

УДК 004.8 DOI: 10.14451/1.254.451

Влияние искусственного интеллекта на скорость, обоснованность и риски управленческого выбора

© 2026 **Бочкарев Павел Андреевич**

Студент. Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Россия.

E-mail: 256152@edu.fa.ru

© 2026 **Крупнов Юрий Александрович**

Доктор экономических наук, доцент. Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Россия.

E-mail: yakrupnov@fa.ru

Ключевые слова: менеджмент, искусственный интеллект, цифровые технологии, алгоритмы машинного обучения, риски управленческого выбора.

Искусственный интеллект предлагает руководителям не просто автоматизацию рутинных задач, но и принципиально новые возможности для стратегического анализа, обработки массивов информации, выявления скрытых закономерностей и прогнозирования результатов с высокой степенью достоверности. Алгоритмы машинного обучения и предиктивной аналитики становятся неотъемлемой частью как операционного, так и стратегического управления. Исследуется влияние искусственного интеллекта на скорость, обоснованность и риски управленческого выбора. Обосновываются стратегические подходы, необходимые для гармоничной интеграции цифровых технологий в управленческую практику. Оцениваются новые вызовы, связанные с качеством, прозрачностью и этичностью решений, а также ответственностью за их принятие.

Введение

Современная бизнес-среда характеризуется беспрецедентной сложностью, растущим объемом данных и скоростью изменений. Глобализация, цифровая трансформация и геополитическая конфликтность создают условия, в которых традиционные методы принятия управленческих решений, основанные преимущественно на интуиции и ограниченном анализе ретроспективных данных, часто оказываются неэффективными и запаздывающими [10]. В этом контексте

искусственный интеллект (ИИ; AI) из области футуристических концепций перешел в разряд практических инструментов, кардинально трансформирующих парадигму менеджмента [12].

ИИ предлагает руководителям не просто автоматизацию рутинных задач, но и принципиально новые возможности для стратегического анализа, обработки массивов информации, выявления скрытых закономерностей и прогнозирования результатов с высокой степенью достоверности. От финансового сектора

и логистики до маркетинга и управления человеческими ресурсами – алгоритмы машинного обучения и предиктивной аналитики становятся неотъемлемой частью как операционного, так и стратегического управления.

Однако интеграция цифрового интеллекта в управленческие процессы в экономике может иметь неоднозначные последствия [13]. В частности, она порождает комплекс новых вызовов, связанных с качеством, прозрачностью и этичностью решений, а также ответственностью за их принятие. В этой связи возникают фундаментальные вопросы относительно возможности слепо доверять рекомендациям алгоритмов, порядка возложения ответственности за ошибочное решение, принятое AI, а также оценки качества этих решений. Очевидно, что менеджмент нуждается в разработке и внедрении методологии анализа ключевых характеристик и критериев качества управленческих решений, принимаемых с применением систем искусственного интеллекта. Необходимость освоения новых методов и моделей управления требует от менеджмента постоянного обучения и развития своих профессиональных компетенций [2]. Рассмотрим теоретические основы принятия управленческих решений, направленность эволюции искусственного интеллекта и системные проблемы его внедрения в управлении. Идентифицируем отличительные характерные черты AI-решений на основе рассмотрения практических кейсов из разных отраслей.

Цель исследования – получение системного понимания того, как ИИ влияет на скорость, обоснованность и риски управленческого выбора, и какие стратегические подходы необходимы для гармоничной интеграции технологий в управленческую практику.

Методы исследования. Применен метод системного анализа современных цифровых инновационных технологий, а также метод сравнительных оценок.

Результаты исследования и их обсуждение
Управленческое решение представляет собой сознательный выбор одной альтернативы из

нескольких возможных, направленный на достижение поставленных целей организации. В классической теории менеджмента это сердцевина управленческой деятельности, связующее звено между теорией и практикой управления. Качество решений напрямую определяет эффективность, конкурентоспособность и жизнеспособность компании в долгосрочной перспективе [1].

Традиционно управленческие решения классифицируются по нескольким основаниям:

1. По уровню значимости и времени действия.
2. По степени структурированности.
3. По условиям принятия.

По уровню значимости и времени действия различаются стратегические (долгосрочные, определяющие судьбу компании), тактические (среднесрочные, обеспечивающие реализацию стратегии) и операционные (краткосрочные, связанные с текущей деятельностью) решения. По степени структурированности решения классифицируются на структурированные (программируемые), где все этапы и параметры выбора известны и могут быть формализованы, и неструктурированные (непрограммируемые). Последние требуют творческого подхода и высокой квалификации менеджера в условиях неопределенности. Наконец, решения могут приниматься в условиях определенности и идентифицированного риска (известны вероятности исходов), либо в условиях неопределенности (вероятности неизвестны).

