А. Соловьев, Е. А. Можаровский [и др.] // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2024. – Т. 1, № 7 (148). – С. 177–185. – DOI: 10.36871/ek.up.p.r.2024.07.01.017.

17. ВЦИОМ. Доверие к ИИ / Всероссийский центр изучения общественного мнения. Москва, 2024. – URL: <https://wciom.ru/analytical-reviews/analiticheskii-obzor/doverie-k-ii> (дата обращения: 23.05.2025). – Текст: электронный.

18. Демьянова, А. Внедрение искусственного интеллекта в организации: влияние на бизнес-процессы и численность работников / А. Демьянова // Москва: Высшая школа экономики, 2025. – URL: <https://www.hse.ru/news/science/1036378718.html> (дата обращения: 24.07.2025). – Текст: электронный.

19. Жарова, А. К. Достижение алгоритмической прозрачности и управление рисками информационной безопасности при принятии решений без вмешательства человека: правовые подходы / А. К. Жарова // Journal of Digital Technologies and Law. – 2023. – Т. 1, № 4. – С. 973–993. – DOI: 10.21202/jdtl.2023.42.

20. Зуб, А. Т. Искусственный интеллект в корпоративном управлении: возможности и границы применения / А. Т. Зуб, К. С. Петрова // Государственное управление: электронный вестник. – 2022. – № 94. – С. 173–187. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/iskusstvennyy-intellekt-v-korporativnom-upravlenii-vozmozhnosti-i-granitsy-primeneniya> (дата обращения: 19.04.2025). – Текст: электронный.

21. Иваницкий, В. Л. Основы бизнес-моделирования СМИ: учебник для вузов / В. Л. Иваницкий. – 3-е изд., испр. и доп. – Москва: Юрайт, 2025. – 239 с. – ISBN 978-5-534-08351-4. – URL: <https://urait.ru/bcode/561544> (дата обращения: 17.06.2025). – Текст: электронный.

22. Интервью с директором по цифровизации госкорпорации «Росатом» Е. Солнцевой. – URL: <https://www.atomic-energy.ru/interviews/2020/12/28/110217> (дата обращения: 04.03.2026). – Текст: электронный.

23. Карасев, Н. А. Теоретические аспекты исследования проблем и перспектив применения технологий искусственного интеллекта в менеджменте российских компаний / Н. А. Карасев, Т. Д. Климачев // Креативная экономика. – 2024. – Т. 18, № 2. – С. 337–356. – DOI: 10.18334/ce.18.2.120490.

24. Кобелев, С. В. Внедрение генеративного ИИ в деятельность финансовой компании: ожидания, эффективность, обучение персонала / С. В. Кобелев, А. А. Морозкин, Е. С. Харитоновна // Профессиональное образование и рынок труда. – 2024. – Т. 12, № 4(59). – С. 97–113. – DOI: 10.52944/PORT.2024.59.4.007.

25. Куликова, О. М. Организационные аспекты инновационной деятельности предприятия / О. М. Куликова, Н. Е. Тропынина // Экономика и бизнес: теория и практика. – 2020. – № 3-2. – С. 103–106. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/organizatsionnye-aspekty-innovatsionnoy-deyatelnosti-predpriyatiya> (дата обращения: 09.04.2025). – Текст: электронный.

26. Левкевич, Д. С. Трансформация управленческих технологий в цифровой экономике / Д. С. Левкевич, И. М. Зборина // Территория науки. – 2023. – № 5. – С. 16–20.

27. Мескон, М. Х. Основы менеджмента / М. Х. Мескон, М. Альберт, Ф. Хедоури. – Москва: Дело, 1992. – 702 с.

28. Метелкин, П. Правовое регулирование искусственного интеллекта / П. Метелкин // Secuteck.ru. – 26.09.2024. – URL: <https://www.secuteck.ru/articles/pravovoe-regulirovanie-iskusstvennogo-intellekta> (дата обращения: 04.03.2026). – Текст: электронный.

29. Мезенцев, Д. А. Применение искусственного интеллекта в управлении малым и средним бизнесом / Д. А. Мезенцев // ЭСГИ. – 2023. – № 3(39). – С. 102–107. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-iskusstvennogo-intellekta-v-upravlenii-malym-i-srednim-biznesom> (дата обращения: 24.05.2025). – Текст: электронный.

30. Минченкова, О. Ю. Измерение инновационного потенциала организации / О. Ю. Минченкова, Н. Ю. Аббас, А. М. Минченкова // Управление персоналом и

интеллектуальными ресурсами в России. – 2019. – № 4. – С. 5–10. – DOI: 10.12737/article_5d7b8948ed0ff0.84614700.

31. Мусина, Д. Р. Цифровая зрелость отрасли и предприятия: понятие и методы оценки / Д. Р. Мусина, М. Р. Ганиева // Human Progress. – 2024. – Т. 10, № 4. – С. 5–16. – DOI: 10.46320/2073-4506-2024-4a-22.

32. Муродов, С. А. угли. Внедрение искусственного интеллекта в бизнес-процессы: перспективы для малых и средних предприятий в развивающихся странах / С. А. угли Муродов // Raqamli iqtisodiyot (Цифровая экономика). – 2025. – № 10. – С. 63–77. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/vnedrenie-iskusstvennogo-intellekta-v-biznes-protsessy-perspektivy-dlya-malyh-i-srednih-predpriyatiy-v-razvivayuschih-stranah> (дата обращения: 26.05.2025). – Текст: электронный.

33. Мызрова, К. А. Особенности применения искусственного интеллекта малым бизнесом / К. А. Мызрова, Т. В. Авдеева, Т. В. Болдырева, А. С. Заводцков // Креативная экономика. – 2024. – Т. 18, № 11. – С. 3171–3188. – DOI: 10.18334/ce.18.11.122064.

34. NAFI Аналитический центр. Каждый третий представитель МСП использует инструменты на базе ИИ – результаты опроса 2023 года / NAFI. – 20 мая 2024. – URL: <https://nafi.ru/analytics/kazhdyy-tretiy-predstavitel-msp-ispolzuet-iskusstvennyu-intellekt-v-rabote/> (дата обращения: 01.06.2025). – Текст: электронный.

35. Овтина, А. А. Влияние организационной культуры на инновационную деятельность предприятия / А. А. Овтина // Телескоп. – 2021. – № 1. – С. 150–154. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/vliyanie-organizatsionnoy-kultury-na-innovatsionnuyu-deyatelnost-predpriyatiya> (дата обращения: 24.05.2025). – Текст: электронный.

36. Петухов, И. Как оценить эффект от внедрения искусственного интеллекта в бизнес-процессы компании / И. Петухов // ECM-Journal.ru. – 01.02.2024. – URL: <https://ecm-journal.ru/material/kak-ocenit-ehffekt-ot-vnedrenija-iskusstvennogo-intellekta-v-biznes-processy-kompanii?ysclid=mmmcyh8svc34033360> (дата обращения: 29.05.2025). – Текст : электронный.

37. Проблемы обеспечения конфиденциальности персональных данных при использовании систем искусственного интеллекта / Юридическая компания ЛЕГАС. – 2024. – URL: <https://legascom.ru/notes/8779-problemy-obespecheniya-konfidentsialnosti-personalnykh-dannykh-pri-ispolzovanii-sistem-iskusstvennogo-intellekta> (дата обращения: 26.05.2025). – Текст: электронный.

38. РБК Тренды. ИИ поможет бизнесу: какие выгоды получают компании, уже внедрившие технологии / РБК Тренды. – 11.07.2024. – URL: <https://trends.rbc.ru/trends/industry/668fa9749a794764a7b28447> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.

39. Рудник, П. Б. Цифровая трансформация: эффекты и риски в новых условиях / Рудник П. Б., Зинина Т. С.; под ред. И. Р. Агамирзяна [и др.] – Москва: ИСИЭЗ НИУ ВШЭ, 2024. – 156 с. – ISBN 978-5-7598-3009-2. – URL: <https://publications.hse.ru/pubs/share/direct/943961082.pdf> (дата обращения: 26.05.2025). – Текст: электронный.

