

Системы поддержки принятия решений на базе искусственного интеллекта: интеграция, адаптация и оценка эффективности

Сергей Владимирович Савин^{1✉}, Антон Дмитриевич Мурзин²

¹ ООО «Резалт Регион», Ростов-на-Дону, Россия

^{1, 2} Южный федеральный университет, Ростов-на-Дону, Россия

¹ sesavin@sfedu.ru✉, <https://orcid.org/0009-0004-4627-5576>

² admurzin@sfedu.ru, <https://orcid.org/0000-0001-9190-8919>

Аннотация

Цель. Провести комплексный анализ систем поддержки принятия решений (СППР), основанный на технологиях искусственного интеллекта (ИИ), с акцентом на их интеграцию в бизнес-процессы и оценку эффективности.

Задачи. Исследовать главные этапы развития СППР на базе ИИ; определить ключевые показатели эффективности для оценки их финансового, операционного и стратегического воздействия; выбрать основные вызовы при таких внедрениях и долгосрочные эффекты систем; сформулировать рекомендации по повышению их интерпретируемости и адаптивности.

Методология. Авторами применены методы системного анализа, обобщения практического опыта и исследования. Рассмотрены современные тенденции в применении ИИ, успешные кейсы из практики крупных компаний (JPMorgan Chase, General Electric, Amazon) и концепции «J-кривой продуктивности» для анализа долгосрочных эффектов.

Результаты. Интеграция ИИ в СППР дает лучший потенциал в повышении эффективности работы, снижении затрат и повышении качества управленческих решений. Разработана комплексная модель оценки эффективности, включающая в себя и количественные, и качественные показатели.

Выводы. Применение СППР на базе ИИ позволяет не только повысить точность и скорость управленческих решений, но и оптимизировать использование ресурсов, адаптироваться к динамичной рыночной среде. Однако успешная интеграция таких систем требует решения ряда задач, включая повышение качества данных, улучшение интерпретируемости алгоритмов и адаптацию персонала к новым технологиям. Гибридные модели, сочетающие возможности ИИ и когнитивные методы, открывают перспективное направление, способное повысить эффективность и адаптивность СППР в условиях неопределенности. Внедрение предлагаемых подходов приводит к росту конкурентоспособности и устойчивости компаний.

Ключевые слова: системы поддержки принятия решений, искусственный интеллект (ИИ), коэффициент эффективности, интеграция ИИ, J-кривая продуктивности, бизнес-процессы

Для цитирования: Савин С. В., Мурзин А. Д. Системы поддержки принятия решений на базе искусственного интеллекта: интеграция, адаптация и оценка эффективности // Экономика и управление. 2024. Т. 30. № 12. С. 1521–1534. <http://doi.org/10.35854/1998-1627-2024-12-1521-1534>

Artificial intelligence-based decision support systems: Integration, adaptation, and performance evaluation

Sergei V. Savin¹, Anton D. Murzin²

¹ LLC "Rezalt Region", Rostov-on-Don, Russia

^{1, 2} Southern Federal University, Rostov-on-Don, Russia

¹ sesavin@sfedu.ru, <https://orcid.org/0009-0004-4627-5576>

² admurzin@sfedu.ru, <https://orcid.org/0000-0001-9190-8919>

Abstract

Aim. The work aimed to conduct a comprehensive analysis of decision support systems (DSS) based on artificial intelligence (AI) technologies, with an emphasis on their integration into business processes and performance evaluation.

Objectives. The work seeks to study the main stages of AI-based DSS development, to determine key performance indicators for assessing their financial, operational, and strategic impact, to select the main challenges in such implementations and the long-term effects of the systems, as well as to formulate recommendations for improving their interpretability and adaptability.

Methods. The study employed methods of system analysis, generalization of practical experience, and research. The article considers modern trends in the use of AI, successful cases from the practice of large companies (JPMorgan Chase, General Electric, Amazon), and the concept of the J-curve productivity for analyzing long-term effects.

Results. The integration of AI into DSS provides the best potential for increasing work efficiency, reducing costs, and improving the quality of management decisions. A comprehensive efficiency assessment model has been developed, which includes both quantitative and qualitative indicators.

Conclusions. AI-based DSS can be used not only to increase the accuracy and rate of management decisions, but also to optimize the resource utilization and adapt to a fast-paced market environment. However, successful integration of such systems requires solving a number of problems, including improvement of data quality, enhancement of the interpretability of algorithms, and adapting the personnel to new technologies. Hybrid models that combine AI capabilities and cognitive methods open up a promising direction capable of improving the efficiency and adaptability of DSS under conditions of uncertainty. The implementation of the proposed approaches leads to increased competitiveness and sustainability of companies.

Keywords: decision support systems, artificial intelligence (AI), efficiency ratio, AI integration, J-curve of productivity, business processes

For citation: Savin S.V., Murzin A.D. Artificial intelligence-based decision support systems: Integration, adaptation, and performance evaluation. *Ekonomika i upravlenie = Economics and Management*. 2024;30(12): 1521-1534. (In Russ.). <http://doi.org/10.35854/1998-1627-2024-12-1521-1534>

Введение

В условиях современной быстро изменяющейся бизнес-среды способность компаний принимать оперативные и обоснованные управленческие решения является критически важным фактором конкурентоспособности. Процессы глобальной цифровизации и усиление конкурентной среды требуют от организаций мобильности, гибкости и стратегической дальновидности при принятии ключевых решений. В этом контексте важную роль играют инструменты поддержки принятия решений, основанные на технологиях искусственного интеллекта (далее — ИИ). Они обеспечивают автоматизацию

и ускорение процессов анализа больших данных, что позволяет компаниям принимать более точные и своевременные решения. Согласно исследованию Gartner, более 37 % компаний в мире уже внедрили подобные продукты, что позволило увеличить производительность на 20 % и сократить затраты на принятие решений в среднем на 25 % [1].

Актуальность исследования обусловлена растущим спросом на инструменты, способные повысить точность и оперативность принятия решений в условиях высокой неопределенности и нестабильной рыночной конъюнктуры. Основным вызов состоит в интеграции ИИ в существующие бизнес-процессы и необходимости объективной

оценки влияния таких систем на производительность компаний. Нами рассмотрены системы поддержки и принятия решений (далее — СППР) на базе ИИ, а предметом исследования выступает процесс их создания, внедрения и последующей оценки эффективности в контексте управленческой деятельности.

