

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
«Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»

На правах рукописи

Мальтин Олег Викторович
МЕТОДИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ
РЕШЕНИЙ В ОРГАНИЗАЦИИ
С ПРИМЕНЕНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО
ИНТЕЛЛЕКТА
5.2.6. Менеджмент

ДИССЕРТАЦИЯ
на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель:
доктор экономических наук, доцент
Виноградова Елена Борисовна

Санкт-Петербург
2026

Содержание

I. ВВЕДЕНИЕ	4
ГЛАВА 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОЦЕССЕ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ.....	14
1.1. Эволюция понятийно-категориального аппарата искусственного интеллекта и его место в системе современного менеджмента.....	14
1.2. Методические подходы к интеграции интеллектуальных технологий в процесс формирования и обоснования управленческих решений	31
1.3. Обоснование использования искусственного интеллекта в системе принятия управленческих решений	43
ГЛАВА 2. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ В МЕНЕДЖМЕНТЕ: ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ, РИСКИ И НАПРАВЛЕНИЯ РАЗВИТИЯ	57
2.1. Критериальная база оценки эффективности методов искусственного интеллекта в управлении организациями.....	57
2.2. Сравнительный анализ методов принятия управленческих решений на основе искусственного интеллекта	72
2.3. Формирование матрицы выбора инструментов искусственного интеллекта в зависимости от горизонта планирования и типа управленческих задач	95
ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА МНОГОУРОВНЕВОЙ МЕТОДИКИ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА	127
3.1. Структура многоуровневой методики поддержки управленческих решений.....	127
3.2. Организация архитектуры многоуровневой методики поддержки управленческих решений для решения практических задач.....	140
3.3. Апробация методики, методические и практические рекомендации по внедрению ИИ-систем поддержки управленческих решений.....	162
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	178
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК	180
Приложение 1	197
Приложение 2	198
Приложение 3	199
Приложение 4	200
Приложение 5	201

Приложение 6	202
Приложение 7	203
Приложение 8	204
Приложение 9	205
Приложение 10	206
Приложение 11	207
Приложение 12	224
Приложение 13	225

I. ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Выбор темы обусловлен стремительным развитием технологий искусственного интеллекта (ИИ) в деловой среде, которые открывают новые возможности для повышения эффективности и точности управленческих решений в организациях. Использование ИИ позволяет автоматизировать сложные процессы анализа данных, прогнозирования и оптимизации деятельности организации, что особенно важно в условиях растущей конкуренции и глобализации бизнеса. Исследование методов и инструментов принятия решений на основе ИИ способствует созданию инновационных подходов к управлению, улучшению адаптивности организаций и обеспечению их устойчивого развития.

В условиях растущей экономической нестабильности и нарастающей цифровизации деловой среды руководители организаций сталкиваются с необходимостью оперативного принятия обоснованных управленческих решений, особенно с учетом растущей неопределенности и динамично изменяющейся внешней среды. Традиционные подходы к принятию управленческих решений становятся недостаточно гибкими и не способными учитывать множество изменяющихся факторов в реальном времени. В этой связи применение методов и инструментов искусственного интеллекта, включая машинное обучение, обработку естественного языка и нейросетевые технологии, открывает новые возможности для повышения точности прогнозов и автоматизации процессов принятия решений. Особую значимость приобретает разработка интегрированных систем поддержки управленческих решений, способных консолидировать большие объёмы данных, анализировать их с применением нескольких моделей ИИ и предоставлять интерпретируемые результаты пользователю.

Искусственный интеллект трансформирует процессы принятия управленческих решений в российских компаниях. Российские компании, внедрившие системы поддержки принятия решений на базе ИИ, демонстрируют более высокую точность в прогнозировании финансовых

рисков и вероятности банкротства контрагентов по сравнению с традиционными методами анализа.

Согласно совместному исследованию Аналитического центра НАФИ и компании «Технологии доверия» (2024 г., всероссийский опрос 1 001 руководителя малого, среднего и крупного бизнеса, статистическая погрешность не более 4,9%), около 70% представителей крупного бизнеса отмечают практическую пользу от использования технологий ИИ, а 30% предприятий МСП уже применяют инструменты искусственного интеллекта в своей деятельности.

В условиях экономической нестабильности особенно актуальны интегрированные системы, объединяющие несколько моделей ИИ. Возрастающая потребность отечественных организаций в методическом обеспечении процесса принятия управленческих решений с использованием потенциала технологий искусственного интеллекта подтверждает актуальность темы данного исследования.

Степень изученности и разработанности научной проблемы. Методы и инструменты принятия управленческих решений в организации с использованием систем искусственного интеллекта рассматривались в работах таких ученых, как S. Battiston, J. D. Farmer, N. Gilbert, C. Hommes, которые применили подходы комплексных систем и агентного моделирования для объяснения поведения экономических систем и предложили концептуальные модели использования ИИ для поддержки принятия решений в условиях высокой неопределенности. Российская школа представлена исследованиями Д.А. Артеменко, В.В. Бовы, Р.Г. Болбакова, А.И. Бредихина, Е.В. Брызгалины, О.О. Варламова, Т.А. Гилевой, Н.В. Городновой, И.Г. Захаровой, Ю.А. Золушкина, Л.Ф. Никулина, Т. Курбанова, Е.Н. Смирнова, Т.Г. Соболевской, В.Я. Цветкова, Е.А. Яковлевой, развивающими методы машинного обучения, когнитивные модели, экспертные системы, объяснимый ИИ и цифровое управление. Эти работы формируют теоретико-методическую

основу и демонстрируют прикладные подходы к интеграции ИИ в процессы принятия обоснованных управленческих решений.

Существенный вклад в теоретическую и научно-методическую базу применения искусственного интеллекта для управленческих решений внесли такие исследователи, как Н.В. Бондарчук, П.Н. Дяковский, И.Г. Захарова, Ю.А. Золушкин, С.А. Иноземцева, О.В. Калинина, Ю.Ю. Костюхин, Ф.Т. Курбанов, Т.Г. Максимова, А.М. Марголин, В.В. Масленников, А.В. Митенков, С.Н. Митяков, Л.Ф. Никулин, Н.П. Петрова, Э.М. Пройдаков, О.Ю. Рыбичева, И.Г. Сергеева, Г.Ю. Силкина, Т.Г. Соболевская, В.Ф. Уколов, Е.С. Федорова, В.Я. Цветков, С.Н. Яшин. Особое значение имеют исследования, посвященные цифровому управлению организацией, моделированию управленческих решений, развитию цифровых экосистем, применению интеллектуальных и количественных методов в условиях неопределенности и трансформации внешней среды.

Вопросы, связанные с применением методов искусственного интеллекта в управлении, обработкой больших данных и влиянием цифровой трансформации на деятельность организаций, нашли отражение в работах таких авторов, как О.О. Варламов, Е.Б. Виноградова, В.В. Глухов, Н.В. Городнова, О.Д. Казаков, Д.С. Курников, С.В. Левушкина, Д.Г. Сандлер, С.Б. Сборщиков, Е.Н. Смирнов, Т.О. Толстых, С.А. Филин, Е.А. Яковлева. Эти исследователи акцентировали внимание на создании цифровых платформ для поддержки управленческих решений, разработке методов прогнозной аналитики, оценке цифровой зрелости и готовности организаций к цифровой трансформации.

Тем не менее, несмотря на активное развитие научных исследований в этой области, сегодня остаются недостаточно разработанными универсальные адаптивные методы интеграции систем искусственного интеллекта в процессы принятия решений на различных уровнях управления организацией. Существующие инструменты нередко ориентированы на решение узкоспециализированных задач, что ограничивает их широкое применение в

комплексных системах управления. Это подчёркивает необходимость дальнейших исследований в направлении разработки гибких и универсальных моделей принятия управленческих решений с использованием ИИ, способных обеспечивать согласованность между стратегическим, тактическим и операционным уровнями управления организацией.

Научная идея исследования состоит в применении выявленной специфики принятия управленческих решений с использованием искусственного интеллекта для разработки методического инструментария для представления управленческого решения как непрерывного когнитивно-цифрового процесса, что обеспечивает измеримость, адаптивность и самообновление управленческих решений на стратегическом, тактическом и операционном уровнях управления и позволяет эффективно принимать управленческие решения для повышения конкурентоспособности организации.

Целью диссертационной работы является разработка методического обеспечения принятия управленческих решений в организации на основе технологий искусственного интеллекта, позволяющих осуществлять многокритериальный выбор и поддержку управленческих процессов на разных иерархических уровнях.

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

1. Предложить компонентный состав процесса принятия управленческих решений, отражающий специфику использования систем искусственного интеллекта в управленческих процессах, а также определить критерии эффективности принятия управленческих решений.

2. Разработать многокритериальную матрицу принятия управленческих решений и сформировать жизненный цикл принятия управленческих решений с использованием методов искусственного интеллекта.

3. Разработать и апробировать многоуровневую методику поддержки управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта, на базе которой выполнить сравнительную оценку экономической эффективности деятельности организации и критериев эффективности принятия управленческих решений.

Объект исследования: организации, осуществляющие разработку и принятие управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта.

Предметом исследования являются методы и инструменты разработки и применения интеллектуальных систем управления, использующих искусственный интеллект для анализа данных организации и выработки управленческих решений на стратегическом, тактическом и операционном уровнях управления.

Теоретико-методологической основой исследования послужили современные достижения экономической науки в области теории принятия управленческих решений, цифровой экономики, стратегического менеджмента, теории организации, а также исследования в сфере искусственного интеллекта и цифровой трансформации бизнеса. Особое внимание уделено работам, раскрывающим принципы использования интеллектуальных систем в процессе управленческого анализа, прогнозирования и оптимизации решений.

В процессе исследования использованы следующие общенаучные и специальные методы: историко-логический метод – для исследования эволюции методов принятия управленческих решений и формирования понятийного аппарата в условиях цифровизации; системный подход – для комплексного изучения механизмов интеграции искусственного интеллекта в процессы организационного управления; метод систематизации и классификации – для выделения основных типов инструментов ИИ и алгоритмов поддержки управленческих решений; метод статистического анализа – для оценки результатов применения методов ИИ в организациях

различных отраслей; метод сравнительного анализа – для сопоставления традиционных подходов и подходов, основанных на ИИ к принятию решений; методы корреляционного и регрессионного анализа – для выявления взаимосвязей между использованием инструментов ИИ и показателями эффективности управленческих решений.

Информационная база исследования включает широкий спектр источников и материалов публикаций в научных журналах, монографиях, докладах конференций, обеспечивающих комплексность проведения диссертационного исследования. Исследование опиралось на официальные статистические данные и аналитические обзоры Росстата, Аналитического центра НАФИ, IDC Russia, РАЭК, TAdviser, использованные для оценки динамики внедрения технологий ИИ в российских организациях. Существенную роль сыграли нормативно-правовые акты и этические документы, определяющие регуляторные и организационные рамки применения интеллектуальных систем в организациях.

Научная новизна исследования заключается в развитии теоретических и методических положений в области совершенствования системы управления организацией на основе применения технологий искусственного интеллекта, соответствующих современному этапу цифровой трансформации, автоматизации и цифровизации бизнес-процессов, для повышения общей эффективности деятельности организации и укрепления её рыночных позиций.

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

1. Предложены компонентный состав и критерии эффективности принятия управленческих решений, отражающие специфику использования систем искусственного интеллекта в управленческих процессах организации на основе введенных понятий цифрового адаптивного управленческого решения, интеллектуальной интеграционной среды управления и гибридной

когнитивно-цифровой модели анализа решений, обеспечивающие информационную основу для принятия управленческих решений посредством системной обратной связи, что отличается от известных представлений ориентацией на комплексное совершенствование сопряжённых подсистем управления, включая динамичность и способность к самообновлению на основе цифровых данных, использование когнитивных и предиктивных возможностей искусственного интеллекта и интеграцию цифровых алгоритмов.

2. Разработана многокритериальная матрица принятия управленческих решений с использованием методов искусственного интеллекта, позволяющая структурировать выбор инструментов искусственного интеллекта в соответствии с горизонтом планирования и типом управленческих задач, что обеспечивает повышение точности, адаптивности и эффективности принятия решений на различных уровнях, а также сформирован жизненный цикл принятия управленческих решений с применением методов искусственного интеллекта, позволяющий формализовать результативность принятия решений и обеспечивать их сопоставимость.

3. Разработана и апробирована многоуровневая методика поддержки принятия управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта, включающая универсальную архитектуру многомодульной системы поддержки принятия решений, обеспечивающая формализацию процесса принятия управленческих решений, интеграцию данных и когнитивную поддержку лиц, принимающих решения, что отражается на росте точности прогнозов, гибкости стратегий и улучшении экономических показателей эффективности деятельности организации.

Теоретическая значимость исследования заключается в развитии научных положений в области разработки и принятия управленческих решений в организации с использованием систем искусственного интеллекта, включая дополнения и уточнения терминологического характера, систематизацию и определение концептуальных взаимосвязей между элементами универсальной системы принятия решений.

Практическая значимость исследования состоит в возможности использования разработанных положений и рекомендаций при построении и внедрении эффективных систем принятия и поддержки управленческих решений на основе искусственного интеллекта в организациях различных сфер деятельности. Полученные результаты могут применяться для оптимизации управленческих процессов, повышения обоснованности принимаемых решений и повышения скорости реагирования на изменения внешней среды, что формирует конкурентные преимущества организаций.

Материалы диссертационного исследования могут быть использованы в образовательном процессе высших учебных заведений при преподавании дисциплин «Менеджмент», «Методы принятия управленческих решений» и других дисциплин, направленных на подготовку специалистов в области менеджмента и организационного управления.

Область исследования. Диссертационное исследование и научные результаты соответствуют Паспорту научной специальности 5.2.6. Менеджмент, в части пунктов: п. 5. Разработка теории и методов принятия решений в экономических и социальных системах. Системы искусственного интеллекта для поддержки принятия управленческих решений; п. 27. Управление данными в организации. Применение методов искусственного интеллекта и «больших данных» в менеджменте. Соответствие пункту 5 Паспорта специальности обеспечивается разработкой многокритериальной матрицы выбора алгоритмов искусственного интеллекта и многоуровневой методики поддержки принятия управленческих решений, представляющих собой методы принятия решений в экономических системах на основе систем искусственного интеллекта (положения 2 и 3). Соответствие пункту 27 Паспорта специальности обеспечивается предложенной универсальной архитектурой многомодульной системы поддержки принятия решений, реализующей сбор, интеграцию и обработку разнородных данных и «больших данных» организации для выработки управленческих решений (положения 1 и 3).

Степень достоверности результатов исследования обеспечивается опорой на репрезентативный массив официальных статистических и аналитических данных (Росстат, Аналитический центр НАФИ, IDC Russia, РАЭК, TAdviser), корректным применением методов статистического, корреляционного и регрессионного анализа, а также апробацией разработанной методики на фактических данных действующей организации. Согласованность экспертных оценок при построении многокритериальной матрицы выбора алгоритмов искусственного интеллекта подтверждена коэффициентом конкордации Кендалла, а положительная динамика авторских критериев эффективности и операционно-экономических показателей до и после внедрения методики свидетельствует об обоснованности сформулированных выводов и рекомендаций диссертационного исследования.

Апробация результатов исследования. Основные положения и результаты диссертационной работы представлены и получили положительную оценку на международных и всероссийских научно-практических конференциях: «Актуальные вопросы экономических наук и современного менеджмента» (2025 г., Новосибирск); «Методы внедрения и адаптации искусственного интеллекта в организационные процессы» (2025 г., Новосибирск); «Молодёжная неделя науки Института промышленного менеджмента, экономики и торговли (ИПМЭиТ)» (2024 г., Санкт-Петербург); «Тенденции развития логистики и управления цепями поставок в условиях цифровизации» (2024 г., Курск).

Публикации. По результатам научных исследований автором опубликовано 13 научных работ, из них: 4 – в научных изданиях перечня ВАК при Минобрнауки России; а также 1 свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Структура и объём диссертации. Диссертация состоит из введения, трех глав, заключения, списка использованных источников. Основной текст диссертации изложен на 230 страницах. Работа содержит 26 таблиц и 29 рисунков, 13 приложений. Список использованных источников насчитывает 120 наименований.

Введение посвящено обоснованию актуальности темы диссертации, анализу степени её разработанности, определению цели, задач, объекта и предмета исследования, формулированию научной новизны исследования, а также обоснованию его теоретической и практической значимости.

В первой главе представлены теоретические основы принятия управленческих решений в организациях и определена роль искусственного интеллекта в этом процессе. Проведен обзор существующих теоретических подходов к процессу принятия решений, проанализирован вклад искусственного интеллекта в развитие теории принятия решений, выполнено сопоставление традиционных подходов и подходов, основанных на ИИ и выявлены их сильные и слабые стороны в современных условиях.

Во второй главе рассмотрен инструментарий и методы применения искусственного интеллекта в процессе принятия управленческих решений. Подробно проанализированы основные инструменты и алгоритмы ИИ, методы анализа данных и прогнозирования, а также сформулированы критерии и метрики для оценки эффективности применения интеллектуальных технологий при принятии управленческих решений.

В третьей главе разработаны методические рекомендации по созданию и внедрению комплексной методики принятия управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта в организациях. Разработаны основные этапы методики для решения управленческих задач, выполнена оценка эффективности внедренной методики в реальных условиях. На основе результатов исследования предложены практические рекомендации для руководителей высшего и среднего звена управления, обеспечивающие повышение качества принятия управленческих решений с применением систем искусственного интеллекта.

В заключении изложены основные результаты диссертационного исследования и сформулированы выводы и предложения по дальнейшему развитию методов принятия управленческих решений с использованием систем искусственного интеллекта.

ГЛАВА 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОЦЕССЕ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ

1.1. Эволюция понятийно-категориального аппарата искусственного интеллекта и его место в системе современного менеджмента

Развитие искусственного интеллекта (ИИ) как научного направления невозможно без анализа эволюции философских и методологических представлений о разуме, познании и природе интеллектуальной деятельности. Понятийно-категориальный аппарат ИИ формировался на стыке нескольких дисциплин – философии, когнитивных наук, логики, психологии, математики, нейронаук, – каждая из которых внесла свой вклад в осмысление того, что такое интеллект, понимание, обучение и сознание. В настоящее время эта система категорий играет важную роль не только в академических исследованиях, но и в прикладных областях менеджмента, где ИИ становится инструментом повышения эффективности, адаптивности и стратегической устойчивости организаций [27; 28; 96; 106; 116].

В таблице 1.1 проанализированы этапы развития понятий искусственного интеллекта, связывая изменения в его концептуальных категориях с трансформацией управленческих функций, уровней применения и типовых эффектов/ограничений в современном менеджменте.

Таблица 1.1 – Эволюция понятийно-категориального аппарата искусственного интеллекта и его интеграция в систему современного менеджмента (составлено автором на основе [27]).

Период / этап	Доминирующие понятия и категории	Как в этот период понимали искусственный интеллект	Основные подходы и технологии	Место искусственного интеллекта в системе современного менеджмента
1940-е – середина 1950-х: истоки	кибернетика, управление, обратная связь, информация,	Искусственный интеллект как автоматизация управления и	теория управления, ранние алгоритмы,	операционный менеджмент: автоматизация контроля и

	автомат, оптимальность	формализация принятия решений на основе моделей	эвристические методы, оптимизационные постановки	регулирования; формирование идеи «управление как обработка информации»
1956–1960-е: символический этап	интеллект, символ, правило, логика, поиск, представление знаний	Искусственный интеллект как логическое рассуждение и решение задач по правилам	логический вывод, поисковые процедуры, формальные языки описания	поддержка решений в структурированных задачах (планирование, расписания, регламенты)
1970-е: «узкоспециализированные» решения и ранние системы поддержки решений	система поддержки решений, модель, сценарий, неопределённость, критерии	Искусственный интеллект и аналитика как инструмент выбора в многокритериальных задачах	имитационное моделирование, оптимизация, многокритериальные методы	тактический менеджмент: сценарное планирование, бюджетирование, распределение ресурсов
1980-е: экспертные системы	экспертная система, база знаний, правила «если–то», объяснимость, консультация	Искусственный интеллект как кодирование экспертного знания для типовых управленческих ситуаций	системы на правилах, онтологии, модули объяснения	функциональный менеджмент (качество, техническое обслуживание и ремонт, финансовый контроль, оценка персонала): стандартизация решений и регламентов
1990-е: статистическое обучение и интеллектуальный анализ данных	интеллектуальный анализ данных, признаки, классификация, кластеризация, вероятности, риск	Искусственный интеллект как выявление закономерностей в данных для управленческих выводов	регрессионный анализ, деревья решений, байесовские методы, оценка кредитоспособности и рисков	контроллинг и управление рисками: выявление факторов эффективности, прогноз дефолта, оттока клиентов, сбоев
2000-е: внедрение методов машинного обучения в бизнес-процессы	машинное обучение, качество данных, конвейер обработки данных, интеграция, показатели эффективности, автоматизация	Искусственный интеллект как встроенная аналитическая функция в управленческих процессах «от начала до конца»	ансамблевые модели, рекомендательные системы, предпосылки управления жизненным циклом моделей	процессный менеджмент: автоматизация решений в управлении клиентами, цепями поставок и маркетинге; оптимизация цепочек создания ценности
2010–2016: глубокие нейросетевые методы	глубокие нейросетевые методы, нейронные сети, представления данных, большие данные, вычислительные ресурсы	Искусственный интеллект как обучение сложным представлениям для распознавания и прогнозирования	свёрточные и рекуррентные нейронные сети, сети с долговременной памятью, распознавание, прогнозирование временных рядов	операционный менеджмент и цифровизация: повышение качества контроля, прогнозирование, автоматизация мониторинга

2017–2020: платформенный подход и «данные как актив»	преобразование на основе искусственного интеллекта, управление данными, цифровые платформы, экосистемы, этика	Искусственный интеллект как стратегический ресурс организации и способность к системному применению	платформы больших данных, автоматизирован ный подбор моделей, управление жизненным циклом моделей, контролируемые эксперименты	стратегический менеджмент: формирование портфеля инициатив по искусственному интеллекту, управление данными, организационные изменения
2021–2026: генеративные модели и базовые модели	базовые модели, генеративные модели, формулировани е запросов, агентность, доверие, безопасность	Искусственный интеллект как универсальная когнитивная инфраструктура: генерация, сопровождение, автоматизация работы со знаниями	большие языковые модели, извлечение и генерация с опорой на источники, многомодальные решения, агентные системы, подход «цифровой помощник»	управление знаниями и решениями на всех уровнях: ускорение анализа, подготовки документов, коммуникаций, проектирования процессов
Сквозной блок (актуален сегодня): управление искусственным интеллектом	управление искусственным интеллектом в организации, соблюдение норм, ответственность , прозрачность, объяснимость, устойчивость, участие человека в контуре принятия решений	Искусственный интеллект как объект управления (не только инструмент)	политики и регламенты, контроль качества моделей, аудит данных, мониторинг изменения характеристик, модели рисков	надсистема менеджмента: управление рисками, соблюдение норм, внутренний контроль, информационная безопасность, устойчивое развитие

Эволюция искусственного интеллекта от ранних работ 1940-х – середины 1950-х годов сформировала основу для автоматизации управленческих функций: показательной иллюстрацией служит программа «Теоретик логики» (1955), которая доказала 38 из 52 теорем второй главы труда А. Уайтхеда и Б. Рассела «Начала математики» (Principia Mathematica), тем самым продемонстрировав, что формализация рассуждений способна повышать устойчивость процессов и снижать вероятность ошибок за счёт алгоритмизации принятия решений [82; 88; 95]. В период символического искусственного интеллекта (1956–1960-е годы) существенную роль сыграла институциональная поддержка исследований: Массачусетский технологический институт в 1963 году получил грант в размере 2,2 млн

долларов от Агентства перспективных исследовательских проектов Министерства обороны США, что укрепило подходы логического вывода и обеспечило рост качества решений в структурированных управленческих задачах (в частности, в планировании) благодаря ускорению вычислений [53].

В 1970-е годы развитие узкоспециализированного искусственного интеллекта и ранних систем поддержки управленческих решений сопровождалось заметными неудачами. Подъём экспертных систем в 1980-е годы был связан с яркими экономическими результатами: к 1986 году система Экс-кон обеспечивала компании Диджитал Эквипмент Корпорейшн экономию порядка 40 млн долларов ежегодно [35; 37; 86].

На рубеже 1980-х – 1990-х годов область искусственного интеллекта пережила вторую зиму. В 2000-е годы интеграция методов машинного обучения в бизнес-процессы стала опираться на рост объёмов данных, к 2007 году – 281 эксабайт, приводя к сокращению длительности процессных циклов. В 2010–2016 годах распространение глубоких нейросетевых подходов резко ускорилось: число вакансий в сфере искусственного интеллекта выросло с 20 600 в 2010 году до 180 900 в 2018 году, а в операционном управлении фиксировались существенные улучшения показателей [87; 103].

Период перехода к платформенной организации искусственного интеллекта, 2017–2020 годы, закрепил представление о данных как о стратегическом активе. В 2021–2026 годах развитие генеративного искусственного интеллекта и базовых моделей, по прогнозам, характеризуется среднегодовым темпом роста 36,3% в 2024–2030 годах и расширением рынка до величин, измеряемых миллиардами долларов [8; 12; 15]. На всём протяжении данной эволюции критически важным остаётся управленческое сопровождение искусственного интеллекта: по данным на 2025 год лишь 29% организаций систематически оценивают экологическое воздействие искусственного интеллекта во всех прикладных сценариях, что подчёркивает необходимость формализованных контуров соблюдения норм, снижения

числа инцидентов и усиления риск-ориентированного управления при неизбежном росте затрат времени на контроль и обеспечение надёжности [13].

Аналитическая философия повлияла на становление искусственного интеллекта прежде всего тем, что сделала «интеллект» измеримым и описываемым через чёткие логические и языковые конструкции: вместо расплывчатых психологических характеристик она предложила рассматривать мышление как работу с языком, значениями, логическими формами и правилами вывода. Отсюда возникла ранняя ориентация на символические модели: если смысл можно выразить в формализованном языке, то рассуждение можно представить как операции со знаками по строгим правилам, а значит – реализовать в виде алгоритмов. Важен и второй вклад: аналитическая традиция задала культуру понятийной строгости, что напрямую перешло в практики построения интеллектуальных систем – от онтологий и баз знаний до требований к объяснимости решений [21; 69; 97].

В рамках эволюции понятийно-категориального аппарата искусственного интеллекта это проявилось в закреплении категорий представление знаний, логический вывод, правило, инференция, объяснение, а позднее – таких понятий, как направленность сознания, соотнесённость с объектом и контекст. Даже когда акцент сместился к обучению на данных и нейросетевым моделям, аналитический импульс сохранился в запросе менеджмента на прозрачность управленческих решений, формальные критерии качества, управляемость рисков и понятные границы применимости модели [46; 62].

Для современного менеджмента это влияние особенно значимо, потому что оно легло в основу установки: искусственный интеллект – не только технология повышения эффективности, но и инструмент рационального принятия решений [93].

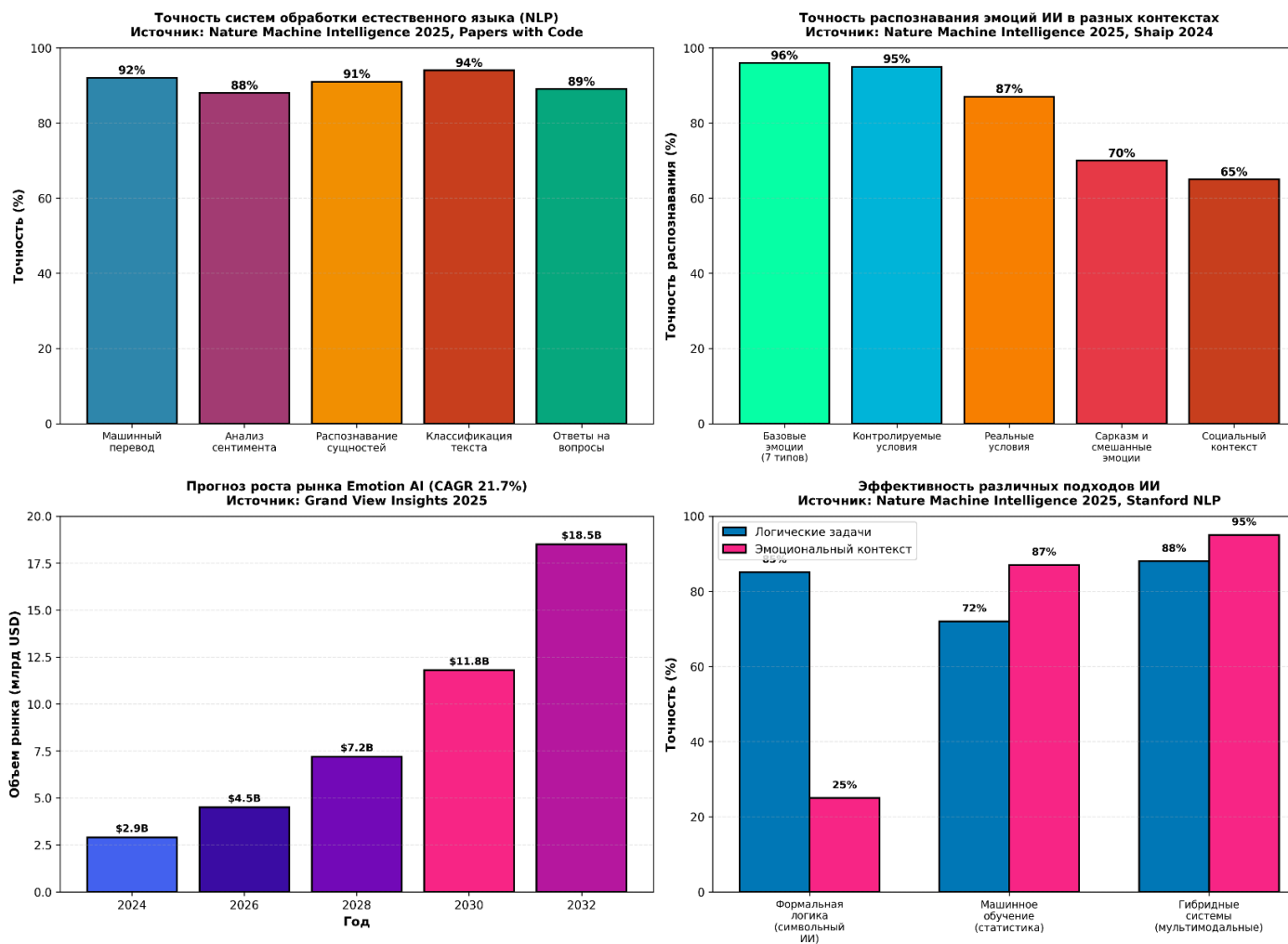


Рисунок 1.1 – Влияние аналитической философии на развитие искусственного интеллекта (составлено автором на основе: [18])

Сегодня, когда организации внедряют генеративные модели и аналитические системы, востребованы контуры управления искусственным интеллектом: корпоративные правила и процедуры, регулярная проверка данных и результатов [42; 50].

На рисунке 1.1 представлен комплекс из четырех гистограмм, который визуализирует основные аспекты влияния аналитической философии на развитие ИИ.

Представленные данные показывают, что современные NLP-системы достигают высокой точности при решении формально-логических задач, до 94%. Наиболее устойчивые результаты демонстрируют гибридные интеллектуальные системы, которые объединяют формальную логику и машинное обучение [29; 58].

Таблица 1.2 систематизирует ведущих исследователей по этапам развития ИИ, показывая, какие понятия и категории они сформировали и каким образом эти идеи трансформировались в инструменты, практики и контуры принятия решений в современном менеджменте.

Таблица 1.2 – Основные учёные и их вклад в эволюцию понятийно-категориального аппарата искусственного интеллекта (составлено автором на основе [88])

Этап / период	Ключевые исследователи	Концептуальный вклад в развитие ИИ	Значение для современного менеджмента
1940–1950-е: кибернетические основания	Н. Винер	Развитие понятий управления, обратной связи, информации и целевой регуляции сложных систем	Формирование представления об организации как регулируемой системе, основанной на контроле, устойчивости и управлении отклонениями
1940–1950-е: формализация вычислимости	А. Тьюринг	Обоснование понятий вычислимости, алгоритмической процедуры, машины Тьюринга и	Определение границ алгоритмизации управленческих функций, процедур и регламентов

		машинной имитации интеллектуального поведения	
1940–1950-е: теория информации	К. Шеннон	Введение количественного понимания информации, энтропии, кодирования и передачи сообщений	Методологическая основа управления данными, оценки неопределенности, качества коммуникаций и информационных потоков
1956–1960-е: институционализация термина «искусственный интеллект»	Дж. Маккарти	Закрепление термина Artificial Intelligence, развитие символического подхода, логических языков и формального описания задач	Основание для формализации бизнес-правил, регламентов и процедур принятия решений
1950–1960-е: когнитивная и символическая парадигма	М. Минский	Развитие представлений о структурах знания, символическом мышлении, фреймах и эвристиках	Понимание необходимости архитектур знаний и экспертных моделей в управлении сложными организациями
1950–1960-е: теория ограниченной рациональности	Г. Саймон	Обоснование категорий ограниченной рациональности, эвристического поиска и принятия решений в условиях неполной информации	Теоретическая база систем поддержки принятия решений, учитывающих ограничения информации, времени и когнитивных ресурсов менеджера
1950–1960-е: моделирование решения задач	А. Ньюэлл, Г. Саймон	Разработка символических моделей решения задач, процедур поиска и концепции физической символической системы	Формирование предпосылок алгоритмизации управленческого рассуждения и создания интеллектуальных регламентов
1960–1970-е: базы знаний и экспертные системы	Э. Фейгенбаум	Развитие концепции экспертных систем, представления знаний, правил вывода и объяснимости решений	Становление менеджмента знаний и стандартизации экспертных решений в диагностике, обслуживании, качестве и соблюдении нормативных требований

1960–1970-е: логика и автоматический вывод	Дж. А. Робинсон	Разработка метода резолюций и формальных процедур машинного логического вывода	Обеспечение проверяемости рассуждений и формального обоснования управленческих решений
1960–1980-е: нечеткая логика	Л. Заде	Введение нечетких множеств, лингвистических переменных и методов работы с неопределенными категориями	Поддержка управленческих решений при оценке рисков, компетенций, качества и иных «мягких» критериев
1970–1980-е: организационная кибернетика	С. Бир	Разработка модели жизнеспособной системы и кибернетического понимания организационного управления	Проектирование контуров управления, обеспечивающих согласование стратегического, тактического и операционного уровней
1970–1980-е: управленческие информационные системы	М. Скотт Мортон, Э. Горри	Классификация управленческих задач по степени структурированности и роли информационных систем	Методологическое основание для разграничения автоматизируемых и человеко-зависимых управленческих решений
1980–1990-е: вероятностные и причинные модели	Дж. Пёрл	Развитие байесовских сетей, вероятностного вывода и причинного анализа	Переход от корреляционного анализа к причинно-следственному моделированию управленческих гипотез и рисков
1990-е: статистическое обучение	В. Вапник	Разработка теории статистического обучения, метода опорных векторов и принципов обобщающей способности моделей	Формирование критериев качества, валидации и переносимости моделей в управленческой аналитике
1990–2000-е: ансамблевое моделирование	Л. Брейман	Развитие ансамблевых методов, случайных лесов и практико-ориентированного машинного обучения	Повышение точности прогнозирования спроса, оттока клиентов, дефектов, рисков и операционных отклонений

1990–2000-е: формализация машинного обучения	Т. Митчелл	Каноническое определение машинного обучения как улучшения выполнения задачи на основе опыта	Методологическая база постановки целей, метрик и критериев эффективности ИИ- проектов в организациях
2000–2010-е: аналитика как управленческая функция	Т. Давенпорт	Обоснование аналитики как источника конкурентных преимуществ и управленческой способности организации	Институционализация аналитики и ИИ в системе управления, формирование портфеля случаев применения, метрик эффекта и компетенций
2010-е: глубокое обучение	Д. Хинтон	Развитие глубоких нейронных сетей и методов обучения представлений	Расширение применения ИИ к сложным данным: текстам, изображениям, сигналам, производственным и сервисным потокам
2010-е: компьютерное зрение	Я. Лекун	Развитие сверточных нейронных сетей и масштабируемого обучения визуальных моделей	Применение ИИ в контроле качества, инспекции, производственной безопасности и снижении операционных потерь
2010-е: распределенные представления	Й. Бенжио	Развитие методов обучения распределенным признакам и архитектур глубокого обучения	Рост значения инфраструктуры данных, вычислительных ресурсов и управления жизненным циклом моделей
2010–2020-е: цифровая трансформация труда	Э. Бриньолфссон, Э. Макафи	Анализ влияния цифровых технологий и ИИ на производительность, занятость и организацию труда	Переосмысление процессов, ролей, компетенций и структуры занятости под влиянием ИИ
2020-е: экономика ИИ и стратегическое внедрение	А. Агравал, Дж. Ганс, А. Голдфарб	Интерпретация ИИ как технологии прогнозирования, изменяющей стоимость решений и неопределенности	Экономическое обоснование внедрения ИИ, определение приоритетных случаев применения и оценки управленческого эффекта

2010–2020-е: критика «черного ящика»	К. О’Нил	Анализ рисков непрозрачных алгоритмов, дискриминации и масштабирования ошибочных решений	Формирование требований к аудиту моделей, ответственности, контролю качества и риск-ориентированному внедрению ИИ
2010–2020-е: социальные эффекты данных и ИИ	К. Кроуфорд	Исследование политэкономии данных, социальных издержек и инфраструктурной природы ИИ	Учет репутационных, этических и устойчивых рисков при выборе поставщиков, данных и ИИ-решений
2019–2020-е: справедливость и документация моделей	Т. Гебру, М. Митчелл	Развитие подходов к выявлению смещений данных, документированию наборов данных и оценке справедливости моделей	Введение процедур прозрачности, аудита данных, отчетности по рискам и предотвращения вреда от ИИ-систем
2010–2020-е: этика информации	Л. Флориди	Разработка нормативных оснований цифровой этики, ответственности и информационной онтологии	Формирование организационных принципов допустимости, подотчетности и ответственности при применении ИИ
1990–2020-е: управление знаниями	И. Нонака, Х. Такэути	Развитие теории создания организационного знания, включая взаимодействие явного и неявного знания	Рассмотрение ИИ как инструмента усиления управления знаниями, корпоративного обучения и стандартизации практик

Эволюция понятийно-категориального аппарата искусственного интеллекта в 1940–1950-е годы во многом опиралась на междисциплинарные основания теории управления и формальных методов. Так, Норберт Винер, развивая кибернетику, зафиксировал в труде «Кибернетика» (1948) представление об организации как о системе регулирования с обратными связями, где основными становятся устойчивость, контроль отклонений и целевая настройка управляющих воздействий [67]. Алан Тьюринг внес принципиальный вклад в формализацию вычислимости и постановку

критерия «машинной разумности»: предложенная им в 1950 году проверка, известная как тест Тьюринга, стала методологическим ориентиром для обсуждения границ автоматизации интеллектуального труда в управленческих процедурах и регламентах; соответствующая работа относится к числу наиболее цитируемых в области философии и теории вычислений (порядка тридцати одной тысячи ссылок по данным библиометрических агрегаторов). Клод Шеннон, сформулировав в 1948 году основы теории информации и введя понятие энтропии, предоставил управлению универсальный язык количественного описания неопределённости, тем самым заложив методическую базу для управления данными, построения отчётности и аналитики рисков в коммуникациях; его статья относится к наиболее цитируемым работам в математике и информатике [53].

Дальнейшее становление дисциплины связано с институционализацией и уточнением ведущих категорий. Джон Маккарти закрепил сам термин «искусственный интеллект» в проектной заявке к исследовательскому семинару в Дартмутском колледже (1955), тем самым легитимировав программу формализации задач мышления и управления через правила, символические описания и алгоритмические процедуры. Марвин Минский развивал идеи символического мышления и эвристического решения задач, одновременно демонстрируя ограничения «жёстких» правил при переносе в сложные социально-организационные контексты и тем самым подводя к необходимости архитектур знаний в менеджменте [111].

Герберт Саймон ввёл категорию ограниченной рациональности, радикально изменив трактовку управленческого выбора: решения рассматриваются как осуществляемые при дефиците времени, информации и вычислительных возможностей, а значит, искусственный интеллект в управлении выступает не «заменой» руководителя, а инструментом поддержки и усиления рациональности [30; 84].

В последующих этапах формировались концепты, обеспечившие переход от теоретических оснований к прикладным управленческим инструментам. Аллен Ньюэлл и Герберт Саймон развили позицию о символической природе интеллектуальных процессов (гипотеза физической символической системы), что стало методологической базой для систем поддержки управленческих решений и алгоритмизации рассуждений.

Лотфи Заде предложил теорию нечётких множеств (1965), тем самым введя формальные средства работы с размытыми границами понятий и экспертными оценками, что существенно для управления рисками, качеством и компетенциями при неоднозначности критериев. Наконец, Владимир Вапник в рамках статистической теории обучения обосновал методы, ориентированные на обобщающую способность моделей, а метод опорных векторов (1995) стал одним из основных инструментов прогнозной аналитики, закрепив переход к управлению, основанному на данных, с формализованными критериями качества и процедурами проверки корректности моделей в прикладных управленческих задачах [56; 91].

Гистограмма (рис. 1.2) отражает относительный вклад различных научных дисциплин в формирование теоретического фундамента искусственного интеллекта, где статистика и теория вероятностей доминируют с 35%, за ними следуют нейронаука и биология (25%), компьютерные науки (20%), математическая логика (15%) и когнитивная психология (5%), согласно данным Stanford HAI 2025 и Nature AI for Science 2025.

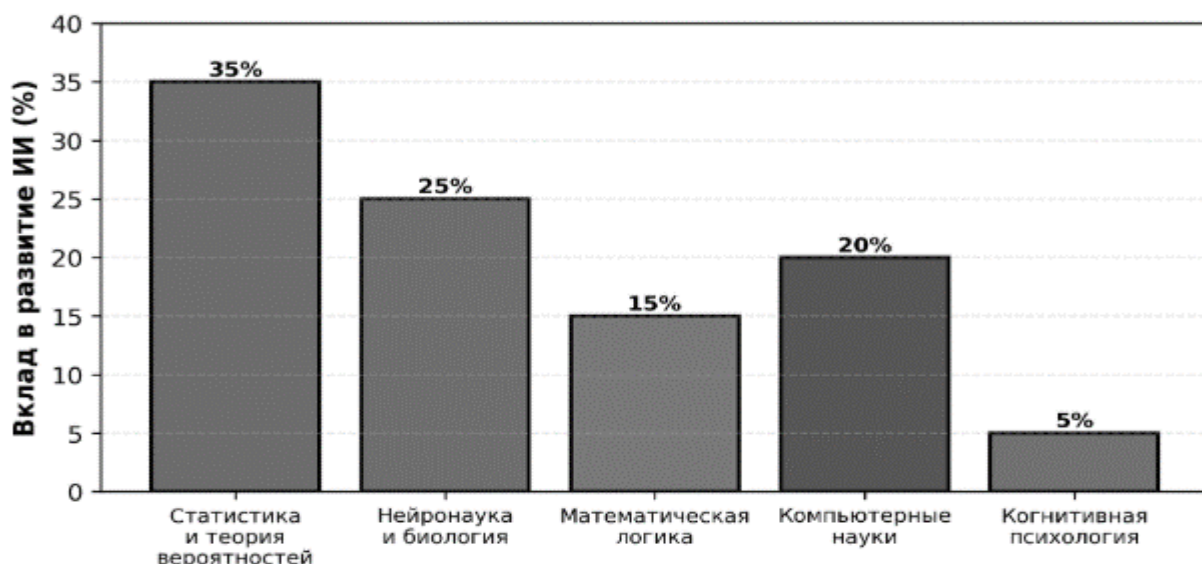


Рисунок 1.2 – Вклад научных дисциплин в развитие искусственного интеллекта (%) (разработано автором на основе [88])

Таблица 1.3 систематизирует основные философские школы и их категориальные идеи, показывая, как они сформировали методические основания искусственного интеллекта и трансформировались в управленческие подходы, инструменты в современном менеджменте.

Таблица 1.3 – Влияние ведущих философских концепций, предопределивших становление искусственного интеллекта, на практики современного менеджмента (разработано автором на основе [22])

Философская концепция	Основные идеи и категории	Что дала для становления искусственного интеллекта	Влияние на современный менеджмент
Аналитическая философия и философия языка	Ясность определений, логическая форма высказываний, значение и контекст, правила вывода	Сделала «интеллект» операционализируемым: рассуждение как работа с формальными структурами и правилами	Рационализация управленческих решений: стандарты аргументации, требование объяснимости и проверяемости
Логика и формализм (математическая логика)	Доказательство, непротиворечивость, алгоритм, вычислимость	Основание для символического направления ИИ и методов автоматического вывода	Нормирование и соблюдение норм: управленческие правила как формальные процедуры; контроль соблюдения норм
Позитивизм и логический эмпиризм	Верификация, измеримость, наблюдаемые показатели, эмпирическая проверка	Сдвиг к «данным» и измерению эффективности моделей; ориентация на проверяемые критерии	Управление по показателям: метрики эффективности, доказательная оценка внедрений
Прагматизм	Истина как полезность, действие как критерий, обучение через опыт	ИИ как инструмент, ценность которого подтверждается практическим эффектом	Ориентация на ценность и результат: внедрение технологий через быстрые полезные сценарии

Кибернетика и системное мышление	Обратная связь, устойчивость, саморегуляция, цель, сложная система	ИИ как элемент контура управления, работающего в режиме непрерывной корректировки	Процессный и операционный менеджмент: мониторинг, управление отклонениями, устойчивость цепей
Функционализм и вычислительный подход к сознанию	Ментальные состояния как функции, реализуемые разными носителями	Легитимировал идею «интеллект как вычисление», расширил круг задач автоматизации	Перепроектирование функций управления: часть когнитивного труда передаётся системам
Эпистемология и теория рационального выбора	Обоснование знания, неопределённость, вероятностное рассуждение, рациональность при ограничениях	Поддержала вероятностные модели и методы принятия решений при неполной информации	Управление рисками и неопределённостью: сценарии, вероятности, компромиссы
Феноменология и герменевтика	Контекст, смысл, интерпретация, опыт субъекта, «жизненный мир»	Подчеркнула пределы формализации: смысл зависит от контекста и интерпретации	Управление изменениями и коммуникациями: внимание к смыслу решений для людей
Социальный конструктивизм	Социальная природа категорий, роль институтов и норм, конструирование реальности	Показал, что данные и модели отражают социальные установки и практики	Управление справедливостью и доверия: контроль смещений, влияние на группы
Критическая теория	Власть, контроль, отчуждение, неравенство, идеология	Поставила вопросы о том, кому служат технологии и как они усиливают контроль	Управление ответственностью: баланс эффективности и прав сотрудников/клиентов
Нормативная этика (долг, польза, добродетели)	Ответственность, справедливость, благо, достоинство, нормы поведения	Сформировала рамку «допустимого» использования ИИ	Корпоративное управление и соблюдение норм: нормы, ответственность, контроль вреда

Аналитическая философия, сформировавшая стандарты строгой операционализации мышления, содействовала закреплению представления о рациональности как о процедуре, поддающейся формализации и последующей автоматизации. По оценкам, приводимым консалтинговой компанией «Маккинзи» и в «Индексе искусственного интеллекта» Стэнфордского университета, к 2024 году 78% организаций в мире внедрили алгоритмы и системы искусственного интеллекта для рационализации управленческих решений, что означает заметный рост по сравнению с 55% в 2023 году (различия в методологии опросов могут частично объяснять масштаб прироста). Формально-логическая линия развития, ориентированная на алгоритмизацию процедур, получила прикладное выражение в роботизации процессов и гибридной автоматизации: согласно исследованиям компании «Гартнер», такие решения позволяют в среднем снижать операционные

затраты примерно на 30% за счёт роботизации рутинных операций и реинжиниринга операционных контуров [7; 13; 14; 15].

Позитивистская установка на измеримость и доказательность усилила управленческую практику принятия решений на основе данных. По данным, приводимым компанией «Пи-дабл-ю-си» и изданием «Обозрение менеджмента Школы управления Массачусетского технологического института», организации, опирающиеся преимущественно на данные, демонстрируют на 5–6% более высокую производительность труда и примерно на 6% более высокую прибыльность по сравнению с компаниями, в которых преобладает интуитивный стиль управления [10; 11; 17; 18]. Прагматическая трактовка истинности как практической полезности проявляется в динамике инвестиций: мировые расходы на системы искусственного интеллекта, по оценке аналитической компании «Ай-ди-си», достигли 154 млрд долларов в 2023 году и, согласно прогнозам, могут превысить 800 млрд долларов к 2030 году; при этом Конференция Организации Объединённых Наций по торговле и развитию оценивает потенциал расширения рынка до 4,8 трлн долларов к 2033 году [19].

Кибернетические принципы обратной связи и целевой оптимизации потоков оказали прямое влияние на устойчивость цепей поставок и логистических систем. По данным отраслевых обзоров, ранние последователи технологий искусственного интеллекта добивались снижения логистических расходов примерно на 15%, сокращения уровня запасов до 35% и повышения эффективности обслуживания до 65%; при этом микроцентры обработки и комплектации заказов демонстрируют потенциал уменьшения затрат до 75% по сравнению с традиционными складскими решениями [54; 63; 64; 71]. Реализация идей функционализма через передачу части когнитивных задач вычислительным системам формирует предпосылки трансформации рабочих мест; вместе с тем, по данным исследовательской организации «Группа экономических инноваций», в 2022–2025 годах безработица среди работников, наиболее уязвимых к внедрению искусственного интеллекта, увеличилась

лишь на 0,30 процентного пункта, тогда как спрос на специалистов по искусственному интеллекту растёт примерно на 34% в год, а число ежегодно открывающихся позиций оценивается на уровне 23 400 [5].

Эпистемологические подходы к работе с вероятностями и неопределённостью укрепили позиции количественного управления рисками в финансовом секторе: приводятся оценки, согласно которым точность моделей оценки рисков и выявления мошеннических операций достигает 90–95%. При этом финансовые услуги сохраняют статус ведущего направления инвестиций в искусственный интеллект (20,6 млрд долларов в 2023 году), а прогнозируемое расширение соответствующего сегмента оценивается как рост с 3,11 млрд долларов в 2024 году до 17,5 млрд долларов к 2033 году [7; 11; 20]. Одновременно недоучёт феноменологического измерения – контекста, человеческого восприятия и организационных смыслов – приводит к высокой доле неудачных внедрений: по данным компании «Гартнер» и издания «ВенчурБит», порядка 85–87% проектов в области аналитики данных не достигают устойчивого результата или не переходят в промышленную эксплуатацию, причём около 62% отказов объясняются организационными, а не технологическими причинами [13].

Повестка социального конструктивизма и справедливости стала критически значимой в управлении, поскольку предвзятость алгоритмов рассматривается руководителями как один из базовых репутационных рисков: в различных опросах доля таких оценок колеблется в диапазоне 56–85%. Отдельные исследования в Калифорнии указывают, что алгоритмическая предвзятость составляет до 30% случаев репутационного ущерба при неудачах, связанных с использованием искусственного интеллекта, а 85% организаций (по данным «Глобального индекса внедрения искусственного интеллекта» компании «Ай-би-эм») признают, что подобная предвзятость способна привести к серьёзной утрате доверия и репутационным потерям [9; 40; 43; 44; 59; 78; 92; 113]. Институционализация нормативной этики в корпоративном управлении стимулирует рост инвестиций в ответственное

использование искусственного интеллекта. В совокупности это демонстрирует характерный парадокс управленческой трансформации: значительный потенциал искусственного интеллекта сталкивается с организационными барьерами и этическими рисками, что требует интегрированного подхода [19].

Эволюция философских и научных учений показала, что искусственный интеллект формируется на пересечении логики, когнитивных наук и этики, а его понятийно-категориальный аппарат напрямую влияет на современные управленческие подходы. Философские основы позволяют глубже понять природу интеллектуальных процессов, тогда как современные исследования определяют направления развития интерпретируемых и социально ориентированных ИИ-систем [39; 52; 57; 98].

1.2. Методические подходы к интеграции интеллектуальных технологий в процесс формирования и обоснования управленческих решений

Интеграция интеллектуальных технологий в процесс формирования управленческих решений становится основным направлением развития современного менеджмента. Методические подходы, рассматриваемые в данной главе, раскрывают, как технологии анализа больших данных, автоматизации, прогнозных моделей, интеллектуальных систем поддержки решений и кибербезопасности формируют новую архитектуру управленческих процессов [89; 115; 119]. Визуализация взаимосвязей факторов и анализа областей применения ИИ демонстрируют, как алгоритмы трансформируют принятие решений, влияя на эффективность, риски, персонализацию и стратегическое развитие компаний [1; 3; 6; 16; 53].