40. Саранцева, С. Применение метода дерева решений в управленческой деятельности / С. Саранцева // Ergodesign. – 2024. – № 2. – С. 241–246. – DOI: 10.30987/2658-4026-2024-2-241-246.

41. Славин, Б. Б. Современные формы гибких систем управления организациями в России / Б. Б. Славин // Управленческие науки. – 2022. – Т. 12, № 4. – С. 48–62. – DOI: 10.26794/2304-022X-2022-12-4-48-62.

42. Ступин, Р. С. Индекс готовности к внедрению искусственного интеллекта в отраслевое госуправление: опыт РФ / Р. С. Ступин // Вестник РУДН. Серия: Государственное и муниципальное управление. – 2024. – Т. 11, № 1. – С. 157–172. – DOI: 10.22363/2312-8313-2024-11-1-157-172.

43. Третьякова, Т. О. Социальные проблемы внедрения систем ИИ в процессы принятия управленческих решений / Т. О. Третьякова // Гуманитарные, социально-экономические и общественные науки. – 2024. – № 8. – С. 16–24.

44. Удальцова, Н. Л. Практика применения и проблемы внедрения искусственного интеллекта в бизнес-процессы компании / Н. Л. Удальцова //

Экономика, предпринимательство и право. – 2025. – Т. 15, № 3. – С. 1487–1500. – DOI: 10.18334/errp.15.3.122388.

45. Фарион, В. Использование искусственного интеллекта для прогнозирования финансовых показателей / В. Фарион, А. Гомотюк, Р. Назар, С. Турчин // Экономический анализ. – 2024. – Т. 34, № 2. С. 327–337. – DOI: 10.35774/econa2024.02.32.

46. Хайруллина, А. Р. Цифровая инфраструктура как среда принятия управленческих решений в малом и среднем предпринимательстве / А. Р. Хайруллина // Экономика, предпринимательство и право. – 2021. – № 5. – С. 1151–1166. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovaya-infrastruktura-kak-sreda-prinyatiya-upravlencheskih-resheniy-v-malom-i-srednem-predprinimatelstve> (дата обращения: 05.04.2025). – Текст: электронный.

47. Хончев, М. А. Цифровизация малого бизнеса в России: проблемы и перспективы / М. А. Хончев // Экономические системы. – 2023. – № 2. – С. 37–52. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovizatsiya-malogo-biznesa-v-rossii-problemy-i-perspektivy> (дата обращения: 04.03.2026). – Текст: электронный.

48. ЦИПР. Искусственный интеллект завоёвывает бизнес (итоги сессии на ЦИПР-2021). – Казань, 2021. – URL: <https://cipr.ru/izdanie-2025/iskusstvennyj-intellekt-zavoevuyet-biznes/> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.

49. Чурсин, А. А. Развитие методов оценки цифровой зрелости организации с учетом регионального аспекта / А. А. Чурсин, Т. В. Кокуйцева // Экономика региона. – 2022. – Т. 18, № 2. – С. 450–463. – DOI: 10.17059/ekon.reg.2022-12-11.

50. Шабалтина, Л. В. Управление цифровой трансформацией организаций с применением искусственного интеллекта / Л. В. Шабалтина, В. В. Масленников // Вопросы инновационной экономики. – 2023. – Т. 13, № 2. – С. 771–784. – DOI: 10.18334/vines.13.2.11697.

51. Шляпников, В. В. Некоторые проблемы этики искусственного интеллекта / В. В. Шляпников // Идеи и идеалы. – 2023. – № 2(2). – С. 468–482.

52. Яков и Партнёры, Яндекс. Искусственный интеллект в России – 2023: тренды и перспективы / Яков и Партнёры, Яндекс. – Москва: Яков и Партнёры, 2023.

– 32 с. – URL: <https://yakovpartners.ru/publications/ai-future/> (дата обращения: 26.05.2025). – Текст: электронный.

53. Adadi, A. Peeking Inside the Black-Box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI) / A. Adadi, M. Berrada // *IEEE Access*. – 2018. – Vol. 6. – P. 52138–52160. – DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2870052.

54. Agrawal, A. Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence / A. Agrawal, J. Gans, A. Goldfarb. – Boston: Harvard Business Press, 2018. – 272 p.

55. Al-Zuheri, A. Analysis of Parameters of Genetic Algorithm on Optimization Design of Sustainable Supply Chain Network under Disruption Risks / A. Al-Zuheri, H. Ketan, L. Alwan // *Management Systems in Production Engineering*. – 2024. – Vol. 32, №. 3. – P. 252–264. – DOI: 10.2478/mspe-2024-0025.

56. Amin, U. Application of Machine Learning in the Banking Sector: Transforming Finance through Innovation / U. Amin // *ResearchGate*. – 2024. – URL: https://www.researchgate.net/publication/386219793_Application_of_Machine_Learning_in_the_Banking_Sector_Transforming_Finance_through_Innovation (Дата обращения: 26.05.2025). – DOI: 10.13140/RG.2.2.30591.21924. – Текст: электронный.

57. Anuradha R. Advanced Graph Convolutional Networks for Semantic Relationship Mining in Large-Scale Ontologies / R. Anuradha, B. Swathi, R. Kumar [et al.] // *Proceedings of the 2024 International Conference on Trends in Quantum Computing and Emerging Business Technologies*. – 2024. – P. 1–6. – DOI: 10.1109/TQCEBT59414.2024.10545210.

58. Arrieta, A. B. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI / A. B. Arrieta, N. Díaz-Rodríguez, J. Del Ser [et al.] // *Information Fusion*. – 2020. – Vol. 58. – P. 82–115. – DOI: 10.1016/j.inffus.2019.12.012.

59. Atf, Z. Is Trust Correlated With Explainability in AI? A Meta Analysis / Z. Atf, P. R. Lewis // *arXiv*. – 2025. – arXiv:2504.12529. – DOI: 10.48550/arXiv.2504.12529.

60. Ayinaddis S. G. Artificial intelligence adoption dynamics and knowledge in SMEs and large firms: A systematic review and bibliometric analysis // *Journal of Innovation & Knowledge*. – 2025. – Vol. 10. Art. 100682. – DOI: 10.1016/j.jik.2025.100682.

61. Babkin, A.V. Automation digitalization blockchain: trends and implementation problems / A.V. Babkin, D.D. Burkaltseva, A.V. Betskov, H.Sh. Kilyaskhanov, A.S. Tyulin, I.V. Kurianova // International Journal of Engineering and Technology (UAE). – 2018. – Vol. 7, No. 3.14. – P. 254–260.

62. Badghish, S. Artificial Intelligence Adoption by SMEs to Achieve Sustainable Business Performance: Application of TOE Framework / S. Badghish, Y. A. Soomro // Sustainability. – 2024. – Vol. 16, no. 5. – Art. 1864. – DOI: 10.3390/su16051864. – Текст: электронный.

63. Badmus, O. AI-driven business analytics and decision making / O. Badmus, S. Rajput, J. Arogundade, M. Williams // World Journal of Advanced Research and Reviews. – 2024. – Vol. 24, No. 1. – P. 616–633. – DOI: 10.30574/wjarr.2024.24.1.3093.

64. Banks, J. Discrete-Event System Simulation / J. Banks, J. S. Carson II, B. L. Nelson, D. M. Nicol. – 5th ed. – Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2010. – 640 p.

65. BARC. Gut Feel vs. Data-Driven Decision-Making: research report / BARC. – Würzburg, 2016. – URL: <https://barc.com/research-reports/gut-feel-vs-data-driven-decision-making/> (дата обращения: 05.06.2025). – Текст: электронный.

66. Barton, D. Making Advanced Analytics Work for You / D. Barton, D. Court // Harvard Business Review. – 2012. – Vol. 90, No. 10. – P. 78–83.

67. Bellamy, R.K.E. AI Fairness 360: An Extensible Toolkit for Detecting, Understanding, and Mitigating Unwanted Algorithmic Bias / R.K.E. Bellamy, K. Dey, M. Hind [et al.] // IBM Journal of Research and Development. – 2019. – Vol. 63, No. 4/5. – P. 4:1–4:15. – DOI: 10.1147/JRD.2019.2942287.

