

<https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2025-3-14>

УДК 334.02, 631.15, 631.17

JEL O13, O21, O32

С. Г. Пьянкова  ^{a)}, О. Т. Ергунова ^{b)}, И. Хуан ^{c)}^{a)} Уральский государственный экономический университет, г. Екатеринбург, Российская Федерация^{b)} Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, г. Санкт-Петербург, Российская Федерация^{c)} Сычуаньский университет науки и инженерии, г. Цзыгун, Китай

Искусственный интеллект как драйвер агротехнологий России и Китая: государственная аграрная политика, институциональное партнерство, проекты и стратегии¹

Аннотация. Цифровизация и искусственный интеллект (ИИ) оказывают значительное влияние на устойчивое развитие сельского хозяйства, особенно в контексте институционального партнёрства России и Китая, где аграрный сектор занимает важное место в экономике. Однако существует пробел в исследованиях, касающихся влияния ИТ-технологий и ИИ на агросектор с учетом межгосударственного сотрудничества. Целью данного исследования является анализ и прогнозирование уровня цифровизации и внедрения ИИ в аграрном секторе России и Китая, а также оценка потенциала институционального взаимодействия между двумя странами. Задачи исследования включают определение ключевых факторов, влияющих на цифровизацию, а также построение прогноза по внедрению технологий до 2035 г. Методологическую основу составили многофакторные регрессионные модели, позволяющие оценить влияние инфраструктурных, экономических, социальных и технологических факторов на уровень цифровизации сельского хозяйства. Выборка данных охватывает 12 показателей сельскохозяйственного развития России и Китая за 2013–2023 гг. с акцентом на инфраструктурные и цифровые индикаторы. Для прогнозирования динамики каждого параметра использованы линейная и полиномиальная регрессии, построена модель множественной регрессии с составлением интегрального индекса цифровизации. Ключевые результаты исследования показывают, что Китай демонстрирует высокий уровень цифровизации агросектора благодаря активной государственной поддержке, развитию 5G и внедрению IoT-технологий. Автоматизация сельского хозяйства в Китае достигла 45 % с перспективой увеличения до 50 % к 2030 г., что позволит повысить производительность на 20–25 %. В России наблюдается рост цифровой инфраструктуры, который создает основу для интеграции ИИ и точного земледелия, с прогнозируемым ростом производительности на 15–20 % к 2030 г. Результаты исследования могут быть применены в разработке стратегий цифровизации агросектора, формировании государственной аграрной политики, а также для реализации совместных проектов России и Китая в рамках БРИКС+.

Ключевые слова: цифровизация, искусственный интеллект, сельское хозяйство 4.0, инновации, цифровая инфраструктура, устойчивое развитие, межгосударственное сотрудничество, точное земледелие, агротехнологии, автоматизация, нейронные сети, большие данные, прогнозирование урожайности

Для цитирования: Пьянкова, С. Г., Ергунова, О. Т., Хуан, И. (2025). Искусственный интеллект как драйвер агротехнологий России и Китая: государственная аграрная политика, институциональное партнерство, проекты и стратегии. *Экономика региона*, 21(3), 773–785. <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2025-3-14>

¹ © Пьянкова С. Г., Ергунова О. Т., Хуан И. Текст. 2025.

RESEARCH ARTICLE

Svetlana G. Pyankova  ^{a)}, Olga T. Ergunova ^{b)}, Yingjie Huang ^{c)}^{a)} Ural State University of Economics, Ekaterinburg, Russian Federation^{b)} Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russian Federation^{c)} Sichuan University of Science & Engineering, Zigong Shi, China

The Role of Artificial Intelligence in Advancing Agricultural Technologies within the Russia–China Institutional Partnership

