ЦИФРОВАЯ ЭКОНОМИКА

УДК: 338.2:004.8
JEL: O33, R58, C55, H83

Цифровые технологии и искусственный интеллект в системе мониторинга безопасности и управления инвестиционным развитием

Н.В. Лазарева, д.э.н.
https://orcid.org/0000-0002-5490-9936; SPIN-код (РИНЦ): 1598-6830
Scopus author ID: 56583825200
e-mail: *nlazareva@ncfu.ru*

В.А. Фурсов, д.э.н.
https://orcid.org/0000-0003-1095-0862; SPIN-код (РИНЦ): 1820-5098
Scopus author ID: 56584049900
e-mail: *fursov.va@mail.ru*

К.Т. Пайтаева, к.э.н.
https://orcid.org/0000-0003-1561-4876; SPIN-код (РИНЦ): 3819-6927
Scopus author ID: 56951300800
e-mail: *kometa_1972@mail.ru*

Для цитирования
Лазарева Н.В., Фурсов В.А., Пайтаева К.Т. Цифровые технологии и искусственный интеллект в системе мониторинга безопасности и управления инвестиционным развитием // Проблемы рыночной экономики. – 2026. – № 3. – С. 190-203.
DOI: 10.33051/2500-2325-2026-3-190-203

Аннотация
Актуальность исследования определяется одновременным расширением цифровых инвестиций и ростом требований к доказательности, безопасности и прослеживаемости управленческих решений. Цель работы – сформировать основанную на статистических и нормативных источниках архитектуру применения цифровых технологий и искусственного интеллекта в мониторинге безопасности и управлении инвестиционным развитием территории. Методы: вторичный анализ официальной статистики за 2024 г., анализ нормативных и методических документов, сравнительный анализ международных стандартов управления рисками ИИ, функциональная декомпозиция задач мониторинга и синтез контуров управления. Результаты: выявлен устойчивый разрыв в использовании цифровых платформ, облачных сервисов, Интернета вещей, больших данных и ИИ между организациями разных размеров. Показано, что в организациях с численностью 501 работник и более доля пользователей ИИ достигала 14,9%, тогда как в группе до 100 работников – 4,1%. Среди использующих ИИ организаций наиболее часто отмечалось положительное влияние на качество и эффективность бизнес-процессов – 57,5%, на производственные процессы – 46,2%. Предложены пятиуровневая архитектура цифрового мониторинга, матрица функций технологий и набор измеримых индикаторов качества данных, инфраструктурной устойчивости, модельного риска, исполнения инвестпроектов и общественного эффекта. Выводы: экономический эффект ИИ зависит не только от алгоритма, но и от качества данных, организационных дополнений, контроля жизненного цикла модели и сохранения ответственности человека. Практическая реализация должна начинаться с реестра решений и данных, пилотного тестирования и независимой валидации, а

масштабирование – связываться с доказанным управленческим и общественным эффектом.

Ключевые слова: *большие данные, инвестиционное развитие, искусственный интеллект, мониторинг безопасности, управление рисками, цифровой двойник, цифровые платформы.*

Digital technologies and artificial intelligence in the security monitoring and investment development management system

Natalya V. Lazareva, Dr. of Sci. (Econ.)
https://orcid.org/0000-0002-5490-9936; SPIN-code (RSCI): 1598-6830
Scopus author ID: 56583825200
e-mail: *nlazareva@ncfu.ru*

Viktor A. Fursov, Dr. of Sci. (Econ.)
https://orcid.org/0000-0003-1095-0862; SPIN-code (RSCI): 1820-5098
Scopus author ID: 56584049900
e-mail: *fursov.va@mail.ru*

Kometa T. Paytayeva, Cand. of Sci. (Econ.)
https://orcid.org/0000-0003-1561-4876; SPIN-code (RSCI): 3819-6927
Scopus author ID: 56951300800
e-mail: *kometa_1972@mail.ru*

For citation
Lazareva N.V., Fursov V.A., Paitaeva K.T. Digital technologies and artificial intelligence in the security monitoring and investment development management system // Market economy problems. – 2026. – No. 3. – Pp. 190-203 (In Russian).
DOI: 10.33051/2500-2325-2026-3-190-203

Abstract
The study is motivated by the simultaneous expansion of digital investment and the increasing demand for evidence-based, secure and traceable public and corporate decisions. The aim is to develop an architecture, grounded in statistical and regulatory sources, for using digital technologies and artificial intelligence in security monitoring and territorial investment development management. Methods include secondary analysis of official 2024 statistics, documentary analysis of regulatory and methodological sources, comparison of international AI risk-management standards, functional decomposition of monitoring tasks and synthesis of management loops. The results reveal a persistent adoption gap in digital platforms, cloud services, the Internet of Things, big-data technologies and AI across organization size groups. Among organizations with 501 or more employees, AI use reached 14.9%, compared with 4.1% among organizations with no more than 100 employees. Among AI-using organizations, 57.5% reported a positive effect on the quality or efficiency of business processes, and 46.2% on production processes. The paper proposes a five-layer digital monitoring architecture, a technology-function matrix and a measurable indicator system covering data quality, infrastructure resilience, model risk, investment-project execution and societal effects. The findings show that the economic value of AI depends not only on algorithms, but also on data quality, complementary organizational changes, life-cycle controls and preserved human accountability. Implementation should therefore start with registers of decisions and data, controlled pilots and independent validation, while scaling should be conditional on demonstrated managerial and public value.

Keywords: *artificial intelligence, big data, digital platforms, digital twin, investment development, risk management, security monitoring.*

Введение

Инвестиционное развитие территории все в большей степени зависит от способности органов управления и организаций связывать разнородные данные о проектах, инфраструктуре, бюджетах, производственных процессах, природных и социальных рисках. Цифровизация при этом не сводится к переводу документов в электронную форму: она меняет скорость получения сигналов, масштаб наблюдения и состав доступных управленческих альтернатив. В статистической модели цифровой экономики данные, кадры и инфраструктура рассматриваются как ресурсы, а эффекты возникают на этапах создания, распространения и использования цифровых технологий (Абашкин и др., 2026). Для инвестиционной политики это означает переход от периодической отчетности к непрерывному наблюдению за жизненным циклом проекта – от отбора и финансирования до эксплуатации и постпроектной оценки.