68. Bergstra, J. Random Search for Hyper-Parameter Optimization / J. Bergstra, Y. Bengio // Journal of Machine Learning Research. – 2012. – Vol. 13, No. 2. – P. 281–305.

69. Bhimani, A. Digital data and management accounting: why we need to rethink research methods / A. Bhimani // Journal of Management Control. – 2020. – Vol. 31, No. 1. – P. 9–23. – DOI: 10.1007/s00187-020-00295-z.

70. Bisong, E. Kubeflow for Machine Learning: From Lab to Production / E. Bisong. – Berkeley, CA: Apress, 2019. – 619 p. – DOI: 10.1007/978-1-4842-4470-8. – Текст: электронный.

71. Boston Consulting Group. AI Adoption in 2024: 74% of Companies Struggle to Achieve and Scale Value: press release / Boston Consulting Group. – 24.10.2024. – URL: <https://www.bcg.com/press/24october2024-ai-adoption-in-2024-74-of-companies-struggle-to-achieve-and-scale-value> (дата обращения: 06.08.2025). – Текст: электронный.

72. Boston Consulting Group. How Four Companies Use AI for Cost Transformation: article / Boston Consulting Group. – 28.07.2025. – URL: <https://www.bcg.com/publications/2025/how-four-companies-use-ai-for-cost-transformation> (дата обращения: 06.08.2025). – Текст: электронный.

73. Brealey, R. A. Principles of Corporate Finance / R. A. Brealey, S. C. Myers, F. Allen. – 10th ed. – New York: McGraw-Hill, 2011. – 1130 p. – ISBN 978-0-07-353073-4. – Текст: электронный.

74. Brink, A. Decision-making in organizations: should managers use AI? / A. Brink, L. Benyayer, M. Kupp // Journal of Business Strategy. – 2023. – Vol. 44, No. 5. – P. 331–340. – DOI: 10.1108/JBS-04-2023-0068.

75. Brynjolfsson, E. The Business of Artificial Intelligence: article / E. Brynjolfsson, A. McAfee // Harvard Business Review. – 18.07.2017. – URL: <https://hbr.org/2017/07/the-business-of-artificial-intelligence> (дата обращения: 23.07.2025). – Текст: электронный.

76. Brynjolfsson, E. The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies / E. Brynjolfsson, A. McAfee. – New York: W.W. Norton & Company, 2014. – 306 p. – URL: <https://archive.org/details/secondmachineage0000bryn> (дата обращения: 17.06.2025). – Текст: электронный.

77. Buuren, S. MICE: Multivariate Imputation by Chained Equations in R / S. Buuren, K. Groothuis-Oudshoorn // Journal of Statistical Software. – 2011. – Vol. 45, No. 3. – P. 1–67. – DOI: 10.18637/jss.v045.i03.

78. Bughin, J. The Promise and Pitfalls of AI: article / J. Bughin, N. van Zeebroeck // McKinsey Global Institute. – 06.09.2018. – URL: <https://www.mckinsey.com/mgi/overview/in-the-news/the-promise-and-pitfalls-of-ai> (дата обращения: 24.07.2025). – Текст: электронный.

79. Burrell, J. How the Machine «Thinks»: Understanding Opacity in Machine Learning Algorithms / J. Burrell // *Big Data & Society*. – 2016. – Vol. 3, no. 1. – Art. 2053951715622512. – DOI: 10.1177/2053951715622512.

80. Chainey, R. The global economy will be \$16 trillion bigger by 2030 thanks to AI: article / R. Chainey // *World Economic Forum*. – 27.06.2017. – URL: <https://www.weforum.org/stories/2017/06/the-global-economy-will-be-14-bigger-in-2030-because-of-ai> (дата обращения: 24.07.2025). – Текст: электронный.

81. Chandola, V. Anomaly Detection for Discrete Sequences: A Survey / V. Chandola, A. Banerjee, V. Kumar // *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. – 2012. – Vol. 24, no. 5. – P. 823–839. – DOI: 10.1109/TKDE.2010.235.

82. Chen, S. Application and Effectiveness Evaluation of Business Data Analytics in Marketing Strategy / S. Chen // *Frontiers in Business, Economics and Management*. – 2024. – DOI: 10.54097/qe8n6k67. – Текст: электронный.

83. Chui, M. The state of AI in 2022—and a half decade in review: article / M. Chui, A. Singla, A. Sukharevsky [et al.] // *McKinsey & Company*. – 06.12.2022. – URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2022-and-a-half-decade-in-review> (дата обращения: 26.05.2025). – Текст: электронный.

84. Cisco. AI Readiness Index 2024: Global Industry Findings: industry report / Cisco Systems. – 2024. – URL: <https://www.cisco.com/c/en/us/solutions/enterprise-networks/ai-readiness-index.html> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.

85. Dastin, J. Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women: article / J. Dastin // *Reuters*. – 10.10.2018. – URL: <https://www.reuters.com/article/world/insight-amazon-scraps-secret-ai-recruiting-tool-that-showed-bias-against-women-idUSKCN1MK0AG> (дата обращения: 17.06.2025). – Текст: электронный.

86. Davenport, T. H. *The AI Advantage: How to Put the Artificial Intelligence Revolution to Work* / T. H. Davenport. – Cambridge, MA: MIT Press, 2018. – 240 p. – ISBN 9780262039178. – Текст: электронный.

87. Davenport, T. H. *Competing on Analytics: The New Science of Winning* / T. H. Davenport, J. G. Harris. – Boston: Harvard Business School Press, 2007. – 218 p. – Текст: электронный.

88. Davenport, T. H. *Analytics at Work: Smarter Decisions, Better Results* / T. H. Davenport, J. G. Harris, R. Morison. – Boston: Harvard Business Press, 2010. – 240 p. – Текст: электронный.

89. Davenport, T. H. *Artificial Intelligence for the Real World* / T. H. Davenport, R. Ronanki // *Harvard Business Review*. – 2018. – Vol. 96, no. 1. – P. 108–116.

90. Deb, K. *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms* / K. Deb. – Chichester: John Wiley & Sons, 2001. – 518 p. – ISBN 978-0-471-87339-6.

91. Dehankar, P. *Predictive Analytics Powered by Artificial Intelligence* / P. Dehankar, A. Amudha, S. Jayasudha [et al.] // 2023 2nd International Conference on Futuristic Technologies (INCOFT). – 2023. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/INCOFT60753.2023.10425117.

92. Deore, H. *AWS Cloud Cost Optimization* / H. Deore, R. Kumar, A. Patil [et al.] // *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*. – 2024. – Vol. 12, Issue V. – DOI: 10.22214/ijraset.2024.62174.

93. Deloitte. *Digital Transformation 2020 Survey: Elevating digital maturity to boost performance* / Deloitte. – [S. 1.]: Deloitte Insights, 2020. – URL: <https://www.deloitte.com/us/en/insights/topics/digital-transformation/digital-transformation-survey.html> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.

94. Deloitte. *State of AI in the Enterprise, 5th Edition* / Deloitte. – [S. 1.]: Deloitte Insights, 2022.

95. Deloitte. *State of AI Report 2022 Shows ‘Underachiever’ Firms Growing* / The Consulting Report // *The Consulting Report*. – 04.11.2022. – URL: <https://www.theconsultingreport.com/deloitte-state-of-ai-report-2022-shows-underachiever-firms-growing/> (дата обращения: 04.03.2026). – Текст: электронный.

96. Diame, T. A. *Data Management and Decision Making Process Using Machine Learning Approach for Enterprises* / T. A. Diame, M. A. Jaleel, S. A. Ettyem [et al.] //

Journal of Intelligent Systems and Internet of Things. – 2023. – Vol. 8, no. 1. – P. 75–88. – DOI: 10.54216/JISIoT.080107.

97. Dragoni, N. *Microservices: Yesterday, Today, and Tomorrow* / N. Dragoni, S. Giallorenzo, A. L. Lluch Lafuente [et al.] // *Present and Ulterior Software Engineering* / edited by M. Mazzara, B. Meyer. – Cham: Springer, 2017. – P. 195–216. – DOI: 10.1007/978-3-319-67425-4_12.