В настоящем исследовании предлагаем детальный анализ практических аспектов разработки и применения СППР на базе ИИ. Охарактеризованы современные тренды использования ИИ для поддержки управленческих решений, проанализированы ключевые методики и технологии, применяемые в таких системах, их преимущества и ограничения. В частности, исследование McKinsey показывает, что успешное внедрение ИИ может увеличить прибыль компаний на 5–10 %, ускоряя процессы принятия решений до 30 % [2; 3]. Разработана интегрированная модель оценки эффективности СППР, которая объединяет как технические аспекты, так и влияние на бизнес-процессы и общую продуктивность организации. Модель включает в себя финансовые, операционные и стратегические показатели, позволяя всесторонне оценивать эффект от внедрения СППР.

Цель исследования заключается в предоставлении комплексного анализа состояния и перспектив развития СППР на базе ИИ, а также в формулировании практических рекомендаций по их созданию, интеграции и оценке эффективности. Полученные результаты будут полезны как для специалистов по внедрению ИИ в бизнес-процессы, так и для исследователей, анализирующих влияние цифровых технологий на управление организациями.

Обзор литературы

В течение последних нескольких лет наблюдается стремительный рост интереса к применению технологий ИИ в СППР. В условиях быстро изменяющейся деловой среды ИИ-технологии становятся значимым инструментом для ускорения процесса принятия решений и повышения их точности. По данным Gartner (2023) [1], внедрение этих технологий увеличивает скорость принятия решений на 25–30 % и повышает их точность на 35 %, что особенно важно для управления в условиях неопределенности. Примером такого применения служит ком-

пания Walmart, которая использует ИИ для прогнозирования спроса и оптимизации запасов, снижая операционные расходы и повышая эффективность логистики.

Как пишут Оппиоли и его коллеги (2023), ИИ-системы активно применяют для классификации данных и прогнозирования решений, что значительно повышает эффективность информационных систем [4]. Эти системы позволяют менеджерам принимать обоснованные решения на базе анализа больших объемов данных, что особенно актуально в условиях динамически изменяющихся рыночных условий. Тем не менее такие системы остаются уязвимыми к проблемам интерпретации и предвзятости данных. Для решения указанных проблем необходимы более прозрачные алгоритмы, такие как объяснимый ИИ (XAI), который предоставляет пользователю объяснение принятого решения. Например, Amazon XAI помогает анализировать причины выбора поставщиков и снижает риски неправильного выбора партнеров, что существенно повышает доверие к системе.

Дуан и др. (2019) утверждают, что существующие системы ИИ в области управления характеризуются узкой специализацией и ограниченной способностью к адаптации в различных организационных контекстах [5]. Специализированные модели не обладают достаточной гибкостью для работы в условиях быстро изменяющихся данных. Решение этой проблемы видится в развитии гибридных архитектур, сочетающих когнитивные и ИИ-технологии. Примером может служить использование самообучающихся систем, которые способны адаптироваться к изменяющимся условиям в реальном времени. В России компания «Яндекс» активно работает над развитием гибридных архитектур ИИ, позволяющих адаптироваться к изменяющимся условиям и прогнозировать изменения инфраструктуры [1].

Проблема интерпретируемости решений ИИ остается ключевым барьером для их широкого применения. В исследовании Баредо Арриета и др. (2020) сделан акцент на сложности объяснения решений, принимаемых системами ИИ [6]. Это особенно значимая проблема в таких областях, как медицина и финансы, в которых необходима высокая степень ответственности. Например, в финансовом секторе использование ИИ для кредитного скоринга требует прозрачных объяснений решений, особенно в случае

отказа. Это подтверждается практикой европейских финансовых институтов, таких как Deutsche Bank, в которых требуются прозрачные объяснения для клиентов. В России Т Банк использует ИИ для автоматизации кредитного скоринга, что ускоряет обработку заявок, но требует прозрачных объяснений решений для клиентов, особенно в случае отказа [7]. Это говорит о важности разработки объяснимого ИИ для повышения доверия пользователей.

Этические аспекты применения ИИ также имеют важное значение. Флориди и др. (2018) обсуждают вопросы ответственности ИИ-систем, обращая внимание на то, что механизмы регулирования и ответственности за решения, принимаемые ИИ, остаются недостаточно разработанными [8]. В Европе принят Artificial Intelligence Act, который вводит правила для разработки и использования ИИ с высокой степенью риска. В России принимают аналогичные меры. Так, разработка нормативных актов, подобных Artificial Intelligence Act, является важным шагом для безопасного применения ИИ в корпоративных процессах.

Одновременно вопрос адаптации ИИ-систем к изменениям внешней среды остается актуальным. Бенбиа и др. (2020) указывают на то, что многие СППР на базе ИИ не могут эффективно реагировать на динамические изменения в реальном времени [9]. Адаптивные ИИ-модели, которые используют, например, в логистике Amazon, позволяют системе обучаться и подстраиваться под изменения данных, что значительно повышает эффективность решений. Эти решения требуют постоянного мониторинга и корректировки, чтобы оставаться актуальными.

ИИ-технологии также широко применяются в управлении ресурсами и цепочками поставок. Исследование Уамба и др. (2021) подтверждает, что они помогают оптимизировать управление поставками и снижать операционные расходы [10]. Например, в Procter & Gamble внедрили ИИ-инструментарий для повышения точности прогнозирования и снижения затрат на производство, что помогло адаптировать процессы управления запасами к глобальной нестабильности поставок. Тем не менее качество данных остается значимым фактором: ошибки или неполнота данных могут привести к неверным прогнозам. Развитие систем мониторинга данных в реальном

времени — приоритет для повышения надежности таких решений.

Применение ИИ для автоматизации управленческих процессов также получило значительное развитие. Стойкова и Шакев (2023) считают, что ИИ ускоряет принятие решений и повышает их точность [11]. Компании, такие как General Electric, используют его для прогнозирования возможных поломок оборудования, что сокращает затраты на обслуживание и увеличивает срок службы машин. Однако автоматизация требует значительных инвестиций для поддержания актуальности данных, что делает необходимыми регулярный мониторинг и обновление ИИ-систем.

Искусственные нейронные сети (далее — ИНС) продолжают занимать лидирующие позиции среди методов машинного обучения, благодаря способности анализировать большие объемы данных и выявлять скрытые закономерности [12; 13; 14]. Однако их основная проблема заключается в сложности интерпретации решений, принятых с помощью ИНС. Развитие объяснимого ИИ и методов интерпретации результатов эксплуатации нейронных сетей станет важным шагом для повышения доверия к этим системам. В России МТС активно использует ИНС для оптимизации сетевых ресурсов и повышения качества обслуживания клиентов [7].