Масштаб ресурсной базы цифровой трансформации уже значителен. По предварительной оценке, валовые внутренние затраты на развитие цифровой экономики в России составили в 2024 г. 6673 млрд руб., или 3,3% ВВП; годом ранее – 5471 млрд руб. Затраты организаций на внедрение и использование цифровых технологий достигли 5915 млрд руб., из которых 4087 млрд руб. приходилось на внутренние и 1828 млрд руб. – на внешние затраты (Абашкин и др., 2026). Однако рост расходов сам по себе не гарантирует повышения качества инвестиционных решений. Экономический результат зависит от совместимости информационных систем, полноты данных, компетенций работников, изменения процессов и возможности проверить, почему алгоритм сформировал конкретный прогноз или рекомендацию.

Российская нормативная повестка связывает развитие искусственного интеллекта с повышением эффективности отраслей и государственного управления, одновременно подчеркивая необходимость доверия, технологического суверенитета, защиты данных и управления рисками. Обновленная Национальная стратегия развития искусственного интеллекта закреплена Указом Президента Российской Федерации от 15 февраля 2024 г. № 124 (Президент Российской Федерации, 2024). Концепция технологического развития до 2030 г. определяет технологическую самостоятельность и переход к инновационно ориентированной модели роста как элементы государственной политики (Правительство Российской Федерации, 2023). Национальный проект «Экономика данных и цифровая трансформация государства» объединяет направления инфраструктуры, искусственного интеллекта, кибербезопасности, цифрового государственного управления, отечественных решений и подготовки кадров.

В международной методической практике цифровая зрелость государственного управления связывается не только с наличием порталов и информационных систем, но и с общегосударственными платформами, совместным использованием данных, цифровым участием граждан и институциональными механизмами управления трансформацией (World Bank, 2022). OECD рассматривает государство, управляемое данными, как систему, в которой данные применяются на всем цикле политики – от выявления проблемы и проектирования вмешательства до оказания услуг, мониторинга и оценки (OECD, 2019). В отношении ИИ акцент смещается к совокупности разрешающих условий и защитных ограничений: инфраструктуре и навыкам, правилам ответственности, прозрачности, контролю и измерению воздействия (OECD, 2024).

Научная проблема заключается в разрыве между технологической возможностью автоматизированного анализа и институциональной готовностью включить его в контур инвестиционного управления. Исследования показывают, что отдача от ИИ возникает с лагом, поскольку требует вложений в данные, процессы, навыки и организационный капитал (Brynjolfsson et al., 2017). Инвестиции фирм в ИИ связаны с изменением структуры занятости и организационной иерархии, что подтверждает необходимость учитывать не только стоимость программного продукта, но и преобразование ролей и ответственности (Babina et al., 2023). Для проектного управления значимы соответствие технологии задаче, отношение пользователей к инновациям и влияние профессионального окружения (Felicetti et al., 2024).

Цель исследования – разработать основанную на официальной статистике, научных публикациях и стандартах архитектуру применения цифровых технологий и ИИ в системе мониторинга безопасности и управления инвестиционным развитием. Для достижения цели решаются задачи: оценить профиль распространения ключевых цифровых технологий; определить функциональные области их применения; сформировать контур данных, аналитики и управленческих решений; предложить систему индикаторов мониторинга; установить требования к управлению рисками ИИ. Научная новизна состоит в объединении инвестиционного мониторинга и управления рисками ИИ в единую циклическую модель, где масштабирование алгоритмов обусловлено проверяемым экономическим и общественным эффектом.

Материалы и методы

Эмпирическую основу составили открытые данные статистического сборника НИУ ВШЭ «Индикаторы цифровой экономики: 2026», подготовленного на основе федерального статистического наблюдения Росстата. Для сопоставимости использовались показатели за 2024 г.: распространение цифровых платформ, облачных сервисов, Интернета вещей, технологий больших данных и искусственного интеллекта в крупных и средних организациях по группам численности; цели применения Интернета вещей; виды и бизнес-процессы использования ИИ; самооценка результатов применения ИИ; барьеры цифровизации; показатели малых предприятий (Абашкин и др., 2026). Данные отражают долю обследованных организаций либо долю организаций – пользователей конкретной технологии; поэтому они интерпретируются как показатели распространения и самооценки, а не как доказательство причинного эффекта.

Нормативно-институциональный анализ охватывал Национальную стратегию развития искусственного интеллекта, Концепцию технологического развития до 2030 г. и материалы национального проекта «Экономика данных». Для международного сопоставления использовались OECD Digital Government Studies, OECD Artificial Intelligence Papers, GovTech Maturity Index Всемирного банка, NIST AI Risk Management Framework и ISO/IEC 42001:2023. В NIST AI RMF управление рисками структурировано по взаимосвязанным функциям Govern, Map, Measure и Manage; ISO/IEC 42001 задает требования к системе менеджмента ИИ, включая установление, внедрение, поддержание и постоянное улучшение процессов (NIST, 2023; ISO, 2023).

Научные публикации подбирались по релевантности трем блокам: мониторинг и оценка проектов; экономические и организационные эффекты ИИ; цифровые двойники и интеллектуальное управление. Российские исследования обосновывают необходимость комплексной оценки рисков научно-технологических проектов, ограничения мониторинга социально-экономических трендов и ценность постпроектного наблюдения (Комаров и др., 2021; Куракова & Еремченко, 2022; Пантелеева и др., 2024). Зарубежные работы использованы для интерпретации организационных дополнений, инвестиционной эффективности, требований к объяснимости и внедрения цифровых двойников (Lou et al., 2025; Preece et al., 2018; Straub et al., 2023; Piras et al., 2024; Alnaser et al., 2024).

Методы включали: 1) описательный статистический анализ и расчет разрывов между группами организаций; 2) структурно-функциональную классификацию цифровых технологий по типам данных и управленческим задачам; 3) анализ документов и сопоставление принципов управления данными и ИИ; 4) функциональную декомпозицию процесса мониторинга; 5) синтез архитектуры и цикла управления рисками. Пороговые значения индикаторов намеренно не задавались универсально: они должны определяться отраслевой нормативной базой, критичностью объекта, требованиями к надежности и риск-аппетитом владельца процесса. Такой подход исключает подмену отраслевой экспертизы произвольными числовыми нормативами.

