

Исследование влияния искусственного интеллекта на качество и скорость принятия решений

И.В. Скворцова, Ю.Р. Нурулин, А.Г. Сомов

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

Аннотация: В данной статье исследуется влияние искусственного интеллекта (ИИ) на скорость и качество принятия решений в управленческих процессах. Анализируются ключевые факторы, определяющие эффективность использования ИИ, включая объем и качество данных, сложность моделей, вычислительные ресурсы и уровень интеграции технологий. Представлены статистические данные о внедрении ИИ в мировой практике: только 38% компаний полностью готовы к эффективному использованию ИИ, тогда как в России этот показатель составляет 22%. Основными препятствиями являются качество данных (60% мировых компаний сталкиваются с проблемами, в России – 75%) и нехватка вычислительных ресурсов (в мире необходимую инфраструктуру имеют 35% организаций, в России – 19%). Выводы статьи подчеркивают необходимость инвестиций в цифровую инфраструктуру и повышение прозрачности алгоритмов для повышения доверия к ИИ-решениям. В рамках исследования авторами разработана комплексная модель факторов, влияющих на качество и скорость принятия управленческих решений при использовании ИИ, включающая такие ключевые параметры, как объем и качество данных, сложность моделей, вычислительные ресурсы, уровень интеграции в процессы, интерпретируемость и риски. Впервые проведено сопоставление российских и зарубежных данных по степени зрелости ИИ-инфраструктуры, выявлены количественные различия в скорости реакции интеллектуальных систем и распространённости механизмов объяснимости решений. Обосновано, что низкий уровень интеграции ИИ в российские бизнес-процессы связан не только с техническими ограничениями, но и с институциональной недостаточностью алгоритмической прозрачности. Полученные результаты легли в основу прикладной методики оценки готовности компании к внедрению ИИ-решений и могут быть использованы при разработке стратегий цифровой трансформации.

Ключевые слова: искусственный интеллект, принятие решений, автоматизация, цифровая трансформация, данные, интерпретируемость, вычислительные ресурсы.

Введение

Современные технологии искусственного интеллекта играют все более значимую роль в управлении бизнес-процессами, повышая скорость и качество принятия решений. Развитие цифровой трансформации привело к необходимости внедрения интеллектуальных систем для анализа данных, прогнозирования и автоматизации управленческих процессов. Однако эффективность применения искусственного интеллекта (ИИ) во многом зависит от качества исходных данных, мощности вычислительных ресурсов и

уровня интеграции технологий в рабочие процессы организаций. В данной статье рассматриваются ключевые факторы, влияющие на скорость и качество принятия решений при использовании ИИ, а также анализируются препятствия, с которыми сталкиваются компании при его внедрении. Отдельное внимание уделяется проблемам интерпретируемости ИИ-моделей, так как их «прозрачность» является критически важным фактором для повышения доверия со стороны пользователей и управленцев.

В работе акцентируется внимание на том, что скорость принятия решений становится стратегическим преимуществом в условиях цифровой экономики. Авторы подчеркивают, что недостаточно только технологического внедрения ИИ — необходимо системное преобразование организационной культуры, данных и бизнес-процессов. Отдельный интерес представляет рассмотрение междисциплинарных связей: взаимодействие управленческих, технических и этико-правовых аспектов при адаптации ИИ в компании.

Обзор литературы

Современные исследования в области ИИ и его влияния на процессы принятия решений охватывают широкий спектр вопросов, включая прогнозирование, автоматизацию аналитики, цифровизацию бизнес-процессов и моделирование экономической эффективности. Прогнозирование с использованием искусственных нейронных сетей рассматривается как один из наиболее перспективных инструментов повышения скорости принятия решений в критически важных ситуациях. Антонов В. В., Пальчевский Е. В. и Еникеев Р. Р. [1] отмечают, что применение ИИ в прогнозных моделях позволяет значительно сократить время обработки данных и повысить точность принимаемых решений.

