

Цифровая экономика: теория и практика

Digital economy: theory and practice

Научная статья

УДК 334.02

DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.19201>

EDN: <https://elibrary/УСТИАУ>



ОЦЕНКА ГОТОВНОСТИ ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ К ВНЕДРЕНИЮ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА КАК ОСНОВА ВЫБОРА СТРАТЕГИЧЕСКИХ НАПРАВЛЕНИЙ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ

И.В. Скворцова, А.Б. Тесля ✉, А.Г. Сомов

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого,
Санкт-Петербург, Российская Федерация

✉ anntes@list.ru

Аннотация. Актуальность исследования обусловлена необходимостью перехода промышленных предприятий от фрагментарных экспериментов с искусственным интеллектом (ИИ) к его системному внедрению как драйвера цифровой трансформации. Несмотря на растущие инвестиции в технологии Индустрии 4.0, сохраняется разрыв между амбициями и реальными результатами. Ключевой проблемой является отсутствие стандартизированного инструмента для объективной диагностики организационной готовности – способности компании обеспечить устойчивую интеграцию, масштабирование и непрерывное развитие ИИ-решений в рамках всей цепочки создания стоимости. Цель исследования – преодолеть существующий методический разрыв путем разработки, апробации и верификации интегрального индекса готовности предприятия к внедрению ИИ (AIRI), а также определения на его основе дифференцированных стратегических траекторий для промышленных предприятий с разным уровнем цифровой зрелости. Методы исследования включают системный анализ для структурирования факторов успеха, сравнительный анализ для выявления лучших практик и международных трендов, а также метод углубленных кейсов для эмпирической апробации. Разработанный индекс представляет собой взвешенную интегральную модель, количественно оценивающую пять взаимосвязанных компонентов организационной зрелости: готовность данных, зрелость процессов, технологическую архитектуру, человеческий капитал и компетенции, стратегию и управление. Апробация на пяти предприятиях из разных секторов промышленности выявила значительный разброс в уровнях готовности и подтвердила его высокую диагностическую ценность. Выявлены типовые «узкие места», такие как разрозненность данных и дефицит компетенций, которые сдерживают трансформацию. Доказано, что ключевым фактором успеха цифровой трансформации является организационная и процессная зрелость, а не только технологическая оснащенность. Практическая значимость заключается в предоставлении менеджменту инструмента для аудита, расстановки приоритетов инвестиций, выбора адекватных ИИ-решений и реалистичного прогнозирования их отдачи. Перспективы исследований видятся в уточнении весовых коэффициентов индекса для различных отраслей, его интеграции с системами стратегического управления и проведении кросс-культурных сравнительных исследований.

Ключевые слова: искусственный интеллект, бизнес-процессы, цифровая трансформация, предиктивная аналитика, Индустрия 4.0, зрелость процессов, интегральный индекс готовности предприятия к внедрению искусственного интеллекта (AIRI)

Для цитирования: Скворцова И.В., Тесля А.Б., Сомов А.Г. (2026) Оценка готовности промышленных предприятий к внедрению искусственного интеллекта как основа выбора стратегических направлений цифровой трансформации. П-Economy, 19 (2), 7–28. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.19201>



ASSESSING INDUSTRIAL ENTERPRISE READINESS FOR ARTIFICIAL INTELLIGENCE IMPLEMENTATION AS A BASIS FOR STRATEGIC DIGITAL TRANSFORMATION DIRECTIONS

I.V. Skvortsova, A.B. Teslya  , A.G. Somov

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University,
St. Petersburg, Russian Federation

 anntes@list.ru

Abstract. The relevance of the study is driven by the necessity for industrial enterprises to transition from fragmented experiments with artificial intelligence (AI) to its systemic implementation as a driver of digital transformation. Despite growing investments in Industry 4.0 technologies, a gap persists between ambitions and tangible outcomes. The core problem lies in the absence of a standardized tool for the objective diagnosis of organizational readiness – a company’s ability not only to launch a pilot project but also to ensure the sustainable integration, scaling, and continuous development of AI solutions across the entire value chain. The aim of the research is to bridge this methodological gap by developing, testing, and verifying an Integrated Enterprise AI Readiness Index (AIRI), and to define differentiated strategic trajectories for industrial enterprises with varying levels of digital maturity based on this instrument. Research methods include systems analysis for structuring success factors, comparative analysis for identifying best practices and international trends, as well as the in-depth case study method for empirical validation. The developed index is a weighted integrated model that quantitatively assesses five interrelated components of organizational maturity: data readiness, process maturity, technological architecture, human capital and competencies, and strategy and governance. Validation on five enterprises from different industrial sectors revealed a significant variance in readiness levels and confirmed the tool’s high diagnostic value. Typical “bottlenecks” were identified, such as data fragmentation and competency deficits, which hinder transformation. It has been proven that the key success factor for digital transformation is organizational and process maturity, not merely technological sophistication. The practical significance lies in providing management with a tool for audit, investment prioritization, selection of adequate AI solutions, and realistic forecasting of their return. Research prospects include refining the index’s weighting coefficients for various industries, integrating it with strategic management systems, and conducting cross-cultural comparative studies.

Keywords: artificial intelligence, business processes, digital transformation, predictive analytics, industry 4.0, process maturity, artificial intelligence readiness index (AIRI)

Citation: Skvortsova I.V., Teslya A.B., Somov A.G. (2026) Assessing industrial enterprise readiness for artificial intelligence implementation as a basis for strategic digital transformation directions. *П-Economy*, 19 (2), 7–28. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.19201>

Введение

В условиях перехода промышленности от точечных пилотных проектов к масштабированию решений на основе искусственного интеллекта (ИИ) ключевым ограничением становится не выбор отдельных технологий, а организационная готовность предприятия к их системному внедрению. На практике предприятия сталкиваются с разрозненностью данных, незрелостью процессной архитектуры, дефицитом компетенций и отсутствием связки между ИИ-инициативами и цифровой стратегией, что снижает отдачу от инвестиций и тормозит цифровую трансформацию. В связи с этим объектом исследования является организационная готовность промышленных предприятий к системному внедрению ИИ, а предметом – инструменты ее оценки.

Современные тенденции направлены на переход от фрагментарных ИИ-проектов к комплексной интеграции в операционную деятельность предприятия, при этом ключевым условием успеха признается зрелость данных и процессной архитектуры [1, 2]. Исследования



подтверждают, что успешное внедрение ИИ в промышленность зависит от комплексной зрелости данных, процессов, технологий, компетенций и стратегии, при этом существует пробел в разработке инструментария для диагностики организационной готовности к системному внедрению ИИ с учетом зависимостей и взаимосвязи компонент, критических для успешной реализации проектов. Ключевая идея исследования – переход от оценки результатов внедрения ИИ к диагностике предпосылок этих результатов через количественную оценку. Авторы показывают, что организационная и процессная зрелость важнее технологической оснащенности для успеха цифровой трансформации, в отличие от распространенного подхода, что инновационные технологические решения обеспечивают успех цифровизации.

За последнее десятилетие ИИ и методы машинного обучения (МО) стали ключевыми драйверами развития управления бизнес-процессами (Business Process Management, BPM). Исследования показывают, что фокус смещается от разовых инициатив по автоматизации к непрерывному, данным-ориентированному совершенствованию процессов, поддерживаемому механизмами предиктивной аналитики и организационной обучаемости [1–3]. BPM рассматривается как эволюционирующая система, где ИИ встраивается в жизненный цикл процессов – от проектирования и моделирования до мониторинга и реинжиниринга.

В промышленном секторе развитие BPM тесно связано с концепцией Индустрии 4.0, предполагающей интеграцию кибер-физических систем, IoT/IIoT, цифровых двойников и платформенных решений. Показано, что цифровизация бизнес-процессов и использование виртуально-реальных моделей создают дополнительный резерв экономического роста и повышают прозрачность операционной деятельности [4, 5]. Отечественные исследования подчеркивают роль цифровых платформ как инструмента трансформации промышленных предприятий и важность ИИ как фактора цифровой трансформации экономики [6, 7]. При этом акцент делается на изменении организационных моделей и компетенций персонала в условиях цифровой трансформации [8].

Развитие интеллектуального BPM отражено в работах, посвященных динамической реконфигурации маршрутов, адаптивному планированию и использованию ИИ для оптимизации сложных производственных систем [9, 10]. Отдельные исследования нацелены на оптимизацию процессов «умных предприятий», включая проектные и операционные контуры, а также на интеграцию предиктивного обслуживания и других элементов «умного» производства [11]. Важной составляющей становится использование методов обработки естественного языка и интеллектуального извлечения сущностей для автоматизации документооборота и интеграции неструктурированных данных в контур BPM [12].

Заметное внимание уделяется вопросам устойчивого развития, социальной ответственности и экологической эффективности. Предлагаются методики оценки инклюзивной социальной ответственности предприятий энергетической отрасли и связываются эффекты цифровизации с социальными и экологическими результатами [13]. На уровне управления промышленными предприятиями в условиях цифровизации выделяются задачи повышения эффективности, развития системы показателей и формирования новых моделей управления персоналом и ресурсами [14]. Также анализируются проблемы и задачи развития ИИ на машиностроительных предприятиях, включая барьеры внедрения и дефицит компетенций [15].