Результаты

1. Профиль цифровой зрелости организаций

Статистика 2024 г. показывает выраженную зависимость использования продвинутых технологий от размера организации. У организаций с численностью 501 работник и более цифровые платформы использовали 44,2%, облачные сервисы – 33,7%, Интернет вещей – 26,3%,

технологии сбора, обработки и анализа больших данных – 19,5%, ИИ – 14,9%. В группе до 100 работников соответствующие значения составляли 18,7; 17,3; 6,7; 7,3 и 4,1% (Абашкин и др., 2026). Таким образом, разрыв между крайними размерными группами достигал 25,5 процентного пункта по цифровым платформам, 16,4 – по облачным сервисам, 19,6 – по Интернету вещей, 12,2 – по большим данным и 10,8 процентного пункта по ИИ.

Распределение представлено на рисунке 1. Оно важно для инвестиционной политики по двум причинам. Во-первых, одинаковые требования к цифровому мониторингу могут создавать непропорциональные издержки для небольших исполнителей и поставщиков. Во-вторых, региональная система не должна зависеть от технологической зрелости одной организации: необходимы общие сервисы данных, стандартные интерфейсы, облачная инфраструктура, типовые модели и методическая поддержка. В противном случае цифровая асимметрия между крупными заказчиками и малыми подрядчиками переносится в качество проектных данных и надежность контроля.

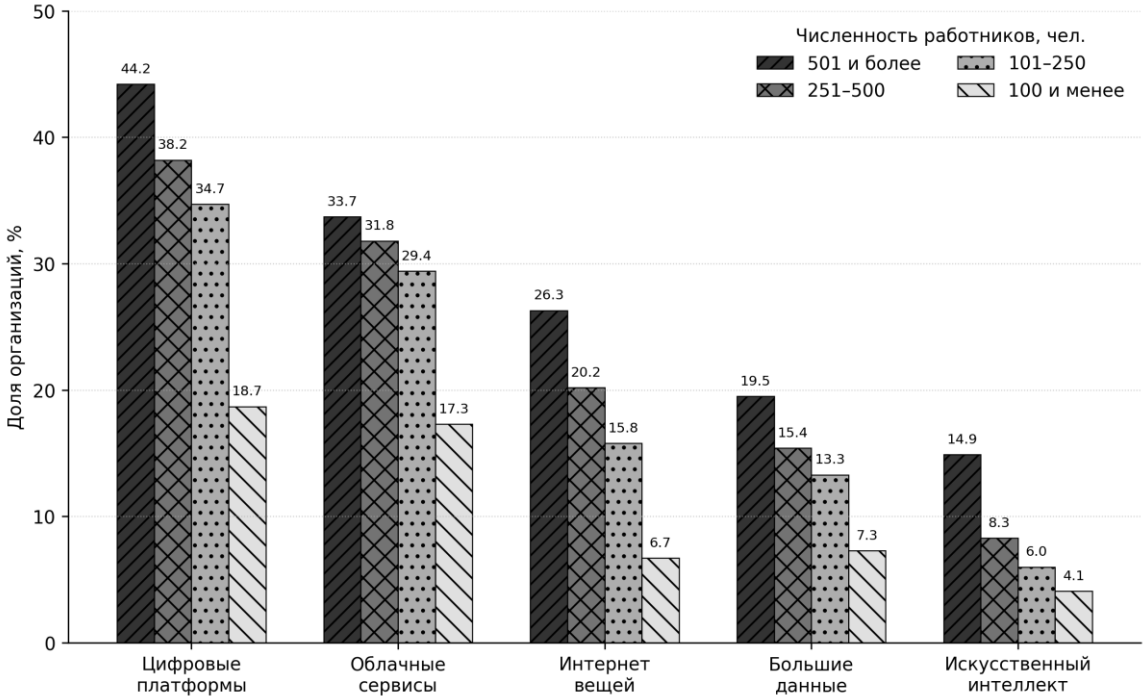

Рис. 1. Использование цифровых технологий крупными и средними организациями по численности работников в 2024 г., %

Источник: построено автором по данным НИУ ВШЭ, рассчитанным на основе данных Росстата (Абашкин и др., 2026).

Для малых предприятий цифровой профиль также неоднороден: интернет использовали 95,6% обследованных предприятий, цифровые платформы – 68,7%, облачные сервисы – 19,8%, Интернет вещей – 7,8%, ИИ – 3,2%, большие данные – 2,3% (Абашкин и др., 2026). Высокая распространенность базового подключения и платформ не означает готовности к предиктивной аналитике. Для включения малого бизнеса в цифровой контур инвестиционного развития необходимы стандартизированные формы передачи данных, недорогие программные интерфейсы и пропорциональные требования к качеству и безопасности.

2. Функции цифровых технологий в инвестиционном мониторинге

Каждая технология создает ценность только при привязке к наблюдаемому объекту, управленческой задаче и процедуре контроля. В таблице 1 цифровые технологии сопоставлены с типами данных, применением в инвестиционном цикле и обязательными ограничениями. Матрица не ранжирует технологии по универсальной полезности: выбор зависит от критичности проекта, качества исходных данных, стоимости ошибки и возможности организовать проверку результата.

Данные о фактических целях применения технологий подтверждают приоритет мониторинговых задач. Среди крупных и средних организаций, использовавших Интернет вещей, 68,0% применяли его для дистанционного мониторинга удаленных объектов, 45,1% – для оптимизации энергопотребления, 43,1% – для дистанционного контроля и управления, 35,2% – для логистики и отслеживания транспорта или продукции (Абашкин и др., 2026). Следовательно, сенсорный слой уже ориентирован на функции, непосредственно связанные с безопасностью активов, ресурсной эффективностью и надежностью цепочек поставок.