98. Drucker, P. F. *The Coming of the New Organization* / P. F. Drucker // *Harvard Business Review*. – 1988. – Vol. 66, no. 1. – P. 45–53.

99. Drucker, P. *The Practice of Management* / P. Drucker. – London: Routledge, 2012. – 368 p.

100. Duan, Y. *Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data: evolution, challenges and research agenda* / Y. Duan, J. S. Edwards, Y. K. Dwivedi // *International Journal of Information Management*. – 2019. – Vol. 48. – P. 63–71. – DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021.

101. Durkin, J. *Expert Systems: Design and Development* / J. Durkin. – New York: Macmillan, 1994. – 800 p. – ISBN 978-0-02-330970-0.

102. Dwivedi, Y. K. *Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary Perspectives on Emerging Challenges, Opportunities, and Agenda for Research, Practice, and Policy* / Y. K. Dwivedi, D. Wastell, R. De' // *International Journal of Information Management*. – 2021. – Vol. 57. – P. 101994.

103. Dy, A. *AI improves accuracy, agreement and efficiency of pathologists for Ki-67 assessments in breast cancer* / A. Dy [et al.] // *Scientific Reports*. – 2024. – Vol. 14. – Art. 1283. – DOI: 10.1038/s41598-024-51744-1.

104. Edelman Trust Institute. *2023 Edelman Trust Barometer: Navigating a Polarized World* / Edelman Trust Institute. – New York: Edelman, 2023. – 64 p. – URL: <https://www.edelman.com/trust/2023/trust-barometer> (дата обращения: 26.05.2025). – Текст: электронный.

105. Enshassi, M. *Unveiling barriers and drivers of AI adoption for digital marketing in Malaysian SMEs* / M. Enshassi, R. J. Nathan, Soekmawati, H. Ismail // *Journal of Open*

Innovation: Technology, Market, and Complexity. – 2025. – Vol. 11, no. 2. – Art. 100519. – DOI: 10.1016/j.joitmc.2025.100519.

106. Eric, M. MLOps Is a Mess (But That's to be Expected): article / M. Eric // MihailEric.com. – March 2022. – URL: <https://www.mihaileric.com/posts/mlops-is-a-mess/> (дата обращения: 26.05.2025). – Текст: электронный.

107. Fayol, H. General and Industrial Management / H. Fayol. – New York: Martino Fine Books, 2013. – 118 p. – ISBN 978-1-61427-459-9.

108. Ferreira, J. J. The human-AI relationship in decision-making: AI explanation to support people on justifying their decisions / J. J. Ferreira, M. Monteiro // TExSS Workshop at ACM IUI 2021. – 2021. – P. 1–9. – DOI: 10.48550/arXiv.2102.05460.

109. Fountaine, T. Building the AI-Powered Organization / T. Fountaine, B. McCarthy, T. Saleh // Harvard Business Review. – 2019. – Vol. 97, no. 4. – P. 62–73. – URL: <https://hbr.org/2019/07/building-the-ai-powered-organization> (дата обращения: 04.03.2026). – Текст: электронный.

110. Gama, J. A Survey on Concept Drift Adaptation / J. Gama [et al.] // ACM Computing Surveys. – 2014. – Vol. 46, no. 4. – Art. 37. – DOI: 10.1145/2523813.

111. Gartner. AI Maturity Model and Roadmap Toolkit / Gartner. – [S. l.]: Gartner Research, 2022. – URL: <https://www.gartner.com/en/chief-information-officer/research/ai-maturity-model-toolkit> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.

112. Gartner. Gartner Top 10 Strategic Technology Trends for 2024: article / Gartner. – 16.10.2023. – URL: <https://www.gartner.com/en/articles/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2024> (дата обращения: 13.04.2025). – Текст: электронный.

113. Gigerenzer, G. Gut Feelings: The Intelligence of the Unconscious / G. Gigerenzer. – New York: Penguin, 2008. – 288 p.

114. Gigerenzer, G. Simple Heuristics That Make Us Smart / G. Gigerenzer, P. M. Todd. – New York: Oxford University Press, 2000. – 432 p.

115. Gillespie, N. Trust in Artificial Intelligence: A Global Study / N. Gillespie, S. Lockey, C. Curtis [et al.]; The University of Queensland, KPMG Australia. – [S. l.]: [s. n.], 2023. – URL: <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/au/pdf/2023/trust-in-ai-global-insights-2023.pdf> (дата обращения: 04.03.2026). – Текст: электронный.

116. Giuggioli, G. Artificial intelligence as an enabler for entrepreneurs: a systematic literature review and an agenda for future research / G. Giuggioli, M. M. Pellegrini // *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*. – 2022. – Vol. 29, no. 4. – P. 816–837. – DOI: 10.1108/IJEER-05-2021-0426.

117. Glikson, E. Human Trust in Artificial Intelligence: Review of Empirical Research / E. Glikson, A. W. Woolley // *Academy of Management Annals*. – 2020. – Vol. 14, no. 2. – P. 627–660. – DOI: 10.5465/annals.2018.0057.

118. González Varona, J. M. Building and development of an organizational competence for digital transformation in SMEs / J. M. González Varona, A. López Paredes, D. Poza [et al.] // *arXiv*. – 2024. – arXiv:2406.01615. – DOI: 10.48550/arXiv.2406.01615.

119. Gordon, B. R. Generative AI and the future of marketing / B. R. Gordon, J. Kuruzovich, B. T. Ratchford // *F1000Research*. – 2023. – Vol. 14. – Art. 452. – DOI: 10.12688/f1000research.131342.2.

120. Gunasekaran, A. Big data and predictive analytics for supply chain and organizational performance / A. Gunasekaran, T. Papadopoulos, R. Dubey [et al.] // *Journal of Business Research*. – 2017. – Vol. 70. – P. 308–317. – DOI: 10.1016/j.jbusres.2016.08.004.

121. Haenlein, M. A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence / M. Haenlein, A. Kaplan // *California Management Review*. – 2019. – Vol. 61, no. 4. – P. 5–14. – DOI: 10.1177/0008125619864925.

122. Hamm, P. Success Factors for the Adoption of Artificial Intelligence in Organizations: A Literature Review / P. Hamm, M. Klesel // *Proceedings of AMCIS 2021*. – 2021. – Paper 10.

123. Hammer, M. Reengineering the Corporation: A Manifesto for Business Revolution / M. Hammer, J. Champy. – New York: HarperBusiness, 1993. – 223 p. – ISBN 978-0-88730-687-7.

124. Hariri, R. H. Uncertainty in big data analytics: survey, opportunities, and challenges / R. H. Hariri, E. M. Fredericks, K. M. Bowers // *Journal of Big Data*. – 2019. – Vol. 6. – Art. 44. – DOI: 10.1186/s40537-019-0206-3.

125. Harvard Business Review Press. Generative AI / Harvard Business Review Press. – Boston: Harvard Business Review Press, 2023. – 224 p. – ISBN 978-1-64782-639-0.

126. Hennig, L. Towards Leveraging AutoML for Sustainable Deep Learning: A Multi-Objective HPO Approach on Deep Neural Networks / L. Hennig, T. Tornede, M. Lindauer // arXiv. – 2024. – arXiv:2404.01965 [cs.LG]. – DOI: 10.48550/arXiv.2404.01965.

127. Hernes, M. Credit Risk Modeling Using Interpreted XGBoost / M. Hernes, J. Adaszyński, P. Tutak // European Management Studies. – 2023. – Vol. 3. – P. 46–70. – DOI: 10.7172/2956-7602.101.3.

128. Hillier, F. S. Introduction to Operations Research / F. S. Hillier, G. J. Lieberman. – 10th ed. – New York: McGraw-Hill Education, 2014. – 1010 p. – ISBN 978-0-07-352345-3.

129. Hinder, F. One or two things we know about concept drift – A survey on monitoring in evolving environments. Part B: Locating and Explaining Concept Drift / F. Hinder, V. Vaquet, B. Hammer // Frontiers in Artificial Intelligence. – 2024. – Vol. 7. – DOI: 10.3389/frai.2024.1330258. – Текст: электронный.