Технология автоматизированного машинного обучения (AutoML) приобретает все большее значение, поскольку снижает барьеры для внедрения ИИ, делая его доступным для малого и среднего бизнеса [15; 16]. AutoML автоматизирует процесс разработки и оптимизации моделей, что значительно упрощает интеграцию ИИ в бизнес-процессы. Однако, несмотря на преимущества, модели AutoML могут не учитывать специфические потребности тех или иных предприятий, что снижает их эффективность в нестандартных ситуациях. В России Ростелеком использует AutoML для автоматизации процессов обслуживания и управления ресурсами, что позволяет компаниям адаптироваться к изменениям в реальном времени и оптимизировать рабочие процессы [7; 17].

Таким образом, технологии ИИ играют ключевую роль в современных СППР, предоставляя возможности для повышения скорости и точности управленческих процессов. Но, несмотря на очевидные преимущества,

перед бизнесом остаются актуальными ряд вызовов: интерпретируемость, адаптивность и вопросы этики, связанные с ответственностью ИИ-систем. Препятствия в виде сложности интерпретации решений и их адаптации к быстро изменяющимся условиям требуют дальнейших разработок и внедрения гибридных моделей ИИ, способных обучаться в реальном времени.

Методология создания и внедрения СППР

Создание СППР на базе ИИ — многоэтапный процесс, сочетающий в себе технические и управленческие аспекты. Успешное внедрение требует тесного взаимодействия с пользователями и постоянного улучшения функциональности системы на каждом этапе. Важно детализировать ключевые этапы создания и внедрения СППР, чтобы обеспечить ее эффективную интеграцию в бизнес-процессы, как видно на рисунке 1.

1. Формулирование целей и определение требований. На начальном этапе нужно четко определить задачи, которые будет решать предлагаемый продукт, а также данные, необходимые для его работы. Эта стадия включает в себя выбор ИИ-алгоритмов (машинное обучение, нейронные сети и др.) и функций, таких как анализ данных, предсказания или принятие решений. Четкое понимание этих аспектов способствует дальнейшей интеграции системного функционала в корпоративные процессы. Например, Сбербанк применяет СППР для анализа кредитных историй и транзакций клиентов, что помогает прогнозировать дефолты и снижать кредитные риски [7].

2. Сбор и подготовка данных. Качество исходной информации напрямую влияет на точность работы ИИ. На этом этапе важно выявить все источники данных, собрать, очистить и нормализовать их. Недостатки в сведениях могут привести к искажению прогнозов и ошибкам в принятии решений. Примером успешной подготовки данных служит платформа Predix от General Electric, которая собирает сведения с производственного оборудования для проведения предиктивного обслуживания, что снижает риски простоев [18; 19; 20].

3. Разработка и обучение моделей ИИ. Этот этап включает в себя создание ИИ-моделей, которые будут анализировать данные и принимать решения. В зависимости от задач могут быть использованы нейрон-

ные сети, методы машинного обучения или нечеткая логика. Модели проходят обучение на подготовленных данных, а затем проверяются и валидируются. Например, JPMorgan Chase использует программный продукт COiN для автоматизации анализа юридических документов, что позволяет снизить трудозатраты и ошибки, связанные с человеческим фактором [21].

4. Интеграция в ИТ-инфраструктуру. После разработки модели важно интегрировать ее в существующую ИТ-инфраструктуру компании. Следует обучить пользователей для эффективной эксплуатации созданного продукта. Например, в Amazon интеграция такого продукта для управления цепочками поставок сокращает время доставки и снижает операционные расходы [22].

5. Тестирование и валидация. Тестирование — это проверка соответствия системы поставленным задачам. Оно включает в себя оценку точности прогнозов, стабильности работы при разных сценариях и производительности. В процессе тестирования могут быть внесены коррективы для улучшения работы программного продукта. Так, корпорация Procter & Gamble внедрение этого комплекса для управления запасами помогло значительно улучшить прогнозы и снизить затраты на производство [10].

6. Внедрение и мониторинг. Финальная стадия — внедрение в рабочие процессы. Необходимо постоянное наблюдение за работой для выявления проблем и оперативно внесения улучшений. В логистике такие программные продукты помогают снижать затраты и улучшать качество. Примером служит корпорация Amazon, которая активно использует ИИ-решения для оптимизации логистики [22], как показано на рисунке 1.

Архитектура СППР включает в себя ряд ключевых компонентов, каждый из которых выполняет определенную роль для обеспечения эффективности работы системы.

1. Модуль сбора и предобработки данных отвечает за их сбор, очистку и нормализацию. Это особенно значимый этап, поскольку качество информации напрямую влияет на точность подготавливаемых рекомендаций.

2. Модуль анализа и обработки данных на базе алгоритмов машинного обучения анализирует данные и формирует прогнозы. Например, байесовские сети используются для оценки рисков, а оптимизационные

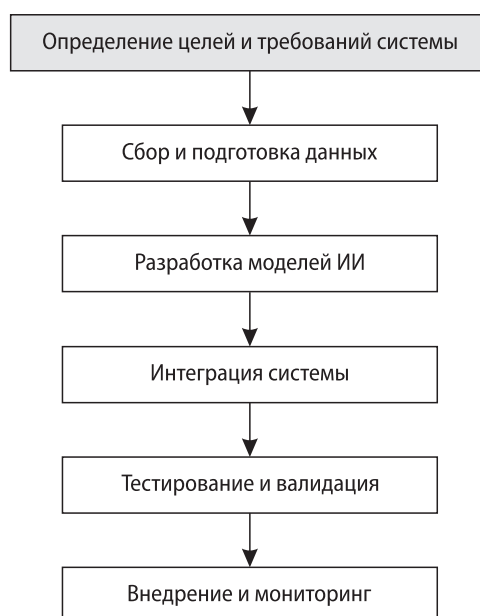


Рис. 1. Методология внедрения СППР
Fig. 1. DSS implementation methodology

Источник: собственные исследования.

алгоритмы — для нахождения оптимальных решений при ограниченных ресурсах.

3. Модуль принятия решений. Этот компонент на базе данных и результатов анализа формирует рекомендации для выработки управленческих рекомендаций. Важное значение имеют экспертные системы, которые могут дополнять ИИ-рекомендации на основе опыта специалистов.

4. Пользовательский интерфейс: удобный интерфейс помогает пользователям легко интерпретировать результаты анализа и принимать решения на их основе.