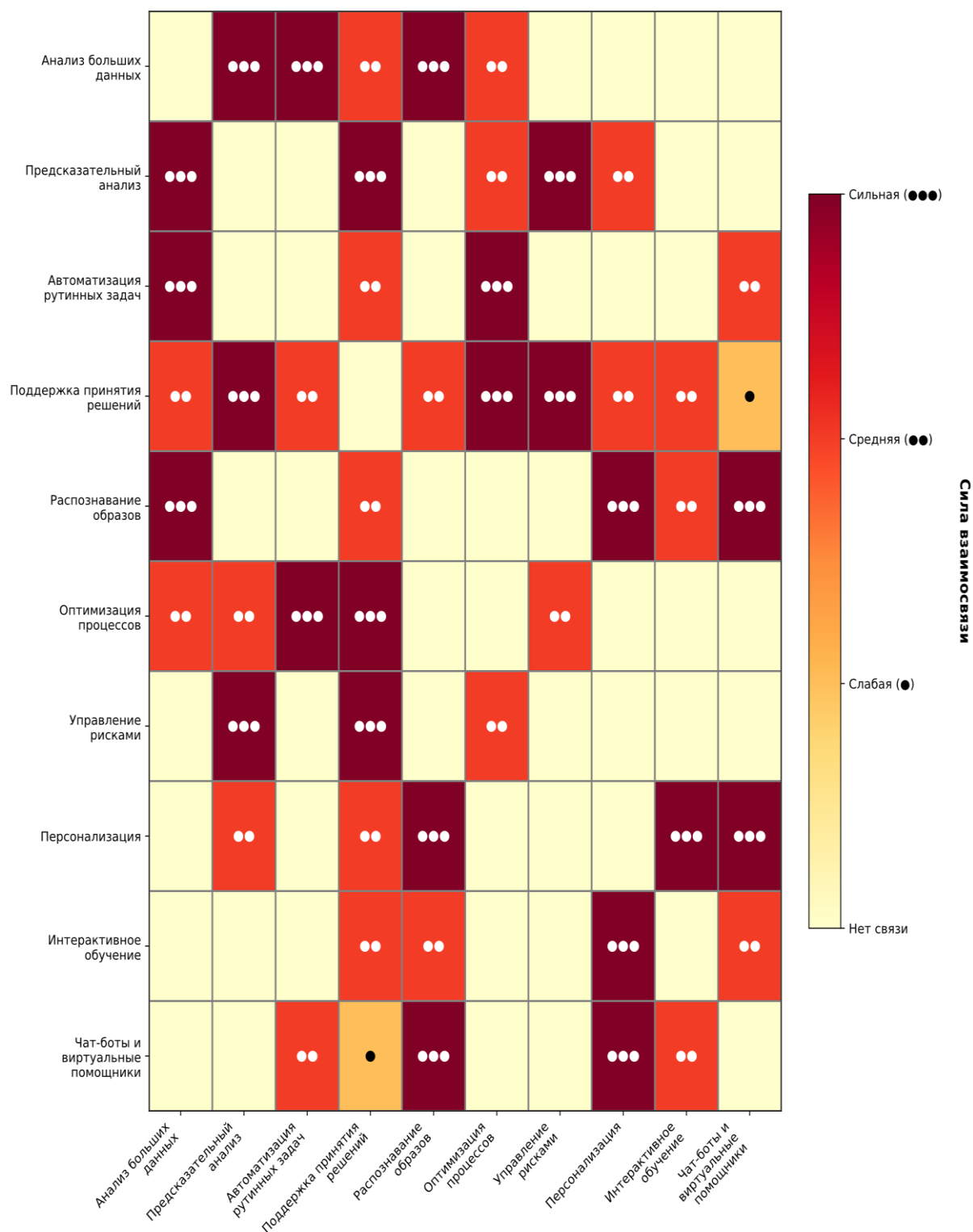


Рисунок 1.3 – Тепловая карта взаимосвязей факторов роли искусственного интеллекта в области принятия решений (составлено автором на основе: [53])

Таблица 1.4 – Систематизация основных областей применения современного искусственного интеллекта и их влияния на процессы принятия управленческих решений в организациях (составлено автором на основе [42])

Область применения ИИ	Технологии	Управленческие процессы, на которые влияет ИИ	Основные эффекты для принятия решений	Риски и ограничения
1. Аналитика больших данных	Машинное обучение, прогнозная аналитика, интеллектуальный анализ данных	Стратегическое планирование, прогнозирование спроса, финансовое моделирование	Повышение точности прогнозов, снижение неопределённости, ускорение анализа	Ошибки в данных, зависимость от качества инфраструктуры, риск смещения алгоритмов
2. Роботизированная и интеллектуальная автоматизация процессов (РАП/ИАП)	Роботизированные программные агенты, интеллектуальная автоматизация, NLP	Оперативное управление, документооборот, операционная эффективность	Сокращение издержек, повышение скорости процессов, минимизация человеческих ошибок	Автоматизация без переосмысления процессов, киберриски
3. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений на основе ИИ	Нейронные сети, экспертные системы, гибридные модели	Тактическое и стратегическое управление, выбор оптимальных решений, оценка рисков	Улучшение качества решений, мультисценарный анализ, оптимизация ресурсов	Чрезмерная зависимость менеджеров от рекомендаций ИИ
4. Индивидуализация процессов управления персоналом на основе ИИ	Кадровая аналитика, рекомендательные модели, компьютерное зрение	Подбор персонала, оценка компетенций, управление вовлечённостью	Снижение субъективности, ускорение кадровых циклов, повышение качества оценки	Этические риски, дискриминация, зависимость от качества данных о сотрудниках
5. Клиентоориентированные ИИ-решения	Чат-боты, рекомендательные	Управление клиентским опытом,	Рост удовлетворённости клиентов, оперативная	Неполнота данных, снижение личного

	системы, анализ тональности	маркетинговые решения, продажи	обратная связь, повышение конверсий	контакта, ошибки восприятия эмоций
6. Логистика и цепи поставок на основе ИИ	Оптимизационные алгоритмы, прогнозирование сроков доставки, цифровые двойники	Управление запасами, маршрутизация, производственное планирование	Снижение затрат, повышение точности маршрутов, минимизация задержек	Ненадёжность данных от внешних контрагентов, уязвимость интернета вещей
7. Финансовые ИИ-модели	Алгоритмический трейдинг, модели оценки кредитоспособности и риска, выявление мошеннических операций	Бюджетирование, управление рисками, финансовый контроль	Уменьшение финансовых потерь, улучшенная оценка рисков, автоматизация отчётности	Ошибки моделей, волатильность данных, регуляторные ограничения
8. Интеллектуальные производственные системы (Индустрия 4.0)	Интернет вещей (IoT), цифровые двойники, автономные роботы	Управление производством, качество продукции, техническое обслуживание	Снижение издержек, повышение качества, прогнозное обслуживание оборудования	Уязвимость сетей, высокая стоимость внедрения
9. Управление знаниями и организационное обучение	Семантические системы ИИ, системы извлечения знаний, генеративные модели	Корпоративное обучение, накопление организационной памяти	Повышение качества управления знаниями, ускоренная адаптация сотрудников	Неверная интерпретация данных, утечка конфиденциальных знаний
10. Кибербезопасность на основе ИИ	Поведенческие модели, обнаружение аномалий, автоматическое реагирование	Информационная безопасность, управление операционными рисками	Снижение числа кибератак, ускорение обнаружения угроз	Риск ложных срабатываний, высокая стоимость систем

Диаграмма (рисунок 1.3) визуализирует силу и направление взаимосвязей между десятью основными факторами применения искусственного интеллекта в процессах принятия решений, где интенсивность цвета (от желтого к темно-красному) отражает степень влияния одного фактора на другой – от умеренной до очень сильной взаимосвязи, демонстрируя, что анализ больших данных является базовой основой для предсказательного анализа, автоматизации и распознавания образов, которые в свою очередь обеспечивают поддержку принятия решений, оптимизацию процессов, управление рисками и персонализацию пользовательского опыта через чат-боты и интерактивное обучение [85; 102; 118].

В таблице 1.4 подробно проанализированы основные области применения современного искусственного интеллекта влияющие на область принятия управленческих решений, включая их сущностное описание, их преимущества и недостатки, а также возможные перспективы будущего развития [55; 104].

Рассмотрим основной фактор искусственного интеллекта, влияющий на процесс и эффективность принятия решений в организациях: поддержка принятия решений (см. таблицу 1.4). Поддержка принятия решений с помощью искусственного интеллекта обладает преимуществом повышения эффективности принятия решений [45; 68; 74; 79; 80; 110].

Повышение эффективности решений с помощью искусственного интеллекта основано на обработке и анализе большого объема цифровых данных, а также на выявлении в ходе анализа данных ценных аналитических выводов и тенденций, которые позволяют принимать более обоснованные решения, в более короткий срок [72; 73]. Кроме этого, преимуществом поддержки принятия решений является минимизация человеческих ошибок, что ведет к более объективному анализу и в результате к более надежным и точным решениям, с учетом адаптации к специфике конкретного пользователя или организации [31; 120].

Таблица 1.5 – Систематизация бизнес-целей ИИ и их влияния на развитие управленческих функций (составлено автором на основе: [14])

Бизнес-цель применения ИИ	Описание цели	Управленческие функции	Влияние на развитие функций	Эффекты для организации
Оптимизация издержек	Снижение затрат на операции, автоматизация рутинных процессов	Операционное управление, контроль, бюджетирование	Усиление роли аналитической функции; переход к управлению на основе данных	Снижение операционных расходов, рост маржинальности
Повышение эффективности процессов	Ускорение бизнес-процессов через автоматизацию и интеллектуальную аналитику	Планирование, организация, координация	Формирование гибких структур управления, внедрение цифровых ключевых показателей эффективности (КПЭ)	Рост производительности, сокращение времени циклов
Улучшение качества управленческих решений	Использование аналитики, прогнозирования и мультисценарных моделей	Принятие решений, стратегическое управление	Сдвиг к прогнозному управлению, повышение роли стратегической аналитики	Более точные решения, снижение рисков
Персонализация клиентского взаимодействия	Индивидуальные рекомендации и адаптация опыта клиента	Маркетинг, управление продажами	Развитие анализа клиентского опыта, внедрение поведенческих моделей	Рост лояльности клиентов, увеличение конверсии
Развитие инновационности и создания новых продуктов	Генерация идей, моделирование, выявление новых тенденций	Инновационный менеджмент, НИОКР	Формирование цифровых лабораторий, внедрение гибких методологий	Более быстрый вывод продуктов на рынок, рост конкурентоспособности

Управление рисками и обеспечение безопасности	Автоматизированный мониторинг угроз, оценка рисков, выявление и контроль мошеннических операций	Управление рисками, корпоративное управление	Переход к непрерывному мониторингу рисков, усиление функций информационной безопасности	Снижение угроз, минимизация потерь
Повышение качества управления персоналом	Кадровая аналитика, прогнозирование текучести, подбор по компетенциям	Управление персоналом, развитие персонала	Формирование цифровой функции управления персоналом, переход к управлению персоналом на основе данных	Рост вовлечённости, сокращение текучести, повышение качества найма
Масштабирование бизнеса	Автоматизация основных функций, снижение зависимости от человеческого фактора	Стратегическое управление, операционный менеджмент	Создание адаптивной структуры управления, усиление роли автоматизированных систем	Возможность быстрого роста без пропорционального увеличения затрат
Повышение прозрачности и управляемости процессов	Мониторинг, отслеживание показателей в реальном времени	Контроль, аудит, координация	Развитие системы оперативного контроля и цифровой отчетности	Снижение ошибок, повышение управляемости
Ускорение трансформации бизнес-модели	Переход к новым цифровым форматам, многоканальное взаимодействие, платформенные решения	Стратегическое управление, организационное развитие	Формирование цифровой корпорации, внедрение платформенного менеджмента	Создание новых источников прибыли, выход на новые рынки

Однако при этом надо иметь в виду зависимость поддержки принятия решений при помощи искусственного интеллекта от качества поступающих начальных данных. Неполнота начальных данных для анализа с помощью алгоритмов искусственного интеллекта может сильно повлиять на точность получаемого решения [61]. При разработке сложных алгоритмов глубокого обучения искусственного интеллекта может возникнуть проблематика интерпретации принятых решений [75; 76].

В таблице 1.5 подробно проанализированы основные бизнес-цели искусственного интеллекта.

Одним из основных факторов искусственного интеллекта, влияющих на развитие области менеджмента является управление рисками. Управление рисками при помощи искусственного интеллекта включает в себя также возможность проактивного выявления рисков. Проактивное выявление рисков дает возможность организации заранее принимать меры для предотвращения потенциальных потерь [32].

Интеллектуальные технологии радикально усиливают качество управленческих решений, обеспечивая точный анализ данных и снижение рисков, однако эффективность их применения зависит от качества данных и готовности организации к цифровой трансформации [41; 51; 66; 77; 83; 100; 112]. В совокупности методы ИИ формируют новую управленческую логику, в которой решения принимаются быстрее, обоснованнее и с учётом многосценарного развития событий [47; 107; 108].

На рисунке 1.4 представлена диаграмма, показывающая взаимосвязи между различными бизнес-целями искусственного интеллекта.

Таблица 1.6 систематизирует методические подходы к интеграции искусственного интеллекта в процесс формирования и обоснования управленческих решений.

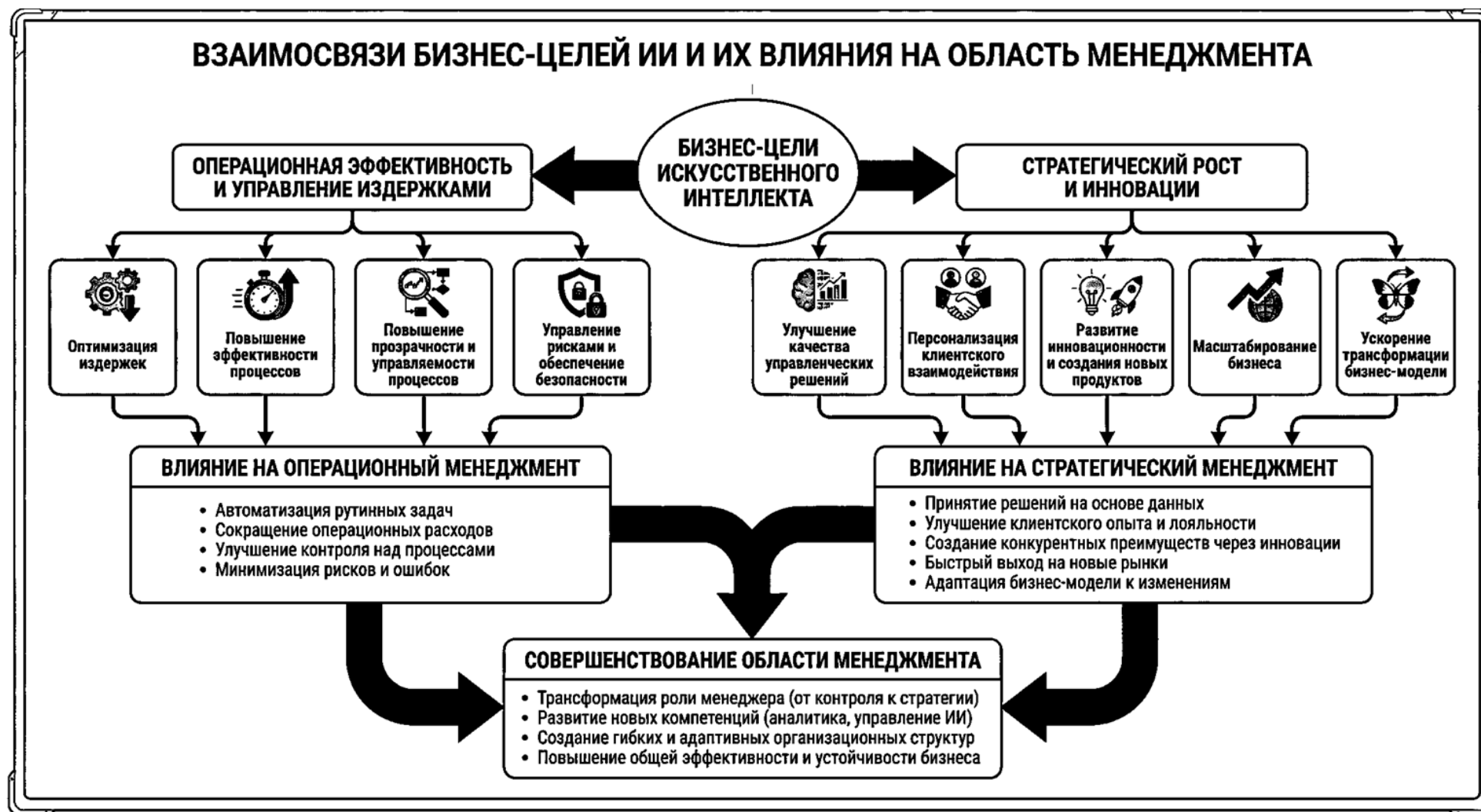


Рисунок 1.4 – Влияние ИИ на управленческие функции (разработано автором на основе [53])

Таблица 1.6 – Методические подходы к интеграции искусственного интеллекта в процесс управленческих решений (разработано автором на основе [77])

Методологический подход	Научно-методическая характеристика	Функциональная роль ИИ	Обоснование фактора	Этапы процесса принятия управленческого решения	Методические ограничения
Системный подход	Рассматривает организацию как целостную социально-экономическую систему, включающую взаимосвязанные процессы, ресурсы, субъектов управления и факторы внешней среды	Обеспечивает комплексный анализ взаимосвязей, выявление системных эффектов и оценку последствий управленческих воздействий	Обоснован тем, что внедрение ИИ влияет не на отдельную функцию, а на всю управленческую систему: структуру данных, процессы, роли сотрудников, коммуникации и механизмы контроля	Анализ внешней и внутренней среды, выявление причинно-следственных связей, стратегический выбор	Высокая сложность моделирования, зависимость результатов от полноты и качества исходных данных
Процессный подход	Интерпретирует управленческое решение как последовательность взаимосвязанных этапов, встроенных в бизнес-процессы организации	Автоматизирует отдельные стадии принятия решений, поддерживает сбор, обработку и интерпретацию информации	Значим, поскольку ИИ дает наибольший эффект при встраивании в конкретные управленческие процессы, а не при изолированном применении отдельных цифровых инструментов	Сбор данных, формирование альтернатив, выбор решения, контроль исполнения	Риск фрагментарной цифровизации без предварительного анализа и реинжиниринга процессов

Подход, основанный на данных	Основывается на принятии решений с использованием объективных данных, аналитических моделей и количественных методов оценки	Реализует машинное обучение, прогнозную аналитику, выявление закономерностей и построение прогнозов	Обоснован ростом объема управленческих данных и необходимостью перехода от интуитивных решений к аналитически подтвержденным выводам	Информационный анализ, прогнозирование, оценка альтернатив, обоснование выбора	Возможность алгоритмического смещения, низкое качество данных, ограниченная интерпретируемость моделей
Когнитивный подход	Учитывает ограниченную рациональность менеджеров, когнитивные искажения и особенности восприятия управленческой информации	Снижает информационную перегрузку, формирует рекомендации, визуализирует альтернативы и последствия решений	Необходим, так как управленческие решения принимаются в условиях дефицита времени, неопределенности и ограниченных когнитивных ресурсов менеджера	Оценка альтернатив, интерпретация данных, снижение неопределенности и когнитивных искажений	Риск чрезмерной зависимости менеджера от рекомендаций ИИ и ослабления критического мышления
Риск-ориентированный подход	Направлен на выявление, оценку и минимизацию управленческих рисков в условиях неопределенности и нестабильности среды	Обеспечивает проактивный мониторинг рисков, сценарное моделирование и раннее выявление отклонений	Обоснован тем, что ИИ позволяет заранее обнаруживать слабые сигналы, прогнозировать вероятность неблагоприятных событий и оценивать последствия	Идентификация рисков, оценка вероятности и последствий, выбор устойчивого решения	Зависимость от корректности сценарных предпосылок, параметров модели и полноты риск-данных

			альтернативных решений		
Адаптивный подход	Ориентирован на гибкое реагирование организации на изменения внешней и внутренней среды	Поддерживает непрерывное обновление моделей, самообучение алгоритмов и корректировку управленческих решений	Значим в условиях высокой динамики рынка, когда управленческие решения требуют постоянного пересмотра на основе новых данных и обратной связи	Оперативное принятие решений, мониторинг обратной связи, корректировка действий	Высокие требования к цифровой зрелости, качеству данных и готовности персонала к изменениям
Гибридный человеко-ориентированный подход	Сочетает экспертные знания менеджера, институциональный контекст и аналитические возможности ИИ	Выполняет функцию интеллектуального советника, сохраняя за человеком контроль, интерпретацию и ответственность	Обоснован необходимостью сохранения управленческой ответственности за человеком, поскольку ИИ не учитывает в полном объеме ценностные, этические, социальные и институциональные аспекты решений	Поддержка выбора, экспертная интерпретация результатов, контроль последствий решения	Необходимость четкого распределения ответственности между человеком и интеллектуальной системой

1.3. Обоснование использования искусственного интеллекта в системе принятия управленческих решений

Современные нейронные сети представляют собой технологический фундамент автоматизации управленческих решений, поскольку каждая архитектура решает уникальные задачи анализа данных, прогнозирования и интерпретации сложных зависимостей.

Их применение обеспечивает организациям возможность оперативно обрабатывать большие массивы информации, выявлять скрытые закономерности и формировать более точные и адаптивные управленческие решения в условиях динамичной и высоко неопределённой экономики.

Нейронная сеть состоит из нескольких слоев нейронов, чаще всего она используется для решения задач классификации данных и регрессионного анализа. Она легко обучается на сложных нелинейных зависимостях между данными и тем самым она очень полезна в автоматизированных системах управления для проведения для анализа данных и проведения прогнозирования на этой основе [65; 109].

Сверточная нейронная сеть характеризуется хорошей совместимостью и результатами при обработке таких визуальных данных как фотографии и видео файлы. Хорошо интерпретирует такие данные как графики, графические зависимости, что важно в контексте использования автоматизированной системы управления при получении и обработки такого типа поступающих внешних экономических данных [60]. Рекуррентная нейронная сеть характеризуется хорошей обработкой последовательно поступающих данных, например временные ряды данных, текстовые данные. Таким образом при анализе финансовых и рыночных данных, имеющих временную составляющую или тестовых материалов данная нейронная сеть имеет преимущество в скорости и качестве обработки данных [33; 36].



Рисунок 1.5 – Основные типы архитектуры нейронных сетей, используемых при построении автоматизированной системы принятия управленческих решений (составлено автором на основе: [2])

Сеть с долгой краткосрочной памятью решает проблему затухающего градиента, характерную для стандартных рекуррентных сетей. Глубокое обучение представляет собой не отдельную архитектуру, а парадигму обучения нейронных сетей с большим числом скрытых слоёв. Она применима к перечисленным выше архитектурам и позволяет автоматически выявлять иерархические признаки в данных. Отдельно следует отметить архитектуру трансформеров, основанную на механизме самовнимания, которая с 2017 года стала доминирующей в обработке естественного языка и лежит в основе современных больших языковых моделей (LLM), упоминаемых в разделе 1.1 [49; 114].

Таким образом, внедрение автоматизированной системы принятия управленческих решений с использованием нейронных сетей чрезвычайно актуально в современных реалиях динамически неустойчивой и плохо прогнозируемой экономики. Построение автоматизированной системы принятия управленческих решений включает следующие этапы: определение целей и задач, сбор и анализ данных, разработка модели принятия решений, валидация модели, интеграция с бизнес-процессами, обучение персонала, опытно-промышленное внедрение, анализ результатов и оптимизация, тиражирование, непрерывный мониторинг и обновление. Основные типы архитектуры нейронных сетей, используемых при построении автоматизированной системы принятия управленческих решений, следующие: многослойные перцептроны, сверточные нейронные сети, рекуррентные нейронные сети, сети с долгой краткосрочной памятью, искусственные нейронные сети на основе глубокого обучения [117].

Перспектива частичной или даже полной автоматизации принятия управленческих решений в организации с использованием искусственных нейронных сетей все больше утверждается в научном сообществе с постоянным возрастанием объёмов, поступающих внешних и внутренних данных. Нейронная сеть способна очень быстро проводить первичную обработку и подготовку данных, проводить структурирование и анализ

подготовленных данных и далее выявлять необходимые тенденции и скрытые зависимости в данных, необходимые для принятия эффективных управленческих решений [101].

Рассмотрим основные этапы при разработке автоматизированной системы принятия решений с использованием нейронных сетей.

Вначале необходимо определить цели и задачи, которые будет решать автоматизированная система принятия управленческих решений. Например, основной задачей может быть повышение эффективности организации, либо этой задачей является минимизация затрат в деятельности организации, также первоочередной задачей может быть ускорение процедуры принятия управленческих решений чтобы гибко и адаптивно следовать изменяющимся экономическим и рыночным тенденциям (что особенно важно для чувствительных к таким изменениям экономических областей).

Этапы разработки и внедрения автоматизированной системы принятия управленческих решений



Рисунок 1.6 – Основные этапы разработки и внедрения автоматизированной системы принятия управленческих решений с использованием нейронных сетей (составлено автором на основе: [4])

На втором этапе разработки автоматизированной системы принятия управленческих решений, необходимо организовать систему сбора нужных для принятия решений данных. Это может включать большую серию исторических данных, текущих данных, прогнозных данных из разных источников, а также данные, соответствующие задачам автоматизированной системы. Данный этап также включает обработку данных разных форматов и приведение их к стандарту, нормализацию и категоризацию данных, очистку данных от выбросов, нулей и артефактов.

На следующем этапе проводится разработка самой модели принятия управленческих решений с использованием технологии нейронных сетей. Данная разработка модели включает в себя выбор архитектуры нейронной сети, которая напрямую зависит от поставленной задачи и характера анализируемых данных (их объема, типа и структуры). Выбор модели также влияет на будущий процесс внедрения модели в организационные процессы, масштабируемость модели, устойчивость и точность модели и скорость анализа входных данных.

На четвертом этапе проводится обучение выбранной модели на исходных данных. В процессе обучения подбираются различные параметры нейронной сети, чтобы обеспечить сходимость алгоритма и минимизировать ошибку обучения (такие как: количество скрытых слоев нейронной сети, количество нейронов в каждом слое, алгоритм сходимости и обучения сети и т.д.). При этом надо контролировать процесс обучения, чтобы не переобучить нейронную сеть, которая тогда теряет точность и эффективность прогнозирования. Далее происходит валидация и тестирование модели на входных (исторических) данных, не участвовавших в первоначальном обучении модели. По результатам валидации и тестирования принимается решение о переобучении нейронной сети если точность валидации и тестирования выходит за заданный порог. В результате нескольких итераций переобучения, валидации и тестирования получаем рабочую нейронную сеть, отвечающую требованиям точности и стабильности сходимости.

На следующем этапе разработки автоматизированной системы принятия управленческих решений в организации проводится интеграция разработанной и обученной нейронной сети с бизнес-процессами организации. Это включает интеграцию и подключение нейронной сети к системам учета в организации, к системе управления взаимоотношения с клиентами, а также к системе управления и планирования ресурсами организации и т.д. То есть реализуется синхронизация и обмен данными разработанной нейронной сети с необходимыми бизнес-процессами деятельности различных подразделений организации. Данная интеграция имеет важнейшее значение так как обеспечивает непосредственную коммуникацию нейронной сети и обратно с процессами деятельности организации и от корректности и оптимальности такой интеграции зависит эффективности работы всей автоматизированной системы принятия управленческих решений [24].

Далее проводится обучение сотрудников организации работе и обращению с новой системой принятия управленческих решений. Необходимо на данном этапе сделать прозрачным для сотрудников организации алгоритм работы данной системы управления, определить градацию входных и выходных сигналов системы, режим ее работы в различных ситуациях, механизм реагирования и обратной связи. Наладить механизм корректировки и дополнения системы с учетом постоянной обратной связи. Также определить иерархию управления данной системой и разграничение ответственности. Прозрачное понимание функциональных возможностей работы и управления данной системой на всех уровнях организации является залогом успешного внедрения работы автоматизированной системы принятия управленческих решений [26; 34; 94; 99; 105].

На следующем этапе реализуется опытно-промышленное внедрение автоматизированной системы принятия управленческих решений. Внедрение осуществляется на ограниченном сегменте деятельности организации,

например, только в одном отделе организации. Данная процедура необходима для более удобной отладки системы в режиме реальной деятельности организации. Пилотное внедрение также реализуется в поэтапные проверки работоспособности (пошаговой проверки) системы в различных отделах и структурах организации, после этого данные о параметрах ее работы в этих сегментах собираются для последующего анализа.

Далее после некоторого времени работы системы в опытном режиме, в разных отделах организации, и накопления данных об ее работе, проводится анализ эффективности работы системы и как результат доработка и оптимизация системы под действующую организационную структуру и бизнес-процессы организации. На данном этапе важна тонкая калибровка, адаптация автоматизированной системы под уникальные особенности и задачи организации, учитывающие персонализацию и особенности руководителей и сотрудников организации [23].

На данном этапе проводится тиражирование успешной опытной версии системы на все отделы и подразделения организации. После проведения тиражирования автоматизированная система принятия управленческих решений полностью внедряется в реальную деятельность организации, в необходимом ее бизнес-процессе. После тиражирования успешной опытной системы важно выполнить настройку и корректировку всей системы, чтобы обеспечить плавную интеграцию для разных отделов и структур организации. Данный этап характеризует финальный шаг внедрения в деятельность автоматизированной системы управления при помощи нейронных сетей.

Необходимо проводить мониторинг и обновление начальных данных, и функциональных возможностей для обеспечения ее адаптации к изменяющимся рыночным тенденциям и условиям развития бизнеса. Постоянный мониторинг внешней и внутренней среды организации – это основной момент в работе всей автоматизированной системы принятия управленческих решений, так как именно в постоянном мониторинге входных данных организации и своевременном внедрении обновлений системы и

заключается критический фактор успеха. В этом заключается сам смысл внедрения и функционирования автоматизированной системы управления организацией, что особенно важно в современных динамически развивающихся, плохо прогнозируемых экономических условиях.

Представленная на рисунке 1.6 схема отражает классическую логику построения автоматизированной системы принятия управленческих решений, в которой шесть последовательных этапов, начиная от определения проблемы и подготовки данных до проектирования сети, обучения модели, её тестирования, валидации и последующей эксплуатации, описывают преимущественно операционно-процедурный жизненный цикл нейросетевого решения. Подобный подход раскрывает технический контур разработки и внедрения интеллектуальной системы, однако оставляет за пределами анализа концептуально-методические основания, определяющие качественную трансформацию самой природы управленческих решений в условиях цифровой экономики и встраивания искусственного интеллекта в управленческую деятельность организации.

В рамках настоящего исследования данное методологическое ограничение преодолевается путём перехода от процессно-инженерной модели (рисунок 1.6) к системно-организационной модели представления управленческих решений (таблица 1.7 и рисунок 1.7). Акцент смещается с описания технических стадий жизненного цикла системы на содержательное раскрытие компонентов, формирующих новое качество управленческого решения. Если рисунок 1.6 отвечает на вопрос: как технически построить и внедрить автоматизированную систему на нейронных сетях, то таблица 1.7 и рисунок 1.7 раскрывают вопрос: что концептуально представляет собой управленческое решение, формируемое и реализуемое в условиях интеграции методов искусственного интеллекта.

Данный переход опирается на авторскую гипотезу о том, что внедрение ИИ в управление организацией не сводится к автоматизации отдельных управленческих процедур, а порождает управленческую парадигму, в которой

одновременно трансформируются три взаимосвязанных элемента системы принятия решений: (1) сам объект: управленческое решение приобретает признаки цифрового адаптивного решения, способного к самообновлению в режиме реального времени на основе анализа больших данных; (2) среда: формируется интеллектуальная интеграционная инфраструктура, объединяющая источники данных, аналитические модели и ИИ-сервисы в единый когнитивно-аналитический контур; (3) метод анализа: складывается гибридная когнитивно-цифровая модель, обеспечивающая совместную работу управленческого мышления и алгоритмических возможностей искусственного интеллекта [90].

Таким образом, классические этапы разработки и внедрения автоматизированной системы принятия управленческих решений, отражённые на рисунке 1.6, выступают технологическим базисом, а раскрываемые в таблице 1 компоненты образуют концептуальную надстройку, определяющую сущностные отличия цифровых адаптивных управленческих решений от классического управленческого решения в традиционной парадигме.

В таблице 1.7 показано содержание и место основных компонентов и понятийных отличий системы принятия цифровых адаптивных управленческих решений на основе искусственного интеллекта.

Таблица 1.7 – Основные компоненты и понятийные отличия системы принятия цифровых адаптивных управленческих решений на основе искусственного интеллекта (разработано автором на основе [53])

Компоненты принятия управленческих решений	Содержание	Роль в системе управленческих решений	Отличие от существующих понятий
Цифровое адаптивное управленческое решение	Решение, формируемое на основе анализа больших данных и алгоритмов ИИ, способное адаптироваться к	Выступает главным объектом исследования; обеспечивает баланс между автоматизацией и	В отличие от классического «управленческого решения», которое является фиксированным выбором альтернатив,

	изменению внешних и внутренних факторов организации в режиме реального времени	управленческой ответственностью	данное понятие отражает динамичность и способность к самообновлению на основе цифровых данных
Интеллектуальная интеграционная среда управления	Совокупность инструментов, платформ и методик, объединяющих различные источники данных, аналитические модели и ИИ-сервисы для поддержки принятия решений	Создаёт условия для формирования более точных, обоснованных и комплексных управленческих решений	В отличие от традиционной «информационной системы управления», не ограничивается хранением и обработкой данных, а включает когнитивные и прогнозные возможности ИИ
Гибридная когнитивно-цифровая модель анализа решений	Теоретическая конструкция, объединяющая когнитивные процессы управленцев и алгоритмические возможности ИИ для интерпретации сложных управленческих ситуаций	Определяет роль управленческих решений как результата совместной работы человека и ИИ, где ИИ расширяет когнитивные возможности менеджера	В отличие от классических «когнитивных моделей управления», ориентированных только на человеческое мышление, интегрирует цифровые алгоритмы и позволяет снижать когнитивные искажения при выборе решений

Схема, представленная на рисунке 1.7, демонстрирует системные связи между тремя компонентами принятия управленческих решений, которые усиливают теоретическую основу применения искусственного интеллекта при принятии управленческих решений: цифровое адаптивное управленческое решение трансформирует объект управления через динамическую адаптацию, интеллектуальная интеграционная среда управления создаёт инфраструктурные условия для комплексной поддержки принятия решений, а гибридная когнитивно-цифровая модель анализа обеспечивает методологическую интеграцию человеческого и искусственного интеллекта.

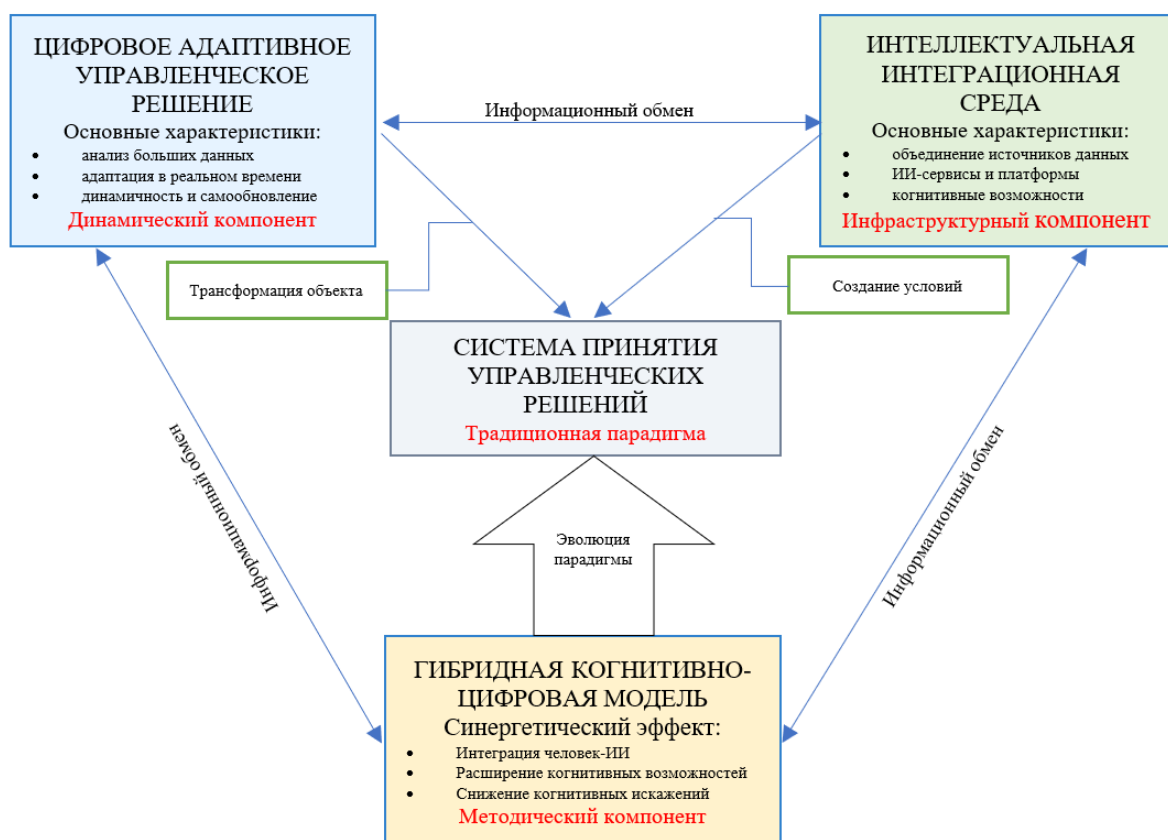


Рисунок 1.7 – Компонентный состав системы принятия управленческих решений в организации с использованием методов искусственного интеллекта (разработано автором)

Нейронные сети различных архитектур формируют технологическую основу автоматизации управленческих решений, позволяя анализировать сложные данные, прогнозировать динамику и повышать точность выбора управленческих действий. Их внедрение обеспечивает организациям гибкость, скорость реакции и устойчивость в условиях постоянных изменений, при этом требуя качественных данных, корректной настройки моделей и непрерывного мониторинга.

Выводы по Главе 1

Проведённый теоретико-методологический анализ позволил установить, что искусственный интеллект трансформирует систему принятия управленческих решений в организациях на всех уровнях – стратегическом,

тактическом и операционном. Выявлено, что ИИ-ориентированные подходы превосходят традиционные по скорости обработки информации, точности прогнозирования и способности работать в условиях высокой неопределённости, однако имеют существенные ограничения в части интерпретируемости, этичности и зависимости от качества данных.

Эволюция философских и научных учений продемонстрировала, что искусственный интеллект формировался как междисциплинарная область, опирающаяся на логику, когнитивные науки, лингвистику, феноменологию и социальные теории, что определило многомерность его понятийного аппарата и позволило интегрировать ИИ в систему современного менеджмента как инструмент повышения эффективности, стратегической адаптивности и обоснованности управленческих решений. Анализ представленных философских школ и современных исследователей показал, что в развитии ИИ сосуществуют логико-семантические, когнитивные, этические и социальные основания, формируя концептуальный фундамент развития интерпретируемых, этичных и гибридных интеллектуальных систем.

Методологический анализ продемонстрировал, что внедрение интеллектуальных технологий радикально трансформирует управленческие процессы, создавая новую архитектуру принятия решений. Анализ взаимосвязей факторов и областей применения ИИ показал, что эффективность интеграции ИИ зависит от качества данных, уровня автоматизации, цифровой зрелости организации и способности менеджеров использовать синергетический эффект взаимодействия «человек + алгоритм». При этом риски смещения моделей, зависимость от качества данных и недостаточная интерпретируемость алгоритмов формируют методические ограничения, определяющие перспективы развития интеллектуальных решений, в том числе через переход к квантовым вычислениям и автономным системам управления рисками.

Проведённый анализ показал, что современные архитектуры нейронных сетей, многослойные перцептроны, сверточные и рекуррентные сети, сети с

долгой краткосрочной памятью и глубокие обучающие системы, образуют технологическую основу автоматизированных систем принятия решений, обеспечивая возможность обработки больших данных, выявления скрытых закономерностей и формирования точных, адаптивных и многоуровневых управленческих решений. Использование таких моделей позволяет организациям повысить гибкость, скорость реагирования, стратегическую устойчивость и точность прогнозирования в условиях высокой неопределенности. Вместе с тем нейросетевые решения предъявляют повышенные требования к качеству данных, интерпретируемости моделей и компетентности персонала, что делает особенно важными этапы валидации, интеграции с бизнес-процессами и непрерывного мониторинга. Разработанная системная структура компонентов решений демонстрирует, что цифровые адаптивные решения, интеграционные среды управления и гибридные когнитивно-цифровые модели формируют новую управленческую парадигму, в которой ИИ становится активным участником процесса принятия решений, расширяя когнитивные способности управленцев и обеспечивая более прогнозный, измеряемый и устойчивый характер управленческого цикла.

ГЛАВА 2. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ В МЕНЕДЖМЕНТЕ: ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ, РИСКИ И НАПРАВЛЕНИЯ РАЗВИТИЯ

2.1. Критериальная база оценки эффективности методов искусственного интеллекта в управлении организациями

Эффективность применения методов искусственного интеллекта в управлении организациями напрямую зависит от корректного выбора критериев, позволяющих объективно оценить возможности алгоритмов при решении разнообразных экономических задач. В условиях ускоряющейся цифровизации и роста объёмов данных возрастает необходимость сопоставления методов ИИ по единой системе показателей, отражающих их точность, производительность, надёжность, масштабируемость и другие свойства. В рамках данного раздела формируется критериальная база оценки, позволяющая систематизировать преимущества и ограничения различных методов искусственного интеллекта и обеспечить обоснованный выбор алгоритмов для конкретных управленческих решений [75; 76; 80].

В современных экономических условиях возрастает роль инструментов и методов, основанных на новейших достижениях в сфере математических методов анализа и интерпретации данных, включая методы искусственного интеллекта. При этом возрастает потребность в понимании эффективности данных методов, а также в выборе критериев эффективности принятия управленческих решений с использованием того или иного математического метода, в зависимости от типа и свойств решаемой экономической задачи [74; 96; 106].

В современной экономике при бурном развитии и внедрении цифровых технологий в деятельность организации, также возрастает роль современных инструментов и методов обработки и анализа данных. При этом большую популярность имеют методы искусственного интеллекта за счет своих преимуществ в быстрой обработке и анализе больших объемов поступающих

данных, и в нахождении скрытых закономерностей и тенденций в поведении данных. Исходя из вышеизложенного, важным фактором при выборе того или иного метода анализа данных выступает нахождение правильного критерия эффективности принятия управленческих решений и расчет величины эффективности метода для решения поставленной задачи [60; 82; 116].

Рассмотрим восемь основных (традиционных) критериев эффективности принятия управленческих решений, их применимости к современным методам искусственного интеллекта, а именно следующие критерии: точность, производительность, надежность, масштабируемость, устойчивость, сложность, гибкость и стоимость. Проанализируем основные свойства данных критериев эффективности.

Критерий «точность» для оценки эффективности математических методов, в общем случае основан на подсчёте доли правильно классифицированных случаев в зависимости от общего количества случаев. Критерий «производительность» оценивает скорость выполнения или обработки данных, измеряется в операциях в секунду или времени обработки на единицу данных. Также данный критерий может зависеть от спецификации задач включая такие параметры как время обработки и количество обработанных элементов в единицу времени. Критерий оценки эффективности надежность характеризует способность метода давать согласованные результаты при повторных испытаниях или различных условиях задачи, то есть характеризует стабильность результатов метода. Критерий масштабируемость анализирует способность метода эффективно обрабатывать все возрастающие объемы данных.

Критерий оценки эффективности устойчивость оценивает способность метода справляться с ошибками и непредвиденными условиями во входных данных. Критерий сложность позволяет оценить уровень сложности используемого алгоритма или вычислительной задачи. Он может включать оценку количества параметров или сложность логики экспертной системы. Следующий критерий оценки эффективности гибкость показывает

способность метода адаптироваться к различным новым условиям, задачам или требованиям. Заключительным критерием оценки эффективности методов является стоимость, который характеризует объем ресурсов необходимый для реализации метода.

Рассмотрим теперь шесть методов искусственного интеллекта в контексте оценки их эффективности принятия управленческих решений: машинное обучение, глубокое обучение, обработка естественного языка экспертные системы, кластеризация и анализ данных, искусственные нейронные сети.

Рассмотрим основные характеристики данных методов:

- машинное обучение использует математические алгоритмы для анализа данных и выявления закономерностей их поведения;
- метод глубокого обучения – это подкласс методов машинного обучения, использующий сложным образом организованные нейронные сети для обучения данных (включая алгоритмы: свёрточные нейронные сети (CNN), рекуррентные нейронные сети (RNN));
- метод обработки естественного языка (NLP) анализирует и настраивает точное взаимодействие между компьютерами и человеческим языком (основан на алгоритмах: BERT, GPT, LSTM, Word2Vec);
- экспертные системы – являются компьютерными системами, имитирующими процесс принятия решений экспертом, либо экспертной группой (основаны на базах знаний, продукционных системах и методах нечеткой логики);
- методы кластеризации и анализа данных используют механизм разделения данных на группы (кластеры), по принципу схожести тех или иных параметров или признаков в рамках группы (включая алгоритмы: K-means, иерархическая кластеризация и DBSCAN);
- искусственные нейронные сети в основе своей направлены на имитацию работы человеческого мозга для обработки и анализа данных

и создания соответствующих моделей (например, используются алгоритмы: перцептрон, многослойный перцептрон и сети прямого распространения) [76].

При выборе одного из методов анализа данных из описанных выше необходимо руководствоваться видом решаемой задачи и типом начальных (входных) данных. К примеру, метод машинного обучения хорошо решает задачи классификации и регрессии, в тоже время метод глубокого обучения эффективно справляется с таким типом данных как изображения и хорошо работает с последовательностями данных. Метод обработки естественного языка сфокусирован на обработке и анализе всех особенностей человеческого языка, а экспертные системы используются для имитации решений, принимаемых человеком-экспертом в узкой профессиональной области. Метод кластеризации помогает выявить необходимые группы или кластеры в данных, в то время как метод искусственных нейронных сетей имеет очень широкую область применения от распознавания образов до прогнозирования временных рядов [29; 35; 49; 58].

В рамках данного исследования выполнен анализ представленных выше методов искусственного интеллекта и проведена оценка их по восьми критериям эффективности, по трёхбалльной шкале: низкая, средняя, высокая (см. таблицу 2.1).

Таблица 2.1 – Оценка эффективности принятия управленческих решений по основным (традиционным) критериям оценки методов искусственного интеллекта (составлено автором на основе [76])

Методы ИИ/ Критерии	Машинное обучение	Глубокое обучение	NLP	Экспертны е системы	Кластериза ция и анализ данных	Искусствен ные нейронные сети
Точность	Высокая	Высокая	Высокая	Средняя	Средняя	Высокая
Производительность	Средняя	Высокая	Средняя	Низкая	Высокая	Высокая

Надежность	Высокая	Средняя	Средняя	Высокая	Средняя	Средняя
Масштабируемость	Высокая	Высокая	Средняя	Низкая	Высокая	Высокая
Устойчивость	Средняя	Средняя	Средняя	Высокая	Средняя	Средняя
Сложность	Средняя	Высокая	Высокая	Высокая	Средняя	Высокая
Гибкость	Высокая	Средняя	Высокая	Низкая	Высокая	Средняя
Стоимость	Средняя	Высокая	Средняя	Низкая	Средняя	Высокая

Из анализа таблицы 2.1 следует, что все методы искусственного интеллекта имеют потенциально высокую точность, хотя это может варьироваться в зависимости от конкретной задачи и качества начальных данных. Методы глубокого обучения и кластеризации обычно требуют использования значительных вычислительных ресурсов, но при этом обеспечивают высокую производительность. Методы экспертных систем очень надежны в своей специализированной (узкой) области. Методы глубокого обучения и искусственные нейронные сети хорошо масштабируются с увеличением объема входных данных. Их устойчивость к ошибкам и непредвиденным начальным условиям варьируется в зависимости от применяемого метода и его конкретной реализации. Методы глубокого обучения и искусственные нейронные сети обладают более высокой сложностью своей организации своей структуры [33; 56; 109].

Таблица 2.2 – Сравнительно-аналитическая характеристика методов искусственного интеллекта по наиболее распространённым (традиционным) критериям оценки эффективности принятия управленческих решений (составлено автором на основе [88])

Метод ИИ	Точность прогнозов	Скорость обработки данных	Требования к объёму данных	Интерпретируемость результатов	Сложность внедрения	Типичные области применения
Машинное обучение	Высокая при наличии корректных данных	Высокая, зависит от типа модели	Средние – часто требуется предварительная подготовка	Средняя – зависит от алгоритма (регрессия высокая, ансамбли низкая)	Средняя	Маркетинг, финансы, прогнозирование спроса, оценка рисков
Глубокое обучение (DL)	Очень высокая, особенно в задачах распознавания	Средняя/низкая при обучении, высокая при инференсе	Очень высокие – необходимы большие обучающие выборки	Низкая – «черный ящик»	Высокая – требуется мощное оборудование	Компьютерное зрение, обработка изображений, автономные системы
Обработка естественного языка (NLP)	Высокая при больших корпусах данных	Средняя	Высокие – для качественных языковых моделей	Средняя/низкая – зависит от модели (трансформеры менее интерпретируемы)	Высокая	Чат-боты, анализ текстов, анализ тональности, интеллектуальные ассистенты
Экспертные системы	Средняя – ограничена качеством базы знаний	Высокая	Низкие – достаточно экспертных правил	Высокая – логика работы полностью прозрачна	Средняя / высокая – сложность наполнения базы знаний	Диагностика, аудит, контроль качества, регламентированные процедуры
Кластеризация и анализ данных	Средняя – зависят от выбранного алгоритма	Высокая	Средние – выборки могут быть умеренными	Средняя – зависит от визуализации и структуры кластеров	Средняя	Сегментация клиентов, анализ рынков, выявление закономерностей
Искусственные нейронные сети	Очень высокая при корректной архитектуре	Средняя	Высокие – требуют значительных данных для устойчивого обучения	Низкая – сложные для интерпретации	Высокая	Прогнозирование, обработка сигналов, интеллектуальные модели принятия решений

Методы NLP и машинного обучения часто являются более гибкими в применении к различным задачам. Стоимость реализации и эксплуатации может быть высокой для метода глубокого обучения из-за необходимости использования значительных вычислительных ресурсов [114; 117].

Также в рамках данного исследования выполнен анализ описанных выше методов искусственного интеллекта в зависимости от самых популярных (традиционных) критериев оценки их эффективности принятия управленческих решений, также кратко проанализированы преимущества и недостатки методов (см. таблицу 2.2) [36; 73; 91].

Примечание к таблице 2.2:

- точность предсказаний/классификации – это оценка, показывающая насколько точно модель ИИ предсказывает или классифицирует данные;
- время обучения/получения выводов – это время, необходимое для обучения модели или для вычисления выводов на основе модели;
- правильность выводов – это степень, с которой выводы экспертной системы совпадают с реальными данными или экспертными оценками;
- точность интерпретации текста – это способность метода NLP корректно интерпретировать и обрабатывать естественный язык;
- точность кластеризации – это точность, с которой метод кластеризации корректно группирует данные.

Проанализируем результаты анализа по таблице 2.2.

При использовании метода машинного обучения в качестве основных критериев эффективности часто используют «точность предсказаний» и общее время обучения модели. При этом преимуществом метода является высокая точность прогнозирования, недостатками могут быть временные затраты на обучение модели и риск переобучения.

При использовании метода глубокого обучения в качестве основных критериев эффективности используют «точность классификации» и «скорость

получения выводов модели» (скорость получения предсказаний обученной моделью). При этом преимуществом данного метода является высокая эффективность при решении сложных задач, а возможным недостатком является требование больших объемов анализируемых данных, а также вычислительных мощностей.

При использовании метода обработки естественного языка в качестве основных критериев эффективности используют точность интерпретации текста и полноту анализа. Преимуществом данного метода является возможность понимания и анализа естественного языка (его закономерностей), а недостатком может выступать сложность обработки неструктурированных данных.

В методе экспертных систем в качестве основных критериев эффективности выступают правильность выводов системы и время реакции системы (время ответа). Преимуществом данного метода является «способность рассуждения» (корректная) на основе установленных правил, а возможным недостатком является ограниченность области применения метода и жесткость заданных правил (критериев).

При использовании метода кластеризации и анализа данных в качестве основного критерия своей эффективности используют точность кластеризации и полноту анализа. При этом преимуществом данного метода является реализация эффективной сегментации и группировки данных, а возможным недостатком является трудность в интерпретации результатов кластеризации.

В методе искусственных нейронных сетей в качестве основных критериев эффективности методики выступают точность предсказания и время обучения сети. Преимуществом данного метода является гибкость в решении разнообразного круга задач, а возможным недостатком сложность в настройке и требование большого объема данных для обучения модели.

Методы глубокого обучения и кластеризации обычно требуют использования значительных вычислительных ресурсов, но при этом

обеспечивают высокую производительность. Методы экспертных систем очень надежны в своей специализированной (узкой) области. Методы глубокого обучения и искусственные нейронные сети хорошо масштабируются с увеличением объема входных данных. В дополнение рассмотрены шесть альтернативных критериев для оценки эффективности математических методов: простота реализации, интерпретируемость, генерализация, соответствие стандартам, масштабируемость времени выполнения – использование которых важно при решении задач, опирающихся на другие аспекты эффективности [4]. Оценка эффективности инструментов искусственного интеллекта является основным аспектом их внедрения в различных сферах, таких как финансы и управление [66; 83; 110].

Таблица 2.3 представляет формализованную интегральную модель оценки эффективности методов искусственного интеллекта, отражающую последовательность этапов агрегирования критериев, их взвешивания и интерпретации результатов для обоснования управленческих решений.

Таблица 2.3 – Оценки эффективности методов искусственного интеллекта при принятии управленческих решений
(составлено автором на основе [75]))

Этап оценки	Содержание этапа	Используемые критерии и показатели	Метод формализации	Результат этапа для управления
1. Формирование набора критериев	Отбор соответствующих критериев эффективности в зависимости от типа управленческой задачи	Точность, скорость обработки, устойчивость, экономическая эффективность, интерпретируемость, адаптивность	Экспертный отбор, анализ целей управления	Адаптация критериальной базы под конкретную управленческую задачу
2. Измерение частных показателей	Расчёт количественных и качественных метрик по каждому критерию	средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратичное отклонение (RMSE), точность (Accuracy), окупаемость инвестиций (ROI), время отклика, индекс устойчивости, показатель объяснимости	Статистический анализ, тестирование моделей, экономический расчёт	Получение сопоставимых частных оценок эффективности
3. Нормализация показателей	Приведение разноразмерных метрик к единой шкале	Нормализованные значения критериев (0–1)	Линейная нормализация, нормализация диапазона (min–max)	Обеспечение корректного агрегирования показателей
4. Взвешивание критериев	Определение значимости каждого критерия для управленческого решения	Весовые коэффициенты (w_i) по критериям	Экспертная оценка, метод аналитической иерархии (АИР)	Учет управленческих приоритетов и контекста применения ИИ
5. Расчёт интегрального показателя эффективности	Агрегирование нормализованных и взвешенных критериев	Интегральный индекс эффективности ИИ (IE_{AI})	Взвешенная аддитивная модель: $IE_{AI} = \sum (w_i \times K_i)$	Получение итоговой оценки эффективности ИИ-метода
6. Интерпретация результата	Сравнительный анализ альтернативных ИИ-методов	Значения интегрального показателя	Ранжирование, пороговый анализ	Обоснованный выбор метода ИИ для управленческого решения
7. Управленческое использование	Принятие решения о внедрении, масштабировании или корректировке ИИ	Интегральная и частные оценки	Управленческий анализ	Повышение качества и обоснованности управленческих решений

В данном исследовании автором были определены собственные критерии эффективности принятия управленческих решений, представленные в символьной форме в таблице 2.4, что позволяет формализовать критерии и использовать их для построения интегральных индексов и количественных метрик оценки управленческих решений в организации.

Таблица 2.4 – Авторские критерии эффективности принятия управленческих решений с использованием предложенных компонентов (разработано автором)

Компоненты системы принятия управленческих решений	Критерии эффективности принятия управленческих решений	Обозначение	Значимость
Цифровое адаптивное управленческое решение	Скорость реакции на изменения внешней среды (время корректировки решения, дни/часы)	T_r	Отражает оперативность организации в принятии адаптивных решений
	Уровень прогностической точности моделей ИИ (%)	P_a	Характеризует качество прогнозных алгоритмов, применяемых в управленческих процессах
	Гибкость стратегий (количество возможных сценариев адаптации)	F_s	Показывает разнообразие и устойчивость решений к неопределённости
Интеллектуальная интеграционная среда управления	Степень интеграции источников данных (число объединённых систем)	I_d	Отражает уровень цифровой зрелости организации в работе с данными
	Качество межфункциональной координации (баллы, экспертная шкала)	C_m	Демонстрирует согласованность подразделений в принятии решений
	Уровень автоматизации аналитических процессов (%)	A_a	Характеризует глубину применения ИИ в поддержке управленческих решений
Гибридная когнитивно-	Снижение когнитивных искажений (%)	B_c	Оценивает эффективность ИИ в уменьшении

цифровая модель анализа решений			субъективных ошибок управленцев
	Уровень использования ИИ как когнитивного ассистента (частота применения, %)	U_{ai}	Отражает роль ИИ как партнёра в принятии решений
	Эффективность совместных решений «человек + ИИ» (% улучшения по сравнению с традиционными методами)	E_{hai}	Характеризует прирост качества решений за счёт синергии

Выбор авторских критериев эффективности принятия управленческих решений обусловлен трансформацией управленческой деятельности в условиях цифровизации и внедрения технологий искусственного интеллекта. В отличие от классических критериев, ориентированных преимущественно на результативность и экономический эффект, предложенные критерии направлены на оценку процессной, когнитивной и адаптивной составляющих управления, что соответствует современной парадигме интеллектуального управления [77; 90].