130. Holland, J. H. Adaptation in Natural and Artificial Systems / J. H. Holland. – Cambridge, MA: MIT Press, 1992. – 211 p. – ISBN 978-0-262-58111-0.

131. Hu, B. An Improved Defect Detection Algorithm for Industrial Products via Lightweight Convolutional Neural Network / B. Hu, D. Zhou, Q. Wu [et al.] // Proceedings of the 6th International Conference on Advances in Image Processing. – 2022. – Art. 15. – DOI: 10.1145/3577117.3577140.

132. Iansiti, M. Competing in the Age of AI: Strategy and Leadership When Algorithms and Networks Run the World / M. Iansiti, K. R. Lakhani. – Boston: Harvard Business Press, 2020. – 288 p. – ISBN 978-1-63369-762-1.

133. IBM. Global AI Adoption Index 2022: research report / IBM. – [S. l.]: [s. n.], 2022. – 19 p. – Текст: электронный.

134. IBM. Повышение рентабельности инвестиций с помощью искусственного интеллекта / IBM // Национальная платформа искусственного интеллекта. – 2023. –

URL: https://ai.gov.ru/knowledgebase/obrazovanie-i-kadry/2023_povyshenie_rentabelynosti_investitsiy_s_pomoschyyu_iskusstvennogo_intellekta_generating_roi_with_ai_ibm/ (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.

135. Jafarzadeh, P. Supporting SME companies in mapping out AI potential: a Finnish AI development case / P. Jafarzadeh, T. Vähämäki, P. Nevalainen [et al.] // *Journal of Technology Transfer*. – 2024. – Vol. 50, no. 3. – P. 1016–1035. – DOI: 10.1007/s10961-024-10122-5.

136. Jambi Ratna, R. Transparency in algorithmic decision-making: Interpretable models for ethical accountability / R. Jambi Ratna, R. Kumar, A. Kalnawat [et al.] // *E3S Web of Conferences*. – 2024. – Vol. 491. – Art. 02041. – DOI: 10.1051/e3sconf/202449102041.

137. Jarrahi, M. H. Artificial Intelligence and the Future of Work: Human-AI Symbiosis in Organizational Decision Making / M. H. Jarrahi // *Business Horizons*. – 2018. – Vol. 61, no. 4. – P. 577–586. – DOI: 10.1016/j.bushor.2018.03.007.

138. Jerome, J. Modelling the factors affecting organizational flexibility in MSMEs / J. Jerome, V. Sonwaney, O. N. Arunkumar // *Journal of Global Operations and Strategic Sourcing*. – 2023. – Vol. 17, no. 2. – P. 1–15. – DOI: 10.1108/JGOSS-06-2022-0075.

139. Jobin, A. The global landscape of AI ethics guidelines / A. Jobin, M. Ienca, E. Vayena // *Nature Machine Intelligence*. – 2019. – Vol. 1, no. 9. – P. 389–399. – DOI: 10.1038/s42256-019-0088-2.

140. Jöhnk, J. Ready or Not, AI Comes – An Interview Study of Organizational AI Readiness Factors / J. Jöhnk, M. Weißert, K. Wyrтки // *Business & Information Systems Engineering*. – 2021. – Vol. 63, no. 1. – P. 5–20. – DOI: 10.1007/s12599-020-00676-7.

141. Kahneman, D. Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk / D. Kahneman, A. Tversky // *Econometrica*. – 1979. – Vol. 47, no. 2. – P. 263–292.

142. Kaggwa, S. AI in Decision-Making: Transforming Business Strategies / S. Kaggwa [et al.] // *Proceedings of the 2024 International Conference on Trends in Quantum Computing and Emerging Business Technologies (TQCEBT)*. – 2024. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/TQCEBT59414.2024.10545201.

143. Kaplan, A. Rulers of the World, Unite! The Challenges and Opportunities of Artificial Intelligence / A. Kaplan, M. Haenlein // *Business Horizons*. – 2020. – Vol. 63, no. 1. – P. 37–50. – DOI: 10.1016/j.bushor.2019.09.003

144. Kaplan, R. S. The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action / R. S. Kaplan, D. P. Norton. – Boston: Harvard Business School Press, 1996. – 322 p. – ISBN 978-0-87584-651-4.

145. Keim-Malpass, J. Beyond prediction: Off-target uses of artificial intelligence-based predictive analytics in a learning health system / J. Keim-Malpass, L. Moorman, O. Monfredi [et al.] // *Learning Health Systems*. – 2022. – Vol. 7. – DOI: 10.1002/lrh2.10323. – Текст: электронный.

146. Kergroach, S. The AI race is on: Businesses and regions off the blocks: article / S. Kergroach, J. Héritier // *OECD Cogito Blog*. – 11.02.2025. – URL: <https://oecdcoigito.blog/2025/02/11/the-ai-race-is-on-businesses-and-regions-off-the-blocks/> (дата обращения: 24.07.2025). – Текст: электронный.

147. Kessler, M. Designing hybrid intelligence: understanding the impact of human decision-making on AI / M. Kessler, O. Antons, J. Arlinghaus // *Advances in Human Factors and Artificial Intelligence: proceedings of the AHFE 2023 International Conference*. – Cham: Springer, 2024. – P. 72–83. – (Lecture Notes in Computer Science). – DOI: 10.54941/ahfe1005148.

148. Khin, S. Digital Technology, Digital Capability and Organizational Performance: A Mediating Role of Digital Innovation / S. Khin, T. C. F. Ho // *International Journal of Innovation Science*. – 2020. – Vol. 11, no. 2. – P. 177–195. – DOI: 10.1108/IJIS-08-2018-0083.

149. Kiruluta, A. Unsupervised Machine Learning Hybrid Approach Integrating Linear Programming in Loss Function: A Robust Optimization Technique / A. Kiruluta, A. Lemos // *arXiv*. – 2024. – arXiv:2408.09967. – DOI: 10.48550/arXiv.2408.09967. – Текст: электронный.

150. Koontz, H. Essentials of Management: An International Perspective / H. Koontz, H. Weihrich. – 8th ed. – New Delhi: Tata McGraw Hill Education, 2009. – 496 p. – ISBN 978-0-07-106767-6.

151. Korade, D. Unlocking Machine Learning Model Decisions: A Comparative Analysis of LIME and SHAP for Enhanced Interpretability / D. Korade // *Journal of Electrical Systems*. – 2024. – DOI: 10.52783/jes.1480. – Текст: электронный.
152. Krause, J. A Survey on Large Language Models for Robotics / J. Krause, J. Stork // *Advanced Intelligent Systems*. – 2024. – Vol. 6, no. 5. – Art. 2400304. – DOI: 10.1002/aisy.202400304.
153. Kreuzberger, D. Machine Learning Operations (MLOps): Overview, Definition, and Architecture / D. Kreuzberger, N. Kühl, S. Hirschl // *arXiv*. – 2022. – arXiv:2205.02302. – DOI: 10.48550/arXiv.2205.02302. – Текст: электронный.
154. Kumbhar, E. Explainable AI-Powered IoT Systems for Predictive and Preventive Healthcare – A Framework for Personalized Health Management and Wellness Optimization / E. Kumbhar // *Journal of Electrical Systems*. – 2024. – DOI: 10.52783/jes.648. – Текст: электронный.
155. Lundberg, S. M. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions / S. M. Lundberg, S.-I. Lee // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2017. – Vol. 30. – P. 4765–4774. – arXiv:1705.07874. – Текст: электронный.
156. Lu, J. Learning under Concept Drift: A Review / J. Lu, A. Liu, F. Dong [et al.] // *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. – 2019. – Vol. 31, no. 12. – P. 2346–2363. – DOI: 10.1109/TKDE.2018.2876857.
157. Makridakis, S. Statistical and Machine Learning Forecasting Methods: Concerns and Ways Forward / S. Makridakis, E. Spiliotis, V. Assimakopoulos // *PLoS ONE*. – 2018. – Vol. 13, no. 3. – e0194889. – DOI: 10.1371/journal.pone.0194889.
158. Makridakis, S. M5 accuracy competition: Results, findings and conclusions / S. Makridakis, E. Spiliotis, V. Assimakopoulos // *International Journal of Forecasting*. – 2022. – Vol. 38, no. 4. – P. 1346–1364. – DOI: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.013.
159. Mallah, M. Machine Learning Operations (MLOps): Overview, Definition, and Architecture / M. Mallah, M. S. Farooq, A. Aziz [et al.] // *arXiv*. – 2022. – arXiv:2202.10169. – DOI: 10.48550/arXiv.2202.10169. – Текст: электронный.
160. Mansaray, A. M. Cybersecurity Readiness of SMEs: A Review of the Literature and a Proposed Research Agenda: preprint / A. M. Mansaray, M. Ali, A.-S. K. Pathan [et

al.]. – 2024. – URL: <https://ro.ecu.edu.au/ecuworks2022-2026/3679/> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.