5. Модуль самообучения и адаптации. Этот компонент позволяет моделям ИИ адаптироваться к новым данным и трансформирующимся условиям, что повышает долгосрочную продуктивность рассматриваемых программных продуктов. На наш взгляд, наиболее действенным подходом выступает использование гибридных моделей контекстуального обучения и самообучающихся алгоритмов. Это обеспечивает повышенную гибкость и адаптивность ИИ-механизмов, позволяя им оперативно реагировать на изменения внешней среды, адаптироваться к новым данным в реальном времени. В отличие от традиционных моделей, требующих ручной корректировки, гибридные способны самостоятельно оптимизировать свои алгоритмы, что повышает их продуктивность в условиях быстро из-

меняющегося рынка. Это особенно значимо для таких отраслей, как финансы и логистика, в которых точность и скорость прогнозов имеют решающее значение.

6. Модуль безопасности и защиты данных обеспечивает безопасность данных, предотвращение несанкционированного доступа и соответствие нормативным требованиям.

Таким образом, в целях повышения качества и адаптивности СППР целесообразно рассмотреть следующие инструменты:

- гибридные модели контекстуального обучения — они адаптируются в режиме реального времени и учитывают внешние факторы, что делает их особенно полезными в условиях высокой неопределенности. В финансовом секторе это может улучшить точность прогнозов с учетом рыночных изменений;

- алгоритмы самообучения, базирующиеся на нейронных сетях, могут самостоятельно оптимизировать процессы. Это, например, происходит в логистике. В данной сфере они способствуют оптимизации маршрутов с учетом дорожных условий;

- модуль динамической адаптации — позволяет системе быстро реагировать на изменения в бизнес-среде, автоматически корректируя алгоритмы и минимизируя риски.

Эти усовершенствования делают СППР более адаптивными и надежными инструментами для управления бизнесом в различных

Эффективность внедрения ИИ
Table 1. AI implementation efficiency

Компания	Сокращение времени доставки, %	Снижение затрат, %	Повышение точности, %
Amazon	25	30	25
JPMorgan Chase	0	40	35
General Electric	0	30	20

Источник: [3].

отраслях, способствуя повышению их продуктивности и конкурентоспособности.

На практике эксплуатация механизмов поддержки выработки рекомендаций на базе ИИ демонстрирует значительные успехи в разных отраслях, обеспечивая не только рост операционной эффективности, но и достижение стратегических целей компаний. Приведем несколько примеров.

1. Финансовый сектор. Система COiN в JPMorgan Chase сократила трудозатраты на анализ документов, что позволило обработать объем данных, который ранее требовал 360 тыс. рабочих часов, за несколько секунд [21].

2. Производство. Predix от General Electric помогает предсказать возможные отказы оборудования и уменьшить время простоев, снижая затраты на внеплановые ремонты [18; 20].

3. Логистика. В Amazon похожий механизм оптимизирует маршруты доставки, снижая операционные расходы и сокращая время доставки [22].

Эти результаты дают возможность увидеть, каким образом применение ИИ в оптимизации цепочек поставок помогает фирме удерживать лидерские позиции на высококонкурентном рынке, сохраняя высокий уровень клиентской лояльности и снижая издержки, что отражено в таблице 1.

Приведенные примеры позволяют увидеть, как использование СППР на основе ИИ положительно воздействует на разные аспекты работы фирм, от роста точности принимаемых решений и оптимизации внутренних процессов до сокращения издержек и увеличения выручки. В каждом случае их внедрение представляет собой значимый инновационный проект, помогающий хозяйствующим субъектам эффективнее реагировать на современные вызовы и достигать стратегических целей.

Результаты

Интегрирование механизмов поддержки принятия решений, основанных на технологиях ИИ, требует не только тщательной разработки и имплементации в бизнес-процессы, но и всестороннего оценивания параметров их качества. Традиционные методы часто сосредоточены на отдельных показателях, таких как финансовая рентабельность или производительность системы. Но для более полного понимания воздействия СППР на организацию целесообразно учитывать более широкий набор факторов, в том числе стратегическое влияние, удовлетворенность сотрудников и клиентов, потенциал для инноваций.

Предлагаем многомерный подход к оценке, включающий в себя как численные, так и качественные показатели. Модель построена на четырех ключевых аспектах, каждый из которых содержит набор ключевых показателей эффективности (KPI), оцениваемых по десятибалльной шкале.

Общая результативность функционирования рассчитывается как взвешенная сумма всех оценок, что позволяет учитывать стратегические приоритеты компании и адаптировать модель к ее специфическим условиям. Финансовая эффективность включает в себя ряд показателей, в том числе рентабельность инвестиций (ROI), сокращение операционных затрат и повышение точности финансового прогнозирования. Операционная — измеряется такими параметрами, как сокращение времени на принятие решений, повышение точности прогнозов, оптимизация использования ресурсов и снижение ошибок в рабочих процессах.

Стратегическое влияние выражено в улучшении конкурентной позиции компании, разработке и внедрении новых бизнес-моделей, повышении инновационного потенциала и долгосрочного стратегического

САВИН С. В., МУРЗИН А. Д. Системы поддержки принятия решений на базе искусственного интеллекта: интеграция, адаптация и оценка эффективности

Оценка эффективности
Table 2. Efficiency assessment

Аспект	Показатели
Финансовая эффективность	Рентабельность инвестиций (ROI), сокращение затрат, повышение точности прогнозирования
Операционная эффективность	Сокращение времени на принятие решений, оптимизация ресурсов, снижение ошибок
Стратегическое влияние	Улучшение конкурентной позиции, внедрение новых бизнес-моделей, повышение инновационного потенциала
Организационное воздействие	Удовлетворенность сотрудников, улучшение корпоративной культуры, развитие компетенций, улучшение коммуникаций

Источник: составлено авторами на основе собственных исследований.

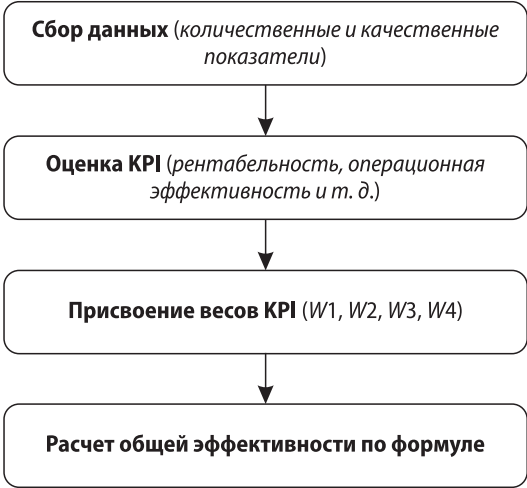


Рис. 2. Этапы оценки эффективности СППР
Fig. 2. DSS efficiency assessment stages

Источник: составлено авторами на основе собственных исследований.