Таблица 1

Функциональная матрица цифровых технологий в мониторинге безопасности и инвестиционного развития

Технология	Данные и аналитическая функция	Применение в инвестиционном развитии	Требования безопасности и контроля
Интернет вещей и дистанционное зондирование	Телеметрия, координаты, параметры оборудования и среды; обнаружение отклонений в реальном времени	Контроль строительства и эксплуатации, энергопотребления, транспорта, состояния удаленных объектов	Аутентификация устройств, защищенная передача, резервирование связи, проверка достоверности сенсоров
Цифровые платформы и облачные сервисы	Интеграция реестров, документов и событий; совместный доступ к данным и сервисам	Единое пространство проектов, межведомственная координация, электронные согласования, портфельная отчетность	Разграничение доступа, журналирование, резервное копирование, правила локализации и жизненного цикла данных
Большие данные и process mining	Объединение событийных журналов; выявление последовательностей, задержек, узких мест и аномалий	Контроль сроков, закупок, платежей, разрешительных процедур и фактического исполнения процессов	Контроль происхождения данных, полноты журналов, качества связей между идентификаторами, воспроизводимость анализа
Машинное обучение и прогнозная аналитика	Прогноз стоимости, сроков, спроса и отказов; классификация и ранжирование рисков	Сценарное планирование, раннее предупреждение, приоритизация проектов и проверок	Валидация, тестирование устойчивости и смещений, мониторинг дрейфа, документирование версии модели
Обработка естественного языка	Извлечение сущностей и обязательств из документов; тематическая классификация обращений и отчетов	Анализ контрактов, заключений, заявок, протоколов, обратной связи и регуляторных изменений	Проверка источников, защита конфиденциальных данных, контроль галлюцинаций, обязательная верификация человеком
Компьютерное зрение	Анализ изображений и видео; распознавание объектов, дефектов, опасных ситуаций и динамики работ	Контроль стройплощадок, инфраструктуры, охраны труда, природных и техногенных факторов	Оценка точности по классам и условиям, правовые основания видеонаблюдения, контроль ложных срабатываний
GIS/BIM и цифровой двойник	Пространственно-временная модель активов и сценарное моделирование состояния системы	Согласование проектных решений, моделирование нагрузки, ремонтов, аварий и территориальных эффектов	Актуализация модели, единые классификаторы, калибровка, разграничение фактических данных и модельных допущений

Источник: составлено автором на основе OECD (2019), NIST (2023), Piras et al. (2024), Alnaser et al. (2024), Абашкин и др. (2026).

Среди организаций – пользователей ИИ наиболее распространена обработка визуальных данных, включая компьютерное зрение, – 66,3%; интеллектуальная поддержка принятия решений и управления применялась 50,2%; обработка звука – 35,7%; текста – 35,6% (Абашкин и др., 2026). Для инвестиционного мониторинга это задает практический приоритет: интеграция изображений, документов, телеметрии и реестров должна предшествовать построению сложных моделей. Без единого идентификатора проекта и актива, времени события, источника и версии данных результаты разных алгоритмов не могут быть надежно сопоставлены.

3. Архитектура цифрового мониторинга

На основе функционального анализа предложена архитектура из пяти последовательно связанных уровней (рисунок 2). Первый уровень объединяет официальную статистику, ведомственные системы, бюджеты, государственные программы, проектные реестры, сенсоры, дистанционное зондирование и открытые данные. Второй обеспечивает интеграцию и качество:

мастер-данные, метаданные, происхождение, контроль полноты и актуальности, управление доступом. Третий формирует цифровую модель территории и инвестиционного портфеля – хранилище данных, GIS/BIM-компоненты, цифровые двойники и единые идентификаторы. Четвертый включает ИИ-аналитику, а пятый – управленческие решения и контроль их исполнения.

Ключевой принцип архитектуры – отделение данных, модели и решения. Данные должны иметь определенный источник, владельца, период актуальности и правила исправления. Модель должна быть зарегистрирована, иметь назначение, ограничения, версию, метрики и результаты валидации. Решение должно содержать основание, ответственного и механизм обжалования или пересмотра. Такое разделение снижает риск ситуации, при которой алгоритмическая рекомендация воспринимается как автоматическое предписание без возможности проверить исходные предпосылки.

Сквозной контур доверия включает кибербезопасность, отказоустойчивость, управление данными и моделями, документирование, аудит, защиту персональных данных и человеческий контроль. Он соответствует пониманию ИИ как социотехнической системы: техническая точность недостаточна, если модель не соответствует контексту решения или нормативным ожиданиям. Straub et al. (2023) предлагают оценивать ИИ в государстве через операционную пригодность, эпистемическую согласованность и нормативное расхождение. Preece et al. (2018) связывают объяснение с оценкой системы: разные участники нуждаются в разных формах объяснения, а проверяемость должна проектироваться вместе с моделью.



Рис. 2. Архитектура цифрового мониторинга безопасности и инвестиционного развития
Источник: разработано автором на основе OECD (2019), World Bank (2022), NIST (2023), Piras et al. (2024), Alnaser et al. (2024).

Цифровой двойник в этой архитектуре выступает не как визуальная копия объекта, а как обновляемая модель, объединяющая фактическое состояние, историю изменений и сценарии. Обзоры показывают, что для цифровых двойников критичны совместимость данных, связь физического и цифрового объекта, аналитика и управление жизненным циклом (Piras et al., 2024). Интеграция ИИ, Интернета вещей и цифровых двойников расширяет возможности моделирования городской и инфраструктурной среды, но одновременно повышает требования к кибербезопасности, качеству потоковых данных и интерпретируемости (Alnaser et al., 2024).

4. Измерение эффектов и ограничений ИИ

Самооценки организаций показывают, что наиболее заметные результаты ИИ связаны с качеством процессов, а не с прямым сокращением затрат. Среди крупных и средних организаций, использующих ИИ, 57,5% отметили положительное влияние на качество или эффективность бизнес-процессов, 46,2% – на производственные процессы, 38,3% – на доходы, 37,6% – на число клиентов. Рост производительности труда отметили 19,6%, снижение себестоимости – 9,8%, повышение безопасности труда – 9,3%, сокращение сроков вывода продукции или услуг на рынок – 7,0% (Абашкин и др., 2026). Результаты представлены на рисунке 3.