Именно неструктурированные решения в условиях неопределенности и риска всегда считались прерогативой человеческого интеллекта, опыта и интуиции. Однако с появлением Big Data и сложных алгоритмов ИИ граница между структурированными и неструктурированными задачами начала размываться. Алгоритмы научились находить закономерности в хаотичных на первый взгляд данных, переводя часть неструктурированных проблем в разряд частично структурированных. В этом состоит один из важных смыслов эволюции искусственного интеллекта как инструмента поддержки принятия решений.

Эволюция применения ИИ в управлении происходит волнообразно, и эксперты выделяют в этом процессе следующие три волны.

1. Экспертные системы (1970–1990-е гг.). Это были первые попытки формализовать знания человека-эксперта в конкретной предметной области (например, диагностика оборудования) в виде совокупности правил «если – то». Их главным ограничением была неспособность к самообучению и зависимость от ручного обновления базы знаний.
2. Машинное обучение и Data Mining (1990–2010-е гг.). С ростом объемов данных акцент сместился на алгоритмы, которые могут без участия человека выявлять паттерны и закономерности в исторических данных. Это позволило перейти от моделирования мышления эксперта к прогнозированию на основе статистических закономерностей. Появились первые системы для прогнозирования спроса, оценки кредитоспособности и выявления мошенничества.
3. Глубокое обучение и прескриптивная аналитика (2010-е гг. – по настоящее время).

Прорыв в области нейронных сетей и глубокого обучения позволил обрабатывать крайне сложные и неструктурированные данные: изображения, естественный язык, звук. ИИ перестал быть просто прогнозирующим инструментом. Современные системы на основе прескриптивной аналитики не только предсказывают будущее, но и предлагают конкретные оптимальные действия для достижения желаемого результата, моделируя последствия каждого из имеющихся вариантов. Таким образом, ИИ эволюционировал от инструмента, автоматизирующего рутинные вычисления, до полноценного партнера в принятии стратегических решений, способного обрабатывать информацию принципиально иного качества и объема.

Сравнительный анализ традиционных и ИИ-ориентированных управленческих решений

Для выявления и оценки трансформирующего воздействия ИИ, проведем сравнительный анализ традиционных и AI-ориентированных управленческих решений (табл. 1).

Таблица 1. Сравнительный анализ традиционных и ИИ-ориентированных решений.

Критерий	Управленческое решение	
	Традиционное	ИИ-ориентированное
Основа для анализа	Опыт, интуиция менеджера, ограниченные выборки данных, отчеты	Полный объем доступных структурированных и неструктурированных данных в реальном времени
Скорость принятия решения	Зависит от загрузки и когнитивных способностей менеджера. Может занимать дни и недели	Секунды или минуты для анализа миллионов вариантов
Объективность	Высокий риск когнитивных искажений (эффект подтверждения, anchoring и др.).	Высокая степень объективности, основанная на данных, но имеется риск унаследованных bias из ранее полученных данных
Масштабируемость	Ограничена возможностями человеческой команды	Легко масштабируется на любой объем данных и бизнес-процессов
Природа решения	Реактивное (на основе произошедших событий) или, в лучшем случае, тактическое прогнозное	Проактивное, прескриптивное, ориентированное на будущее

Продолжение на следующей странице

Таблица 1. Сравнительный анализ традиционных и ИИ-ориентированных решений. (Продолжение таблицы)

Критерий	Управленческое решение	
	Традиционное	ИИ-ориентированное
Объяснимость	Логика, как правило, может быть, вербализована и объяснена	Проблема «черного ящика»: логика сложных моделей может быть неинтерпретируема
Область эффективности	Ситуации с высокой неопределенностью, требующие креативности и этического выбора	Структурированные и слабоструктурированные задачи, требующие анализа больших данных

Источник: составлено авторами.

Традиционные управленческие решения опираются на опыт, интуицию менеджера, ограниченные выборки данных, статистические и другие отчеты. Скорость принятия зависит от занятости и когнитивных способностей менеджера, и может занимать дни и недели. Объективность управленческих умозаключений ограничена высоким риском когнитивных искажений (эффект подтверждения, anchoring и др.), а потенциал масштабирования – возможностями человеческой команды. Решения менеджера по своей природе являются преимущественно реактивными, то есть инициированными произошедшими событиями, или прогнозными на ограниченном горизонте. Каждое решение обычно имеет логическое объяснение и доступно для вербального описания. Следование традиционному подходу может быть весьма эффективным в ситуациях с высокой неопределенностью, требующих креативности и этического выбора.