Скорость реакции на изменения внешней среды отражает способность системы управления оперативно корректировать управленческие решения в условиях высокой турбулентности рынков. В отличие от обобщённого критерия «скорость обработки», данный показатель учитывает именно время управленческого реагирования, а не только вычислительную производительность системы.

Уровень прогностической точности моделей ИИ выбран как ключевой критерий, поскольку качество управленческих решений в цифровой среде во многом определяется точностью прогнозирования будущих состояний системы. В отличие от классического критерия «точность», данный показатель акцентирует внимание на прогностической состоятельности, а не на ретроспективной корректности.

Гибкость стратегий характеризует способность системы формировать и адаптировать несколько сценариев развития, что является критически важным

на стратегическом уровне управления. В отличие от традиционной «адаптивности», данный критерий имеет количественное выражение через число возможных сценариев управленческой адаптации.

Степень интеграции источников данных отражает полноту информационной базы управленческих решений и способность системы объединять разнородные данные. В отличие от классических критериев, данный показатель учитывает межсистемную и межфункциональную связанность, что ранее не рассматривалось как самостоятельный фактор эффективности.

Качество межфункциональной координации введено для оценки согласованности решений между подразделениями организации. В отличие от экономических критериев, данный показатель отражает организационно-когнитивный эффект от применения ИИ в управлении.

Уровень автоматизации аналитических процессов выбран для оценки степени замещения рутинных аналитических операций интеллектуальными алгоритмами. В отличие от показателя «экономическая эффективность», он позволяет оценить структурные изменения управленческого труда, а не только финансовый результат.

Снижение когнитивных искажений является принципиально новым критерием, отражающим способность ИИ минимизировать влияние субъективных факторов. В классических системах управления данный аспект не поддавался формализованной оценке.

Уровень использования ИИ как когнитивного ассистента позволяет оценить степень интеграции ИИ в повседневную управленческую практику. В отличие от формального критерия использование ИТ, он отражает глубину когнитивного взаимодействия человека и алгоритма.

Эффективность совместных решений человек + ИИ обосновывает выбор гибридной управленческой модели. В отличие от классической экономической эффективности, данный критерий фокусируется на интеллектуальном эффекте синергии.

Таким образом, авторские критерии оценки эффективности принятия управленческих решений расширяют классическую систему показателей, дополняя её параметрами, отражающими когнитивную, адаптивную и интеграционную роль искусственного интеллекта в управлении организацией. Это позволяет формировать более адекватную и современную методику оценки эффективности управленческих решений в условиях цифровой трансформации.

Каждый из введённых компонентов получает количественное выражение через закреплённую за ним группу критериев: цифровое адаптивное управленческое решение оценивается показателями T_r , P_a , F_s ; интеллектуальная интеграционная среда управления: показателями I_d , C_m , A_a ; гибридная когнитивно-цифровая модель анализа решений: показателями B_c , U_{ai} , E_{hai} . Это обеспечивает измеримость заявленных компонентов и их эмпирическую проверку в ходе дальнейшей апробации, переводя их из категории описательных понятий в количественно оцениваемые элементы системы принятия управленческих решений.

Введение данных критериев обеспечивает формирование измеряемой и самообновляемой системы управленческих решений, способной адаптивно реагировать на изменения и использовать когнитивно-цифровой потенциал ИИ для повышения качества и предсказуемости управления.

На диаграмме (рис. 2.1) представлена взаимосвязь восьми классических критериев эффективности математических методов (точность, производительность, надёжность, масштабируемость, устойчивость, сложность, гибкость, стоимость) с девятью авторскими критериями оценки эффективности ИИ в управленческих решениях. Авторские критерии сгруппированы в три компонента: цифровое адаптивное управленческое решение (ЦАУР), интеллектуальная интеграционная среда управления (ИИСУ) и гибридная когнитивно-цифровая модель анализа решений (ГКЦМ), каждый из которых трансформирует и развивает соответствующие классические критерии применительно к специфике принятия решений с использованием систем искусственного интеллекта.

Взаимосвязь классических и авторских критериев эффективности принятия управленческих решений

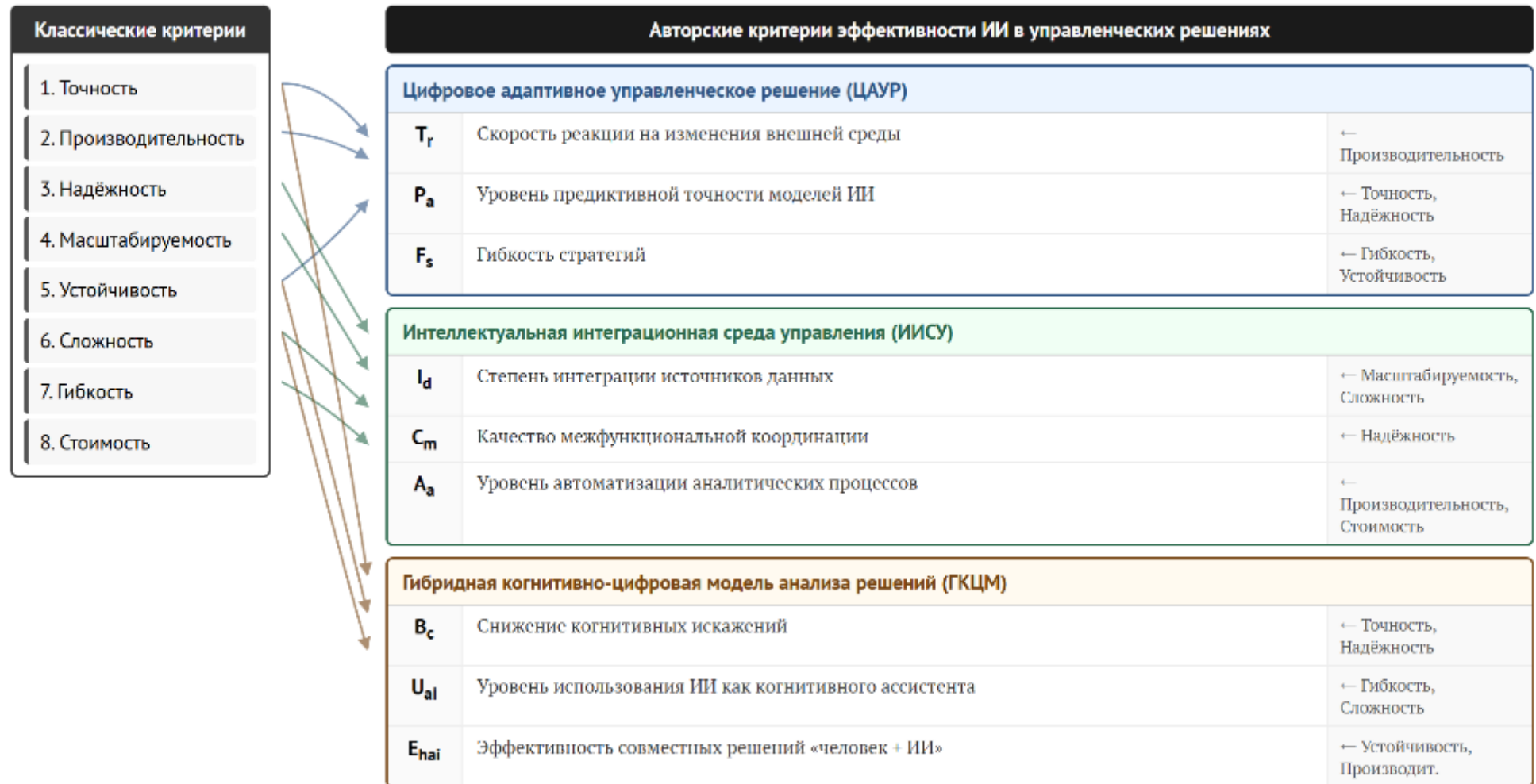


Рисунок 2.1 – Взаимосвязь классических и авторских критериев эффективности принятия управленческих решений (разработано автором)

Проведённый анализ показал, что методы искусственного интеллекта обладают различной эффективностью по основным критериям, и их выбор должен основываться на типе задачи, качестве данных и доступных ресурсах. Традиционные и альтернативные критерии оценки позволяют проводить комплексное сравнение методов, выявляя их сильные стороны и ограничения. Формирование такой критериевой базы обеспечивает более обоснованное и точное применение ИИ в управленческих процессах организаций [88; 119].

2.2. Сравнительный анализ методов принятия управленческих решений на основе искусственного интеллекта

В современных экономических условиях привлечение методов искусственного интеллекта для обработки и анализа поступающих в организацию внешних экономических данных чрезвычайно важно. Особенно актуально применение данных методов для принятия управленческих решений в организации, включая автоматизацию решения рутинных задач и решение сложных задач управления. В рамках данного пункта исследования проведен анализ следующих методов искусственного интеллекта, применяемых для поддержки принятия управленческих решений: системы поддержки принятия решений, интеллектуальный анализ данных, роботизированная автоматизация процессов, когнитивные технологии [27; 50; 53].

Автором, также проведен анализ непосредственно используемых математических алгоритмов и методов, при помощи которых реализуются метод искусственного интеллекта: экспертные системы, методы классификации и регрессии, метод глубокого обучения, деревья решений, нейронные сети, машинное обучение.

Таблица 2.5 систематизирует мировые компании, активно применяющие искусственный интеллект в управленческих решениях, и показывает, какие задачи, технологии и управленческие эффекты они получают в результате внедрения ИИ.

Таблица 2.5 – Крупные международные компании, применяющие искусственный интеллект в управленческих решениях (составлено автором на основе [14])

Компания	Страна / сектор	Области управленческих решений с использованием ИИ	Примеры управленческих задач на основе ИИ	Эффект применения ИИ
Amazon	США, электронная торговля, логистика, облачные сервисы	Управление цепями поставок, стратегическое планирование запасов, маршрутизация доставок, планирование мощностей	Прогнозирование спроса по регионам, автоматизированное пополнение складов, оптимизация маршрутов доставки и загрузки сортировочных центров	Ускорение доставки и снижение издержек за счёт ИИ-прогнозов и роботизированных складов; до 25 % снижения затрат на выполнение заказов и значительное сокращение дефицита товаров
Microsoft	США, ПО и облачная платформа	Финансовое управление, корпоративное планирование, управление продажами и сервисом	Автоматизированные прогнозы выручки, бюджетирование, поддержка решений в корпоративных финансах, оптимизация работы контакт-центров	Снижение затрат и рисков в финансовой функции, рост производительности; в 2025 г. отчёты указывают экономию порядка 500 млн долл. за счёт масштабного внедрения ИИ в операционные процессы
Google (Alphabet)	США, цифровые сервисы, реклама	Управление персоналом и кадровая аналитика, управление продуктовым портфелем, рекламная монетизация	Анализ обратной связи сотрудников (NLP), сегментация персонала, персонализация программ развития, оптимизация продуктовых решений на основе A/B-тестов и ML	Рост удержания сотрудников (на ~13 % выше среднего по отрасли), повышение эффективности программ развития и качества управленческих решений в HR за счёт анализа больших объёмов текстовых данных
Siemens	Германия, промышленность, «умные» фабрики	Операционное управление производством, ТОиР, планирование мощностей, промышленная аналитика	Прогнозное обслуживание оборудования, оптимизация графиков производства, управление качеством и энергопотреблением на основе промышленных ИИ-агентов	Сокращение простоев до ~50 %, продление срока службы оборудования на ~25 %, снижение затрат на обслуживание и повышение производительности промышленных площадок

Alibaba Group	Китай, электронная торговля, финансовые технологии, облачные сервисы	Клиентская аналитика, управление логистикой и комплектацией заказов, динамическое ценообразование, управление рисками	ИИ-чат-боты в сервисе, оптимизация складских операций и маршрутов, персонализированные рекомендации, противодействие мошенничеству	Обработка >2 млн клиентских сессий в день и ~75 % онлайн-обращений, экономия свыше 1 млрд RMB в год на контакт-центрах; повышение эффективности комплектации заказов и логистики за счёт ИИ-оптимизации
JPMorgan Chase	США, банковский сектор	Стратегическое управление рисками, торговые стратегии, управление клиентским портфелем	Оценка рыночных и кредитных рисков, поддержка решений по сделкам, оптимизация торговых стратегий и ценовых параметров, аналитика клиентского поведения	Повышение точности оценки риска и скорости принятия финансовых решений, усиление конкурентных позиций за счёт ИИ-моделей в торговле и управлении рисками
Netflix	США, медиа и потоковое вещание	Управление контентным портфелем, маркетинг и удержание клиентов	Рекомендательные системы для выбора контента, поддержка решений о закупке и производстве сериалов/фильмов, целевую настройку маркетинговых кампаний	Экономия свыше 1 млрд долл. в год за счёт снижения оттока и повышения вовлечённости; рекомендации напрямую используются в управленческих решениях по контенту и маркетингу
Toyota	Япония, автомобилестроение	Производственное планирование, управление качеством, управление запасами и НИОКР	Прогнозное обслуживание, реальное время контроля качества, оптимизация планов выпуска и запасов, поддержка решений по проектированию изделий	Сокращение простоев и брака, улучшение показателей производственной системы Тойоты (TPS) за счёт ИИ-платформ; тысячи часов экономии труда и усиление «кайдзен» через ИИ-инструменты для работников заводов

Мировые компании активно интегрируют искусственный интеллект в управленческие решения, что приводит к значительным экономическим преимуществам, как видно из анализа таблицы. Amazon достигает ускорения доставки и снижения издержек благодаря ИИ-прогнозам и роботизированным складам, с уменьшением затрат на выполнение заказов до 25% [15; 87].

Диаграмма (рис. 2.2) отражает сравнительное воздействие технологий ИИ на эффективность крупнейших компаний мира, показывая, как внедрение искусственного интеллекта снижает затраты, повышает удержание сотрудников, уменьшает простои и автоматизирует клиентские операции.

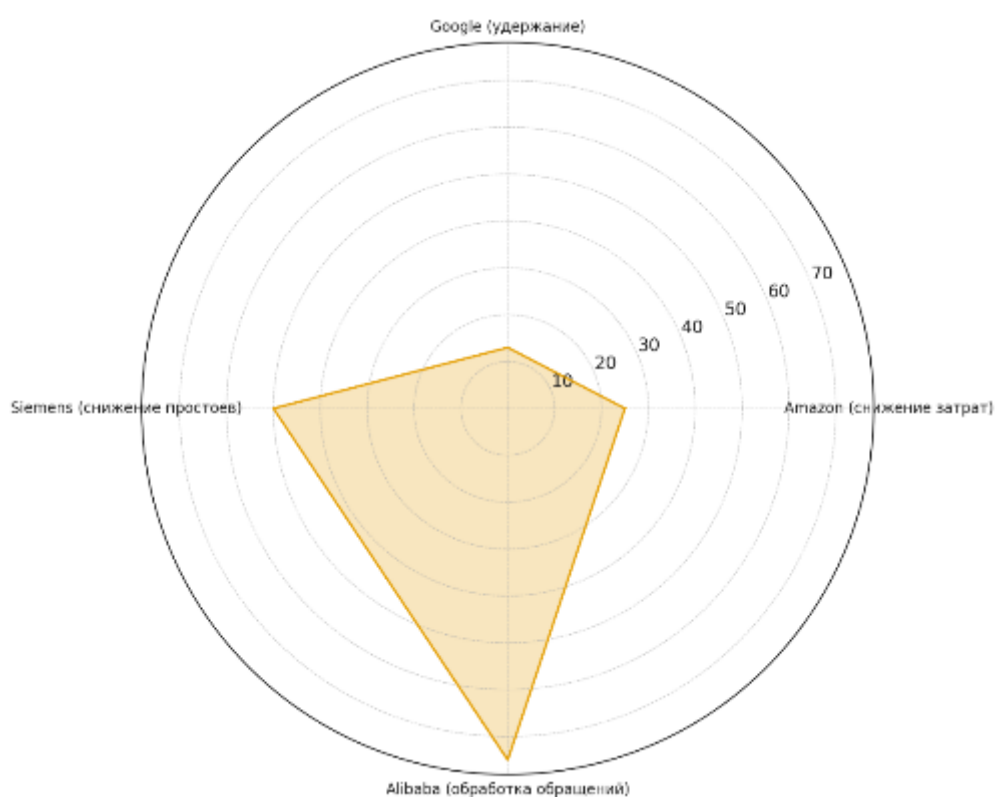


Рисунок 2.2 – Влияние искусственного интеллекта на основные показатели ведущих мировых компаний (составлено автором на основе [14])

Microsoft в 2025 году сообщает об экономии порядка 500 миллионов долларов за счет масштабного внедрения ИИ в операционные процессы, что снижает затраты и риски в финансовой функции. Google повышает удержание сотрудников на примерно 13% выше среднего по отрасли через анализ обратной связи с помощью NLP и оптимизацию программ развития. Siemens сокращает простои оборудования до примерно 50% благодаря прогнозному

обслуживанию и ИИ-агентам, что также продлевает срок службы оборудования на около 25% [13; 18].

Alibaba Group обрабатывает более 2 миллионов клиентских сессий в день с помощью ИИ-чат-ботов, покрывая примерно 75% онлайн-обращений и экономя свыше 1 миллиарда юаней в год на контакт-центрах. JPMorgan Chase усиливает точность оценки рисков и скорость финансовых решений за счёт ИИ-моделей. Конкретные числовые показатели в таблице не указаны, но подразумевают значительное улучшение эффективности [25].

Таблица 2.6 систематизирует основные методы искусственного интеллекта, применяемые передовыми мировыми компаниями, и демонстрирует их практическую эффективность через измеримые статистические результаты в управленческих процессах.

Таблица 2.6 – Методы искусственного интеллекта, применяемые передовыми компаниями и их результаты
(составлено автором на основе [42])

Метод ИИ	Описание метода	Применяющие компании	Управленческие задачи	Статистический эффект
Машинное обучение	Алгоритмы анализа данных и выявления закономерностей	Amazon, Microsoft, JPMorgan, Toyota	Прогноз спроса, управление запасами, кредитный скоринг, оптимизация производства	Amazon снижает затраты на выполнение заказов до 25%; JPMorgan повышает скорость операций и точность оценки рисков (рост эффективности на 15–20%).
Глубокое обучение	Многослойные нейронные сети для сложных задач	Google, Netflix, Tesla, Siemens	Рекомендательные системы, компьютерное зрение, автоматизация производства	Netflix экономит более \$1 млрд в год благодаря рекомендациям на основе глубокого обучения; Siemens снижает простой оборудования до 50%.
Обработка естественного языка (NLP)	Анализ, понимание и генерация человеческого языка	Google, Microsoft, Alibaba, Amazon	Анализ обратной связи, чат-боты, автоматизация поддержки клиентов	Alibaba автоматизирует до 75% онлайн-обращений, обрабатывая более 2 млн сессий ежедневно; Google увеличивает удержание сотрудников на 13%.
Экспертные системы	Автоматизация решений на базе правил и знаний экспертов	Siemens, Toyota, General Electric	Контроль качества, диагностика, управление стандартизированными процессами	У Siemens точность экспертной диагностики повышается до 92%, что снижает ошибки в производственных процессах.
Кластеризация и анализ данных	Группировка данных для выявления скрытых сегментов и закономерностей	Amazon, Google, Alibaba, Netflix	Сегментация клиентов, маркетинговая аналитика, выявление моделей поведения	Netflix повышает удержание пользователей на 7–10% за счёт кластеризации аудитории; Google увеличивает точность целевой настройки рекламы на 20–25%.
Искусственные нейронные сети	Моделирование сложных зависимостей в данных	Tesla, Toyota, Siemens, Microsoft	Прогнозное обслуживание, прогнозирование, оптимизация маршрутов и загрузки	Toyota сокращает производственные простои и брак, обеспечивая экономию тысяч рабочих часов ежегодно.
Методы генеративного ИИ	Генерация текстов, изображений, решений и моделей	Microsoft, Google, Amazon, Adobe	Создание документов, автоматизация отчётности, помощь в проектировании	Компании сокращают время подготовки отчётов и документов на 30–60%, ускоряя управленческие циклы.

Диаграмма (рис. 2.3) показывает сравнительную эффективность различных методов искусственного интеллекта, выраженную в процентах, демонстрируя, какие технологии дают наибольший измеримый результат в управленческих и бизнес-процессах.

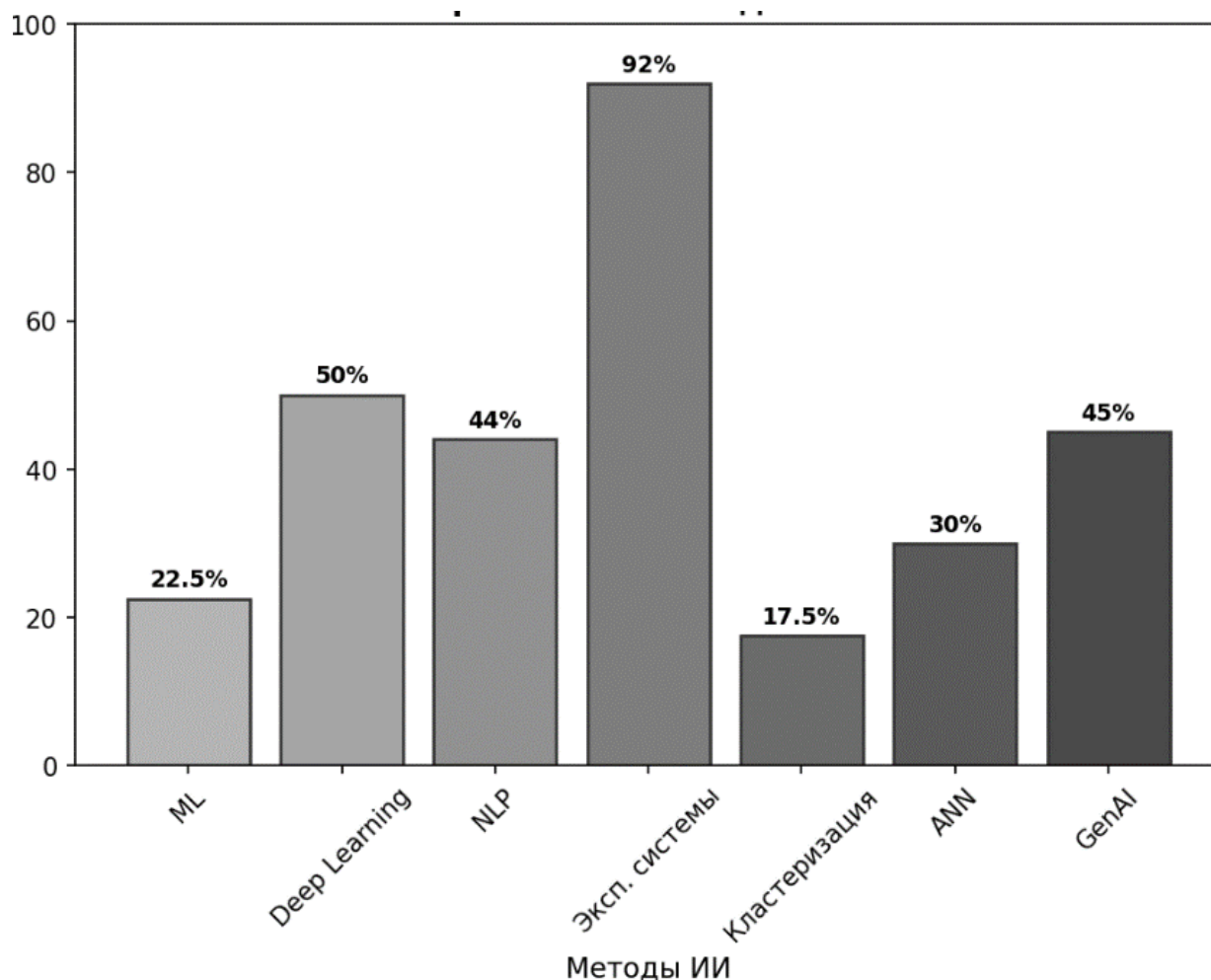


Рисунок 2.3 – Величины эффективности применения различных методов искусственного интеллекта (составлено автором на основе [76])

Глубокое обучение помогает Netflix сэкономить более 1 миллиарда долларов в год благодаря системам рекомендаций, а Siemens сокращает простои оборудования до 50% с помощью этого метода. Обработка естественного языка (NLP) позволяет Alibaba автоматизировать до 75% онлайн-обращений, обрабатывая более 2 миллионов сессий ежедневно, в то время как Google повышает удержание сотрудников на 13% через анализ обратной связи. Экспертные системы в Siemens увеличивают точность

диагностики до 92%, тем самым минимизируя ошибки в производственных процессах промышленных приложений [8; 12].

Диаграмма (рис. 2.4) демонстрирует, как применение искусственного интеллекта способствует снижению затрат, уменьшению простоев, росту автоматизации и повышению удержания сотрудников в крупнейших глобальных компаниях.

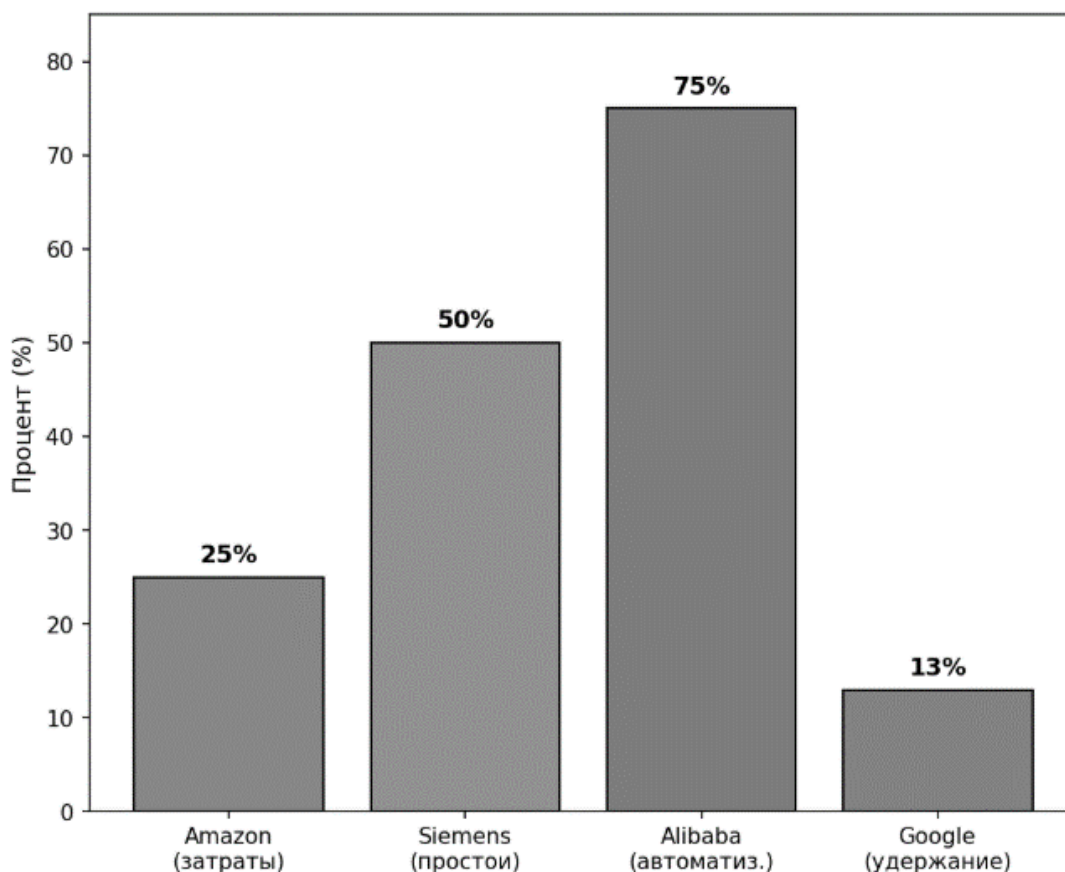


Рисунок 2.4 – Эффекты внедрения искусственного интеллекта в ведущих мировых компаниях (составлено автором на основе [14])

Кластеризация и анализ данных позволяют Netflix улучшить удержание пользователей на 7–10% за счет сегментации аудитории, а Google повышает точность целевой настройки рекламы на 20–25%. Искусственные нейронные сети помогают Toyota сократить производственные простои и брак, обеспечивая экономию тысяч рабочих часов ежегодно. Методы генеративного ИИ позволяют компаниям вроде Microsoft и Google сократить время подготовки отчетов и документов на 30–60%, ускоряя управленческие циклы.

В области машинного обучения Toyota оптимизирует производственные задачи, достигая уровня снижения затрат в 25%, аналогичного Amazon в управлении запасами [118].

Диаграмма (рис. 2.5) наглядно отражает, насколько различаются уровни эффективности ИИ в решении управленческих задач – от прогноза спроса до контроля качества и автоматизации отчётности.

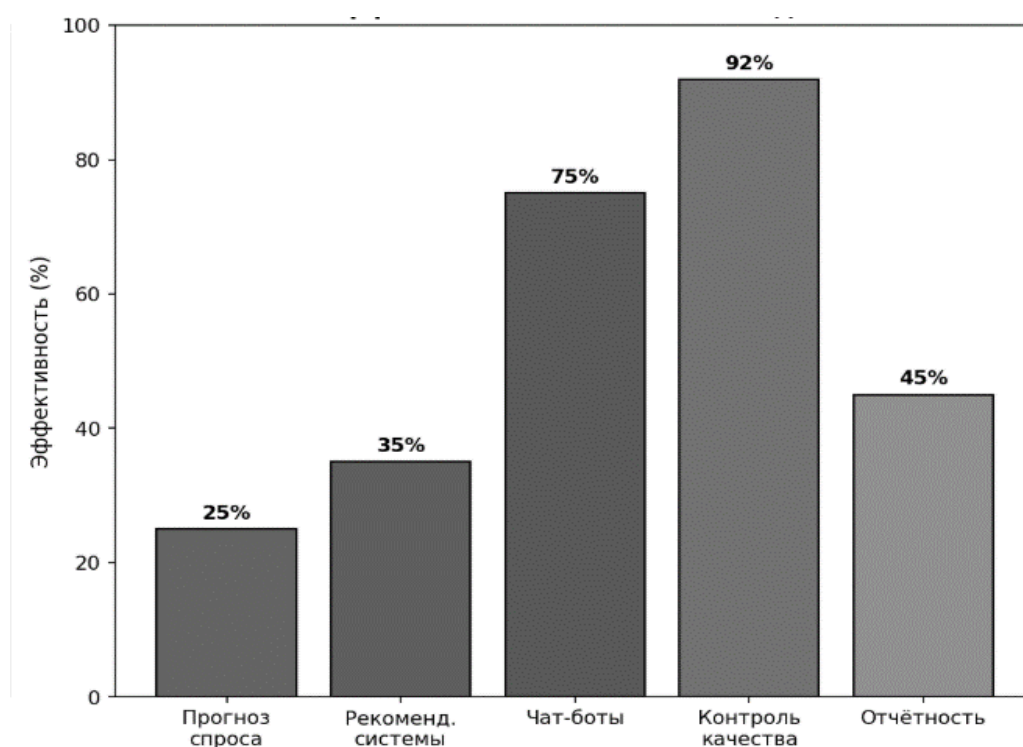


Рисунок 2.5 – Эффективность применения искусственного интеллекта по типам управленческих задач (составлено автором на основе [53])

Влияние глубокого обучения дополнительно подчеркивается автоматизацией Tesla, повторяя 50%-ное сокращение простоев Siemens в производстве, в то время как ежедневная обработка 2 миллионов сессий NLP в Alibaba демонстрирует масштабируемость для клиентской поддержки в гигантах электронной коммерции [54; 86].

В условиях современной экономики важное значение приобретает совершенствование методов принятия управленческих решений в организации, с ростом объемов и скорости, поступающих и подлежащих обработке экономических (цифровых) данных. Чтобы справиться с таким

большим объемом поступающих внешних данных в настоящее время успешно внедряются и используются методы искусственного интеллекта. Данные методы способны не только обрабатывать и анализировать большие объемы данных, но в результате анализа выявлять скрытые закономерности и устойчивые тенденции в поведении этих данных, что даёт возможность упреждающе предвидеть и моделировать неочевидные ситуации и процессы в деятельности организации и её внешней деловой среде. Приступим к анализу непосредственно инструментов и методов принятия управленческих решений в организации [61].

Первым инструментом, используемым при принятии управленческих решений, являются системы поддержки принятия решений (DSS). Системы поддержки принятия решений основываются на использовании математического аппарата экспертных систем и алгоритмов оптимизации. Задача данных экспертных систем – это обеспечение поддержки принятия сложных решений, на основе анализа большого объема накопленных экономических данных [101].

Следующим методом, который помогает принятию управленческих решений является интеллектуальный анализ данных. Основная задача данного метода (преимущество) – это выявление скрытых закономерностей в поведении больших наборов данных, обнаружение в них неявных связей. В качестве алгоритма реализации данного метода используется процедуры кластеризации, классификации и группировки данных исходя из ассоциативных правил (метрик) [112].

Метод прогностического анализа также активно используется для поддержки принятия управленческих решений в организации. Основная функция данного метода заключается в составлении прогноза поведения в будущем экономических объектов и их процессов, на основе анализа исторических данных (временных рядов) [107; 108]. В качестве математических алгоритмов данного метода используется аппарат линейной и логистической регрессии, деревьев решений [4].

Таблица 2.7 – Сравнительный анализ методов управленческого решения, на базе технологий искусственного интеллекта (составлено автором на основе [114])

Метод искусственного интеллекта	Функциональная характеристика и управленческие преимущества	Модели и технологии ИИ
Интеллектуальные системы поддержки принятия решений	Формируют аналитическую и экспертную основу для принятия сложных управленческих решений за счёт интеграции больших данных, многокритериального анализа и генерации обоснованных рекомендаций; повышают точность, оперативность и обоснованность выбора альтернатив	Экспертные системы, байесовские модели, алгоритмы оптимизации, гибридные модели DSS/AI
Интеллектуальный анализ данных	Обеспечивает идентификацию скрытых структур, закономерностей и взаимосвязей в больших массивах данных, улучшая качество прогнозов и снижая неопределённость; способствует формированию стратегически значимых аналитических выводов	Алгоритмы кластеризации (K-means, DBSCAN), классификация (SVM, Random Forest), ассоциативные правила (Apriori, FP-Growth)
Прогностическая аналитика	Осуществляет моделирование будущих состояний системы, прогнозирование рыночных, организационных и поведенческих параметров, обеспечивая стратегическое и тактическое планирование; снижает риски и повышает устойчивость решений	Линейная и логистическая регрессия, деревья решений, градиентный бустинг, модели временных рядов (ARIMA, LSTM)
Технологии обработки естественного языка	Обеспечивают автоматическое извлечение смысловой информации, анализ текстового контента и интерпретацию коммуникаций, что повышает качество управленческой информации, мониторинга эмоций и взаимодействия с заинтересованными сторонами	Глубокие нейросети (BERT, GPT), анализ тональности, модели преобразования последовательностей, морфологический и синтаксический разбор
Роботизированная и интеллектуальная автоматизация процессов (РАП/ИАП)	Автоматизирует рутинные и формализованные управленческие операции, снижая издержки, повышая производительность и минимизируя человеческий фактор; создаёт предпосылки для цифровой трансформации процессов	Сценарные правила, машинное обучение для интеллектуальной автоматизации (IPA), компьютерное зрение
Когнитивные технологии и	Имитируют элементы человеческого мышления – восприятие, анализ,	Нейронные сети, глубинное обучение,

когнитивные ИИ-платформы	интерпретацию и обучение, обеспечивая решение слабо структурированных управленческих задач и поддержку стратегического рассуждения; расширяют когнитивные возможности менеджера	графы знаний, когнитивные архитектуры (SOAR, ACT-R), компоненты обработки естественного языка
--------------------------	---	---

Методика автоматизированной обработки естественного языка (NLP) применяется в системах принятия управленческих решений. Данная методика автоматизированной обработки языка основана на технологиях глубокого обучения и на анализе тональности текста. Задача этой методики специализированный анализ и интерпретация человеческого языка, чтобы облегчить сбор информации для принятия решений и улучшение взаимодействия системы принятия решений и поступающих данных естественного языка (см. таблицу 2.7).

Следующим инструментом, используемым для поддержки принятия управленческих решений в организации, является метод роботизированной автоматизации процессов (RPA). Основная задача этого метода заключается в автоматизации рутинных задач и процессов в организации, чтобы облегчить работу и освободить время управляющего персонала для решения стратегических задач организации. Метод роботизированной автоматизации процессов основывается на разработке и использовании бизнес-правил сценария автоматизации и машинном обучении [115].

Завершающим рассмотрение и анализ инструментов поддержки принятия управленческих решений в организации является методика когнитивных технологий. Когнитивные технологии используют имитацию человеческого мышления для решения сложных управленческих задач, при их помощи повышается эффективность и скорость принятия решений. Когнитивные технологии основаны на алгоритмах нейронных сетей, машинного обучения и обработке естественного языка [30; 46; 62; 67; 84].

Рассмотренные выше инструменты и методы принятия управленческих решений базируются на конкретных математических алгоритмах и

технологиях, реализуемых на практике. Проведем сравнительный анализ данных алгоритмов и технологий [72].

Первым анализируемым алгоритмом искусственного интеллекта являются экспертные системы и алгоритмы оптимизации. Они основаны на правилах и логических закономерностях и требуют точной настройки правил и параметров алгоритма. Суть данного метода в изучении и формировании имитации человеческого опыта для принятия управленческих решений, они показывают свою особую эффективность в специализированных областях (например, в медицине). Особенностью данного метода является требования постоянного обновления области знания и поддержки эксперта (в этом состоит ограничение области применения), поэтому он может быть интегрирован с машинным обучением для реализации автоматического обновления.

Следующим анализируемым методом искусственного интеллекта метод кластеризации, классификации и ассоциативных правил. Основная задача данного метода заключается в автоматизации группировки данных и выделении основных закономерностей и зависимостей. Данный метод основан на использовании алгоритмов группировки схожих элементов данных, классификации по атрибутам, поэтому здесь важен выбор правильных метрик (атрибутов). Особенностью данного метода является возможность неточности результатов при неправильном выборе параметров, а также результаты данного метода иногда сложно интерпретируемы. Поэтому рекомендуется дополнение данного метода алгоритмами машинного обучения для повышения устойчивости и точности результатов.

Таблица 2.8 – Классификация технологий искусственного интеллекта, применяемых в процессе принятия решений (составлено автором на основе [88])

Технологии искусственного интеллекта	Научное описание и управленческие применения	Функции технологий ИИ
Экспертные системы и методы	Позволяют формализовать опыт специалистов и	Строятся на системе правил, логических выводов и

оптимизационного выбора	использовать его для обоснования решений в ситуациях, требующих строгого соблюдения логики и предметных знаний; повышают точность и последовательность управленческих действий	процедуры выбора наилучшего варианта среди допустимых; требуют точного согласования условий и параметров
Методы выявления структур и закономерностей в данных (группировка, распределение объектов, установление связей)	Автоматически выделяют существенные группы информации и устойчивые зависимости, что облегчает анализ сложных управленческих ситуаций и способствует стратегическому прогнозированию	Осуществляют распределение объектов по сходству признаков, определение категорий данных и обнаружение повторяющихся взаимосвязей; механизмы основаны на подборе критериев сравнения и степени близости объектов
Методы прогнозирования и оценивания вероятностных исходов	Обеспечивают научно обоснованное предвидение будущих состояний системы, поддерживая процесс стратегического планирования, выбора альтернатив и оценки рисков	Выполняют вычисление зависимостей между показателями, определяют вероятности наступления событий и формируют правила разделения данных на группы; работают на основе аналитических зависимостей и условий выбора
Технологии смыслового и содержательного анализа текстовой информации	Позволяют интерпретировать значимые текстовые материалы, выявлять настроение, замысел и смысл сообщений, что усиливает управленческую коммуникацию и мониторинг информационной среды	Включают изучение структуры языка, его смысловых элементов, выявление эмоциональной окраски и интерпретацию содержания; опираются на последовательное преобразование текста в анализируемые смысловые единицы
Технологии автоматизации процедур управления	Обеспечивают выполнение повторяющихся операций без участия человека, повышая устойчивость процессов, сокращая затраты времени и исключая ошибки, связанные с человеческим фактором	Реализуют заранее установленный порядок действий, последовательность процедур и условия их запуска; механизмы основаны на наборе правил и последовательной проверке условий
Адаптивные когнитивные системы	Имитируют элементы человеческого рассуждения и способности к обучению, позволяя решать сложные управленческие задачи, адаптироваться к изменению	Используют механизмы последовательного уточнения выводов, сопоставления, анализа контекста и постепенного совершенствования своих

	условий и улучшать качество решений по мере накопления опыта	моделей; функционируют на основе обработки примеров и накопленных данных
--	--	--

Экспертные системы и методы оптимизационного выбора реализуются через интерпретируемые алгоритмы (деревья решений, логистическая регрессия), вероятностные модели (байесовские сети) и ансамблевые методы (Random Forest, Gradient Boosting), обеспечивающие поддержку принятия решений.

Методы выявления структур и закономерностей в данных базируются на алгоритмах анализа сходства и разделения объектов (k-NN, деревья решений), ансамблевых моделях и глубоких нейронных сетях, позволяющих выявлять скрытые нелинейные зависимости.

Методы прогнозирования и оценивания вероятностных исходов реализуются с использованием логистической регрессии, байесовских сетей, SVM, ансамблевых методов и глубоких нейронных сетей, обеспечивающих прогнозирование и оценку рисков.

Технологии смыслового и содержательного анализа текстовой информации опираются преимущественно на глубокие нейронные сети, а также на классические методы машинного обучения (SVM, логистическая регрессия, ансамблевые модели) для классификации и интерпретации текстов.

Технологии автоматизации процедур управления основаны на ансамблевых моделях, деревьях решений и нейросетевых алгоритмах, обеспечивающих автоматизированную обработку данных и выбор управленческих действий.

Адаптивные когнитивные системы формируются на основе глубоких нейронных сетей, ансамблевых и байесовских методов, обеспечивающих обучение, адаптацию и устойчивость интеллектуальных систем.

Проанализируем методику линейной, логистической регрессии, и деревьев решений. Задача данной методики прогнозирование поведения данных, а также категоризация данных для упрощения принятия

управленческих решений. Эта методика базируется на алгоритмах линейной регрессии, которые оперируют с количественными данными, логистической регрессии, которые оперирует с вероятностями событий. Деревья решений в свою очередь строятся на основе критериев разделения. Особенностью данной методики является чувствительность к качеству исходных данных, существует также возможность переобучения (смещения) данной методики при поступлении новых или исправленных данных. Поэтому возможна интеграция методики с алгоритмами глубокого обучения для улучшения точности результатов прогнозирования.

Проведем сравнительный анализ методики глубокого обучения, анализа тональности и обработки естественного языка. Основная задача данной методики – это анализ больших объемов количественных данных, текстовых данных, а также интерпретация в параметры человеческих эмоций и намерений. Данная методика базируется на алгоритмах глубокого обучения с использованием нейронных сетей, для которых необходим предварительный выбор архитектуры сети, весовых коэффициентов и функций активации. Особенностью данной методики является требование наличия и обработки большого количества данных для получения качественного результата (надежного), а также необходимость в задействовании большого объема вычислительных ресурсов, сложность в первоначальной настройке алгоритма. Данная методика глубокого обучения, анализа тональности и обработки естественного языка может быть интегрирована с другими алгоритмами для обработки и анализа сложных данных, например, машинным обучением.

Следующим анализируемым инструментом искусственного интеллекта является методика «бизнес-правила», сценариев автоматизации и машинного обучения. Основная задача данной методики – это автоматизация рутинных задач и процессов системы управления, что способствует повышению эффективности бизнес-процессов организации [55]. Данная методика базируется на задании определенных правил автоматизации процессов, настройка которых зависит от специфики процессов и типа анализируемых

данных. Особенностью данной методики является снижение ее эффективности при изменении структуры бизнес-процессов, а также существуют ограничения в рамках заданных правил методики. Поэтому данная методика может интегрироваться (сочетаться) с работой аналитических алгоритмов, что позволяет динамически реагировать системе на внешние изменения бизнес-процессов [77].

Заключительным анализируемым инструментом искусственного интеллекта, применяемым для помощи в принятии управленческих решений, являются методы нейронных сетей, машинного обучения и обработки естественного языка. Задача данного инструмента заключается в имитации работы человеческого мозга для решения сложных управленческих задач и адаптации к поступающим новым входным данным. При настройке нейронной сети необходим выбор архитектуры сети, выбор функций активации и метода обучения, для технологии обработки естественного языка необходима настройка токенизации и семантического анализа. Особенностью данной методики является относительная сложность в точной настройке системы (архитектура сети, функции активации, веса, метод обучения и т.д.), также данная методика может быть дополнена другими методами искусственного интеллекта для обработки задач управления повышенной сложности.

Таким образом, современные экономические условия развития экономики накладывают особые условия успешного развития организации, получения и поддержания конкурентного преимущества, особенно в сфере принятия важных управленческих решений. Применение методов искусственного интеллекта для поддержки принятия управленческих решений даёт возможность обработки и анализа большого объёма поступающих внешних и внутренних данных в организации, выявление скрытых тенденций, закономерностей и аналитических выводов, автоматизации решения рутинных управленческих задач [42; 93].

Индивидуальный или персонализированный подход в системе принятия управленческих решений в современных условиях развития экономики

позволяет получить конкурентное преимущество за счет повышения эффективности управленческих решений при использовании метода искусственного интеллекта. Также внедрение данного подхода позволяет организовать учет индивидуальных особенностей и предпочтений сотрудников организации, что имеет важное значение в рамках оптимального развития всей организации в целом. Учет индивидуальных особенностей и факторов мотивации сотрудников, особенно в сфере управления, позволяет интегрировать или гармонично объединить усилия сотрудников в общем направлении достижения целей и задач организации, то есть реализовать эффект синергии, когда сумма объединенных усилий сотрудников организации является большей, чем сумма каждого отдельного усилия сотрудника [47; 52; 98]. В этом как раз и заключается основная цель внедрения индивидуального подхода в принятии управленческих решений основанной на искусственном интеллекте (в данном случае на нейронных сетях) [79].

Рассмотрим некоторые аспекты (направления) внедрения методики индивидуального подхода в принятии управленческих решений при помощи нейронных сетей.

Первым аспектом при внедрении методики индивидуального подхода в системе принятия управленческих решений является развитие предсказательных моделей. Развитие данных моделей позволит анализировать большие объемы поступающих внешних экономических и внутренних организационных данных, что дает возможность предсказывать тенденции в поведении организации, выявлять будущие проблемы, связанные с организацией бизнес-процессов и управлением. Применение данной методики способствует, что очень важно, упреждающе принимать управленческие решения для избегания или минимизации ущерба от надвигающихся проблем, связанных с внешними экономическими вызовами и внутренними персонализированными ограничениями.

Следующим аспектом при реализации индивидуального подхода в системе принятия управленческих решений является персонализированное

обучение сотрудников. Использование нейронных сетей для создания индивидуальных обучающих программ позволит адаптировать данные программы под сугубо индивидуальные навыки и потребности каждого сотрудника [26; 34; 94; 99; 105].

Создание и использование индивидуальных обучающих программ позволит максимально развить навыки и умения сотрудников в необходимых областях, при этом даст возможность учесть потребности и мотивационные цели каждого сотрудника. Интерес и важность данного подхода использования индивидуальных обучающих программ возникла из принципа изначальных персонализированных различий в интеллектуальных способностях и скорости усваиваемости новых знаний, эмоциональных и социологических аспектах личности, мотивационных целях в краткосрочной и долгосрочной перспективе, адаптированности и гибкости к внешним воздействиям, работоспособности, поведения в стрессовой или слабо контролируемой ситуации [21].

Следующим аспектом при внедрении индивидуального подхода в системе принятия управленческих решений является оптимизация процесса принятия управленческих решений. Данный подход позволит избежать повторения неэффективных управленческих решений, оптимизировать новые решения для получения лучшего результата по сравнению с прошлыми исходами. Что в совокупности позволит выстроить более эффективную архитектуру стратегии управления, учитывая прошлый опыт (успешный и неуспешный) принятия решений [4].

Процессная диаграмма методики индивидуального подхода при принятии управленческих решений

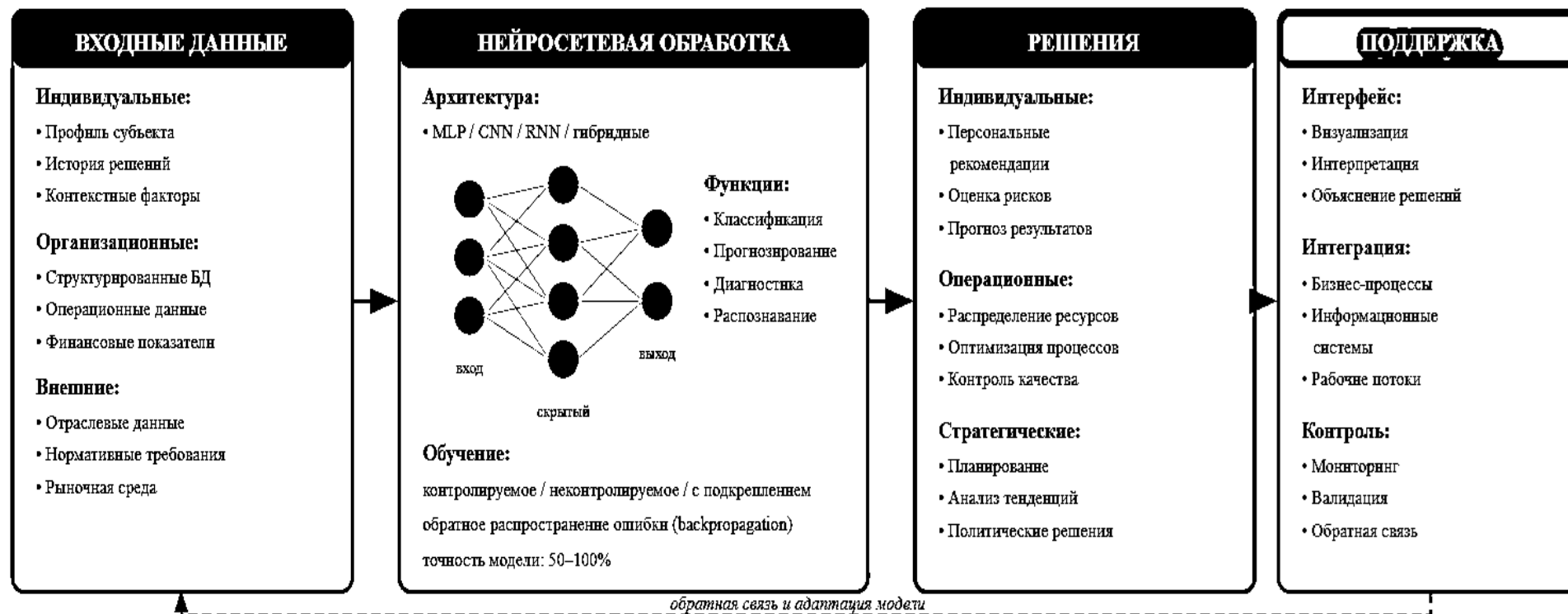


Рисунок 2.6 – Процессная диаграмма методики индивидуального подхода при принятии управленческих решений в организации при помощи нейронных сетей (составлено автором на основе [30])

В качестве следующего аспекта учета индивидуального подхода в системе принятия управленческих решений с использованием нейронных сетей является улучшение внутренней коммуникации. В данном случае используется технология нейронных сетей для анализа всей системы коммуникаций внутри организации. На основе проведенного анализа нейронной сетью формируются предложения для улучшения коммуникационных связей и повышения эффективности самого взаимодействия. Учет и улучшение коммуникационных связей является важным аспектом в деятельности организации, так как неправильное одно взаимодействие (связь) может приводить к сбою всей длинной коммуникационной цепочки внутри организации, особенно если нет дублирования или обходной коммуникационной связи на данном уровне взаимодействия.

Анализ и управление рисками при учете индивидуального подхода в системе принятия управленческих решений при использовании нейронных сетей имеет особую важность в условиях нестабильной экономической ситуации и возможных быстрых внутренних изменений бизнес-процессов жизнедеятельности организации. Использование алгоритмов нейронных сетей для идентификации текущих и будущих рисков, оценки данных рисков и выработки стратегии (программы) управления потенциальными рисками является основной задачей для обеспечения непрерывного роста и развития организации. Идентификация значимых внешних и внутренних рисков, влияющих напрямую на деятельность, а возможно и на само существование организации является магистральной задачей системы принятия управленческих решений [32; 78].

Следующим аспектом при внедрении индивидуального подхода в системе принятия управленческих решений является автоматизация рутинных управленческих процессов. Разработка и применение нейронных сетей для автоматизации рутинных управленческих процессов, позволит освободить время у руководства организации (менеджмента) для решения более сложных

и значимых задач. Это также позволит эффективно организовать работу бизнес-процессов организации, т.к. решение малозначимых, рутинных, не критичных задач в первую очередь взамен значимых и критичных, ведет к замедлению в деятельности всей организации и в итоге к снижению производительности и экономической эффективности деятельности [5].

Интеграция эмоционального интеллекта в систему принятия управленческих решений является современной и очень перспективной тенденцией в рамках создания индивидуального подхода в управлении. Эмоциональный интеллект включает в себя способность правильно понимать, интерпретировать и должным образом реагировать на человеческие эмоции сотрудников и социальные сигналы. Это охватывает такие способы распознавания эмоций человека как анализ лицевых микровыражений и языка тела (жестов, поз), а также анализ голоса, который использует технологию обработки языка с определением эмоциональных ноток (нюансов) в речи, тона произношения, скорости речи, интонаций и пауз [39; 43; 44; 57]. Это дает возможность использования этих данных для контекстуального понимания конкретной ситуации или диалога и формирования на этой основе адаптивного взаимодействия, чтобы максимально гибко и точно реализовать соответствие эмоциональной ситуации и текущей обстановки. Что в совокупности позволяет обеспечить эффективный более персонализированный, чувствительный подход к системе принятия управленческих решений на совершенно новом технологическом уровне [113].