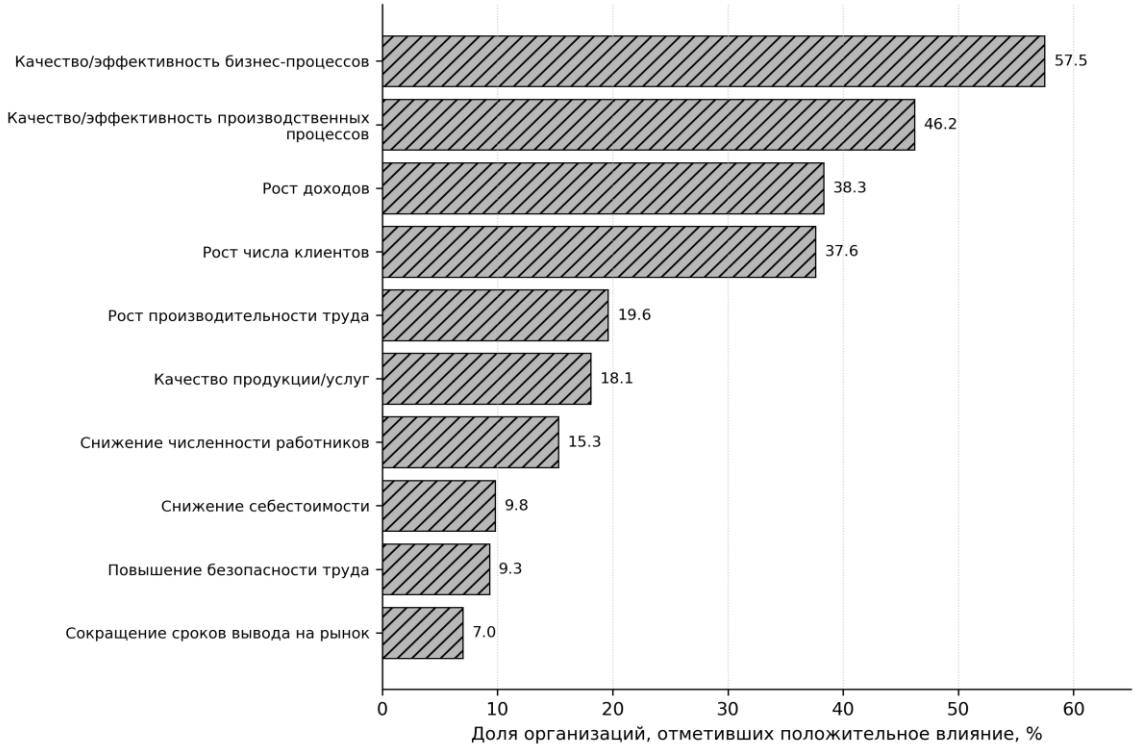

Рис. 3. Положительные эффекты применения искусственного интеллекта в крупных и средних организациях в 2024 г., % пользователей ИИ

Источник: построено автором по данным НИУ ВШЭ, рассчитанным на основе данных Росстата (Абашкин и др., 2026).

Эти показатели не следует интерпретировать как причинную оценку: они отражают ответы организаций, использующих ИИ. Однако структура ответов важна для проектирования системы показателей. Она показывает, что мониторинг эффекта должен начинаться с процессных метрик – скорости, качества, полноты и устойчивости – и лишь затем связывать их с финансовыми результатами и общественным эффектом. Исследование 28 911 наблюдений по китайским публичным компаниям за 2011–2022 гг. выявило положительную связь внедрения ИИ с эффективностью корпоративных инвестиций; среди механизмов авторы выделяют информационную прозрачность и внутренний контроль (Lou et al., 2025). Для территориального управления это означает необходимость измерять не только точность прогноза, но и влияние системы на качество отбора, скорость реагирования и отклонения от инвестиционного плана.

Барьеры указывают на ограничения масштабирования. Высокие затраты отметили 54,3% организаций, оценивавших препятствия для ИИ; недостаток массивов данных – 34,5%; недостаточно развитую ИКТ-инфраструктуру – 33,9%; недостаток средств для привлечения квалифицированных кадров – 32,5%; сложность интеграции – 27,3%; недостатки структуры и полноты данных – 22,2%; законодательные ограничения – 20,9% (Абашкин и др., 2026). Следовательно, инвестиционный проект ИИ должен включать отдельные бюджеты на данные, интеграцию, кибербезопасность, валидацию, сопровождение и обучение персонала. Оценка только стоимости лицензии систематически занижает совокупную стоимость владения.

5. Система индикаторов

Для перевода архитектуры в управленческую практику разработана система индикаторов, представленная в таблице 2. Она охватывает семь измерений. Конкретные пороги должны устанавливаться владельцем процесса в зависимости от критичности и отраслевых норм; в статье фиксируются измеримые величины и управленческое назначение, но не универсальные нормативы.

Таблица 2

Индикаторы цифрового мониторинга безопасности и инвестиционного развития

Измерение	Измеримые индикаторы	Источник и периодичность	Управленческое использование
Качество данных	Полнота обязательных полей; доля записей с подтвержденным источником; актуальность; число дубликатов и конфликтов; доля исправлений	Витрины и журналы качества; при загрузке и по регламенту	Допуск набора данных к модели; приостановка расчета; запрос корректировки у владельца
Инфраструктурная устойчивость	Доступность сервисов; задержка обновления; потеря сообщений; число отказов; время восстановления; покрытие резервированием	Мониторинг ИТ и телеметрии; непрерывно/ежесуточно	Переключение на резерв; изменение режима наблюдения; ограничение автоматизации
Качество и риск модели	Точность и ошибки по классам; калибровка; устойчивость; смещения; объяснимость; дрейф данных и качества; доля решений, пересмотренных человеком	Реестр моделей, валидационные наборы, журнал решений; до запуска и регулярно	Допуск модели; изменение порогов; переобучение; вывод из эксплуатации; независимая проверка
Исполнение инвестпроекта	Отклонение сроков и стоимости; выполнение этапов; освоение финансирования; изменение рискового резерва; количество критических событий	Проектные системы, бюджет, контракты, строительный контроль; по событию/ежемесячно	Раннее предупреждение; корректирующие меры; пересмотр финансирования и графика
Финансовая и фискальная устойчивость	Денежный поток; долговая нагрузка; стоимость жизненного цикла; условные обязательства; потребность в субсидировании	Финансовая отчетность, бюджетные системы; ежеквартально/по сценарию	Стресс-тест; изменение условий поддержки; резервирование; реструктуризация
Социально-экономический и территориальный эффект	Мощность и доступность услуг; занятость; производительность; время доступа; надежность инфраструктуры; обращения пользователей	Официальная статистика, ведомственные данные, обратная связь; квартал/год	Сопоставление факта с целями; перераспределение портфеля; постпроектная оценка
Инциденты, права и подотчетность	Число киберинцидентов; нарушения доступа; жалобы и обжалования; доля решений с полным журналом; время расследования	Системы информационной безопасности, аудит, обращения; непрерывно/по событию	Локализация инцидента; уведомление; корректировка процесса; дисциплинарные и правовые меры

Источник: разработано автором на основе Комарова и др. (2021), Кураковой и Еремченко (2022), Пантелеевой и др. (2024), NIST (2023), ISO (2023), OECD (2024).