Abstract. Digitalization and artificial intelligence (AI) are playing an increasingly important role in promoting sustainable agricultural development. This is especially clear in the context of institutional cooperation between Russia and China, where agriculture remains a key economic sector. However, despite this significance, the impact of AI and digital technologies on agriculture through interstate collaboration still remains underexplored. This study analyses and forecasts the level of digitalization and AI adoption in the agricultural sectors of Russia and China, while assessing the potential to deepen institutional cooperation. It identifies key factors driving digital transformation in agriculture and projects technology adoption trends through 2035. The methodological framework is grounded in multivariate regression models, which evaluate the influence of infrastructural, economic, social, and technological factors on agricultural digitalization. The analysis is based on 12 indicators of agricultural development in Russia and China from 2013 to 2023, with particular attention to infrastructure and digital metrics. Linear and polynomial regressions were used to model indicator dynamics, and a composite digitalization index was developed using multiple regression. The findings show that China has achieved a high degree of digitalization in agriculture, driven by strong government support, widespread 5G infrastructure, and the integration of IoT technologies. Agricultural automation in China has reached 45%, with projections suggesting an increase to 50% by 2030—potentially boosting productivity by 20–25%. In Russia, the expansion of digital infrastructure lays the groundwork for greater adoption of AI and precision farming technologies, with anticipated productivity gains of 15–20% by 2030. These results may inform national strategies for agricultural digitalization, shape state agricultural policies, and support the implementation of joint Russia–China projects under initiatives such as BRICS+.

Keywords: digitalization, artificial intelligence, agriculture 4.0, innovation, digital infrastructure, sustainable development, interstate cooperation, precision farming, agricultural technologies, automation, neural networks, big data, yield forecasting

For citation: Pyankova, S. G., Ergunova, O. T., & Huang, Y. (2025). The Role of Artificial Intelligence in Advancing Agricultural Technologies within the Russia–China Institutional Partnership. *Ekonomika regiona / Economy of regions*, 21(3), 773–785. <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2025-3-14>

Введение

В условиях ускоряющейся цифровизации экономики Россия и Китай, являясь ключевыми партнёрами в рамках стратегического сотрудничества, активно адаптируют искусственный интеллект (далее — ИИ) и цифровые технологии для трансформации аграрного сектора. Несмотря на различия в уровнях цифровизации и доступности технологий, потенциал институционального партнёрства между Россией и Китаем является значительным. Совместные исследования и обмен опытом позволят преодолеть ключевые ограничения, такие как нехватка высокоскоростного интернета в сельских регионах России и потребность Китая в адаптации технологий для небольших фермерских хозяйств. Цель текущей работы заключается в анализе и прогнозировании уровня цифровизации и внедрения ИИ в аграрном секторе России и Китая, а также оценке потенциала

институционального взаимодействия между двумя странами. Цель определила две базовые задачи, вытекающие из самой формулировки цели: провести анализ влияния институционального партнёрства России и Китая на внедрение ИИ в сельском хозяйстве, выявить ключевые факторы цифровизации агросектора, включая инвестиции, уровень механизации и доступность технологий, а также оценку потенциала совместного использования технологий 4.0 в рамках международного сотрудничества стран БРИКС для обеспечения устойчивого развития и продовольственной безопасности.

Объектом исследования выступает процесс цифровизации сельского хозяйства в России и Китае, включая его ключевые технологические, экономические и институциональные аспекты, а также механизмы международного сотрудничества, влияющие на развитие агротехнологий.

Теоретико-методологическую базу исследования составили труды отечественных и зарубежных учёных в следующих областях:

— теория цифровой трансформации: изучение процессов внедрения цифровых технологий в ключевые сектора экономики;

— модели искусственного интеллекта и машинного обучения: подходы к применению ИИ в прогнозировании урожайности, мониторинге почвы и автоматизации агротехнических процессов;

— теория институционального сотрудничества: изучение межгосударственного взаимодействия для достижения совместных целей;

— экономико-математические методы анализа: использование регрессионного моделирования и прогнозирования для оценки и предсказания цифровизации.

Несмотря на значительные успехи в цифровизации, существуют ключевые вопросы, которые требуют дальнейшего изучения. Каковы наиболее важные факторы, влияющие на темпы внедрения ИИ? Насколько критична роль институционального партнёрства для стимулирования инноваций в агросекторе? Может ли совместное использование технологий 4.0 стать универсальной моделью устойчивого развития для стран БРИКС? Для ответа на эти вопросы и обоснования практических рекомендаций сформулированы следующие исследовательские гипотезы.

Гипотеза 1: институциональное партнёрство между Россией и Китаем положительно влияет на темпы внедрения технологий искусственного интеллекта в сельское хозяйство благодаря совместным проектам, обмену научно-техническим опытом и инвестициям в инфраструктуру.

Гипотеза 2: высокий уровень внедрения отдельных цифровых технологий, таких как точное земледелие, автоматизированные системы мониторинга и широкополосный интернет, положительно влияет на общий уровень цифровизации сельского хозяйства.

Гипотеза 3: совместное использование странами БРИКС технологий 4.0, таких как Интернет вещей (IoT), нейронные сети и системы больших данных, способствует устойчивому развитию сельского хозяйства, повышая производительность и продовольственную безопасность.