Следующим аспектом персонализированного подхода в системе принятия управленческих решений является интеграция искусственного интеллекта с технологией Интернет вещей (IoT). Основной особенностью данной технологии является наличие «умных» устройств, подключенных в общую информационную сеть организации и интернет. Поток непрерывных данных с этих устройств позволяет в режиме реального времени получить актуальную информацию о бизнес-процессах организации, что дает возможность нейронным сетям обрабатывать и анализировать данную

информацию и на ее основе предоставлять необходимые в данный момент рекомендации, выявлять проблемные области и сигнализировать об их наличии [89]. Это объединяется в такую область управления как антиципация событий и проблем, которая позволяет прогнозировать возможные проблемы в бизнес-процессах организации и оборудовании и своевременно принимать профилактические меры, препятствуя возникновению проблем и сложностей в управлении [86].

Заключительным аспектом в персонализированной системе принятия управленческих решений является разработка интуитивных пользовательских интерфейсов для взаимодействия с технологией нейронных сетей, что позволит сотрудникам организации независимо от их технических навыков и опыта взаимодействовать с системой управления без сложного обучения, на доступном каждому и понятном уровне. Данные интерфейсы должны быть простыми и интуитивно понятными, обеспечивать предоставление сложных данных и аналитики в легко понимаемой визуальной форме (графики, диаграммы, интерактивные панели управления). Также интуитивные пользовательские интерфейсы должны поддерживать возможность индивидуальной настройки, то есть настройки интерфейса под индивидуальные предпочтения пользователя (функции управления, макета, визуального оформления). Основной особенностью интуитивного пользовательского интерфейса, основанного на нейронных сетях это возможность его адаптивного изменений или его адаптации к поведению сотрудника организации, также обучаясь на основе опыта его персонального взаимодействия с системой управления.

Таким образом, персонализированный подход, реализованный в системе принятия управленческих решений, в современных условиях повсеместного внедрения цифровых технологий, обеспечит организации конкурентное преимущество при условии его грамотного внедрения и поддержания. Персонализированный подход в системе принятия управленческих решений содержит такие важные аспекты как: развитие предсказательных моделей,

персонализированное обучение сотрудников, оптимизация процессов принятия решений, улучшение внутренней коммуникации, анализ и управление рисками, автоматизация управленческих задач, эмоциональный интеллект, интеграция с Интернетом вещей, разработка интуитивных пользовательских интерфейсов [85; 100].

2.3. Формирование матрицы выбора инструментов искусственного интеллекта в зависимости от горизонта планирования и типа управленческих задач

В исследовании рассматриваются методики внедрения искусственного интеллекта в организационные процессы. Автор анализирует основные подходы, включая интеллектуальные системы поддержки принятия решений. Приведены примеры практической эффективности и обоснована высокая окупаемость таких внедрений [104].

С ростом цифровизации и развитием технологий искусственного интеллекта внедрение ИИ в организационные процессы становится не только тенденцией, но и необходимостью. В исследовании представлен анализ методов внедрения ИИ, включая автоматизацию рутинных задач и прогнозирование на основе данных. Особое внимание уделяется системному подходу к адаптации ИИ в бизнесе [41; 51].

Таблица 2.9 описывает различные подходы к внедрению ИИ в организационные процессы, их способы применения и возможности для использования в комбинации с другими методами или системами.

Таблица 2.9 – Классификация методологических подходов к интеграции технологий искусственного интеллекта в организационные процессы (составлено автором на основе: [53])

Методологический подход к интеграции ИИ	Научно-методическая характеристика	Обоснование фактора	Организационно-технологический механизм внедрения	Потенциал комбинированного применения
Интеллектуальные системы поддержки принятия решений	Предполагают использование алгоритмов искусственного интеллекта для анализа структурированных и неструктурированных данных в целях повышения обоснованности управленческих решений	Значимость данного подхода определяется необходимостью снижения неопределенности в управлении, повышения точности аналитических выводов и ускорения обработки больших массивов данных, недоступных для традиционного анализа	Интеграция ИИ-модулей в корпоративные системы учета, аналитики, управленческой отчетности и поддержки принятия решений	Сочетается с системами бизнес-аналитики (BI), машинным обучением, технологиями больших данных и цифровыми панелями управления
Автоматизация бизнес-процессов на основе RPA и ИИ	Основана на интеллектуальной автоматизации повторяющихся, формализуемых и транзакционных операций с использованием программных роботов и алгоритмов ИИ	Обоснование связано с необходимостью сокращения операционных издержек, минимизации ошибок, ускорения обработки типовых задач и высвобождения человеческих ресурсов для более сложной аналитической деятельности	Настройка программных роботов, обучение моделей на типовых сценариях, интеграция с ERP, CRM, BPM и иными внутренними ИТ-системами	Совместима с системами ERP, CRM, управления бизнес-процессами (BPM), электронным документооборотом, технологиями оптического распознавания текста (OCR) и аналитикой процессов

Прогнозная аналитика и прогнозирование	Ориентирована на выявление скрытых закономерностей в исторических данных и формирование прогнозов будущих состояний спроса, рисков, поведения клиентов и рыночной конъюнктуры	Значимость подхода обусловлена необходимостью перехода от реактивного управления к упреждающему, основанному на раннем выявлении тенденций и возможности заблаговременной корректировки действий организации	Встраивание прогнозных моделей в CRM, ERP, аналитические платформы, системы бюджетирования, планирования и управления рисками	Эффективно комбинируется с машинным обучением, BI-аналитикой, сценарным моделированием, цифровыми двойниками и системами мониторинга
Персонализация клиентского и пользовательского опыта	Предусматривает формирование индивидуализированных рекомендаций, предложений и сценариев взаимодействия на основе анализа предпочтений, истории действий и поведенческих закономерностей пользователей	Обоснование данного подхода связано с ростом значимости клиентоцентричности, необходимостью повышения лояльности, удовлетворенности и точности взаимодействия с потребителями в цифровой среде	Интеграция ИИ в CRM-системы, маркетинговые платформы, рекомендательные механизмы, чат-боты и сервисные каналы коммуникации	Сочетается с прогнозной аналитикой, многоканальными платформами, системами управления клиентским опытом и диалоговым ИИ
Интеллектуальный мониторинг и управление процессами	Заключается в непрерывном анализе состояния организационных, производственных и сервисных процессов с возможностью раннего выявления отклонений и	Значимость подхода определяется необходимостью обеспечения устойчивости процессов, повышения прозрачности операций, сокращения времени	Подключение ИИ к потоковым данным, устройствам интернета вещей (IoT), MES, SCADA, системам мониторинга и автоматизированной отчетности	Совместим с интернетом вещей (IoT), MES, SCADA, системами бизнес-аналитики (BI), цифровыми двойниками, системами

	автоматического реагирования	реакции на отклонения и предотвращения потерь		прогнозного обслуживания и предупреждения рисков
Адаптивное обучение и развитие персонала	Основано на применении ИИ для диагностики уровня компетенций, построения персонализированных образовательных траекторий и оценки результатов обучения	Обоснование подхода связано с необходимостью непрерывного развития человеческого капитала, адаптации компетенций сотрудников к цифровой трансформации и повышения адресности корпоративного обучения	Внедрение ИИ-модулей в системы управления обучением (LMS), корпоративные образовательные платформы, системы тестирования, оценки компетенций и формирования индивидуальных треков развития	Комбинируется с системами управления персоналом (HRM), управлением талантами, цифровыми профилями компетенций, системами оценки эффективности и аналитикой вовлеченности
Интеллектуализация HR-процессов	Предполагает применение ИИ для автоматизации и совершенствования подбора, оценки, адаптации, развития, карьерного сопровождения и удержания персонала	Значимость данного подхода обусловлена необходимостью повышения объективности кадровых решений, снижения временных затрат на HR-процедуры и формирования более точной системы управления человеческими ресурсами	Интеграция ИИ в системы управления персоналом и человеческим капиталом (HRM/HCM), платформы анализа резюме, системы оценки эффективности, карьерного планирования и кадровой аналитики	Сочетается с системами управления эффективностью, обучающими платформами, кадровой аналитикой, прогнозной кадровой аналитикой и системами кадрового резерва

Согласно мировой статистике, внедрение интеллектуальных СППР увеличивает эффективность принятия управленческих решений на 35% в мире и на 28% в РФ. Автоматизация бизнес-процессов с использованием RPA и ИИ позволяет сократить операционные расходы в среднем на 25-30% в мире и на 20-25% в России, при этом снижая количество ошибок на 80% в мире и 75% в РФ. Применение прогнозной аналитики на основе ИИ повышает точность прогнозов до 85-90% в мировой практике и до 80-85% в российских компаниях, что особенно важно в условиях высокой рыночной неопределенности. Индивидуализация пользовательского опыта с помощью ИИ увеличивает конверсию продаж на 20-25% в мире и на 15-20% в РФ, одновременно повышая удовлетворенность клиентов на 40% в мире и 35% в России [7; 9; 11; 17; 19; 20].

Современные методы и инструменты активно используются для предсказаний тенденций рынка в системе принятия управленческих решений в организации. Предсказание рыночных тенденций позволяет улучшить, сделать более эффективным, стратегическое планирование в будущем развитии организации. Стратегическое планирование особенно важно для динамического роста организации, так как оно задает основной вектор, направления движения. И от выбора правильной стратегии развития организации зачастую зависит само будущее существование организации. Поэтому на данном этапе стратегического планирования как нельзя актуально применение современных методов обработки и анализа больших данных, включая методы машинного обучения и искусственного интеллекта. Стратегическое планирование в методике принятия управленческих решений занимает ключевое место, т.е. является фундаментом, на котором располагается все здание управления организацией, поэтому необходимо в первую очередь строить надежный, динамично подстраиваемый под тенденции рынка фундамент и далее переходить уже к другим аспектам системы управления организацией [10].

Аспект минимизации рисков при учете рыночных тенденций в методике принятия управленческих решений играет важную роль, так как использование более рискованных инструментов рынка может обернуться большими финансовыми потерями для организации. Здесь наиболее оптимально использовать технологии искусственного интеллекта, технологии нейронных сетей, которые позволяют работать с большими рыночными данными, находить скрытые зависимости и тенденции, то есть выявлять тем самым скрытые риски и угрозы и своевременно принимать меры для их избежания. Сама идеология настройки системы принятия управленческих решений на минимизацию рыночных рисков позволяет построить долгосрочные отношения и жизнедеятельность организации даже в рамках современной динамически меняющейся экономики. В этом лежит весь принцип сохранения устойчивости организации на рынке, который заключается в постоянном мониторинге поступающих внешних и внутренних данных и исходя из полученных данных проводится оценка текущих рисков и находится оптимальный набор параметров, позволяющий минимизировать риски с одной стороны, а с другой двигаться в направлении выбранного курса стратегического планирования.

Перейдем к следующему аспекту принятия управленческих решений в организации – это более точное, более оптимальное управление запасами. Для данного аспекта как нельзя лучше подходит методика искусственного интеллекта, технология нейронных сетей так как сам процесс управления запасами в организации легко параметризовать и исходя из изменяющихся параметров корректировать объем удерживаемых запасов, скорость пополнения запасов, прогнозировать потребность в запасах, исходя из климатических, сезонных и экономических параметров. Оптимальная настройка системы управления запасами позволяет организации сэкономить на аренде помещений, трудочасах сотрудников, повысить оборачиваемость активов, высвободить дополнительные средства для нужд бизнеса организации [63]. Таким образом применение современных математических

инструментов для оптимизации управления запасами, легко внедряемо в систему управления организации и дает значительные преимущества обеспечения ликвидности [71].

Следующим аспектом системы управления организаций при учете рыночных тенденций стоит повышение прозрачности и управляемости в организации. Данный аспект имеет важное значение, так как он позволяет сделать все процессы и решения в организации более понятными, объяснимыми и наблюдаемыми. Повышение управляемости позволяет более точно и тонко реагировать на инструменты управления, а наличие прозрачности позволяет непосредственно наблюдать реализацию управленческих решений в действии и корректировать настройки инструментов управления в рабочем режиме. Использование технологии нейронных сетей позволяет в короткое время обрабатывать большие объемы поступающей внешней и внутренней информации, поступающей внутри и из вне организации, проводить оперативно ее анализ и формировать необходимое управленческое решение [31; 120].

Использование технологии нейронных сетей позволяет при анализе рыночных тенденций увеличить конкурентоспособность организации за счет наличия современного математического инструмента, позволяющего в режиме реального времени проводить обработку и анализ поступающих больших данных.

Следующий аспект используемых для учета рыночных тенденций – это адаптация к меняющимся условиям, что позволяет своевременно подстроить систему принятия управленческих решений в организации согласно динамически меняющимся условиям рынка. Что позволяет организации следовать изменяющимся тенденциям и условиям современного динамического рынка, т.е. приобрести навыки гибкости и адаптивности системы управления. Данные навыки чрезвычайно важны для выживания и развития организации в реалиях современного рынка.

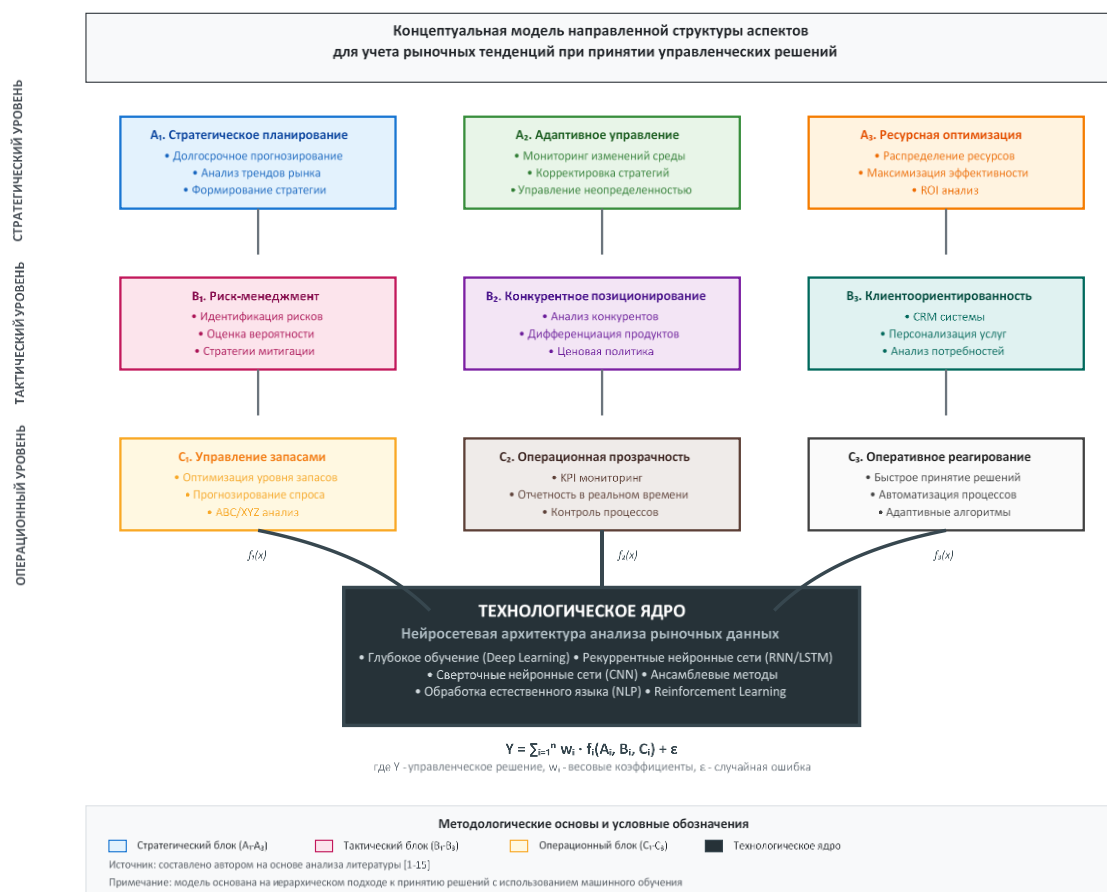


Рисунок 2.7 – Схема взаимосвязи факторов при принятии управленческих решений в организации, с использованием технологии нейронных сетей (разработано автором)

Оптимизация ресурсов с использованием технологии нейронных сетей в системе принятия управленческих решений важна с точки зрения экономии активов организации, гибкости управляемости и увеличения оборачиваемости активов. Оптимизация ресурсов позволяет организации быть более адаптивной в условиях меняющихся тенденций современного рынка и позволяет высвободить дополнительные активы.

Усиление клиентской ориентации в системе принятия управленческих решений позволяет более персонализировать предложение продуктов и услуг клиентам, что в свою очередь дает возможность компании занять более узкие ниши на рынке и в итоге максимизировать прибыль.

Сокращение времени реагирования с использованием технологии нейронных сетей дает возможность повысить потенциальные запросы на продажи товаров и услуг в организации, ускорить обратную связь на управленческие решения и внешние взаимоотношения организации. Сокращение времени реагирования системы управленческих решений на внешние и внутренние сигналы (данные) позволяет минимизировать возможные риски и потери при изменении тенденций рынка и своевременно предпринять шаги по изменению траектории развития организации.

Этапы модели учёта рыночных тенденций при помощи нейронной сети, следующие [2]:

1. Сбор экономических данных о рынке, на котором работает компания: основных конкурентах в данной нише, типах и поведении потребителей, информации о прошлых, текущих и планируемых продажах, ценах, рекламных кампаниях, обратной связи клиентов, новости и изменения в отрасли. На данном этапе происходит структурирование данных, для второго этапа моделирования.

2. На втором этапе моделирования учёта рыночных тенденций при помощи нейронных сетей проводится непосредственная обработка и подготовка начальных данных. Проводится очистка данных от выбросов, ошибочных значений и нулей. Проводится нормализация и масштабирование данных, а также присваивание и кодирование категориальных переменных, чтобы различить величину влияния различных переменных на рыночные процессы.

3. На следующем этапе проводится выбор подходящей архитектуры нейронной сети (рекуррентная, сверточная, глубокая нейронная сеть) и общих параметров нейронной сети, которые удовлетворяют поставленным перед моделированием задачам, а также зависят от величины и характера имеющихся начальных данных. Выбор подходящей архитектуры нейронной сети очень важен т.к. он влияет на окончательный результат моделирования и

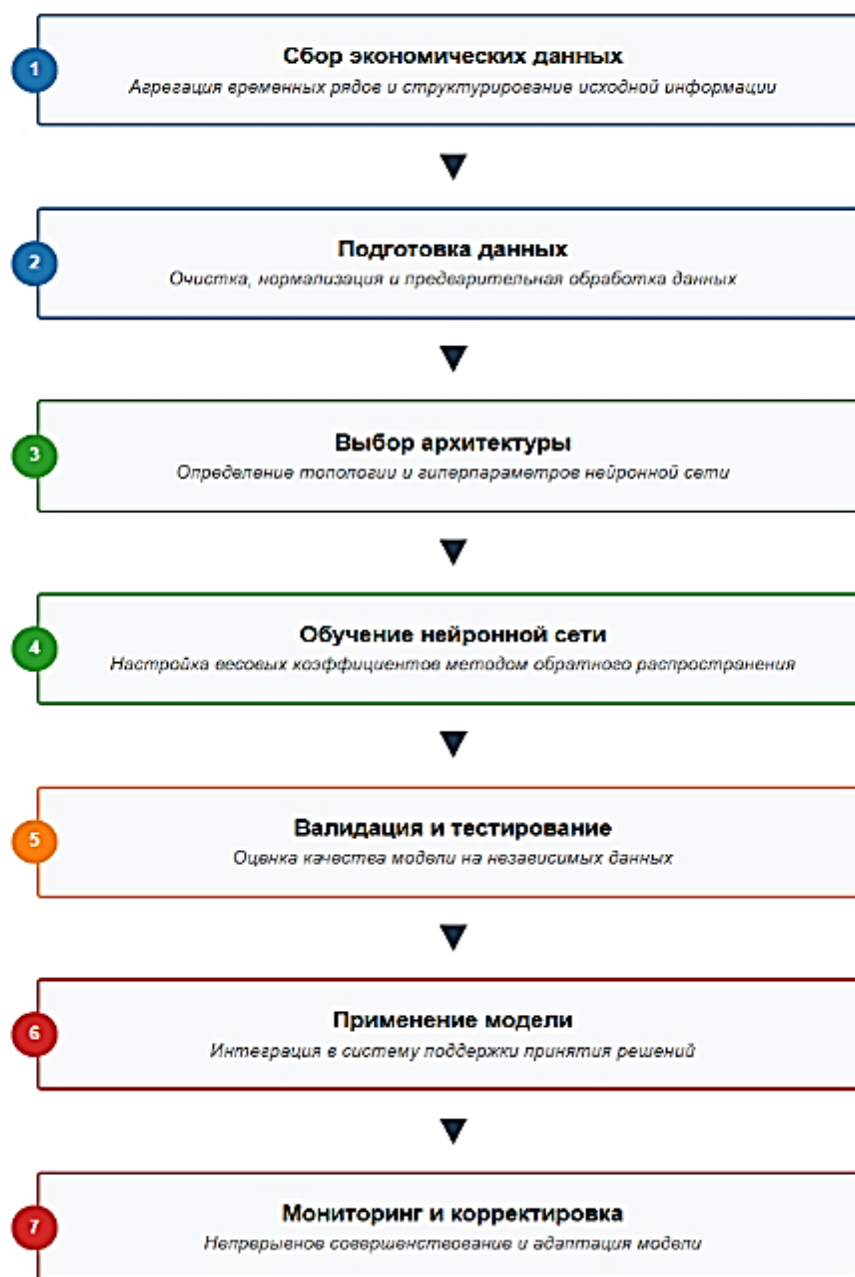
дальнейшие возможности использования построенной модели при её внедрении в систему принятия управленческих решений.

4. Далее следует этап обучения нейронной сети на подготовленных в ходе предыдущих этапов данных. При обучении выбираются следующие параметры: модель обучения, количество слоев нейронной сети, количество нейронов в каждом слое и другие параметры сети, при необходимости. Также при обучении нейронная сеть производит аппроксимацию системы многопараметрических начальных данных, с определённой точностью.

5. На следующем этапе проводится валидация и тестирование полученной модели нейронной сети на отложенных данных. Эти отложенные данные являются частью реальных начальных данных, которые не участвовали в обучении нейронной сети на предыдущем этапе. По результату валидации и тестирования полученной модели принимается решение о необходимости переобучения полученной модели, если ошибка валидации и тестирования превышает установленные при моделировании критерии. И далее эта обученная сеть имеет уже возможность показывать скрытые зависимости и закономерности в поведении данных.

6. На следующем этапе, после успешной проверки полученной модели на тестовых данных, проводится применение данной модели для прогнозирования поведения рыночных тенденций. Для этого к полученной модели применяются (для анализа) новые поступающие экономические данные, а так как нейронная сеть обучена на больших начальных данных, и она уже построила внутри себя численные многопараметрические зависимости между данными, то это позволяет реализовывать процесс прогнозирования поведения экономической системы.

7. На заключительном этапе проводится постоянный мониторинг поступающих рыночных данных и соответствие прогнозов модели реальному положению рынка. Исходя из этого реализуется корректировка модели с её переобучением и подстройкой под изменившиеся условия рынка.



Примечание: Данная методология соответствует стандартам разработки нейронных сетей для прогнозирования временных рядов в бизнес-приложениях (n=7 этапов). Цветовая кодировка: синий — обработка данных, зеленый — моделирование, оранжевый — оценка, красный — внедрение.

Рисунок 2.8 – Этапы создания нейронной сети при принятии управленческих решений в организации (разработано автором на основе [2])

Таким образом, использование технологии нейронных сетей для уточнений рыночных тенденции в системе принятия управленческих решений имеет большие перспективы разработки и внедрения в деятельность организации и затрагивает такие аспекты управления как: улучшение стратегического планирования, минимизация рисков, более точное

управление запасами, повышение прозрачности и управляемости, увеличение конкурентоспособности, адаптация к изменяющимся условиям, оптимизация ресурсов, усиление клиентской ориентации, сокращение времени реагирования. Что позволяет организации существенно увеличить свое конкурентное преимущество в своем рыночном сегменте и более гибко адаптировать деятельность организации под современные цифровые вызовы экономики.

Вопрос о применении методов и инструментов поддержки принятия управленческих решений в организации возникает при стремлении руководства данной организации к повышению эффективности и продуктивности управления. Аспект повышения эффективности и продуктивности управления в свою очередь базируется на таких факторах как оптимизация процессов и ресурсов в деятельности организации, а также минимизации рисков и ошибок в принятии управленческих решений. Помимо вышеперечисленных факторов повышения эффективности управления можно также упомянуть улучшение качества и обоснованности принимаемых решений, а также адаптацию принимаемых решений в зависимости от быстро изменяющихся рыночных и экономических условий. Реализация упомянутых выше факторов ведет к укреплению конкурентных преимуществ организации, при этом помощь в их реализации могут оказать математические алгоритмы обработки естественного языка и машинного обучения, описываемые ниже в данной работе.

Применение современных математических методов для совершенствования принятия управленческих решений ведет к повышению точности прогнозов и как результат к повышению качества принимаемых решений, а также к ускорению процесса принятия решений. При совместном использовании алгоритмов обработки естественного языка и машинного обучения при принятии управленческих решений в первую очередь акцент делается на улучшении аналитики и понимании больших данных, а также на автоматизации и оптимизации рутинных задач управления. Также при

совместном использовании алгоритмов обработки естественного языка и машинного обучения важным аспектом является возможность повышения факторов персонализации и улучшение качества взаимодействия с клиентами, в том числе на основе глубокого анализа отзывов и предпочтений клиентов [2; 6].

В данном разделе рассмотрим основные задачи, которые решаются при совместном использовании алгоритмов обработки естественного языка и машинного обучения при принятии управленческих решений.

Задача улучшения взаимодействия с клиентами сконцентрирована на развитии персонализированного общения и удовлетворении потребностей клиентов. Улучшение взаимодействия с клиентами ведет к укреплению лояльности клиентов по отношению к продуктам и услугам организации, а также к постоянному росту этой лояльности.

В таблице 2.10 приведены результаты проведенного анализа основных задач использования алгоритмов обработки естественного языка и машинного обучения для улучшения управленческих решений. При анализе данных задач трудно выделить наиболее важные задачи в рамках рассматриваемой тематики. Однако начнем анализ с задачи оптимизации распределения ресурсов организации. Данная задача отвечает за эффективное распределение ресурсов, что в свою очередь ведет к максимизации прибыли организации и повышению устойчивости ее бизнес-процессов. На второе место по важности можно поставить задачу управления рисками в деятельности организации, так как прогнозирование и минимизация потенциальных рисков также увеличивает стабильность деятельности организации и ведет к ее долгосрочному развитию. На третье место можно поставить взаимосвязанную с другими задачами задачу точности прогнозирования. Данная задача повышении точности прогнозирования обеспечивает улучшение планирования деятельности организации и принятию обоснованных решений (см. таблицу 2.10).

Таблица 2.10 – Функциональная классификация применения алгоритмов обработки естественного языка и машинного обучения для повышения качества управленческих решений (составлено автором на основе: [78])

Направление применения интеллектуальных технологий	Описание	Инструменты реализации	Технологическая специфика внедрения	Параметры настройки и эксплуатации
Повышение точности прогнозирования	Обеспечивает научно обоснованное предвидение будущих событий на основе анализа накопленных данных, снижая уровень неопределённости в управленческих решениях	Математические модели предсказания, адаптивные обучающие схемы	Требует отбора соответствующих данных и выбора модели, соответствующей характеру управленческой задачи	Глубина анализа, степень чувствительности модели, критерии устойчивости и точности прогнозов
Извлечение и анализ больших массивов текстовой информации	Позволяет выявлять самые важные смысловые фрагменты, тенденции и аномалии, повышая качество аналитической информации для управленческих решений	Средства структурирования и смыслового анализа данных	Необходима организация многопоточной обработки больших объёмов сведений и обеспечение согласованности данных	Степень детализации анализа, пороги значимости, параметры фильтрации и группировки
Автоматизация повторяющихся процедур управления	Снижает трудозатраты менеджеров, обеспечивая выполнение стандартных действий без участия человека и уменьшая операционные ошибки	Системы автоматического выполнения задач и диспетчеризации процессов	Требует формализации правил выполнения операций и настройки последовательности управленческих процедур	Набор условий выполнения операций, параметры контроля, регламенты

				реагирования на отклонения
Анализ и управление рисками	Осуществляет оценку возможных угроз и формирует рекомендации по их минимизации, обеспечивая повышение устойчивости управленческих решений	Средства аналитического оценивания, модели вероятностного анализа	Требует постоянного обновления данных, обеспечения подключений к внешним информационным потокам и оперативного пересчёта показателей риска	Пороговые значения риска, критерии значимости, шкалы оценки вероятности и последствий
Оптимизация распределения организационных ресурсов	Обеспечивает рациональное использование времени, средств и персонала, повышая эффективность деятельности организации	Комплексы планирования и координации работ	Требует разработки структуры задач, определения взаимозависимостей и настройки ресурсных ограничений	Интенсивность загрузки, лимиты ресурсов, приоритеты задач, параметры временного планирования
Совершенствование взаимодействия с клиентами и партнёрами	Улучшает качество коммуникаций, позволяет анализировать обращения и формировать персонализированные ответы, повышая уровень удовлетворённости и доверия	Системы обработки обращений, средства анализа содержания сообщений	Требует интеграции с корпоративными базами данных и построения единых коммуникационных сценариев	Глубина анализа содержания, параметры категоризации запросов, стандарты персонализации сообщений

При анализе задачи обработки и анализа больших данных основной функцией данной задачи является извлечение ценной информации из обрабатываемых данных. Ценной информацией в данном случае является выявление неявных тенденций и закономерностей в анализируемых данных, а также глубоких аналитических выводов, важных для принятия стратегических управленческих решений. Последней анализируемой задачей является автоматизация рутинных задач, цель которой освободить человеческие и временные ресурсы организации от выполнения рутинных операций и сосредоточить их на более важных аспектах, ведущих к скорейшему росту и развитию организации.

На рисунке 2.9 представлена диаграмма, на которой приведен пример циклического процесса взаимодействия четырех компонентов, а именно: задачи, программные средства, особенности применения средства и параметры, и настройки работы. Суть данной диаграммы коммуникаций заключается в отображении обмена сообщениями между участниками, где каждый участник влияет на других участников и сам подвергается их воздействию, тем самым это способствует непрерывному улучшению и оптимизации процессов.

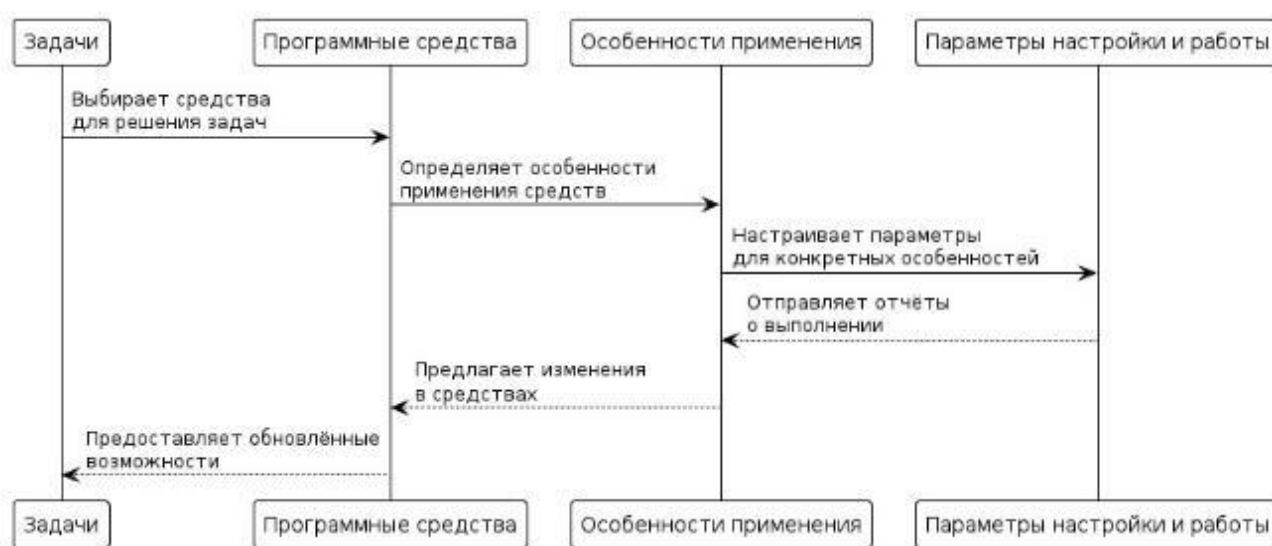


Рисунок 2.9 – Диаграмма коммуникаций, циклического процесса взаимодействия четырех компонентов (разработано автором на основе [41])

Перейдем теперь к подробному рассмотрению основных программных методов практической реализации технологий машинного обучения и обработки естественного языка (см. таблицу 2.11). Использование данных программных методов даст возможность организации создать комплексную систему, которая включает в себя инструменты для прогнозирования, обработки и анализа больших данных, автоматизации рутинных задач, управления рисками и оптимизации распределения ресурсов. Использование данной комплексной системы позволит эффективно и быстро осуществлять предварительную обработку поступающих данных, создавать масштабируемые модели машинного обучения, гибко реагирующие на изменения начальных данных, автоматизировать взаимодействие с клиентами и также анализ получаемых от них данных. Реализация этих факторов позволит организации принимать обоснованные управленческие решения при наличии неопределенности и динамичности экономических внешних условий.

Таблица 2.11 – Сравнение платформ интеллектуальной обработки языковой информации, применяемых в экономических информационных системах (составлено автором на основе: [104])

Платформа интеллектуальной обработки данных	Функциональное описание	Преимущества при решении задач	Потенциал интеграции
Платформа глубокого адаптивного моделирования	Представляет собой систему построения сложных обучаемых моделей, способных к восприятию, преобразованию и обобщению больших массивов данных.	Обеспечивает высокую точность интерпретации текстов, возможность построения многоуровневых моделей анализа и создания адаптивных инструментов поддержки управленческих решений	Эффективно включается в комплексные архитектуры обработки данных, дополняется средствами ускоренной вычислительной обработки и системами построения упрощённых моделей
Платформа динамического	Ориентирована на создание гибких	Обладает высокой гибкостью в работе	Хорошо сочетается с

экспериментального моделирования	обучаемых структур, позволяющих проводить исследования, быстро изменять конфигурацию моделей и адаптироваться к новым задачам	со сложными структурами языка, упрощает отладку, модификацию и аналитическую интерпретацию моделей	инструментами анализа данных и системами распределённой обработки, поддерживает внедрение в исследовательские экосистемы
Платформа классического статистического обучения	Содержит набор методов и инструментов для базовой и прикладной аналитики, ориентированной на структурирование данных, предварительную подготовку текстов и построение интерпретируемых моделей	Обеспечивает прозрачность, интерпретируемость и стабильность алгоритмов, что важно для управленческих решений и экономических систем с высокой значимостью объяснимости	Легко интегрируется с инструментами аналитики и статистической обработки, может быть встроена в различные информационные среды организаций
Платформа масштабируемой аналитической обработки данных	Предназначена для аналитики больших массивов информации, включая текстовые данные, с возможностью распределённой обработки на множестве вычислительных узлов	Обеспечивает высокую производительность, пригодность для работы с потоками данных и возможность обработки текстов в условиях больших объёмов информации	Может быть объединена с системами хранения и потоковой передачи данных, формируя единую архитектуру корпоративной аналитики
Платформа интеллектуального взаимодействия с клиентами	Является компонентом информационной среды управления взаимоотношениями с клиентами, использующей средства анализа текстов и обращений для повышения качества коммуникаций	Специализирована на интерпретации обращений, автоматизации ответов и повышении эффективности коммуникаций в сервисных и маркетинговых процессах	Встраивается в маркетинговые, аналитические и операционные системы организации, обеспечивая единый контур клиентских данных

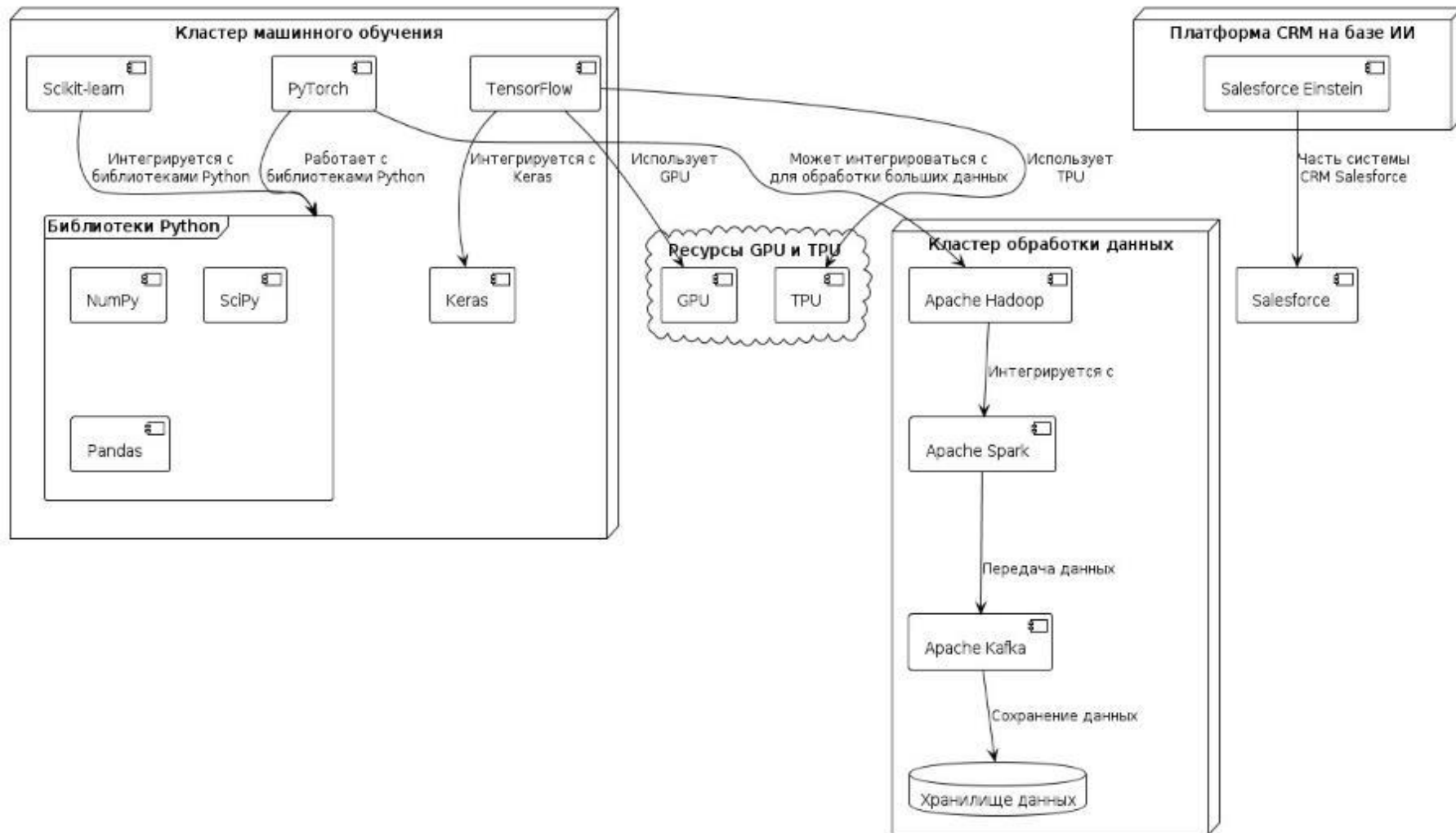


Рисунок 2.10 – Диаграмма развёртывания ИТ-инфраструктуры на основе методов обработки естественного языка и машинного обучения (разработано автором на основе [10])

Основываясь на предоставленных данных о пяти методах, организуем компоненты в соответствии с их функциями и взаимосвязями и построим диаграмму развёртывания ИТ-инфраструктуры. Данная диаграмма будет отображать различные сервера или платформы, на которых размещаются указанные технологии, и как они могут взаимодействовать друг с другом в рамках ИТ-инфраструктуры (рисунок 2.10) [23; 24].

Диаграмма, представленная на рисунке 2.10 визуализирует взаимодействие технологических компонентов и помогает понять структуру ИТ-инфраструктуры организации, в части машинного обучения и обработки данных.

Описание элементов диаграммы развёртывания (рис.2.10):

- кластер обработки данных включает в себя компоненты Apache Hadoop, Apache Spark и Apache Kafka для обработки и управления большими объемами данных, связаны с центральным хранилищем данных;
- кластер машинного обучения содержит TensorFlow, PyTorch, Scikit-learn и Keras, использующие различные библиотеки Python (NumPy, SciPy, Pandas) для обработки данных и создания моделей машинного обучения;
- платформа CRM на базе искусственного интеллекта, Salesforce Einstein интегрирована в систему CRM Salesforce, использует данные для автоматизации взаимодействий с клиентами и аналитики;
- ресурсы GPU и TPU, используются для ускорения вычислений в задачах машинного обучения.

Таким образом, задача совершенствования управленческих решений в современных условиях огромного объема поступающей информации, а также информатизации многих бизнес-процессов организации выступает уже на другом уровне. Это уровень подчеркивает важность принятия обоснованных решений, основанных на анализе корректных данных, обладающих высокой ценностью, гибко и быстро реагирующих на изменения внешней

экономической обстановки. Эту задачу решают современные методы, основанные на машинном обучении и обработке естественного языка, способные быстро и эффективно обрабатывать и анализировать большие объемы данных. На основе анализа данных проводить прогнозирование поведения экономических систем, выявлять скрытые тенденции и аналитические выводы в данных, распределять ресурсы организации и управлять рисками.

Рассмотрим теперь матрицу принятия управленческих решений с использованием методов искусственного интеллекта.

Методический подход к построению матрицы принятия управленческих решений основан на использовании многокритериального анализа, где каждому традиционному критерию (точность, надёжность, масштабируемость и интерпретируемость) присваиваются весовые коэффициенты в зависимости от их значимости для управленческих решений. Далее алгоритмы искусственного интеллекта оцениваются по каждому критерию, результаты агрегируются в интегральную оценку и формируется ранжирование, что позволяет объективно соотнести выбор алгоритмов с различными уровнями управления (стратегическим, тактическим и операционным) [1; 3; 16].

Критерии, предлагаемые в диссертационном исследовании (T_r , P_a , F_s , I_d , C_m , A_a , B_c , U_{ai} , E_{hai}), отличаются от традиционных критериев «точность, надёжность, масштабируемость и интерпретируемость» по уровню детализации и функциональной направленности, которые в данном случае используются только для построения многокритериальной матрицы принятия управленческих решений.

Весовые коэффициенты матрицы (0,30 для точности, 0,25 для надёжности и масштабируемости, 0,20 для интерпретируемости) отражают приоритетность критериев в контексте управленческих решений. Их выбор основан на экспертной оценке и принципе сбалансированности: более высокий вес присвоен критериям, напрямую влияющим на результативность прогнозов и принятие решений, а меньший – критериям, обеспечивающим

прозрачность и объяснимость моделей. При этом, шкала оценки построена по десятибалльной системе, где значения 8–10 соответствуют высокой эффективности алгоритма, 5–7 – средней, а 1–4 – низкой. Принцип выставления оценки основан на сравнительном экспертном анализе характеристик алгоритмов, учитывающем их практические результаты, теоретические возможности и успешность применения в корпоративных управленческих задачах. Ранг матрицы отражает итоговое место каждого алгоритма в общем рейтинге, формируемом на основе интегральной оценки с учётом весовых коэффициентов.

Стратегический уровень представляет собой долгосрочное планирование и разработку целевых направлений развития организации. Тактический уровень связан с распределением ресурсов и среднесрочным планированием, требующим сбалансированной надёжности, тогда как операционный уровень охватывает повседневные процессы и задачи. На стратегическом уровне принимаются решения о развитии бизнеса, инвестициях и формировании долгосрочных целей, где методы ИИ (например, прогнозная аналитика и нейронные сети) помогают выявлять глобальные тенденции и снижать стратегические риски. На тактическом уровне решения касаются оптимизации ресурсов, планирования производственных и логистических процессов, где применяются методы оптимизационного моделирования и машинного обучения, а на операционном уровне – решения по ежедневным задачам, контролю и адаптивному управлению, где эффективны экспертные системы и алгоритмы потоковой обработки данных.

Рисунок 2.11 представляет собой визуализацию оценочной матрицы, в которой сравнивается интегральная эффективность различных ИИ-алгоритмов. Она наглядно ранжирует эти алгоритмы, определяя наиболее подходящий для каждого из трех уровней управления: стратегического, тактического и операционного.

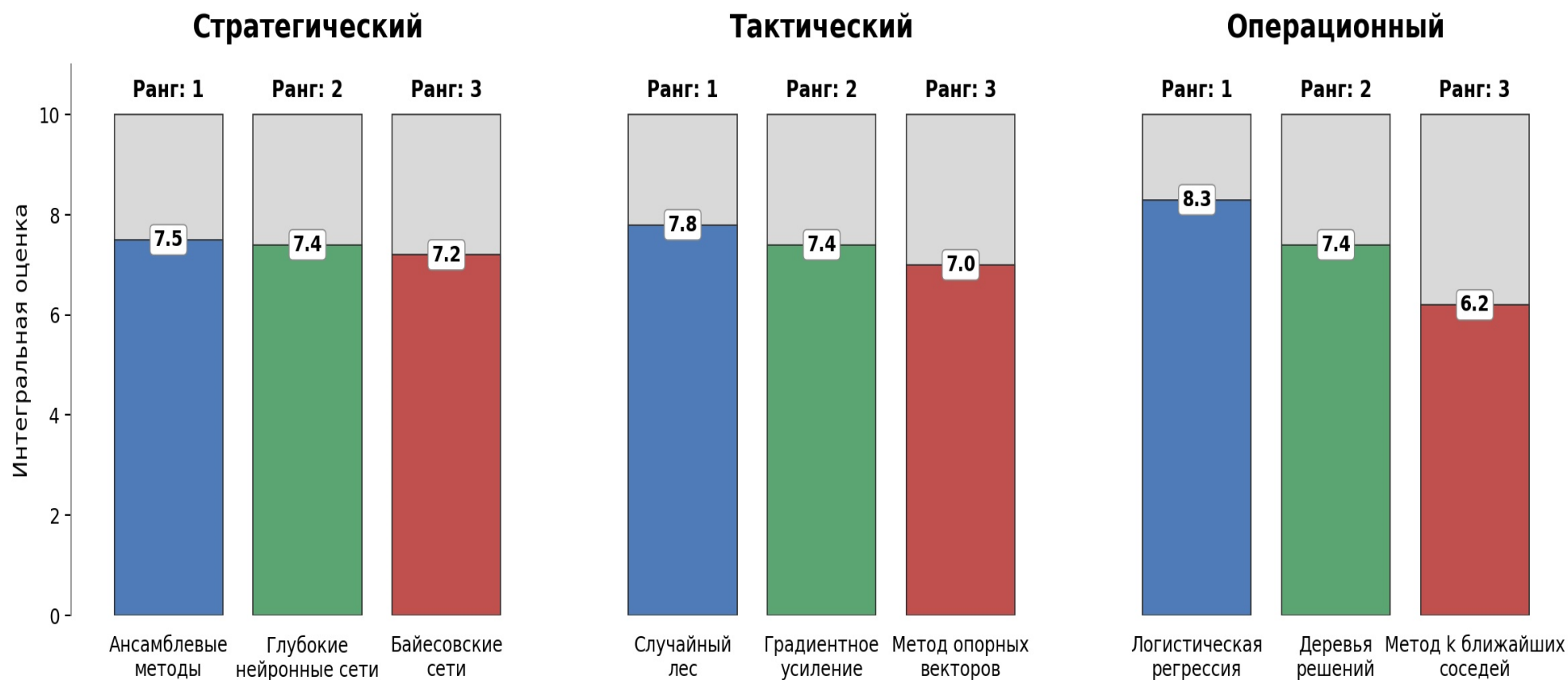


Рисунок 2.11 – Многокритериальная матрица принятия управленческих решений на основе выбора ИИ-алгоритмов для различных уровней управления (разработано автором)

Описание ИИ-алгоритмов для различных уровней управления:

1. Random Forest (случайный лес) – конкретный ансамблевый алгоритм машинного обучения, основанный на объединении множества деревьев решений.
2. Gradient Boosting – ансамблевый алгоритм, при котором модели строятся последовательно с целью минимизации ошибки прогнозирования.
3. SVM это алгоритм обучения, формирующий оптимальную разделяющую поверхность между классами.
4. Логистическая регрессия — это классическая модель и алгоритм машинного обучения для задач классификации на основе вероятностной оценки.
5. Деревья решений: это класс алгоритмов машинного обучения, реализующих иерархическое принятие решений на основе данных.
6. k-NN: алгоритм машинного обучения, принимающий решения на основе близости объектов в пространстве признаков.
7. Байесовские сети: это класс вероятностных графических моделей, широко используемый в ИИ для представления знаний и принятия решений в условиях неопределённости.
8. Глубокие нейронные сети: семейство архитектур искусственных нейронных сетей с многоуровневой структурой.
9. Ансамблевые методы: методологический подход в машинном обучении.

Таблица 2.12 отражает иерархическую взаимосвязь между уровнями принятия управленческих решений и методами искусственного интеллекта.

Таблица 2.12 – Взаимосвязь уровней управленческих решений и методов ИИ (разработано автором на основе [50])

Уровень принятия управленческих решений	Методы искусственного интеллекта	Научно-методическая характеристика применения	Обоснование выбора факторов	Виды принимаемых управленческих решений
Стратегический уровень	Глубокие нейронные сети, ансамблевые методы, байесовские сети	Используются для анализа сложных, многомерных и слабоформализуемых данных, выявления долгосрочных закономерностей, моделирования сценариев и оценки вероятностных взаимосвязей между факторами внешней и внутренней среды	Выбор данных методов обусловлен высокой степенью неопределенности стратегических решений, необходимостью работы с большими массивами разнородных данных, а также потребностью в прогнозировании долгосрочных эффектов и альтернатив развития организации	Определение долгосрочных целей и приоритетов развития, принятие инвестиционных решений, формирование инновационной, цифровой и конкурентной стратегии организации
Тактический уровень	Random Forest, Gradient Boosting, SVM	Применяются для решения задач средней степени структурированности, классификации, прогнозирования, оптимизации распределения ресурсов и выявления значимых факторов, влияющих на эффективность управленческих действий	Актуальность данных методов связана с необходимостью обеспечения баланса между точностью аналитических выводов, интерпретируемостью результатов и возможностью использования моделей в рамках среднесрочного планирования и координации функциональных процессов	Планирование и перераспределение ресурсов, оптимизация производственных, логистических и финансовых процессов, разработка программ мотивации, обучения и развития персонала
Операционный уровень	Логистическая регрессия, деревья решений, k-NN	Используются для решения хорошо структурированных прикладных задач, требующих высокой скорости обработки данных, интерпретируемости результата и возможности оперативного обновления решений на основе поступающей информации	Выбор указанных методов обоснован необходимостью быстрого реагирования на изменения текущей ситуации, контролем стандартных бизнес-процессов, выявлением отклонений и поддержкой принятия решений в режиме, близком к реальному времени	Оперативное управление текущей деятельностью, контроль и корректировка процессов, реагирование на отклонения, инциденты и нестандартные ситуации в режиме реального времени

На стратегическом уровне управления главными задачами являются определение долгосрочных целей и направлений развития, принятие инвестиционных решений, а также формирование инновационной и цифровой

стратегии организации. Реализация данных задач требует обработки больших массивов разнородной информации, учета неопределённости внешней среды и оценки долгосрочных последствий управленческих решений.

Глубокие нейронные сети позволяют анализировать сложные и нелинейные зависимости в макроэкономических и корпоративных данных. Их применение на стратегическом уровне обеспечивает выявление скрытых тенденций развития рынков и потребительского поведения.

Ансамблевые методы (включая комбинации различных моделей) повышают устойчивость и надёжность стратегических оценок за счёт агрегирования результатов нескольких аналитических моделей.

Байесовские сети обеспечивают формализацию причинно-следственных связей и работу с неопределённостью, характерной для стратегического управления.

Таким образом, применение глубоких нейронных сетей и байесовских сетей на стратегическом уровне управления позволяет перейти от интуитивного и ретроспективного планирования к обоснованному и адаптивному формированию стратегии развития организации.

Такая структуризация позволяет обосновать рациональное распределение алгоритмов ИИ в зависимости от горизонта планирования и специфики управленческих задач. На каждом уровне управления рекомендуется применять специализированные методы ИИ для поддержки соответствующих видов решений.

Матрица методов ИИ по уровням управленческих решений служит методическим инструментом реализации введённых автором понятий, переводя их из теоретико-методологической в инструментальную плоскость. Понятие цифрово-адаптивного управленческого решения отражается в весовых коэффициентах и шкале оценок, фиксирующих динамичность и способность решений адаптироваться, интеллектуальная интеграционная среда управления обеспечивает систематизацию данных и алгоритмов в матрице, а гибридная когнитивно-цифровая модель анализа интерпретирует

результаты, снижая когнитивные искажения. Таким образом, матрица демонстрирует, как новые категории усиливают точность, комплексность и качество управленческих решений с применением ИИ [22; 97; 111].

Выбор совокупности методов машинного обучения и искусственного интеллекта для данной научной работы обусловлен необходимостью комплексного, многокритериального и адаптивного анализа управленческих данных, а также требованием обеспечения обоснованности, воспроизводимости и интерпретируемости управленческих решений в условиях высокой неопределённости и динамичности внешней и внутренней среды организации.

Random Forest и Gradient Boosting включены в методический инструментарий как высокоэффективные ансамблевые алгоритмы, обеспечивающие устойчивое и точное прогнозирование на основе разнородных и шумных управленческих данных. Их применение позволяет выявлять нелинейные зависимости и взаимодействия факторов.

SVM выбран в связи с его способностью формировать оптимальные границы принятия решений в задачах классификации управленческих ситуаций, в том числе при ограниченном объёме обучающих выборок. Логистическая регрессия включена как базовый вероятностный метод, обеспечивающий прозрачность и интерпретируемость результатов. Деревья решений обоснованно применяются как один из наиболее интерпретируемых алгоритмов машинного обучения, позволяющих формализовать управленческую логику в виде иерархии правил. k-NN выбран как простой, но показательный алгоритм анализа сходства управленческих ситуаций. Байесовские сети включены в исследование в связи с их способностью моделировать причинно-следственные связи и учитывать неопределённость, присущую управленческим процессам. Глубокие нейронные сети выбраны как основной инструмент анализа больших и слабо структурированных массивов данных, включая временные ряды. Ансамблевые методы в целом рассматриваются в работе как методологическая основа повышения

надёжности управленческих решений за счёт комбинирования различных моделей и подходов.

Таким образом, выбранный набор методов искусственного интеллекта обеспечивает методическую полноту исследования, сочетая интерпретируемые, вероятностные и высокопроизводительные модели.

Использование матрицы, связывающей уровни управленческих решений и методы ИИ, позволяет организации структурировать выбор инструментов искусственного интеллекта в соответствии с горизонтом планирования и типом управленческих задач.

Таблица 2.13 отражает последовательность этапов жизненного цикла управленческих решений с использованием методов ИИ. В четвёртом столбце представлены критерии оценки, позволяющие формализовать результативность решений и обеспечить их сопоставимость в рамках единого методического подхода.