161. Market.us Analytics. Machine Learning Operations (MLOps) Market Report: market report / Market.us Analytics. – 2023. – URL: <https://market.us/report/machine-learning-operations-mlops-market/> (дата обращения: 26.05.2025). – Текст: электронный.

162. Martins, M. R. Project Management Evolution: From Traditional IT Implementations to AI-Driven Projects / M. R. Martins // International Journal of Scientific Research and Management. – 2023. – Vol. 11, no. 07. – P. 5011–5028. – DOI: 10.18535/ijprm/v11i07.em03.

163. Masood, A. Measuring the Effectiveness of AI Adoption: Definitions, Frameworks, and Evolving Benchmarks: article / A. Masood // Medium. – April 2025. – URL: <https://medium.com/@adnanmasood/measuring-the-effectiveness-of-ai-adoption-63b8b2c7d194> (дата обращения: 01.06.2025). – Текст: электронный.

164. Mayo, E. The Human Problems of an Industrial Civilization / E. Mayo. – Cambridge, MA: Harvard University Press, 1933. – 189 p.

165. McAfee, A. Machine, Platform, Crowd: Harnessing our digital future / A. McAfee, E. Brynjolfsson. – New York: W.W. Norton & Co., 2017. – 416 p. – ISBN 978-0-393-25429-7.

166. McKinsey & Company. Building AI trust: The key role of explainability: article / McKinsey & Company. – 26.11.2024. – URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/building-ai-trust-the-key-role-of-explainability> (дата обращения: 06.08.2025). – Текст: электронный.

167. McKinsey & Company. Superagency in the workplace: Empowering people to unlock AI's full potential at work: article / McKinsey & Company. – 2024. – URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/superagency-in-the-workplace-empowering-people-to-unlock-ais-full-potential-at-work> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.

168. McKinsey & Company. The state of AI: How organizations are rewiring to capture value: article / McKinsey & Company. – 12.03.2025. – URL:

<https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai> (дата обращения: 06.08.2025). – Текст: электронный.

169. McKinsey & Company. The State of AI in 2023: Generative AI's Breakout Year: article / McKinsey & Company. – 2023. – URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2023-generative-ais-breakout-year> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.

170. McKinsey & Company. The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value: article / McKinsey & Company. – 30.05.2024. – URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-2024> (дата обращения: 24.07.2025). – Текст: электронный.

171. Mehrabi, N. A Survey on Bias and Fairness in Machine Learning / N. Mehrabi, F. Morstatter, N. Saxena [et al.] // *ACM Computing Surveys*. – 2021. – Vol. 54, no. 6. – P. 1–35. – DOI: 10.1145/3457607.

172. Mikalef, P. Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement, and impact on firm performance / P. Mikalef, M. Gupta // *Information & Management*. – 2021. – Vol. 58, no. 1. – Art. 103434. – DOI: 10.1016/j.im.2021.103434.

173. Mikalef, P. Developing an Artificial Intelligence Capability: A Theoretical Framework for Business Value / P. Mikalef, S. O. Fjørtoft, H. Y. Torvatn // *Business Information Systems Workshops: BIS 2019 International Workshops, Sevilla, Spain, June 26–28, 2019, Revised Papers* / edited by W. Abramowicz, R. Corchuelo. – Cham: Springer, 2019. – P. 409–416. – (Lecture Notes in Business Information Processing; vol. 373). – DOI: 10.1007/978-3-030-36691-9_34.

174. Mishra, R. Machine Learning-Based Logistics Forecasting and Packaging Design Based on Gray Markov Model / R. Mishra // *Proceedings of the 2023 9th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*. – 2023. – P. 2428–2432. – DOI: 10.1109/ICACCS57279.2023.10112995.

175. Mosqueira-Rey, E. Human-in-the-loop machine learning: a state of the art / E. Mosqueira-Rey, E. Hernández-Pereira, D. Alonso-Ríos [et al.] // *Artificial Intelligence Review*. – 2022. – Vol. 56, no. 4. – P. 3005–3054. – DOI: 10.1007/s10462-022-10246-w.

176. Muminova, E. A. AI in Small and Medium Enterprises: Assessing the Barriers, Benefits, and Socioeconomic Impacts / E. A. Muminova, M. S. Ashurov, S. Akhunova [et al.] // Proceedings of the 2024 International Conference on Knowledge Engineering and Communication Systems (ICKECS). – 2024. – DOI: 10.1109/ickecs61492.2024.10616816. – Текст: электронный.

177. Nambisan, S. Digital Entrepreneurship: Toward a Digital Technology Perspective of Entrepreneurship / S. Nambisan // Entrepreneurship Theory and Practice. – 2017. – Vol. 41, no. 6. – P. 1029–1055. – DOI: 10.1111/etap.12254.

178. Nambisan, S. The digital transformation of innovation and entrepreneurship: Progress, challenges and key themes / S. Nambisan, M. Wright, M. Feldman // Research Policy. – 2019. – Vol. 48, no. 8. – Art. 103773. – DOI: 10.1016/j.respol.2019.03.018.

179. Natarajan, S. Human-in-the-loop or AI-in-the-loop? Automate or Collaborate? / S. Natarajan, S. Mathur, S. Sidheekh [et al.] // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. – 2025. – URL: https://starling.utdallas.edu/assets/pdfs/Human_in_the_loop_or_AI_in_the_loop.pdf (дата обращения: 26.05.2025). – Текст: электронный.

180. Navarro, L. Multi-country demand forecasting / L. Navarro, M. Rubio, D. Bagüeste [et al.] // DYNA MANAGEMENT. – 2022.

181. Neiroukh, S. Artificial intelligence capability and organizational performance: unraveling the mediating mechanisms of decision-making processes / S. Neiroukh, O. L. Emeagwali, H. Y. Aljuhmani // Management Decision. – 2024. – Vol. 62, no. 5. – P. 1234–1256. – DOI: 10.1108/MD-10-2023-1946.

182. Nunes, É. V. A. Artificial intelligence in industrial operations management: a bibliometric analysis / É. V. A. Nunes, A. C. R. Pinto, I. S. Passos [et al.] // Revista de Gestão e Secretariado. – 2024. – Vol. 15, no. 10. – Art. e4210. – DOI: 10.7769/gesec.v15i10.4210.

183. OECD. SME Digitalisation to Build Back Better / OECD. – Paris: OECD Publishing, 2021. – 72 p. – URL: https://www.oecd.org/en/publications/sme-digitalisation-to-build-back-better_50193089-en.html (дата обращения: 23.05.2025). – Текст: электронный.

184. OECD/BCG/INSEAD. The Adoption of Artificial Intelligence in Firms: New Evidence for Policymaking / OECD, BCG, INSEAD. – Paris: OECD Publishing, 2025. – DOI: 10.1787/f9ef33c3-en. – URL: https://www.oecd.org/en/publications/the-adoption-of-artificial-intelligence-in-firms_f9ef33c3-en.html (дата обращения: 07.08.2025). – Текст: электронный.

185. Oxford Insights. Government AI Readiness Index 2023 / Oxford Insights. – Oxford, 2023. – URL: <https://oxfordinsights.com/ai-readiness/ai-readiness-index/> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.