планирования. Организационное воздействие включает в себя такие аспекты, как повышение удовлетворенности сотрудников, укрепление корпоративной культуры, развитие профессиональных компетенций и улучшение внутрикорпоративных коммуникаций.

Рассматриваемая оценочная модель позволяет учитывать объективные и субъективные факторы. Так, финансовые и операционные аспекты можно легко измерить количественно, а стратегическое и организационное влияние часто требуют экспертной оценки.

Это делает диагностику гибкой и адаптируемой к разным потребностям компаний, хотя и вводит элемент субъективности, особенно при оценивании качественных показателей. Весовые коэффициенты помогают учитывать приоритеты фирм, и их значение должно постоянно пересматриваться по мере изменения стратегических задач, как следует из таблицы 2.

Количественные показатели, такие как ROI или сокращение времени на принятие решений, рассчитываются с использованием ряда формул и нормализуются по десятибалльной шкале. Качественные показатели оценивает экспертная группа, тоже по десятибалльной шкале, что позволяет учитывать субъективные факторы, в частности удовлетворенность сотрудников или стратегическую гибкость компании.

Весовые коэффициенты определяют в зависимости от стратегических приоритетов. Это делает модель адаптивной к различным организационным контекстам, как видно на рисунке 2.

Для расчета общей эффективности используют следующую формулу:

$$\begin{aligned} \text{Общая эффективность} = & (W1 \times FE + \\ & + W2 \times OE + W3 \times SI + W4 \times OI) / \\ & / (W1 + W2 + W3 + W4), \end{aligned} \tag{1}$$

где *FE* — оценка финансовой эффективности;

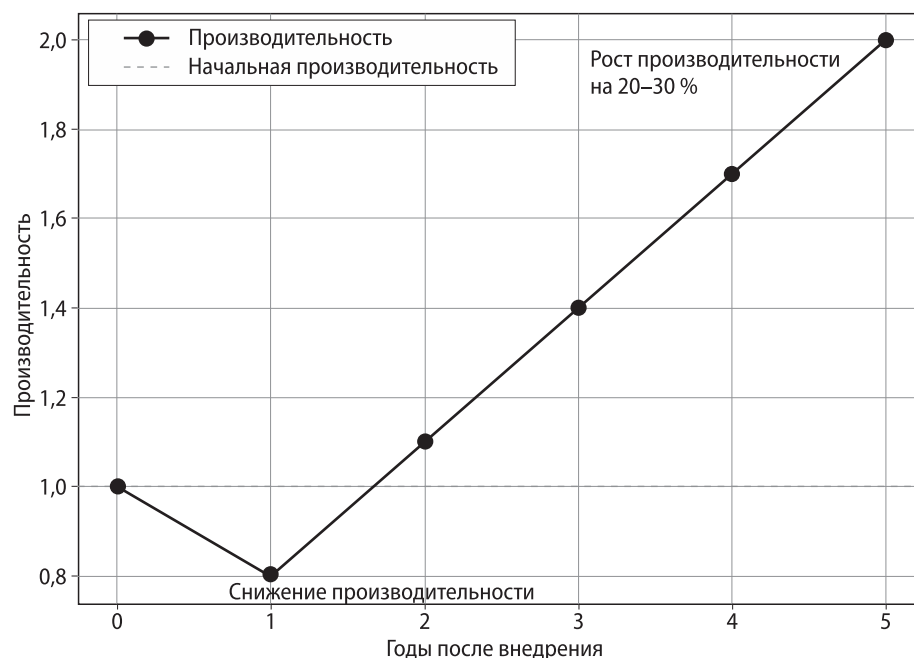


Рис. 3. J-кривая продуктивности при внедрении СППР
Fig. 3. J-curve of productivity when implementing DSS

Источник: составлено авторами на основе собственных исследований.

OE — оценка операционной эффективности;

SI — оценка стратегического влияния;

OI — оценка организационного воздействия;

W1, W2, W3, W4 — соответствующие весовые коэффициенты.

Примером финансовой эффективности может служить внедрение системы COiN в JPMorgan Chase, при которой ИИ-система позволила сократить трудозатраты на 40 % и повысить точность анализа документов на 35 %, что привело к значительному снижению операционных расходов [21]. Операционная эффективность проявляется в таких примерах, как внедрение ИИ для управления логистическими процессами в Amazon, при котором время доставки сокращено на 25 %, а операционные расходы снижены на 30 % [22].

Несмотря на значительные успехи, внедрение СППР сопряжено с рисками. Например, эти системы слишком зависят от качества данных, на которых они обучаются и функционируют. Ошибки в данных могут приводить к неверным прогнозам, что особенно значимо для таких отраслей, как финансы или логистика, в которых неверные решения могут привести к значительным убыткам. Примером может служить случай, в котором неверно настроенные алгоритмы

ИИ в финансовых организациях могут ошибочно отказать в кредите клиентам с высоким уровнем платежеспособности. Это уже произошло в ряде банков Европы, включая Deutsche Bank [6].

Особое внимание следует уделить долгосрочным эффектам использования СППР. Применение концепции «J-кривой продуктивности» помогает оценить долговременные эффекты их имплементации. На начальном этапе возможен спад производительности из-за затрат на обучение сотрудников и адаптацию систем. Однако через один-два года системы ИИ могут привести к росту операционной эффективности на 20–30 % [23; 24]. Например, исследование в производственной отрасли показало, что внедрение платформы Predix в General Electric сократило время простоя оборудования на 30 % и снизило затраты на внеплановые ремонты на 20 % [18; 20].

Стоит учитывать, что этот эффект не всегда гарантирован, как видно на рисунке 3. В отдельных случаях адаптация ИИ-систем может затянуться из-за сложности интеграции или недостаточной подготовки персонала. Это может продлить фазу снижения производительности. К тому же фирмы могут столкнуться с непредвиденными проблемами при интегрировании ИИ, связанными с культурными барьерами или сопротив-

лением со стороны сотрудников, что будет тормозить процесс адаптации.