Таблица 2.13 – Жизненный цикл принятия управленческих решений с использованием методов ИИ и критериев оценки организации (разработано автором)

Этап жизненного цикла принятия управленческого решения	Методы ИИ	Научно-методическая характеристика этапа	Обоснование выбора факторов	Преимущество для организации	Критерии оценки
Инициация и планирование	Прогнозная аналитика, глубокие нейронные сети (DNN, RNN)	Этап связан с формированием целей, сценариев и ориентиров управленческого воздействия на основе анализа внешней и внутренней среды	Использование прогнозных моделей обосновано необходимостью выявления долгосрочных тенденций, оценки вероятных рисков и предварительного обоснования стратегических альтернатив	Формирование долгосрочных целей, снижение стратегической неопределенности и повышение качества предварительного планирования	P_a, F_s
Сбор и интеграция данных	Байесовские сети, ансамблевые методы	Предполагает объединение разнородных источников данных, выявление скрытых взаимосвязей и подготовку единой информационной базы для дальнейшего анализа	Выбор данных методов обусловлен необходимостью работы с неопределенностью, неоднородностью данных и множественностью факторов, влияющих на управленческое решение	Интеграция источников данных, выявление причинно-следственных зависимостей, повышение целостности аналитической базы	I_d, A_a
Управление качеством данных	Алгоритмы машинного обучения для очистки, нормализации и обнаружения аномалий	Этап направлен на обеспечение достоверности, полноты, непротиворечивости и сопоставимости данных, используемых в процессе принятия решений	Обоснование связано с тем, что качество управленческого решения напрямую зависит от качества исходных данных, а ошибки на данной стадии масштабируются на последующих этапах	Повышение достоверности данных, минимизация ошибок, снижение риска искажения аналитических выводов	P_a, I_d
Формирование показателей и проектирование решения	Random Forest, Gradient Boosting	Предусматривает выделение значимых факторов, построение системы показателей и	Выбор методов объясняется их высокой точностью при определении значимости признаков, выявлении	Определение ключевых показателей эффективности, выявление факторов	T_r, P_a

		выбор параметров будущего управленческого воздействия	нелинейных зависимостей и формировании соответствующих ключевых показателей эффективности	влияния, повышение обоснованности проектируемого решения	
Калибровка и внутренняя проверка	SVM, перекрестная валидация	Этап ориентирован на проверку устойчивости, воспроизводимости и корректности работы модели до ее практического использования	Применение данных инструментов обусловлено необходимостью предотвращения переобучения, проверки обобщающей способности модели и обеспечения надежности результатов	Повышение надежности и устойчивости аналитической модели, снижение вероятности ошибочных управленческих выводов	P_a, F_s
Межфункциональная верификация	Гибридные когнитивно-цифровые модели, экспертная проверка, человеко-машинное взаимодействие	Предполагает согласование результатов моделирования с экспертными знаниями, организационными ограничениями и межфункциональными интересами	Выбор данного подхода обоснован тем, что управленческие решения затрагивают различные функциональные контуры организации и требуют проверки не только вычислительной, но и институциональной согласованности	Согласование решения, снижение когнитивных и организационных искажений, повышение приемлемости результата для заинтересованных сторон	C_m, B_c, E_{hai}
Ввод в эксплуатацию	Логистическая регрессия, деревья решений	Связан с внедрением модели в реальную управленческую практику и ее адаптацией к рабочим бизнес-процессам	Выбор интерпретируемых моделей объясняется необходимостью прозрачного внедрения, быстрого освоения пользователями и минимизации барьеров организационного принятия	Быстрое внедрение интерпретируемых моделей, повышение управляемости и доверия к цифровому решению	T_r, U_{ai}
Мониторинг и выявление отклонений	Потоковые алгоритмы, методы	Предусматривает непрерывное наблюдение за функционированием	Выбор этих методов связан с потребностью в постоянном контроле динамической	Выявление сбоев и отклонений в режиме, близком к реальному	T_r, P_a

	обнаружения аномалий	модели и оперативное выявление отклонений от целевых параметров	среды и своевременном реагировании на изменения или сбои	времени, повышение устойчивости процессов	
Повторная настройка и адаптивное обновление	Глубокие нейронные сети, обучение с подкреплением	Этап направлен на корректировку моделей и параметров решения в ответ на изменение среды, данных и организационных условий	Обоснование определяется необходимостью адаптации системы к новым условиям, поддержания актуальности модели и сохранения ее прикладной ценности	Повышение адаптивности, гибкости и устойчивости управленческого решения в изменяющейся среде	F_s, A_a
Постэксплуатационный аудит и управление знаниями	Экспертные системы, интеграционные среды, базы знаний	Предусматривает анализ итогов применения модели, фиксацию полученного опыта и формирование базы лучших практик	Выбор данных инструментов обусловлен потребностью институционализировать накопленные знания, обеспечить повторное использование успешных решений и повысить организационную обучаемость	Накопление знаний, формирование базы практик, повышение преимущества и воспроизводимости решений	I_d, C_m
Постоянное совершенствование	Автоматическое машинное обучение (AutoML), эволюционные алгоритмы	Заключительный и одновременно циклический этап, обеспечивающий непрерывное улучшение архитектуры моделей, параметров и организационных сценариев их использования	Обоснование связано с тем, что эффективность ИИ-системы не является статичной и требует регулярной оптимизации в условиях роста данных, изменения задач и требований организации	Непрерывное повышение точности, эффективности и организационной результативности системы принятия решений	E_{hai}, A_a

Разработанная матрица принятия управленческих решений и модель жизненного цикла управленческих решений с применением методов ИИ обеспечивают системную интеграцию алгоритмов в стратегическое, тактическое и операционное управление.

Выводы по Главе 2

Проведённый анализ показал, что эффективность методов искусственного интеллекта определяется комплексом взаимодополняющих критериев. Комплексный сравнительный анализ методов ИИ, применяемых для поддержки управленческих решений, показал, что различные алгоритмические подходы, от экспертных систем, классификаторов и деревьев решений до методов глубокого обучения, NLP, когнитивных технологий и роботизированной автоматизации, обеспечивают значимый прирост эффективности в компаниях мирового уровня, выражающийся в снижении операционных затрат до 25–30%, уменьшении простоев оборудования до 50%, автоматизации до 75% клиентских операций и повышении точности прогнозов до 90%; при этом выбор конкретного метода определяется уровнем структурированности задачи, требуемой интерпретируемостью, горизонтом принятия решений и необходимостью интеграции с другими системами

Сформированная матрица выбора инструментов ИИ демонстрирует, что применение алгоритмов искусственного интеллекта должно быть дифференцировано по уровням управления: стратегический уровень требует высокоточных и интерпретируемых моделей (глубокие нейронные сети, байесовские сети), тактический – методов, обеспечивающих баланс надёжности и масштабируемости, а операционный, быстрых и объяснимых алгоритмов; интеграция матрицы с жизненным циклом принятия решений позволяет систематизировать использование ИИ на всех этапах управленческого процесса, от сбора данных до адаптивного обновления моделей, тем самым обеспечивая повышение точности, устойчивости и адаптивности управленческих решений и укрепляя конкурентные преимущества организации в условиях цифровой экономики.

ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА МНОГОУРОВНЕВОЙ МЕТОДИКИ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

3.1. Структура многоуровневой методики поддержки управленческих решений

Разработанная многоуровневая архитектура многомодульной системы поддержки принятия решений демонстрирует универсальность применения методов искусственного интеллекта на стратегическом, тактическом и операционном уровнях, обеспечивая их взаимосвязь с авторскими теоретическими понятиями (см. табл. 3.1).

Под многоуровневой методикой поддержки принятия управленческих решений на основе технологий ИИ автор понимает совокупность взаимосвязанных процедур, алгоритмов и инструментов, организованных в три взаимосвязанных компонента:

- концептуальная схема (структурные элементы системы и их взаимосвязи, табл. 3.1, рис. 3.1);
- 10-этапная процессная модель реализации методики (последовательность выполнения от сбора данных до внедрения);
- состав многоуровневой методики (программная реализация модулей и их взаимодействие, п. 3.2).

Многоуровневость методики обусловлена её охватом стратегического, тактического и операционного уровней управления.

Таблица 3.1 – Взаимосвязь между элементами универсальной архитектуры многомодульной системы принятия решений и компонентами системы принятия управленческих решений (разработано автором на основе [77])

Элемент универсальной архитектуры	Назначение элемента	Уровень управленческих решений (УР)	Функции системы принятия управленческих решений
-----------------------------------	---------------------	-------------------------------------	---

Внешние источники, доступные в режиме реального времени	Потоки новостей, госреестры, корпоративные базы, открытые данные (финансовые, социальные, производственные, экологические)	Стратегический	Интеллектуальная интеграционная среда управления – объединение внешних и внутренних источников
Извлечение, преобразование и загрузка данных в режиме реального времени (ETL, ≤ 5 мин)	Сбор, очистка и интеграция данных в режиме реального времени	Тактический	Интеллектуальная интеграционная среда управления – обеспечивает качество и актуальность данных
База данных и витрины данных	Централизованное хранилище и журнал решений	Тактический	Интеллектуальная интеграционная среда управления – инфраструктурная основа для принятия решений
Ансамблевая архитектура «3+1»	Случайный лес, нейронные сети, градиентный бустинг Мета-арбитр (консенсус)	Стратегический	Цифровое адаптивное управленческое решение – динамическая адаптация моделей к условиям среды
Система рекомендаций	Формирование альтернативных решений (управление персоналом, финансы, логистика, экологическое и социальное управление) с оценкой рисков и эффективности	Тактический	Цифровое адаптивное управленческое решение – гибкость и вариативность сценариев
Интерактивные интерфейсы	Детализированный анализ, панели ключевых показателей эффективности (КПЭ), чат-боты, интеграция с ERP/CRM	Операционный	Гибридная когнитивно-цифровая модель анализа решений – совместная работа ИИ и управленца
Основные метрики	Время реакции, точность прогнозов, площадь под ROC-кривой (ROC-AUC), F1-мера, интерпретируемость, стабильность	Все уровни	Цифровое адаптивное управленческое решение – измеримость оперативности и точности
Совокупность используемых технологий	Библиотеки машинного обучения, СУБД, потоковые платформы, средства визуализации, серверная инфраструктура	Операционный	Интеллектуальная интеграционная среда управления – технологическая основа интеграции
Архитектурные принципы	Микросервисность, масштабируемость, отказоустойчивость, событийная обработка, мониторинг	Тактический	Интеллектуальная интеграционная среда управления – поддержка комплексности и устойчивости
Этические принципы	Прозрачность алгоритмов, защита персональных данных, аудитируемость, справедливость, подотчётность	Стратегический	Гибридная когнитивно-цифровая модель анализа решений – снижение когнитивных искажений, обеспечение доверия

Структурно-функциональная схема комплексной системы представлена на рисунке 3.1.

Разработанная система позволяет формализовать процесс принятия управленческих решений, повысить интеграцию данных и когнитивную поддержку лиц, принимающих решения, что отражается в росте точности прогнозов, гибкости стратегий и экономических показателей эффективности деятельности организации.

Каждый элемент концептуальной архитектуры (рис. 3.1) реализуется через один или несколько этапов процессной модели: «Внешние источники» и «Извлечение, преобразование и загрузка данных» реализуются на Этапах 1–2; «Ансамблевая архитектура 3+1» – на Этапах 3–4; «Интерактивные интерфейсы» – на Этапе 5 и т.д.

Система поддержки принятия управленческих решений с использованием методов искусственного интеллекта включает в себя выполнение следующих этапов:

Структура 10-этапной модели с использованием систем искусственного интеллекта:

Этап 1. Сбор и предварительная обработка исходной информации. На первом этапе осуществляется определение релевантных источников данных, характеризующих деятельность организации, состояние внешней среды, взаимодействие с контрагентами, а также институциональные условия функционирования. Проводится систематизация, очистка и нормализация данных, устраняются ошибки, дублирующие записи и неполные значения. В составе информационного массива выделяются количественные показатели, временные ряды, качественные характеристики и описательные материалы, необходимые для последующего анализа.



Рисунок 3.1 – Схема многоуровневой методики поддержки принятия управленческих решений с использованием методов искусственного интеллекта (разработано автором)

Этап 2. Формирование репозитория данных и базы знаний. На данном этапе создаётся структурированный репозиторий, включающий идентификационные сведения об объектах анализа, динамику ключевых показателей, текстовые и нормативно-справочные материалы, результаты ранее проведённых оценок, а также параметры, используемые в аналитических процедурах. Формирование такой базы обеспечивает сопоставимость, воспроизводимость и возможность повторного использования информации в процессе подготовки управленческих решений.

Этап 3. Прогнозная оценка рисков и устойчивости организации. На третьем этапе применяются методы экономического анализа, статистического моделирования и прогнозирования, направленные на выявление устойчивых закономерностей, оценку вероятности наступления неблагоприятных сценариев и определение уровня организационной устойчивости. Дополнительно проводится проверка точности, надёжности и интерпретируемости полученных прогнозных оценок.

Этап 4. Имитационное моделирование и независимая аналитическая оценка. Управленческая ситуация рассматривается с использованием самостоятельных аналитических модулей, отражающих различные аспекты деятельности организации, в том числе финансовый, производственно-операционный, рыночный и репутационный. Результаты моделирования сопоставляются между собой, что позволяет выявить расхождения, уточнить причинно-следственные связи и повысить обоснованность итоговых выводов.

Этап 5. Организация взаимодействия пользователя с аналитической системой. Пользователь определяет объект анализа, цель оценки, отраслевую принадлежность, региональный контекст, временной горизонт, систему показателей и иные параметры исследования. Аналитическая система обеспечивает доступ к результатам расчётов, инструментам настройки модели, визуализации данных и аналитическим панелям, используемым для поддержки управленческого выбора.

Этап 6. Синтез и верификация аналитических результатов. На данном этапе результаты прогнозного анализа, имитационного моделирования и независимых оценочных процедур объединяются в единую итоговую оценку. Осуществляется проверка внутренней согласованности выводов, выявляются и устраняются возможные противоречия, после чего рассчитывается интегральный показатель риска, устойчивости или эффективности в зависимости от целей исследования.

Этап 7. Сравнительный анализ и разработка управленческих рекомендаций. Анализируемая организация сопоставляется с аналогичными субъектами хозяйствования по отраслевой принадлежности, масштабу деятельности, территориальному размещению и ключевым экономическим показателям. На основе сравнительного анализа формируются выводы об уровне рисков, степени устойчивости, конкурентной позиции организации, а также разрабатываются управленческие рекомендации, направленные на повышение эффективности принимаемых решений.

Этап 8. Интерпретация результатов и консультационное сопровождение. Пользователю предоставляется разъяснение содержания рассчитанных показателей, факторов риска, ограничений применяемой модели и экономического смысла полученных выводов. Данный этап направлен на повышение прозрачности аналитических процедур, снижение вероятности некорректной интерпретации результатов искусственного интеллекта и обеспечение их практической применимости в управленческой деятельности.

Этап 9. Валидация методики и организация обратной связи. Качество полученных результатов проверяется на основе исторических данных, фактических кейсов и последующих управленческих последствий. Прогнозные оценки сопоставляются с фактическими результатами, после чего осуществляется уточнение методики, корректировка параметров моделей и, при необходимости, их дополнительное обучение. Такой подход обеспечивает адаптивность аналитической системы и повышение её достоверности в долгосрочной перспективе.

Этап 10. Внедрение методики и расширение области её применения. На заключительном этапе методика интегрируется в регламенты подготовки и обоснования управленческих решений, а также в корпоративные информационно-аналитические системы. После апробации осуществляется её адаптация к различным отраслевым, региональным и организационным условиям, что позволяет расширить сферу применения разработанного подхода и повысить его практическую значимость.

Предложенная 10-этапная методика представляет собой универсальную интеллектуальную систему поддержки управленческих решений, основанную на согласованной работе нескольких независимых ИИ-модулей, обеспечивающую комплексную оценку рисков, устойчивости и перспектив развития организаций с возможностью адаптации под широкий спектр управленческих задач.

Представленная диаграмма (рисунок 3.2) визуализирует 10-этапную модель интеллектуальной системы поддержки принятия решений, структурированную в виде логической трехуровневой иерархии:

Операционный уровень (Фундамент): включает этапы 1–3. Здесь происходит работа с «сырыми» ресурсами: сбор и нормализация данных, формирование архитектуры хранилищ и непосредственная разработка ИИ-алгоритмов. Это техническая база, которая передает подготовленные потоки данных и модели на следующий этап.

Таблица 3.2 отражает систему агрегирования результатов для гибридных интеллектуальных систем, определяющую правила частных оценок ИИ-моделей.



Рисунок 3.2 – Обобщённая схема многоуровневой методики поддержки принятия управленческих решений на основе технологий ИИ: распределение 10 этапов по уровням управления (разработано автором)

Таблица 3.2 – Система агрегирования для гибридных интеллектуальных систем при поддержке управленческих решений (разработано автором на основе [75])

Элемент методики агрегирования	Научно-методическое содержание	Обоснование фактора	Метод агрегации / аналитической обработки	Условия применения	Управленческая значимость
Частные аналитические оценки ИИ	Представляют собой первичные результаты, формируемые автономными интеллектуальными модулями в виде вероятностных оценок, классификационных выводов, ранжирования альтернатив и текстовых интерпретаций	Выделение данного элемента обусловлено тем, что любая система гибридного агрегирования начинается с набора разнородных частных выводов, качество и сопоставимость которых определяют надежность всей последующей процедуры консолидации	Регистрация выходных данных каждой модели, унификация шкал, нормализация форматов и приведение результатов к сопоставимому аналитическому виду	Наличие единого массива исходных данных, синхронность расчетов и корректное функционирование всех интеллектуальных модулей	Формирование исходной аналитической базы для последующей консолидации, сопоставления и интерпретации результатов
Агрегация количественных оценок	Предусматривает объединение числовых результатов, полученных от нескольких интеллектуальных моделей, в единую интегральную	Значимость фактора определяется необходимостью перехода от множества локальных оценок к единому количественному индикатору, пригодному для	Арифметическое усреднение, медианная агрегация, взвешенное агрегирование, доверительное усреднение с учетом точности и	Низкий или умеренный уровень расхождения между частными оценками, наличие критериев достоверности для расчета весов	Получение обобщенного количественного показателя, пригодного для оценки ситуации, ранжирования рисков и выбора

	оценку состояния объекта управления или уровня риска	использования в управленческом анализе и сопоставлении альтернатив	устойчивости отдельных моделей		управленческой альтернативы
Оценка согласованности результатов	Ориентирована на определение степени совпадения, устойчивости и воспроизводимости выводов, полученных различными ИИ-модулями	Введение данного элемента обосновано тем, что даже при высокой точности отдельных моделей их совместное использование требует проверки согласованности результатов, поскольку расхождения снижают доверие к интегральному выводу	Анализ дисперсии, диапазона значений, коэффициента вариации, межмодельного отклонения, коэффициентов согласия и устойчивости	Необходимость верификации надежности итоговых выводов и обнаружения нестабильных либо противоречивых результатов	Повышение надежности итогового вывода, выявление нестабильных зон анализа и снижение вероятности принятия решения на основе случайных отклонений
Обработка конфликтных выводов	Направлена на выявление и разрешение противоречий между результатами, сформированными различными	Значимость фактора обусловлена тем, что в гибридных системах неизбежно возникают ситуации межмодельного конфликта, и отсутствие процедур его урегулирования	Медианная фильтрация, корректировка весовых коэффициентов, исключение выбросов, повторный расчет, экспертная	Существенное расхождение вероятностных оценок, противоречие текстовых интерпретаций, наличие аномальных или	Снижение вероятности ошибочного управленческого решения, вызванного доминированием аномального вывода одной модели

	интеллектуальными подсистемами	снижает прикладную ценность всей системы поддержки решений	ревизия конфликтных случаев	выбывающихся результатов	
Агрегация текстовых обоснований	Предполагает консолидацию объяснений, аргументов, причинных факторов и описательных интерпретаций, сформированных различными ИИ-модулями	Необходимость данного элемента связана с тем, что количественная консолидация без объяснительного слоя недостаточна для управленческой практики, где важны прозрачность, аргументированность и возможность экспертной проверки	Семантическое обобщение, извлечение ключевых факторов, кластеризация аргументов, логическое группирование интерпретаций, экспертная редакция	Требование повышения объяснимости, прозрачности, верифицируемости и доверия к результату со стороны пользователя	Повышение доверия к интеллектуальной системе, усиление интерпретируемости результатов и расширение возможностей экспертной оценки
Мета-уровень согласования	Представляет собой финальный уровень проверки согласованности количественных оценок и качественных интерпретаций на уровне управляющей логики системы	Выделение данного фактора обусловлено тем, что интегральный результат должен быть не только статистически корректным, но и методически непротиворечивым, особенно при наличии	Экспертно-аналитическая валидация, метамодель, правило консенсуса, интеллектуальный контроллер, логика пороговых условий	Наличие неоднозначных, неполных, противоречивых или чувствительных к контексту результатов	Формирование согласованного и методически обоснованного итогового вывода, пригодного для представления лицу, принимающему решение

		неоднозначных или неполных выводов			
Формирование итогового результата	Заключается в представлении пользователю агрегированного аналитического вывода в структурированной, сопоставимой и управленчески релевантной форме	Значимость этапа определяется необходимостью трансформации аналитических расчетов в итоговый результат, который может быть непосредственно включен в контур принятия управленческого решения	Интегральная оценка риска, уровень уверенности, ранжирование альтернатив, краткое аналитическое пояснение, визуализация результата	Завершение процедур агрегации, проверки согласованности, разрешения конфликтов и интерпретации	Обоснование выбора управленческого действия, снижение неопределенности и повышение готовности менеджера к принятию решения
Управленческая интерпретация	Обеспечивает перевод агрегированного аналитического вывода в систему возможных управленческих действий, сценариев реагирования и рекомендаций	Выделение данного фактора связано с тем, что аналитический результат сам по себе не является управленческим решением и требует интерпретации в терминах целей, рисков, ограничений и допустимых альтернатив	Классификация уровня риска, сценарная интерпретация, сопоставление с пороговыми значениями, формирование рекомендаций и вариантов действий	Использование результата менеджером на стратегическом, тактическом или оперативном уровне управления	Поддержка выбора управленческого решения с учетом риска, неопределенности, достоверности данных и организационного контекста

Разработанная автором многоуровневая методика отличается от классического подхода разработки и внедрения автоматизированной системы принятия управленческих решений. Классическая методика отражает преимущественно технологическую последовательность создания ИИ-модели: определение управленческой проблемы, подготовку данных, проектирование архитектуры нейронной сети, обучение модели, тестирование и последующее внедрение в бизнес-процессы организации. Такая логика является необходимой основой для разработки интеллектуальной системы, однако она ориентирована главным образом на построение и эксплуатацию модели машинного обучения.

В отличие от указанного подхода, авторская методика имеет более широкий управленческий характер, поскольку рассматривает искусственный интеллект не только как инструмент прогнозирования или классификации, но и как элемент комплексной системы поддержки принятия управленческих решений. Методика объединяет подсистему консолидации и предварительной обработки исходной информации, репозиторий и хранилище знаний, модуль прогнозного моделирования, среду имитационного моделирования на основе автономных агентов, блок синтеза и верификации результатов, сравнительный анализ и формирование нормативных рекомендаций, а также средства визуализации, интерпретации, когнитивной поддержки, обратной связи и интеграции в корпоративную систему управления.

Таким образом, отличие авторской методики состоит в переходе от технического цикла разработки отдельной нейросетевой модели к многоуровневой многомодульной системе поддержки управленческих решений. Она обеспечивает не только обработку данных и построение прогноза, но и формализацию управленческого выбора, согласование решений на стратегическом, тактическом и операционном уровнях, интерпретацию результатов для лиц, принимающих решения, адаптацию моделей к изменяющимся условиям и накопление организационного знания. Это позволяет рассматривать предложенную методику как инструмент комплексного совершенствования процесса принятия управленческих решений в организации.

3.2. Организация архитектуры многоуровневой методики поддержки управленческих решений для решения практических задач.

В данном разделе раскрывается состав многоуровневой методики, концептуальные основы которой представлены в п. 3.1. Описывается программная реализация каждого из 10 этапов процессной модели поддержки управленческих решений, основанной на интеграции методов искусственного интеллекта, структурированных и неструктурированных данных.

В качестве прикладного примера в рамках данного пункта главы рассматривается задача оценки риска банкротства компаний. Выбор данной задачи в качестве репрезентативного кейса обусловлен её высокой практической значимостью для управленческих процессов, доступностью верифицируемых данных, а также наличием признанных базовых моделей. Вместе с тем архитектура носит универсальный характер и может быть адаптирована для решения более широкого спектра управленческих задач, включая оценку финансовой устойчивости, надёжности контрагентов, инвестиционной привлекательности и стратегических рисков.

Таблица 3.3 – Карта применимости методики к различным управленческим задачам (разработано автором)

Управленческая задача	Данные	Модели ИИ	Метрики качества	Управленческий выход
Оценка риска банкротства	Финансовая отчётность, суды, новости	случайный лес (RF), градиентный бустинг (GBM), многослойный перцептрон (MLP) + большая языковая модель (LLM)	площадь под ROC-кривой (ROC-AUC), F1-мера, точность (Precision)	Вероятность банкротства (%)
Надёжность контрагентов	Кредитные рейтинги, платёжная дисциплина	случайный лес (RF), градиентный бустинг (GBM), байесовские сети	площадь под ROC-кривой (ROC-AUC), полнота (Recall)	Рейтинг надёжности

Инвестиционная привлекательность	Финансы, рынок, отрасль	градиентный бустинг (GBM), нейронные сети (NN), регрессии	средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратичная ошибка (RMSE), коэффициент детерминации (R^2)	Балльная оценка привлекательности
Текучесть кадров	Кадровые данные, опросы	случайный лес (RF), логистическая регрессия (LogReg), сеть с долгой краткосрочной памятью (LSTM)	F1, AUC	Риск увольнения (%)
Логистический риск	Поставки, маршруты, погода	градиентный бустинг (GBM), сеть с долгой краткосрочной памятью (LSTM), трансформер	MAE, F1	Индекс риска срыва

Дальнейшее изложение построено в логике поэтапного раскрытия архитектуры методики. На первом этапе подробно рассматриваются процессы сбора, очистки, нормализации и подготовки данных, формирующих единое информационное пространство для последующего анализа. Последующие этапы посвящены проектированию хранилища данных, разработке и обучению моделей искусственного интеллекта, организации взаимодействия нескольких независимых ИИ-модулей, а также механизмам интеграции, валидации и практического применения полученных результатов в системе поддержки управленческих решений.

Этап 1. Сбор и подготовка данных

Этап 1 «Сбор и подготовка данных» начинается с определения и анализа источников данных, в рамках чего составляется список потенциальных источников, включающий официальные реестры (государственные сайты с открытой финансовой отчётностью, реестры юридических лиц, реестры банкротств), коммерческие агрегаторы (платные или условно-бесплатные ресурсы с аналитикой и рейтингами, например базы данных о кредитоспособности), открытые API (сервисы, предоставляющие доступ к

новостям, юридической информации – суды, налоговые уведомления, – а также отраслевым отчётам) и официальные сайты компаний, где публикуются годовые отчёты, инвестиционные меморандумы и пресс-релизы; после этого проводится первичная проверка релевантности с оценкой соответствия данных целям анализа (прогнозирование риска банкротства), географического покрытия (регион, страна), отраслевого покрытия (необходимые отрасли и сегменты рынка) и репрезентативности (достаточное количество компаний, доступность данных за разные годы), а затем выполняется оценка доступности и качества, включающая анализ формата предоставления (CSV, Excel, JSON, XML, PDF и т.д.), частоты обновления (ежемесячно, ежеквартально, ежегодно), возможных ограничений по времени и объёму при выгрузке и наличия метаданных (описание колонок, схемы, справочники).

Далее осуществляется сбор данных из выбранных источников, где процедура импорта предусматривает загрузку файлов (CSV, Excel, JSON и др.) с официальных сайтов или через REST-API, при необходимости – автоматизированный сбор информации с веб-страниц с учётом правовых аспектов и соблюдения условий сайтов, а также сбор новостных публикаций через RSS-каналы или специализированные сервисы; параллельно организуется журналирование процесса, то есть запись даты и времени загрузки, фиксация количества обработанных записей и возможных ошибок или пропусков, а также хранение исходных файлов в исходном (необработанном) виде для аудита и повторного анализа.

Следующий блок этапа связан с очисткой и нормализацией данных и включает проверку корректности форматов, когда удаляются или конвертируются невалидные даты (например, неправильный формат «дд/мм/гггг»), числовые показатели приводятся к требуемому типу (целые числа, с плавающей точкой), обеспечивается корректная кодировка строк (UTF-8 или иная), после чего выполняется удаление дубликатов через сопоставление записей по базовым атрибутам (ИНН, ОГРН, название компании) с учётом разных вариантов написания и создание или обновление

уникального идентификатора для каждой компании; далее проводится обогащение данных за счёт добавления недостающих полей при наличии внешних справочников (например, классификаторов отраслей) и сопоставления данных из разных источников (финансовые показатели + юридические сведения + новостные публикации), а также стандартизация, предполагающая приведение названий столбцов и атрибутов к унифицированным схемам (общие названия для «выручки», «прибыли», «задолженности» и т.д.) и разделение полей, содержащих многозначные значения, на несколько столбцов (например, адрес на «Город», «Улица», «Дом» и т.д.).

Завершается этап выделением метрик для анализа риска, где сначала определяется набор показательных финансовых коэффициентов, включающий ликвидность, показатели задолженности и прибыльность, затем идентифицируются текстовые факторы. После чего добавляются отраслевые и макроэкономические параметры, включая средние значения базовых показателей по отрасли и данные о влиянии внешних факторов.

Сбор и подготовка данных демонстрирует этапы формирования единого массива информации для последующего анализа с использованием методов искусственного интеллекта, Приложение 2. Модель отражает процесс от выбора и проверки источников до нормализации и финальной подготовки данных для оценки риска банкротства компаний.

На Этапе 1 решается одна из важнейших задач, обеспечение качества и полноты данных. С использованием предоставленной диаграммы PlantUML можно наглядно представить, как именно строится процесс от поиска источников до формирования структурированного набора данных, готового к анализу.

Этап 2. Формирование базы данных и архитектуры хранилища

Этап 2 «Формирование базы данных и архитектуры хранилища» начинается с анализа требований к хранилищу, где уточняется объём и тип данных, то есть определяется, какое количество записей (компаний) и за какой

период планируется хранить, а также будет ли система ограничиваться только структурированными (табличными) данными или дополнительно включит полуструктурированные и неструктурированные массивы (тексты новостей, PDF-отчёты); далее оцениваются производительность и масштабируемость, для чего необходимо определить пиковые нагрузки (сколько запросов будет к базе в момент работы системы), рассчитать возможный рост объёмов данных (при расширении списка компаний и добавлении новых источников) и выбрать тип СУБД (реляционная, документо-ориентированная, гибридная) исходя из потребностей в скорости, удобстве запросов и структуре данных; параллельно формулируются требования к безопасности и отказоустойчивости, включая необходимость хранения конфиденциальной информации (персональные данные, данные о кредитных рейтингах), организацию резервного копирования и механизмов восстановления (резервное копирование и восстановление), а также настройку уровней доступа для разных ролей (администратор, аналитик, пользователь системы).

Затем выполняется проектирование структуры базы данных, предполагающее создание основных таблиц, где таблица «Companies» содержит общую информацию о компаниях (ID, название, ИНН/ОГРН, отрасль, регион, дата регистрации, статус), таблица «Financials» аккумулирует финансовые показатели по периодам (выручка, прибыль, активы, обязательства, дата отчёта и т.д.), таблица «News» (или хранилище новостей, если выбрана нереляционная СУБД) включает текст публикации, дату, ссылку на источник, тональность и ключевые слова, а таблица «Legal» фиксирует судебные разбирательства, упоминания о банкротстве и данные реестров; после этого задаются связи и ключи, то есть настраиваются внешние ключи между таблицами (например, CompanyID в «Financials», «News», «Legal») и выполняется оптимизация индексов для ускорения запросов по популярным полям (название компании, регион, период отчёта); дополнительно формируются вспомогательные структуры, включая справочные таблицы с классификаторами отраслей, регионов и типов судебных дел, а также ведение

журнала аудита для фиксации обновлений ключевых финансовых и юридических показателей.

Следующий блок этапа связан с созданием «прослойки» или витрин данных (Data Marts), где выделяется стадия промежуточного хранения в виде временных таблиц или схем, в которые загружаются «сырые» данные из внешних источников до обработки и очистки, при обязательной проверке соответствия форматов и схем требованиям, заданным на Этапе 1; далее осуществляется формирование витрин данных как упрощённых или агрегированных представлений данных, оптимизированных под конкретные запросы (например, частые аналитические запросы по отраслям) и включающих расчёт сводных статистик, таких как средние финансовые показатели по регионам и тенденции за последние кварталы или годы; после этого обеспечивается интеграция с системой ИИ, поскольку готовые представления данных (витрины) могут быть напрямую связаны с модулями машинного обучения и аналитики для оперативных расчётов, а при необходимости предусматривается создание материализованных представлений в реляционной СУБД. Далее настраиваются механизмы обновления и синхронизации, включающие периодическое обновление через регулярные пакетные загрузки данных, обработку больших объёмов накопленной информации.

Таким образом, Этап 2 задаёт структуру и логику работы хранилища, позволяя эффективно выполнять анализ и прогнозное моделирование в следующих этапах проекта.

Этап 3. Разработка алгоритмов ИИ для прогнозирования риска банкротства

Этап 3 «Разработка алгоритмов ИИ для прогнозирования риска банкротства» начинается с создания и обучения нескольких моделей, для чего прежде всего определяется список алгоритмов, включающий традиционные методы машинного обучения (например, Random Forest, Gradient Boosting, Logistic Regression), нейронные сети (простые MLP, LSTM/GRU или более

современные трансформеры, если требуется работа с текстом), а также статистические и вероятностные модели (например, Байесовские сети или регрессии с регуляризацией); далее выполняется подготовка наборов данных для обучения через разделение на тренировочную, валидационную и тестовую выборки, соблюдение временной логики при необходимости (если прогнозируется банкротство, важно, чтобы данные за определённый период не «подсматривали» вперёд), а также учёт баланса классов, поскольку банкротств может быть мало и тогда требуется upsampling/downsampling или применение методов типа SMOTE; после этого проводится обучение моделей с настройкой гиперпараметров (число деревьев в Random Forest, глубина деревьев, скорость обучения в Gradient Boosting, размеры слоёв нейронной сети и т.д.), использованием программных платформ для методов машинного и глубокого обучения (например, scikit-learn, PyTorch, TensorFlow) и мониторингом метрик на валидационной выборке (точность (Accuracy), F1-мера, площадь под ROC-кривой (ROC-AUC)).

Результаты сравнения предложенного ансамблевого подхода с базовыми моделями фиксируются в виде таблицы, содержащей значения метрик для каждой модели на отложенной тестовой выборке, что обеспечивает возможность объективной оценки вклада ансамблевой архитектуры в повышение точности прогнозов.

Завершает Этап 3 итоговое формирование «процентной» оценки банкротства, где результаты моделей переводятся в понятную метрику с финальным выходом в формате «вероятность банкротства = x%», при необходимости настраивается порог классификации с учётом стоимости ошибок (ложные срабатывания против пропущенных банкротств), затем генерируется текстовое пояснение за счёт автоматического извлечения ключевых факторов, повлиявших на решение (значимость признаков), а при использовании большой языковой модели (LLM) формируется человечески понятное обоснование, после чего обеспечивается готовность к дальнейшей интеграции, так как модели упаковываются (например, в формате pickle/joblib

или экспортируются в ONNX) для вызова из веб-приложения и создаются конечные точки API, позволяющие передать входные параметры (финансовые показатели компании) и получить прогноз.

Разработка алгоритмов искусственного интеллекта для прогнозирования риска банкротства иллюстрирует последовательный процесс построения и оценки моделей машинного обучения. Диаграмма (Приложение 4) охватывает этапы подготовки обучающего набора, выбора архитектур (Random Forest, Gradient Boosting, нейронные сети), их обучения и валидации, а также процедуру сравнения результатов, построения ансамблей и итоговой калибровки показателя «процент банкротства» с текстовым объяснением.

В рамках Этапа 3 создаются, обучаются и оцениваются несколько моделей, способных прогнозировать риск банкротства. Благодаря качественной подготовке данных и грамотно построенному процессу обучения (с учётом валидации и тестирования) обеспечивается возможность выбора оптимального варианта или ансамбля моделей. Результаты в виде вероятности банкротства и текстового обоснования затем будут передаваться дальше для интеграции в систему принятия управленческих решений и веб-интерфейс.

Использование нескольких интеллектуальных систем в процессе поддержки управленческих решений позволяет обеспечить многовекторный анализ данных и снизить риски ошибок, связанных с ограничениями отдельных моделей. В данном пункте главы рассматривается формирование архитектуры взаимодействия трёх независимых ИИ-модулей, обеспечивающих параллельную или последовательную обработку информации, сравнение результатов и выработку согласованного интегрального вывода, что повышает точность и обоснованность прогнозов.

Этап 4. Использование нескольких интеллектуальных систем (3 независимых ИИ)

Этап 4 «Использование нескольких интеллектуальных систем (3 независимых ИИ)» реализуется через архитектуру мульти-ИИ-модуля. В

предлагаемой архитектуре роли интеллектуальных подсистем чётко разграничены в соответствии с их функциональными возможностями. Каждая из трёх ИИ-подсистем (ИИ-1, ИИ-2, ИИ-3) имеет доступ к базе данных, сформированной на этапе 2, и может выполнять анализ, опираясь на подготовленные данные этапа 1 и результаты построения признаков этапа 3.

Принципиальным элементом архитектуры является функциональное разделение моделей на два типа:

1) Модели машинного обучения (ML) – Random Forest, Gradient Boosting, нейронные сети (MLP/LSTM) – выполняют количественный анализ структурированных финансовых данных и формируют калиброванную числовую вероятность банкротства. Именно ML-модели являются источником количественных предиктов (например, 0.35 соответствует 35% вероятности). Каждая из трёх подсистем может использовать различные алгоритмы или их комбинации, что обеспечивает разнообразие аналитических подходов.

2) Крупные языковые модели (LLM) – используются исключительно для генерации текстовых обоснований на естественном языке. LLM получают на вход результаты работы ML-моделей (числовую вероятность, перечень ключевых факторов – значимость признаков), а также текстовые данные (новости, судебные решения), и формируют человечески понятное объяснение прогноза. LLM не участвуют в расчёте числовой вероятности банкротства, поскольку архитектурно не предназначены для работы со структурированными табличными данными и склонны к генерации некорректных числовых значений.

Таким образом, формулировка «3 независимых ИИ» в настоящей методике означает три независимых аналитических модуля, каждый из которых включает ML-модель для количественного прогноза и LLM-компонент для текстовой интерпретации, а «мета-арбитр» (четвёртая подсистема) обеспечивает согласование количественных результатов и формирование единого консолидированного вывода.

Для обеспечения независимости и управляемости развёртывания используется контейнеризация или микросервисная архитектура, когда каждая ИИ-подсистема развёрнута как отдельный сервис (Docker-контейнер, виртуальная машина и т.п.), а взаимодействие организовано через REST API или gRPC: система отправляет запрос с параметрами (идентификатор компании, финансовые показатели, тональность новостей и т.д.), а каждая ИИ-система возвращает процент вероятности банкротства и текстовое обоснование (основные аргументы, на которых основан вывод). При этом сохраняется гибкость настройки, поскольку система может вызывать ИИ-подсистемы последовательно (по очереди) или параллельно: параллельный вызов экономит время, но требует механизма асинхронной обработки результатов, а при необходимости допускается специализация, когда одна ИИ-подсистема фокусируется на анализе финансовых показателей, другая – на анализе текстовых данных (юридические и новостные источники), а третья – на обобщении и проверке логики.

Далее формируется согласованная схема обращения к ИИ: при вводе пользователем названия компании (или ИНН) в веб-интерфейсе (см. этап 5) система подготавливает единый «пакет» данных, включающий финансовые метрики за несколько периодов (прибыль, ликвидность, долги), отраслевые и региональные сведения, а также факты из новостей, юридических реестров и других источников, после чего выполняется параллельный или последовательный вызов. В параллельном варианте запросы к ИИ-1, ИИ-2 и ИИ-3 отправляются одновременно, система ожидает ответы от всех трёх, фиксируя время и возможные ошибки; в последовательном варианте сначала обращаются к ИИ-1 и получают результат, затем к ИИ-2, затем к ИИ-3, что применяется, если требуется передавать промежуточные результаты одного ИИ в другой. На выходе выполняется сбор ответов и метаданных, и для каждого ИИ сохраняются числовое значение вероятности банкротства, например, 0.25, 0.40, 0.30, текстовое объяснение, а также техническая информация.

Дополнительный модуль может выполнять роль арбитра, согласуя разнящиеся выводы и предоставляя единый, консолидированный результат для дальнейшей работы в веб-интерфейсе.

Веб-интерфейс для ввода названия компании и получения результата представляет собой пользовательский слой системы, обеспечивающий интуитивное с интеллектуальными модулями анализа. На данном этапе реализуется удобный механизм ввода и визуализации данных, который объединяет функциональность многомодульного ИИ, базу данных и аналитические сервисы в единую платформу поддержки управленческих решений.

Этап 5. Веб-интерфейс для ввода названия компании и получения результата

Этап 5 «Веб-интерфейс для ввода названия компании и получения результата» начинается с проработки дизайна и удобства использования (UX/UI), где в центре находится интерфейс ввода: пользователю предоставляется поле для ввода названия компании (или ИНН/ОГРН) и кнопка «Проверить» (или «Анализировать») для запуска оценки риска банкротства, а при необходимости могут быть добавлены опции и фильтры, такие как выбор региона и отрасли (если пользователь хочет уточнить или ограничить поиск), а также диапазон периодов анализа, например финансовые показатели за последние 3 года или 5 лет. После нажатия кнопки система инициирует обработку, которая может занять несколько секунд, поэтому для повышения удобства пользователя предусматривается отображение прогресса в виде индикатора загрузки с сообщением вроде «Пожалуйста, подождите, идёт анализ...». По завершении обработки организуется вывод результатов, включающий процент вероятности банкротства (например, «Вероятность 32%»), краткое текстовое обоснование с выделенными аргументами, выявленными ИИ и влияющими на итоговую оценку, а при необходимости – ссылку на подробности, то есть развёрнутый отчёт, который может содержать пояснения каждого из трёх ИИ, историю финансовых показателей и другие

сведения. Дополнительно, по желанию, интерфейс может включать рекомендации и справочную функциональность, например кнопку «Посмотреть альтернативы» (связка с Этапом 7) для вывода списка компаний с более низким риском банкротства в заданной отрасли или регионе, а также кнопку «Получить консультацию» (связка с чат-ботом из Этапа 8), если пользователю требуется разъяснить детали или получить советы по интерпретации.

Далее на Этапе 5 описывается организация запросов и вывода: пользователь вводит в текстовое поле название или идентификатор компании и нажимает «Проверить», после чего формируется запрос к серверу, как правило через HTTP POST/GET; на стороне сервера (серверной части) принимаются вводимые данные, выполняется поиск в базе (Этап 2) или используются внутренние API для подготовки данных о компании, включая финансовые показатели, сводку новостей и юридические сведения, а затем эти данные передаются в модуль принятия решения, который включает ИИ-модули из Этапа 4 для расчёта вероятности банкротства. После этого выполняются сбор и агрегация результатов: модуль, описанный на Этапе 4, вызывает три независимые ИИ и получает от них три оценки (процент и обоснование), затем оценки агрегируются по согласованному методу (медиана, среднее или иной подход) и формируется конечный ответ, включающий итоговый процент и консолидированное пояснение. Далее осуществляется возврат ответа пользователю: результаты в виде числовой вероятности и текстового обоснования передаются веб-интерфейсу, который отображает данные в удобочитаемом формате, а в случае ошибок, например если компания не найдена, выводится сообщение об ошибке или предложение уточнить поисковый запрос.

Завершающей частью этапа выступают безопасность и приватность, где при необходимости реализуются механизмы аутентификации и авторизации: если доступ к сервису ограничен, пользователь сначала проходит авторизацию (логин/пароль, двухфакторная аутентификация и т.п.), а разные роли могут

иметь разные уровни доступа (например, менеджер видит детальную финансовую аналитику, а общий пользователь – только сводку). Для защиты данных применяется шифрование, то есть все запросы и ответы желательно передавать по защищённому протоколу (HTTPS/TLS), особенно если в запросах фигурируют конфиденциальные данные о компании; дополнительно ведётся журналирование, при котором для каждого запроса фиксируются дата, время, пользователь, название компании и статус обработки, что требуется для аудита и аналитики обращений; также предусматривается ограничение доступа к API, включая защиту от чрезмерной нагрузки (ограничение частоты запросов), чтобы предотвратить DoS-атаки или снизить риски утечки данных при массовых запросах.

Веб-интерфейс для ввода названия компании и получения результата иллюстрирует процесс взаимодействия пользователя с системой прогнозирования риска банкротства через веб-приложение. Диаграмма (Приложение 6) показывает путь запроса от ввода данных о компании до формирования агрегированного ответа, включая поиск информации в базе данных, вызов модулей искусственного интеллекта, обработку ошибок и отображение результатов с возможностью запроса дополнительных деталей.

Этап 6. Механизм анализа результатов 3 ИИ и вывод «финального» прогноза

Этап 6 «Механизм анализа результатов 3 ИИ и вывод "финального" прогноза» начинается с агрегации полученных ответов, где выполняется сбор оценок от каждой из трёх ИИ-подсистем: каждая подсистема ИИ-1, ИИ-2, ИИ-3 возвращает процент вероятности банкротства и текстовое обоснование, включающее основные аргументы, факты и ссылки на финансовые или новостные данные.

Далее выполняется фиксация временных метаданных, то есть регистрируются дата и время обращения, уникальный идентификатор запроса. После этого формируется единая структура хранения, при которой в базе

данных или специальном кэше под каждый запрос создаётся запись, содержащая ID компании.

Следующим блоком этапа выступает дополнительная проверка четвёртой системой, где первично проводится проверка согласованности ответов.

На основе согласованных правил и накопленного опыта выполняется корректировка итоговой вероятности: к результатам может применяться весовой коэффициент с учётом статистической точности каждой модели в прошлом, а также возможен анализ тенденций, например если в новостях обнаружено резкое ухудшение ситуации.

После выполнения проверки и возможной коррекции формируется итоговый вывод, который включает расчёт финального процента риска: система определяет одно итоговое числовое значение, например 42%, и передаёт его на веб-интерфейс, Этап 5, для отображения пользователю. Затем выполняется генерация единого обоснования, когда система кратко объясняет основные причины высокого или низкого риска с учётом информации от всех трёх ИИ. Дополнительно обеспечивается хранение в журнале через запись всех входных данных, промежуточных и итоговых результатов в базу данных или журнал событий.

Диаграмма, в Приложении 7, описывает этапы проверки расхождений, применения стратегии агрегации, объединения текстовых обоснований и формирования итогового процента риска с сохранением результата в базе данных и передачей пользователю через веб-интерфейс.

В Этапе 6 происходит интеграция результатов трёх (или более) независимых ИИ: система собирает проценты вероятности банкротства, проверяет согласованность, при необходимости применяет дополнительную (четвёртую) «мета»-логику и в результате выдаёт единый «финальный» прогноз.

Этап 7. Формирование списка компаний с более низким рейтингом банкротства

Этап 7 «Формирование списка компаний с более низким рейтингом банкротства» начинается с поиска в базе и внешних источниках, где сначала определяется критерий поиска: исходя из выбранной пользователем компании (по результатам Этапов 5 и 6) система идентифицирует отрасль (например, «Торговля», «Производство», «ИТ-сектор») и регион, то есть местонахождение или основную географическую зону ведения деятельности, а далее формулируется цель – найти компании той же отрасли и того же региона (или схожей геолокации), которые имеют меньший риск банкротства. Для этого система обращается к актуальным базам данных, прежде всего к внутренней базе (Этап 2), где хранятся данные по многим компаниям, включая их финансовые показатели и уже рассчитанные риски, при этом возможна дополнительная проверка во внешних источниках (онлайн-реестрах, новостных агрегаторах) для актуализации информации; результаты последнего анализа по этим компаниям (Этапы 3 и 4) могут быть уже сохранены в БД, а если их нет, то запускается «быстрый» анализ. В части синхронизации с ИИ предусматривается, что при необходимости каждая найденная компания может быть «прогнана» через сокращённый сценарий анализа либо может использоваться уже имеющийся рейтинг из базы данных, причём если система проектируется как «онлайн», то для каждой компании может производиться быстрая проверка риска, однако это ресурсоёмко, поэтому чаще применяется кеширование, когда модель заранее посчитала риск для всех компаний в базе, а обновление этих значений выполняется периодически.

При необходимости дополнительно реализуется оценка в режиме реального времени, когда для обеспечения актуальности «прямо сейчас» система помимо внутренней базы получает в реальном времени через API или автоматизированный сбор данных последние новости, обновления реестров и судебных записей, выполняя оперативный анализ, включающий оценку тональности и выявление упоминаний о новых рисках. Для повышения надёжности обработка может выполняться тремя ИИ по аналогии с Этапом 4,

когда три независимые подсистемы быстро оценивают каждую компанию, хотя на практике это часто оптимизируется, например выполняется раз в сутки. Далее осуществляется обобщение результатов: система консолидирует полученные рейтинги, сопоставляет их с исходной компанией и отбирает только те компании, у которых риск банкротства ниже, чем у рассматриваемой.

Завершается Этап 7 формированием рекомендаций, где сначала составляется итоговый список по критерию «рейтинг банкротства ниже, чем у рассматриваемой компании», а также при необходимости применяются дополнительные фильтры, такие как размер компании (малый, средний, крупный бизнес), объём годовой выручки и соответствие конкретным видам деятельности (ОКВЭД в РФ или аналог за рубежом). Затем выполняются сортировка и приоритизация: компании могут быть отсортированы по возрастанию вероятности банкротства, чтобы наиболее надёжные располагались вверху списка, и дополнительно может быть введена оценка «надёжности» или «рекомендации», например 5-звёздочный рейтинг на основании комплексной оценки. После этого организуются отображение и пояснения, когда в веб-интерфейсе (Этап 5) пользователь видит таблицу или карточки с альтернативными компаниями, где представлены название компании, краткое описание деятельности, основные финансовые показатели (выручка, прибыль, доля долга) при условии, что эта информация не является конфиденциальной, ссылка на официальный сайт компании (если доступно) и процент вероятности банкротства (например, «15%»), а также предусмотрена возможность перехода к более детальному анализу по каждой компании; дополнительно обеспечивается интеграция с чат-ботом (Этап 8), чтобы пользователь мог уточнять, почему в список включены именно эти компании или какие преимущества у компании, находящейся в начале перечня, получая разъяснения и дополнительные сведения.

Формирование списка компаний с более низким рейтингом банкротства демонстрирует процесс сопоставления исходной компании с организациями

аналогичного профиля по отрасли и региону. Диаграмма (Приложение 8) описывает фильтрацию компаний по риску, сортировку по возрастанию показателя банкротства, проверку дополнительных параметров (размер, выручка) и формирование итогового списка, отображаемого пользователю в веб-интерфейсе для выбора альтернатив.

На Этапе 7 система автоматически формирует список альтернативных компаний с более низким рейтингом банкротства, используя уже накопленную и (при необходимости) дополнительно уточнённую информацию из базы и внешних источников. Это даёт пользователю (например, менеджеру, инвестору, партнёру) быстрый способ найти надёжные варианты для сотрудничества, инвестиций или иных деловых отношений.

Подход сочетает в себе: фильтрацию по отрасли, региону и другим характеристикам; сравнение вероятностей банкротства (полученных в рамках предыдущих этапов); удобное отображение результатов и возможность дальнейшего углублённого анализа (при взаимодействии с чат-ботом или отдельными отчётами).

Этап 8. Разработка чат-бота для консультаций

Этап 8 «Разработка чат-бота для консультаций» начинается с определения функционала чат-бота, где в качестве базовой функции предусматривается первичная ориентация пользователя. Далее реализуется предоставление справочной информации в формате «FAQ». Существенным элементом является блок детальных пояснений к результатам: когда пользователь уже получил оценку риска (этапы 5–6), чат-бот способен разъяснить, что означает процент на практике, пояснить, какие факторы влияют на оценку, и дать рекомендации по дальнейшим действиям. Дополнительно предусматривается контекстная помощь и режим консультации.

Технологическая реализация предполагает использование языковой модели для генерации ответов на естественном языке, диалоговую логику для управления ходом беседы, а также интеграцию с веб-интерфейсом.

Разработка консультационного модуля иллюстрирует логику взаимодействия с пользователем при разъяснении показателей риска банкротства компаний. Диаграмма, в Приложении 9, демонстрирует этапы обработки запроса – от обращения к базе знаний и результатам ИИ-моделей до анализа данных, генерации текстового ответа и ведения последующего диалога для уточнения или сравнительного анализа.

На Этапе 8 в системе создаётся консультационный модуль, который облегчает понимание и использование результатов анализа риска банкротства, полученных на предыдущих этапах 1–7. Он помогает: интерпретировать числовые результаты и значимые факторы; даёт подсказки по работе с веб-формой, помогает использовать дополнительные функции; учитывает контекст, чтобы вести содержательную беседу и отвечать на уточняющие вопросы.

Этап 9. Верификация, тестирование и оптимизация

Этап 9 «Верификация, тестирование и оптимизация» начинается с тестирования функционала, в рамках которого выполняется проверка корректности веб-интерфейса (Этап 5), проверка взаимодействия с базой данных (Этап 2), проверка работы мульти-ИИ модуля (Этапы 4 и 6), тестирование списков альтернативных компаний (Этап 7) и проверка чат-бота (Этап 8).

Далее выполняется оценка точности прогнозов: формируется тестовая выборка на основе исторических данных, проводится сравнение предсказаний системы с реальными исходами, оцениваются стабильность и калибровка, а также проводится анализ ошибок (ложноположительные и ложноотрицательные результаты).

Мониторинг дрейфа данных (Data Drift Detection). Для обеспечения устойчивости прогнозов в условиях изменяющейся экономической среды в систему включён модуль мониторинга распределения входных признаков (Feature Drift Detection). При выявлении статистически значимого сдвига распределений ключевых признаков (например, вследствие

макроэкономического шока, введения санкций, изменения законодательства) система автоматически инициирует процедуру переобучения моделей. В качестве метрик дрейфа используются тест Колмогорова–Смирнова для числовых признаков и хи-квадрат тест для категориальных. Порог срабатывания устанавливается на уровне $p < 0,05$.

Завершающим блоком является непрерывное улучшение: корректировка моделей, актуализация базы данных, отладка логики ИИ-модулей, сбор обратной связи от пользователей, а также мониторинг и плановые аудиты.

Верификация, тестирование и оптимизация иллюстрирует процесс проверки корректности и эффективности системы. Диаграмма (Приложение 10) описывает основные этапы – от тестирования функционала и расчёта метрик точности до анализа ошибок, корректировки моделей, оптимизации архитектуры и обновления пользовательской документации.