В части инвестиционного портфеля индикаторы должны образовывать причинно понятную цепочку: качество данных – изменение риска – управленческое решение – фактический результат. Если система фиксирует рост вероятности срыва срока, но не регистрирует, кто и какое решение принял, мониторинг остается информационным, а не управленческим. Методология комплексной оценки научно-технологических проектов показывает значимость учета разнородных факторов риска и систематизации экспертных оценок (Комаров и др., 2021). Постпроектный мониторинг необходим для проверки устойчивости эффектов после завершения финансирования, а не только выполнения формальных этапов (Пантелеева и др., 2024).

Мониторинг внешних трендов следует отделять от оценки конкретного проекта. Куракова и Еремченко (2022) отмечают ограничения инструментов мониторинга социально-экономических трендов, связанные с качеством источников и интерпретацией сигналов. В предлагаемой системе внешний тренд рассматривается как вход для сценария, но не как автоматическое основание для решения. Например, изменение отраслевого спроса должно

пересчитывать сценарий денежного потока и загрузки мощности, после чего решение принимает уполномоченный орган с учетом альтернатив и последствий.

6. Цикл управления рисками искусственного интеллекта

Включение ИИ в критически значимые решения требует самостоятельного управленческого цикла, который на рисунке 4 адаптирует функции NIST AI RMF к инвестиционному мониторингу. На стадии Govern определяются цели, риск-аппетит, роли, политика данных и моделей, требования к поставщикам и реестр ИИ-систем. На стадии Map описываются контекст решения, заинтересованные стороны, источники данных, возможный вред и неалгоритмические альтернативы. Measure охватывает точность, устойчивость, смещения, объяснимость, киберриски, конфиденциальность, дрейф и фактический эффект. Manage включает приоритизацию рисков, ограничения, резервный режим, человеческий контроль, аудит, реагирование и пересмотр модели (NIST, 2023).



Рис. 4. Цикл управления рисками ИИ в территориальной системе мониторинга
Источник: разработано автором на основе NIST AI RMF 1.0 (NIST, 2023), ISO/IEC 42001:2023 (ISO, 2023), OECD (2024).

Практическая граница автоматизации определяется не только точностью модели, но и обратимостью решения. Автоматическое формирование сигнала о возможном отклонении допустимо при наличии проверки, журнала и возможности быстро отменить действие. Решения, затрагивающие распределение бюджетных средств, прекращение проекта, права граждан или доступ к критическим услугам, требуют документированного человеческого контроля и процедуры пересмотра. ISO/IEC 42001:2023 позволяет встроить эти требования в систему менеджмента с постоянным улучшением, а не рассматривать их как разовую техническую проверку (ISO, 2023).

Контроль поставщика должен охватывать данные обучения, документацию, показатели качества по релевантным группам, правила обновления, уязвимости, переносимость, порядок прекращения поддержки и возможность экспорта данных. В статистике 56,0% организаций – пользователей ИИ указывали, что программное обеспечение или система были разработаны либо модифицированы сторонней организацией, а 53,2% приобретали готовое коммерческое программное обеспечение (Абашкин и др., 2026). Это усиливает значение контрактных требований к аудиту, доступу к журналам, уведомлению об изменениях и замене поставщика.

Сохранение человеческой ответственности не означает ручное повторение всех расчетов. Роль человека состоит в постановке цели, выборе допустимого риска, проверке контекста, рассмотрении исключений и принятии решения в ситуациях, где последствия не могут быть полностью описаны метрикой. Felicetti et al. (2024) показывают, что освоение генеративных чат-ботов проектными менеджерами зависит от соответствия задачи и технологии и от профессиональной среды. Поэтому обучение должно включать не только навыки работы с

интерфейсом, но и понимание ограничений, проверку источников, правила конфиденциальности и ответственность за итоговый документ.

Обсуждение

Полученные результаты позволяют сделать четыре содержательных вывода. Первый – цифровая трансформация инвестиционного мониторинга является проблемой архитектуры и институтов, а не выбора единственного алгоритма. Высокая доля применения цифровых платформ по сравнению с ИИ показывает, что организационная интеграция данных и процессов предшествует масштабному применению предиктивной аналитики. Без общей платформы и мастер-данных ИИ будет воспроизводить разрывы между ведомствами и участниками проекта.

Второй вывод – размерный разрыв требует многоуровневой модели внедрения. Крупные организации имеют более высокую распространенность всех рассматриваемых технологий, особенно Интернета вещей и ИИ. Для территориальной системы целесообразно разделить базовый обязательный уровень – стандартизированные данные и электронное взаимодействие; сервисный уровень – общие облачные и аналитические инструменты; продвинутый уровень – цифровые двойники, потоковая аналитика и ИИ. Такой дизайн уменьшает барьер для малых организаций и одновременно сохраняет возможность углубленного мониторинга критических объектов.

Третий вывод – ранние эффекты ИИ проявляются прежде всего в процессах. Это согласуется с тезисом о комплементарных инвестициях и задержке измеряемой производительности (Brynjolfsson et al., 2017). Организация сначала изменяет данные, навыки и процедуры, после чего финансовый результат может отразиться в отчетности. Наблюдаемая связь ИИ с прозрачностью и внутренним контролем в исследовании корпоративной инвестиционной эффективности подтверждает необходимость измерять качество информационного и контрольного контура (Lou et al., 2025). При этом перенос результатов между странами и институциональными средами должен быть осторожным.

Четвертый вывод – безопасность должна быть встроена в жизненный цикл, а не добавляться после запуска. NIST и ISO исходят из постоянного управления рисками и улучшения процессов. OECD связывает ответственное использование ИИ в государстве с производительностью, оперативностью и подотчетностью, но подчеркивает необходимость защитных механизмов и доказательств воздействия (OECD, 2024). Для инвестиционного управления это означает, что модель не должна масштабироваться только на основании технической точности: необходимы результаты пилота, независимая валидация, анализ ошибок, проверка общественных последствий и план выхода.