Среди самых перспективных направлений — комбинированные гибридные модели, объединяющие аналитические возможности ИИ с когнитивными способностями человеческого мышления. Это открывает новые горизонты для принятия решений в условиях значительной неопределенности. Например, исследование Уейзер и Круг (2023) показывает, что такие инструменты особенно действенны при работе с плохо структурированными данными, при которых традиционные ИИ-алгоритмы оказываются недостаточно гибкими [25].

Прикладное применение таких механизмов демонстрирует высокую эффективность в разных отраслях, в частности в финансовом секторе. Например, исследование Афзал и др. (2019) показало, что гибридные системы, использующие комбинацию нечеткой логики и байесовских сетей, способны снизить ошибки при прогнозировании рыночных трендов на 15–20 %, что существенно снижает риски инвесторов в условиях высокой изменчивости рынка [23]. Эти примеры говорят о необходимости и актуальности применения комбинированных моделей для повышения адаптивности СППР.

Несмотря на очевидные преимущества, интегрирование подобного инструментария в функционирование хозяйствующего субъекта требует значительных ресурсов, в том числе временных и финансовых вложений, а также существенного уровня компетенции сотрудников. Кроме того, они не всегда способны качественно адаптироваться к высокодинамичным изменениям в реальном времени, что затрудняет их использование в быстро изменяющихся рыночных условиях.

Предложенная модель оценки эффективности предоставляет широкий подход к оценке воздействия ИИ на бизнес-процессы компании. Примеры из практики, в частности использование ИИ-инструментария в JPMorgan Chase, Amazon и General Electric, демонстрируют значительные улучшения в операционной и финансовой эффективности. Однако следует помнить о том, что успех внедрения зависит от качества данных и правильной системной интеграции в бизнес-процессы.

Развитие гибридных моделей, сочетающих в себе возможности ИИ и когнитивных вычислений, формирует новые перспективы

для повышения гибкости и адаптивности СППР. Тем не менее, как показывает практика, их интеграция требует значительных ресурсов и должна сопровождаться тщательной подготовкой сотрудников, адаптацией процессов. В долговременной перспективе они могут стать ключевым инструментом повышения конкурентоспособности и устойчивости компаний в условиях постоянно изменяющейся рыночной обстановки.

Обсуждение

Таким образом, результаты исследования подтверждают значимость СППР с использованием ИИ для повышения эффективности управления в различных отраслях. Сравнивая наши выводы с выводами, сделанными в ранее опубликованных исследованиях, можно утверждать, что внедрение СППР действительно способствует улучшению операционных и финансовых показателей компаний. Например, обратим внимание на данные нашего исследования, демонстрирующие сокращение времени на принятие решений и снижение операционных затрат. Это согласуется с выводами Gartner (2023), которые указывают на улучшение (20–30 %) управленческих процессов благодаря использованию ИИ-технологий.

Гипотеза о том, что интеграция ИИ в бизнес-процессы ведет к повышению точности прогнозов и оптимизации ресурсов, подтверждается. Однако стоит помнить и о ряде ограничений (зависимости от качества данных, сложности интерпретации решений), что указывает на необходимость улучшения интерпретируемости ИИ.

Ограничения в исследовании связаны и с ограниченностью количества кейсов на рынке. Однако, считаем, что в будущих исследованиях стоит уделить больше внимания именно гибридным моделям ИИ и их адаптации к изменениям. Внедрение ИИ не всегда приводит к мгновенному повышению эффективности, что подтверждает концепция «J-кривой продуктивности», при которой на начальном этапе возможен спад производительности.

Таким образом, наши результаты подтверждают гипотезу о том, что СППР на базе ИИ имеют высокий потенциал для улучшения управленческих процессов, но требуют дальнейших разработок для решения вопросов интерпретации, качества данных и адаптивности. Наши выводы совпадают

с исследованием Уамба и др. (2021), которое говорит о важности разработки более прозрачных алгоритмов и гибридных моделей.

Выводы

Внедрение СППР, основанных на технологиях ИИ, становится ключевым шагом для современных организаций, стремящихся повысить качество исполнения своих управленческих процедур в условиях нарастающей неопределенности и динамично изменяющейся внешней среды. Результаты исследования подтвердили, что СППР заметно влияют на улучшение качества и скорости принятия решений, оптимизацию использования ресурсов, повышение конкурентоспособности компаний на рынке. Их внедрение не только улучшает текущие операционные показатели, но и ускоряет процесс адаптации этих хозяйствующих субъектов к новым рыночным условиям.

Вместе с тем процесс этой интеграции связан с рядом вызовов, которые необходимо учитывать. Одной из ключевых сложностей выступает высокая зависимость работы ИИ-алгоритмов от качества и достоверности данных. Низкое качество негативно влияет на точность решений, что особенно значимо для таких отраслей, как финансы и логистика.

Интерпретация результатов работы ИИ требует высококвалифицированных специалистов, способных, во-первых, объяснять; во-вторых, корректировать действия моделей. Чрезмерная зависимость от

ИИ-инструментов может ухудшить гибкость осуществления управленческих функций, что имеет особое значение в нестандартных ситуациях, в которых человеческий фактор и интуиция могут выполнять решающую роль.

Для решения этих задач в статье предложена интегрированная модель оценки эффективности СППР, объединяющая не только экономические показатели, но и организационные и стратегические аспекты. Она позволяет комплексно оценивать продуктивность их эксплуатации с учетом влияния на разные сферы деятельности организации, что дает возможность не только измерить текущие результаты, но и заложить основу для дальнейшего стратегического планирования.

Представляется, что перспективными направлениями развития являются внедрение более «продвинутых» методов машинного обучения и разработка ИИ-моделей с повышенной интерпретируемостью и прозрачностью для конечных пользователей. В частности, совершенствование объяснимого ИИ (ХАИ) станет, на наш взгляд, важным шагом для увеличения доверия к рассмотренным системам и расширения их использования в особенно значимых отраслях. В любом случае, несмотря на существующие вызовы, потенциал СППР для трансформации управленческих процессов остается чрезвычайно высоким. Они становятся неотъемлемой частью успешного управления в условиях цифровой экономики, предлагая новые возможности для повышения эффективности, адаптивности и устойчивости бизнеса.