Формирование цифровых экосистем управления процессами на основе бизнес-моделей и платформенных решений рассматривается как ключевой инструмент стратегической трансформации [16]. В этом контексте инновационные бизнес-модели операций на основе ИИ интерпретируются как новая концепция и средство развития компаний [17]. Готовность предприятий к автоматизации и цифровизации бизнес-процессов предлагается оценивать с помощью специальных индикаторов и диагностических методик, позволяющих сопоставить уровень технологической зрелости и потенциал внедрения ИИ [18].

Исследователи фиксируют проблемы стратегического BPM в условиях комплексной цифровизации наукоемких производств, включая риски локальной оптимизации, фрагментарность изменений и недостаточную согласованность стратегических и операционных решений [19]. Эволюция подходов к управлению промышленным предприятием связывается с ролью инноваций, развитием новых организационных форм и необходимостью интеграции ИИ в управленческие контуры [20]. На макро- и мезоуровне выделяются типичные проблемы цифровизации промышленных предприятий и предлагаются пути их решения [21], а также анализируется интеграция ИИ в BPM с учетом ограничений и возможностей конкретных рынков и технологических платформ [22].

Эмпирические работы демонстрируют, что использование ИИ и связанных технологий позволяет повышать эффективность бизнес-процессов, сокращать временные затраты и улучшать показатели производительности [23, 24]. При этом подчеркивается значимость комплексных методов оптимизации бизнес-процессов, включающих реорганизацию операций, использование аналитических инструментов и внедрение цифровых решений [25].

Ряд исследований рассматривает влияние внедрения ИИ на архитектуру и изменение бизнес-процессов в организациях на концептуальном и прикладном уровнях. Показано, что внедрение интеллектуальных технологий инициирует пересмотр процессов, перераспределение ролей и трансформацию управленческих практик¹. Параллельно обосновывается роль больших данных и ИИ как инструментов оптимизации BPM, позволяющих выстраивать новые форматы управления на основе расширенной аналитики и прогнозирования [26].

Стабильная идентификация и описание бизнес-процессов рассматриваются как фундамент для дальнейших цифровизации и внедрения ИИ: корректная формализация процессов обеспечивает возможность их аналитики, оптимизации и автоматизации [27]. В работах, посвященных преимуществам информационных систем в управлении промышленными предприятиями, подчеркивается, что именно информационная инфраструктура служит базой для интеграции ИИ-модулей и поддержки принятия решений [28]. Наконец, обобщающие исследования по методам и приемам повышения эффективности бизнес-процессов в промышленных компаниях фиксируют, что цифровизация и ИИ усиливают эффект от традиционных инструментов оптимизации, но требуют методически выстроенного подхода к изменениям [29].

Формируется терминологическая и концептуальная платформа стратегического управления интеллектуальной зрелостью промышленных экосистем, увязывающая технологический суверенитет с развитием цифровых компетенций, архитектурой данных и механизмами управления знаниями [30, 31]. Авторами предлагаются подходы к оценке *intelligence maturity* промышленных экосистем, позволяющие интегрировать показатели цифровизации, инновационной активности и управленческой эффективности в единую систему мониторинга и поддержки управленческих решений.

Параллельно развивается методический инструментарий оценки уровня цифрового развития промышленных предприятий с использованием нечеткой логики и многокритериальных моделей, что позволяет учитывать неопределенность и разнородность исходной информации [32]. В контексте ESG-повестки и устойчивого развития цифровизация рассматривается как фактор, одновременно создающий новые риски и открывающий возможности для адаптации бизнес-моделей к требованиям устойчивости [33]. На макроуровне подчеркивается роль цифровых технологий в формировании экономики замкнутого цикла и развитии практик циркулярной экономики, в том числе на примере взаимодействия России и Китая, где цифровые платформы и ИИ-технологии выступают связующим звеном между промышленной политикой, ресурсосбережением и инновационными моделями потребления [34].

¹ Adorno O.d.A. (2020) *Business process changes on the implementation of artificial intelligence*, Master's Dissertation, São Paulo: Universidade de São Paulo. DOI: 10.11606/D.12.2020.tde-08042021-011316

Совокупность упомянутых работ демонстрирует, что ИИ перестает быть внешней «надстройкой» над BPM и превращается во встроенный компонент процессного контура организации. Эффекты внедрения – рост наблюдаемости, адаптивности, предсказуемости и устойчивости процессов – зависят от зрелости цифровой инфраструктуры, качества данных, уровня автоматизации, организационной культуры и компетенций персонала [1–8]. В то же время остаются нерешенными вопросы масштабируемости и переносимости моделей, обеспеченности качественными данными, интерпретируемости решений и согласованности стратегических и операционных целей [18–20].

На основании проведенного обзора литературы сформулируем цель исследования: разработка, апробация и верификация интегрального индекса готовности предприятия к внедрению ИИ (Artificial Intelligence Readiness Index, AIRI), а также определения на его основе дифференцированных стратегических траекторий для промышленных предприятий с разным уровнем цифровой зрелости. Задачи исследования:

- систематизировать ключевые направления, эффекты и барьеры, определяющие готовность промышленного предприятия к ИИ-внедрению и масштабированию решений на его основе;
- разработать инструмент, количественно оценивающий уровень развития пяти критических компонентов ИИ-трансформации: данных, процессов, технологической архитектуры, человеческого капитала и стратегии;
- провести эмпирическую апробацию AIRI на выборке промышленных предприятий для валидации его диагностической способности и выявления типовых профилей зрелости;
- на основе сравнительного анализа уровня зрелости российских предприятий и лидеров Азиатско-Тихоокеанского региона (АТР) сформулировать стратегические рекомендации по повышению готовности к внедрению технологий ИИ для различных типов предприятий.

Методы и материалы

Основу исследования составляет комплексный подход, объединяющий аналитический обзор существующих научных данных и разработку диагностического инструмента (AIRI) с его последующей апробацией. Исследование было организовано в два этапа. Аналитический этап включал всестороннее изучение и систематизацию актуальных научных представлений о влиянии ИИ на бизнес-процессы промышленных предприятий. На методико-эмпирическом этапе предложен диагностический инструмент, проведена апробация и сформулированы выводы.

В качестве ключевых методов исследования применялись системный анализ, использовавшийся для обобщения направлений воздействия ИИ и формирования целостной картины, и сравнительный анализ, позволивший выявить различия в темпах и эффективности цифровой трансформации между регионами. Предложен и апробирован AIRI.

Материалами исследования послужил репрезентативный корпус научных публикаций, включающий международные и российские исследования по проблематике ИИ в контексте BPM и Индустрии 4.0, агрегированные отраслевые данные по уровню внедрения и эффективности ИИ-решений в промышленности России и стран АТР. Для апробации разработанного диагностического инструмента были отобраны пять промышленных предприятий из различных секторов экономики; в целях соблюдения коммерческой тайны и условий договоров о неразглашении с предприятиями-участниками, в публикации используются обобщенные наименования. Выборка сформирована по принципу отраслевого разнообразия и вариативности уровня цифровой зрелости.

Результаты и обсуждение

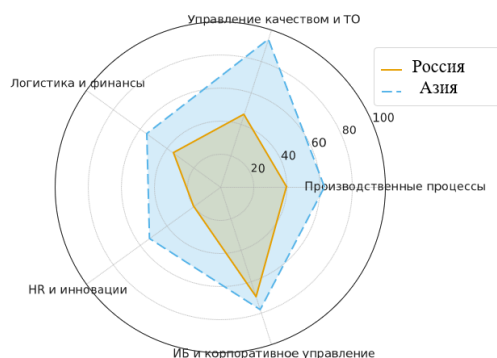
Систематизируем ключевые направления воздействия технологий ИИ на производственные, управленческие и инновационные компоненты бизнес-процессов промышленных предприятий, отражая показатели эффективности и ожидаемые результаты цифровой трансформации (табл. 1).

Таблица 1. Основные факторы влияния ИИ на компоненты бизнес-процессов промышленных предприятий
Table 1. The main factors influencing the impact of AI on the business process components of industrial enterprises

Компонент бизнес-процесса	Фактор влияния ИИ	Описание влияния	Показатели оценки эффективности	Ожидаемые результаты внедрения
Производственное планирование	Алгоритмы прогнозирования и оптимизации	Применение ML-моделей для планирования загрузки оборудования и поставок	Снижение простоев (%), рост коэффициента загрузки оборудования	Увеличение производительности на 10–20%
Управление качеством	Компьютерное зрение и интеллектуальный контроль	Автоматический анализ дефектов продукции по изображению и звуку	Количество дефектов на 1000 изделий, доля автоматизированного контроля (%)	Снижение брака на 25–40%
Логистика и снабжение	Интеллектуальные системы маршрутизации	Оптимизация цепочек поставок с использованием предиктивной аналитики	Время доставки, логистические издержки (%)	Сокращение логистических затрат на 15–25%
Техническое обслуживание	Предиктивная диагностика оборудования	Использование IoT и ИИ для прогнозирования отказов	Время простоев, MTBF (среднее время между отказами)	Снижение аварийности на 30%
Финансовое управление	Автоматизация анализа финансовых потоков	Использование нейросетей для прогнозирования затрат и доходов	Точность прогнозов (%), ROI, EBITDA	Повышение точности прогнозов на 20%
Управление персоналом	Аналитика производительности и HR-ИИ	Оценка компетенций, текучести и вовлеченности персонала	Индекс вовлеченности, текучесть кадров (%)	Повышение эффективности HR-решений на 15–30%
Инновационные процессы	Генеративный дизайн и интеллектуальные R&D	Применение ИИ для ускорения разработки новых продуктов	Количество новых продуктов, время вывода на рынок	Сокращение цикла разработки на 20–40%
Клиентские взаимодействия (B2B)	Системы NLP и интеллектуальной поддержки клиентов	Анализ запросов и персонализированные предложения	Время отклика, уровень удовлетворенности клиентов (NPS)	Рост клиентской лояльности на 10–15%
Информационная безопасность	Аномалия-детекция и кибер-ИИ	Обнаружение вторжений и предотвращение угроз	Количество инцидентов, время реакции	Снижение рисков кибератак на 40–60%
Корпоративное управление	Интеллектуальные системы поддержки решений	Анализ больших данных для стратегического управления	Время принятия решений, уровень цифровой зрелости	Рост прозрачности и управляемости процессов

Источник: разработано авторами.

