

**КРИТЕРИИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ОБ ИНВЕСТИЦИЯХ
В ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ
КОММЕРЧЕСКИМИ ОРГАНИЗАЦИЯМИ**DOI: <https://doi.org/10.24891/nigeqh>EDN: <https://elibrary.ru/nigeqh>**Сергей Георгиевич КАМОЛОВ**

доктор экономических наук, профессор кафедры управления активами,
Московский государственный институт международных отношений (университет)
Министерства иностранных дел Российской Федерации (МГИМО),
Москва, Российская Федерация
e-mail: s.kamolov@inno.mgimo.ru
ORCID: 0000-0003-1144-4486
SPIN: 5117-4523

Никита Дмитриевич АЛЕКСАНДРОВ

ответственный автор, кандидат экономических наук, аналитик,
Институт сравнительных исследований умных городов (ИСИУГ), Москва, Российская Федерация
e-mail: nikitaalex00@gmail.com
ORCID: 0000-0002-8659-764X
SPIN: 6986-7319

История статьи:

Рег. № 135/2026
Получена 13.02.2026
Одобрена 16.03.2026
Доступна онлайн
28.05.2026

Специальность: 5.2.6

УДК 004.8

JEL: C45, D81, O33

Ключевые слова:

искусственный
интеллект,
эффективность,
кластеризация,
возвратность
инвестиций, алгоритм
принятия решений,
цифровая
трансформация

Аннотация**Предмет.** Развитие критической инфраструктуры бизнеса.**Цели.** Систематизация подходов к принятию решений о технологическом развитии предприятия и к внедрению систем, основанных на использовании искусственного интеллекта.**Методология.** Методологическая база исследования – теория предельной эффективности капитала и теория транзакционных издержек.**Результаты.** Сформирован алгоритм принятия коммерческими организациями решения об инвестициях в развитие систем искусственного интеллекта. Показано, при каких условиях самостоятельная разработка систем искусственного интеллекта экономически более выгодна, чем приобретение уже созданной технологии.**Выводы.** Применение разработанного алгоритма позволит коммерческим организациям сформировать рациональную стратегию инвестирования в развитие передовых технологий.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2026

Для цитирования: Камолов С.Г., Александров Н.Д. Критерии принятия решений об инвестициях в искусственный интеллект коммерческими организациями // Региональная экономика: теория и практика. – 2026. – № 5. – С. 171 – 188. DOI: 10.24891/nigeqh EDN: NIGEQH

Введение

Искусственный интеллект (ИИ) на современном этапе перестал быть прорывной инновацией и превратился с «рутинизированную технологию» [1]. Организации, не использующие возможности искусственного интеллекта, сталкиваются с риском технологического отставания: по оценкам экспертов, без интеграции ИИ эффективность ключевых процессов (от клиентского сервиса до цепочек поставок) падает на 20–50%, а конкурентоспособность снижается, если 75–98% крупных предприятий уже используют хотя бы одно ИИ-решение.

В 2025 г. глобальные инвестиции в ИИ превысили 200 млрд долл. США, а к концу 2026 г. прогнозируется рост затрат только на инфраструктуру (чипы, центры обработки данных) до 500 млрд долл. США. В России объем рынка искусственного интеллекта достиг 130–305 млрд руб.¹ Искусственный интеллект стал одной из ключевых технологий, в развитие которой инвестируют современные организации, однако публичная статистика внедрения ИИ-систем зачастую маскирует критическую проблему: до 80% ИИ-проектов не окупаются ввиду методологических проблем, связанных с выбором технологических решений, а также из-за отсутствия объективного механизма оценки потенциального экономического эффекта².

В настоящее время предприниматель сталкивается с классической дилеммой технологического выбора. С одной стороны, мощное давление «историй успеха» различных компаний подталкивает к немедленной покупке ИИ-решений, чтобы не отстать от конкурентов и догнать лидеров рынка. С другой стороны, даже кейсы «успешного внедрения» ИИ-технологий зачастую не содержат финансовых показателей возвратности инвестиций (return on investment, ROI), детализированного описания достигнутого эффекта и информации о применимости кейса к конкретному бизнесу. Риск инвестировать в дорогую и не приносящую эффекта технологию особенно высок для малого и среднего бизнеса, где потери в случае неудачной реализации ИИ-проекта могут составить 20–50% годового ИТ-бюджета, а отсутствие методологии выбора решения усугубляет технологические риски.

Материалы и методы

Настоящий анализ факторов, учитываемых при принятии решений об инвестициях в развитие ИИ, опирается на теорию предельной эффективности капитала Дж.М. Кейнса³ (оценка дополнительной отдачи от инвестиций) и ресурсный подход Дж. Барни (достижение организацией конкурентного преимущества путем эффективного использования своих внутренних ресурсов и бизнес-способностей, то есть сочетание трех доменов – люди, процессы и технологии, необходимые для выполнения определенной функции; искусственный интеллект рассматривается как стратегический актив) [2]. Моделирование принятия решений об инвестициях в ИИ коммерческими организациями основывается на теории транзакционных издержек О. Уильямсона в части выбора между покупкой готовых решений и разработкой собственных через сравнение издержек.

Исследовательский вопрос заключается в том, какие критерии (финансовые, технологические, операционные, стратегические) может применить собственник бизнеса для принятия взвешенного решения о приобретении и развертывании ИИ-решений, обеспечивающего баланс между риском технологического отставания и эффективностью инвестиций.

¹ Рынок искусственного интеллекта в России: применение в различных отраслях и перспективы развития. URL: <https://delprof.ru/press-center/open-analytics/tynok-iskusstvennogo-intellekta-v-rossii/>

² The State of Artificial Intelligence Entering 2026: A Comprehensive Analysis of Markets, Technology, and Transformative Potential. URL: <https://www.france-epargne.fr/research/en/state-of-ai-entering-2026>

³ Кейнс Д.М. Общая теория занятости, процента и денег. Избранное. М.: Литрес, 2011. 1651 с.

Результаты

Классификация решений, основанных на использовании искусственного интеллекта. В коммерческих организациях выбор ИИ-решений зависит от следующих факторов:

- масштаб бизнеса (учитываются выручка и численность сотрудников);
- сложность технологий;
- экономические ограничения;
- уровень ИТ-зрелости;
- стратегические горизонты планирования.

Малые предприятия (до 50 сотрудников, выручка менее 500 млн руб. в год) характеризуются жесткими бюджетными рамками и низкой толерантностью к рискам, поэтому 70% из них на начальном этапе используют простых агентов:

- чат-ботов на базе «больших языковых моделей» (large language model, LLM);
- технологии соединения языковой модели с внешней базой знаний (retrieval augmented generation, RAG);
- SaaS-платформы (software as a service – «программное обеспечение как услуга»), обеспечивающие достижение высоких показателей ROI (более 100% за 3–6 мес.) при минимальной кастомизации⁴ [3].