Искусственный интеллект оперирует полным объемом доступных структурированных и неструктурированных данных в реальном времени и способен за считанные секунды или минуты проводить анализ миллионов вариантов. Данный подход обеспечивает достижение высокой степени объективности, основанной на анализе максимального объема данных. При этом сохраняется риск следования унаследованным bias из данных. Легко масштабируется на любой объем данных и бизнес-процессов. По своей природе решения с использованием искусственного интеллекта являются проактивными, прескриптивными и ориентированными на будущее. При этом логика сложных моделей может оказаться неинтерпретируемой. Наивысшая

эффективность обеспечивается при решении структурированных и слабоструктурированных задач, требующих анализа больших данных.

Проведенное сравнение наглядно показывает, что ИИ не просто «ускоряет» принятие решений, а меняет саму его природу, смещая фокус с интуитивного выбора на глубокий, основанный на данных анализ. Однако сохраняется ниша, где человеческий фактор остается незаменимым. Рассмотрим более подробно ключевые характеристики управленческих решений на основе ИИ.

Скорость и масштабируемость обработки данных. Скорость, обеспечиваемая системами ИИ, является, пожалуй, наиболее очевидным, но от этого не менее революционным преимуществом. Человеческий мозг физически не способен обработать миллионы транзакций, тысячи новостных лент и показатели с тысяч датчиков одновременно. Для ИИ это – штатная операция. Так, высокочастотный трейдинг (High-Frequency Trading, HFT) полностью основан на AI-алгоритмах, которые заключают сделки за миллисекунды, реагируя на малейшие колебания рынка. Ни один трейдер-человек не обладает такой скоростью реакции. Компания Amazon использует ИИ для управления своей глобальной логистической сетью. Алгоритмы в реальном времени пересчитывают оптимальные маршруты доставки с учетом «пробок», погодных условий, загруженности складов и приоритета заказов. Решение, которое у команды логистов заняло бы часы, система принимает за секунды, ежедневно экономя компании миллионы долларов.

Масштабируемость проявляется в том, что одна и та же AI-модель, будучи разработанной, может быть применена почти к любому объему данных без пропорционального увеличения времени на анализ. Если компания выходит на новый рынок, искусственный интеллект может начать анализировать данные рыночной конъюнктуры практически мгновенно, в то время как команде аналитиков потребовалось бы нанимать и обучать новых сотрудников. Эта характеристика кардинально меняет природу конкуренции: теперь выигрывает не тот, кто больше, а тот, кто быстрее и эффективнее обрабатывает информацию и принимает решения.

Объективность и минимизация когнитивных искажений. Человеческое мышление подвержено множеству систематических ошибок – когнитивных искажений. Управленцы не являются исключением. Они, в частности, проявляют склонность искать и интерпретировать информацию в пользу своей существующей гипотезы. Весьма распространенным является также явление переоценки вероятности событий, которые ассоциируются с другими (совершившимися) событиями. Например, после неудач с реализацией нового продукта у конкурента менеджер может заблокировать все собственные инновационные проекты (эффект подтверждения (Confirmation Bias)). Эффект якоря (Anchoring) состоит в том, что первая полученная менеджером информация может оказать чрезмерное влияние на последующие решения (например, начальная цена на переговорах).

ИИ, будучи алгоритмом, свободен от эмоций, усталости и личных предубеждений. Он принимает решения, основываясь исключительно на статистических закономерностях, выявленных в данных. Это позволяет устранить субъективный человеческий фактор там, где он вреден. Например, при отборе кандидатов HR-менеджер невольно может отдавать предпочтение выпускникам своего вуза или людям со схожим бэкграундом. AI-система, настроенная на поиск объективных признаков успешности сотрудника (определенные навыки, опыт, результаты тестов), может отбирать кандидатов формально, то есть

более беспристрастно. Правда, объективность ИИ может оказаться иллюзией, если он обучен на необъективных данных. Если ретроспективные данные содержат предвзятость (например, в прошлом на руководящие должности чаще назначали мужчин), алгоритм усвоит и усилит эту предвзятость. Таким образом, ИИ не устраняет предубеждения, а делает их более системными, и, следовательно, с ними можно и нужно бороться на уровне данных [7].