По данным исследований, в России более 40% крупнейших компаний внедряют ИИ в производственные процессы, что обеспечивает рост производительности на 10–20% за счет алгоритмов прогнозирования, в то время как в Азии рынок ИИ достиг 63,29 млрд USD в 2024 г. с прогнозом роста до 83,75 млрд USD в 2025 г., способствуя аналогичному увеличению эффективности



Источник: разработано авторами.

Рис. 1. Сравнительная радарная диаграмма уровня внедрения ИИ в бизнес-процессы промышленных предприятий России и Азии

Fig. 1. Comparative radar chart of the level of AI implementation in business processes at industrial enterprises in Russia and Asia

на 15–25% в планировании и оптимизации. В России 46% промышленных предприятий применяют ИИ для управления качеством и техническим обслуживанием, снижая брак на 25–40% и аварийность на 30% через компьютерное зрение и предиктивную диагностику, тогда как в АТР 94% производителей инвестируют в ИИ для этих целей, достигая снижения дефектов на 30–50% и простоев на 20–35%².

Диаграмма (рис. 1) демонстрирует различия в масштабах интеграции технологий ИИ по основным направлениям деятельности предприятий, отражая более высокий уровень цифровой зрелости и эффективности внедрения ИИ в странах Азии по сравнению с Россией.

Согласно исследованиям, в России 35% компаний оптимизируют логистику и финансовое управление с помощью ИИ, сокращая затраты на 15–25% и повышая точность прогнозов на 20%, в то время как в Азии 55% фирм используют генеративный ИИ для автоматизации цепочек поставок, что приводит к уменьшению логистических издержек на 20–40% и росту EBITDA на 5–10%³. В России 20% организаций внедряют ИИ в управление персоналом и инновационные процессы, повышая вовлеченность на 15–30% и сокращая цикл разработки на 20–40%, в то время как в Юго-Восточной Азии 53% компаний автоматизируют HR и R&D с ИИ, достигая роста эффективности на 25–45% и вывода новых продуктов на 30% быстрее. В России 70% крупных фирм применяют ИИ для информационной безопасности и корпоративного управления, снижая риски кибератак на 40–60% и повышая прозрачность, тогда как в Азии 78% организаций интегрируют ИИ в эти области, минимизируя инциденты на 50–70% и ускоряя принятие решений на 25–35%⁴.

Обобщим стратегические направления и прогнозируемые эффекты внедрения ИИ в ключевые бизнес-процессы промышленных предприятий, определяя горизонты реализации, потенциальные барьеры и ожидаемые результаты цифровой трансформации (табл. 2).

² Деловой профиль (2025) *Рынок искусственного интеллекта в России: применение в различных отраслях и перспективы развития*. [online] Available at: <https://delprof.ru/press-center/open-analytics/rynok-iskusstvennogo-intellekta-v-rossii/> [Accessed 8.12.2025]. (in Russian); Rockwell Automation (2025) *94% of APAC Manufacturers Investing in AI to Navigate Uncertainty and Drive Smart Manufacturing*. [online] Available at: <https://www.rockwellautomation.com/en-au/company/news/press-releases/apac-sosm-2025.html> [Accessed 8.12.2025].

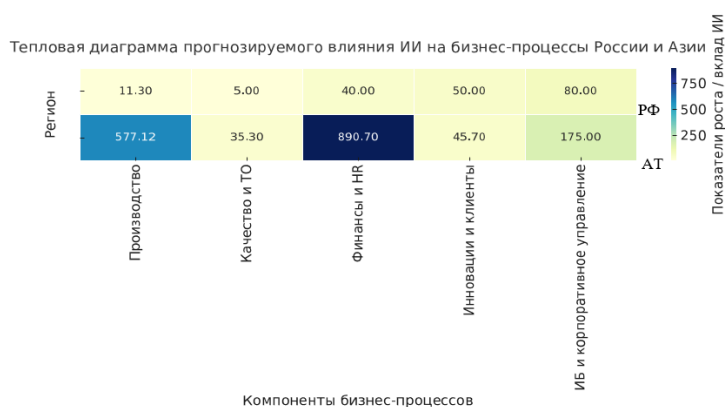
³ Деловой профиль (2025) *Рынок искусственного интеллекта в России: применение в различных отраслях и перспективы развития*. [online] Available at: <https://delprof.ru/press-center/open-analytics/rynok-iskusstvennogo-intellekta-v-rossii/> [Accessed 8.12.2025]. (in Russian)

⁴ Deloitte Insights – Deloitte Southeast Asia (2024–2025) *Generative AI in Asia Pacific*. [online] Available at: <https://www.deloitte.com/southeast-asia/en/Industries/technology/research/generative-ai-asia-pacific.html> [Accessed 8.12.2025].

Таблица 2. Будущие перспективы развития факторов влияния ИИ на компоненты бизнес-процессов промышленных предприятий
 Table 2. Future prospects for the development of AI impact on the business processes of industrial enterprises

Компонент бизнес-процесса	Перспективные направления развития ИИ	Ожидаемые эффекты внедрения	Потенциальные барьеры	Горизонт реализации (годы)
Производственное планирование	Переход к самообучающимся системам динамического планирования на основе цифровых двойников	Повышение точности прогнозов загрузки и оптимизация ресурсов в реальном времени	Недостаточная интеграция ИИ с ERP/SCADA-системами	2025–2030
Управление качеством	Применение квантового МО для анализа сложных дефектов и микроструктур	Сокращение уровня брака до 1–2% за счет точечной диагностики	Высокая стоимость внедрения и дефицит квантовых вычислительных мощностей	2027–2032
Логистика и снабжение	Использование генеративных ИИ-моделей для адаптивного моделирования цепочек поставок	Увеличение скорости реагирования на сбои, снижение затрат на 30–40%	Низкая совместимость с устаревшими системами управления	2026–2031
Техническое обслуживание	Массовое внедрение автономных систем предиктивного ремонта с IoT-сенсорами	Снижение простоев оборудования до 5%, продление срока службы на 20%	Проблемы кибербезопасности и передачи данных	2025–2029
Финансовое управление	Интеллектуальные системы финансового прогнозирования на основе больших данных и NLP-аналитики	Повышение прозрачности бюджетирования и ROI	Недоверие к автоматизированным решениям в финансовом секторе	2026–2030
Управление персоналом	Внедрение эмоционального ИИ и когнитивной аналитики для адаптивной мотивации сотрудников	Рост вовлеченности на 25–40%, снижение текучести кадров	Этические вопросы и риск предвзятых алгоритмов	2026–2031
Инновационные процессы (R&D)	Автоматизация исследований с помощью генеративного дизайна и нейросетевых симуляторов	Сокращение цикла разработки до 50%, рост патентной активности	Недостаток данных для обучения и верификации моделей	2027–2033
Клиентские взаимодействия (B2B/B2C)	Использование персонализированных чат-агентов с адаптацией к поведенческим паттернам	Рост удовлетворенности клиентов (NPS) на 20–35%	Риск утечки данных и нарушения конфиденциальности	2025–2030
Информационная безопасность	Развитие самообучающихся ИИ-агентов для предотвращения кибератак в режиме реального времени	Снижение инцидентов на 70–80%, рост устойчивости систем	Сложность адаптации к новым типам угроз	2025–2032
Корпоративное управление	Применение ИИ для стратегического моделирования и ESG-аналитики	Ускорение принятия решений и повышение цифровой зрелости	Правовые ограничения и отсутствие нормативной базы	2026–2032

Источник: разработано авторами.



Источник: разработано авторами.

Рис. 2. Тепловая диаграмма прогнозируемого влияния ИИ на бизнес-процессы промышленных предприятий России и АТР
Fig. 2. Heat map of the projected impact of AI on business processes at industrial enterprises in Russia and the Asia-Pacific region

В России прогнозируется, что к 2030 г. внедрение ИИ в производство внесет до 11,3 трлн руб. в ВВП за счет самообучающихся систем и цифровых двойников, повышая точность планирования и оптимизацию ресурсов, в то время как в АТР рынок ИИ вырастет до 577,12 млрд USD к 2031 г. с CAGR 39,93% в 2025–2031 гг., способствуя динамическому моделированию цепочек поставок и снижению затрат на 30–40%. Российские промышленные предприятия ожидают снижения простоев оборудования до 5% к 2029 г. благодаря автономным системам предиктивного ремонта с IoT и ИИ, несмотря на проблемы кибербезопасности, тогда как в Азии ИИ в управлении качеством и обслуживанием прогнозируется с CAGR 35,3% в 2025–2030 гг., стремясь уменьшить дефекты до 1–2% через квантовое МО при высоких затратах на внедрение⁵.