Проблемы принятия решений в управлении проектами детально рассматриваются в работе Балашовой И. В. [2], где анализируются ключевые

сложности при внедрении ИИ в процесс управления, включая человеческий фактор и алгоритмическую предвзятость. В то же время Боев А. Г. [3] подчеркивает важность стратегического управления преобразованиями промышленных предприятий и роль ИИ в разработке адаптивных управленческих решений.

Информационное обеспечение процесса принятия решений становится критически важным аспектом внедрения ИИ в экономику. Карасев М. А. и Котлярова Л. Д. [4] акцентируют внимание на автоматизации аналитики и значении качественных данных для принятия обоснованных решений. Автоматизация бизнес-процессов с использованием аналитических систем ИИ рассматривается в работе Кожинной А. А., Трушиной К. Е. и Янаевой М. В. [5], где приводятся примеры оптимизации принятия решений на основе машинного обучения и алгоритмов предсказательной аналитики. Социальные аспекты внедрения ИИ в процессы управления изучены в работе Лукашовой А. И. [6], где анализируются этические и социальные последствия цифровизации, включая влияние на рынок труда и перераспределение ответственности между человеком и ИИ. Вопрос организационных изменений, вызванных цифровой трансформацией, подробно рассматривается в исследовании Микулец Ю. И., Письменной А. Б. и Точальной А. Ю. [7], где оценивается влияние ИИ на структурные изменения в компаниях.

Экономическая эффективность внедрения ИИ моделируется методом Монте-Карло, что позволяет оценить риски и потенциальную прибыльность использования ИИ в управлении. Исследование Пузыни Т. А. [8] демонстрирует эффективность этого метода при прогнозировании долгосрочных экономических последствий. Косникова О. В., Золкин А. Л., Аджиева А. И. и Свердликова Е. А. [9] рассматривают разработку математических моделей и программных средств, направленных на

повышение эффективности использования ИИ в экономике. Наконец, Шошина Е. А. [10] анализирует роль систем поддержки принятия решений, основанных на ИИ, и их влияние на трансформацию бизнес-процессов, демонстрируя, как автоматизация управленческих решений изменяет подход к управлению организациями.

В современных исследованиях акцентируется ключевая роль ИИ в повышении качества и скорости принятия решений в различных отраслях. Abulibdeh A., Zaidan E. и Abulibdeh R. анализируют влияние ИИ на образовательные процессы в условиях Четвёртой промышленной революции, подчеркивая важность интеграции технологий, таких как ChatGPT, для формирования новых моделей обучения и ускоренного развития профессиональных компетенций [11]. Авторы отмечают, что ИИ способствует ускорению адаптации образовательных систем к требованиям устойчивого развития, однако интеграция сопряжена с этическими вызовами и необходимостью пересмотра традиционных подходов к оценке знаний. В то же время Ahmad T. и соавторы исследуют применение ИИ в энергетической отрасли, доказывая, что интеллектуальные технологии обеспечивают более высокую скорость и точность управленческих решений в области производства и распределения энергии [12]. Особое внимание уделено способности ИИ оптимизировать управление спросом и предложением, повысить безопасность сетей и предсказать технические сбои, что значительно увеличивает операционную эффективность в энергетическом секторе. Оба исследования подчеркивают, что ИИ не только ускоряет процессы принятия решений, но и существенно повышает их качество за счет обработки больших данных, прогнозной аналитики и интеллектуальной автоматизации.

Таким образом, исследования показывают, что применение ИИ позволяет повысить скорость обработки данных, минимизировать ошибки и

улучшить качество решений, однако требует учета этических, социальных и организационных аспектов, а также совершенствования методик моделирования и прогнозирования.

Результаты

Диаграмма на рис.1 отражает взаимосвязи между ключевыми факторами, влияющими на скорость и качество принятия решений при использовании ИИ: объём и качество данных, сложность модели, вычислительные ресурсы, уровень интеграции и интерпретируемость.