Ключевым преимуществом искусственного интеллекта является прогнозный и прескриптивный характер решений, которые принимаются с его использованием. Это преимущество обретоно благодаря эволюционному развитию самого ИИ, который «пережил» несколько стадий эволюции:

1. **Дескриптивная.**
Анализ исторических данных.
2. **Диагностическая.**
Поиск причинно-следственных связей.
3. **Предиктивная.**
Прогнозирование будущих событий на основе исторических паттернов.
4. **Прескриптивная.**
Рекомендации оптимальных действий для достижения желаемого исхода.

Для первой (дескриптивной) стадии характерен анализ исторических данных и поиск ответа на вопрос «что произошло?». На второй (диагностической) стадии для ИИ стал доступен функционал поиска причинно-следственных связей с целью ответа на вопрос «почему это произошло?». В дальнейшем (на предиктивной стадии эволюции) потенциал искусственного интеллекта был дополнен компетенцией прогнозирования будущих событий на основе исторических паттернов. Наконец, новейшие достижения в рассматриваемой области сделали возможной разработку рекомендаций по оптимальным действиям для достижения желаемого исхода. Следовательно, современный ИИ наделен прескриптивной функцией, то есть помогает менеджеру с ответом на вопрос «что нужно сделать?».

Именно прескриптивная аналитика представляет наибольшую ценность для современного управления. Она превращает менеджера из пассивного наблюдателя в активного «архитектора» будущего. Например, если продажи упали, то прескриптивная аналитика на основе ИИ способна моделировать сразу несколько сценариев решения проблемы, и менеджер получает готовый план действий с оценкой его эффективности. Это меняет саму философию управления – с реагирования на проблемы на их предупреждение и активное формирование новой желаемой реальности.

Ключевым источником быстрого развития искусственного интеллекта является его способность к самообучению. Традиционные программные системы жестко запрограммированы. При изменении внешних условий их нужно перепрограммировать вручную. Системы на основе машинного обучения, особенно глубокого обучения, обладают способностью к самообучению и адаптации. Некоторые модели могут постоянно обновлять свои параметры по мере поступления новых данных. Например, рекомендательная система Netflix постоянно адаптируется к изменяющимся вкусам пользователя, не требуя полного перепрограммирования и перезапуска.

AI-модели могут быть настроены на выявление аномалий и новых, ранее не встречавшихся паттернов. В кибербезопасности это позволяет обнаруживать ранее неизвестные типы кибератак, а в производстве – предсказывать выход из строя оборудования по едва заметным отклонениям в показателях датчиков. Эта характеристика делает организации, использующие ИИ, более гибкими и устойчивыми в быстро меняющейся среде. Бизнес-модель перестает быть статичной и начинает эволюционировать вместе с рынком, что является ключевым конкурентным преимуществом в XXI веке [11]. Постоянно растущая сложность управляемых систем предъявляет новые и более строгие требования к качеству управленческих решений, которое должно соответствовать устанавливаемым критериям и показателям (метрикам).

Оценка качества принимаемых решений

Качество управленческого решения традиционно оценивается по таким параметрам, как эффективность, своевременность, обоснованность и реализуемость. С привлечением ИИ этот набор критериев требует радикального пересмотра и расширения. Качество решения, предлагаемого ИИ, напрямую зависит от качества лежащей в его основе модели и данных. Здесь на первый план выходят сугубо технические индикаторы, которые должны быть понятны и менеджерам, принимающим решения (табл. 2).

Таблица 2. Показатели качества управленческих решений.

Показатель	Содержание показателя	Значение для управленческих решений
Корректность (Accuracy)	Доля корректных прогнозов модели от общего числа прогнозов	Оценка общей корректности работы модели
Точность (Precision)	Доля истинно положительных результатов среди всех положительных прогнозов	Минимизация ложных срабатываний
Полнота (Recall)	Доля обнаруженных истинно положительных случаев	Критично для задач с высокими рисками пропуска
Гармоничность (F1-score)	Гармоническое среднее Precision и Recall	Баланс точности и полноты
Дифференцированность AUC-ROC	Способность модели различать классы	Оценка надежности решений в условиях риска

Продолжение на следующей странице

Таблица 2. Показатели качества управленческих решений. (Продолжение таблицы)

Показатель	Содержание показателя	Значение для управленческих решений
Устойчивость Robustness	Устойчивость модели к изменениям входных данных	Долгосрочная применимость
Достоверность Bias/Fairness	Отсутствие дискриминационных искажений	Этическая и правовая корректность

Источник: составлено авторами.