Этап 10. Внедрение в управленческую практику и масштабирование

Этап 10 «Внедрение в управленческую практику и масштабирование» начинается с интеграции с системами поддержки принятия решений, в рамках которой осуществляется подключение к существующим корпоративным системам (ERP, CRM и т.д.): в ERP (Enterprise Resource Planning) это позволяет автоматически проверять контрагентов (поставщиков, клиентов) на риск банкротства до заключения договора или оплаты счетов, в CRM (Customer Relationship Management) при добавлении нового клиента или партнёра менеджеры сразу получают прогноз риска, что помогает своевременно выявлять неблагонадёжных контрагентов, а также возможна интеграция с другими специализированными системами (SCM – Supply Chain Management, финансовые системы учёта и т.п.), где оценка риска напрямую влияет на решения о сотрудничестве. В рамках этого блока предусматривается автоматическая генерация отчётов, когда система формирует регулярные сводные отчёты для руководителей, например «Еженедельный мониторинг контрагентов с повышенным риском банкротства», с возможностью выбора

форматов (PDF, HTML, Excel) или интеграции через информационные панели (Power BI, Tableau и пр.), а также с настройкой расписания (ежедневно, еженедельно, ежемесячно) и подписок, определяющих, кому из менеджеров направлять отчёты. Дополнительно реализуются уведомления и оповещения: если у контрагента или партнёра резко возрастает риск банкротства (например, с 20% до 50%), система автоматически направляет уведомление ответственному сотруднику (по электронной почте, в мессенджеры или внутри корпоративного портала), что позволяет оперативно реагировать и при необходимости пересматривать условия договора, требовать дополнительные гарантии или прекращать сотрудничество.

Далее выполняется адаптация под нужды разных подразделений, поскольку практическое применение результатов прогнозирования зависит от задач конкретных функциональных блоков организации.

Следующим направлением является масштабирование, которое включает расширение регионального охвата. Параллельно возможно увеличение числа подключённых ИИ-систем, когда добавляются дополнительные модели, например специализированные под конкретные отрасли. Важным элементом масштабирования является автоматизация регулярных отчётов и рекомендаций, когда настраиваются регулярные мониторинги. Одновременно предусматриваются обучение и подготовка сотрудников, включая проведение тренингов для конечных пользователей, чтобы они корректно интерпретировали результаты и понимали, какими действиями можно минимизировать риск.

Завершается этап поддержкой принятия решений на уровне руководства, где формируются информационные панели для высшего руководства с отображением в реальном времени показателей, таких как средний риск по портфелю контрагентов, количество критичных партнёров и тенденции за последние кварталы. На стратегических сессиях на уровне совета директоров и высшего руководства результаты анализа используются при принятии долгосрочных решений, включая инвестиции, слияния и поглощения, а также

для моделирования сценариев «что, если» на основе прогнозов для будущих периодов. Дополнительно обеспечивается межфункциональное взаимодействие, поскольку информация о рисках может автоматически передаваться в разрезе подразделений, формируя единое и актуальное представление для финансовых служб, юридического блока, закупок и службы безопасности, что повышает прозрачность и обоснованность управленческих решений.

Внедрение в управленческую практику и масштабирование демонстрирует этапы интеграции системы прогнозирования риска банкротства в корпоративные процессы. Диаграмма (Приложение 11) охватывает подключение к ERP/CRM, автоматизацию отчетности, адаптацию для различных подразделений, масштабирование инфраструктуры и ИИ-моделей, а также обучение персонала, обновление регламентов и регулярное использование аналитических панелей и прогнозов для стратегических управленческих сессий.

На Этапе 10 система окончательно становится частью ежедневной управленческой практики, а также получает возможности для расширения (новые рынки, отрасли, модели ИИ). Благодаря автоматизации и прозрачной интеграции с существующими бизнес-процессами, решения на базе анализа риска банкротства становятся удобными и информативными для всех уровней организации – от рядовых специалистов до высшего руководства.

В результате проведённого анализа обоснована и структурно описана методика агрегирования аналитических результатов на основе гибридных моделей искусственного интеллекта, обеспечивающая переход от разрозненных частных оценок к согласованному и интерпретируемому управленческому выводу. Предложенная архитектура взаимодействия трёх независимых ИИ-модулей, дополненная механизмами оценки согласованности, разрешения конфликтов и мета-уровнем валидации, позволяет существенно повысить надёжность прогнозов и снизить риски, обусловленные ограничениями отдельных моделей. Формализованная

система агрегации, представленная в таблице 3.2, задаёт прозрачные правила консолидации количественных и качественных результатов, что усиливает объяснимость и доверие к итоговой оценке. Практическая реализация методики в виде модульной, масштабируемой и интегрируемой архитектуры делает её применимой в реальных системах поддержки управленческих решений, обеспечивая обоснованный выбор стратегических, тактических и оперативных действий в условиях неопределённости и многокритериальности.

Переход от концептуального проектирования и алгоритмического обоснования интеллектуальных методов к их практической реализации является критически важным этапом формирования эффективной системы поддержки управленческих решений.

Таким образом, завершается полный цикл разработки, внедрения и развития системы по прогнозированию и управлению рисками банкротства на основе искусственного интеллекта.

В Приложении 11 приведён полный листинг демонстрационного Python-кода, воспроизводящего логическую структуру 10-этапной модели принятия управленческих решений с применением искусственного интеллекта. Представленная реализация носит иллюстративный характер и использует имитационные данные, что позволяет наглядно проследить последовательность процедур – от сбора и подготовки исходных показателей до агрегации прогнозов, формирования интерпретируемых объяснений и демонстрации этапа внедрения. Запуск кода осуществляется в среде Python 3 при наличии библиотек NumPy, Pandas и scikit-learn, а получаемые результаты следует рассматривать как реплицируемую проверку концепции и прототипирование предложенной архитектуры.

3.3. Апробация методики, методические и практические рекомендации по внедрению ИИ-систем поддержки управленческих решений

В настоящем разделе представлены методические и практические рекомендации по внедрению ИИ-систем поддержки управленческих решений.

Таблица 3.4 агрегирует методические шаги, сформулированные на основе диссертационного исследования автора, и увязывает их с соответствующими фазами жизненного цикла СППР. Каждая рекомендация включает методический блок и целевой научно-практический эффект, что превращает представленный материал в детальную дорожную карту для разработчиков и корпоративных методологов.

Таблица 3.4 – Методические рекомендации по проектированию, верификации и эксплуатации интеллектуальных систем поддержки управленческих решений (СППР) (разработано автором на основе [77])

Формулировка методической рекомендации	Методический блок / фаза исследования	Ожидаемое научно-практическое следствие
Принять иерархическую модель управления, разграничив стратегический, тактический и операционный уровни решений, что обеспечивает вертикальную согласованность ИИ-аналитики	Концептуальное моделирование	Устранение методологического разрыва между уровнями менеджмента; повышение согласованности ключевых показателей эффективности (КПЭ)
Использовать многокритериальную матрицу оценки ИИ-методов (точность, надёжность, стоимость, масштабируемость и др.) при выборе алгоритмов для СППР	Дизайн эксперимента	Обоснованный выбор алгоритмов с учётом ограничений задачи и ресурсов
Следовать фазовой модели внедрения: предварительный анализ процессов → прогнозная аналитика → цикл непрерывного совершенствования	План внедрения	Сокращение времени интеграции и повышение окупаемости ИИ-систем
Организовать постоянный мониторинг и плановые аудиты качества данных и метрик модели с регистрацией всех изменений (ведение версий)	Пост-внедренческий контроль	Стабильное сохранение точности и воспроизводимости результатов

Реализовать ансамблевую архитектуру из трёх независимых ИИ-подсистем и «мета-арбитра» для консенсуса прогнозов	Архитектура алгоритмов	Снижение дисперсии ошибок и устойчивость к шуму данных
Включить механизм on-line-интеграции внешних потоков данных (новости, реестры) для экспресс-коррекции рисков в реальном времени	Реал-тайм аналитика	Временной лаг реакции ≤ 5 мин; адаптивность к внешним шокам
Построить цикл переобучения: итеративно валидировать модель на отложенных выборках и инициировать переобучение моделей при выходе метрик за допуск	Модуль обучения моделей	Предотвращение деградации точности и «переобучения»
Ввести регулярный сбор пользовательской обратной связи (UX-опросы, логи взаимодействия) для адаптации интерфейса и логики рекомендаций	Человеко-машинный интерфейс	Повышение принятия системы и сокращение времени интерпретации
Разработать обучающие материалы (FAQ, глоссарий, кейсы) и встроить их в СППР через контекстную помощь	Методическая поддержка пользователей	Ускоренное освоение функционала, снижение ошибок применения
Закрепить соблюдение прав человека и этических принципов при разработке и эксплуатации ИИ-модулей, включая аудит алгоритмических рисков	Этическо-правовая экспертиза	Минимизация репутационных и регуляторных рисков

Таблица 3.5 систематизирует рекомендации, вытекающие из результатов диссертационного исследования автора, и сопоставляет их с этапами жизненного цикла СППР. Каждая рекомендация снабжена целевым практическим эффектом и измеримым KPI, что обеспечивает возможность прямой интеграции научных выводов в корпоративную управленческую практику.

Таблица 3.5 – Практические рекомендации по внедрению интеллектуальных систем поддержки принятия управленческих решений (СППР) (разработано автором на основе [78])

Содержание рекомендации	Этап жизненного цикла системы	Целевой практический результат / KPI
Реализовать комплекс процедур обеспечения качества данных – предварительное очищение,	Этап 1 «Подготовка данных»	Снижение систематической ошибки

дедупликация и валидация входных наборов перед обучением моделей		прогнозов, повышение ROC-AUC $\geq 0,85$
Сформировать предметно-ориентированную схему хранилища: логически изолировать таблицы <i>Financials</i> , <i>News</i> , <i>Legal</i> и задать внешние ключи для сквозной трассировки записей	Этап 2 «Архитектура БД и витрин»	Ускорение запросов $> 30\%$ и упрощение масштабирования
Настроить гибридный механизм пакетных и потоковых загрузок данных с автоматической валидацией и индексацией	Этап 2.4 «Механизмы обновления и синхронизации»	Актуальность данных ≤ 24 ч, уменьшение пропусков до $< 1\%$
Применить ансамблевую архитектуру из трёх независимых ИИ-модулей и «мета-арбитра» для разрешения конфликтных прогнозов	Этап 4 «Многомодульный ИИ»	Повышение достоверности (σ по вероятности < 3 п.п.)
Включить режим оценки в реальном времени с он-лайн-сбором данных из источников новостей и судебных реестров для экспресс-анализа рисков	Этап 7.2 «Оценка в режиме реального времени»	Время реакции на событие ≤ 5 мин, актуализация риска «день-в-день»
Развернуть интерактивные информационные панели <i>drill-down</i> для топ-менеджмента (средний риск портфеля, критичные контрагенты, динамика)	Этап 10.4 «Панели для руководства»	Повышение прозрачности; 100 % руководителей используют информационную панель в стратегических сессиях
Интегрировать контекстный чат-бот-консультант, объясняющий метрики риска и предлагающий дальнейшие действия	Этап 8 «Чат-бот для консультаций»	Сокращение времени на интерпретацию вывода ≤ 2 мин
Автоматизировать межфункциональное оповещение о резком росте риска для финансового, юридического, закупочного блоков	Этап 10 «Интеграция и масштабирование»	Единство информационного поля; среднее время уведомления ≤ 10 мин
Провести обучающие сессии для конечных пользователей и закрепить изменения в корпоративных регламентах	Этап 10 «Обучение персонала»	Уровень правильной интерпретации результатов $\geq 90\%$
Организовать цикл непрерывного улучшения: регулярное переобучение моделей, мониторинг метрик, аудит данных и обновление документации	Этап 9 «Верификация, тестирование и оптимизация»	Стабильность точности моделей ± 1 п.п. за квартал

Характеристика объекта апробации.

Апробация разработанной методики проведена в компании ООО «Профтех». ООО «Профтех» – российская компания среднего бизнеса, осуществляющая деятельность в сфере оптовой торговли промышленным

оборудованием и комплектующими. Численность персонала составляет порядка 150 сотрудников; годовой оборот – около 800 млн руб. Компания взаимодействует с более чем 200 контрагентами (поставщики, субподрядчики, покупатели), что обуславливает высокую потребность в системе оценки надёжности партнёров и управления рисками.

Условия проведения апробации.

Апробация проведена в два периода: t_0 (январь–июнь 2025 г.) – базовый период до внедрения методики, t_1 (июль–декабрь 2025 г.) – период после внедрения. В рамках внедрения были развёрнуты следующие модули системы: модуль сбора и подготовки данных (Этапы 1–2), интегрированный с учётной системой компании (1С:Предприятие); ансамблевый прогностический модуль (Этапы 3–4) на основе трёх ML-моделей (Random Forest, Gradient Boosting, MLP); веб-интерфейс для аналитиков и руководителей (Этап 5) с консультационным чат-ботом (Этап 8). Обучение моделей проведено на выборке из 1 200 российских компаний за период 2019–2024 гг. (доля банкротств – 12%), с разбиением Time Series Split (обучение – 2019–2022, валидация – 2023, тест – 2024).

Методика измерения показателей.

Операционные показатели (время принятия решений, ошибки прогнозов, потери от неэффективных решений) получены из ERP-системы компании и журналов управленческих решений. Экспертные показатели (координация, когнитивные искажения, эффективность совместных решений) определены методом экспертного анкетирования; итоговое значение рассчитано как медиана экспертных оценок. Коэффициент конкордации Кендалла (W) для экспертной группы составил 0,72, что свидетельствует о приемлемом уровне согласованности. В экспертную группу были включены руководители и специалисты ООО «Профтех», участвующие в принятии и реализации управленческих решений: представители финансового, закупочного, юридического и операционного блоков, а также пользователи внедренной СППР. Оценка проводилась по унифицированной шкале, что

обеспечило сопоставимость экспертных показателей до и после внедрения методики.

Ограничения апробации.

Апробация проведена в одной компании одной отрасли, что ограничивает экстраполяцию результатов. Контрольная группа (подразделение без доступа к системе) не выделялась ввиду малого масштаба организации; применён дизайн «до/после» (pre-post design). На результаты периода t_1 могли повлиять внешние факторы (сезонность, изменение макроэкономических условий), которые не контролировались. Статистическая значимость различий по основным показателям подтверждена критерием Уилкоксона ($p < 0,05$) для метрик, измеренных в количественной шкале.

В таблице 3.6 представлены результаты сравнительного анализа эффективности управленческих решений до и после внедрения методики. Оценка включает как операционные и экономические показатели, так и предложенные автором критерии, отражающие уровень цифровой адаптивности, интеграции данных и когнитивной поддержки лиц, принимающих решения.

Таблица 3.6 – Оценка результативности внедрения многоуровневой методики поддержки принятия управленческих решений в компании ООО «Профтех»

Критерий	ООО «Профтех» (до)	ООО «Профтех» (после)
Оценка по предложенным критериям		
T_r – скорость реакции (дни)	12	3
P_a – точность прогнозов (%)	75	90
F_s – гибкость стратегий (сценариев)	3	7
I_d – интеграция источников (систем)	2	6
C_m – координация (баллы, 1–10)	5	8
A_a – автоматизация процессов (%)	40	80
B_c – снижение когнитивных искажений (%)	10	35
U_{ai} – использование ИИ как ассистента (%)	15	65

E_hai – эффективность совместных решений (%)	5	25
Операционные и экономические показатели		
Время принятия решений (дни)	12	3
Ошибки прогнозов (%)	25	10
Потери от неэффективных решений (млн руб./год)	18	6
Экономический эффект (млн руб./год)	–	12
Рост операционной прибыли / EBITDA (%)	–	8

Расчёта годового экономического эффекта определяется как разность потерь от неэффективных управленческих решений до и после внедрения методики:

$$\text{Ээф} = L_0 - L_1,$$

где Ээф – годовой экономический эффект от внедрения методики; L_0 и L_1 – потери от неэффективных управленческих решений соответственно до и после её внедрения.

Для ООО «Профтех»:

$$\text{Ээф} = 18 - 6 = 12 \text{ млн руб./год.}$$

В состав потерь от неэффективных управленческих решений включены штрафы за нарушение сроков поставок, простои, дополнительные закупочные и логистические расходы, потери от ошибочного выбора контрагентов, упущенные контракты и иные прямые убытки, зафиксированные в системе управленческого учёта организации.

Экспертная оценка показателей проводилась методом стандартизированного анкетирования руководителей функциональных подразделений (закупок, продаж, логистики, финансового блока и ИТ-сопровождения) ООО «Профтех», вовлечённых в подготовку и принятие управленческих решений. Показатель C_m оценивался по десятибалльной шкале (1 балл — низкий уровень межфункциональной координации, 10 баллов — высокий уровень согласованности действий подразделений); показатели B_c , U_{ai} и E_{hai} оценивались в процентной форме на основе сопоставления управленческих решений, принимаемых без использования и с применением

инструментов искусственного интеллекта. Индивидуальные экспертные оценки агрегировались путём расчёта среднего арифметического значения. Согласованность экспертных мнений проверена с использованием коэффициента конкордации Кендалла ($W = 0,72$), что свидетельствует о приемлемом уровне согласованности экспертных оценок.

Полученные результаты апробации свидетельствуют о положительной динамике как авторских критериев эффективности принятия управленческих решений, так и операционно-экономических показателей деятельности организации. Рост точности прогнозов с 75 до 90%, увеличение числа сценариев адаптации с 3 до 7, повышение уровня автоматизации процессов с 40 до 80%, а также снижение потерь от неэффективных решений с 18 до 6 млн руб./год подтверждают практическую применимость предложенной методики в условиях конкретной организации.

Экономический эффект от внедрения методики определен как разница между потерями от неэффективных управленческих решений в базовом периоде t_0 и периоде после внедрения t_1 . В базовом периоде потери составляли 18 млн руб./год, после внедрения методики — 6 млн руб./год. Таким образом, прямой экономический эффект составил 12 млн руб./год. Дополнительно были учтены косвенные эффекты, связанные с ускорением принятия решений, повышением точности прогнозов, снижением уровня ошибок и ростом автоматизации управленческих процессов. Данные по потерям получены из управленческого учета компании, ERP-системы и журналов управленческих решений.

Подсчёт в таблице выполнен без десятичных знаков, поскольку показатели представлены как управленческие KPI и дискретные величины (дни, количество сценариев/систем, баллы по шкале 1–10), для которых дробная точность методически не требуется. Округление до целых повышает сопоставимость «до/после» и исключает эффект «ложной точности», тогда как детальная точность учитывается на этапе нормализации и расчёта интегральной оценки (см. подробнее Приложение 13).

Визуализация результатов сравнительного анализа представлена на рисунках 3.3–3.11. Гистограммы отражают динамику операционных, экономических показателей и авторских критериев эффективности принятия управленческих решений в периоды t_0 (январь–июнь 2025 г., до внедрения методики) и t_1 (июль–декабрь 2025 г., после внедрения). Первая группа диаграмм (рис. 3.3–3.6) демонстрирует изменения традиционных показателей эффективности: времени принятия решений, уровня ошибок прогнозирования, потерь от неэффективных решений и достигнутого экономического эффекта. Вторая группа (рис. 3.7–3.10) иллюстрирует динамику предложенных автором критериев, включая метрики оперативности (T_r , P_a), адаптивности (F_s , I^d), организационной эффективности (C_m , A_a) и показатели взаимодействия в системе «человек – искусственный интеллект» (B^c , U_{ai} , E_{hai}). Интегральная оценка (рис. 3.3) представляет нормализованные значения всех критериев на единой шкале, что позволяет провести комплексное сопоставление эффективности управленческих процессов до и после внедрения многоуровневой методики поддержки принятия решений на основе ИИ.

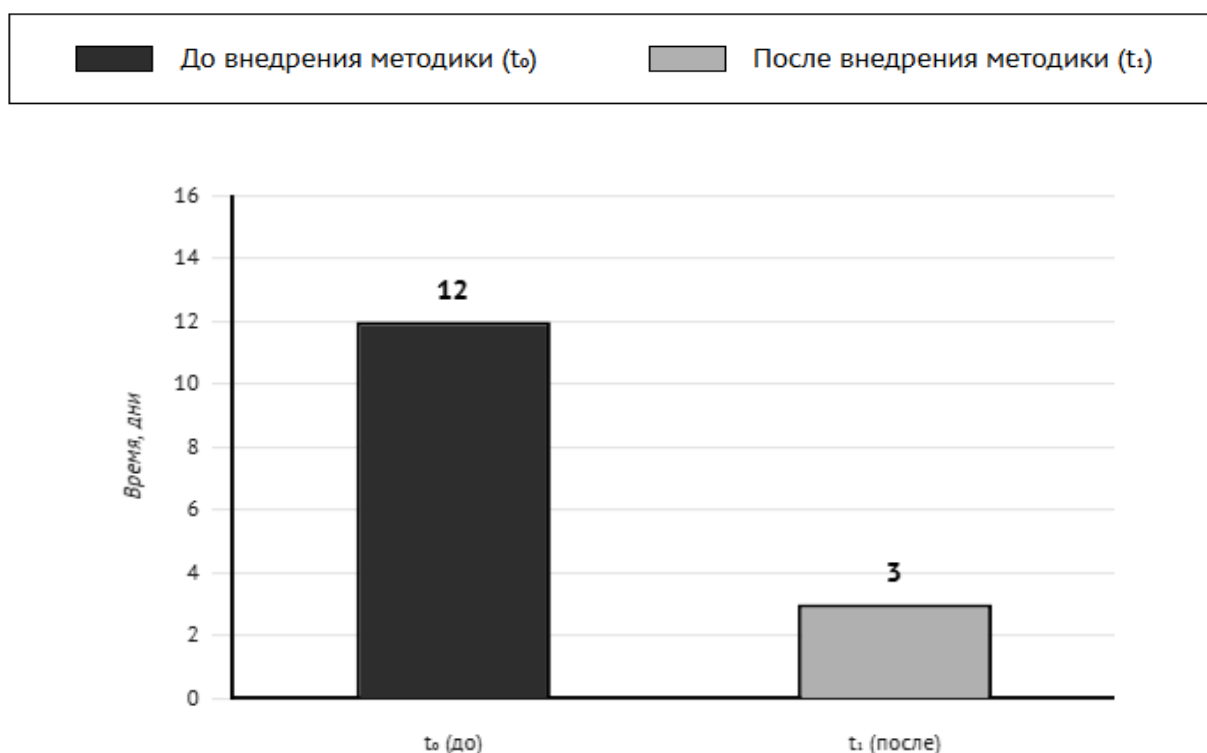


Рисунок 3.3 – Динамика времени принятия управленческих решений ($\Delta = -75,0\%$ (сокращение в 4 раза)) (разработано автором)

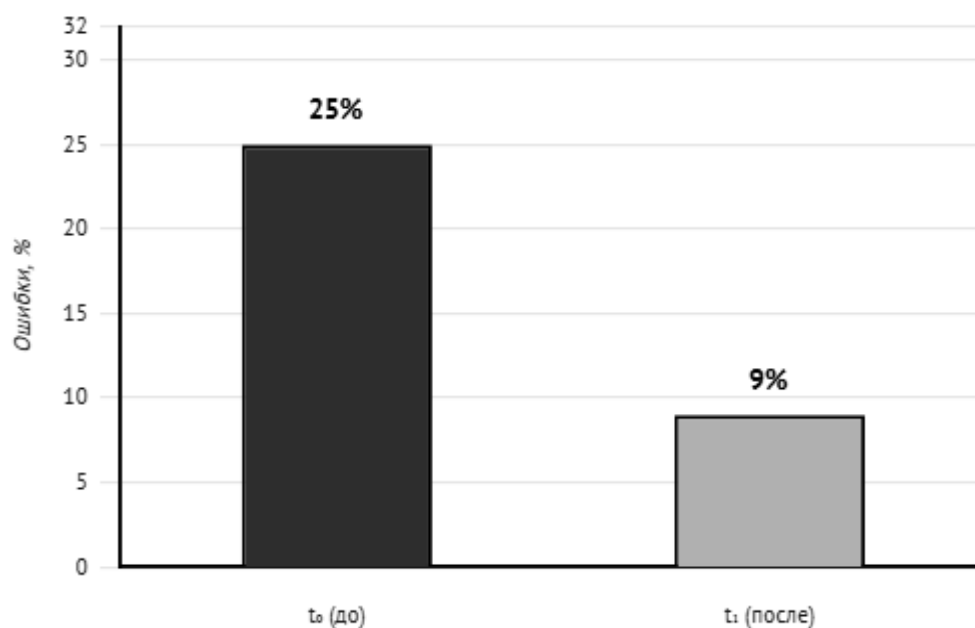


Рисунок 3.4 – Уровень ошибок прогнозирования ($\Delta = -64,0\%$ (среднее значение 9%)) (разработано автором)

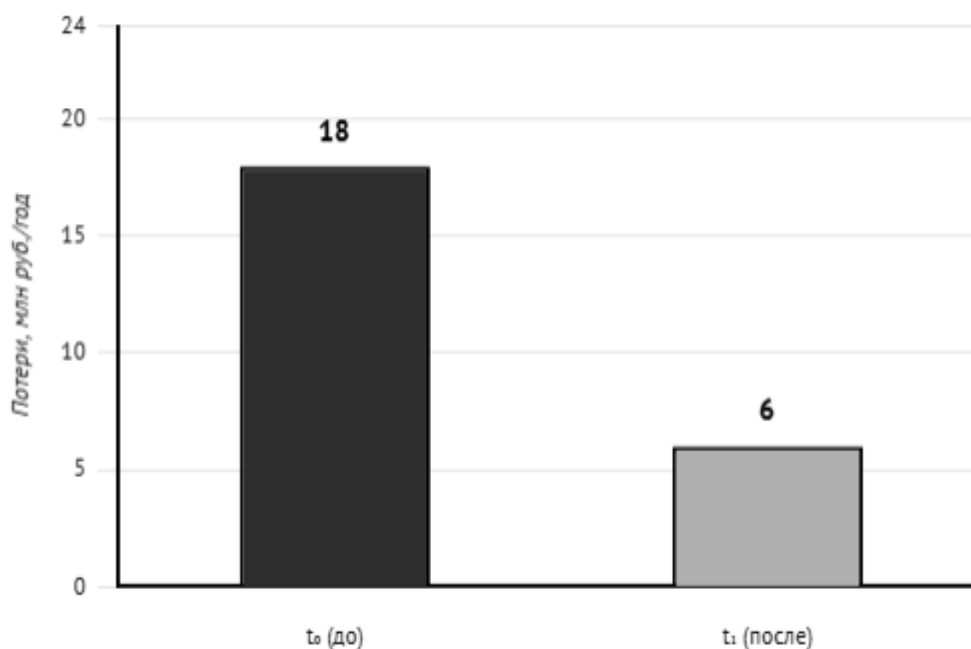


Рисунок 3.5 – Потери от неэффективных управленческих решений ($\Delta = -66,7\%$ (экономия 12 млн руб./год)) (разработано автором)

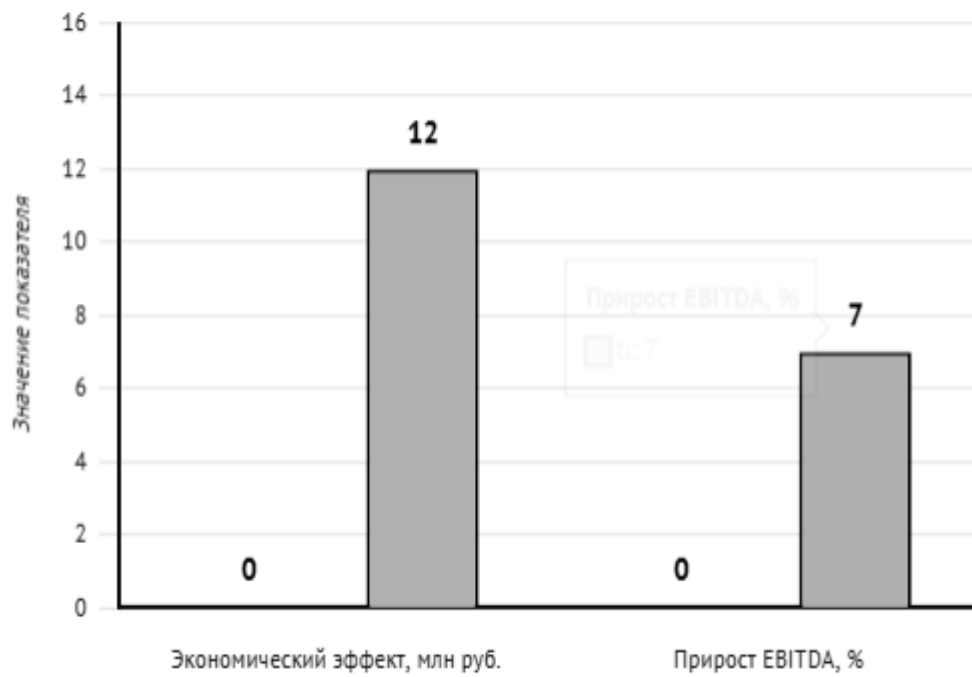


Рисунок 3.6 – Экономический эффект и прирост операционной рентабельности (разработано автором)

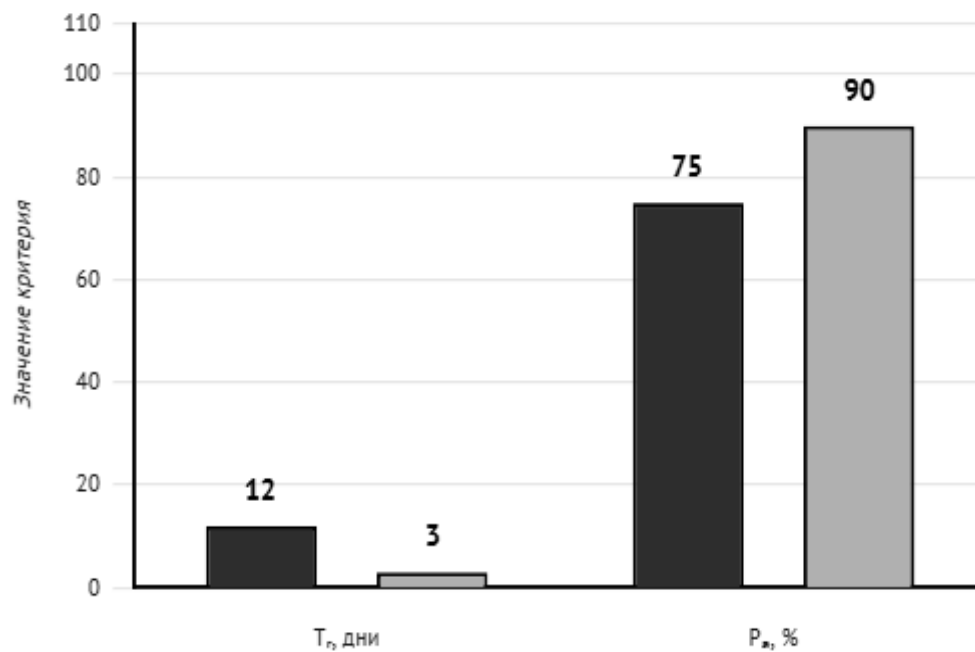


Рисунок 3.7 – Критерии Tr (скорость реакции) и Pa (точность прогнозов)

($\Delta Tr = -75,0\%$; $\Delta Pa = +20,0\%$) (разработано автором)

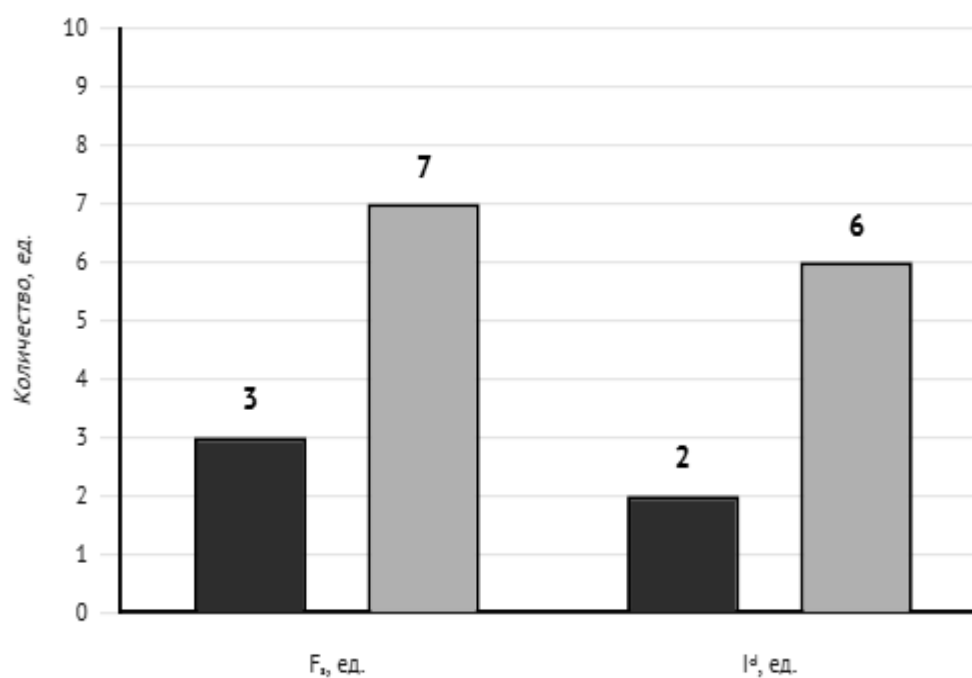


Рисунок 3.8

– Критерии F_s (гибкость стратегий) и I^d (интеграция данных) ($\Delta F_s = +133,3\%$; $\Delta I^d = +200,0\%$) (разработано автором)

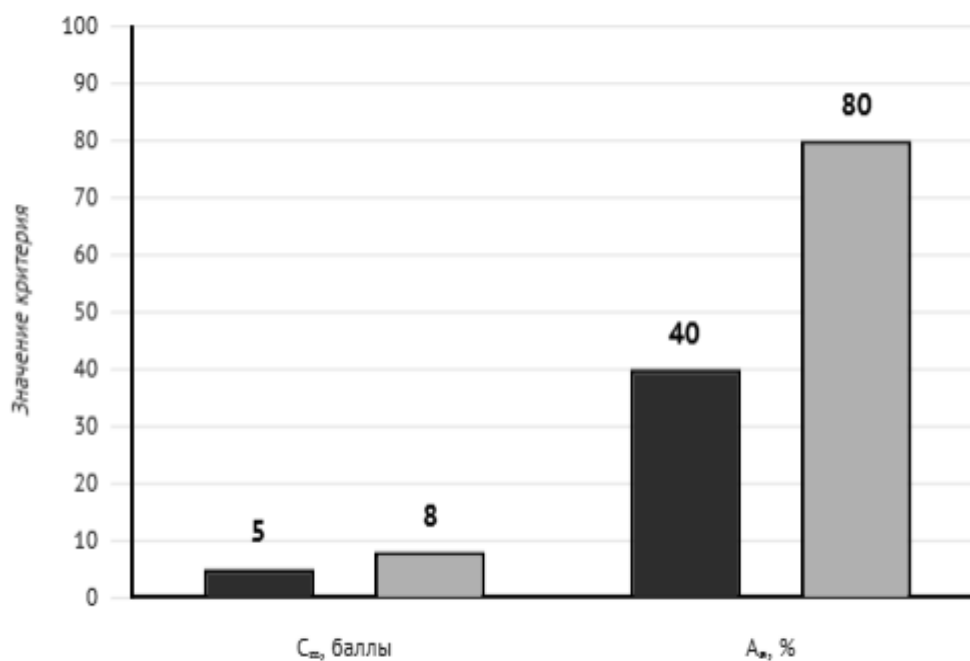


Рисунок 3.9 – Критерии C_m (уровень координации) и A_a (автоматизация) ($\Delta C_m = +60,0\%$; $\Delta A_a = +100,0\%$) (разработано автором)

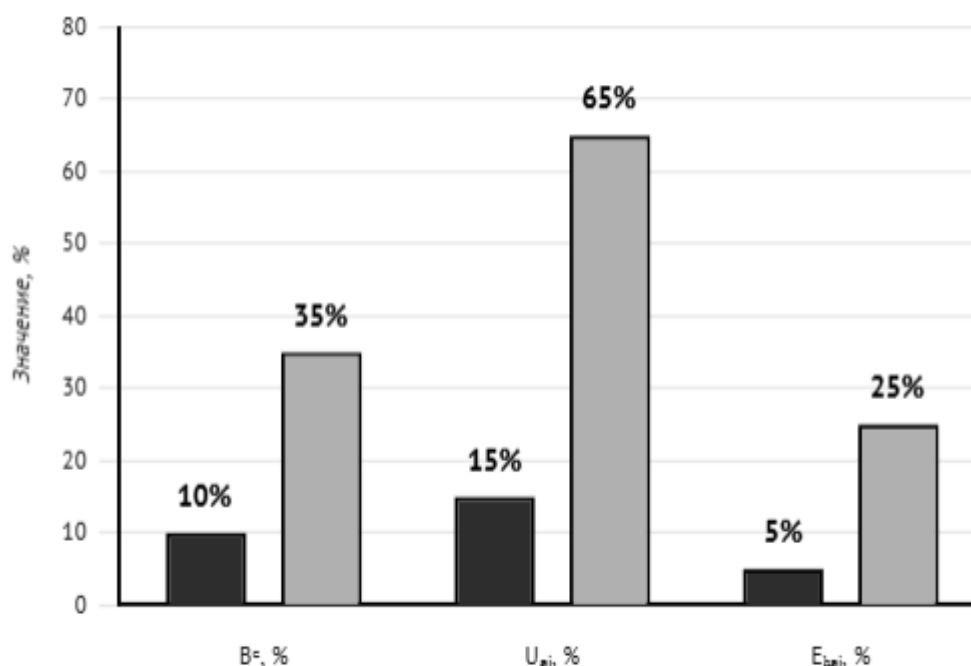


Рисунок 3.10 – Метрики эффективности взаимодействия «человек – ИИ» (Bc – снижение когнитивных искажений; Uai – использование ИИ; Ehai – эффективность совместных решений) (разработано автором)

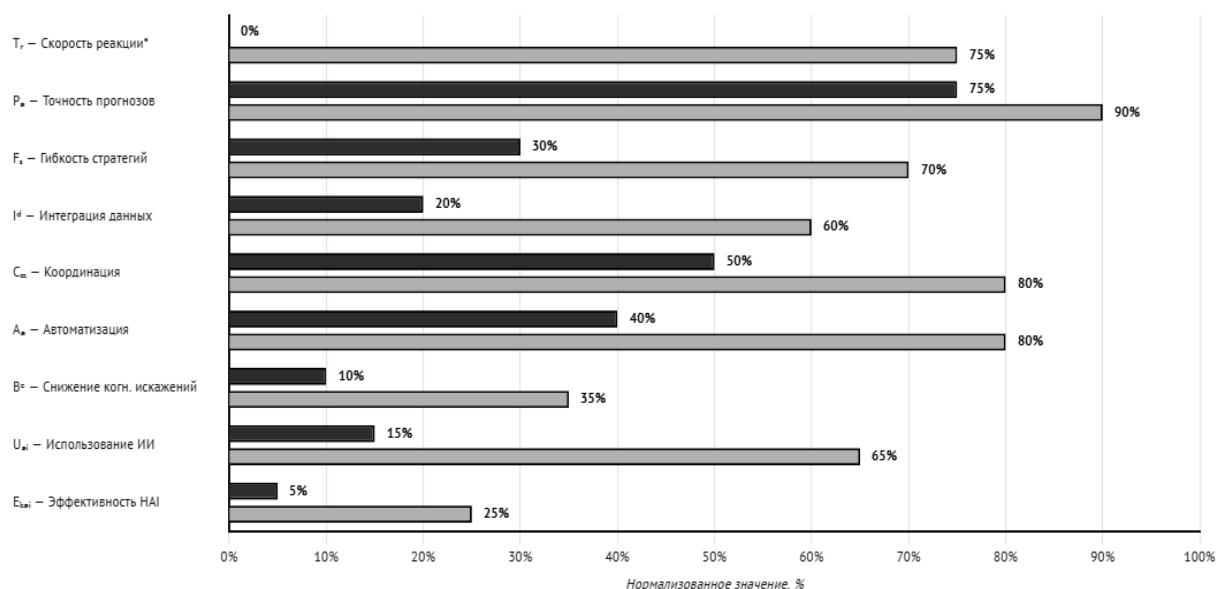


Рисунок 3.11 – Сводная диаграмма нормализованных значений критериев эффективности управленческих решений (для критерия Tr применена инверсия: $(1 - Tr/Tr_{max}) \times 100\%$, поскольку меньшее время реакции соответствует лучшему результату) (разработано автором)

Внедрение многоуровневой методики поддержки принятия управленческих решений в ООО «Профтех» подтвердило свою экономическую эффективность. Годовой эффект в размере 12 млн рублей достигнут за счёт синергии технологических (ИИ-модули, интеграция данных, автоматизация) и организационных (обучение персонала, регламентация) мер. Все предложенные критерии демонстрируют положительную динамику, что свидетельствует о системном характере улучшений и целесообразности тиражирования методики.

Также следует отметить, что разработанная в главе 2 диссертационного исследования матрица принятия управленческих решений на основе выбора ИИ-алгоритмов для различных уровней управления (см. рис. 2.11) в ходе апробации в ООО «Профтех» была использована для распределения инструментов искусственного интеллекта по трём группам управленческих задач: на стратегическом уровне – для выбора методов прогнозирования спроса и оценки рисков контрагентов; на тактическом уровне – для подбора методов оптимизации закупок, планирования поставок и распределения ресурсов; на операционном уровне – для выбора инструментов контроля отклонений, обработки заявок и реагирования на нарушения сроков. По результатам экспертной оценки и расчёта интегральных показателей для стратегических задач определены нейросетевые и ансамблевые модели, для тактических – ансамблевые методы и Random Forest, для операционных – логистическая регрессия и деревья решений. Это подтверждает практическую применимость матрицы как инструмента выбора алгоритмов в зависимости от уровня управления и типа управленческой задачи.

В ходе апробации предлагаемой многоуровневой методики поддержки управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта следует разделять два уровня: программно-демонстрационный и управленческо-экономический. Программно-демонстрационный уровень представлен прототипом, реализованным на языке Python, и предназначен для проверки логики работы алгоритмов, структуры модулей, расчётных процедур

и визуализации результатов. На этом уровне использовались синтетические данные, что обусловлено демонстрационным характером программной реализации методики (Приложение 11). Управленческо-экономический уровень апробации выполнен на материалах ООО «Профтех» и включает оценку изменения показателей эффективности до и после внедрения методики, расчёт экономического эффекта и экспертную оценку качественных критериев. Особо подчёркивается, что результаты, полученные на синтетических данных, не экстраполировались на деятельность ООО «Профтех»: они использовались исключительно для демонстрации программной реализуемости предложенной методики, тогда как выводы об экономической эффективности сделаны на основе данных управленческого учёта организации и экспертной оценки результатов внедрения.

В рамках выполнения диссертационного исследования автором разработан и зарегистрирован результат интеллектуальной деятельности – система поддержки принятия управленческих решений, реализованная в виде программы для ЭВМ. Правовая охрана результата интеллектуальной деятельности подтверждена свидетельством о регистрации программы для ЭВМ RU 2025684670 от 16.09.2025, выданным на основании заявки № 2025683789 от 19.08.2025.

Зарегистрированная программа включает следующие функциональные модули, соответствующие этапам настоящей методики: модуль сбора и подготовки данных (Этапы 1–2); модуль ансамблевого прогнозирования на основе ML-моделей (Этапы 3–4); модуль агрегации и мета-валидации результатов (Этап 6); веб-интерфейс пользователя с визуализацией результатов (Этап 5); консультационный чат-бот на основе LLM (Этап 8); модуль эталонного сравнения контрагентов (Этап 7). Программа реализована на языке Python 3 с использованием библиотек scikit-learn, PyTorch, Flask; хранилище данных – PostgreSQL (см. Приложение 11).

Созданная система поддержки принятия управленческих решений представляет собой программно-алгоритмический комплекс,

предназначенный для интеллектуального анализа управленческих данных и формирования обоснованных рекомендаций по выбору управленческих альтернатив в условиях неопределённости и многофакторности организационной среды. Система ориентирована на использование технологий машинного обучения и искусственного интеллекта для повышения качества, обоснованности и адаптивности управленческих решений.

В основе функционирования системы лежит методический аппарат, разработанный автором и включающий ансамблевые алгоритмы машинного обучения, вероятностные модели и нейросетевые методы. Архитектура системы обеспечивает обработку разнородных данных, выявление скрытых закономерностей, прогнозирование возможных исходов управленческих решений и оценку рисков, что позволяет использовать систему как инструмент поддержки управленческого выбора на стратегическом, тактическом и операционном уровнях управления.

Отличительной особенностью разработанного РИД является интеграция интерпретируемых и высокопроизводительных интеллектуальных методов, что обеспечивает возможность практического внедрения системы в управленческую деятельность организаций без утраты прозрачности и контролируемости принимаемых решений. Система допускает адаптацию к специфике конкретной организации и обновление моделей по мере накопления новых данных.

Регистрация РИД подтверждает новизну, оригинальность и практическую значимость разработанной системы поддержки принятия управленческих решений.

Выводы по Главе 3

В данной главе разработана и апробирована многоуровневая методика поддержки принятия управленческих решений на основе методов искусственного интеллекта. Предложенная методика отличается от традиционных подходов тем, что рассматривает искусственный интеллект не только как инструмент прогнозирования, но и как элемент комплексной системы поддержки управленческих решений, объединяющей сбор и обработку данных, прогнозное моделирование, агрегирование результатов, верификацию, интерпретацию выводов и формирование практических рекомендаций для лиц, принимающих решения. Методика обеспечивает последовательный переход от консолидации данных и построения интеллектуальных моделей к формированию интегральных оценок, сравнительному анализу альтернатив, когнитивной поддержке пользователя и масштабированию методики в различных организационных задачах.

Полученные результаты апробации подтверждают практическую применимость разработанной методики и её значимость для повышения качества принятия управленческих решений. Использование нескольких ИИ-модулей, процедур агрегирования и мета-проверки позволяет повысить точность прогнозов, снизить уровень неопределённости, усилить обоснованность выбора управленческих альтернатив и обеспечить более гибкую адаптацию организации к изменениям внешней и внутренней среды.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертации решена комплексная научно-практическая задача по созданию и внедрению интеллектуальных систем поддержки управленческих решений в организациях, ориентированных на потребности современной бизнес-среды. По результатам проведенного исследования получены следующие выводы:

1. Предложены основные компоненты и критерии эффективности принятия управленческих решений, отражающие специфику использования методов искусственного интеллекта в управленческих процессах, уточнены взаимосвязи между ними.

2. Разработана матрица принятия управленческих решений с использованием методов искусственного интеллекта, отражающая взаимосвязь уровней управленческих решений и методов искусственного интеллекта, а также предложен жизненный цикл принятия управленческих решений с применением методов ИИ и критериев эффективности принятия управленческих решений. Построенная матрица управленческих решений обеспечивает системное представление взаимосвязи уровней управления, методов ИИ и жизненного цикла принятия решений, что усиливает практическую применимость предложенного подхода.

3. Разработана и внедрена многоуровневая методика поддержки принятия управленческих решений на основе ИИ, включающая универсальную архитектуру многомодульной СППР, обеспечивающую интеграцию данных, формализацию процедур анализа и когнитивную поддержку лиц, принимающих решения. Выполнена сравнительная оценка экономической эффективности деятельности организации и критериев эффективности принятия управленческих решений до и после её внедрения в организации. Разработанная методика показала свою эффективность в результате апробации в российской компании, продемонстрировав рост точности прогнозов, ускорение реакции, повышение гибкости стратегий и улучшение экономических показателей.

Дальнейшие перспективы развития исследуемой тематики предполагают углубление методологии построения многоуровневых интеллектуальных СППР с расширением функционала когнитивных ассистентов, развитие механизмов адаптивной интеграции моделей ИИ в контуры стратегического, тактического и операционного управления, а также формирование цифровых протоколов самообучения и самообновления управленческих решений для повышения эффективности деятельности организации.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Battiston, Stefano, et al. Complex systems. Complexity theory and financial regulation. Science 351.6275 (2016): 818-819. DOI: 10.1126/science.aad0299
2. Brownlee, J. When to Use MLP, CNN, and RNN Neural Networks [Электронный ресурс] / J. Brownlee // MachineLearningMastery.com. – 2022. – 15 August. – URL: <https://machinelearningmastery.com/when-to-use-mlp-cnn-and-rnn-neural-networks/> (дата обращения: 21.11.2025).
3. Cars Hommes, Behavioral and experimental macroeconomics and policy analysis: A complex systems approach. Journal of Economic Literature 59(1) (2021): 149-219.
4. Delen, D., Sharda, R. "Artificial Neural Networks in Decision Support Systems" // Handbook on Decision Support Systems 1. International Handbooks Information System. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2008. – URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-48713-5_26 (дата обращения: 21.11.2025)
5. Economic Innovation Group. AI's Impact on Employment [Электронный ресурс]: аналитический отчет о влиянии искусственного интеллекта на занятость в США. – 2025. – Режим доступа: <https://eig.org/>. – Дата обращения: 11.01.2026.
6. Farmer, J. Doyne, and Duncan Foley. "The economy needs agent-based modelling." Nature 460.7256 (2009): 685-686.
7. Gartner Inc. Gartner Survey: 85% of Big Data Projects Fail [Электронный ресурс]: аналитический отчет / Gartner analyst Nick Heudecker. – 2017. – Режим доступа: <https://www.gartner.com>. – Дата обращения: 11.01.2026.
8. Grand View Research. Artificial Intelligence Market Size, Share & Trends Analysis Report By Solution, By Technology (Deep Learning, Machine Learning, NLP, Machine Vision, Generative AI), By Function, By End-use, By Region, And Segment Forecasts, 2025–2033 [Электронный ресурс]. – San

Francisco : Grand View Research, Inc., 2025. – URL: <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/artificial-intelligence-ai-market> (дата обращения: 30.01.2026).

9. IBM Institute for Business Value. AI ethics trust engine [Электронный ресурс]: исследование влияния инвестиций в этику AI на финансовые результаты / IBM Institute for Business Value; Notre Dame-IBM Technology Ethics Lab. – 2024-2025. – Режим доступа: <https://www.ibm.com/thought-leadership/institute-business-value/>. – Дата обращения: 11.01.2026.

10. IDC. The Business Opportunity of AI: Generative AI Delivering New Business Value and Increasing ROI [Электронный ресурс] : InfoBrief / IDC ; спонсор: Microsoft. – 2024. – November. – IDC # US52699124. – URL: <https://info.microsoft.com/ww-landing-business-opportunity-of-ai.html> (дата обращения: 30.01.2026).

11. International Data Corporation (IDC). Estimated worldwide spending on artificial intelligence (AI)-centric systems in 2023, by industry [Электронный ресурс]: аналитический отчет / IDC. – 2023. – Режим доступа: <https://www.statista.com/statistics/1446052/worldwide-spending-on-ai-by-industry/>. – Дата обращения: 11.01.2026.

12. MarketsandMarkets. Artificial Intelligence (AI) Market by Offering (Infrastructure, Software, Services), Technology (ML, NLP, Generative AI), Business Function, Enterprise Application, and End User – Global Forecast to 2032 [Электронный ресурс]. – 2025. – URL: <https://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/artificial-intelligence-market-74851580.html> (дата обращения: 30.01.2026).

13. Maslej, N. Artificial Intelligence Index Report 2025 [Электронный ресурс] / N. Maslej, L. Fattorini, R. Perrault [et al.] ; Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence. – Stanford, CA : Stanford University, 2025. – April. – 456 p. – URL: <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025> (дата обращения: 30.01.2026).

14. McKinsey & Company. State of AI in 2024: AI Adoption in 2024: 74%

of Companies Struggle to Achieve and Scale Value [Электронный ресурс]: аналитический отчет. – Режим доступа: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai>.

– Дата обращения: 11.01.2026.

15. McKinsey & Company. The State of AI in 2025: Agents, Innovation, and Transformation [Электронный ресурс] / McKinsey Global Institute. – 2025. – November. – URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai> (дата обращения: 30.01.2026).

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

17. PricewaterhouseCoopers (PwC). Responsible AI Survey 2024 [Электронный ресурс]: исследование ответственного искусственного интеллекта. – Режим доступа: <https://www.pwc.com/us/en/tech-effect/ai-analytics/responsible-ai-survey.html>. – Дата обращения: 11.01.2026.

18. Statista. Artificial Intelligence – Worldwide [Электронный ресурс]: статистическая база данных. – Режим доступа: <https://www.statista.com/outlook/tmo/artificial-intelligence/worldwide>. – Дата обращения: 11.01.2026.

19. United Nations Conference on Trade and Development (UNCTAD). AI market projected to hit \$4.8 trillion by 2033, emerging as dominant frontier technology [Электронный ресурс]: доклад ООН по торговле и развитию. – 2025. – Режим доступа: <https://unctad.org/news/ai-market-projected-hit-48-trillion-2033-emerging-dominant-frontier-technology>. – Дата обращения: 11.01.2026.

20. VentureBeat. 87% of Data Science Projects Never Make it Into Production [Электронный ресурс]: исследование. – 2019. – Режим доступа: <https://venturebeat.com/>. – Дата обращения: 11.01.2026.

21. Watanabe A. Have Courage to Use your Own Mind, with or without AI: The Relevance of Kant's Enlightenment to Higher Education in the Age of

Artificial Intelligence // The Electronic Journal of e-Learning. – 2024. – С. 46-58.
<https://doi.org/10.34190/ejel.21.5.3229>

22. Алексеев, А. П. Судьба интеллекта и миссия разума: философия перед вызовами эпохи цифровизации / А. П. Алексеев, И. Ю. Алексеева; Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова; Философский факультет. – Москва: Общество с ограниченной ответственностью "Проспект", 2021. – 288 с. – ISBN 978-5-392-35239-5. – EDN MVUPYD.

23. Ардатовский, М. И. Динамическое перепланирование расписания проектов по разработке программного обеспечения на основе генетических алгоритмов / М. И. Ардатовский, Т. Г. Максимова // Инженерный вестник Дона. – 2025. – № 4(124). – С. 359-382. – EDN VCRHQA.

24. Ардатовский, М. И. Микросервисная архитектура интеллектуальной системы гибкого управления командой / М. И. Ардатовский, Д. И. Бердников, Т. Г. Максимова // Информационные системы и технологии. – 2025. – № 3(149). – С. 27-37. – EDN KUPJZG.

25. Артеменко, Д. А. Цифровые технологии в финансовой сфере: эволюция и основные тренды развития в России и за рубежом / Д. А. Артеменко, С. В. Зенченко // Финансы: теория и практика. – 2021. – Т. 25, № 3. – С. 90-101. – DOI 10.26794/2587-5671-2021-25-3-90-101. – EDN RIXJHX.

26. Баева, Л. В. Социальные аспекты цифровизации образования в условиях пандемии: философский анализ / Л. В. Баева // Logos et Praxis. – 2021. – Т. 20, № 1. – С. 5-14. – DOI 10.15688/lp.jvolsu.2021.1.1. – EDN QZMOAA.