Список источников

1. Gartner top 10 strategic technology trends for 2024 // Gartner. 2024. URL: <https://www.gartner.com/en/articles/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2024> (дата обращения: 11.09.2024).
2. Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies // American Economic Journal: Macroeconomics. 2021. Vol. 13. No. 1. P. 333–372. DOI: 10.1257/mac.20180386
3. The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value // McKinsey & Company. May 30, 2023. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai> (дата обращения: 12.09.2024).
4. Oppioli M., Sousa M. J., Sousa M., de Nuccio E. The role of artificial intelligence for management decision: A structured literature review // Management Decision. 2023. DOI: 10.1108/MD-08-2023-1331
5. Duan Y., Edwards J. S., Dwivedi Y. K. Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data — evolution, challenges and research agenda // International Journal of Information Management. 2019. Vol. 48. P. 63–71. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021
6. Barredo Arrieta A., Díaz-Rodríguez N., Del Ser J., et al. Explainable artificial intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI // Information Fusion. 2020. Vol. 58. P. 82–115. DOI: 10.1016/j.inffus.2019.12.012
7. Искусственный интеллект в России в 2023 году: тренды и перспективы // ICT.Moscow. 2023. URL: <https://ict.moscow/projects/ai/research/iskusstvennyi-intellekt-v-rossii-v-2023-godu-trendy-i-perspektivy/> (дата обращения: 12.09.2024).

8. Floridi L., Cows J., Beltrametti M., et al. AI4People — An ethical framework for a good AI society: opportunities, risks, principles, and recommendations // *Minds and Machines*. 2018. Vol. 28. No. 4. P. 689–707. DOI: 10.1007/s11023-018-9482-5
9. Benbya H., Pachidi S., Jarvenpaa S. Special issue editorial: Artificial intelligence in organizations: Implications for information systems research // *Journal of the Association for Information Systems*. 2021. Vol. 22. No. 2. P. 282–303. DOI: 10.17705/1jais.00662
10. Wamba S. F., Bawack R. E., Guthrie C., Queiroz M. M., Carillo K. D. A. Are we preparing for a good AI society? A bibliometric review and research agenda // *Technological Forecasting and Social Change*. 2021. Vol. 164. Article 120482. DOI: 10.1016/j.techfore.2020.120482
11. Stoykova S., Shakev N. Artificial intelligence for management information systems: Opportunities, challenges and future directions // *Algorithms*. 2023. Vol. 16. No. 8. P. 357. DOI: 10.3390/a16080357
12. Taherdoost H. Deep learning and neural networks: Decision-making implications // *Symmetry*. 2023. Vol. 15. No. 9. Article 1723. DOI: 10.3390/sym15091723
13. Dias W. P. S., Weerasinghe R. L. D. Artificial neural networks for construction bid decisions // *Civil Engineering Systems*. 1996. Vol. 13. No. 3. P. 239–253. DOI: 10.1080/02630259608970200
14. Sadeghian R., Sadeghian M. R. A decision support system based on artificial neural network and fuzzy analytic network process for selection of machine tools in a flexible manufacturing system // *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2016. Vol. 82. No. 9. P. 1795–1803. DOI: 10.1007/s00170-015-7440-4
15. He X., Zhao K., Chu X. AutoML: A survey of the state-of-the-art // *Knowledge-Based Systems*. 2021. Vol. 212. Article 106622. DOI: 10.1016/j.knosys.2020.106622
16. Zöllner M. A., Huber M. F. Benchmark and survey of automated machine learning frameworks // *Journal of Artificial Intelligence Research*. 2021. Vol. 70. P. 409–472. DOI: 10.1613/jair.1.11854
17. Искусственный интеллект в России — 2023: тренды и перспективы // Яков и Партнеры. URL: <https://yakovpartners.ru/publications/ai-future/> (дата обращения: 12.09.2024).
18. Смагин В.С. Промышленный Интернет — мечты сбываются // ИСУП. 2016. № 5. С. 61–63. URL: https://isup.ru/upload/pdf-zhurnala/2018%20i%20dalee/2016/5/060_063_Advantek%20inzheniring.pdf (дата обращения: 20.09.2024).
19. Применение искусственного интеллекта в логистике // Itob.ru. 2024. 18 июня. URL: <https://itob.ru/blog/primenenie-iskusstvennogo-intellekta-v-logistike/> (дата обращения: 20.09.2024).
20. Because AI is only half the answer // Digital Data Design Institute at Harvard. URL: <https://d3.harvard.edu/> (дата обращения: 20.09.2024).
21. JPMorgan reduced lawyers' hours by 360,000 annually by automating loan agreement analysis with machine learning software COIN // Best Practice AI. URL: https://www.bestpractice.ai/ai-case-study-best-practice/jpmorgan_reduced_lawyers_hours_by_360%2C000_annually_by_automating_loan_agreement_analysis_with_machine_learning_software_coin (дата обращения: 20.09.2024).
22. Bromels J. 3 ways GE's Predix is revolutionizing customers' operations // Fox Business. URL: <https://www.foxbusiness.com/markets/3-ways-ge-predix-is-revolutionizing-customers-operations> (дата обращения: 20.09.2024).
23. Afzal F., Yunfei S., Nazir M., Bhatti S. A review of artificial intelligence based risk assessment methods for capturing complexity-risk interdependencies // *International Journal of Managing Projects in Business*. 2021. Vol. 14. No. 2. P. 300–328. DOI: 10.1108/ijmpb-02-2019-0047
24. Azeez M., Akpinar M., Ayar K. A hybrid prediction approach using multiple linear regression and decision trees // 2023 9th International conference on information technology trends (Dubai, May 24–25, 2023). New York, NY: IEEE, 2023. P. 61–66. DOI: 10.1109/ITT59889.2023.10184242
25. Weiser A.-K., Krogh G. von. Artificial intelligence and radical uncertainty // *European Management Review*. 2023. Vol. 20. No. 3. P. 711–717. DOI: 10.1111/emre.12630

References

1. Gartner top 10 strategic technology trends for 2024. Gartner. 2024. URL: <https://www.gartner.com/en/articles/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2024> (accessed on 11.09.2024).
2. Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies. *American Economic Journal: Macroeconomics*. 2021;13(1):333-372. DOI: 10.1257/mac.20180386
3. The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value. McKinsey & Company. May 30, 2023. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai> (accessed on 12.09.2024).