Исследователь М. Адам считает, что отсутствие компетенций, позволяющих проводить глубинный анализ данных, и фокус на операционной эффективности вынуждают отдавать приоритет решениям, которые характеризуются низкой (менее 1 млн руб. в год) совокупной стоимостью владения (total cost of ownership, TCO), быстрой интеграцией и мгновенным эффектом (например, автоматизацией 50–70% клиентских запросов) [4].

Средние предприятия (50–250 сотрудников, выручка 0,5–2 млрд руб. в год) характеризуются наличием базовой ИТ-инфраструктуры (ERP/CRM), что позволяет внедрять системы, для бизнес-аналитики (business intelligence, BI), или реализовать автоматизированные процессы с мультиагентами. Здесь ключевыми факторами выбора ИИ-решения становятся коэффициент принятия технологии сотрудниками⁵ (оптимальное значение – более 70% от общей численности штатных сотрудников [5]), средняя точность. Значение ROI должно превышать 120% (срок окупаемости – 12 мес.); типичны пилотные проекты стоимостью 5–20 млн руб., интегрируемые в ERP-системы без полной перестройки действующих технологических процессов. Эконометрический эффект подтверждается ростом индекса потребительской лояльности (net promoter score, NPS) на 10–15 п, а уровень качества данных становится 90%, что отражает баланс между масштабированием и контролем рисков⁶.

Крупные корпорации (более 250 сотрудников, выручка более 2 млрд руб. в год) ориентированы на экосистемные решения – комплексные платформы, интеллектуальную аналитику процессов с мультиагентами и кастомную инфраструктуру; капитальные затраты достигают 8–10% ИТ-бюджета, горизонт окупаемости – от 18 до 36 мес. Зрелость выражается

⁴ Mukha T., Popova N. SaaS Platforms for Sustainable Logistics in Mining and Construction Sectors. *Economic Sustainability and Business Practices*, 2025, vol. 2, iss. 4.

⁵ Коэффициент принятия технологии (technology acceptance model, TAM) – теоретическая модель, которая объясняет, почему сотрудники организации могут использовать или не использовать новую технологию. Для расчета используют опросы (оценивается воспринимаемая легкость использования и полезность использования).

⁶ Aifuwa S.E. A Review of AI-Powered Media Investment, Digital Advertising Effectiveness, and ROI Optimization Strategies. *Journal of Frontiers in Multidisciplinary Research*, 2025, vol. 6, iss. 2, pp. 279–287.

в наличии управленческих фреймворков и сквозных метрик, влияющих на ключевые показатели эффективности. Принятие решения об инвестициях в ИИ-технологии обусловлено нелинейной зависимостью отдачи от сложности проекта. Эмпирические данные (Р. Альгулиев, Р. Махмудов, П. Гребенник) показывают, что несоответствие масштаба организации и технологического решения увеличивает риск отсутствия ожидаемого экономического эффекта в 3–5 раз, что подчеркивает необходимость адаптации под организационный контекст для устойчивой цифровизации [6, 7].

Классификация ИИ-решений становится важным аспектом, когда речь идет об инвестициях: именно от класса решения зависят и уровень затрат, требования к данным и инфраструктуре, профиль рисков для организаций разного масштаба. Условно такие решения можно сгруппировать в несколько уровней (от простых прикладных агентов до полноценных экосистем), и каждый уровень «естественным образом» соответствует определенному классу компаний по выручке и численности сотрудников, а также по зрелости цифровой инфраструктуры (Н.Д. Александров [8]).

На первом уровне применяются простые прикладные решения (чат-боты и узкоспециализированные агенты), выполняющие строго ограниченный набор функций (FAQ, статус заказа, запись на услуги). Следующий уровень – интеллектуальные сервисы и гибридные решения (системы на базе LLM и RAG, рекомендательные системы, предиктивная аналитика, интеллектуальный поиск и ассистенты для внутренних пользователей, то есть для аналитиков, менеджеров, юристов). Эти решения уже глубже встраиваются в бизнес-процессы, работают с разнородными корпоративными источниками данных (CRM, ERP, документы, хранилища), требуют формализованных метрик качества (точность, полнота, уровень ошибок) и более четкого управления жизненным циклом моделей, детально описанных в работе [9].

На верхнем уровне располагаются экосистемные ИИ-решения: мультиагентные платформы, сквозные ML платформы, единые контуры данных и моделей, которые поддерживают сразу множество функций – от клиентского сервиса и риск-менеджмента до оптимизации логистики, персонала и управления активами. Такой класс решений характерен для крупных компаний и корпораций с большой выручкой и значительной численностью персонала: исследование С. Делакруа подтверждает, что только такие организации характеризуются достаточным масштабом эффектов и рисков, позволяющим окупать инвестиции в собственные платформы и экосистемы, а также ресурсы, необходимые для поддержания процессов, связанных с повышением качества и обеспечением безопасности [10]. В этой логике можно рассматривать все организации, которые «вкладывают» в развитие ИИ такие ресурсы, как данные, время сотрудников, финансы и управленческое воздействие (*input*), но на выходе этот *input* трансформируется различным образом. Под *input* здесь следует понимать данные (операционные, клиентские, финансовые), труд экспертов (описание процессов, подготовка базы знаний, участие в пилотных проектах), ИТ-ресурсы (инфраструктура, лицензии, интеграции), управленческие решения (выбор кейсов, изменение процессов, обучение персонала). Исследования подтверждают, что все организации инвестируют схожие компоненты, но уровень эффектов различается за счет масштаба компании, зрелости процессов и класса внедряемых ИИ-решений [11] (рис. 1).

В малом бизнесе ИИ в первую очередь конвертируется в *output* – непосредственные и легко измеримые результаты работы системы (снижение нагрузки на сотрудников, ускорение операций, увеличение количества выполненных операций без увеличения штата). Средний бизнес, для которого характерны более высокий уровень формализации процессов и большая глубина данных, начинает извлекать из того же *input* уже *output*, что выражается в изменении состояния бизнеса (рост показателей продаж и конверсий, снижение операционных издержек, улучшение клиентского опыта). Важно, что *outcome* существует на стыке технологий и управленческих решений: организация перестраивает процессы под

новые возможности ИИ (например, по-другому осуществляет обработку заявок, меняет ключевые показатели эффективности сотрудников), и эффект начинает проявляться на уровне устойчивых изменений в метриках, а не только в количестве сгенерированных ответов [12].