Показатель «корректность», оцениваемый как доля правильных прогнозов модели от общего числа прогнозов, может вводить в заблуждение при несбалансированных выборках. Оценка точности и полноты критически важна в задачах широкого спектра, и позволяют ответить на вопросы: «какова доля реальных мошенников среди всех, кого модель назвала мошенниками?» и «какую долю реальных мошенников модель смогла обнаружить?». В зависимости от задачи можно жертвовать одним показателем в пользу другого (например, в диагностике тяжелых заболеваний важен высокий показатель полноты, характеризующий идентификацию всех больных, даже с риском ложных срабатываний). Решение, основанное на модели с низким коэффициентом гармоничности, не может считаться качественным, даже если оно интуитивно кажется верным. Показатель дифференцированности свидетельствует о способности модели разделять классы (например, «хороший» заемщик или «плохой»). Менеджер, использующий ИИ-рекомендации, должен обладать навыками умелого комплексирования и использования набора индикаторов для валидации модели.

Решения, получаемые с использованием искусственного интеллекта, не могут считаться идеальными в силу наличия группы острых проблем современных продвинутых моделей ИИ, особенно нейронных сетей. Например, проблема «черного ящика» состоит в том, что управленцы видят входные данные и получают некий результат, но не понимают, как именно модель пришла к такому выводу. Для менеджера, несущего персональную ответственность за решение, это представляется рискованным и даже неприемлемым. Найдется мало желающих рисковать ре-

путацией и ресурсами компании, слепо следуя непонятной рекомендации.

Попытки решить вышеуказанную проблему привели к появлению целого научно-практического направления, которое получило название «объяснимый искусственный интеллект» и предназначено для придания решениям ИИ прозрачности, а также оно делает их интерпретируемыми и понятными для человека. В рамках данного направления могут быть выделены следующие методы:

- LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations): создает простую и понятную модель (например, линейную), которая локально аппроксимирует поведение «черного ящика» для конкретного прогноза;
- SHAP (SHapley Additive exPlanations): основан на теории игр и определяет вклад каждого признака (фактора) в итоговое решение модели [14]. Так, например, если система отказала в кредите, то SHAP может указать на конкретный компонент, внесший наибольший негативный вклад: «низкий кредитный рейтинг», или «краткая история занятости», или «юный возраст» заемщика.

Таким образом, важным критерием качества управленческого решения становятся не только параметры самого решения, но и способность получить его объяснения и обоснования. Решение, которое можно объяснить и обосновать, имеет более высокое качество с точки зрения управленческого риска.

Проблема интерпретируемости является не просто техническим вызовом, а фундаментальным барьером на пути внедрения ИИ. Недоверие к алгоритму – главная причина, по которой многие

перспективные проекты так и не выходят из стадии пилота. Менеджеры, не понимая логики системы, склонны игнорировать ее рекомендации, полагаясь на привычную интуицию, даже если алгоритм статистически более точен [8]. Управленцы постоянно испытывают страх наступления неблагоприятных последствий (ущерб от нештатной или аварийной работы техники, убытки от рискованной сделки и пр.). Регуляторные органы не могут проверить и сертифицировать систему, логику которой невозможно понять. Борьба с этой проблемой ведется по двум направлениям: технологическое совершенствование процессов и организационные преобразования (изменение корпоративной культуры, обучение сотрудников, создание новых процедур утверждения AI-решений) [4].

Известно, что ИИ-решения принимаются в социально-правовом контексте, и их качество обусловлено соответствием законодательным нормам и этическим стандартам. Отклонение от норм и стандартов может произойти вследствие некоторых предвзятостей, сложившихся в структуре ранее накопленных данных, и усиленных в процессе обучения. В любом случае, решение, систематически дискриминирующее определенные группы по расовому, гендерному или возрастному признаку (например, при кредитовании или найме), является некачественным и неприемлемым, даже если оно представляется математически и алгоритмически безупречным. Национальные регламенты по защите данных, действующие во многих странах, закрепляют за гражданами «право на объяснение» решений, принятых автоматизированными системами. Поэтому финансовая организация, использующая ИИ для отказа в кредите, по закону обязана объяснить клиенту причины отказа.

Решения, предлагаемые ИИ, должны соответствовать этическому кодексу и ценностям социально ответственной компании. Если алгоритм для максимизации прибыли предлагает уволить наиболее опытных, но высокооплачиваемых сотрудников или использовать сомнительные маркетинговые тактики, менеджер должен иметь

этические фильтры для отклонения таких рекомендаций. Таким образом, этическая и правовая экспертиза AI-решения становится обязательным этапом перед его реализацией. Многолетняя практика позволила утвердиться в уверенности, что наивысшее качество управленческих решений достигается не при замене человека ИИ [3], а при их эффективной коллаборации [5]. Эта концепция получила название гибридного интеллекта (Hybrid Intelligence). Вместе с тем, сохраняется актуальность вопроса о том, каким должен быть вклад и вес каждого из коллаборантов.