4. Oppioli M., Sousa M.J., Sousa M., de Nuccio E. The role of artificial intelligence for management decision: A structured literature review. *Management Decision*. 2023. DOI: 10.1108/MD-08-2023-1331
5. Duan Y., Edwards J.S., Dwivedi Y.K. Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data — evolution, challenges and research agenda. *International Journal of Information Management*. 2019;48:63-71. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021
6. Barredo Arrieta A., Díaz-Rodríguez N., Del Ser J., et al. Explainable artificial intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*. 2020;58:82-115. DOI: 10.1016/j.inffus.2019.12.012
7. Artificial intelligence in Russia in 2023: Trends and prospects. ICT.Moscow. 2023. URL: <https://ict.moscow/projects/ai/research/iskusstvennyi-intellekt-v-rossii-v-2023-godu-trendy-i-perspektivy/> (accessed on 12.09.2024). (In Russ.).
8. Floridi L., Cowls J., Beltrametti M., et al. AI4People — An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and Machines*. 2018;28(4):689-707. DOI: 10.1007/s11023-018-9482-5
9. Benbya H., Pachidi S., Jarvenpaa S.L. Special issue editorial: Artificial intelligence in organizations: Implications for information systems research. *Journal of the Association for Information Systems*. 2021;22(2):282-303. DOI: 10.17705/1jais.00662
10. Wamba S.F., Bawack R.E., Guthrie C., Queiroz M.M., Carillo K.D.A. Are we preparing for a good AI society? A bibliometric review and research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*. 2021;164:120482. DOI: 10.1016/j.techfore.2020.120482
11. Stoykova S., Shakev N. Artificial intelligence for management information systems: Opportunities, challenges and future directions. *Algorithms*. 2023;16(8):357. DOI: 10.3390/a16080357
12. Taherdoost H. Deep learning and neural networks: Decision-making implications. *Symmetry*. 2023;15(9):1723. DOI: 10.3390/sym15091723
13. Dias W.P.S., Weerasinghe R.L.D. Artificial neural networks for construction bid decisions. *Civil Engineering Systems*. 1996;13(3):239-253. DOI: 10.1080/02630259608970200
14. Sadeghian R., Sadeghian M.R. A decision support system based on artificial neural network and fuzzy analytic network process for selection of machine tools in a flexible manufacturing system. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2016;82(9):1795-1803. DOI: 10.1007/s00170-015-7440-4
15. He X., Zhao K., Chu X. AutoML: A survey of the state-of-the-art. *Knowledge-Based Systems*. 2021;212:106622. DOI: 10.1016/j.knosys.2020.106622
16. Zöller M.-A., Huber M.F. Benchmark and survey of automated machine learning frameworks. *Journal of Artificial Intelligence Research*. 2021;70:409-472. DOI: 10.1613/jair.1.11854
17. Artificial intelligence in Russia — 2023: trends and prospects. Yakov and Partners. URL: <https://yakovpartners.ru/publications/ai-future/> (accessed on 12.09.2024). (In Russ.).
18. Smagin V.S. Industrial Internet — dreams come true. *ISUP. Informatizatsiya i sistemy upravleniya v promyshlennosti = ISUP Magazine. Informatization and Management Systems in Industry*. 2016;(5):61-63. URL: https://isup.ru/upload/pdf-zhurnala/2018%20i%20dalee/2016/5/060_063_Advantek%20inzheniring.pdf (accessed on 20.09.2024). (In Russ.).
19. Application of artificial intelligence in logistics. ITOB. Jun. 18, 2024. URL: <https://itob.ru/blog/primenenie-iskusstvennogo-intellekta-v-logistike/> (accessed on 20.09.2024). (In Russ.).
20. Because AI is only half the answer. Digital Data Design Institute at Harvard. URL: <https://d3.harvard.edu/> (accessed On 20.09.2024).
21. JPMorgan reduced lawyers' hours by 360,000 annually by automating loan agreement analysis with machine learning software COIN. Best Practice AI. URL: https://www.best-practice.ai/ai-case-study-best-practice/jpmorgan_reduced_lawyers_hours_by_360%2C000_annually_by_automating_loan_agreement_analysis_with_machine_learning_software_coin (accessed on 20.09.2024).
22. Bromels J. 3 ways GE's Predix is revolutionizing customers' operations. Fox Business. URL: <https://www.foxbusiness.com/markets/3-ways-ge-predix-is-revolutionizing-customers-operations> (accessed on 20.09.2024).
23. Afzal F., Yunfei S., Nazir M., Bhatti S.M. A review of artificial intelligence based risk assessment methods for capturing complexity-risk interdependencies. *International Journal of Managing Projects in Business*. 2021;14(2):300-328. DOI: 10.1108/ijmpb-02-2019-0047
24. Azeez M., Akpinar M., Ayar K. A hybrid prediction approach using multiple linear regression and decision trees. In: 2023 9th Int. conf. on information technology trends (Dubai, May 24-25, 2023). New York, NY: IEEE; 2023:61-66. DOI: 10.1109/ITT59889.2023.10184242
25. Weiser A.-K., Krogh G. von. Artificial intelligence and radical uncertainty. *European Management Review*. 2023;20(4):711-717. DOI: 10.1111/emre.12630

Сведения об авторах

Сергей Владимирович Савин

генеральный директор¹, аспирант²

¹ ООО «Резалт Регион»

344114, Ростов-на-Дону, Орбитальная ул., д. 82/1

² Южный федеральный университет

344022, Ростов-на-Дону, Большая Садовая ул., д. 105/42

Антон Дмитриевич Мурзин

доктор технических наук, кандидат экономических наук, доцент, профессор кафедры управления развитием пространственно-экономических систем факультета управления

Южный федеральный университет

344022, Ростов-на-Дону, Большая Садовая ул., д. 105/42

ID исследователя: F-6037-2014

ID автора Scopus: 56592239800

Поступила в редакцию 05.12.2024
Прошла рецензирование 27.12.2024
Подписана в печать 23.01.2025

Information about the authors

Sergei V. Savin

General Director¹, postgraduate student²

¹ LLC “Rezalt Region”

82/1 Orbitalnaya st., Rostov-on-Don 344114, Russia

² Southern Federal University

105/42 Bolshaya Sadovaya st., Rostov-on-Don 344022, Russia

Anton D. Murzin

D.Sc. in Engineering, PhD in Economics, Associate Professor, Professor at the Department of Management of Spatial and Economic Systems Development, Faculty of Management

Southern Federal University

105/42 Bolshaya Sadovaya st., Rostov-on-Don 344022, Russia

Researcher ID: F-6037-2014

Scopus Author ID: 56592239800

Received 05.12.2024
Revised 27.12.2024
Accepted 23.01.2025

Конфликт интересов: авторы декларируют отсутствие конфликта интересов, связанных с публикацией данной статьи.
Conflict of interest: the authors declare no conflict of interest related to the publication of this article.