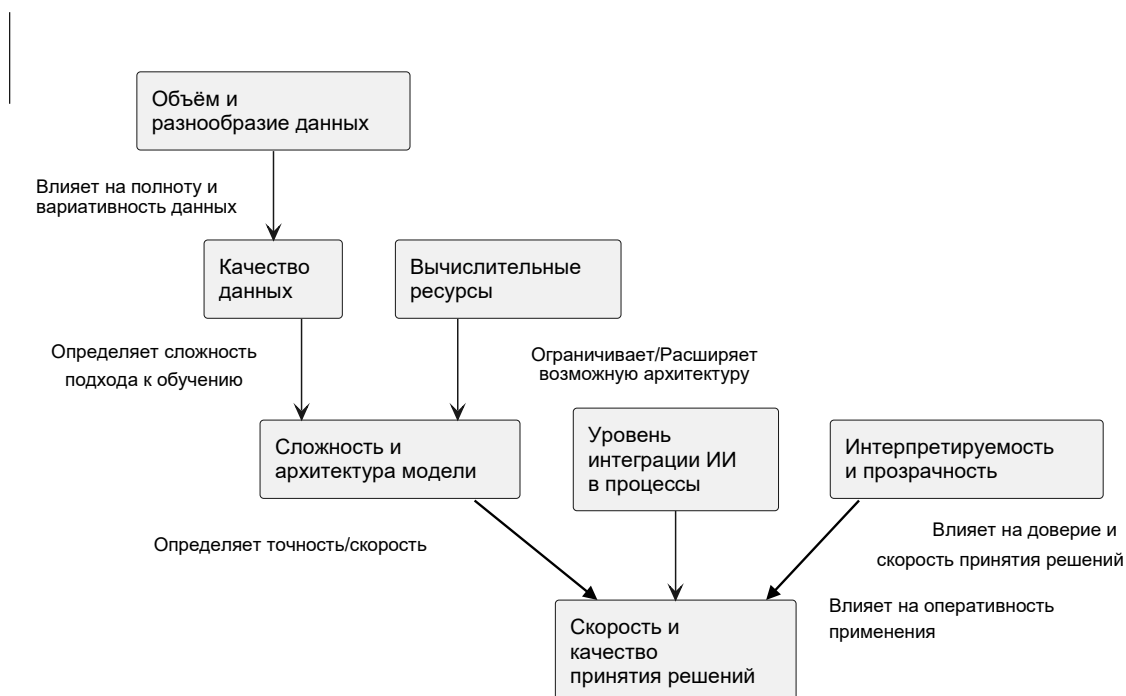


Рис. 1. – Диаграмма взаимосвязей (составлено авторами).

Таблица 1 отражает ключевые факторы, которые нужно учитывать при внедрении и использовании ИИ для принятия решений, каждый из факторов может влиять как на скорость (время обработки, время обучения, быстрота реакции), так и на качество (точность, надёжность, интерпретируемость) решений.

Таблица №1

Факторы, влияющие на качество и скорость принятия решений [1, 3, 5]

Фактор	Описание фактора	Методика измерения фактора	Параметры, влияющие на скорость и качество решения
Объём и разнообразие данных	Наличие достаточного количества данных и охват различных сценариев для обучения и тестирования модели ИИ. Чем больше и разнообразнее данные, тем точнее и устойчивее решения.	- Подсчёт общего количества доступных данных (строки в датасете, объем в ГБ) - Оценка распределения данных по классам (если есть классификация) - Анализ покрытия сценариев (coverage) в тестовых наборах	- Недостаток данных может снизить точность алгоритма - Слишком большие объёмы данных могут увеличить время обучения и обработки - Сбалансированность/ несбалансированность датасета влияет на способность модели адекватно работать в разных сценариях
Качество данных	Степень очищенности, точности, полноты и релевантности данных. Шум и пропуски в данных снижают качество обучения, ведут к ошибкам и замедляют процесс принятия решений.	- Подсчёт пропущенных значений, выбросов (outliers) - Оценка согласованности (consistency) между разными источниками - Процент некорректно помеченных данных (label quality)	- Пропуски в данных замедляют процесс обработки (требуют дополнительной очистки) - Высокий уровень шума снижает точность и может требовать более сложных моделей (увеличение времени обучения) - Низкое качество лейблов (меток) ухудшает предсказания