Очевидно, что ИИ отвечает за обработку Big Data, формирование прогнозов, сценарное моделирование и формирование вариантов решений. Менеджер отвечает за их контекстное наполнение с учетом культурных нюансов, неформальных отношений внутри компании, политической обстановки и пр. Профессиональный управленец способен мыслить креативно и нестандартно, выходя за рамки исторических данных. Он оценивает проекты решений с морально-нравственной точки зрения, мотивирует команду, учитывает настроение коллектива и ведет переговоры. Наконец, менеджер несет всю полноту ответственности за принятие окончательного решения и его воплощение на практике. Например, ИИ способен рассчитать оптимальную цену на реализуемый продукт, но окончательное решение принимает менеджер, который учитывает стратегию позиционирования бренда и долгосрочные отношения с ключевыми клиентами. Критерием качества становится эффективность описанного тандема, который должен работать в условиях налаженного взаимодействия, с учетом установленных ограничений и благодаря идеально настроенному интерфейсу.

Проблемы и вызовы внедрения ИИ в управленческие процессы

Обеспечение качества и релевантности данных. Алгоритм не может быть умнее данных, на которых он обучен. Проблемы с данными носят системный характер и обусловлены следующими факторами:

- неполнота: отсутствие критически важных данных;
- неточность: ошибки в данных, опечатки;
- несвоевременность: использование устаревших данных для прогнозирования будущего;
- смещение: исторические данные отражают прошлые предубеждения и несправедливости;
- разрозненность: данные хранятся в разных, не связанных между собой системах (ERP, CRM, Excel-таблицы), что делает невозможным построение целостной картины.

Прежде чем внедрять AI-систему, компания должна пройти долгий и дорогостоящий путь по наведению порядка в своих данных и инвестировать в платформы для управления данными.

Ресурсные ограничения: стоимость и кадровый дефицит. Внедрение ИИ – это сложный, многоэтапный проект, требующий значительных ресурсов. Финансовые затраты включают в себя не только приобретение лицензии на программное обеспечение и облачные вычисления (которые при обучении сложных моделей могут быть огромными), но и стоимость сбора и очистки данных, интеграции с существующими системами, оплату труда высококвалифицированных специалистов.

Временами обостряется дефицит специалистов в области data science и машинного обучения. Спрос на таких сотрудников может превышать предложение, что ведет к росту зарплат и делает их недоступными для средних компаний. Помимо дата-сайентистов нужны инженеры по данным (Data Engineers), ML-инженеры (ML Engineers) и менеджеры, которые понимают и бизнес-задачу, и возможности ИИ (AI-трансляторы) [9]. Ресурсные ограничения создают «цифровой разрыв» между крупными корпорациями, которые могут позволить себе собственные AI-лаборатории, и малым и средним бизнесом, для которого передовые технологии остаются недоступными.

Риски кибербезопасности и организационное сопротивление. Наибольшие внешние риски связаны с состязательными атаками и кражей мо-

делей. Злоумышленники вносят незаметные для человека изменения во входные данные (преднамеренное искажение данных для манипуляции биржевыми котировками или решениями о кредитах), чтобы обмануть модель. Хищение модели конкурентами может нанести значимый ущерб.

Типовые внутренние риски связаны с тем, что крупная цифровая технологическая трансформация может встречать сопротивление сотрудников. В случае с ИИ страх многократно усиливается из-за мифов о тотальной замене людей роботами. Сотрудники боятся потерять работу, утратить значимость, не справиться с новыми технологиями. Преодоление этого сопротивления требует продуманной стратегии изменений (change management), включающей коммуникацию, обучение и вовлечение сотрудников в процесс трансформации.

Вместе с тем, применение ИИ ширится и становится нормой для многих отраслей и сфер управления. Так, в сфере профессиональных инвестиций трейдер или портфельный менеджер физически не способен одновременно отслеживать тысячи акций, облигаций, рыночных индикаторов, новостных лент, отчетов компаний и постов в соцсетях. Его решения часто запаздывают и подвержены эмоциям. Алгоритмическая система в реальном времени анализирует структурированные данные (котировки, объемы торгов) и неструктурированные данные (новости, аналитика, настроения в соцсетях с помощью NLP – обработки естественного языка). Алгоритмы глубокого обучения выявляют сложные, нелинейные зависимости, выдают рекомендации по диверсификации портфеля и снижению рисков, а также автоматически исполняют сделки, включая эмоциональную составляющую (страх и жадность). Существует риск «переобучения» модели на исторических данных, после чего она может некорректно работать в новых рыночных условиях (например, во время финансового кризиса, не похожего на предыдущие).