Для крупных компаний и экосистемных ИИ решений тот же тип *input* трансформируется уже в *impact* – системное воздействие на бизнес-модель, отрасль и иногда на экономику в целом (изменение бизнес-модели, существенное влияние на финансовые результаты). В таком случае *impact* проявляется в способности компании делать то, что раньше делать было невозможно или экономически нецелесообразно: обслуживать на порядок больше клиентов, запускать принципиально новые продукты, входить на новые рынки, менять «правила игры» в отрасли [13, 14]. Для оценки используются не только внутренние метрики, но и такие показатели, как вклад в развитие отрасли, вклад в валовой внутренний продукт (экспорт), устойчивость к кризисам, способность быстро адаптироваться к новым регуляторным требованиям.

Организации малого и среднего масштаба также могут генерировать *impact*, проходя через цепочку *input – output/outcome/impact* (рис. 1). Фокус на высокомаржинальных операциях позволяет достигать существенного бизнес-эффекта без масштабных вложений. Напротив, крупные организации зачастую остаются на уровне *output*, когда достигается только качественный эффект с минимальными финансовыми выгодами. Точка пересечения траекторий на графике⁷ (рис. 1) представляет критическую зону фазового перехода от технического *output* к операционному *outcome* и стратегическому *impact* (рост прибыли), где проявляется «парадокс масштаба»: траектория малого бизнеса с минимальным *input* демонстрирует ускоренный прорыв к *impact* за счет высокой маржинальности задач, в то время как траектории среднего бизнеса стабилизируются на уровне *outcome*, а крупного – стагнируют к *output*.

Требования к различным кластерам решений, основанных на использовании искусственного интеллекта. Для проектирования ИИ-решений и подготовки технического задания критично явное разделение функциональных и нефункциональных требований: первые описывают, «что» система должна делать, вторые – «как» она должна это делать с точки зрения качества, надежности, безопасности и масштабируемости. В случае ИИ (особенно LLM/RAG и агентных систем) к классическим требованиям добавляются специфические для ИИ аспекты – «объяснимость» алгоритмов, контроль качества контента, работа с данными и соблюдение регуляторных норм. В табл. 1 представлены функциональные и нефункциональные требования, которые необходимо учесть при покупке (разработке) различных ИИ-решений из различных кластеров.

Таким образом, формируется фундаментальная закономерность, изложенная в исследовании Е. Харитоновой: переход от простых агентов к экосистемным платформам сопровождается экспоненциальным усложнением описания того, «что должна делать система», и требований по ее качеству, безопасности и управляемости [15]. Для малого бизнеса ключ к успеху – минимализм и скорость: ограниченный, но четко формализованный функционал с четкими целевыми метриками позволяет получить ощутимый *output* без сложной инфраструктуры и глубоких изменений процессов.

Средний бизнес сталкивается с задачей баланса: расширенная функциональность требует не только скорости, но и точности, масштабируемости и базовой прозрачности, что обуславливает переход от *output* к устойчивым *outcome*. Крупный бизнес работает в парадигме полного контроля: экосистемные платформы подразумевают оркестрацию десятков моделей, строгий комплаенс, высокую прозрачность и «объяснимость» решений, превращая ИИ

⁷ Impact Evaluation in Practice.

URL: <https://www.worldbank.org/en/programs/sief-trust-fund/publication/impact-evaluation-in-practice>

из инструмента в инфраструктурный слой с *impact* в отношении бизнес-модели (С.В. Пономарева, С.А. Хачатурян, Н.В. Корюшков [16]).

Метрики эффективности искусственного интеллекта

Системный подход к оценке эффективности ИИ-инвестиций требует адаптации метрик под класс внедряемых технологий и организационный контекст. Исследования подтверждают, что метрики должны быть измеримыми, привязанными к бизнес-гипотезам и отслеживаться через автоматизированные дашборды с регулярной проверкой данных для валидации эффекта⁸ [17–20].

Методология оценки предполагает трехуровневую структуру: операционные метрики (что именно делает система), финансовые метрики (окупаемость инвестиций) и стратегические метрики (долгосрочный вклад в конкурентоспособность). Для каждого кластера решений формализованы формулы для расчета; целевые значения подтверждены практикой. Малый бизнес реализует подход к метрикам, ориентированный на «операционную разгрузку», на быстрый и видимый эффект. Средние компании переходят к измерению *outcome* – влияния ИИ на ключевые бизнес-процессы и показатели. Крупные корпорации оценивают *impact* через многоуровневую систему метрик, интегрированных в систему управления эффективностью. Подход включает end-to-end измерение (от *input* до бизнес-результата) и регулярные аудиты для определения вклада ИИ в достижение ключевых показателей эффективности. Примеры различных категорий метрик и их целевых значений представлены в *табл. 2*.

Моделирование принятия решения об инвестициях в искусственный интеллект

В целях моделирования процесса принятия решения об инвестициях в ИИ авторами были проанализированы данные Единой информационной системы в сфере закупок⁹, где отражены закупки организаций в соответствии с Федеральным законом от 05.04.2013 № 44-ФЗ «О контрактной системе в сфере закупок товаров, работ, услуг для обеспечения государственных и муниципальных нужд»¹⁰ (44-ФЗ) и Федеральным законом от 18.07.2011 № 223-ФЗ «О закупках товаров, работ, услуг отдельными видами юридических лиц»¹¹ (223-ФЗ).

Данные о закупках большинства коммерческих организаций зачастую не раскрываются, однако выбранный перечень данных представляет объективную выборку для анализа текущего состояния рынка. Для выборки данных применены следующие фильтры:

- ключевые слова («искусственный интеллект», «ИИ», «машинное обучение», «нейросеть», «компьютерное зрение»);
- этап закупки (закупка завершена);
- дата размещения (с 01.01.2025).

Первоначально количество записей составляло 465. Фильтрация выявила около 150 релевантных закупок, преимущественно в таких сферах, как здравоохранение, образование и ИТ-инфраструктура. Далее данные были кластеризованы по следующим критериям: стоимость контракта, функциональная сложность, техническая зрелость, сектор применения.

⁸ Petval H. AI-Based Recommendation Model for Effective Decision to Maximise ROI. URL: <https://lrcdrs.bennett.edu.in/items/87f669ca-2322-43c9-8960-3a50098d6af4>

⁹ Единая информационная система «Закупки». URL: <https://zakupki.gov.ru/epz/main/public/home.html>

¹⁰ Федеральный закон «О контрактной системе в сфере закупок товаров, работ, услуг для обеспечения государственных и муниципальных нужд» от 05.04.2013 № 44-ФЗ. URL: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_144624/

¹¹ Федеральный закон «О закупках товаров, работ, услуг отдельными видами юридических лиц» от 18.07.2011 № 223-ФЗ. URL: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_116964/

Результаты кластеризации приведены в *табл. 3*. Ключевые статистические показатели – медианная цена (2,8 млн руб.), средняя цена (83,3 млн руб.; искажение возникает за счет кластера С); доля закупок по виду (92% по 44-ФЗ, 8% по 223-ФЗ).