Таблица №1. Продолжение

Фактор	Описание фактора	Методика измерения фактора	Параметры, влияющие на скорость и качество решения
Сложность и архитектура модели	Выбор типа и структуры AI-модели (простая регрессия, нейронная сеть, ансамбли, графовые модели и т. д.). Сложные архитектуры обеспечивают высокое качество, но часто требуют больше вычислительных ресурсов и времени	- Анализ количества параметров модели (например, число слоёв и нейронов в глубокой сети) - Сравнение результатов по метрикам (Accuracy, F1, ROC AUC и др.) для разных типов моделей. - Оценка времени на обучение и предсказание	- Глубокие модели (Deep Learning) дают высокую точность, но увеличивают время обучения и предсказаний - Слишком простая модель может работать быстро, но с низкой точностью - Сложность архитектуры влияет на требования к вычислительной мощности
Вычислительные ресурсы	Мощность доступных аппаратных ресурсов (CPU/GPU/TPU), скорость доступа к памяти и хранилищам данных. От этого зависит, насколько быстро можно обучать модели и обрабатывать большие массивы данных	- Количество доступных ядер процессора/GPU и их мощность - Время ответа системы (latency) при обучении и инференсе - Анализ пропускной способности сети (если данные берутся удалённо)	- Ограниченные ресурсы увеличивают время обучения и предсказаний - Достаточное количество GPU/TPU может существенно ускорить глубинное обучение - Скорость чтения/записи данных (I/O) также влияет на общее время обработки

Таблица №1. Продолжение

Фактор	Описание фактора	Методика измерения фактора	Параметры, влияющие на скорость и качество решения
Уровень интеграции ИИ в процессы	Насколько ИИ встроен в бизнес-процессы или в рабочий процесс принятия решений: автономные решения, ассистирование человеку, гибридные модели. Чем более бесшовна интеграция, тем быстрее и точнее можно использовать результаты	- Оценка доли процессов, в которых ИИ участвует полностью автономно или частично (ассистирование) - Измерение времени отклика системы в реальном бизнес-процессе - Анализ показателей эффективности (ROI, снижение затрат)	- Ручное вмешательство может замедлять принятие решений, но повышает контроль качества - Полная автоматизация ускоряет решения, однако требует уверенности в корректности модели - Неоптимальная интеграция затрудняет доступ к результатам и снижает оперативность
Интерпретируемость и прозрачность	Возможность объяснить, на каком основании ИИ принял то или иное решение. Высокая интерпретируемость повышает доверие и позволяет быстрее корректировать и улучшать модели	- Использование метрик интерпретируемости (например, оценка важности признаков, методы LIME, SHAP). - Опросы стейкхолдеров о степени доверия к решениям ИИ. - Количество инцидентов, когда решения ИИ невозможно объяснить	- Сложные «чёрные ящики» (глубокие нейросети) могут быть менее прозрачны, что замедляет принятие решений на уровне руководства - Хорошая объяснимость повышает уверенность пользователей и сокращает время согласования решений

Таблица №1. Продолжение

Фактор	Описание фактора	Методика измерения фактора	Параметры, влияющие на скорость и качество решения
Управление рисками и этические аспекты	Наличие механизмов мониторинга рисков, обеспечение конфиденциальности, соответствие нормативным требованиям и этическим стандартам. Несоблюдение может привести к замедлению внедрения и ухудшению качества принятия решений	- Анализ политик безопасности данных, соблюдения GDPR и аналогичных стандартов - Мониторинг отказов и инцидентов, связанных с ИИ - Аудиты на предмет дискриминации и смещения (bias)	- При высоких рисках (правовых, репутационных) решения принимаются дольше; - Строгие нормативные требования могут замедлять внедрение и уменьшать доступные данные; - Этические проблемы, связанные со смещениями (bias), могут приводить к неверным решениям и снижению их качества