Еще одним важным направлением использования ИИ является оптимизация цепочек поставок

в ритейле. Предсказание спроса на тысячи товаров в тысячах магазинов – одна из самых сложных задач в ритейле. Ошибки ведут к снижению продаж или порче (уценке) нереализованного товара. Алгоритм способен анализировать исторические продажи, акции, погоду, праздники, локальные события (например, концерт рядом с магазином) и даже эпидемиологическую обстановку. Решения по пополнению запасов принимаются автоматически для каждого сетевого магазина индивидуально. При этом в качестве ключевых индикаторов эффективности принимаются показатели «доступность товара на полке» и «оборачиваемость запасов». Так, компания X5 внедрила модели прогнозирования спроса на скоропортящиеся товары и добилась снижения потерь на 15–20%. Решения носят прескриптивный характер: система не только прогнозирует спрос, но и автоматически формирует заказы поставщикам [6; 15]. Успешно преодолена проблема качества и согласованности данных от тысяч магазинов, что, впрочем, не позволило в полной мере устранить риски. Ведь любые сбои в работе касс или несвоевременное обновление данных об остатках ведут к ошибкам прогноза. Также существует организационное сопротивление персонала, который привык работать «на глазок» и не доверяет «роботу».

Внедрение ИИ-модели широко используется для алгоритмического управления персоналом и прогнозирования риска увольнения сотрудников. Высокая текучесть кадров, особенно ценных сотрудников, наносит финансовый и операционный ущерб. Традиционные методы удержания часто запаздывают. Система анализирует персональные данные, включая продолжительность работы, историю повышений и изменений заработной платы, участие в проектах, частоту больничных, активность в корпоративных системах, результаты опросов вовлеченности. Модель оценивает «индекс риска» увольнения для каждого сотрудника. Менеджер по персоналу и руководитель получают прескриптивные рекомендации о рисках увольнения наиболее важных сотрудников и выдает рекомендации о проведении встречи по развитию карьеры или ротации.

Это позволяет перейти от реактивного к проактивному управлению персоналом. При этом следует обеспечивать выполнение требований по защите персональных данных и человеческий контроль над окончательными решениями.

Заключение

Проведенный анализ позволяет сделать однозначный вывод: искусственный интеллект – это не просто технологический тренд, а качественно новый инструмент, кардинально меняющий ландшафт управленческой деятельности. Решения, принимаемые с его поддержкой, обладают принципиально иными характеристиками – беспрецедентной скоростью, масштабируемостью, объективностью, основанной на данных, а также прогнозным и прескриптивным характером, что переводит управление из реактивной в проактивную фазу.

Однако эта трансформация порождает новую, более сложную систему критериев качества управленческих решений. Теперь их оценка включает не только традиционные параметры эффективности, но и технические метрики точности алгоритмов, требования к интерпретируемости и прозрачности, безусловному соответствию этическим и правовым нормам, а также эффективности интеграции в гибридную систему «человек-машина». Рассмотренные примеры наглядно демонстрируют как огромный потенциал ИИ в финансах, логистике и управлении персоналом, так и системные вызовы, сопровождающие его внедрение: проблему «черного ящика», зависимость от качества данных, ресурсные ограничения, риски кибербезопасности и организационное сопротивление.

Таким образом, успешное применение ИИ в менеджменте требует комплексного и сбалансированного подхода. Компаниям необходимо инвестировать не только в технологии и инфраструктуру данных, но и в развитие человеческого капитала: обучение сотрудников, формирование кросс-функциональных команд и воспитание новой управленческой культуры, основанной на доверии к данным и понимании возможностей

и ограничений алгоритмов. Ключевая задача современного руководителя состоит в том, чтобы стать эффективным «пилотом» ИИ, направляя вычислительную мощь алгоритмов на решение стратегических задач и принимая на себя ответ-

ственность за финальный выбор. Только такой подход позволит организациям будущего принимать по-настоящему качественные, ответственные и конкурентоспособные управленческие решения в условиях цифровой экономики.