Предложенная архитектура согласуется с подходом GovTech, где зрелость определяется общегосударственными системами, цифровыми услугами, участием граждан и институциональными условиями (World Bank, 2022). Ее отличие состоит в фокусе на инвестиционном жизненном цикле и связи между мониторингом безопасности и портфельными решениями. Данные об инфраструктуре, финансах и исполнении проекта объединяются не ради создания еще одной витрины, а для своевременного изменения графика, финансирования, технического решения или режима эксплуатации.

Ограничения исследования связаны с использованием агрегированной статистики и вторичных данных. Показатели распространения не раскрывают интенсивность использования технологии, качество конкретных моделей и различия между регионами. Самооценки положительных эффектов не позволяют установить причинность. Схемы и таблицы представляют аналитический синтез и должны быть апробированы на данных конкретной территории. Дальнейшее исследование предполагает формирование панельного набора региональных инвестиционных проектов, описание событий риска и решений, а также квазиэкспериментальную оценку влияния цифрового мониторинга на сроки, стоимость, надежность и общественный эффект.

Заключение

Цифровые технологии и ИИ способны повысить наблюдаемость инвестиционных процессов, обнаруживать отклонения раньше традиционной отчетности и объединять данные об объектах, финансировании, контрактах, инфраструктуре и общественных результатах.

Официальная статистика подтверждает расширение цифровых затрат и одновременно показывает существенную неоднородность технологической зрелости организаций. Разрыв между крупными и небольшими организациями особенно заметен по Интернету вещей, большим данным и искусственному интеллекту.

Для практического внедрения предложена последовательность из пяти уровней: источники данных; интеграция и качество; цифровая модель территории и проектов; ИИ-аналитика; управленческие решения. Сквозной контур доверия должен включать кибербезопасность, управление данными и моделями, документирование, аудит, защиту персональных данных, мониторинг дрейфа и человеческий контроль. Набор индикаторов связывает качество цифровой системы с исполнением проекта, финансовой устойчивостью и общественным эффектом.

Приоритетными организационными шагами являются: инвентаризация данных и решений; введение единых идентификаторов проектов и активов; создание реестра моделей; определение владельцев данных и риска; пилотное тестирование на ограниченном наборе задач; независимая валидация; регистрация решений и обратной связи; постпроектная оценка. Масштабирование должно происходить после доказательства того, что система повышает качество и скорость управления без недопустимого роста киберриска, дискриминации, непрозрачности и зависимости от поставщика.

Главный вывод состоит в том, что ИИ не заменяет систему управления инвестиционным развитием, а усиливает ее при наличии качественных данных, организационных изменений и подотчетности. Без этих дополнений автоматизация увеличивает скорость распространения ошибок. При их наличии цифровой мониторинг превращается в механизм раннего предупреждения и адаптивного управления, позволяющий одновременно поддерживать инвестиционную активность и снижать угрозы экономической, инфраструктурной и социальной безопасности территории.

Литература

1. Абашкин, В. Л., Абдрахманова, Г. И., Бочаров, М. Я., Вишневский, К. О., Гохберг, Л. М., и др. (2026). Индикаторы цифровой экономики: 2026: статистический сборник. НИУ ВШЭ. https://doi.org/10.17323/978-5-7598-3047-4.

2. Комаров, А. В., Комаров, К. А., & Шуртаков, К. В. (2021). Использование методологии комплексной оценки научно-технологических проектов для оценки рисков их невыполнения. Экономика науки, 7(1), 19–38. https://doi.org/10.22394/2410-132X-2021-7-1-19-38.

3. Куракова, Н. Г., & Еремченко, О. А. (2022). Мониторинг социально-экономических трендов: инструментарий и ограничения. Экономика науки, 8(2), 86–97. https://doi.org/10.22394/2410-132X-2022-8-2-86-97.

4. Национальные проекты России. (б.д.). Экономика данных. Дата обращения: 19.07.2026. https://национальныепроекты.рф/new-projects/ekonomika-dannykh/.

5. Пантелеева, И. А., Королева, С. А., Писарев, И. В., & Бывшев, В. И. (2024). Постпроектный мониторинг: опыт Красноярского краевого фонда науки. Экономика науки, 10(2), 79–92. https://doi.org/10.22394/2410-132X-2024-10-2-79-92.

6. Президент Российской Федерации. (2024, 15 февраля). Указ № 124 «О внесении изменений в Указ Президента Российской Федерации от 10 октября 2019 г. № 490 “О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации” и в Национальную стратегию, утвержденную этим Указом». Официальное опубликование правовых актов. http://publication.pravo.gov.ru/document/0001202402150063.

7. Правительство Российской Федерации. (2023, 20 мая). Распоряжение № 1315-р «Об утверждении Концепции технологического развития на период до 2030 года». http://government.ru/docs/all/147680/.

8. Alnaser, A. A., Maxi, M., & Elmousalami, H. (2024). AI-powered digital twins and Internet of Things for smart cities and sustainable building environment. Applied Sciences, 14(24), 12056. https://doi.org/10.3390/app142412056.

9. Babina, T., Fedyk, A., He, A. X., & Hodson, J. (2023). Firm investments in artificial intelligence technologies and changes in workforce composition (NBER Working Paper No. 31325). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w31325.

10. Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2017). Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics (NBER Working Paper No. 24001). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w24001.

11. Felicetti, A. M., Cimino, A., Mazzoleni, A., & Ammirato, S. (2024). Artificial intelligence and project management: An empirical investigation on the appropriation of generative chatbots by project managers. Journal of Innovation & Knowledge, 9(3), 100545. https://doi.org/10.1016/j.jik.2024.100545

12. International Organization for Standardization. (2023). ISO/IEC 42001:2023 Information technology – Artificial intelligence – Management system. https://www.iso.org/standard/42001.

13. Lou, Z., Li, C., & Tong, C. (2025). Artificial intelligence and corporate investment efficiency. International Review of Economics & Finance, 104, 104713. https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.104713

14. National Institute of Standards and Technology. (2023). Artificial Intelligence Risk Management Framework (AI RMF 1.0) (NIST AI 100-1). U.S. Department of Commerce. https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1.

15. OECD. (2019). The path to becoming a data-driven public sector. OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/059814a7-en.