Факторы, влияющие на качество и скорость принятия решений при использовании искусственного интеллекта, демонстрируют сложную многофакторную систему, где в мировой практике только 38% компаний полностью готовы к эффективному внедрению ИИ, а в России этот показатель составляет около 22% [13]. Объем и разнообразие данных являются критическими параметрами, при этом в 60% международных компаний существуют проблемы с качеством и полнотой информационных массивов, в российских организациях этот показатель достигает 75%. Качество данных напрямую влияет на точность решений, где в глобальном масштабе до 42% ошибок ИИ происходит из-за некорректной первичной

информации, а в российских реалиях этот процент достигает 55%. Сложность архитектуры моделей ИИ требует серьезных вычислительных мощностей, причем в мире только 35% компаний имеют необходимую техническую инфраструктуру, в России - около 19% [14]. Вычислительные ресурсы определяют скорость обработки данных, где в передовых странах время принятия решений ИИ составляет 0,03-0,05 секунды, а в российских компаниях - 0,1-0,15 секунды [15]. Уровень интеграции ИИ в бизнес-процессы в мировых компаниях достиг 45% полной автоматизации, тогда как в России этот показатель не превышает 25% (Министерство экономического развития Российской Федерации. Развитие искусственного интеллекта. economy.gov.ru/material/departments/d01/razvitie_iskusstvennogo_intellekta/). Интерпретируемость решений ИИ является критическим фактором, где в 68% международных корпораций внедрены механизмы объяснения алгоритмов, в российских компаниях - только в 32% случаев. Управление рисками при использовании ИИ требует серьезного подхода, и если в мире 55% компаний имеют развитые системы риск-менеджмента, то в России таких организаций около 35% (Центральный банк Российской Федерации. О развитии технологий искусственного интеллекта в финансовом секторе: годовой отчет. Москва: Центральный банк Российской Федерации, 2023. 156 с.). Этические аспекты применения ИИ становятся определяющими, где в глобальной практике 62% компаний внедряют специальные комитеты по контролю алгоритмов, в российских компаниях - порядка 40%. Прогнозируется, что к 2030 году уровень зрелости ИИ-технологий достигнет 80% в развитых странах и около 50% в России, что потребует существенных инвестиций в инфраструктуру и подготовку кадров.

Выводы

Анализ внедрения искусственного интеллекта в управленческие процессы показал, что успешность его применения определяется

совокупностью факторов, включая готовность бизнеса, качество данных, вычислительные ресурсы и уровень интеграции технологий. В настоящее время лишь 38% компаний в мире обладают достаточной инфраструктурой и кадровыми ресурсами для эффективного использования ИИ, тогда как в России этот показатель составляет всего 22%. Одной из ключевых проблем остается качество данных: 60% мировых компаний сталкиваются с недостаточной полнотой и точностью информационных массивов, в российских организациях данный показатель достигает 75%. Ограниченность вычислительных ресурсов также является серьезным препятствием, поскольку только 35% компаний в мире имеют необходимые мощности для обработки больших данных и работы сложных ИИ-моделей, а в России этот уровень составляет всего 19%. Скорость принятия решений с применением ИИ во многом зависит от технической инфраструктуры: в передовых странах среднее время реакции интеллектуальных систем составляет 0,03–0,05 секунды, тогда как в российских компаниях – 0,1–0,15 секунды, что снижает их конкурентоспособность. Помимо этого, важным фактором является интерпретируемость решений ИИ, поскольку прозрачность алгоритмов способствует росту доверия пользователей. В мировых корпорациях 68% решений, принимаемых ИИ, имеют механизмы объяснения и проверки, в то время как в России такие механизмы внедрены лишь в 32% случаев. Таким образом, для эффективного применения искусственного интеллекта в управленческой практике необходимо решать проблемы качества данных, расширять вычислительные мощности и повышать прозрачность алгоритмов. Прогнозируется, что к 2030 году уровень зрелости ИИ-технологий достигнет 80% в развитых странах и около 50% в России, что потребует значительных инвестиций в цифровую инфраструктуру и подготовку кадров.