Диаграмма (рис. 2) отражает сравнительные перспективы роста и масштаб влияния технологий ИИ на различные компоненты бизнес-процессов, демонстрируя более высокие темпы цифрового развития и инвестиционную активность в странах АТР по сравнению с Россией.

В России управление финансами и персоналом с помощью ИИ должно повысить прозрачность бюджетирования и вовлеченность сотрудников на 25–40% к 2031 г., где 20% крупных компаний уже используют генеративный ИИ, в то время как в АТР рост рынка ИИ с CAGR 34,20% достигнет 890,7 млрд USD к 2033 г., продвигая NLP-аналитику и когнитивные инструменты, несмотря на этические барьеры. Российские процессы R&D могут сократить цикл разработки до 50% к 2033 г. с генеративным дизайном, поддерживаемым государственными инициативами по росту патентов, в то время как в Азии инновационные и клиентские приложения ИИ повысят NPS на 20–35%, подпитываемые CAGR 45,7% рынка ИИ до 2030 г., несмотря на риски конфиденциальности данных. В России для информационной безопасности и корпоративного управления самообучающиеся ИИ-агенты сократят инциденты на 70–80% к 2032 г. при поддержке альянсов вроде AI-Alliance, тогда как в АТР расходы на ИИ достигнут 175 млрд USD к 2028 г., усиливая предотвращение угроз в реальном времени и ESG-аналитику при регуляторных ограничениях⁶.

⁵ BCG Publications (2025) *In the Race to Adopt AI, Asia-Pacific Is the Region to Watch*. [online] Available at: <https://www.bcg.com/publications/2025/generative-ai-adoption-in-asia> [Accessed 8.12.2025].

⁶ Яков и Партнеры (2023) *Искусственный интеллект в России – 2023: тренды и перспективы*. [online] Available at: <https://yakovpartners.com/publications/ai-future/> [Accessed 8.12.2025] (in Russian); *Национальная стратегия развития искусственного интеллекта на период до 2030 года (с изменениями 2024 г.)*. [online] Available at: https://a-ai.ru/wp-content/uploads/2024/03/Национальная_стратегия_развития_ИИ_2024.pdf [Accessed 8.12.2025] (in Russian); Renub Research (2025) *Asia Pacific Artificial Intelligence Market Size, Share & Trends Analysis Report, By Component, By Technology (ML, NLP, Computer Vision, Others), By End-use, By Country, And Segment Forecasts, 2025–2033*. [online] Available at: <https://www.renub.com/asia-pacific-artificial-intelligence-market-p.php> [Accessed 8.12.2025]; Giri D., Venkatesh V., De La Cruz M., Carreon M. (2025) *IDC Worldwide AI and Generative AI Spending Guide. – International Data Corporation*. [online] Available at: <https://my.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prAP53348125> [Accessed 8.12.2025].

В нашем исследовании переход от качественного анализа влияния ИИ на бизнес-процессы к формированию интегрального индекса обусловлен необходимостью комплексной и количественной оценки зрелости предприятий. Существующие методики – процессные KPI, модели цифровой зрелости и аудиты ИТ-инфраструктуры – отражают лишь фрагменты трансформации и не позволяют учесть совокупное воздействие ИИ на данные, процессы, технологии, человеческий капитал и стратегию. Индексный подход обеспечивает целостную систему измерения, устраняет разрозненность показателей и позволяет проводить сопоставление предприятий, выявлять приоритеты развития и отслеживать динамику эффектов внедрения ИИ. Именно поэтому предлагаемый AIRI выбран как наиболее универсальный и управленчески применимый инструмент оценки.

Под AIRI в настоящем исследовании понимается агрегированный количественный показатель, рассчитываемый как взвешенная аддитивная свертка балльных оценок по пяти компонентам готовности (данные, процессы, технологическая архитектура, компетенции, стратегия и управление). Интегральный характер индекса обеспечивает переход от разрозненных частных метрик к единому измерителю, что позволяет использовать AIRI как комплексный инструмент диагностики готовности: выявлять «узкие места» по компонентам, сопоставлять предприятия и формировать дифференцированные стратегические траектории цифровой трансформации.

AIRI позволяет оценить готовность бизнес-процессов промышленного предприятия к внедрению технологий ИИ с учетом характеристик данных, архитектуры, компетенций, автоматизации и стратегической интеграции. AIRI состоит из пяти интегральных блоков, каждый из которых оценивается по шкале 0–5 баллов.

Выбор AIRI обусловлен тем, что существующие модели оценки цифровой зрелости – такие как Capability Maturity Model Integration (CMMI), Digital Maturity Model (DMM), Industry 4.0 Maturity Index (Acatech), McKinsey Digital Quotient (DQ) и корпоративные модели аудита ИТ-инфраструктуры – не позволяют измерить специфическую готовность предприятий к внедрению именно технологий ИИ, что подчеркивается и в обзоре литературы статьи. Эти модели ориентированы либо на общее состояние цифровизации, либо на функциональные аспекты автоматизации, но не связывают данные, процессы, архитектуру, компетенции и стратегию в единую систему оценки, отражающую реальную способность предприятия создавать и масштабировать ИИ-решения.

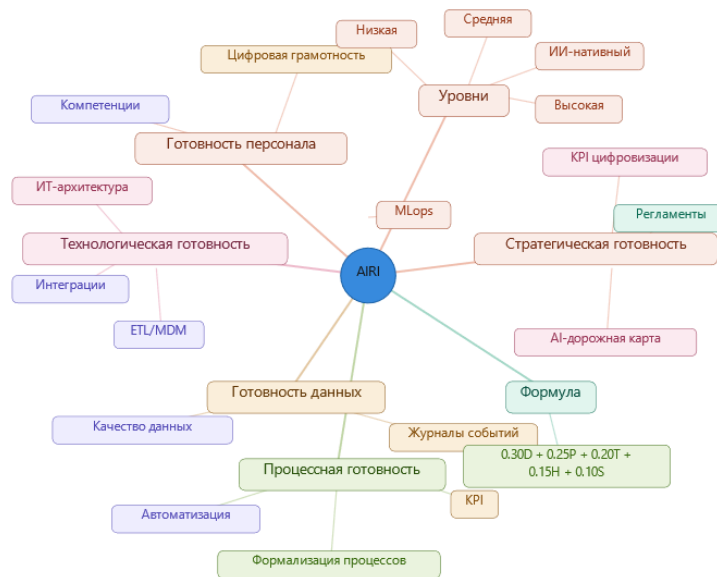
AIRI разработан в данном исследовании, поскольку ни одна из существующих моделей оценки цифровой зрелости не позволяет количественно и комплексно оценить готовность промышленного предприятия к внедрению ИИ, учитывая критические факторы успеха ИИ (данные, процессы, технологии, компетенции и стратегию), подтвержденные реальными мировыми кейсами и аналитическими отчетами.

По сравнению с альтернативными моделями AIRI обладает более высокой точностью диагностики, удобством практического применения, адаптивностью к отраслевой специфике и отражает реальные механизмы внедрения ИИ на промышленных предприятиях.

Диаграмма (рис. 3) визуализирует ключевые компоненты AIRI, отражающие структуру и логику оценки готовности бизнес-процессов промышленного предприятия к внедрению технологий ИИ.

Структура индекса представлена в табл. 3, весовые коэффициенты в AIRI отражают иерархическую структуру факторов, определяющих успех внедрения ИИ.

Обоснование весовых коэффициентов в формуле индекса основано на различной значимости компонентов для успешного внедрения ИИ в бизнес-процессы промышленного предприятия. Весовые коэффициенты отражают долю вклада каждой составляющей – данных, процессов, технологий, человеческого капитала и стратегии – в формирование реальной способности организации извлекать пользу из ИИ. Их значения определены на основе анализа существующих



Источник: разработано авторами.

Рис. 3. Структура интегрального индекса готовности предприятия к внедрению AIRI
 Fig. 3. Structure of the Integrated Enterprise AI Readiness Index (AIRI)

моделей цифровой зрелости, экспертных оценок и результатов исследований, показывающих, что качественные данные и процессная архитектура образуют фундамент для алгоритмической оптимизации, технологии обеспечивают техническую реализацию и человеческий капитал. Проверка выбранных весов на реальных кейсах предприятий позволила эмпирически подтвердить асимметрию влияния отдельных факторов и обеспечить сбалансированность интегрального показателя.

Подтверждение выбора весов по реальным кейсам⁷.

1. Высокий весовой коэффициент блока данных (0,30) обоснован эмпирическими данными компаний Siemens, Bosch, Mitsubishi, где более 60% всех отказов ИИ-моделей были связаны не с алгоритмами, а с качеством данных и логированием процессов. В проекте Siemens MindSphere улучшение полноты данных подняло точность предиктивных моделей с 68% до 92%, тогда как остальные изменения дали менее 10% прироста.

2. Весовой коэффициент зрелости процессов (0,25) обоснован эмпирическими данными Toyota Production System и программы Bosch Industrie 4.0: исследования производственных систем этих компаний свидетельствуют, что формализованность и стабильность процессов повышают эффективность ИИ-оптимизации на 20–30%. На заводах Toyota внедрение ИИ возможно только после стандартизации процессов, что обеспечивает предсказуемость моделей.