Для сравнения стоимости покупки решений из различных кластеров на рынке и собственной разработкой ИИ-решений под нужды организации авторами был проанализирован показатель ROI (возвратность инвестиций), который вычисляется по следующей формуле:

$$ROI = \frac{B - (OPEX + CAPEX)}{(OPEX + CAPEX)} \cdot 100\%, \quad (1)$$

где B – экономические выгоды от внедрения решения; $OPEX$ – поддержка, оплата облачного сервиса (если применимо); $CAPEX$ – лицензии/оборудование, услуги по внедрению.

Приведенные далее данные основываются на стоимостных характеристиках разработки ИИ-решений, приведенных в открытых источниках¹². В качестве объекта для анализа решения из кластера А был выбран чат-бот для клиентской поддержки. Экономическая выгода от такого решения в среднем выражается в экономии 1,5 FTE (full time equivalent, эквивалент полной занятости): заработная плата составит 4 млн руб./год, то есть экономическая выгода составит 2,8 млн руб. В таком случае:

$$ROI_{\text{покупки(A)}} = \frac{2,8 - (0,7 + 0,1)}{(0,7 + 0,1)} \cdot 100\% = 300\%, \quad (2)$$

$$ROI_{\text{разработки(A)}} = \frac{2,8 - (2,7 + 0,5)}{(2,7 + 0,5)} \cdot 100\% = -12\%. \quad (3)$$

Стоимость разработки в приведенном примере рассчитана исходя из следующих данных:

- команда (3 мес.) – один специалист по машинному обучению (0,6 млн руб./мес.), руководитель проекта (0,3 млн руб./мес.);
- инфраструктура – облачный GPU (0,3 млн руб.), система API (0,2 млн руб.).

По кластеру В в качестве примера взята система видеоаналитики спортивных объектов (платформа мониторинга эффективности с компьютерным зрением). Экономия в данном случае достигается за счет сокращения FTE (сокращение расходов на охрану объекта), оптимизации загрузки объектов, снижения порчи оборудования. Итоговая экономия по рыночным показателям составит около 28 млн руб. в год. Тогда ROI составит:

$$ROI_{\text{покупки(B)}} = \frac{28 - (18,7 + 3,7)}{(18,7 + 3,7)} \cdot 100\% = 25\%, \quad (4)$$

$$ROI_{\text{разработки(B)}} = \frac{28 - (34,2 + 8 + 3)}{(34,2 + 8 + 3)} \cdot 100\% = -38\%. \quad (5)$$

Стоимость разработки в данном случае рассчитана исходя из следующих данных:

- команда (12 мес.) – один инженер по системам компьютерного зрения (1 млн руб./мес.), один специалист по машинному обучению (0,9 млн руб./мес.), один DevOps-инженер (0,7 млн руб./мес.), один тестировщик (0,25 млн руб./мес.);
- инфраструктура – восемь вычислительных платформ GPU Jetson Orin (0,75 млн руб./ед.), центральный сервер (2 млн руб.);

¹² Методология оценки финансовой эффективности от ИИ/ГенИИ. URL: <https://www.fintechru.org/press-center/issledovaniya/metodologiya-otsenki-finansovoy-effektivnosti-ot-ii-genii/>; Сколько стоит интеллект? Как оптимизировать бюджет AI-проекта в 2025. URL: <https://habr.com/ru/articles/924486/>

– работы по развертыванию оборудования и обучению сотрудников (3 млн руб.).

В качестве решения по кластеру С выбран кейс покупки, кастомизации и обучения LLM на корпоративных данных. Экономический эффект оценивается в 200 млн руб. в год за счет замещения внешних API, снижения затрат на проверку внешних данных, ускорения разработки. В данном случае ROI составит:

$$ROI_{\text{покупки}(C)} = \frac{200 - (48 + 32)}{(48 + 32)} \cdot 100\% = 150\% , \quad (6)$$

$$ROI_{\text{разработки}(C)} = \frac{400 - (330 + 120)}{(330 + 120)} \cdot 100\% = -11,1\% . \quad (7)$$

Стоимость разработки в данном случае составляет:

- команда (24 мес.) – один лидер в разработке и внедрении новых систем (1 млн руб./мес.), два специалиста по машинному обучению (1 млн руб./мес.), два специалиста по обработке данных (1 млн руб./мес.);
- инфраструктура – 16 H100 GPU (6 млн руб./ед.), DGX-кластер (60 млн руб.), корпоративное хранилище данных (10PB, 24 млн. руб.);
- данные – доработка и настройка корпоративного датасета под требования LLM (50 млн руб.);
- создание экосистемы – MLOps (40 млн руб.), CI/CD (30 млн. руб.), безопасность (30 млн руб.).

Срок окупаемости разработки – третий год после внедрения:

$$ROI_{\text{разработки}(C)} = \frac{600 - (330 + 180)}{(330 + 180)} \cdot 100\% = 17,7\% . \quad (8)$$

На основе проведенных расчетов и анализа кейсов авторами был синтезирован пошаговый алгоритм принятия решения об инвестициях в ИИ-решения (рис. 2). На основе приведенного алгоритма сформирована матрица стратегических решений по инвестированию в развитие ИИ-технологий (выбор между покупкой и разработкой) (табл. 4).

Таким образом, анализ данных по государственным закупкам позволил выполнить кластеризацию ИИ-решений по критериям капиталоемкости и функциональной сложности, формализовать инвестиционные решения через предиктивную оценку ROI. Ключевой вывод заключается в нелинейном характере зависимости окупаемости от масштаба организации. Несоответствие класса решения технологической зрелости организации приводит к систематическому завышению затрат при разработке собственных решений по сравнению с аналогами, доступными на рынке. Предложенный подход позволяет минимизировать искажения и обеспечить переход от «декларативного» внедрения технологий к экономически обоснованному решению с гарантированным потенциалом по окупаемости.

Заключение

Искусственный интеллект на текущем этапе вышел за рамки экспериментов и стал частью критической инфраструктуры бизнеса, где успех инвестиций зависит от точного соответствия кластера технологических решений организационному масштабу. Малый бизнес рационально фокусируется на простых агентах для получения быстрого операционного эффекта, средние компании переходят к гибридным системам, что позволяет обеспечить устойчивое влияние на ключевые процессы, а крупные корпорации строят экосистемные решения, меняющие бизнес-модель или позицию на рынке. Системы LLM и RAG доминируют как наиболее практичная связка, обеспечивая высокую точность без дорогостоящего

дообучения, что делает эти системы доступными для всех уровней. Однако переход от внедрения узкоспециализированных решений к стратегической трансформации требует системного подхода: формулирования четких функциональных и нефункциональных требований, разработки формализованных метрик эффективности и постоянного мониторинга качества.