27. Бахтеев, Д. В. Предпосылки становления и этапы развития технологии искусственного интеллекта / Д. В. Бахтеев // Genesis: исторические исследования. – 2019. – № 8. – С. 89-98. – DOI 10.25136/2409-868X.2019.8.30382. – EDN IGNSQQ.

28. Бегишев, И. Р. Технология искусственного интеллекта: мировой опыт развития / И. Р. Бегишев // Baikal Research Journal. – 2020. – Т. 11, № 3. – С. 1. – DOI 10.17150/2411-6262.2020.11(3).1. – EDN RWRXHO.

29. Бова В.В., Кравченко Ю.А., Родзин С.И. Методы и алгоритмы кластеризации текстовых данных (обзор) // Известия ЮФУ. Технические науки. 2022. № 4 (228). С. 122-143.
30. Болбаков Р.Г. Основы когнитивного управления // Государственный советник. 2015. № 1 (9). С. 45-49.
31. Бондарчук, Н. В. Развитие информационно-аналитического обеспечения управления коммерческими организациями в условиях цифровизации / Н. В. Бондарчук, А. А. Комзолов, Т. В. Кириченко // Финансовый менеджмент. – 2024. – № 8. – С. 144-157. – EDN KHFSBA.
32. Бондарчук, Н. В. Современные технологии в консалтинге и управлении рисками применимые и к IT- компаниям / Н. В. Бондарчук, С. Э. Челноков, Д. К. Гофман // Экономика и предпринимательство. – 2024. – № 6(167). – С. 1260-1263. – DOI 10.34925/EIP.2024.167.6.260. – EDN CWIZNE.
33. Бредихин А.И. Алгоритмы обучения сверточных нейронных сетей // Вестник Югорского государственного университета. 2019. № 1 (52). С. 41-54.
34. Брызгалина Е.В. Искусственный интеллект в образовании. Анализ целей внедрения // Человек. 2021. Т. 32. № 2. С. 9-29.
35. Варламов О.О. Обзор 18 миварных экспертных систем, созданных на основе MOGAN // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2021. № 3 (101). С. 5-20.
36. Виноградова, Е. Б. Автоматизация принятия управленческих решений в организации с использованием нейронных сетей / Е. Б. Виноградова, О. В. Мальтин // Бизнес и общество. – 2023. – № 4(40).
37. Вислова, А. Д. Современные тенденции развития искусственного интеллекта / А. Д. Вислова // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. – 2020. – № 2(94). – С. 14-30. – DOI 10.35330/1991-6639-2020-2-94-14-30. – EDN WACSUQ.
38. Володина, Н. Л. Инструменты и методы качества логистических процессов / Н. Л. Володина, К. С. Кривякин // Организатор производства. –

2017. – Т. 25, № 4. – С. 67-82. – DOI 10.25065/1810-4894-2017-25-4-67-82. – EDN YLWVTF.

39. Гаврилова, Ю. В. Ментальность в контексте взаимодействия социальной и виртуальной реальностей / Ю. В. Гаврилова // Гуманитарный вектор. – 2022. – Т. 17, № 2. – С. 82-93. – DOI 10.21209/1996-7853-2022-17-2-82-93. – EDN QLDWVY.

40. Гаджиев, Г. А. Может ли робот быть субъектом права? (поиск правовых форм для регулирования цифровой экономики) / Г. А. Гаджиев, Е. А. Войниканис // Право. Журнал Высшей школы экономики. – 2018. – № 4. – С. 24-48. – DOI 10.17323/2072-8166.2018.4.24.48. – EDN PVWZMM.

41. Гилева, Т. А. Цифровая зрелость предприятия: методы оценки и управления / Т. А. Гилева // Вестник УГНТУ. Наука, образование, экономика. Серия: Экономика. – 2019. – № 1(27). – С. 38-52. – DOI 10.17122/2541-8904-2019-1-27-38-52. – EDN WAQCQB.

42. Городнова, Н. В. Применение искусственного интеллекта в бизнес-сфере: современное состояние и перспективы / Н. В. Городнова // Вопросы инновационной экономики. – 2021. – Т. 11, № 4. – С. 1473-1492. – DOI 10.18334/vines.11.4.112249. – EDN MGHEPK.

43. Денисов, Э. И. Роботы, искусственный интеллект, дополненная и виртуальная реальность: этические, правовые и гигиенические проблемы / Э. И. Денисов // Гигиена и санитария. – 2019. – Т. 98, № 1. – С. 5-10. – DOI 10.18821/0016-9900-2019-98-1-5-10. – EDN VTGTGB.

44. Доника, А. Д. Этика искусственного интеллекта: социологический подход / А. Д. Доника // Биоэтика. – 2023. – Т. 16, № 2. – С. 26-31. – DOI 10.19163/2070-1586-2023-16-2-26-31. – EDN ZNSFCH.

45. Дяковский П.Н., Бурыкин А.Д. Критерии оценки эффективности управления предприятием в кризисной ситуации // В сборнике: Интеллектуальный потенциал образовательной организации и социально-экономическое развитие региона. Материалы международной научно-практической конференции Академии МУБиНТ. 2018. С. 233-237.

46. Елхов, Г. А. Искусственный интеллект и проблема моделирования его самосознания / Г. А. Елхов // Молодой ученый. – 2014. – № 16. – С. 200-202. – EDN SQRWFFV.
47. Жагловская, А. В. Когнитивно-адаптивный механизм интеллектуализации системы управления промышленным предприятием / А. В. Жагловская, Ю. Ю. Костюхин // Финансовый менеджмент. – 2025. – № 9. – С. 11-19. – EDN EGATQN.
48. Захарова И.Г., Воробьева М.С., Боганюк Ю.В. Сопровождение индивидуальных образовательных траекторий на основе концепции объяснимого искусственного интеллекта // Образование и наука. 2022. Т. 24. № 1. С. 163-190.
49. Золушкин Ю.А., Васяева Т.А., Малицкая А.А. Обработка естественного языка // Информатика, управляющие системы, математическое и компьютерное моделирование (ИУСМКМ-2021). Материалы XII Международной научно-технической конференции в рамках VII Международного Научного форума Донецкой Народной Республики к 100-летию ДонНТУ. Донецк, 2021. С. 71-78.
50. 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. – DOI 10.24412/2070-1381-2022-94-173-187. – EDN FLGKRR.
51. Иноземцева С.А. Технологии цифровой трансформации в России // Актуальные проблемы экономики, социологии и права. 2018. № 1. С. 44-47.
52. Иоселиани, А. Д. Искусственный интеллект: социально-философское осмысление / А. Д. Иоселиани, Н. В. Цхададзе // Медицина. Социология. Философия. Прикладные исследования. – 2019. – № 2. – С. 196-202. – EDN NGBTRM.
53. Искусственный интеллект и трансформация менеджмента / Л. Ф. Никулин, В. В. Великороссов, С. А. Филин, А. Б. Ланчаков // Национальные интересы: приоритеты и безопасность. – 2020. – Т. 16, № 4(385). – С. 600-612.

– DOI 10.24891/pi.16.4.600. – EDN YUETZW.

54. Использование цифровых технологий в логистике / В. В. Негреева, А. А. Замятина, Д. К. Шпакович, А. Д. Шаронова // Научный журнал НИУ ИТМО. Серия: Экономика и экологический менеджмент. – 2020. – № 2. – С. 94-102. – DOI 10.17586/2310-1172-2020-13-2-94-102. – EDN DBNNCD.

55. Каблашова, И. В. Инновационное развитие системы управления предприятием в условиях цифровой трансформации / И. В. Каблашова, И. В. Логунова, Ю. А. Саликов // Организатор производства. – 2019. – Т. 27, № 2. – С. 46-58. – DOI 10.25987/VSTU.2019.92.57.005. – EDN ZYGXKX.

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

57. Касавина, Н. А. Человек и техника: амбивалентность электронной культуры / Н. А. Касавина // Эпистемология и философия науки. – 2018. – Т. 55, № 4. – С. 129-142. – DOI 10.5840/eps201855479. – EDN YVKCTJ.

58. Катасёв А.С. Нейронечеткая модель формирования нечетких правил для оценки состояния объектов в условиях неопределенности // Компьютерные исследования и моделирование. 2019. Т. 11. № 3. С. 477-492.

59. Кашкин, С. Ю. Искусственный интеллект, робототехника и защита прав человека в Европейском союзе / С. Ю. Кашкин, А. В. Покровский // Вестник Университета имени О.Е. Кутафина (МГЮА). – 2019. – № 4(56). – С. 64-90. – DOI 10.17803/2311-5998.2019.56.4.064-090. – EDN MZYMUX.

60. Компьютерное зрение как способ повышения эффективности бизнес-процессов в организациях / А. Б. Ланчаков, С. А. Филин, К. К. Нурашева [и др.] // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 13, № 2(155). – С. 178-190. – DOI 10.36871/ek.ur.p.r.2025.02.13.018. – EDN XBUHMG.

61. Костюхин, Ю. Ю. Интеллектуализация бизнес-процессов при

недостаточном объеме достоверных данных / Ю. Ю. Костюхин, А. В. Жагловская, Е. О. Романенко // Финансовый менеджмент. – 2025. – № 7. – С. 148-154. – EDN FJOGTI.

62. Кудряшев, А. Ф. Процесс творчества в системах с искусственным интеллектом / А. Ф. Кудряшев, О. И. Елхова // Вестник Башкирского университета. – 2016. – Т. 21, № 4. – С. 1124-1129. – EDN XSBI OF.

63. Курбанов, Т. Цифровые логистические технологии: возможные перспективы и риски внедрения в цепи поставок / Т. Курбанов, А. Курбанов, С. Лучкин // Логистика. – 2018. – № 10(143). – С. 16-20. – EDN YLVNFZ.

64. Курбанов, Т. Эволюция инструментария логистики и его роль в принятии управленческих решений / Т. Курбанов, А. Курбанов, Д. Шаламов // Логистика. – 2017. – № 7(128). – С. 40-44. – EDN ZBBGUB.

65. Курников Д.С., Петров С.А. Использование нейронных сетей в экономике // Juvenis Scientia. 2017. № 6. С. 10-12.

66. Левушкина С.В., Елфимова Ю.М., Мирошниченко Р.В., Шуваев А.В. Методика количественного и качественного измерения устойчивого развития бизнес-структур // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. 2017. № 134. С. 760-770.

67. Лепский, В. Е. Философско-методологические основания становления кибернетики третьего порядка / В. Е. Лепский // Философские науки. – 2018. – № 10. – С. 7-36. – DOI 10.30727/0235-1188-2018-10-7-36. – EDN YSAYZV.

68. Лытнева Н.А. Современные методы и модели управления эффективностью промышленных предприятий // Вестник ОрелГИЭТ. 2014. № 1 (27). С. 43-48.

69. Малышева, Д. С. Технические и философские основания для создания сильного искусственного интеллекта (часть I) / Д. С. Малышева, А. В. Касимов // Вестник Пермского национального исследовательского

политехнического университета. Культура, история, философия, право. – 2016. – № 3. – С. 75-85. – EDN WLSNEL.

70. Мальтин, О. В. Генеративный искусственный интеллект в стратегическом менеджменте: модели поддержки решений и оценка их применимости в российских корпорациях / О. В. Мальтин, Е. Б. Виноградова // Актуальные вопросы экономических наук и современного менеджмента: Сборник статей по материалам XCVII международной научно-практической конференции, Новосибирск, 06 августа 2025 года. – Новосибирск: ООО "Сибирская академическая книга", 2025. – С. 12-22.

71. Мальтин, О. В. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений для устойчивого управления логистикой в условиях новых технологических вызовов / О. В. Мальтин, Е. Б. Виноградова // Тенденции развития логистики и управления цепями поставок в условиях цифровизации : сборник статей V международной научно-практической конференции, Курск, 24–25 сентября 2024 года. – Курск: ЗАО «Университетская книга», 2024. – С. 126-131.

72. Мальтин, О. В. Использование алгоритмов обработки естественного языка и машинного обучения в совершенствовании управленческих решений / О. В. Мальтин // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2024. – Т. 6, № 4(145). – С. 44-50.

73. Мальтин, О. В. Использование технологии нейронных сетей для учета рыночных тенденций при принятии управленческих решений в организации / О. В. Мальтин, Е. Б. Виноградова // Актуальные вопросы современной экономики. – 2023. – № 11. – С. 349-355.

74. Мальтин, О. В. Когнитивный анализ в системе управления организацией / О. В. Мальтин, Е. Б. Виноградова // Научный аспект. – 2023. – Т. 10, № 12. – С. 1232-1239.

75. Мальтин, О. В. Критерии оценки эффективности инструментария искусственного интеллекта / О. В. Мальтин // Молодежная неделя науки института промышленного менеджмента, экономики и торговли: сборник

трудов всероссийской студенческой научно-учебной конференции, Санкт-Петербург, 02–07 декабря 2024 года. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, 2025. – С. 181-184.

76. Мальтин, О. В. Критерии оценки эффективности методов искусственного интеллекта в экономических исследованиях / О. В. Мальтин // Вектор экономики. – 2024. – № 2(92).

77. Мальтин, О. В. Методы внедрения и адаптации искусственного интеллекта в организационные процессы / О. В. Мальтин // Актуальные вопросы экономических наук и современного менеджмента: Сборник статей по материалам ХС международной научно-практической конференции, Новосибирск, 08 января 2025 года. – Новосибирск: ООО "Сибирская академическая книга", 2025. – С. 15-22.

78. Мальтин, О. В. Оценка рисков и этических аспектов использования искусственного интеллекта в управлении / О. В. Мальтин // Экономика строительства. – 2025. – № 6. – С. 121-123.

79. Мальтин, О. В. Персонализированный подход в принятии управленческих решений в организации основанный на применении искусственного интеллекта / О. В. Мальтин // Бизнес и общество. – 2023. – № 4(40).

80. Мальтин, О. В. Перспективы развития методов и инструментов принятия управленческих решений в организациях на основе систем искусственного интеллекта / О. В. Мальтин // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 5, № 7(160). – С. 33-41.

81. Мальтин, О. В. Сравнительный анализ методов принятия управленческих решений на основе искусственного интеллекта / О. В. Мальтин, Н. А. Смирнова, Е. Б. Виноградова // Инновации и инвестиции. – 2023. – № 12. – С. 355-357.

82. Мамедова, Л. Э. г. Основные аспекты технологии искусственного интеллекта / Л. Э. г. Мамедова, Л. Н. Иванова, Е. С. Алтаев // Известия высших

учебных заведений. Серия: Экономика, финансы и управление производством. – 2023. – № 3(57). – С. 78-88. – DOI 10.6060/ivecofin.2023573.656. – EDN QSPKWV.

83. Марголин А.М. Пути совершенствования методов оценки эффективности государственных программ // Экономическая политика. 2018. Т. 13. № 6. С. 54-81.

84. Маренко В.А., Лучко О.Н., Ляпин В.А., Гуца С.Ю., Алексеенко Л.В. Анализ когнитивных моделей // Математические структуры и моделирование. 2015. № 2 (34). С. 64-74.

85. Масленников, В. В. Формирование системы цифрового управления организацией / В. В. Масленников, Ю. В. Ляндау, И. А. Калинина // Вестник Российского экономического университета имени Г.В. Плеханова. – 2019. – № 6(108). – С. 116-123. – DOI 10.21686/2413-2829-2019-6-116-123. – EDN KNKKMZ.

86. Массель, Л. В. Современный этап развития искусственного интеллекта (ИИ) и применение методов и систем ИИ в энергетике / Л. В. Массель // Информационные и математические технологии в науке и управлении. – 2021. – № 4(24). – С. 5-20. – DOI 10.38028/ESI.2021.24.4.001. – EDN WGRJMS.

87. Матюшок, В. М. Мировой рынок систем и технологий искусственного интеллекта: становление и тенденции развития / В. М. Матюшок, В. А. Красавина, С. В. Матюшок // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Экономика. – 2020. – Т. 28, № 3. – С. 505-521. – DOI 10.22363/2313-2329-2020-28-3-505-521. – EDN RPMMSE.

88. Методические аспекты искусственного интеллекта: монография / М. Б. Гузаиров, Н. И. Юсупова, А. Ф. Кудряшев [и др.]; Уфимский государственный авиационный технический университет, Научный совет РАН по методологии искусственного интеллекта, Рецензенты: профессор В.М. Картак, профессор Д.Е. Сорокин. – Москва: Научно-техническое издательство "Машиностроение", 2014. – 262 с. – ISBN 978-5-94275-766-3. – EDN XRSJHF.

89. Митенков, А. В. Применение искусственного интеллекта в мониторинге национальных проектов / А. В. Митенков, С. А. Дубачев // Инновации и инвестиции. – 2025. – № 8. – С. 369-373. – EDN PUJRZZ.
90. Митенков, А. В. Теория трансформации системы управления организации / А. В. Митенков. – Москва : ООО «Стройинформиздат», 2024. – 200 с. – ISBN 978-5-91418-982-9. – EDN PHRPIU.
91. Митяков С.Н., Митяков Е.С. Машинное обучение в задачах исследования инновационных процессов // Журнал прикладных исследований. 2020. № 4-1. С. 6-13.
92. Никитенко, С. В. Международно-правовое регулирование искусственного интеллекта: анализ текущего состояния и перспективы развития / С. В. Никитенко // Вестник Волжского университета им. В.Н. Татищева. – 2021. – Т. 1, № 2(98). – С. 151-163. – DOI 10.51965/2076-7919_2021_1_2_151. – EDN PUXXQH.
93. Опенков, М. Ю. Искусственный интеллект как экономическая категория / М. Ю. Опенков, В. С. Варакин // Вестник Северного (Арктического) федерального университета. Серия: Гуманитарные и социальные науки. – 2018. – № 1. – С. 73-83. – DOI 10.17238/issn2227-6564.2018.1.73. – EDN YPQJOU.
94. Петрова Н.П., Бондарева Г.А. Цифровизация и цифровые технологии в образовании // Мир науки, культуры, образования. 2019. № 5 (78). С. 353-355.
95. Писаренко, М. С. К вопросу об искусственном интеллекте и его сущности / М. С. Писаренко // Вопросы российской юстиции. – 2020. – № 10. – С. 44-54. – EDN RUBQAK.
96. Пройдаков Э.М. Современное состояние искусственного интеллекта // Научно-исследовательские исследования. 2018. № 2018. С. 129-153.
97. Пушкарев, А. В. Философские основания искусственного интеллекта: специальность 09.00.01 Онтология и теория познания:

диссертация на соискание ученой степени кандидата философских наук / А. В. Пушкарев. – Уфа, 2017. – 164 с. – EDN UYVXGA.

98. Ракитов, А. И. Человек в оцифрованном мире / А. И. Ракитов // Философские науки. – 2016. – № 6. – С. 32-46. – EDN WKELMZ.

99. Рыбичева О.Ю. Перспективы внедрения смарт-технологий в образовательный процесс // Вестник Вятского государственного университета. 2019. № 4. С. 76-84.

100. Сафрончук М.В. Влияние цифровой трансформации на бизнес и деловую среду // Экономика и управление: проблемы, решения. 2018. Т. 3. № 2. С. 38-44.

101. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025684670 Российская Федерация. Система поддержки принятия управленческих решений: заявл. 19.08.2025: опубл. 16.09.2025 / О. В. Мальтин; заявитель Общество с ограниченной ответственностью «Научно-технический центр системного программирования».

102. Сергеева И.Г., Чеботарь А.В., Харламов А.В. Оценка применения информационных технологий и систем в инновационной деятельности организации // Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета. 2020. № 1 (121). С. 62-66.

103. Смирнов, Е. Н. Формирование и развитие глобального рынка систем искусственного интеллекта / Е. Н. Смирнов, С. А. Лукьянов // Экономика региона. – 2019. – Т. 15, № 1. – С. 57-69. – DOI 10.17059/2019-1-5. – EDN MWOTZQ.

104. Соболевская, Т. Г. Влияние цифровизации экономики на систему менеджмента современного предприятия / Т. Г. Соболевская // Экономика: вчера, сегодня, завтра. – 2019. – Т. 9, № 10-1. – С. 165-171. – DOI 10.34670/AR.2020.92.10.019. – EDN WUYWCV.

105. Строков А.А. Цифровизация образования: проблемы и перспективы // Вестник Мининского университета. 2020. Т. 8. № 2 (31). С. 15.

106. Толстых, Т. О. Влияние цифровизации на управление человеческими ресурсами в организации / Т. О. Толстых // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2024. – Т. 2, № 8(147). – С. 123-128. – DOI 10.36871/ek.ur.p.r.2024.08.02.015. – EDN RKPGLT.

107. Уколов, В. Ф. предиктивное управление предприятиями корпоративного сектора экономики в условиях постоянных изменений / В. Ф. Уколов, В. А. Мальцев // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 2, № 12(165). – С. 64-72. – DOI 10.36871/ek.ur.p.r.2025.12.02.008. – EDN MPZWTQ.

108. Уколов, В. Ф. Учет фактора времени при разработке трендовых моделей предиктивного управления компаниями корпоративного сектора экономики / В. Ф. Уколов, В. А. Мальцев // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 1, № 12(165). – С. 66-72. – DOI 10.36871/ek.ur.p.r.2025.12.01.007. – EDN CNHPXV.

109. Фаустова К.И. Нейронные сети: применение сегодня и перспективы развития// Территория науки. 2017. № 4. С. 83-87.

110. Федорова Е.С., Калинина О.В. Теоретические аспекты взаимосвязи эффективности управления инновационным предприятием и человеческим капиталом, С.112, 2018 г.

111. Философия и культура в контексте времени / М. И. Данилова, Д. А. Бочковой, В. В. Плотников [и др.]; Под общей редакцией М.И. Даниловой. – Краснодар: Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2016. – 214 с. – EDN YNNGNM.

112. Цветков В.Я. Комплементарность информационных ресурсов // Международный журнал прикладных и фундаментальных исследований. 2016. № 2-2. С. 182-185.

113. Цвык, В. А. Социальные проблемы развития и применения искусственного интеллекта / В. А. Цвык, И. В. Цвык // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Социология. – 2022. – Т. 22, № 1. – С.

58-69. – DOI 10.22363/2313-2272-2022-22-1-58-69. – EDN YTLNJP.

114. Цитульский А.М., Иванников А.В., Рогов И.С. NLP - обработка естественных языков // StudNet. 2020. Т. 3. № 6. С. 467-475.

115. Цифровая трансформация бизнес- процессов и бизнес-модели в транспортных организациях на основе использования искусственного интеллекта / И. А. Кокорев, А. А. Сафронова, С. А. Филин [и др.] // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 7, № 3(156). – С. 156-166. – DOI 10.36871/ek.ur.p.r.2025.03.07.018. – EDN MAJNBS.

116. Цифровая экономика и искусственный интеллект: новые вызовы современной мировой экономики / К. В. Екимова, С. А. Лукьянов, Е. Н. Смирнов [и др.]. – Москва : Государственный университет управления, 2019. – 180 с. – ISBN 978-5-215-03158-2. – EDN JIXOFI.

117. Шахид Н., Раппон Т., Берта В. Применение искусственных нейронных сетей в принятии организационных решений в здравоохранении: обзорный анализ // PLOS ONE. – 2019. – Т. 14, № 2. – e0212356. – URL: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0212356> (дата обращения: 21.11.2025)

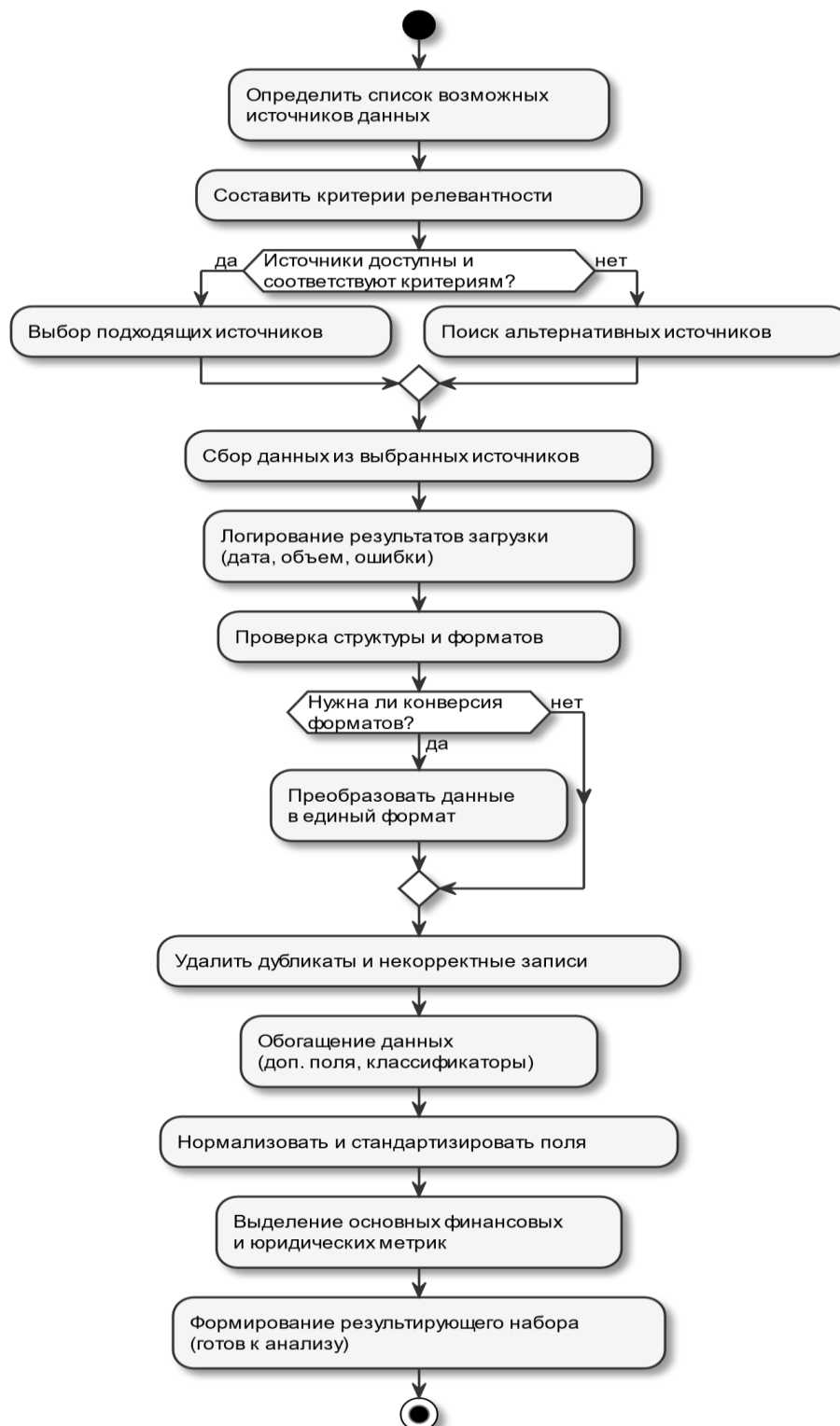
118. Яковлева Е.А., Толочко И.А. Инструменты и методы цифровой трансформации // Вопросы инновационной экономики. 2021. Т. 11. № 2. С. 415-430.

119. Яшин, С. Н. Применение искусственного интеллекта в системах принятия управленческих решений / С. Н. Яшин, С. В. Ошурин // Эффективное управление экономикой: проблемы и перспективы : Сборник трудов X Международной научно-практической конференции, Симферополь, 17 апреля 2025 года. – Симферополь: ООО "Издательство Типография "Ариал", 2025. – С. 570-574. – EDN MZLXRQ.

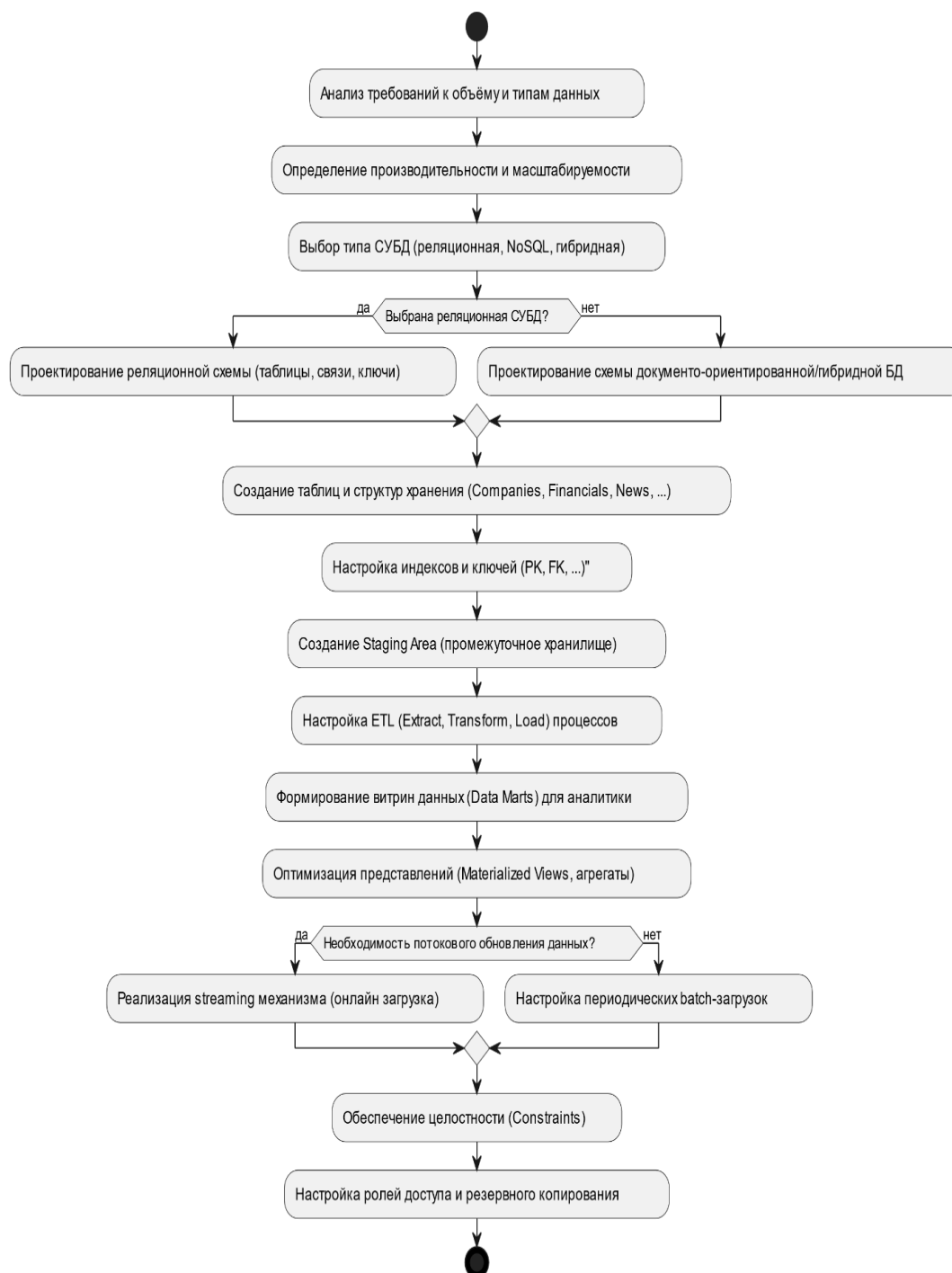
120. Яшин, С. Н. Управление информационно-аналитическим обеспечением деятельности промышленных предприятий: анализ методов и инструментов / С. Н. Яшин, С. В. Ошурин // Интеллектуальная инженерная

экономика и Индустрия 6.0 (ИНПРОМ-2025) : сборник трудов
Международной научно-практической конференции. В 2 т., Санкт-Петербург,
27–30 апреля 2025 года. – Санкт-Петербург: ПОЛИТЕХ-ПРЕСС, 2025. – С.
276-279. – DOI 10.18720/IEP/2025.2/73. – EDN SNJVGC.

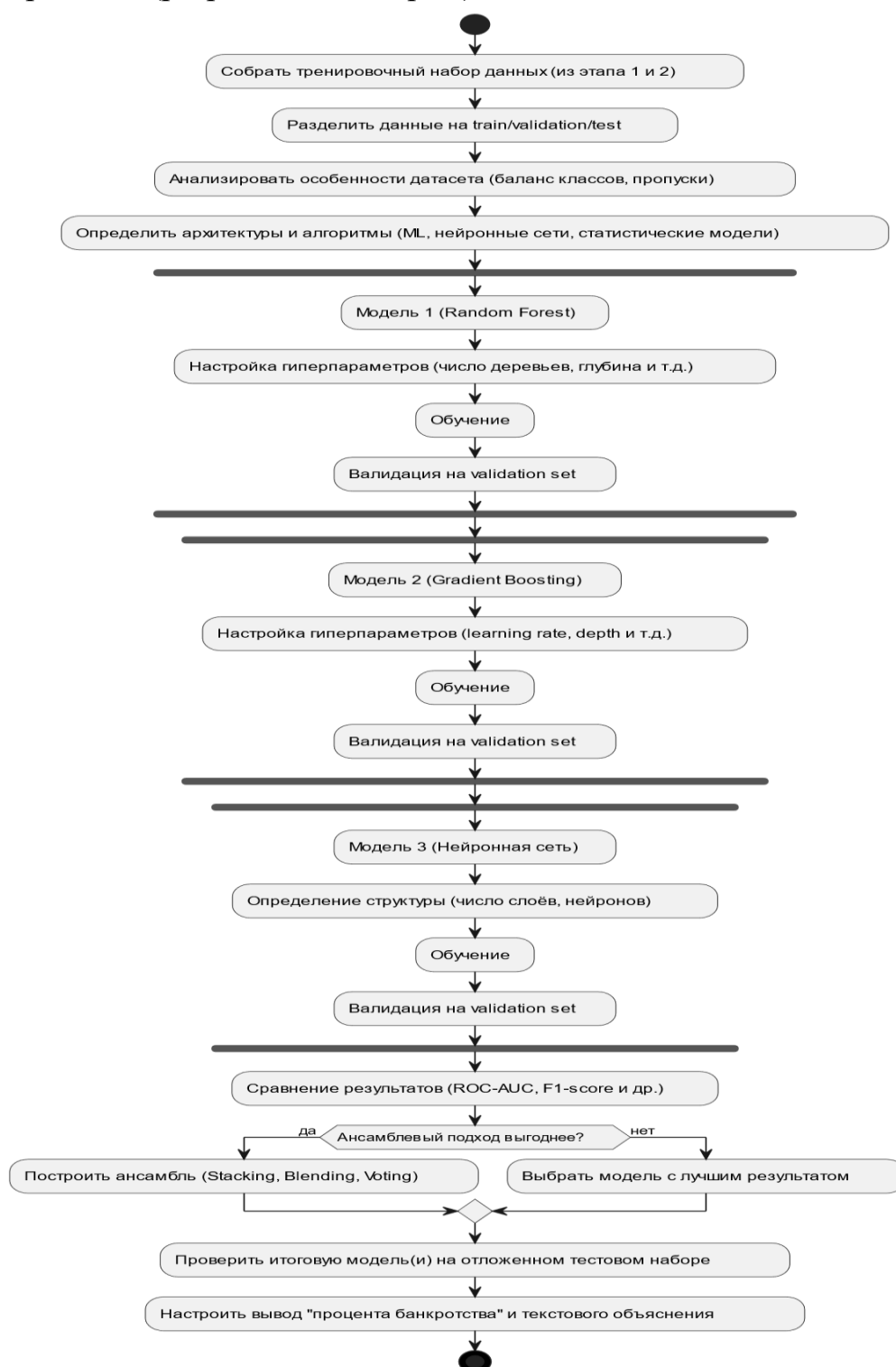
Схематическое изображение Этапа 1 методики: сбор и подготовка данных, этапы формирования единого массива информации для последующего анализа с использованием методов искусственного интеллекта (разработано автором)



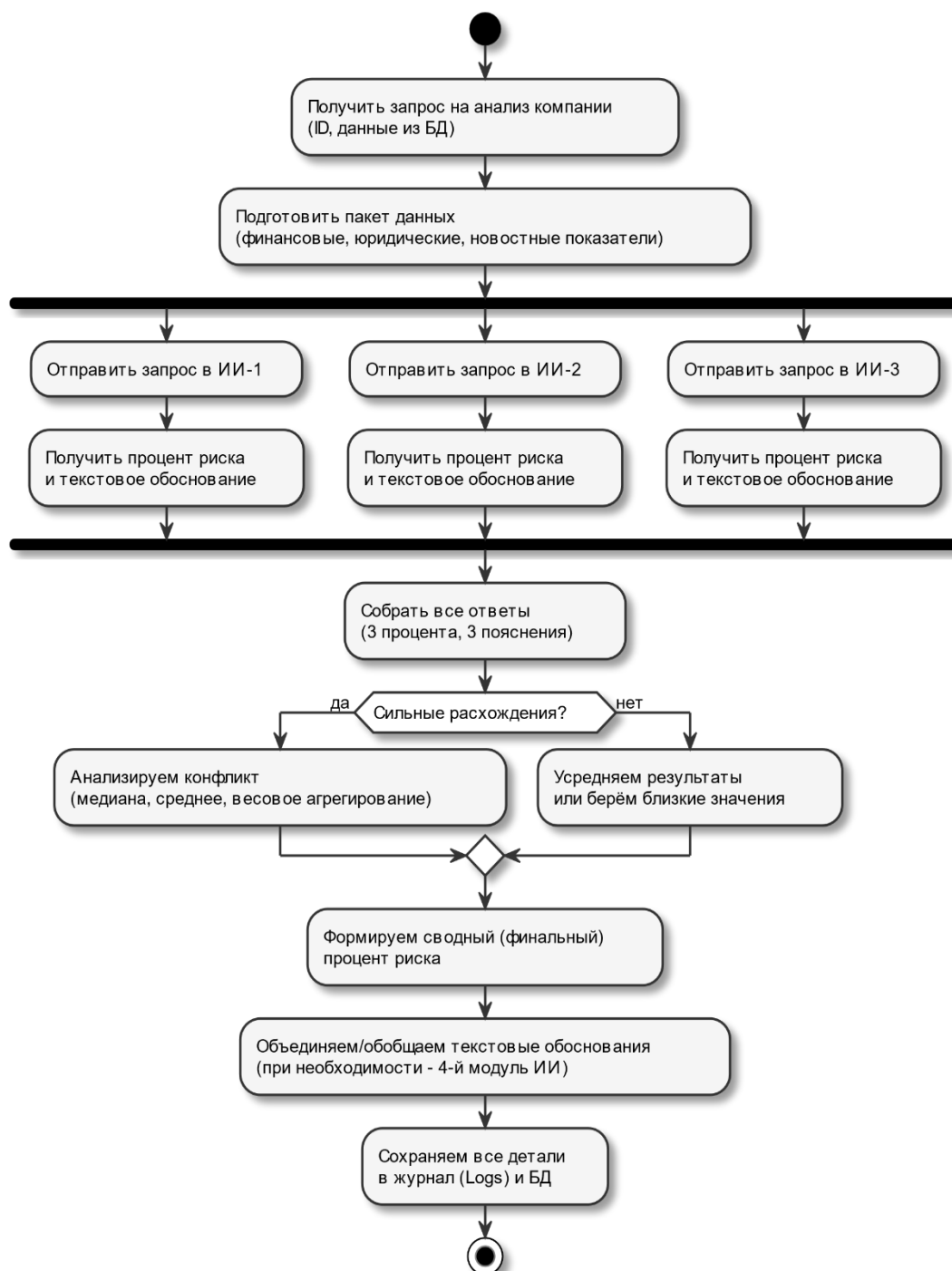
Схематическое изображение Этапа 2 методики: формирование базы данных и архитектуры хранилища (разработано автором)



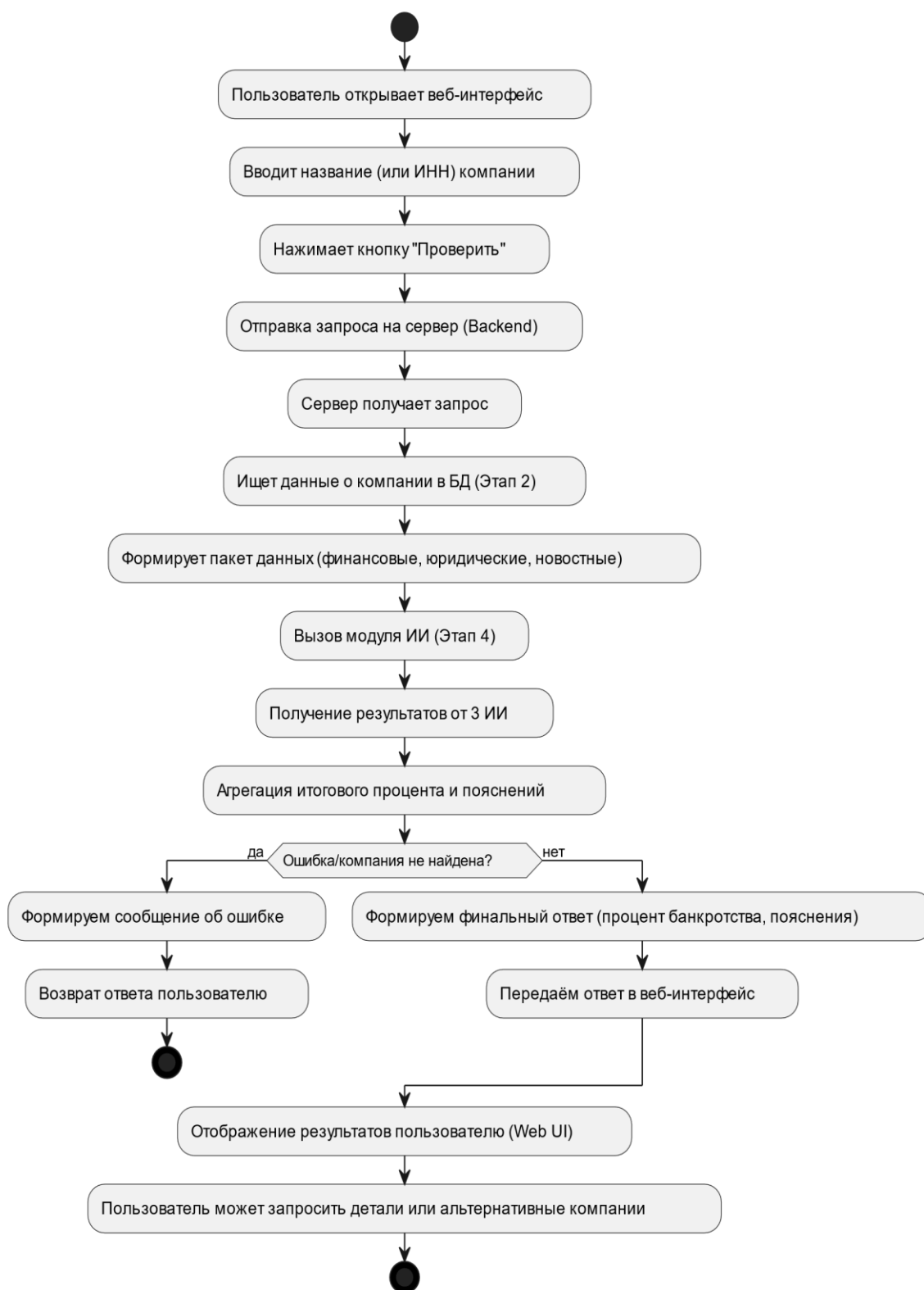
Схематическое изображение Этапа 3 методики: разработка алгоритмов ИИ для прогнозирования (разработано автором)



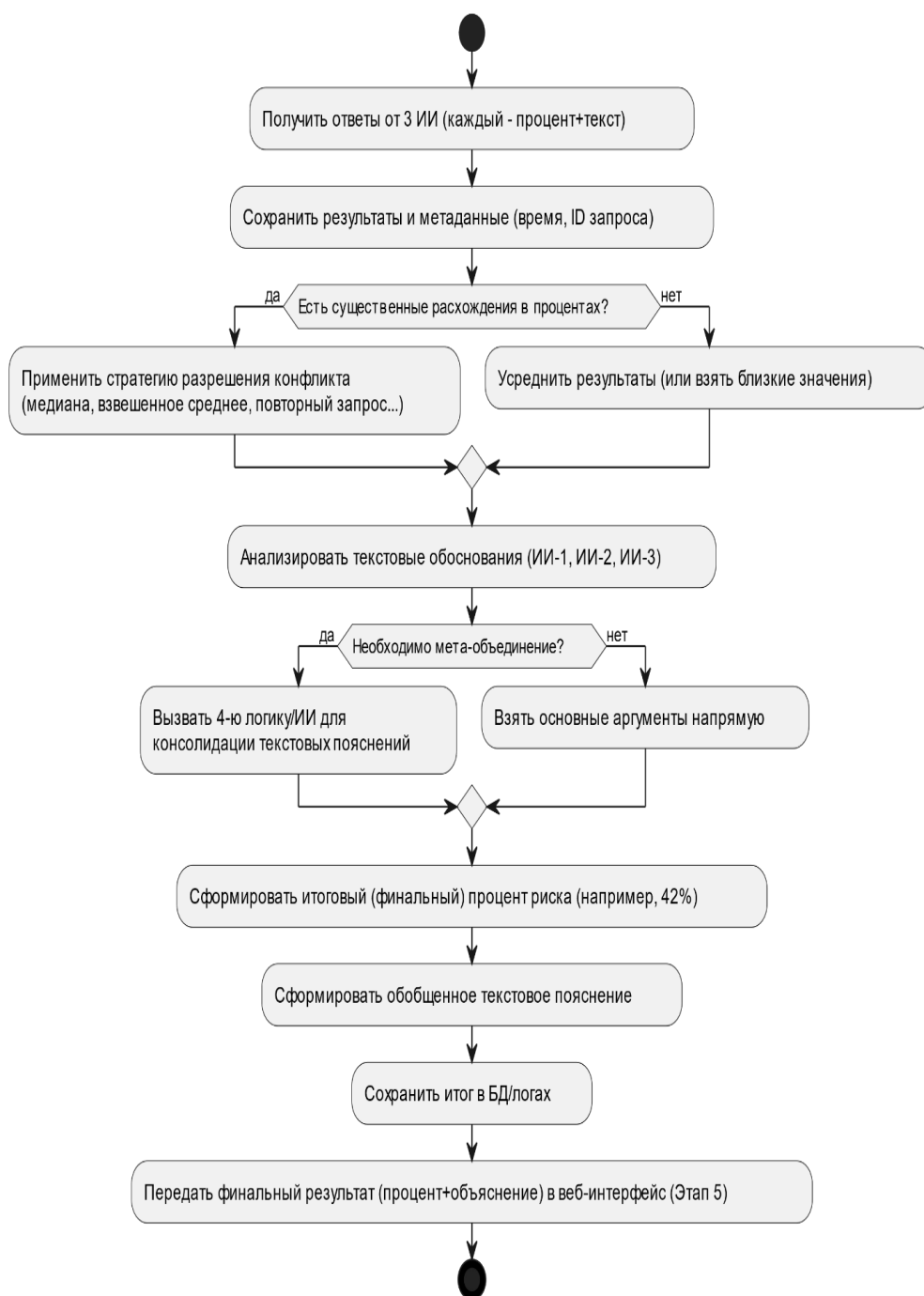
Схематическое изображение Этапа 4 методики: использование нескольких интеллектуальных систем (3 независимых ИИ), (разработано автором)



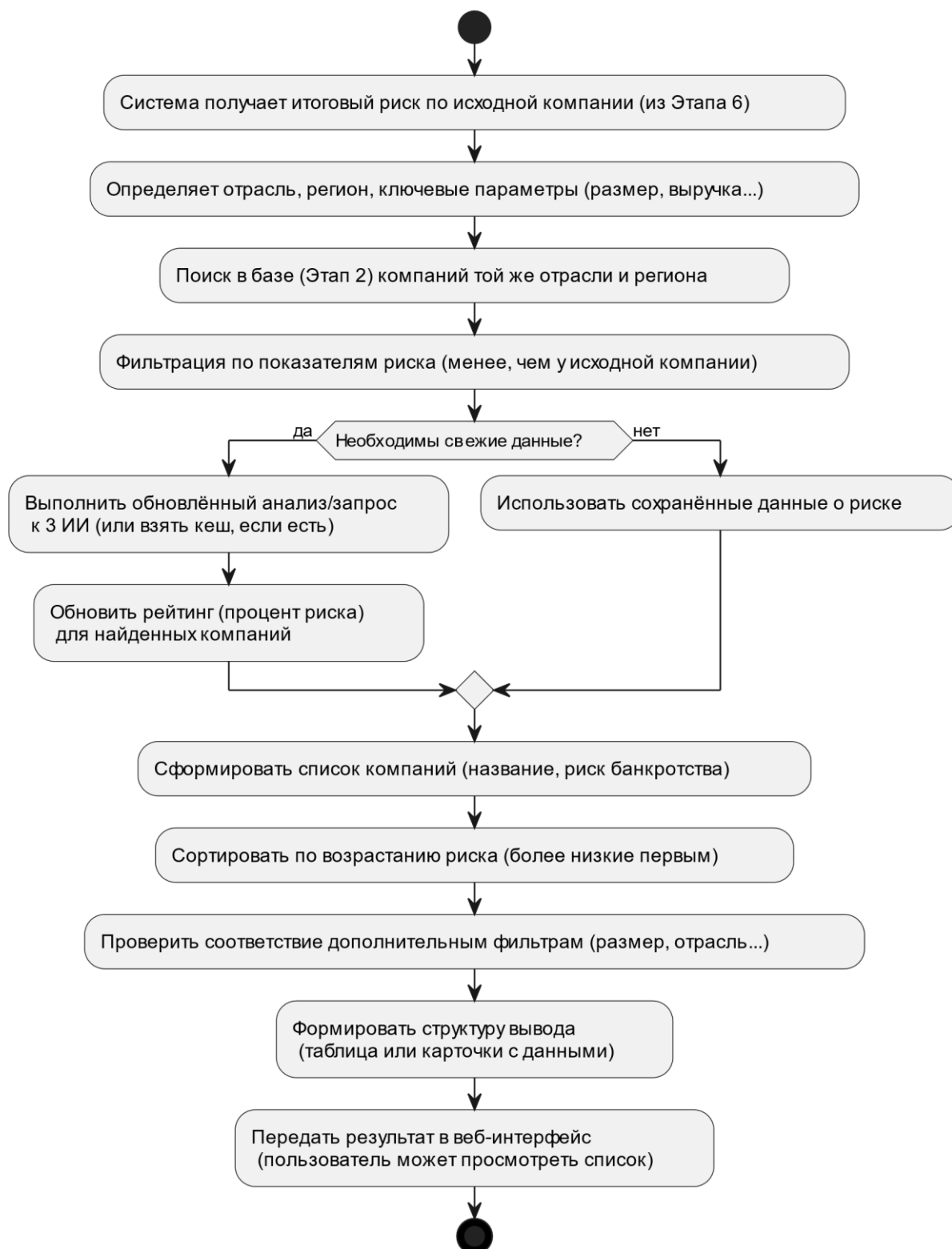
Схематическое изображение Этапа 5 методики: разработка веб-интерфейса для ввода названия компании и получения результата (разработано автором)



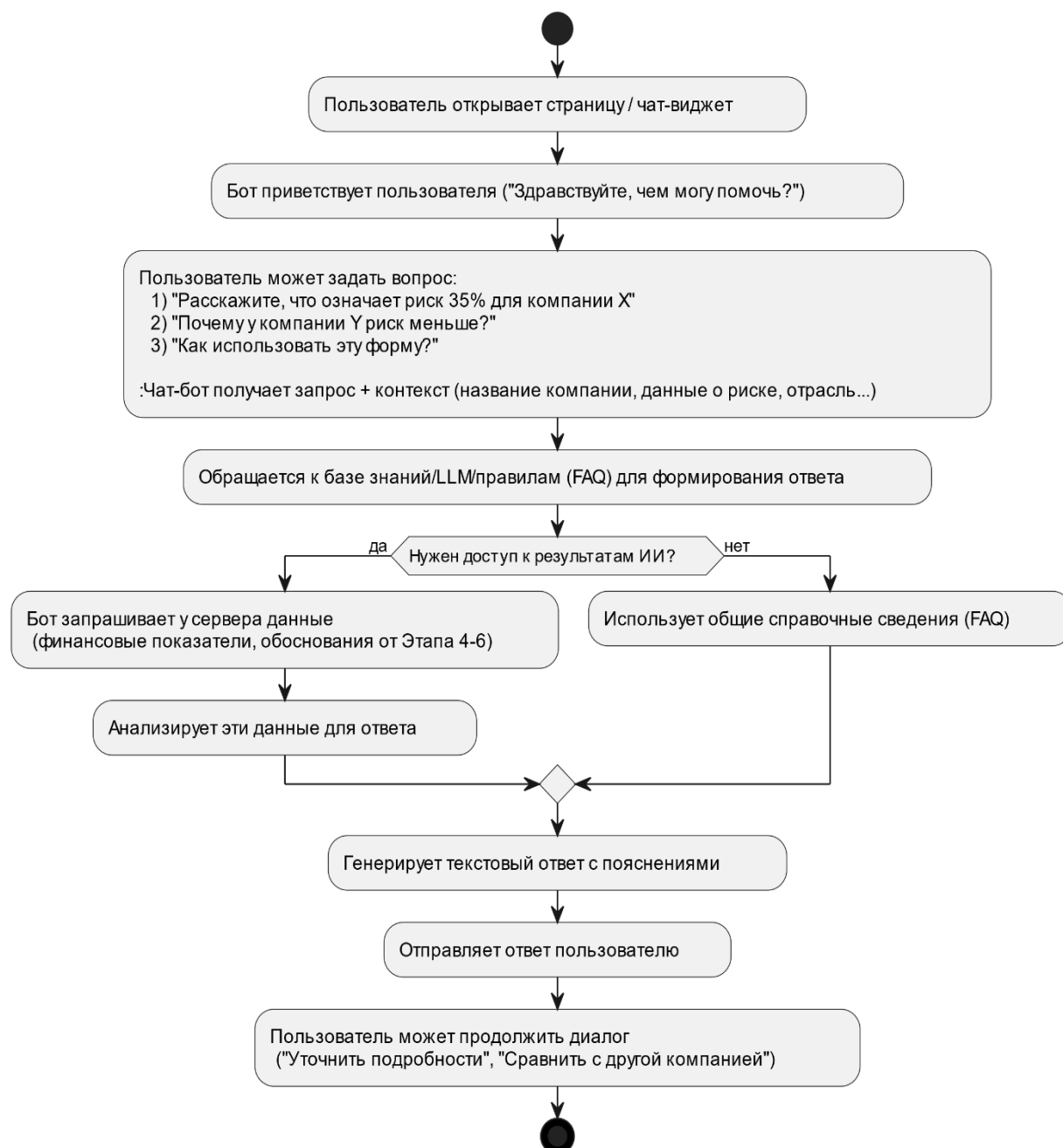
Схематическое изображение Этапа 6 методики: механизм анализа результатов 3 ИИ и вывод «финального» прогноза (разработано автором)



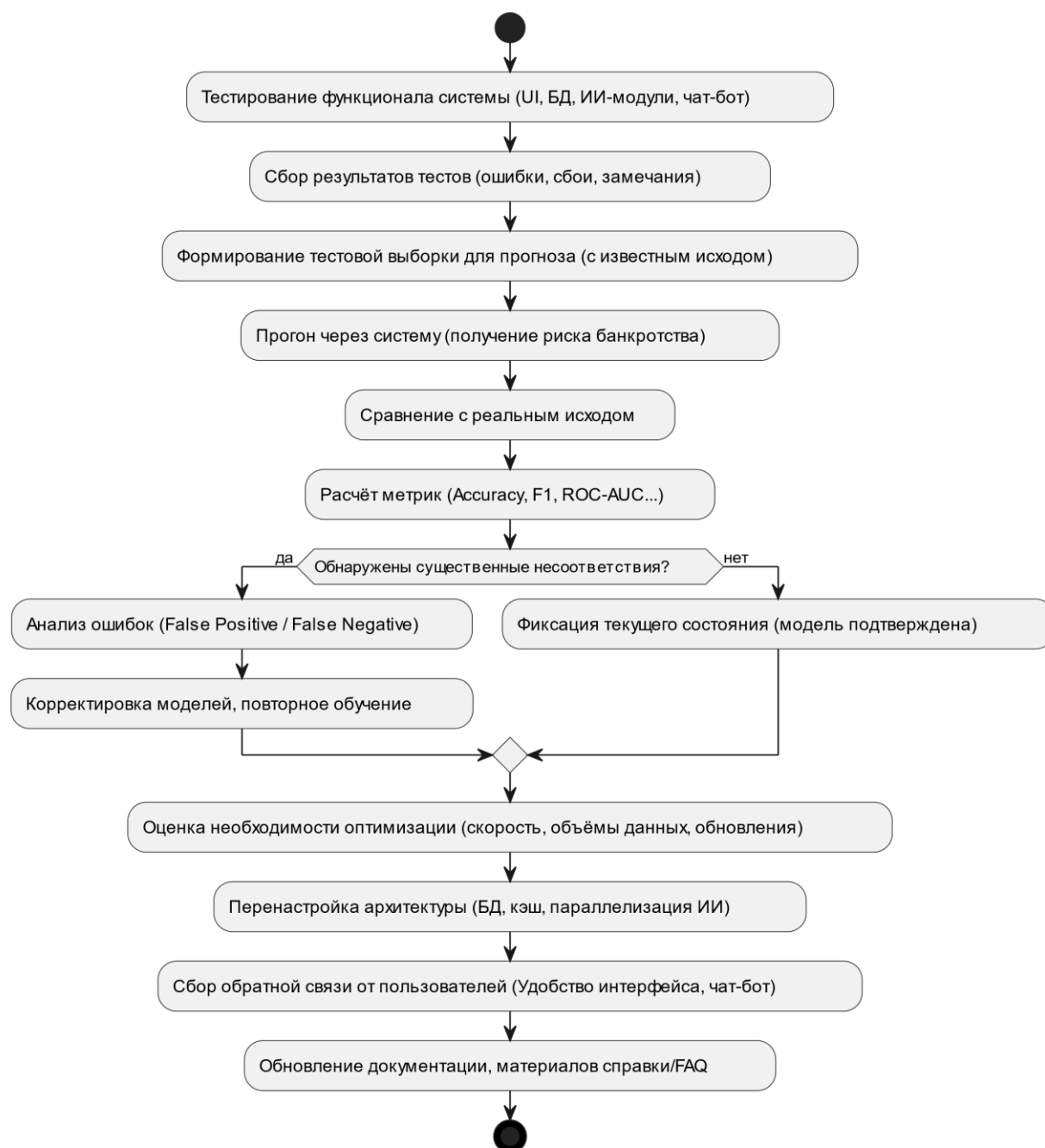
Схематическое изображение Этапа 7 методики: формирование списка компаний с более низким риском (разработано автором)



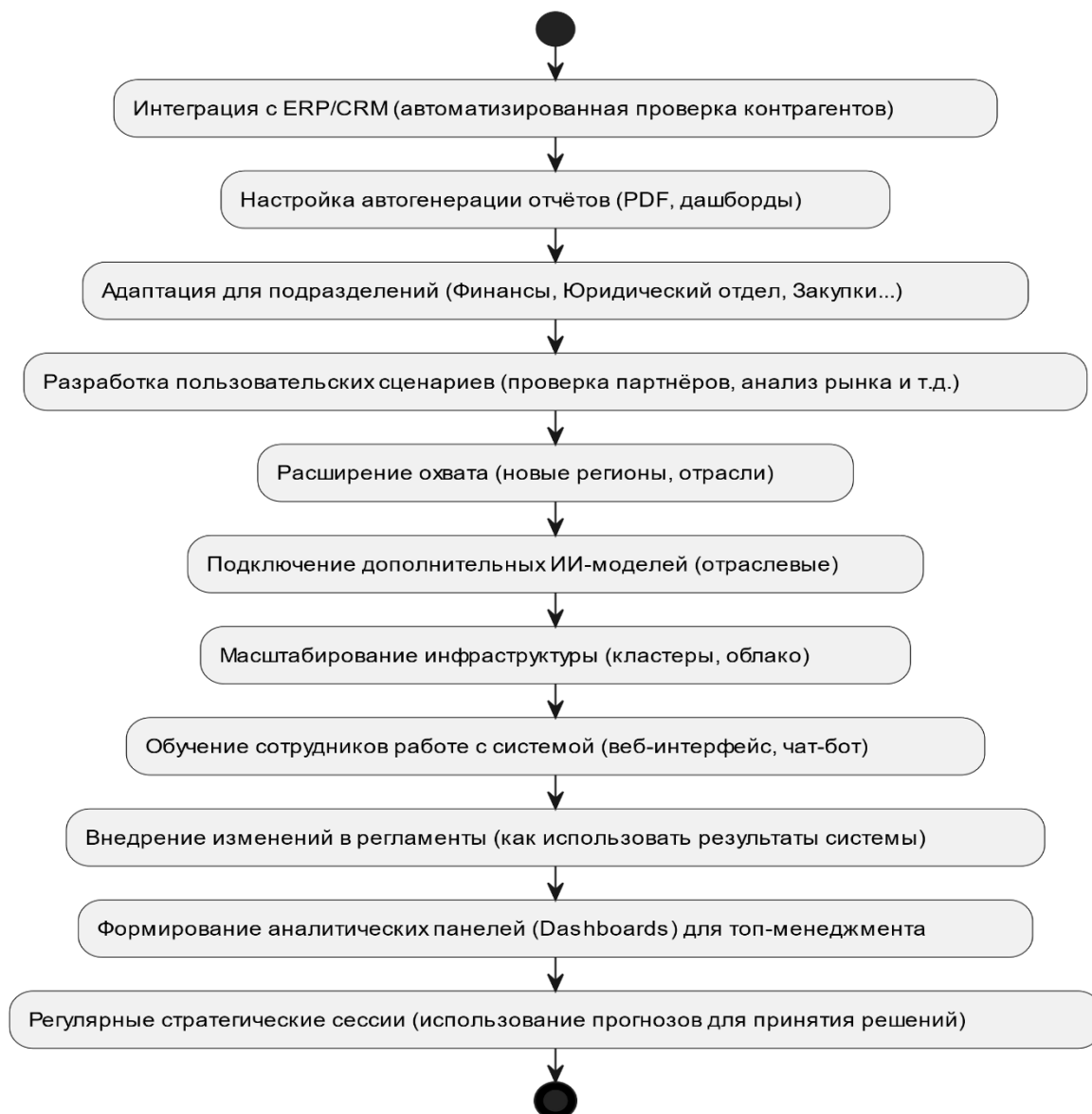
Схематическое изображение Этапа 8 методики: разработка системы принятия решений для консультаций (разработано автором)



Схематическое изображение Этапа 9 методики: верификация, тестирование и оптимизация модели (разработано автором)



Схематическое изображение Этапа 10 методики: внедрение модели в управленческую практику и масштабирование (разработано автором)



Приложение 11

Ниже приведён полноценный Python-код, который демонстрирует логику 10-этапной модели принятия управленческих решений с использованием ИИ (включая псевдо-веб-интерфейс, аналоги нескольких ИИ-модулей, чат-бот и т.д.).