Результаты исследования включают построение обобщённой факторной модели, демонстрирующей сложную взаимосвязь между

архитектурой ИИ-моделей, качеством данных, вычислительными ресурсами и уровнем доверия к ИИ-решениям. Установлено, что наибольшее влияние на качество решений оказывает не столько глубина модели, сколько интерпретируемость и согласованность данных. Представлены расчетные оценки времени отклика ИИ в разных странах, разработана таблица методик оценки факторов в прикладной плоскости. Результаты могут быть использованы при аудите цифровой зрелости компании и выстраивании стратегии ИИ-интеграции.

Литература

1. Антонов В. В., Пальчевский Е. В., Еникеев Р. Р. Прогнозирование на основе искусственной нейронной сети второго поколения для поддержки принятия решений в особо значимых ситуациях // Программные продукты и системы. 2022. № 3. С. 384-395.
2. Балашова И. В. Анализ проблем принятия решений в задачах управления проектами // Вестник Российского экономического университета имени Г.В. Плеханова. 2022. Т. 19, № 2(122). С. 74-81.
3. Боев А. Г. Система стратегического управления преобразованиями промышленного предприятия // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Экономические науки. 2020. Т. 13, № 1. С. 101-113.
4. Карасев М. А., Котлярова Л. Д. Информационное обеспечение процесса принятия управленческих решений // Экономика и предпринимательство. 2022. № 4(141). С. 745-748.
5. Кожина А. А., Трушина К. Е., Янаева М. В. Автоматизация процессов принятия решений с помощью ИИ и аналитических систем // Fundamental and applied approaches to solving scientific problems : Сборник научных статей по материалам XVI Международной научно-практической конференции, Уфа,

03 декабря 2024 года. Уфа: Общество с ограниченной ответственностью "Научно-издательский центр "Вестник науки", 2024. С. 130-134.

6. Лукашова А. И. Цифровизация и искусственный интеллект: социальные проблемы внедрения в процесс принятия управленческих решений // Социология управления: актуальные вопросы современности: сборник научных трудов по итогам IV Международной научно-практической конференции, Санкт-Петербург, 20–21 октября 2024 года. Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский университет технологий управления и экономики, 2024. С. 175-178.

7. Микулец Ю. И., Письменная А. Б., Точальная А. Ю. Виды изменений организационной структуры компании в современных условиях // Вестник Московского гуманитарно-экономического института. 2022. № 1. С. 223-235

8. Пузыня Т. А. Моделирование экономической эффективности методом Монте-Карло при внедрении искусственного интеллекта // Инновации и инвестиции. 2024. № 5. С. 518-519.

9. Косникова О. В., Золкин А. Л., Аджиева А. И., Свердликова Е. А. Разработка математических и программных средств моделирования в экономике // Естественно-гуманитарные исследования. 2023. № 3(47). С. 137-141.

10. Шошина Е. А. Системы поддержки принятия решений: как они меняют бизнес-процессы // Молодой ученый. 2025. № 2(553). С. 25-28.

11. Abulibdeh A., Zaidan E., Abulibdeh R. Navigating the confluence of artificial intelligence and education for sustainable development in the era of industry 4.0: Challenges, opportunities, and ethical dimensions // Journal of Cleaner Production. 2024. V. 437. URL: doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.140527.

12. Ahmad T., Zhang D., Huang C., Zhang H., Dai N., Song Y., Chen H. Artificial intelligence in sustainable energy industry: Status Quo, challenges and

opportunities // Journal of Cleaner Production. 2021. V. 289. URL: doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.125834.