Российский рынок ИИ предоставляет организациям уникальные возможности для развития и трансформации с точки зрения регуляторных требований и доступа к данным и инфраструктуре. Корректный выбор решений по принципу *input – output/outcome/impact* минимизирует риски неудач и обеспечивает окупаемость инвестиций в диапазоне от 100% до 200% и более в зависимости от масштаба организации.

Для коммерческих организаций ключ к успеху – объективная оценка своих возможностей и ожиданий: следует начать с того, что измеримо и окупается быстро, а по мере накопления опыта, данных и управленческих компетенций происходит масштабирование. Таким образом, искусственный интеллект перестает быть инновацией и становится базовым условием «рыночной жизнеспособности».

Предложенная в статье кластеризация ИИ-решений на основе анализа современного рынка таких решений формирует универсальную методологическую основу для стратегического планирования инвестиций коммерческими организациями. Выделенные кластеры ИИ-решений отражают не только капиталоемкость, но и этапы организационной зрелости, что позволяет избежать типичных ошибок несоответствия технологий задачам бизнеса. Ключевой вклад заключается в формализации алгоритма, интегрирующего такие параметры, как масштаб, уникальность данных и горизонт планирования по инвестициям.

Таблица 1

Функциональные и нефункциональные требования к технологическим решениям на основе искусственного интеллекта

Table 1

Functional and non-functional requirements for technological solutions based on artificial intelligence

Кластер решений	Функциональные требования
Простые агенты	Обработка входящих запросов на одном или на двух каналах (сайт, мес-сенджер); классификация ограниченного набора сценариев (FAQ, статус заказа, запись/отмена) с перечнем кейсов; формирование ответов на основе простой базы знаний или нескольких документов; правила эскалации на человека по ключевым словам, типу клиента; ведение истории диалогов и простая отчетность (количество обращений, доля автоматических ответов)
Гибридные решения	Система RAG-поиска, вопрос–ответ по корпоративным документам (регламенты, договоры, отчеты) с поддержкой сложных запросов (сравнения, консолидация); автоматизированное формирование управленческих/операционных отчетов; рекомендательные сценарии (товары/услуги, «следующее действие» для менеджера); интеграция с системами CRM/ ERP/BI (формулирование задач, создание карточек, комментариев, запуск бизнес-процессов); поддержка разных ролей пользователей (менеджеры, аналитики, операционисты) с кастомизацией интерфейсов и прав
Экосистемные решения	Оркестрация множества агентов и моделей, работающих с разными доменами (клиенты, риски, логистика, HR) в единой архитектуре; поддержка нескольких доменов знаний с контекстно зависимыми правилами и политиками; управление жизненным циклом моделей (развертывание, контроль версий, A/B-тесты, откат, регистрация моделей); глубокая интеграция с «корпоративной шиной», системами BPM, риск- и комплаенс-контуром; полный аудит решений (фиксация запросов, данных, моделей и принятых решений с привязкой к бизнес-KPI и регуляторным требованиям); высокие требования по производительности (сверхбыстрые ответы)

Кластер решений	Функциональные требования
	для критичных сценариев, сложной аналитики, полная доступность, георезервирование, отказоустойчивость)
<i>Продолжение</i>	
Кластер решений	Нефункциональные требования
Простые агенты	Время ответа – не более 5–10 сек. при типовой нагрузке, поддержка ограниченного числа одновременных пользователей; простая интеграция без глубокой перестройки ИТ-ландшафта (готовые коннекторы к сайту, CRM); базовая безопасность (хранение диалогов в заданном контуре, авторизация для внутренних сценариев); минимальные требования по эксплуатации (настройка через административный интерфейс, без участия разработчиков)
Гибридные решения	Время ответа по большинству запросов – 2–3 сек., поддержка большого количества (несколько сотен) одновременных пользователей; масштабируемость (рост объема документов без резкого падения скорости и качества поиска); требования по качеству моделей (допустимый уровень ошибок/«галлюцинаций»); отображение источников (документов/фрагментов), версий моделей, базовая аудируемость решений; осуществление мониторинга и наличие тестового контура (дашборды по качеству и использованию, безопасное обновление без простоя критичных сервисов)
Экосистемные решения	Строгий комплаенс (соответствие отраслевому регулированию и внутренним политикам – персональные данные, ИИ-регулирование, внутренние стандарты качества); расширенная безопасность (сегментация среды, защита от утечек, детальное логирование); управление качеством и рисками (целевые уровни точности по доменам, регламенты по переобучению, аудит искажений, ограничения по применимости моделей); требования к обоснованию для ключевых решений (возможность восстановить ход рассуждений); развитая инфраструктура контроля (централизованный сбор метрик и логов, мониторинг данных, быстрое восстановление)

Источник: авторская разработка на основе научных исследований

Source: Authoring, based on scientific research

Таблица 2

Искусственный интеллект: примеры метрик эффективности

Table 2

Artificial Intelligence: examples of performance metrics

Категория	Метрика	Целевое значение
Операционные метрики	Доля автоматизированных запросов (без эскалации на человека)	50–70%
	Среднее время ответа (обработки запроса пользователя)	Менее 5–10 сек. для 95% запросов
	Удовлетворенность пользователей	Более 4 по шкале от 1 до 5
Метрики качества	Качество моделей классификации (F-Score)	Более 0,8–0,85 по ключевым сценариям
	Конверсия от рекомендаций	Более 15–25% к базовому уровню
Операционно-финансовые метрики	Экономия времени на задачу	40–50%
	Принятие технологии пользователями	Более 70% штатных сотрудников
Комплексные метрики	ROI (возвратность инвестиций)	Более 100% за 6 мес.; более 120% за 12 мес.; более 150–200% за 18–36 мес. (в зависимости от кластера, к которому относится технологическое решение)

Категория	Метрика	Целевое значение
	Среднее время реализации бизнес-процесса	Меньше на 30–50% по приоритетным процессам
	Уровень автоматизации бизнес-процессов	80% всех процессов
	Прибыль компании до вычета процентов, налогов, износа и амортизации (ЕБИТДА) за счет внедрения искусственного интеллекта	Больше на 10–20%

Источник: авторская разработка на основе научных исследований

Source: Authoring, based on scientific research

Таблица 3

Решения, основанные на использовании искусственного интеллекта: анализ закупок

Table 3

Solutions based on the use of artificial intelligence: procurement analysis

Кластер	Стоимость (млн руб.)	Технические характеристики
A (простые агенты)	0,3–1	Чат-боты, базовые RAG-системы, API
B (гибридные решения)	5–50	Компьютерное зрение, система поддержки принятия решений
C (экосистемные решения)	50–600 и более	Кастомные LLM, машинное обучение