3. Весовой коэффициент технологической готовности (0,20) подтвержден эмпирическими данными GE Digital (Predix) и НЛМК-Россия: без API-интеграции и единой платформы данных эффективность внедрения ИИ падает в 2–3 раза. На НЛМК-Россия переход к архитектуре данных снизил циклы аналитики с недель до часов, обеспечив прирост ОЕЕ на 12%.

Весовой коэффициент блока компетенций персонала (0,15) обоснован результатами исследований McKinsey, Deloitte и PwC, показывающими, что организации с подготовленными

⁷ McKinsey & Company (2022) *Transforming advanced manufacturing through Industry 4.0*. [online] Available at: <https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/transforming-advanced-manufacturing-through-industry-4-0> [Accessed 9.12.2025]; IoT Analytics (2025) *Industrial AI market: 10 insights on how AI is transforming manufacturing*. [online] Available at: <https://iot-analytics.com/industrial-ai-market-insights-how-ai-is-transforming-manufacturing> [Accessed 9.12.2025]; Deloitte (2024) *2025 Smart Manufacturing and Operations Survey*. [online] Available at: <https://www.deloitte.com/us/en/insights/industry/manufacturing/2025-smart-manufacturing-survey.html> [Accessed 9.12.2025].

Таблица 3. Структура AIRI
Table 3. Structure of the AIRI

Блок	Содержание	Обозначение	Вес	Иерархия
1. Готовность данных (Data Readiness)	Зрелость данных, полнота логов, стандартизация	<i>D</i>	0,30	Фундамент ИИ
2. Зрелость процессов (Process Readiness)	Формализованность процессов, уровень автоматизации, стабильность	<i>P</i>	0,25	Среда применения ИИ
3. Технологическая готовность (Technology Readiness)	IT-архитектура, совместимость систем, наличие платформ	<i>T</i>	0,20	Инфраструктура для ИИ;
4. Компетенции персонала (Human & Competence Readiness)	AI-компетенции сотрудников, культура работы с данными	<i>H</i>	0,15	Обеспечивающий фактор
5. Стратегия и управление (Strategic & Governance Readiness)	Наличие стратегии ИИ, KPI, регламентов	<i>S</i>	0,10	Институциональная поддержка

командами, развитыми AI/Data-компетенциями и институционально закрепленными практиками управления ИИ-проектами достигают более высокой результативности внедрения. По имеющимся оценкам, такие организации могут демонстрировать до 40% более высокий ROI ИИ-инициатив. Вместе с тем наличие компетенций само по себе не компенсирует низкое качество данных, слабую процессную зрелость и отсутствие интегрированной архитектуры, поэтому данному блоку присвоен умеренный вес.

4. Весовой коэффициент стратегического блока (0,10) подтверждается опытом компаний AgcelorMittal, BP, Shell, где наличие ИИ-стратегии повышает согласованность решений, но операционный эффект определяется инфраструктурой и процессами. Стратегия ускоряет внедрение, но не формирует техническую готовность – отсюда минимальный вес.

На рис. 4 представлена структурная схема индекса оценки зрелости компонентов ИИ-трансформации предприятия к внедрению технологий ИИ, которая включает пять взвешенных блоков, интегрируемых в единый индекс посредством аддитивной свертки нормализованных оценок.

Предлагаемая оценочная шкала составляет от 0 до 5 баллов:

0 – отсутствие готовности: процессы не формализованы, данные не собираются, отсутствуют цифровые системы;

1 – низкая цифровая зрелость: данные собираются фрагментарно, частичная автоматизация, отсутствуют специалисты по данным;

2 – базовая готовность: существуют ERP/MES/CRM, данные разрознены, процессы описаны, но не логируются;

3 – средняя готовность: event-логи собираются, технологическая архитектура интегрирована, есть сотрудники с компетенциями в Python/ML;

4 – высокая готовность: процессы стабильны и формализованы, архитектура поддерживает API, ETL; есть ИИ-лаборатория;

5 – полная готовность (AI-native): цифровой двойник; централизованная data-platform; MLops, AIops; стратегия непрерывной оптимизации.

С учетом коэффициентов приведем формулу интегрального AIRI:



Источник: разработано авторами.

Рис. 4. Матрица значений AIRI

Fig. 4. Matrix of AIRI values

$$AIRI = 0.30D + 0.25P + 0.20T + 0.15H + 0.10S, \quad (1)$$

где D – готовность данных; P – зрелость процессов; T – технологическая архитектура; H – компетенции; S – стратегическая готовность.

Диапазон итогового значения AIRI составляет от 0 до 5 баллов. Интерпретация итоговых значений уровня готовности к внедрению ИИ представлена в табл. 4.

Границы диапазонов шкалы определены на основе синтеза существующих моделей оценки зрелости (CMMI, Acatech Industry 4.0 Maturity Index), экспертных оценок и результатов эмпирической апробации индекса на выборке предприятий. Пороговые значения калиброваны таким образом, чтобы каждому диапазону соответствовал качественно различимый набор характеристик предприятия по всем пяти компонентам индекса, а переход между уровнями отражал существенное изменение в возможностях внедрения ИИ-решений.

Результаты апробации AIRI на выбранных предприятиях представлены в табл. 5. В целях соблюдения коммерческой тайны предприятий-участников исследования точные расчетные значения весов показателей D , P , T , H , S округлены, а итоговый AIRI приведен с точностью до десятых. Включенные организации представлены в разных сегментах промышленности и демонстрируют существенно отличающиеся модели внедрения ИИ, что позволяет сформировать выборку, отражающую различные уровни цифровой зрелости. Объем выборки соответствует задачам исследования, ориентированного на углубленный кейсовый анализ, а не на статистическое моделирование: каждое предприятие анализируется детально по всем компонентам индекса, что требует качественного, а не массового покрытия. Репрезентативность обеспечивается тем, что в выборку включены предприятия, находящиеся на разных стадиях цифровой трансформации – от базового использования цифровых инструментов до продвинутых ИИ-практик. Это позволяет сформировать типологию уровней зрелости и проверить универсальность предложенного индекса на гетерогенной выборке без избыточного расширения массива данных.

Таблица 4. Шкала интерпретации значений интегрального индекса зрелости компонентов ИИ-трансформации (AIRI)

Table 4. Scale for interpreting the integral maturity index of AI transformation components (AIRI)

Значение AIRI	Уровень зрелости	Возможность внедрения ИИ
0,0–1,4	Низкий	Внедрение ИИ невозможно, требуются базовые цифровые проекты
1,5–2,4	Ниже среднего	Возможны только точечные кейсы (OCR, RPA, простое CV)
2,5–3,4	Средний	Внедрение большинства ИИ-решений возможно, ROI умеренный
3,5–4,4	Высокий	Максимальный эффект от ML, NLP, предиктивных моделей
4,5–5,0	AI-native	Автономные системы, цифровые двойники, self-learning процессы

Источник: разработано авторами.

Результаты оценки уровня готовности к внедрению ИИ с использованием AIRI на примере промышленных предприятий (обобщенные данные) представлены в табл. 5. Апробация подтвердила практическую применимость и диагностическую ценность AIRI. Выявлен значительный разброс значений (от 2,1 до 4,6), что отражает реальную неоднородность цифровой зрелости российской промышленности. Наиболее сильная корреляция наблюдается между высоким итоговым AIRI ($> 4,0$) и наличием у предприятия реализованных пилотных проектов.

Выявлена связь уровня готовности к внедрению ИИ с отраслевой спецификой и масштабом предприятия. Наиболее высокие показатели ($AIRI > 4,0$) имеют вертикально-интегрированные компании капиталоемких отраслей с длинным производственным циклом и высокой степенью мониторинга (нефтегазовый холдинг, металлургический комбинат). Предприятия дискретного производства (машиностроение, электроника) с более вариативными процессами сосредоточены в зоне средней готовности ($AIRI 3,0–3,1$).

Определены типовые «узкие места», сдерживающие цифровую трансформацию. Анализ подтвердил предположение, что для большинства предприятий (четыре из пяти) ключевым ограничивающим фактором является не технологическая инфраструктура, а качество данных и человеческий капитал:

AIRI позволяет перейти от диагностики к формированию адресных стратегических рекомендаций. На основе выявленного дисбаланса в оценках AIRI для каждого предприятия были определены приоритетные векторы развития, которые носят не общий, а точечный характер:

- для предприятий с низким AIRI ($< 2,5$) – инфраструктурные и базовые проекты (внедрение MES/SCADA, создание единого хранилища данных, развитие data literacy);
- для предприятий со средним AIRI ($2,5–3,5$) – проекты автоматизации и оптимизации на основе готовых ИИ-модулей (предиктивный ремонт, компьютерное зрение для контроля качества);
- для предприятий с высоким AIRI ($> 3,5$) – проекты интеграции и создания сложных интеллектуальных систем (цифровые двойники, самообучающиеся модели, автономные системы управления).

Проведенная апробация доказала, что AIRI является действенным инструментом для внутреннего аудита и расстановки приоритетов инвестиций в цифровизацию. Индекс дает руководству предприятий не просто общую оценку, а детализированную карту уязвимостей, позволяя направлять ресурсы на ликвидацию конкретных разрывов (например, сначала решить проблему с данными, а затем внедрять сложные ML-модели), что повышает вероятность успеха и возврат от инвестиций в ИИ.