Библиографический список

1. *Большаков С. Н.* «Дивный новый мир»: к вопросу о стратегиях развития цифровой экономики // Государственная служба. – 2022. – Т. 24, 3(137). – С. 64–70. – DOI: [10.22394/2070-8378-2022-24-3-64-70](https://doi.org/10.22394/2070-8378-2022-24-3-64-70). – EDN QNULJS.
2. *Валова Ю. И., Рженицына Л. М.* Особенности подготовки компетентных кадров для развития экономики и управления в современных условиях : Материалы Всероссийской научно-практической конференции с международным участием // Управление стратегическим развитием основных сфер и отраслей народного хозяйства в условиях современных вызовов. – Донецк, 2023. – С. 26–30.
3. *Жагловская А. В.* Методология интеллектуализации системы управления промышленными предприятиями // Инновации и инвестиции. – 2025. – № 9. – С. 219–223. – EDN PHWBNG.
4. *Масленников В. В., Ляндау Ю. В., Калинина И. А.* Формирование системы цифрового управления организацией // Вестник Российского экономического университета имени Г. В. Плеханова. – 2019. – 6(108). – С. 116–123. – DOI: [10.21686/2413-2829-2019-6-116-123](https://doi.org/10.21686/2413-2829-2019-6-116-123). – EDN KNKKMZ.
5. *Семенухин В. В., Крупнов Ю. А.* Эволюция цифровой среды организации оптовой торговли автокомпонентами // Инновационная экономика: перспективы развития и совершенствования. – 2024. – 7(81). – С. 95–101. – DOI: [10.47581/2024.IE-8-2024.Seminishin-Krupnov-01](https://doi.org/10.47581/2024.IE-8-2024.Seminishin-Krupnov-01). – EDN KYASCC.
6. Цифровые технологии в X5 Retail Group / Tadviser. – URL: <https://www.tadviser.ru/index.php>.
7. *Angela O., Odewuyi O. M.* Mitigating AI bias in financial decision-making: A DEI perspective // World Journal of Advanced Research and Reviews. – 2024. – Dec. – Vol. 24, no. 3. – P. 1822–1838. – ISSN 2581-9615. – DOI: [10.30574/wjarr.2024.24.3.3894](https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.24.3.3894).
8. *Barykin S. E., Sergeev S. M., Kapustina I. V.* Environmental Sustainability and Digital Transformation of Socio-Economic: Quality of Life Perspective // Journal of Environmental Assessment Policy and Management. – 2023. – Vol. 25, no. 1. – P. 235000–1. – DOI: [10.1142/S1464333223500011](https://doi.org/10.1142/S1464333223500011). – EDN NCANOW.
9. *Bodiako A. V., Krupnov Y. A., Ponomareva S. V.* Training of the Digital Workforce from Today's Youth: Individualization Versus Standardization // Education in the Asia-Pacific Region. – 2022. – Vol. 65. – P. 259–265. – DOI: [10.1007/978-981-16-9069-3_27](https://doi.org/10.1007/978-981-16-9069-3_27). – EDN RISWDS.
10. *Davenport T., Ronanki R.* Artificial Intelligence for the Real World // Harvard Business Review. – 2018. – 96(1). – P. 108–116. – URL: <https://hbr.org/2018/01/artificial-intelligence-for-the-real-world>.
11. Environmental competitiveness of the economy: Opportunities for its improvement with the help of AI / A. V. Kukushkina [et al.] // Frontiers in Environmental Science. – 2022. – Vol. 10. – P. 95311–1. – DOI: [10.3389/fenvs.2022.953111](https://doi.org/10.3389/fenvs.2022.953111).
12. *Kaplan A., Haenlein M.* Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence // Business Horizons. – 2019. – 62(1). – P. 15–25. – DOI: [10.1016/j.bushor.2018.08.004](https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004).
13. *Osipov V. S., Tutaeva D. R., Diakonova O. S.* Digital Society as the Basic Institution of the Digital Economy of the 21st Century // Modern Global Economic System: Evolutional Development vs. Revolutionary Leap: Institute of Scientific Communications Conference. Vol. 198. – Cham : Springer Nature, 2021. – P. 1133–1141. – DOI: [10.1007/978-3-030-69415-9_123](https://doi.org/10.1007/978-3-030-69415-9_123). – EDN OIHWZK.
14. *Ridley M.* Explainable Artificial Intelligence (XAI): Adoption and Advocacy // Information Technology and Libraries. – 2022. – June. – Vol. 41, no. 2. – ISSN 0730-9295. – DOI: [10.6017/ital.v41i2.14683](https://doi.org/10.6017/ital.v41i2.14683).
15. The state of AI in 2023 / McKinsey Global Institute. – 2023. – URL: <https://publicservicesalliance.org/wp-content/uploads/2023/08/The-state-of-AI-in-2023-Generative-AIs-breakout-year-McKinsey.pdf>.