Продолжение

Кластер	Количество	Доля	Типичные заказчики
A (простые агенты)	78	52%	Специализированные медицинские бригады, больницы, школы
B (гибридные решения)	54	36%	Владельцы региональных центров обработки данных
C (экосистемные решения)	18	12%	Организации, подведомственные Министерству цифрового развития, связи и массовых коммуникаций Российской Федерации, высшие учебные заведения

Источник: авторская разработка

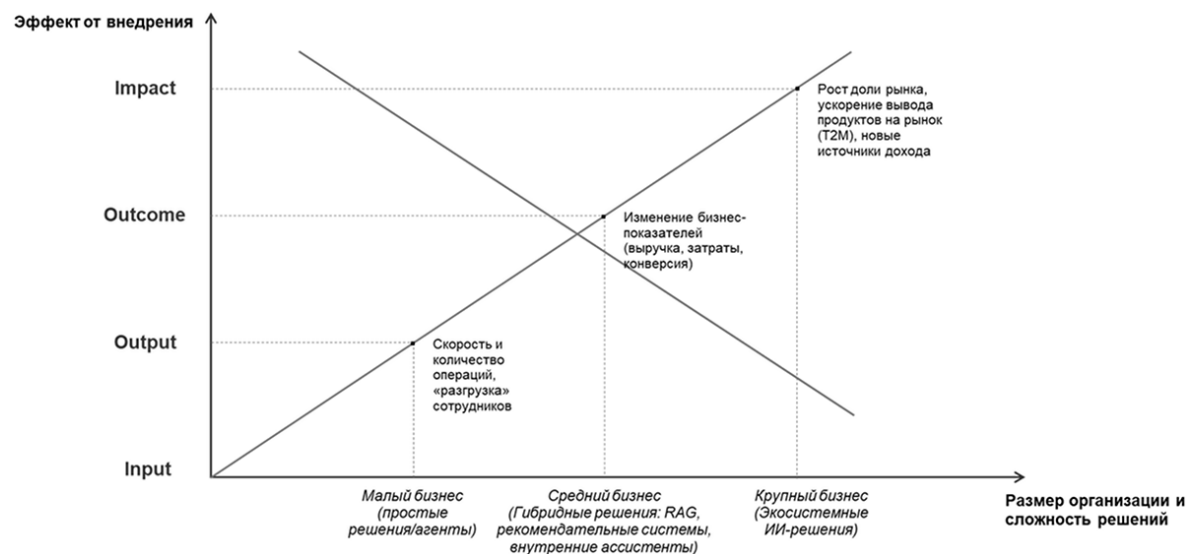
Source: Authoring

Таблица 4**Матрица стратегических решений по инвестированию в развитие искусственного интеллекта****Table 4****Matrix of strategic decisions for investing in the development of artificial intelligence**

Ожидаемый срок окупаемости	Критерии		
	стандартная задача	уникальные данные	технологический суверенитет
Менее 12 мес.	Приобретение технологии (кластеры A, B)	Приобретение и доработка технологии (кластер B)	Приобретение технологии (кластер C)
12–24 мес.	Приобретение технологии (кластер B)	Разработка технологии (кластер B)	Разработка технологии (кластеры B, C)
Более 24 мес.	Отказ	Разработка технологии (кластер C)	Разработка технологии (кластер C)

Источник: авторская разработка на основе научных исследований

Source: Authoring, based on scientific research

Рисунок 1**Эффекты от внедрения технологических решений, основанных на использовании искусственного интеллекта****Figure 1****Effects of implementing technological solutions based on the use of artificial intelligence**

Примечание. Показаны наиболее вероятный (линия, исходящая из начала координат) и возможный сценарии.