Таким образом, эмпирическая апробация AIRI подтвердила его практическую применимость как диагностического показателя для оценки цифровой зрелости, выявления ключевых



барьеров и формирования реалистичной дорожной карты цифровой трансформации промышленных предприятий.

Сравнительный анализ показывает значительный разрыв в цифровой зрелости между Россией и АТР. В России технологии ИИ применяются более чем на 40% промышленных предприятий, обеспечивая операционные эффекты: прирост производительности на 10–20%, снижение брака на 25–40% и сокращение аварийности оборудования на 30% – прежде всего за счет внедрения компьютерного зрения и предиктивных моделей⁸. Однако в АТР, являющемся глобальным лидером цифровизации, масштабы внедрения и достигаемые результаты существенно выше. Так, 94% производителей АТР инвестируют в ИИ для контроля качества и обслуживания, снижая дефекты на 30–50%, а доля использования ИИ в логистике (55% против 35% в России) и инновациях (53% против 20% в России) обеспечивает более значимую экономию затрат (20–40%) и ускорение вывода продуктов (на 30%). Прогнозы также свидетельствуют о более динамичном развитии: к 2030 г. вклад ИИ в ВВП России оценивается в 11,3 трлн руб., в то время как объем рынка ИИ в АТР к 2031 г. достигнет 577 млрд USD⁹.

Данное сравнение выполняет не оценочную, а контекстуализирующую функцию. Оно фиксирует структурные вызовы для российской промышленности – разрыв в инвестициях, скорости внедрения и зрелости цифровых экосистем, – которые и обуславливают необходимость разработки инструментов диагностики внутренней организационной готовности. Таким образом, макроуровневый анализ АТР задает внешний стратегический ориентир и целевые показатели эффективности.

Переход к микроуровню диагностики с помощью AIRI является логичным ответом на эти вызовы. Предложенный индекс не предназначен для прямого сопоставления с агрегированными макропоказателями. Его задача – оценить внутреннюю организационную зрелость конкретного предприятия, то есть его фактическую способность адаптироваться к глобальным трендам и реализовывать возможности, демонстрируемые лидерами. Апробация AIRI на российских предприятиях выявила значительную неоднородность их готовности (значения индекса от 2,1 до 4,6), что подтверждает актуальность именно такого, персонифицированного диагностического подхода.

Заключение

Проведенное исследование подтвердило гипотезу о том, что эффективность внедрения ИИ в промышленных предприятиях определяется не столько наличием технологий, сколько уровнем комплексной организационной зрелости компонентов, охватывающей данные, процессы, технологическую архитектуру, компетенции и стратегию. Предлагаемый и верифицированный AIRI позволяет количественно оценить текущее состояние предприятия по пяти критическим измерениям. Апробация на выборке из пяти промышленных предприятий разных отраслей продемонстрировала высокую диагностическую чувствительность AIRI: значения варьировались от 2,1 до 4,6, что соответствует реальным различиям в цифровой зрелости и возможностях масштабирования ИИ-решений.

Сформирована типология профилей зрелости и предложены дифференцированные стратегические траектории цифровой трансформации – от базовой автоматизации и создания цифровой инфраструктуры (для предприятий с AIRI < 2,5) до внедрения автономных self-learning систем (для предприятий с AIRI > 4,5).

⁸ Деловой профиль (2025) *Рынок искусственного интеллекта в России: применение в различных отраслях и перспективы развития*. [online] Available at: <https://delprof.ru/press-center/open-analytics/rynok-iskusstvennogo-intellekta-v-rossii/> [Accessed 8.12.2025]. (in Russian).

⁹ Rockwell Automation (2025) *APAC Manufacturers Lead Global Adoption of AI and Smart Manufacturing Technologies*. [online] Available at: <https://www.rockwellautomation.com/en-au/company/news/press-releases/apac-sosm-2025.html> (дата обращения: 08.12.2025); Яков и Партнеры (2023) *Искусственный интеллект в России – 2023: тренды и перспективы*. [online] Available at: <https://yakovpartners.com/publications/ai-future/> [Accessed 8.12.2025] (in Russian).

Таблица 5. Результаты оценки уровня зрелости компонентов ИИ-трансформации на примере промышленных предприятий (обобщенные данные)
 Table 5. Results of assessing the level of readiness for the implementation of AI using the AIRI methodology using industrial enterprises as an example (summary data)

Предприятие	<i>D</i>	<i>P</i>	<i>T</i>	<i>H</i>	<i>S</i>	AIRI	Уровень	Рекомендации
Предприятие 3 Химическое производство (регулярная отчетность, частичная автоматизация)	2 Данные представлены в Excel, ограниченные логи	3 Цеховая автоматизация, но процессы не регламентированы полностью	2 Нет готовых интеграций, устаревшие решения	1 Практически нет компетенций	2 Цифровая стратегия на уровне концепции	2,1	Ниже среднего	Внедрение SCADA/MES; создание единого хранилища данных; автоматизация контроля качества; обучение персонала основам Data Literacy
Предприятие 5 Завод электроники (высокая вариативность заказов)	3 Частичная цифровизация, IoT не везде	3 Есть BPMN, процессы описаны	3 MES и ERP интегрированы	3 Есть инженеры-аналитики	3 Программа цифровизации в развитии	3,0	Средняя готовность	ML-оптимизация производственных расписаний; CV-контроль пайки/микротрещин; внедрение DataOps.
Предприятие 1 Машиностроительный завод (средняя автоматизация)	3 Есть ERP и MES, но данные частично разрознены	4 Процессы регламентированы, стабильны	3 Интеграции ограничены, нет MLOps	2 Нехватка специалистов по данным	3 Есть стратегия цифровизации, но не AI-first	3,1	Средняя готовность	Внедрение предиктивного ремонта; компьютерное зрение на контроле качества; NLP-документооборот; создание Data Lake
Предприятие 2 Металлургический комбинат (крупное предприятие, высокие объемы данных)	4 Полные event-логи, датчики, SCADA, IoT	5 Высокая стабильность, цифровая модель процессов	4 Интегрированная архитектура, API, ETL	3 Аналитики данных в штате	4 AI-дорожная карта уже есть	4,1	Высокая готовность	Внедрение цифровых двойников доменного и сталеплавильного производства; автономная оптимизация энергоэффективности; ML-предсказание химсостава и дефектов
Предприятие 4 Нефтегазовый холдинг (крупная компания, развитая цифровизация)	5 Облачные платформы, IoT, телеметрия, BigData	4 Процессы описаны и устойчивы	5 Платформа данных, MLOps, Kubernetes, API-first	4 Н = 4 (сильные компетенции ML/Data Engineering)	5 Полноценная AI-first стратегия, показатели ROI	4,6	AI-native уровень зрелости (один из самых высоких возможных)	Автономные системы управления скважинами; self-learning предиктивные модели; оптимизация добычи через reinforcement learning

Источник: разработано авторами.

Сравнительный анализ с практиками АТР позволил интерпретировать выявленные разрывы не как технологическое отставание, а как следствие различий в системности подхода к цифровой трансформации. Это подчеркивает востребованность инструментов вроде AIRI для целенаправленного управления зрелостью.

Таким образом, основной вклад исследования заключается в переходе от оценки отдельных эффектов ИИ к диагностике предпосылок этих эффектов. AIRI может служить основой для планирования трансформации, распределения ресурсов и формирования индивидуальных «дорожных карт» развития компонентов ИИ-трансформации.

Ограничения исследования связаны с размером выборки и необходимостью дальнейшей валидации индекса на более широкой и совокупности предприятий. Перспективы включают интеграцию AIRI в системы стратегического управления, разработку динамических моделей зрелости и расширение индекса с учетом ESG- и кибербезопасностных аспектов.

Для российской промышленности исследование выявило существенную фрагментарность цифровой зрелости при локальных успешных внедрениях, что подтверждает необходимость развития методологических подходов к оценке готовности предприятий.

Направления дальнейших исследований

Перспективы развития предложенного диагностического инструмента связаны с несколькими взаимодополняющими направлениями.

Во-первых, необходима расширенная эмпирическая валидация AIRI на репрезентативных выборках предприятий различных отраслей и масштабов, включая средний бизнес, что позволит подтвердить универсальность инструмента и уточнить пороговые значения шкалы зрелости.

Во-вторых, перспективным представляется уточнение и адаптация весовых коэффициентов AIRI для конкретных отраслей промышленности (машиностроение, химическая промышленность, энергетика, электроника и др.) с использованием методов экспертных панелей и аналитического иерархического процесса (АИП), что повысит точность диагностики в условиях отраслевой специфики.

В-третьих, актуальным направлением является разработка динамической модели AIRI, позволяющей отслеживать изменение уровня зрелости во времени и прогнозировать траекторию цифровой трансформации предприятия с учетом планируемых инвестиций и организационных изменений.

В-четвертых, целесообразно расширение AIRI за счет включения дополнительных измерений, связанных с кибербезопасностью ИИ-систем, этическими аспектами применения ИИ и ESG-факторами, что отвечает современным требованиям устойчивого и ответственного развития.