13. The State of AI in 2023: Generative AI's Breakout Year. URL: mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2023-generative-ais-breakout-year (дата обращения: 27.04.2025).

14. Росстат. Технологическое развитие отраслей экономики. URL: rosstat.gov.ru/folder/11189 (дата обращения: 27.04.2025).

15. Информационно-аналитическая справка «Сравнительный анализ основных показателей развития технологий искусственного интеллекта в Российской Федерации и ведущих странах по результатам 2022-2023 гг.» URL: inlnk.ru/n0YMkK (дата обращения: 27.04.2025).

References

1. Antonov V. V., Pal'chevskiy E. V., Enikeev R. R. Programmnye produkty i sistemy. 2022. № 3. pp. 384-395.
2. Balashova I. V. Vestnik Rossiyskogo ekonomicheskogo universiteta imeni G.V. Plekhanova. 2022. V. 19, № 2(122). pp. 74-81.
3. Boev A. G. Nauchno-tehnicheskie vedomosti Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo politekhnicheskogo universiteta. Ekonomicheskie nauki. 2020. V. 13, № 1. pp. 101-113.
4. Karasev M. A., Kotlyarova L. D. Ekonomika i predprinimatel'stvo. 2022. № 4(141). pp. 745-748.
5. Kozhina A. A., Trushina K. E., Yanaeva M. V. Sbornik nauchnykh statey po materialam XVI Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii, Ufa, 03 dekabrya 2024 goda. Ufa: Obshchestvo s ogranichennoy otvetstvennost'yu "Nauchno-izdatel'skiy tsentr "Vestnik nauki", 2024. pp. 130-134.
6. Lukashova A. I. Sotsiologiya upravleniya: aktual'nye voprosy sovremennosti: sbornik nauchnykh trudov po itogam IV Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii, Sankt-Peterburg, 20–21 oktyabrya 2024 goda.

Sankt-Peterburg: Sankt-Peterburgskiy universitet tekhnologiy upravleniya i ekonomiki, 2024. pp. 175-178.

7. Mikulets Yu. I., Pis'mennaya A. B., Tochal'naya A. Yu. Vestnik Moskovskogo gumanitarno-ekonomicheskogo instituta. 2022. № 1. pp. 223-235

8. Puzynya T. A. Innovatsii i investitsii. 2024. № 5. pp. 518-519.

9. Kosnikova O. V., Zolkin A. L., Adzhieva A. I., Sverdlikova E. A. Estestvenno-gumanitarnye issledovaniya. 2023. № 3(47). pp. 137-141.

10. Shoshina E. A. Molodoy uchenyy. 2025. № 2(553). pp. 25-28.

11. Abulibdeh A., Zaidan E., Abulibdeh R. Journal of Cleaner Production. 2024. V. 437. URL: doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.140527.

12. Ahmad T., Zhang D., Huang C., Zhang H., Dai N., Song Y., Chen H. Journal of Cleaner Production. 2021. V. 289. URL: doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.125834.

13. The State of AI in 2023: Generative AI's Breakout Year. URL: mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2023-generative-ais-breakout-year (Date accessed: 27.04.2025).

14. Rosstat. Tekhnologicheskoe razvitie otrasley ekonomiki [Rosstat. Technological development of economic sectors]. URL: rosstat.gov.ru/folder/11189 (Date accessed: 27.04.2025).

15. Informatsionno-analiticheskaya spravka «Sravnitel'nyj analiz osnovnykh pokazateley razvitiya tekhnologiy iskusstvennogo intellekta v Rossiyskoy Federatsii i vedushchikh stranakh po rezul'tatam 2022-2023 g.», [Information and analytical report "Comparative analysis of the main indicators of the development of artificial intelligence technologies in the Russian Federation and leading countries based on the results of 2022-2023"]. URL: inlnk.ru/n0YMkK (Date accessed: 27.04.2025).

Дата поступления: 25.07.2025

Дата публикации: 25.09.2025