Источник: аналитические материалы

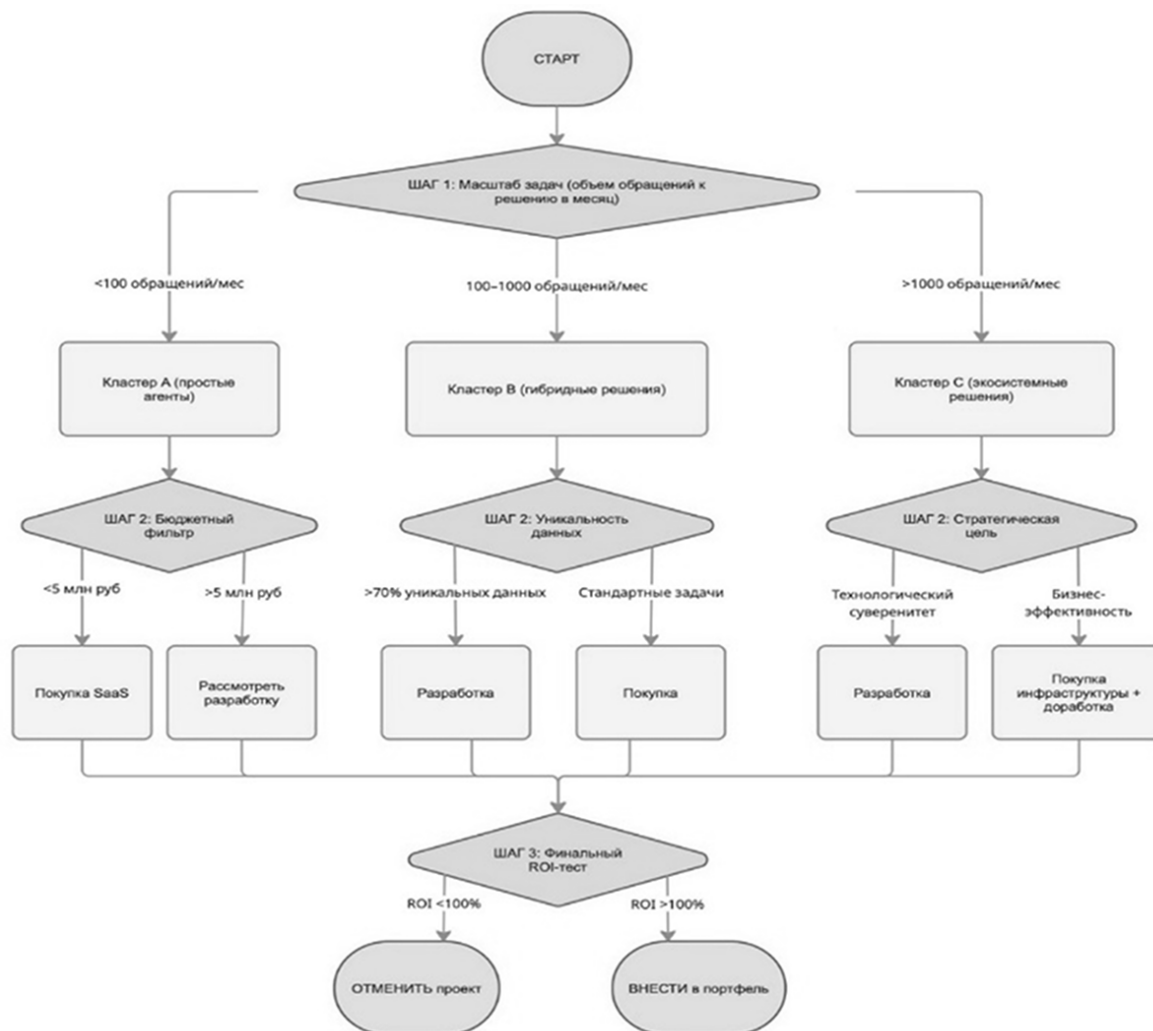
Source: analytical materials

Рисунок 2

Алгоритм принятия решения об инвестициях в развитие искусственного интеллекта

Figure 2

Decision-making algorithm for investing in artificial intelligence development



Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Список литературы

1. Nelson R.R., Winter S.G. An Evolutionary Theory of Economic Change. Harvard University Press, 1985, 454 p.
2. Barney J. Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. *Journal of Management*, 1991, vol. 17, iss. 1, pp. 99–120. DOI: 10.1177/014920639101700108
3. Науменко А.О. Технология RAG (Retrieval-Augmented Generation) как инновационный подход в LLM // Вестник науки. 2025. Т. 5. № 8. С. 280–289. EDN: JJOECK
4. Adam M., Wessel M., Benlian A. AI-based Chatbots in Customer Service and Their Effects on User Compliance. *Electronic Markets*, 2021, vol. 31, iss. 2, pp. 427–445. DOI: 10.1007/s12525-020-00414-7

5. Vorm E.S., Combs D.J.Y. Integrating Transparency, Trust, and Acceptance: The Intelligent Systems Technology Acceptance Model (ISTAM). *International Journal of Human-Computer Interaction*, 2022, vol. 38, iss. 18-20, pp. 1828–1845. DOI: 10.1080/10447318.2022.2070107
6. Alguliyev R.M., Mahmudov R.S. About Some Socioeconomic Problems and Risks of Artificial Intelligence. *International Journal of Science Technology and Society*, 2024, vol. 12, iss. 5, pp. 140–150. DOI: 10.11648/j.ijsts.20241205.11
7. Гребенник П.Ю. Цифровая трансформация операционной деятельности промышленных предприятий: инструменты, эффекты и риски // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия «Экономика и право». 2025. № 6. С. 123–126. EDN: PHJAHO
8. Александров Н.Д. Международный опыт внедрения искусственного интеллекта в отрасли науки и высшего образования // Научные труды Вольного экономического общества России. 2021. Т. 229. № 3. С. 391–401. EDN: NOKPPD
9. De Silva D., Alahakoon D. An Artificial Intelligence Life Cycle: From Conception to Production. *Patterns*, 2022, vol. 3, iss. 6. EDN: MBCVCF
10. Delacroix S. Sustainable Data Rivers? Rebalancing the Data Ecosystem That Underlies Generative AI. *Critical AI*, 2024, vol. 2, iss. 1. DOI: 10.1215/2834703x-11205224
11. Raju P.V.M., Sumallika T. The Impact of AI in the Global Economy and Its Implications in Industry 4.0 Era. *Information Technology, Education and Society*, 2023, vol. 18, iss. 2, pp. 53–62. DOI: 10.7459/ites/18.2.05
12. Cañas J.J. AI and Ethics When Human Beings Collaborate with AI Agents. *Frontiers in Psychology*, 2022, vol. 13. DOI: 10.3389/fpsyg.2022.836650
13. Сычев Е.А. Применение систем искусственного интеллекта при проектировании архитектуры приложений: от требований к реализации // Universum: технические науки. 2025. № 9. Ч. 1. С. 32–36. EDN: PIVQKA
14. Финогенов М.А., Дараган А.Д., Султангараев Д.И. Теоретическое обоснование требований к характеристикам информации для обучения систем искусственного интеллекта и их развития на основе принципа прозрачности // Искусственный интеллект. Теория и практика. 2023. № 2. С. 39–46. EDN: QOQTOB
15. Харитоновна Е.С. Особенности и барьеры оценки ИИ-зрелости (на примере реализации в федеральных органах исполнительной власти Российской Федерации) // Государственное управление. Электронный вестник. 2025. № 113. С. 31–44. EDN: VNPEMS
16. Пономарева С.В., Хачатурян С.А., Корюшков Н.В. Инновационная бизнес-модель операций на основе искусственного интеллекта как новая концепция и средство для развития компаний // Вестник евразийской науки. 2023. Т. 15. № 2. EDN: EWVLTL
17. Pandey S., Gupta S., Chhajed S. ROI of AI: Effectiveness and Measurement. *International Journal of Engineering Research & Technology*, 2021, vol. 10, iss. 5, pp. 749–761. DOI: 10.17577/IJERTV10IS050418
18. Aziz F., Muzaffar F., Shahid S. et al. The Role of Artificial Intelligence in Driving ROI through Synergized HR, Marketing, and Financial Decision-Making. *Inverge Journal of Social Sciences*, 2025, vol. 4, iss. 3, pp. 129–142. DOI: <https://doi.org/10.63544/ijss.v4i3.153>

19. Kamolov S., Aleksandrov N. Algorithmic Modeling of Public Recommender Systems: Insights from Selected Cities. *Transforming Government: People, Process and Policy*, 2022, vol. 17, iss. 1, pp. 72–86. DOI: 10.1108/tg-02-2022-0025
20. Вирцев М.Ю., Мачульский А.И. Инвестиции в искусственный интеллект: финансовые затраты на внедрение и использование // Региональные проблемы преобразования экономики. 2025. № 9. С. 261–268. EDN: ZBIYGY

Информация о конфликте интересов

Мы, авторы данной статьи, со всей ответственностью заявляем о частичном и полном отсутствии фактического или потенциального конфликта интересов с какой бы то ни было третьей стороной, который может возникнуть вследствие публикации данной статьи. Настоящее заявление относится к проведению научной работы, сбору и обработке данных, написанию и подготовке статьи, принятию решения о публикации рукописи.

CRITERIA FOR MAKING INVESTMENT DECISIONS IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE BY COMMERCIAL ORGANIZATIONS

DOI: <https://doi.org/10.24891/nigeqh>

EDN: <https://elibrary.ru/nigeqh>

Sergei G. KAMOLOV

MGIMO University, Moscow, Russian Federation

e-mail: s.kamolov@inno.mgimo.ru

ORCID: 0000-0003-1144-4486

Nikita D. ALEKSANDROV

Corresponding author, Institute of Smart Cities Comparative Studies, Moscow, Russian Federation

e-mail: nikitaalex00@gmail.com

ORCID: 0000-0002-8659-764X

Article history:

Article No. 135/2026

Received 13 Feb 2026

Accepted 16 Mar 2026

Available online

28 May 2026

JEL Classification:

C45, D81, O33

Keywords:

artificial intelligence, efficiency, clustering, return on investment, decision-making algorithm, digital transformation

Abstract

Subject. Development of critical business infrastructure.