В-пятых, перспективно проведение кросс-культурных сравнительных исследований с применением AIRI на предприятиях АТР, Европы и других регионов, что позволит выявить институциональные и культурные факторы, влияющие на организационную готовность к внедрению ИИ.

Наконец, представляет интерес интеграция AIRI в системы стратегического управления предприятием (BSC, OKR, цифровые дорожные карты) в качестве инструмента мониторинга и поддержки принятия решений при планировании и реализации программ цифровой трансформации.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Abbasi M., Nishat R.I., Bond C., Graham-Knight J.B., Lasserre P., Lucet Y., Najjaran H. (2025) A review of AI and machine learning contribution in business process management (process enhancement and process improvement approaches). *Business Process Management Journal*, 31 (4), 1414–1452. DOI: 10.1108/BPMJ-07-2024-0555



2. Dumas M., Fournier F., Limonad L., Marrella A., Montali M., Rehse J.-R., Accorsi R., Calvanese D., De Giacomo G., Fahland D., Gal A., La Rosa M., Völzer H., Weber I. (2023) AI-augmented Business Process Management Systems: A Research Manifesto. *ACM Transactions on Management Information Systems*, 14 (1), 1–19. DOI: 10.1145/3576047
3. Watson E.F. III, Schwarz A.H. (2023) Enterprise and Business Process Automation. In: *Springer Handbook of Automation* (ed. S.Y. Nof), Cham: Springer, 1385–1400. DOI: 10.1007/978-3-030-96729-1_65
4. Kraus N., Kraus K., Manzhura O. (2021) Digitalization of Business Processes of Enterprises of the Ecosystem of Industry 4.0: Virtual-Real Aspect of Economic Growth Reserves. *WSEAS Transactions on Business and Economics*, 18, 569–580. DOI: 10.37394/23207.2021.18.57
5. Mah P.M., Skalna I., Muzam J. (2022) Natural Language Processing and Artificial Intelligence for Enterprise Management in the Era of Industry 4.0. *Applied Sciences*, 12 (18), art. no. 9207. DOI: 10.3390/app12189207
6. Коптева Л.А., Шабалина Л.В. (2023) Цифровые платформы как инструмент цифровой трансформации промышленных предприятий. *Вестник евразийской науки*, 15 (2), ст. № 03ECVN223.
7. Яковлева Е.А., Виноградов А.Н., Александрова Л.В., Филимонов А.П. (2023) Роль технологий искусственного интеллекта в цифровой трансформации экономики. *Вопросы инновационной экономики*, 13 (2), 707–726. DOI: 10.18334/vines.13.2.117710
8. Хоменко Е.Б., Ватутина Л.А., Злобина Е.Ю. (2022) Современные тенденции цифровой трансформации промышленных предприятий. *Вестник Удмуртского университета. Серия Экономика и право*, 32 (4), 676–682. DOI: 10.35634/2412-9593-2022-32-4-676-682
9. Odrekhivskyi M., Pshyk-Kovalska O., Zhezhukha V., Ivanochko I. (2023) Intelligent Management of Enterprise Business Processes. *Mathematics*, 11 (1), art. no. 78. DOI: 10.3390/math11010078
10. Rana G., Khang A., Sharma R., Goel A.K., Dubey A.K. (2021) *Reinventing Manufacturing and Business Processes Through Artificial Intelligence*, Boca Raton: CRC Press. DOI: 10.1201/9781003145011
11. D'Aloia M., Longo A., De Carlo F., De Leonardis P., Rizzi P., Rizzi M. (2018) Project IAAP: An Overview on Optimizing Business Process in Smart Enterprises. *2018 AEIT International Annual Conference (AEIT 2018)*, 460–465. DOI: 10.23919/AEIT.2018.8577389
12. Dwivedi A., Vijayan P., Gupta R., Ramdasi P. (2020) Enhancing Enterprise Business Processes Through AI Based Approach for Entity Extraction – An Overview of an Application. In: *Recent Trends in Image Processing and Pattern Recognition* (eds. K.C. Santosh, B. Gawali), Singapore: Springer, 373–380. DOI: 10.1007/978-981-16-0507-9_32
13. Dudek M., Bashynska I., Filyppova S., Yermak S., Cichoń D. (2023) Methodology for assessment of inclusive social responsibility of the energy industry enterprises. *Journal of Cleaner Production*, 394, art. no. 136317. DOI: 10.1016/j.jclepro.2023.136317
14. Сизова О.В., Махалкина Е.С. (2021) Повышение эффективности управления промышленным предприятием в условиях цифровизации российской экономики. *Известия высших учебных заведений. Серия: Экономика, финансы и управление производством*, 1 (47), 140–151. DOI: 10.6060/ivecofin.20214701.527
15. Черепанов Н.В., Буслаев С.П. (2021) Проблемы и задачи развития искусственного интеллекта на машиностроительном предприятии. *Инновации и инвестиции*, 7, 175–179.
16. Корецкий А.С. (2021) Принципы формирования цифровой экосистемы управления процессами на основе бизнес-модели. *Государственное управление. Электронный вестник*, 84, 221–240. DOI: 10.24412/2070-1381-2021-84-221-240
17. Пономарева С.В., Хачатурян С.А., Корюшов Н.В. (2023) Инновационная бизнес-модель операций на основе искусственного интеллекта как новая концепция и средство для развития компаний. *Вестник евразийской науки*, 15 (2), ст. № 88ECVN223.
18. Krakovskaya I., Korokoshko J. (2021) Assessment of the Readiness of Industrial Enterprises for Automation and Digitalization of Business Processes. *Electronics*, 10 (21), art. no. 2722. DOI: 10.3390/electronics10212722
19. Трофимова Н.Н. (2020) Проблемы стратегического управления бизнес-процессами в условиях комплексной цифровизации наукоемких производств. *Вестник университета*, 8, 33–40. DOI: 10.26425/1816-4277-2020-8-33-40
20. Наугольнова И.А. (2023) Эволюция подходов к управлению промышленным предприятием: роль инноваций в современных условиях. *Креативная экономика*, 17 (5), 1763–1784. DOI: 10.18334/ce.17.5.118234

21. Farmonova M., Karimova A. (2024) Problems and solutions in digitalization of industrial enterprises in the economy. *Modern Science and Research*, 3 (1). DOI: 10.5281/zenodo.10467839
22. Ilieva R., Nikolov Y. (2019) AI Integration in Business Processes Management. *2019 International Conference on Creative Business for Smart and Sustainable Growth (CREBUS)*, 1–4. DOI: 10.1109/CREBUS.2019.8840086
23. Bharadiya J.P. (2023) The Impact of Artificial Intelligence on Business Processes. *European Journal of Technology*, 7 (2), 15–25. DOI: 10.47672/ejt.1488
24. Crețan A.-G. (2025) Leveraging AI to revolutionize business processes. *Challenges of the Knowledge Society. Economic Sciences*, 18, 504–517.
25. Филатов В.В., Мишаков В.Ю. (2020) Оптимизация бизнес-процессов промышленного предприятия. *Актуальные проблемы экономики, коммерции и сервиса*, 195–199.
26. Belousova S., Prokhorchuk S., Bahan N., Tsyra O., Chernenko Y., Tkach D. (2025) Big data and artificial intelligence as tools for optimizing the business process management in enterprises. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 103 (17), 7008–7021.
27. Lemańska-Majdzik A., Okręglicka M. (2015) Identification of business processes in enterprise management. *Procedia Economics and Finance*, 27 (3), 394–403. DOI: 10.1016/S2212-5671(15)01011-4
28. Prajová V., Ko I P., Legutko S., Václav Š. (2021) The Benefits of Information Systems in the Management of Industrial Enterprises. *MM Science Journal*, 4, 4743–4748. DOI: 10.17973/MMSJ.2021_10_2021022
29. Smoliarchuk V. (2025) Methods and techniques for improving the efficiency of business processes in manufacturing companies. *Холодная наука*, 13, 53–60.
30. Глухов В.В., Бабкин А.В., Шкарупета Е.В., Здольникова С.В. (2025) Формирование терминологической платформы стратегического управления интеллектуальной зрелостью промышленных экосистем в целях технологического суверенитета. *Экономика и управление*, 31 (8), 1016–1029. DOI: 10.35854/1998-1627-2025-8-1016-1029
31. Глухов В.В., Бабкин А.В., Шкарупета Е.В. (2025) Концептуальный фреймворк для оценки и управления интеллектуальной зрелостью промышленных экосистем. *Journal of New Economy*, 26 (3), 105–123. DOI: 10.29141/2658-5081-2025-26-3-6
32. Веретёхин А.В. (2025) Оценка уровня цифрового развития промышленного предприятия на основе метода нечеткой логики. *π-Economy*, 18 (1), 139–159. DOI: 10.18721/JE.18108
33. Афонасова М.А. (2024) Обеспечение устойчивого развития промышленных предприятий в условиях цифровой и ESG-трансформации. *π-Economy*, 17 (3), 7–17. DOI: 10.18721/JE.17301
34. Тесля А.Б., Хашева З.М., Жэнь Х. (2025) Роль цифровых технологий в создании экономики замкнутого цикла: опыт России и Китая. *Вестник Адыгейского государственного университета. Серия: Экономика*, 2 (360), 106–119. DOI: 10.53598/2410-3683-2025-2-360-106-119