186. Paleyes, A. Challenges in Machine Learning Deployment: A Survey of Case Studies / A. Paleyes, R.-G. Urma, N. Lawrence // ACM Computing Surveys. – 2022. – Vol. 55, no. 6. – Art. 112. – DOI: 10.1145/3533378.

187. Panwar, Y. Case Studies: How Small and Medium Businesses are Thriving with AI and RPA: article / Y. Panwar // LinkedIn. – 21.08.2024. – URL: <https://www.linkedin.com/pulse/case-studies-how-small-medium-businesses-thriving-ai-gra-yash-panwar>– (дата обращения: 12.03.2025). – Текст: электронный.

188. Parkinson, M. Leveraging AI to Build SMEs' Resilience... / M. Parkinson, J. Carter, R. Nawaz // Intelligent Systems Design and Applications: 22nd International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA 2022). – Cham: Springer, 2022. – (Lecture Notes in Networks and Systems; vol. 539). – DOI: 10.1007/978-3-031-19560-0_46.

189. Pericle, N. Quick Wins Before Grand Slams: Starting Small with AI in Distribution: article / N. Pericle // ProfitOptics. – 2025. – URL: <https://www.profitoptics.com/blog/quick-wins-before-grand-slams-starting-small-with-ai-in-distribution> (дата обращения: 04.03.2026). – Текст: электронный.

190. Ponti, M. Improving Data Quality with Training Dynamics of Gradient Boosting Decision Trees / M. Ponti, L. Oliveira, J. Román [et al.] // arXiv. – 2022. – arXiv:2210.11327. – DOI: 10.48550/arXiv.2210.11327. – Текст: электронный.

191. Porter, M. E. Competitive advantage: creating and sustaining superior performance / M. E. Porter. – New York; London: Free Press; Collier Macmillan, 1985. – 557 p.

192. Porter, M. E. How Smart, Connected Products Are Transforming Competition : article / M. E. Porter, J. E. Heppelmann // Harvard Business Review. – 2014. – Vol. 92, no. 11. – P. 64–78. – URL: https://eclass.aegean.gr/modules/document/file.php/TNEY202/HBR_How-Smart-Connected-Products-Are-Transforming-Competition%20copy.pdf (дата обращения: 17.06.2025). – Текст: электронный.
193. Prahalad, C. K. The Core Competence of the Corporation / C. K. Prahalad, G. Hamel // Harvard Business Review. – 1990. – Vol. 68, no. 3. – P. 79–91.
194. Probst, P. Hyperparameters and Tuning Strategies for Random Forest / P. Probst, M. N. Wright, A.-L. Boulesteix // WIREs Data Mining and Knowledge Discovery. – 2019. – Vol. 9, no. 3. – Art. e1301. – DOI: 10.1002/widm.1301.
195. PwC Germany. Governance of Artificial Intelligence as a Value Driver: article / PwC Germany. – 20.06.2024. – URL: <https://www.pwc.de/en/risk-regulatory/responsible-ai/governance-of-artificial-intelligence-as-a-value-driver.html> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.
196. Raji, I. D. Closing the AI Accountability Gap: Defining an End-to-End Framework for Internal Algorithmic Auditing / I. D. Raji, A. Smart, R. N. White [et al.] // Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAT* '20). – 2020. – P. 136–147. – DOI: 10.1145/3351095.3372873.
197. Raisch, S. Artificial Intelligence and Management: The Automation Augmentation Paradox / S. Raisch, S. Krakowski // Academy of Management Review. – 2021. – Vol. 46, no. 1. – P. 192–210. – DOI: 10.5465/amr.2018.0072.
198. Ransbotham, S. Reshaping Business with Artificial Intelligence: Closing the Gap Between Ambition and Action / S. Ransbotham, D. Kiron, P. Gerbert [et al.] // MIT Sloan Management Review. – 2017. – Vol. 59, no. 1. – P. 1–9.
199. RelKD 2023: International Workshop on Resource-Efficient Learning for Knowledge Discovery // Proceedings of the 29th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. – 2023. – P. 4028–4029. – DOI: 10.1145/3580305.3599228.
200. Ribeiro, M. T. «Why Should I Trust You?»: Explaining the Predictions of Any Classifier / M. T. Ribeiro, S. Singh, C. Guestrin // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD

International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. – 2016. – P. 1135–1144. – DOI: 10.1145/2939672.2939778.

201. Rossi, F. How IBM Is Working Toward a Fairer AI: article / F. Rossi // Harvard Business Review. – 05.11.2020. – URL: <https://hbr.org/2020/11/how-ibm-is-working-toward-a-fairer-ai> (дата обращения: 23.07.2025). – Текст: электронный.

202. Rowe, G. The Delphi Technique as a Forecasting Tool: Issues and Analysis / G. Rowe, G. Wright // International Journal of Forecasting. – 1999. – Vol. 15, no. 4. – P. 353–375.

203. Rudin, C. Stop Explaining Black Box Machine Learning Models for High Stakes Decisions and Use Interpretable Models Instead / C. Rudin // Nature Machine Intelligence. – 2019. – Vol. 1, no. 5. – P. 206–215. – DOI: 10.1038/s42256-019-0048-x.

204. Russell, S. Artificial Intelligence: A Modern Approach / S. Russell, P. Norvig. – 4th ed. – London: Pearson, 2021. – 1152 p. – ISBN 978-0-13-461099-3.

205. Sambasivan, N. Everyone wants to do the model work, not the data work: Data Cascades in High-Stakes AI / N. Sambasivan, S. Kapania, D. Akrong // Nature Machine Intelligence. – 2021. – Vol. 3, no. 1. – P. 37–46. – DOI: 10.1038/s42256-020-00257-w.

206. Sambasivan, N. «Everyone wants to do the model work, not the data work»: Data Cascades in High Stakes AI / N. Sambasivan, S. Kapania, H. Highfill [et al.] // Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. – 2021. – P. 1–15. – DOI: 10.1145/3411764.3445518.

207. Sánchez, E. Artificial Intelligence Adoption in SMEs: Survey Based on TOE–DOI Framework, Primary Methodology and Challenges / E. Sánchez, R. Calderón, F. Herrera // Applied Sciences. – 2025. – Vol. 15, no. 12. – Art. 6465. – DOI: 10.3390/app15126465.

208. Sauer, C. R. Bridging human expertise and machine learning in production management: a case study on ML-based decision support systems to prevent missing parts at assembly / C. R. Sauer, P. Burggräf, F. Steinberg // Production Engineering. – 2024. – Vol. 18, no. 3. – P. 211–224. – DOI: 10.1007/s11740-024-01306-x.

209. Salesforce Research. AI in Financial Services: 2024 Trends: whitepaper / Salesforce Research. – 2024. – URL: <https://www.salesforce.com/form/pdf/financial-services-ai-trends> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.
210. Schmarzo, B. The Economics of Data, Analytics, and Digital Transformation / B. Schmarzo. – Birmingham; Mumbai: Packt Publishing, 2020. – 368 p. – ISBN 978-1-80056-141-0.
211. Schwaeke, J. The new normal: The status quo of AI adoption in SMEs / J. Schwaeke, A. Peters, D. K. Kanbach [et al.] // Journal of Small Business Management. – 2024. – Vol. 63, no. 3. – P. 1–35. – DOI: 10.1080/00472778.2024.2379999.
212. Shukla, M. The Impact of AI on Improving the Efficiency and Accuracy of Managerial Decisions / M. Shukla, S. Dubey, S. Mishra // International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology. – 2024. – Vol. 12, issue VII. – DOI: 10.22214/ijraset.2024.63652. – Текст: электронный.
213. Sculley, D. Hidden Technical Debt in Machine Learning Systems / D. Sculley, G. Holt, D. Golovin [et al.] // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2015. – Vol. 28. – P. 2503–2511.
214. Selvaraju, R. R. Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization / R. R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das [et al.] // International Journal of Computer Vision. – 2020. – Vol. 128, no. 2. – P. 336–359. – DOI: 10.1007/s11263-019-01228-7.
215. Sharda, R. Business Intelligence, Analytics, and Data Science: A Managerial Perspective / R. Sharda, D. Delen, E. Turban [et al.]. – 4th ed. – [S. l.]: Pearson, 2017. – 512 p. – ISBN 9780137610884.
216. Simon, H. A. The New Science of Management Decision / H. A. Simon. – New York: Harper & Row, 1960. – 48 p.
217. Simon, H. A. Administrative Behavior / H. A. Simon. – 4th ed. – New York: The Free Press, 1997. – 368 p. – ISBN 978-0-684-83582-2.
218. Singh, J. Towards Explainable AI: Interpretable Models for Complex Decision-making / J. Singh, S. Rani, G. Srilakshmi // Proceedings of the 2024 International

Conference on Knowledge Engineering and Communication Systems (ICKECS). – 2024. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/ICKECS61492.2024.10616500.