Objectives. Systematization of approaches to decision-making on the technological development of an enterprise and the implementation of systems based on the use of artificial intelligence.

Methods. The methodological basis of the research is the theory of marginal efficiency of capital and the transaction cost theory.

Results. An algorithm has been developed for commercial organizations to make decisions on investing in the development of artificial intelligence systems. It is shown under what conditions the independent development of artificial intelligence systems is economically more advantageous than acquiring an already created technology.

Conclusions. The application of the developed algorithm will allow commercial organizations to form a rational investment strategy in the development of advanced technologies.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2026

Please cite this article as: Kamolov S.G., Aleksandrov N.D. Criteria for making investment decisions in artificial intelligence by commercial organizations. *Regional Economics: Theory and Practice*, 2026, iss. 5, pp. 171–188. DOI: 10.24891/nigeqh EDN: NIGEQH

References

1. Nelson R.R., Winter S.G. An Evolutionary Theory of Economic Change. Harvard University Press, 1985, 454 p.
2. Barney J. Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. *Journal of Management*, 1991, vol. 17, iss. 1, pp. 99–120. DOI: 10.1177/014920639101700108
3. Naumenko A.O. [Retrieval-augmented generation technology as innovative approach in LLM]. *Vestnik nauki*, 2025, vol. 5, iss. 8, pp. 280–289. (In Russ.) EDN: JJOECK
4. Adam M., Wessel M., Benlian A. AI-based Chatbots in Customer Service and Their Effects on User Compliance. *Electronic Markets*, 2021, vol. 31, iss. 2, pp. 427–445. DOI: 10.1007/s12525-020-00414-7

5. Vorm E.S., Combs D.J.Y. Integrating Transparency, Trust, and Acceptance: The Intelligent Systems Technology Acceptance Model (ISTAM). *International Journal of Human-Computer Interaction*, 2022, vol. 38, iss. 18-20, pp. 1828–1845. DOI: 10.1080/10447318.2022.2070107
6. Alguliyev R.M., Mahmudov R.S. About Some Socioeconomic Problems and Risks of Artificial Intelligence. *International Journal of Science Technology and Society*, 2024, vol. 12, iss. 5, pp. 140–150. DOI: 10.11648/j.ijsts.20241205.11
7. Grebennik P.Yu. [Digital transformation of the operational activities of industrial enterprises: tools, effects, and risks]. *Sovremennaya nauka: aktual'nye problemy teorii i praktiki. Seriya: Ekonomika i pravo*, 2025, no. 6, pp. 123–126. (In Russ.) EDN: PHJAH0
8. Aleksandrov N.D. [International experience in the integration of artificial intelligence in the field of science and higher education]. *Nauchnye trudy Vol'nogo ekonomicheskogo obshchestva Rossii*, 2021, vol. 229, iss. 3, pp. 391–401. (In Russ.) EDN: NOKPPD
9. De Silva D., Alahakoon D. An Artificial Intelligence Life Cycle: From Conception to Production. *Patterns*, 2022, vol. 3, iss. 6. EDN: MBCVCF
10. Delacroix S. Sustainable Data Rivers? Rebalancing the Data Ecosystem That Underlies Generative AI. *Critical AI*, 2024, vol. 2, iss. 1. DOI: 10.1215/2834703x-11205224
11. Raju P.V.M., Sumallika T. The Impact of AI in the Global Economy and Its Implications in Industry 4.0 Era. *Information Technology, Education and Society*, 2023, vol. 18, iss. 2, pp. 53–62. DOI: 10.7459/ites/18.2.05
12. Cañas J.J. AI and Ethics When Human Beings Collaborate with AI Agents. *Frontiers in Psychology*, 2022, vol. 13. DOI: 10.3389/fpsyg.2022.836650
13. Sychev E.A. [An application of artificial intelligence systems in application architecture design: from requirements to implementation]. *Universum: tekhnicheskie nauki*, 2025, no. 9, iss. 1, pp. 32–36. (In Russ.) EDN: PIVQKA
14. Finogenov M.A., Daragan A.D., Sultangaraev D.I. [Theoretical substantiation of the requirements for the characteristics of information for the training of artificial intelligence systems and their development based on the principle of transparency]. *Iskusstvennyi intellekt. Teoriya i praktika*, 2023, no. 2, pp. 39–46. (In Russ.) EDN: QOQTOB
15. Kharitonova E.S. [Features and barriers of AI maturity assessment (case study of the federal executive authorities of the Russian Federation)]. *Gosudarstvennoe upravlenie. Elektronnyi vestnik*, 2025, no. 113, pp. 31–44. (In Russ.) EDN: VNPEMS
16. Ponomareva S.V., Khachatryan S.A., Koriushov N.V. [Innovative business model of operations based on artificial intelligence as a new concept and tool for the development of companies]. *Vestnik evraziiskoi nauki*, 2023, vol. 15, iss. 2. (In Russ.) EDN: EWVLTl
17. Pandey S., Gupta S., Chhajed S. ROI of AI: Effectiveness and Measurement. *International Journal of Engineering Research & Technology*, 2021, vol. 10, iss. 5, pp. 749–761. DOI: 10.17577/IJERTV10IS050418
18. Aziz F., Muzaffar F., Shahid S. et al. The Role of Artificial Intelligence in Driving ROI through Synergized HR, Marketing, and Financial Decision-Making. *Inverge Journal of Social Sciences*, 2025, vol. 4, iss. 3, pp. 129–142. DOI: <https://doi.org/10.63544/ijss.v4i3.153>
19. Kamolov S., Aleksandrov N. Algorithmic Modeling of Public Recommender Systems: Insights from Selected Cities. *Transforming Government: People, Process and Policy*, 2022, vol. 17, iss. 1, pp. 72–86. DOI: 10.1108/tg-02-2022-0025

20. Virtsev M. Yu., Machulsky A. I. [Investments in artificial intelligence: financial aspects implementation and usage costs]. *Regional'nye problemy preobrazovaniya ekonomiki*, 2025, no. 9, pp. 261–268. (In Russ.) EDN: ZBIYGY

Conflict-of-interest notification

We, the authors of this article, bindingly and explicitly declare of the partial and total lack of actual or potential conflict of interest with any other third party whatsoever, which may arise as a result of the publication of this article. This statement relates to the study, data collection and interpretation, writing and preparation of the article, and the decision to submit the manuscript for publication.