REFERENCES

1. Abbasi M., Nishat R.I., Bond C., Graham-Knight J.B., Lasserre P., Lucet Y., Najjaran H. (2025) A review of AI and machine learning contribution in business process management (process enhancement and process improvement approaches). *Business Process Management Journal*, 31 (4), 1414–1452. DOI: 10.1108/BPMJ-07-2024-0555
2. Dumas M., Fournier F., Limonad L., Marrella A., Montali M., Rehse J.-R., Accorsi R., Calvanese D., De Giacomo G., Fahland D., Gal A., La Rosa M., Völzer H., Weber I. (2023) AI-augmented Business Process Management Systems: A Research Manifesto. *ACM Transactions on Management Information Systems*, 14 (1), 1–19. DOI: 10.1145/3576047
3. Watson E.F. III, Schwarz A.H. (2023) Enterprise and Business Process Automation. In: *Springer Handbook of Automation* (ed. S.Y. Nof), Cham: Springer, 1385–1400. DOI: 10.1007/978-3-030-96729-1_65
4. Kraus N., Kraus K., Manzhura O. (2021) Digitalization of Business Processes of Enterprises of the Ecosystem of Industry 4.0: Virtual-Real Aspect of Economic Growth Reserves. *WSEAS Transactions on Business and Economics*, 18, 569–580. DOI: 10.37394/23207.2021.18.57

5. Mah P.M., Skalna I., Muzam J. (2022) Natural Language Processing and Artificial Intelligence for Enterprise Management in the Era of Industry 4.0. *Applied Sciences*, 12 (18), art. no. 9207. DOI: 10.3390/app12189207
6. Kopteva L.A., Shabalina L.V. (2023) Digital platforms as a tool for digital transformation of industrial enterprises. *The Eurasian Scientific Journal*, 15 (2), art. no. 03ECVN223.
7. Yakovleva E.A., Vinogradov A.N., Aleksandrova L.V., Filimonov A.P. (2023) How artificial intelligence helps transform the digital economy. *Russian Journal of Innovation Economics*, 13 (2), 707–726. DOI: 10.18334/vinec.13.2.117710
8. Khomenko E.B., Vatutina L.A., Zlobina E.Yu. (2022) Modern trends in digital transformation of industrial enterprises. *Bulletin of Udmurt University. Series Economics and Law*, 32 (4), 676–682. DOI: 10.35634/2412-9593-2022-32-4-676-682
9. Odrekhivskiy M., Pshyk-Kovalska O., Zhezhukha V., Ivanochko I. (2023) Intelligent Management of Enterprise Business Processes. *Mathematics*, 11 (1), art. no. 78. DOI: 10.3390/math11010078
10. Rana G., Khang A., Sharma R., Goel A.K., Dubey A.K. (2021) *Reinventing Manufacturing and Business Processes Through Artificial Intelligence*, Boca Raton: CRC Press. DOI: 10.1201/9781003145011
11. D'Aloia M., Longo A., De Carlo F., De Leonardis P., Rizzi P., Rizzi M. (2018) Project IAAP: An Overview on Optimizing Business Process in Smart Enterprises. *2018 AEIT International Annual Conference (AEIT 2018)*, 460–465. DOI: 10.23919/AEIT.2018.8577389
12. Dwivedi A., Vijayan P., Gupta R., Ramdasi P. (2020) Enhancing Enterprise Business Processes Through AI Based Approach for Entity Extraction – An Overview of an Application. In: *Recent Trends in Image Processing and Pattern Recognition* (eds. K.C. Santosh, B. Gawali), Singapore: Springer, 373–380. DOI: 10.1007/978-981-16-0507-9_32
13. Dudek M., Bashynska I., Filyppova S., Yermak S., Cichoń D. (2023) Methodology for assessment of inclusive social responsibility of the energy industry enterprises. *Journal of Cleaner Production*, 394, art. no. 136317. DOI: 10.1016/j.jclepro.2023.136317
14. Sizova O.V., Makhalkina E.S. (2021) Improving the management of an industrial enterprise in the digitalization of the Russian economy. *News Of Higher Educational Institutions. Series "Economy, Finance And Production Management"*, 1 (47), 140–151. DOI: 10.6060/ivecofin.20214701.527
15. Tcherepanov N.V., Buslaev S.P. (2021) Problems and tasks of the development of artificial intelligence at a machine-building enterprise. *Innovation & Investment*, 7, 175–179.
16. Koretsky A.S. (2021) Principles of Forming Digital Ecosystem of Process Management Based on Business Model. *Public Administration. E-journal (Russia)*, 84, 221–240. DOI: 10.24412/2070-1381-2021-84-221-240
17. Ponomareva S.V., Khachatryan S.A., Koriushov N.V. (2023) Innovative business model of operations based on artificial intelligence as a new concept and tool for the development of companies. *The Eurasian Scientific Journal*, 15 (2), art. no. 88ECVN223.
18. Krakovskaya I., Korokoshko J. (2021) Assessment of the Readiness of Industrial Enterprises for Automation and Digitalization of Business Processes. *Electronics*, 10 (21), art. no. 2722. DOI: 10.3390/electronics10212722
19. Trofimova N.N. (2020) Problems of strategic management of business processes in the context of integrated digitalization of high-tech industries. *Vestnik Universiteta*, 8, 33–40. DOI: 10.26425/1816-4277-2020-8-33-40
20. Naugolnova I.A. (2023) Evolution of approaches to industrial enterprise management: the role of innovation in modern conditions. *Creative Economy*, 17 (5), 1763–1784. DOI: 10.18334/ce.17.5.118234
21. Farmonova M., Karimova A. (2024) Problems and solutions in digitalization of industrial enterprises in the economy. *Modern Science and Research*, 3 (1). DOI: 10.5281/zenodo.10467839
22. Ilieva R., Nikolov Y. (2019) AI Integration in Business Processes Management. *2019 International Conference on Creative Business for Smart and Sustainable Growth (CREBUS)*, 1–4. DOI: 10.1109/CREBUS.2019.8840086
23. Bharadiya J.P. (2023) The Impact of Artificial Intelligence on Business Processes. *European Journal of Technology*, 7 (2), 15–25. DOI: 10.47672/ejt.1488
24. Crețan A.-G. (2025) Leveraging AI to revolutionize business processes. *Challenges of the Knowledge Society. Economic Sciences*, 18, 504–517.
25. Filatov V.V., Mishakov V.Yu. (2020) Optimization of business processes of an industrial enterprise. *Aktual'nye problemy ekonomiki, kommersii i servisa [Current issues in economics, commerce and service]*, 195–199.

26. Belousova S., Prokhorchuk S., Bahan N., Tsyra O., Chernenko Y., Tkach D. (2025) Big data and artificial intelligence as tools for optimizing the business process management in enterprises. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 103 (17), 7008–7021.
27. Lemańska-Majdzik A., Okręglicka M. (2015) Identification of business processes in enterprise management. *Procedia Economics and Finance*, 27 (3), 394–403. DOI: 10.1016/S2212-5671(15)01011-4
28. Prajová V., Košťál P., Legutko S., Václav Š. (2021) The Benefits of Information Systems in the Management of Industrial Enterprises. *MM Science Journal*, 4, 4743–4748. DOI: 10.17973/MMSJ.2021_10_2021022
29. Smoliarchuk V. (2025) Methods and techniques for improving the efficiency of business processes in manufacturing companies. *Cold Science*, 13, 53–60.
30. Glukhov V.V., Babkin A.V., Shkarupeta E.V., Zdolnikova S.V. (2025) Creation of a terminological platform for strategic management of the intellectual maturity of industrial ecosystems for the purposes of technological sovereignty. *Economics and Management*, 31 (8), 1016–1029. DOI: 10.35854/1998-1627-2025-8-1016-1029
31. Glukhov V.V., Babkin A.V., Shkarupeta E.V. (2025) A conceptual framework for assessing and managing the intelligence maturity of industrial ecosystems. *Journal of New Economy*, 26 (3), 105–123. DOI: 10.29141/2658-5081-2025-26-3-6.
32. Veretyokhin A.V. (2025) Assessment of the industrial enterprise digital development level based on fuzzy logic method. *π-Economy*, 18 (1), 139–159. DOI: 10.18721/JE.18108
33. Afonasova M.A. (2024) Ensuring sustainable development of industrial enterprises in the conditions of digital and ESG transformation. *π-Economy*, 17 (3), 7–17. DOI: 10.18721/JE.17301
34. Teslya A.B., Khasheva Z.M., Zhen Han (2025) The role of digital technologies in creating a circular economy: the experience of Russia and China. *Bulletin of the Adyghe State University. Series Economics*, 2 (360), 106–119. DOI: 10.53598/2410-3683-2025-2-360-106-119

INFORMATION ABOUT AUTHORS / СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

СКВОРЦОВА Инга Викторовна

E-mail: ingaskvor@list.ru

Inga V. SKVORTSOVA

E-mail: ingaskvor@list.ru

ТЕСЛЯ Анна Борисовна

E-mail: anntes@list.ru

Anna B. TESLYA

E-mail: anntes@list.ru

СОМОВ Андрей Георгиевич

E-mail: somovspb@yandex.ru

Andrey G. SOMOV

E-mail: somovspb@yandex.ru

Поступила: 11.12.2025; Одобрена: 13.03.2026; Принята: 17.03.2026.

Submitted: 11.12.2025; Approved: 13.03.2026; Accepted: 17.03.2026.