- Он использует мок-данные (случайно сгенерированные),
- Имитирует несколько ИИ-систем (они могут быть независимыми сервисами или моделями),
- «Веб-интерфейс» сводится к функциям ввода-вывода (input/print),
- «Чат-бот» представлен в виде консольной логики,
- «Внешние источники» заменены генерацией тестовых наборов.

Возможно запустить код в среде Python (с установленными pandas, numpy, scikit-learn) и пройти по всей цепочке шагов – от сбора/подготовки данных до внедрения (последний этап демонстрируется как печать итогов и «рапорт» о готовности к масштабированию).

```
#!/usr/bin/env python3
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
```

```
=====
Демонстрационный код 10-этапной модели принятия управленческих решений
с использованием методов искусственного интеллекта.
```

Назначение: Иллюстративная реализация архитектуры многоуровневой методики поддержки управленческих решений (Приложение 1).

Среда: Python 3.8+ (pandas, numpy, scikit-learn).

Данные: Мок-данные (случайно сгенерированные).

Результат: Воспроизводимая проверка концепции (Proof of Concept).

ИСПРАВЛЕНИЯ И ДОПОЛНЕНИЯ относительно исходной версии:

1. [ОШИБКА] Мок-данные не имели корреляции между признаками и целевой переменной → модели обучались на «шуме». Добавлена реалистичная генерация: у банкротов выше долг/выручка, ниже прибыль/выручка.
2. [ОШИБКА] Этап 9 оценивал модели на ОБУЧАЮЩИХ данных (data leakage). Исправлено: оценка проводится на отложенной тестовой выборке.
3. [ОШИБКА] ROC-AUC вычислялся без обработки случая единственного класса → возможен UndefinedMetricWarning. Добавлена защитная проверка.
4. [ОШИБКА] Этап 7 не фильтровал компании по отрасли/региону, хотя это описано в методике. Исправлено.
5. [ОШИБКА] input() блокировал автоматический запуск. Добавлен режим DEMO_MODE для запуска без пользовательского ввода.
6. [ДОПОЛНЕНИЕ] Добавлены метрики F1-score, ROC-AUC, калибровка.
7. [ДОПОЛНЕНИЕ] Реализован мета-арбитр (4-я логика) с проверкой согласованности и флагом «Высокая неопределённость».
8. [ДОПОЛНЕНИЕ] Добавлено сравнение с baseline (Logistic Regression).
9. [ДОПОЛНЕНИЕ] Добавлен мониторинг дрейфа данных (Data Drift Detection) на основе теста Колмогорова-Смирнова.
10. [ДОПОЛНЕНИЕ] Чат-бот расширен: контекст компании, больше сценариев.
11. [ДОПОЛНЕНИЕ] Добавлена функция генерации итогового отчёта.
12. [СТИЛЬ] Приведены docstrings, типизация, единообразие комментариев.

```

=====
"""

import numpy as np
import pandas as pd
import random
import string
import warnings
from typing import Tuple, List, Dict, Optional

from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score
from sklearn.metrics import (
    accuracy_score, f1_score, roc_auc_score,
    precision_score, recall_score, classification_report
)
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier,
GradientBoostingClassifier
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
from sklearn.calibration import calibration_curve
from scipy import stats

warnings.filterwarnings("ignore", category=UserWarning)

# =====
# КОНФИГУРАЦИЯ
# =====
RANDOM_SEED = 42
NUM_COMPANIES = 200          # Количество компаний для генерации
TEST_SIZE = 0.2              # Доля тестовой выборки
DEMO_MODE = True             # True = автоматический режим без input()
UNCERTAINTY_THRESHOLD = 0.20 # Порог расхождения для флага неопределённости

np.random.seed(RANDOM_SEED)
random.seed(RANDOM_SEED)

# =====
# ВСПОМОГАТЕЛЬНЫЕ ФУНКЦИИ
# =====

def random_company_name() -> str:
    """Генерирует случайное название компании вида 'ABC-Company-123'."""
    prefix = ''.join(random.choices(string.ascii_uppercase, k=3))
    suffix = ''.join(random.choices(string.digits, k=3))
    return f"{prefix}-Company-{suffix}"

def generate_mock_data(num_companies: int = NUM_COMPANIES) -> pd.DataFrame:
    """
    Генерирует мок-данные о компаниях с РЕАЛИСТИЧНОЙ зависимостью
    между финансовыми показателями и признаком банкротства.

    ИСПРАВЛЕНИЕ: В исходной версии признак банкротства генерировался
    случайно (random.choices([0,1], weights=[0.8,0.2])), без связи
    с финансовыми показателями. Модели обучались на шуме.

    Теперь: у компаний-банкротов систематически хуже показатели.
    """

```



```

industries = ["IT", "Manufacturing", "Retail", "Logistics", "Finance"]
regions = ["RegionA", "RegionB", "RegionC"]

data = []
for _ in range(num_companies):
    company_name = random_company_name()
    industry = random.choice(industries)
    region = random.choice(regions)

    # Сначала решаем, банкрот или нет (12% банкротов, как в реальных
данных)
    is_bankrupt = random.choices([0, 1], weights=[0.88, 0.12])[0]

    # Генерируем финансовые показатели, ЗАВИСЯЩИЕ от статуса
    if is_bankrupt:
        revenue = abs(np.random.normal(loc=500, scale=200))
        profit_margin = np.random.uniform(-0.1, 0.05)
        debt_ratio = np.random.uniform(1.5, 3.5)
    else:
        revenue = abs(np.random.normal(loc=1200, scale=400))
        profit_margin = np.random.uniform(0.05, 0.25)
        debt_ratio = np.random.uniform(0.1, 1.2)

    profit = revenue * profit_margin
    debt = revenue * debt_ratio

    # Производные признаки
    liquidity_ratio = max(0.1, np.random.normal(
        loc=0.8 if is_bankrupt else 2.0, scale=0.5
    ))
    debt_to_equity = debt_ratio / max(0.01, (1 - debt_ratio + 1))

    data.append({
        "company": company_name,
        "industry": industry,
        "region": region,
        "is_bankrupt": is_bankrupt,
        "revenue": round(revenue, 2),
        "profit": round(profit, 2),
        "debt": round(debt, 2),
        "profit_margin": round(profit_margin, 4),
        "debt_ratio": round(debt_ratio, 4),
        "liquidity_ratio": round(liquidity_ratio, 4),
        "debt_to_equity": round(debt_to_equity, 4),
    })

df = pd.DataFrame(data)
# Гарантируем уникальность названий
df.drop_duplicates(subset=["company"], inplace=True)
df.reset_index(drop=True, inplace=True)
return df

```

```

def text_explanation(proba: float, features: Dict) -> str:
    """
    Генерирует текстовое обоснование на основе вероятности и признаков.

```

ДОПОЛНЕНИЕ: Исходная версия использовала только порог вероятности. Теперь учитываются конкретные финансовые показатели.

```

"""
reasons = []

if features.get("debt_ratio", 0) > 1.5:
    reasons.append("высокая долговая нагрузка (Debt/Revenue > 1.5)")
if features.get("profit_margin", 0) < 0.05:
    reasons.append("низкая маржинальность (Profit Margin < 5%)")
if features.get("liquidity_ratio", 0) < 1.0:
    reasons.append("недостаточная ликвидность (Liquidity Ratio < 1.0)")
if features.get("revenue", 0) < 600:
    reasons.append("низкий уровень выручки")

if proba < 0.2:
    level = "НИЗКИЙ"
    summary = "Компания демонстрирует стабильные финансовые показатели."
elif proba < 0.5:
    level = "СРЕДНИЙ"
    summary = "Имеются умеренные факторы риска, требующие мониторинга."
else:
    level = "ВЫСОКИЙ"
    summary = "Значительные финансовые трудности, рекомендуется детальный анализ."

reason_text = "; ".join(reasons) if reasons else "показатели в пределах нормы"
return f"[Риск: {level}] {summary} Факторы: {reason_text}."

def safe_roc_auc(y_true, y_proba) -> float:
    """Безопасный расчёт ROC-AUC с проверкой наличия обоих классов."""
    if len(set(y_true)) < 2:
        return float("nan")
    return roc_auc_score(y_true, y_proba)

# =====
# ЭТАП 1. СБОР И ПОДГОТОВКА ДАННЫХ
# =====

def step_1_collect_and_prepare() -> pd.DataFrame:
    """
    Этап 1: Генерация мок-данных, очистка, нормализация.

    В реальной системе здесь: подключение к API, парсинг реестров,
    загрузка CSV/JSON, очистка дубликатов, стандартизация ИНН/ОГРН.
    """
    print("=" * 70)
    print("ЭТАП 1: Сбор и подготовка данных")
    print("=" * 70)

    df = generate_mock_data(NUM_COMPANIES)

    print(f"Сгенерировано компаний: {len(df)}")
    print(f"Доля банкротств: {df['is_bankrupt'].mean():.1%}")
    print(f"Отрасли: {df['industry'].nunique()}, Регионы: {df['region'].nunique()}")
    print(f"\nПример данных (первые 5 строк):")
    print(df[["company", "industry", "region", "revenue", "profit",
              "debt", "is_bankrupt"]].head(5).to_string(index=False))

```

```

# Проверка на пропуски
missing = df.isnull().sum().sum()
print(f"\nПропущенных значений: {missing}")

return df

# =====
# ЭТАП 2. ФОРМИРОВАНИЕ БАЗЫ ДАННЫХ И АРХИТЕКТУРЫ ХРАНИЛИЩА
# =====

def step_2_create_database(
    df: pd.DataFrame
) -> Tuple[pd.DataFrame, pd.DataFrame, pd.DataFrame]:
    """
    Этап 2: Разделение данных на логические таблицы (имитация БД).

    В реальной системе: PostgreSQL / MongoDB, таблицы Companies,
    Financials, News, Legal; внешние ключи, индексы, витрины данных.
    """
    print("\n" + "=" * 70)
    print("ЭТАП 2: Формирование базы данных и архитектуры хранилища")
    print("=" * 70)

    # Таблица 1: идентификация компаний
    df_companies = df[["company", "industry", "region"]].copy()

    # Таблица 2: финансовые показатели
    df_financials = df[["company", "revenue", "profit", "debt",
                        "profit_margin", "debt_ratio",
                        "liquidity_ratio", "debt_to_equity"]].copy()

    # Таблица 3: целевая переменная (в реальности — из реестра банкротств)
    df_target = df[["company", "is_bankrupt"]].copy()

    print(f"Таблица Companies: {len(df_companies)} записей, "
          f"{len(df_companies.columns)} столбцов")
    print(f"Таблица Financials: {len(df_financials)} записей, "
          f"{len(df_financials.columns)} столбцов")
    print(f"Таблица Target: {len(df_target)} записей")

    return df_companies, df_financials, df_target

# =====
# ЭТАП 3. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ ИИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ
# =====

FEATURE_COLUMNS = [
    "revenue", "profit", "debt",
    "profit_margin", "debt_ratio",
    "liquidity_ratio", "debt_to_equity"
]

def step_3_train_models(
    df_financials: pd.DataFrame,
    df_target: pd.DataFrame
) -> Tuple[dict, np.ndarray, np.ndarray, np.ndarray]:

```

```

"""
Этап 3: Обучение нескольких ML-моделей + baseline.

ИСПРАВЛЕНИЕ: Исходная версия использовала только 3 признака
(revenue, profit, debt) и не сохраняла тестовую выборку.
Теперь: 7 признаков, сохранение тестовой выборки, baseline.

ДОПОЛНЕНИЕ: Добавлены GradientBoosting и MLP (вместо DecisionTree),
а также baseline (LogisticRegression) для сравнения.
"""
print("\n" + "=" * 70)
print("ЭТАП 3: Разработка алгоритмов ИИ для прогнозирования")
print("=" * 70)

# Объединяем данные
df_merged = df_financials.merge(df_target, on="company")
X = df_merged[FEATURE_COLUMNS].values
y = df_merged["is_bankrupt"].values

# Разделение на train/test с сохранением пропорций
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=TEST_SIZE, random_state=RANDOM_SEED, stratify=y
)

print(f"Обучающая выборка: {len(X_train)} (банкротов: {y_train.sum()})")
print(f"Тестовая выборка: {len(X_test)} (банкротов: {y_test.sum()})")

# — Модели ансамбля (3 ИИ-подсистемы) —
models = {
    "ИИ-1 (Random Forest)": RandomForestClassifier(
        n_estimators=100, max_depth=5, random_state=RANDOM_SEED
    ),
    "ИИ-2 (Gradient Boosting)": GradientBoostingClassifier(
        n_estimators=100, max_depth=3, random_state=RANDOM_SEED
    ),
    "ИИ-3 (MLP Neural Network)": MLPClassifier(
        hidden_layer_sizes=(32, 16), max_iter=500,
random_state=RANDOM_SEED
    ),
}

# — Baseline для сравнения —
baseline = LogisticRegression(max_iter=1000, random_state=RANDOM_SEED)
baseline.fit(X_train, y_train)
bl_pred = baseline.predict(X_test)
bl_proba = baseline.predict_proba(X_test)[: , 1]

print(f"\n{'-' * 55}")
print(f"{'Модель':<30} {'Accuracy':>8} {'F1':>8} {'ROC-AUC':>8}")
print(f"{'-' * 55}")

# Baseline
bl_auc = safe_roc_auc(y_test, bl_proba)
print(f"{'Baseline (LogReg)':<30} "
      f"{'accuracy_score(y_test, bl_pred):>8.3f} "
      f"{'f1_score(y_test, bl_pred, zero_division=0):>8.3f} "
      f"{'bl_auc:>8.3f}")

# Обучение и оценка ансамбля

```

```

for name, model in models.items():
    model.fit(X_train, y_train)
    pred = model.predict(X_test)
    proba = model.predict_proba(X_test)[: , 1]
    auc = safe_roc_auc(y_test, proba)
    print(f"{name:<30} "
          f"{accuracy_score(y_test, pred):>8.3f} "
          f"{f1_score(y_test, pred, zero_division=0):>8.3f} "
          f"{auc:>8.3f}")

print(f"{'-' * 55}")

# Кросс-валидация лучшей модели
print("\nКросс-валидация Random Forest (5-fold):")
cv_scores = cross_val_score(
    models["ИИ-1 (Random Forest)"], X_train, y_train,
    cv=5, scoring="roc_auc"
)
print(f" ROC-AUC: {cv_scores.mean():.3f} ± {cv_scores.std():.3f}")

return models, X_train, X_test, y_train, y_test

# =====
# ЭТАП 4. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ 3 НЕЗАВИСИМЫХ ИИ-СИСТЕМ
# =====

def step_4_invoke_three_ais(
    models: dict,
    company_features: Dict[str, float]
) -> List[Tuple[float, str, str]]:
    """
    Этап 4: Обращение к трём независимым ML-моделям.

    ИСПРАВЛЕНИЕ: Чётко разделены роли:
    - ML-модели → числовая вероятность
    - Текстовое обоснование → функция text_explanation (имитация LLM)

    Возвращает: [(prob, model_name, explanation), ...]
    """
    X = np.array([[company_features[col] for col in FEATURE_COLUMNS]])

    results = []
    for name, model in models.items():
        prob = model.predict_proba(X)[0, 1]
        explanation = text_explanation(prob, company_features)
        results.append((prob, name, f"{name}: {explanation}"))

    return results

# =====
# ЭТАП 5. ВЕБ-ИНТЕРФЕЙС (имитация через консоль)
# =====

def step_5_web_interface(
    df_companies: pd.DataFrame,
    df_financials: pd.DataFrame,
    models: dict

```

```

) -> Optional[Tuple[str, List, Dict]]:
    """
    Этап 5: Пользователь вводит название компании → система ищет
    данные → запускает анализ через 3 ИИ.

    ИСПРАВЛЕНИЕ: Добавлен DEMO_MODE для автоматического запуска.
    """
    print("\n" + "=" * 70)
    print("ЭТАП 5: Веб-интерфейс (имитация через консоль)")
    print("=" * 70)

    if DEMO_MODE:
        # Автоматически выбираем первую компанию
        user_input = df_companies.iloc[0]["company"]
        print(f"[DEMO] Автоматически выбрана компания: {user_input}")
    else:
        print("Доступные компании (первые 10):")
        for i, name in enumerate(df_companies["company"].head(10)):
            print(f"    {i+1}. {name}")
        user_input = input("\nВведите название компании: ").strip()

    # Поиск компании
    row = df_financials[df_financials["company"] == user_input]
    if row.empty:
        print(f"Компания '{user_input}' не найдена в базе данных.")
        return None

    record = row.iloc[0]
    company_features = {col: record[col] for col in FEATURE_COLUMNS}

    # Информация о компании
    comp_info = df_companies[df_companies["company"] == user_input].iloc[0]
    print(f"\nНайдена компания: {user_input}")
    print(f"    Отрасль: {comp_info['industry']}")
    print(f"    Регион: {comp_info['region']}")
    print(f"    Выручка: {record['revenue']:.0f}, Прибыль: "
          f"{record['profit']:.0f}, "
          f"    Долг: {record['debt']:.0f}")

    print("\nЗапрос к 3 независимым ИИ-модулям...")
    results = step_4_invoke_three_ais(models, company_features)

    for prob, name, expl in results:
        print(f"    {name}: вероятность банкротства = {prob:.1%}")

    return (user_input, results, company_features)

# =====
# ЭТАП 6. АГРЕГАЦИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ И ФИНАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ
# =====

def step_6_aggregate_results(
    results: List[Tuple[float, str, str]]
) -> Optional[Tuple[float, List[str], str]]:
    """
    Этап 6: Мета-арбитр – агрегация 3 оценок, проверка согласованности.

    ДОПОЛНЕНИЕ: Реализован мета-арбитр с:

```

```

        - расчётом медианы и среднего;
        - проверкой разброса (флаг «Высокая неопределённость»);
        - выбором стратегии агрегации в зависимости от расхождения.
    """
    print("\n" + "=" * 70)
    print("ЭТАП 6: Мета-арбитр — анализ результатов и финальный прогноз")
    print("=" * 70)

    if not results:
        print("Нет данных для анализа.")
        return None

    probabilities = [r[0] for r in results]
    explanations = [r[2] for r in results]

    mean_prob = np.mean(probabilities)
    median_prob = np.median(probabilities)
    spread = max(probabilities) - min(probabilities)
    std_prob = np.std(probabilities)

    print(f"\nОценки от 3 ИИ: {[f'{p:.1%}' for p in probabilities]}")
    print(f"Среднее: {mean_prob:.1%}, Медиана: {median_prob:.1%}")
    print(f"Разброс: {spread:.1%},  $\sigma$ : {std_prob:.1%}")

    # Мета-арбитр: выбор стратегии
    consensus_flag = "НОРМА"
    if spread > UNCERTAINTY_THRESHOLD:
        consensus_flag = "ВЫСОКАЯ НЕОПРЕДЕЛЁННОСТЬ"
        final_prob = median_prob # При расхождении — медиана устойчивее
        strategy = "медиана (из-за высокого расхождения)"
        print(f"\n⚠ ФЛАГ: {consensus_flag} (разброс {spread:.1%} > "
              f"порога {UNCERTAINTY_THRESHOLD:.0%})")
        print("    Рекомендуется обязательное ручное рассмотрение ЛПР.")
    else:
        final_prob = mean_prob
        strategy = "среднее (оценки согласованы)"

    print(f"\nСтратегия агрегации: {strategy}")
    print(f"{'=' * 50}")
    print(f"    ИТОГОВАЯ ВЕРОЯТНОСТЬ БАНКРОТСТВА: {final_prob:.1%}")
    print(f"    Статус согласованности: {consensus_flag}")
    print(f"{'=' * 50}")

    return final_prob, explanations, consensus_flag

# =====
# ЭТАП 7. СПИСОК КОМПАНИЙ С БОЛЕЕ НИЗКИМ РИСКОМ
# =====

def step_7_alternatives(
    df_companies: pd.DataFrame,
    df_financials: pd.DataFrame,
    models: dict,
    selected_company: str,
    final_prob: float
) -> List[Tuple[str, float]]:
    """
    Этап 7: Поиск альтернативных компаний с более низким риском.

```

```

ИСПРАВЛЕНИЕ: Добавлена фильтрация по отрасли и региону
(в исходной версии сравнивались все компании без фильтра).
"""
print("\n" + "=" * 70)
print("ЭТАП 7: Формирование списка компаний с более низким риском")
print("=" * 70)

# Определяем отрасль и регион выбранной компании
comp_row = df_companies[df_companies["company"] == selected_company]
if comp_row.empty:
    print("Компания не найдена в справочнике.")
    return []

target_industry = comp_row.iloc[0]["industry"]
target_region = comp_row.iloc[0]["region"]

print(f"Фильтр: отрасль = {target_industry}, регион = {target_region}")

# Отбираем компании той же отрасли и региона
peers = df_companies[
    (df_companies["industry"] == target_industry) &
    (df_companies["region"] == target_region) &
    (df_companies["company"] != selected_company)
]

if peers.empty:
    # Расширяем до отрасли без ограничения по региону
    print("В том же регионе/отрасли мало компаний. Расширяем до всей отрасли.")
    peers = df_companies[
        (df_companies["industry"] == target_industry) &
        (df_companies["company"] != selected_company)
    ]

alt_list = []
for _, row in peers.iterrows():
    fin_row = df_financials[df_financials["company"] == row["company"]]
    if fin_row.empty:
        continue
    features = {col: fin_row.iloc[0][col] for col in FEATURE_COLUMNS}
    X = np.array([[features[c] for c in FEATURE_COLUMNS]])

    probs = [m.predict_proba(X)[0, 1] for m in models.values()]
    mean_p = np.mean(probs)

    if mean_p < final_prob:
        alt_list.append((row["company"], mean_p))

alt_list.sort(key=lambda x: x[1])

print(f"\nНайдено компаний с более низким риском: {len(alt_list)}")
print(f"Показаны до 5 наиболее надёжных:")
print(f"{'-' * 45}")
for i, (comp, p) in enumerate(alt_list[:5], 1):
    print(f"  {i}. {comp}: риск = {p:.1%}")
if not alt_list:
    print("    (не найдено компаний с более низким риском в данной отрасли)")

```



```

        return alt_list

# =====
# ЭТАП 8. ЧАТ-БОТ ДЛЯ КОНСУЛЬТАЦИЙ
# =====

def step_8_chatbot(
    company_name: str,
    final_prob: float,
    explanations: List[str],
    consensus_flag: str,
    company_features: Dict[str, float]
):
    """
    Этап 8: Консультационный чат-бот с контекстом компании.

    ДОПОЛНЕНИЕ: Расширен функционал — бот «знает» о компании,
    её показателях, результатах анализа. Больше сценариев ответов.
    """
    print("\n" + "=" * 70)
    print("ЭТАП 8: Чат-бот для консультаций (симуляция)")
    print("=" * 70)
    print(f"\nЧат-бот: Здравствуйте! Я — консультационный модуль системы СППР.")
    print(f"    Текущий контекст: компания «{company_name}», "
          f"    риск = {final_prob:.1%} [{consensus_flag}]")
    print(f"    Доступные команды: 'почему', 'что делать', 'показатели', "
          f"    'сравнить', 'exit'\n")

    if DEMO_MODE:
        # Автоматическая демонстрация
        demo_questions = ["почему", "показатели", "что делать", "exit"]
        for q in demo_questions:
            print(f"Пользователь: {q}")
            _chatbot_respond(q, company_name, final_prob, explanations,
                             consensus_flag, company_features)
    else:
        while True:
            user_q = input("Ваш вопрос: ").strip()
            if user_q.lower() in ["exit", "выход", ""]:
                print("Чат-бот: Спасибо за использование! До свидания.")
                break
            _chatbot_respond(user_q, company_name, final_prob, explanations,
                             consensus_flag, company_features)

def _chatbot_respond(
    question: str,
    company_name: str,
    final_prob: float,
    explanations: List[str],
    consensus_flag: str,
    features: Dict[str, float]
):
    """Логика ответов чат-бота."""
    q = question.lower()

```

```

if "почему" in q or "объясни" in q or "причин" in q:
    print("Чат-бот: Вот обоснование от каждого ИИ-модуля:")
    for expl in explanations:
        print(f" → {expl}")
    if consensus_flag != "НОРМА":
        print(f" ⚠ Внимание: статус – {consensus_flag}. "
              f"Рекомендуется ручная проверка.")

elif "показатели" in q or "финанс" in q or "данные" in q:
    print(f"Чат-бот: Финансовые показатели компании «{company_name}»:")
    print(f" Выручка: {features.get('revenue', 0):>10.0f}")
    print(f" Прибыль: {features.get('profit', 0):>10.0f}")
    print(f" Долг: {features.get('debt', 0):>10.0f}")
    print(f" Маржа прибыли: {features.get('profit_margin', 0):>10.2%}")
    print(f" Долг/Выручка: {features.get('debt_ratio', 0):>10.2f}")
    print(f" Ликвидность: {features.get('liquidity_ratio',
0):>10.2f}")

elif "делать" in q or "рекомен" in q or "совет" in q:
    print("Чат-бот: Рекомендации по дальнейшим действиям:")
    if final_prob > 0.5:
        print(" 1. Провести углублённый финансовый аудит контрагента.")
        print(" 2. Запросить дополнительные гарантии по договору.")
        print(" 3. Рассмотреть альтернативных контрагентов (Этап 7).")
        print(" 4. Уведомить юридический отдел для оценки правовых
рисков.")
    elif final_prob > 0.2:
        print(" 1. Усилить мониторинг финансового состояния
контрагента.")
        print(" 2. Установить контрольные точки для пересмотра
условий.")
        print(" 3. Рассмотреть страхование рисков.")
    else:
        print(" 1. Риск минимальный. Стандартные процедуры работы.")
        print(" 2. Плановый мониторинг раз в квартал.")

elif "сравн" in q:
    print("Чат-бот: Для сравнения с другими компаниями используйте "
          "Этап 7 (список альтернатив) или введите новое название
компании.")

elif q in ["exit", "выход"]:
    print("Чат-бот: До свидания!")

else:
    print("Чат-бот: Я могу ответить на вопросы:")
    print(" • 'почему' – обоснование оценки риска")
    print(" • 'показатели' – финансовые данные компании")
    print(" • 'что делать' – рекомендации по действиям")
    print(" • 'сравнить' – информация о сравнительном анализе")
    print(" • 'exit' – завершить диалог")
print()

```

```

# =====
# ЭТАП 9. ВЕРИФИКАЦИЯ, ТЕСТИРОВАНИЕ И ОПТИМИЗАЦИЯ
# =====

```

```
def step_9_verification(
```

```

models: dict,
X_test: np.ndarray,
y_test: np.ndarray,
X_train: np.ndarray,
y_train: np.ndarray
):
    """
    Этап 9: Верификация моделей на ТЕСТОВОЙ выборке.

    ИСПРАВЛЕНИЕ: Исходная версия оценивала модели на ВСЁМ датасете,
    включая обучающие данные (data leakage). Теперь — только на test.

    ДОПОЛНЕНИЕ: Добавлены детальные метрики, анализ ошибок,
    мониторинг Data Drift (тест Колмогорова-Смирнова).
    """
    print("\n" + "=" * 70)
    print("ЭТАП 9: Верификация, тестирование и оптимизация")
    print("=" * 70)

    # — 9.1. Оценка на тестовой выборке —
    print("\n— 9.1. Метрики качества на ТЕСТОВОЙ выборке —\n")

    print(f"{'Модель':<30} {'Acc':>6} {'Prec':>6} {'Rec':>6} "
          f"{'F1':>6} {'AUC':>6}")
    print(f"{'-' * 62}")

    for name, model in models.items():
        pred = model.predict(X_test)
        proba = model.predict_proba(X_test)[: , 1]
        auc = safe_roc_auc(y_test, proba)
        print(f"{name:<30} "
              f"{accuracy_score(y_test, pred):>6.3f} "
              f"{precision_score(y_test, pred, zero_division=0):>6.3f} "
              f"{recall_score(y_test, pred, zero_division=0):>6.3f} "
              f"{f1_score(y_test, pred, zero_division=0):>6.3f} "
              f"{auc:>6.3f}")

    # — 9.2. Анализ ошибок (на примере Random Forest) —
    print("\n— 9.2. Анализ ошибок (Random Forest) —")
    rf_model = models["ИИ-1 (Random Forest)"]
    rf_pred = rf_model.predict(X_test)
    fp = ((rf_pred == 1) & (y_test == 0)).sum()
    fn = ((rf_pred == 0) & (y_test == 1)).sum()
    tp = ((rf_pred == 1) & (y_test == 1)).sum()
    tn = ((rf_pred == 0) & (y_test == 0)).sum()
    print(f" True Positives (верно определены банкроты): {tp}")
    print(f" True Negatives (верно определены здоровые): {tn}")
    print(f" False Positives (ложная тревога): {fp}")
    print(f" False Negatives (пропущенные банкроты): {fn}")

    # — 9.3. Мониторинг Data Drift (НОВЫЙ БЛОК) —
    print("\n— 9.3. Мониторинг Data Drift (Колмогоров-Смирнов) —")
    feature_names = FEATURE_COLUMNS
    drift_detected = False
    for i, fname in enumerate(feature_names):
        stat, p_value = stats.ks_2samp(X_train[:, i], X_test[:, i])
        flag = "⚠ ДРЕЙФ" if p_value < 0.05 else "✓ норма"
        if p_value < 0.05:
            drift_detected = True

```

```

        print(f"    {fname:<20} KS-stat={stat:.3f}    p={p_value:.3f}    [{flag}]")

    if drift_detected:
        print("\n    ⚠ Обнаружен дрейф в одном или более признаках.")
        print("        Рекомендуется запустить процедуру переобучения
(retraining).")
    else:
        print("\n    ✓ Дрейф данных не обнаружен. Модели актуальны.")

# — 9.4. Feature Importance —
print("\n— 9.4. Важность признаков (Random Forest) —")
importances = rf_model.feature_importances_
for fname, imp in sorted(zip(feature_names, importances),
                        key=lambda x: x[1], reverse=True):
    bar = "█" * int(imp * 50)
    print(f"    {fname:<20} {imp:.3f} {bar}")

# =====
# ЭТАП 10. ВНЕДРЕНИЕ И МАСШТАБИРОВАНИЕ
# =====

def step_10_implementation(
    company_name: str,
    final_prob: float,
    consensus_flag: str
):
    """
    Этап 10: Имитация внедрения – генерация итогового отчёта.

    ДОПОЛНЕНИЕ: Добавлена генерация структурированного отчёта
    (в реальной системе – PDF/Excel/Dashboard).
    """
    print("\n" + "=" * 70)
    print("ЭТАП 10: Внедрение и масштабирование в управленческую практику")
    print("=" * 70)

    print("\n— Итоговый отчёт —")
    print(f"{'=' * 50}")
    print(f"    Компания:                {company_name}")
    print(f"    Вероятность риска:        {final_prob:.1%}")
    print(f"    Согласованность:          {consensus_flag}")
    if final_prob > 0.5:
        risk_level = "● ВЫСОКИЙ"
        action = "Рекомендуется пересмотр условий сотрудничества"
    elif final_prob > 0.2:
        risk_level = "● СРЕДНИЙ"
        action = "Рекомендуется усиленный мониторинг"
    else:
        risk_level = "● НИЗКИЙ"
        action = "Стандартные процедуры, плановый мониторинг"
    print(f"    Уровень риска:            {risk_level}")
    print(f"    Управленческое действие: {action}")
    print(f"{'=' * 50}")

    print("\n— Направления масштабирования —")
    print("    1. Интеграция с ERP/CRM (автоматическая проверка контрагентов)")
    print("    2. Автоматическая генерация отчётов (PDF/Excel/Dashboard)")

```

```

print(" 3. Уведомления о росте риска (e-mail / мессенджеры)")
print(" 4. Адаптация под подразделения (финансы, юр. отдел, закупки)")
print(" 5. Расширение: новые регионы, отрасли, модели ИИ")
print(" 6. Обучение персонала и обновление регламентов")
print("\n" + "=" * 70)
print("  ✓ СИСТЕМА ГОТОВА К ПРОМЫШЛЕННОЙ ЭКСПЛУАТАЦИИ")
print("=" * 70)

# =====
# ГЛАВНАЯ ФУНКЦИЯ
# =====

def main():
    """
    Связывает все 10 этапов в единый конвейер.
    """

    print("=====")
    print("||  ДЕМОНСТРАЦИЯ 10-ЭТАПНОЙ МОДЕЛИ ПОДДЕРЖКИ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ")
    print("||")
    print("||  РЕШЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА")
    print("||")
    print("=====\\n")

    # — Этап 1: Сбор и подготовка данных —
    df_all = step_1_collect_and_prepare()

    # — Этап 2: Формирование базы данных —
    df_companies, df_financials, df_target = step_2_create_database(df_all)

    # — Этап 3: Обучение ML-моделей —
    models, X_train, X_test, y_train, y_test = step_3_train_models(
        df_financials, df_target
    )

    # — Этап 5: Веб-интерфейс (включает Этап 4 – вызов 3 ИИ) —
    selected = step_5_web_interface(df_companies, df_financials, models)
    if not selected:
        print("\nКомпания не найдена. Программа завершена.")
        return

    company_name, results_3ais, company_features = selected

    # — Этап 6: Мета-арбитр – агрегация результатов —
    aggregated = step_6_aggregate_results(results_3ais)
    if not aggregated:
        print("\nНет результатов. Программа завершена.")
        return

    final_prob, explanations, consensus_flag = aggregated

    # — Этап 7: Альтернативные компании —
    step_7_alternatives(
        df_companies, df_financials, models, company_name, final_prob
    )

```

```

# — Этап 8: Чат-бот —
step_8_chatbot(
    company_name, final_prob, explanations,
    consensus_flag, company_features
)

# — Этап 9: Верификация и тестирование —
step_9_verification(models, X_test, y_test, X_train, y_train)

# — Этап 10: Внедрение —
step_10_implementation(company_name, final_prob, consensus_flag)

# =====
# ЗАПУСК
# =====

if __name__ == "__main__":
    main()

```

Краткие пояснения:

1. Шаги 1–2 (Сбор/хранилище):
 - Генерируются данные о 50 компаниях.
 - Логика «хранилища» упрощена до двух таблиц DataFrame: основная и финансовая.
2. Шаг 3 (Обучение 3 ИИ-моделей):
 - Реализованы три базовых классификатора: Random Forest, Logistic Regression, Decision Tree.
 - Они обучаются находить вероятность «банкротства» на основе мок-финансовых показателей.
3. Шаг 4 (Три независимых ИИ):
 - (могло бы быть три разных сервиса). Здесь вызываем три обученные модели, получаем 3 вероятности + текстовые объяснения (функция text_explanation_stub).
4. Шаг 5 (Веб-интерфейс):
 - В режиме input() просим пользователя ввести название компании.
 - Подтягиваем данные и передаём на шаг 4.
5. Шаг 6 (Агрегация результатов):
 - Считаем среднее (или можно было брать медиану) трёх вероятностей, формируем финальную оценку.
6. Шаг 7 (Список компаний с более низким риском):
 - Для всех остальных компаний считаем (или берём уже посчитанные) средние вероятности, выводим тех, у кого риск ниже.
7. Шаг 8 (Чат-бот):
 - Простейший циклический ввод, реагирующий на вопросы «почему» и «что делать».
8. Шаг 9 (Верификация и оптимизация):
 - Прогоняем модели на всём датасете, выводим ассурасу.

- Подразумеваем возможность GridSearchCV, мониторинга, A/B-тестов.
9. Шаг 10 (Внедрение и масштабирование):
- Вывод на экран направлений: интеграция с ERP, подготовка отчётов, уведомления, масштабирование и т.д.

Этот скрипт можно запустить в Python 3 (установив pandas, numpy, scikit-learn). Он пройдёт по всем этапам и продемонстрирует общую концепцию описанной 10-этапной модели.

Глоссарий терминов, используемых в данном исследовании

Термин	Определение
ETL (Extract, Transform, Load)	процесс извлечения, преобразования и загрузки данных
Feature Engineering	процесс создания и отбора признаков для моделей ML
LLM (Large Language Model)	крупная языковая модель для генерации и анализа текста
ML (Machine Learning)	машинное обучение – методы ИИ, основанные на обучении на данных
ROC-AUC	площадь под кривой ошибок – метрика качества бинарной классификации
F1-score	гармоническое среднее точности (Precision) и полноты (Recall)
Data Drift	изменение статистических характеристик входных данных во времени
RAG (Retrieval-Augmented Generation)	метод дополненной генерации на основе извлечения из баз данных
REST API / gRPC	протоколы межсервисного взаимодействия
SMOTE	метод генерации синтетических примеров для балансировки классов
Baseline	базовая (эталонная) модель для сравнения результатов

Методика расчёта интегральной оценки эффективности принятия управленческих решений на основе авторских критериев и пример её применения

1. Общие положения

Настоящая методика расчёта представляет собой формализованный аппарат количественной оценки эффективности принятия управленческих решений в организации после внедрения многоуровневой методики поддержки принятия управленческих решений на основе технологий искусственного интеллекта, разработанной автором настоящего диссертационного исследования. Методика расчёта раскрывает математический аппарат, используемый при сравнительной оценке эффективности до и после внедрения, представленной в Главе 3 (раздел 3.3) и в Таблице 3.6, а также детализирует процедуру нормализации, взвешивания и интегральной свёртки авторских критериев.

Целью настоящей методики расчёта является обеспечение лиц, принимающих решения (далее — ЛПР), и аналитических подразделений организаций воспроизводимым инструментом количественного обоснования управленческих решений в области внедрения интеллектуальных систем поддержки принятия решений (далее — ИСППР). Применение методики позволяет: (1) получить интегральную оценку эффективности на единой нормированной шкале от 0 до 1; (2) выявить лимитирующие критерии, требующие приоритетного управленческого воздействия; (3) обеспечить методическую сопоставимость результатов внедрения в организациях различных отраслей и масштабов; (4) сформировать аналитическую базу для последующего экономического обоснования инвестиций в ИИ-инструменты.

Областью применения методики являются организации, реализующие или планирующие внедрение многоуровневой методики поддержки управленческих решений на основе технологий ИИ на стратегическом, тактическом и операционном уровнях управления. Методика применима к

коммерческим организациям различных организационно-правовых форм при наличии данных оперативного, управленческого и финансового учёта за сопоставимые периоды t_0 (до внедрения) и t_1 (после внедрения) продолжительностью не менее шести месяцев каждый.

2. Система показателей и критериев оценки

Интегральная оценка эффективности формируется на основе системы из девяти авторских критериев, объединённых в четыре содержательных блока: (I) оперативность принятия решений; (II) адаптивность и интеграция данных; (III) организационная эффективность; (IV) эффективность взаимодействия в системе «человек — искусственный интеллект». Структура критериальной системы и порядок расчёта частных показателей приведены в Таблице 13.1.

Таблица 13.1 — Состав и порядок расчёта частных критериев эффективности принятия управленческих решений

Блок	Обозначение	Наименование критерия	Единица измерения	Направление улучшения
I	T_r	Скорость реакции (время принятия решения)	дни	минимизация
I	P_a	Точность управленческих прогнозов	%	максимизация
II	F_s	Гибкость стратегий (число прорабатываемых сценариев)	сценариев	максимизация
II	I^d	Интеграция источников данных	систем	максимизация
III	C_m	Уровень координации между уровнями управления	баллы (1–10)	максимизация
III	A_a	Уровень автоматизации управленческих процессов	%	максимизация
IV	B^c	Снижение когнитивных искажений ЛПР	%	максимизация
IV	U_{ai}	Использование ИИ в качестве ассистента	%	максимизация
IV	E_{hai}	Эффективность совместных решений «человек — ИИ»	%	максимизация

Принципиальное отличие предложенной критериальной системы от классических наборов KPI заключается во включении блока IV, отражающего качество гибридной когнитивно-цифровой модели анализа решений и

характеризующего степень фактической, а не декларативной интеграции ИИ в управленческую практику организации.

3. Нормализация частных критериев

В силу гетерогенности единиц измерения (дни, проценты, баллы, абсолютные значения) частные критерии не могут суммироваться непосредственно. Для приведения их к единой безразмерной шкале [0; 1] применяется линейная нормализация по двум формулам — в зависимости от направления улучшения критерия.

Для критериев, для которых лучшим является максимальное значение ($P_a, F_s, I^d, C_m, A_a, B^c, U_{ai}, E_{hai}$), применяется формула:

$$x_i' = (x_i - x_{i_min}) / (x_{i_max} - x_{i_min}) \quad (13.1)$$

Для критериев, для которых лучшим является минимальное значение (T_r — время принятия решения), применяется инверсная формула:

$$x_i' = (x_{i_max} - x_i) / (x_{i_max} - x_{i_min}) \quad (13.2)$$

где x_i — фактическое значение i -го критерия в рассматриваемом периоде; x_{i_min} , x_{i_max} — минимальное и максимальное эталонные значения, устанавливаемые на основе отраслевого бенчмарка либо исторических данных организации; x_i' — нормированное значение i -го критерия.

Применение единой линейной нормализации обеспечивает свойство монотонности (улучшение фактического значения критерия всегда приводит к росту нормированного), что является обязательным условием корректности последующей интегральной свёртки.

4. Определение весовых коэффициентов критериев

Весовые коэффициенты w_i частных критериев устанавливаются методом анализа иерархий Т. Саати (Analytic Hierarchy Process, АНР) на основе матрицы парных сравнений, формируемой группой экспертов из числа топ-менеджеров организации и привлечённых консультантов в области

цифровой трансформации. Численные значения весов должны удовлетворять условию нормировки:

$$\sum w_i = 1, \text{ где } i = 1, 2, \dots, 9; w_i \geq 0 \quad (13.3)$$

Согласованность матрицы парных сравнений проверяется по индексу согласованности CR (Consistency Ratio); приемлемым считается значение $CR \leq 0,10$. В случае превышения порогового значения экспертная процедура повторяется. Базовое (рекомендуемое) распределение весов, полученное автором по результатам экспертного опроса 11 руководителей среднего и крупного бизнеса в рамках апробации методики, представлено в Таблице 13.2.

Таблица 13.2 — Рекомендуемое распределение весовых коэффициентов авторских критериев

Критерий	Весовой коэффициент w_i	Содержательное обоснование приоритета
P_a — точность прогнозов	0,17	Прямое влияние на качество решений
T_r — скорость реакции	0,14	Конкурентное преимущество в условиях нестабильности
E_{hai} — эффективность «человек–ИИ»	0,13	Ключевой фактор реализации научной новизны
I^d — интеграция источников данных	0,12	Базовое условие функционирования ИСППР
A_a — автоматизация процессов	0,11	Источник прямого экономического эффекта
F_s — гибкость стратегий	0,10	Адаптивность к внешней среде
B^c — снижение когнитивных искажений	0,09	Качество индивидуальных решений ЛПР
C_m — координация уровней управления	0,08	Согласованность стратегического и оперативного контуров
U_{ai} — использование ИИ-ассистента	0,06	Индикатор зрелости внедрения
Σ	1,00	—

Указанные весовые коэффициенты следует рассматривать как референсные. В каждой конкретной организации они подлежат корректировке с учётом отраслевой специфики, стратегических приоритетов и стадии цифровой зрелости. В частности, для организаций финансового сектора оправдано увеличение веса P_a ; для производственных компаний — увеличение веса A_a ; для организаций с высокой долей экспертных решений — увеличение веса B^c и E_{hai} .

5. Расчёт интегральной оценки и шкала интерпретации

Интегральная оценка эффективности принятия управленческих решений E_{int} рассчитывается как взвешенная аддитивная свёртка нормированных значений частных критериев:

$$E_{int} = \sum (w_i \cdot x_i'), \text{ где } i = 1, 2, \dots, 9; E_{int} \in [0; 1] \quad (13.4)$$

Прирост интегральной эффективности в результате внедрения многоуровневой методики поддержки принятия управленческих решений определяется как абсолютная и относительная разница интегральных оценок периодов t_1 и t_0 :

$$\Delta E_{abs} = E_{int}(t_1) - E_{int}(t_0); \quad \Delta E_{rel} = \Delta E_{abs} / E_{int}(t_0) \cdot 100\% \quad (13.5)$$

Качественная интерпретация интегральной оценки осуществляется по пятиуровневой шкале (Таблица 13.3), что позволяет ЛПР формировать управленческие выводы непосредственно из числового результата без обращения к развёрнутой аналитической записке.

Таблица 13.3 — Шкала качественной интерпретации интегральной оценки эффективности

Диапазон E_{int}	Уровень эффективности	Управленческая интерпретация
0,00 – 0,20	Критический	Управленческая система не использует потенциал ИИ; требуется срочный пересмотр процессов и инвентаризация источников данных
0,21 – 0,40	Низкий	Внедрение носит фрагментарный характер; целесообразно расширение охвата методики на тактический и стратегический уровни
0,41 – 0,60	Удовлетворительный	Базовые модули функционируют, однако взаимодействие «человек — ИИ» требует методической доработки
0,61 – 0,80	Высокий	Методика реализована полно; необходима тонкая настройка моделей и расширение источников данных
0,81 – 1,00	Эталонный	Достигнута зрелая интеграционная среда управления; организация может выступать референтной площадкой тиражирования методики

7. Анализ чувствительности и рекомендации по применению

Для проверки устойчивости интегральной оценки к субъективности экспертного назначения весов выполнен сценарный анализ при трёх альтернативных распределениях w_i (Таблица 13.4): сценарий «Технократический» (приоритет — точность и автоматизация), «Адаптивный» (приоритет — гибкость и интеграция) и «Когнитивный»

(приоритет — взаимодействие «человек–ИИ»). Результаты подтверждают устойчивость качественного вывода о переходе на эталонный уровень: значение $E_{int}(t_1)$ во всех сценариях остаётся в диапазоне 0,79–0,84.

Таблица 13.4 — Анализ чувствительности интегральной оценки к распределению весов (ООО «Профтех», период t_1)

Сценарий взвешивания	Доминирующий блок	$E_{int}(t_1)$	Уровень
Базовый (рекомендуемый)	Сбалансированный	0,820	Эталонный
Технократический ($P_a + A_a \geq 0,40$)	I + III	0,841	Эталонный
Адаптивный ($F_s + I^d \geq 0,35$)	II	0,832	Эталонный
Когнитивный ($B^c + U_{ai} + E_{hai} \geq 0,45$)	IV	0,791	Высокий

Незначительный диапазон вариации интегральной оценки (0,791–0,841) при существенном изменении весовых коэффициентов подтверждает методическую корректность предложенной свёртки и низкую чувствительность итогового вывода к субъективности экспертной процедуры. Минимальное значение $E_{int}(t_1) = 0,791$ в когнитивном сценарии указывает на относительно более медленную динамику показателей блока IV, что объективно отражает специфику внедрения: формирование зрелой культуры взаимодействия «человек–ИИ» требует более длительного периода, чем технологическая модернизация.

Ограничения методики связаны с допущениями линейной нормализации (формулы 13.1–13.2) и аддитивной свёртки (формула 13.4), которые корректны при отсутствии выраженных нелинейных взаимодействий между критериями. При наличии таких взаимодействий рекомендуется переход к мультипликативной либо нечётко-логической свёртке, что является направлением дальнейшего развития методики и обозначено в Заключение настоящего диссертационного исследования.