219. Slingerland, C. 90+ Cloud Computing Statistics: A 2025 Market Snapshot: article / C. Slingerland // CloudZero. – 2025. – URL: <https://www.cloudzero.com/blog/cloud-computing-statistics/> (дата обращения: 04.03.2026). – Текст: электронный.

220. Sullivan, M. Don't just adopt cloud computing, adapt to it: article / M. Sullivan, P. Kishnani, J. Mariani [et al.] // Deloitte Insights. – 2022. – URL: <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/industry/public-sector/public-sector-cloud-adoption.html> (дата обращения: 26.05.2025). – Текст: электронный.

221. Switch Software. AI in 2024: Generative AI – rise and business impact: article / Switch Software. – 15.07.2025. – URL: <https://www.switchsoftware.io/post/ai-in-2024-gen-ai-rise-and-business-impact> (дата обращения: 04.03.2026). – Текст: электронный.

222. Taddeo, M. How AI can be a force for good / M. Taddeo, L. Floridi // Science. – 2018. – Vol. 361, no. 6404. – P. 751–752. – DOI: 10.1126/science.aat5991.

223. Talend. Data Health Survey: press release / Talend. – 11.05.2021. – URL: <https://www.talend.com/about-us/press-releases/data-health-survey/> (дата обращения: 06.08.2025). – Текст: электронный.

224. Talha, M. Towards a Powerful Solution for Data Accuracy Assessment in the Big Data Context / M. Talha, N. Elmarzouqi, A. Abou El Kalam // International Journal of Advanced Computer Science and Applications. – 2020. – Vol. 11, no. 2. – P. 18–24. – DOI: 10.14569/IJACSA.2020.0110254.

225. Taylor, F. W. The Principles of Scientific Management / F. W. Taylor. – New York; London: Harper & Brothers, 1911. – 77 p. – URL: <https://archive.org/details/principlesofscie00taylrich/page/6/mode/1up> (дата обращения: 17.06.2025). – Текст: электронный.

226. Teece, D. J. Dynamic Capabilities: Routines versus Entrepreneurial Action / D. J. Teece // Journal of Management Studies. – 2012. – Vol. 49, no. 8. – P. 1395–1401. – DOI: 10.1111/j.1467-6486.2012.01080.x.

227. Tehrani, A. N. Decoding AI readiness: An in-depth analysis of key dimensions in multinational corporations / A. N. Tehrani, S. Ray, S. K. Roy, R. L. Gruner // *Technovation*. – 2024. – Vol. 131. – Art. 102948. – DOI: 10.1016/j.technovation.2023.102948.

228. Tenne, Y. Path-extrapolation in Evolutionary Algorithms / Y. Tenne // *Proceedings of the 2023 Asia Conference on Artificial Intelligence, Machine Learning and Robotics*. – 2023. – P. 102–108. – DOI: 10.1145/3625343.3625349.

229. The Economist Intelligence Unit. In Search of Clarity: Unravelling the complexities of management decision making / The Economist Intelligence Unit; with the support of PwC. – 2021. – URL: https://graphics.eiu.com/upload/eiu_in_search_of_clarity.pdf (дата обращения: 06.08.2025). – Текст: электронный.

230. Tversky, A. Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases / A. Tversky, D. Kahneman // *Science*. – 1974. – Vol. 185, no. 4157. – P. 1124–1131.

231. Triguero, A. Organizational innovation: Implications for manufacturing SMEs: Findings from an Empirical Study / A. Triguero, D. Córcoles, M. C. Cuerva // *ResearchGate*. – 2022. – URL: https://www.researchgate.net/publication/359729980_Organizational_Innovation_Implications_for_Manufacturing_SMEs_Findings_from_an_Empirical_Study (дата обращения: 22.07.2025). – Текст: электронный.

232. Utukuru, S. Missing Data Resilient Ensemble Subspace Decision Tree Classifier / S. Utukuru, R. Pisipati, K. Karlapalem // *Proceedings of the 6th Joint International Conference on Data Science & Management of Data (CODS-COMAD 2023)*. – 2023. – P. 158–166. – DOI: 10.1145/3570991.3571006.

233. Vacca, A. IDC's Worldwide Digital Transformation Spending Guide Taxonomy, 2024: Release V2 / A. Vacca, M. Yahnyuk; IDC. – 2024. – URL: <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=US50098623> (дата обращения: 04.03.2026). – Текст: электронный.

234. Van der Aalst, W. M. P. *Process Mining: Data Science in Action* / W. M. P. Van der Aalst. – 2nd ed. – Berlin: Springer, 2016. – 467 p. – URL:

<https://research.tue.nl/en/publications/process-mining-data-science-in-action> (дата обращения: 17.06.2025). – Текст: электронный.

235. Verhoef, P. C. Digital Transformation: A Multidisciplinary Reflection and Research Agenda / P. C. Verhoef, T. Broekhuizen, Y. Bart [et al.] // *Journal of Business Research*. – 2021. – Vol. 122. – P. 889–901. – DOI: 10.1016/j.jbusres.2019.09.022.

236. Vincent, V. U. Integrating Intuition and Artificial Intelligence in Organizational Decision-Making / V. U. Vincent // *Business Horizons*. – 2021. – Vol. 64, no. 4. – P. 425–438. – DOI:10.1016/j.bushor.2021.02.008

237. Wang, Y. Exploring the path to big data analytics success in healthcare / Y. Wang, N. Hajli // *Journal of Business Research*. – 2017. – Vol. 70. – P. 287–299. – DOI: 10.1016/j.jbusres.2016.08.002.

238. Workday, Inc. Building Trust in AI and ML: Through Principles, Practice, and Policy / Workday, Inc. – Pleasanton, CA: Workday, 2020. – 22 p.

239. Yang, Y. Application of Adaptive Machine Learning in Non-Stationary Environments / Y. Yang, H. Zhao, J. Wan [et al.] // *Journal of Knowledge, Learning and Systems Technology*. – 2024. – Vol. 3, no. 4. – P. 68–75. – DOI: 10.60087/jklst.vol3.n4.p68.

240. Zawadzki, J. Introducing the AI Project Canvas: article / J. Zawadzki // *Medium*. – 06.01.2020. – URL: <https://medium.com/data-science/introducing-the-ai-project-canvas-e88e29eb7024> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.

241. General Data Protection Regulation: Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council of 27 April 2016 on the protection of natural persons with regard to the processing of personal data and on the free movement of such data, and repealing Directive 95/46/EC (General Data Protection Regulation). – *Official Journal of the European Union*, L 119, 4.5.2016, p. 1–88. – URL: <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2016/679/oj> (дата обращения: 26.09.2025). – Текст: электронный.

242. ISO/IEC 42001:2023. Artificial intelligence – Management system – Requirements. – Geneva: ISO, 2023. – 58 p. – Текст: электронный.

243. ISO/IEC TR 24029-1:2021. Artificial intelligence (AI) – Assessment of the robustness of neural networks – Part 1: Overview. – Geneva: ISO, 2021. – 20 p. – URL:

<https://www.iso.org/standard/77609.html> (дата обращения: 26.05.2025). – Текст: электронный.

244. NIST. Artificial Intelligence Risk Management Framework (AI RMF 1.0) / NIST. – Gaithersburg, MD, 2023. – 74 p. – DOI: 10.6028/NIST.AI.100-1. – URL: <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ai/NIST.AI.100-1.pdf> (дата обращения: 19.07.2025). – Текст: электронный.