16. OECD. (2024). Governing with artificial intelligence: Are governments ready? (OECD Artificial Intelligence Papers No. 20). OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/26324bc2-en.

17. Piras, G., Agostinelli, S., & Muzi, F. (2024). Digital twin framework for built environment: A review of key enablers. Energies, 17(2), 436. https://doi.org/10.3390/en17020436.

18. Preece, A., Ashelford, R., Armstrong, H., & Braines, D. (2018). Hows and whys of artificial intelligence for public sector decisions: Explanation and evaluation. AAAI FSS-18: Artificial Intelligence in Government and Public Sector. https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.02689.

19. Straub, V. J., Morgan, D., Bright, J., & Margetts, H. (2023). Artificial intelligence in government: Concepts, standards, and a unified framework. Government Information Quarterly, 40(4), 101881. https://doi.org/10.1016/j.giq.2023.101881.

20. World Bank. (2022). GovTech Maturity Index, 2022 update: Trends in public sector digital transformation. World Bank. https://doi.org/10.1596/38499.

References

1. Abashkin, V. L., Abdrakhmanova, G. I., Bocharov, M. Ya., Vishnevsky, K. O., Gokhberg, L. M., and others (2026). Indicators of the digital economy: 2026: statistical collection. Higher School of Economics. https://doi.org/10.17323/978-5-7598-3047-4.

2. Komarov, A.V., Komarov, K. A., & Shurtakov, K. V. (2021). The use of a methodology for the integrated assessment of scientific and technological projects to assess the risks of their non-fulfillment. Economics of Science, 7(1), 19-38. https://doi.org/10.22394/2410-132X-2021-7-1-19-38.

3. Kurakova, N. G., & Eremchenko, O. A. (2022). Monitoring of socio-economic trends: tools and limitations. Economics of Science, 8(2), 86-97. https://doi.org/10.22394/2410-132X-2022-8-2-86-97.

4. National projects of Russia. (b.d.). Data economics. Date of request: 07/19/2026. https://национальныепроекты.Russian Federation/new-projects/ekonomika-dannykh/.

5. Panteleeva, I. A., Koroleva, S. A., Pisarev, I. V., & Byvshev, V. I. (2024). Post-project monitoring: the experience of the Krasnoyarsk Regional Science Foundation. Economics of Science, 10(2), 79-92. https://doi.org/10.22394/2410-132X-2024-10-2-79-92.

6. The President of the Russian Federation. (2024, February 15). Decree No. 124 "On Amendments to Decree of the President of the Russian Federation dated October 10, 2019 No. 490 "On the Development of Artificial Intelligence in the Russian Federation" and to the National Strategy approved by this Decree." Official publication of legal acts. http://publication.pravo.gov.ru/document/0001202402150063.

7. The Government of the Russian Federation. (2023, May 20). Order No. 1315-r "On approval of the Concept of Technological Development for the period up to 2030". http://government.ru/docs/all/147680/.

8. Alnaser, A. A., Maxi, M., & Elmousalami, H. (2024). AI-powered digital twins and Internet of Things for smart cities and sustainable building environment. Applied Sciences, 14(24), 12056. https://doi.org/10.3390/app142412056.

9. Babina, T., Fedyk, A., He, A. X., & Hodson, J. (2023). Firm investments in artificial intelligence technologies and changes in workforce composition (NBER Working Paper No. 31325). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w31325.

10. Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2017). Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics (NBER Working Paper No. 24001). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w24001.

11. Felicetti, A. M., Cimino, A., Mazzoleni, A., & Ammirato, S. (2024). Artificial intelligence and project management: An empirical investigation on the appropriation of generative chatbots by project managers. Journal of Innovation & Knowledge, 9(3), 100545. https://doi.org/10.1016/j.jik.2024.100545

12. International Organization for Standardization. (2023). ISO/IEC 42001:2023 Information technology – Artificial intelligence – Management system. https://www.iso.org/standard/42001.

13. Lou, Z., Li, C., & Tong, C. (2025). Artificial intelligence and corporate investment efficiency. International Review of Economics & Finance, 104, 104713. https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.104713

14. National Institute of Standards and Technology. (2023). Artificial Intelligence Risk Management Framework (AI RMF 1.0) (NIST AI 100-1). U.S. Department of Commerce. https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1.

15. OECD. (2019). The path to becoming a data-driven public sector. OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/059814a7-en.

16. OECD. (2024). Governing with artificial intelligence: Are governments ready? (OECD Artificial Intelligence Papers No. 20). OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/26324bc2-en.

17. Piras, G., Agostinelli, S., & Muzi, F. (2024). Digital twin framework for built environment: A review of key enablers. Energies, 17(2), 436. https://doi.org/10.3390/en17020436.

18. Preece, A., Ashelford, R., Armstrong, H., & Braines, D. (2018). Hows and whys of artificial intelligence for public sector decisions: Explanation and evaluation. AAAI FSS-18: Artificial Intelligence in Government and Public Sector. https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.02689.

19. Straub, V. J., Morgan, D., Bright, J., & Margetts, H. (2023). Artificial intelligence in government: Concepts, standards, and a unified framework. Government Information Quarterly, 40(4), 101881. https://doi.org/10.1016/j.giq.2023.101881.

20. World Bank. (2022). GovTech Maturity Index, 2022 update: Trends in public sector digital transformation. World Bank. https://doi.org/10.1596/38499.

Об авторах

Лазарева Наталья Вячеславовна, доктор экономических наук, профессор кафедры экономической безопасности и аудита, Северо-Кавказский федеральный университет.

Фурсов Виктор Александрович, доктор экономических наук, профессор кафедры государственного и муниципального управления и экономики труда, Северо-Кавказский федеральный университет.

Пайтаева Комета Тахировна, кандидат экономических наук, доцент кафедры «Учет, анализ и аудит в цифровой экономике», Чеченский государственный университет имени А.А. Кадырова.

About authors

Natalya V. Lazareva, Doctor of Sci (Econ.), Professor at the Department of Economic Security and Audit, North Caucasus Federal University.

Viktor A. Fursov, Doctor of Sci (Econ.), Professor at the Department of State and Municipal Administration and Labor Economics, North Caucasus Federal University.

Kometa T. Paytayeva, Candidate of Sci. (Econ.), Associate Professor of the Department of Accounting, Analysis and Audit in the Digital Economy, Kadyrov Chechen State University.