Данные гипотезы направлены на изучение влияния институционального партнёрства, ключевых факторов цифровизации и потенциала совместного применения технологий 4.0 на развитие сельского хозяйства России и Китая.

Новизна исследования заключается в комплексном анализе цифровизации сельского хозяйства России и Китая с учетом институционального взаимодействия между двумя странами. В отличие от существующих работ, исследование предлагает прогноз внедрения ИИ в агросектор до 2035 г. на основе многофакторных регрессионных моделей, учитывающих влияние инфраструктурных, экономических, социальных и технологических факторов. Впервые в рамках сравнительного анализа выявлены ключевые драйверы и барьеры цифровизации аграрного сектора в условиях межгосударственного сотрудничества, а также определены перспективные направления интеграции технологий 4.0 для устойчивого развития и продовольственной безопасности в контексте БРИКС+.

Теория

В рамках анализа уровня развития цифровизации и ИИ в сельском хозяйстве важно учитывать актуальные исследования в данной области. Оптимизация агротехнических процессов с использованием ИИ, в частности модели нейронной сети (Shah et al., 2021; Abraham et al., 2020), машинного обучения (МО) (Yan, 2023), получила значительное распространение в последние годы из-за ее потенциала для повышения эффективности аграрного труда (Tsantekidis et al., 2022). S. Kujawa, G. Nedbala исследуют в своей статье применение искусственных нейронных сетей (ИНС) в различных аспектах сельского хозяйства, включая точное земледелие, прогнозирование урожайности, обнаружение заболеваний и прогнозирование климата (Kujawa & Nedbala, 2021). В статье I. Kutyauripo, M. Rushambwa, L. Chiwazi (Kutyauripo et al., 2023) представлен обзор того, как ИИ преобразует сельскохозяйственную практику. В работе обсуждаются приложения ИИ в таких областях, как мониторинг урожая, прогнозирование урожайности, борьба с вредителями и болезнями и точное земледелие. O.L. García-Navarrete, A. Correa-Guimaraes, L.M. Navas-Gracia (García-Navarrete et al., 2024) анализируют использование технологий ИИ в современных сельскохозяйственных практиках. С.Г. Пьянкова, О.Т. Ергунова, А.Д. Жуковский (Пьянкова и др., 2024) рассматривают региональные подходы к управлению сельскохозяйственными предприятиями в рамках развития национального рынка Foodnet. F.M. Shiri, T. Perumal, N. Mustapha, R. Mohamed (Shiri et al., 2023) в своем комплексном обзоре сравнивают модели глубокого обучения (CNN, RNN, LSTM, GRU), обсуждают

их сильные стороны и ограничения для таких приложений, как прогнозирование урожайности и анализ сельскохозяйственных данных.

V. Nandram, E. Berg, W. Barboza (Nandram et al., 2013) предлагают иерархическую байесовскую модель для прогнозирования урожайности кукурузы на уровне штата, обеспечивая надежную статистическую основу для прогнозирования урожайности в сельском хозяйстве. O. Zaffar, S. Khar, S. Sharma, JP Singh (Zaffar et al., 2024) используют ИНС для прогнозирования производства пшеницы, производительности и посевной площади в Индии, демонстрируя эффективность нейронных сетей для стратегического сельскохозяйственного планирования.

W. Benayad, F. Khadidja (2024) анализируют данные о производстве пшеницы в пяти крупных странах (Австралия, Индия, США, Канада и Россия) с 1992 по 2022 г. с использованием методов машинного обучения для прогнозирования будущего производства. M.H. Demirel, Z. Sengul, M.F. Baran, O. Gokdogan (Demirel et al., 2024) исследуют влияние использования входных ресурсов (например, удобрений, орошения) на урожайность пшеницы с использованием искусственных нейронных сетей (ANN). В работе K. Kaur (2023) показано, как модели ANN могут эффективно прогнозировать урожайность пшеницы на основе факторов сельскохозяйственного производства.

A. Morales, F.J. Villalobos (2023) оценивают применение методов машинного обучения для прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур, анализа исторических и будущих наборов данных для повышения точности сельскохозяйственных прогнозов. T.L. Kharlamova, O. Ergunova, N. Sharma, N. Smirnova, T. Dudnikov (Kharlamova et al., 2024) анализируют вызовы и перспективы цифровой трансформации аграрного сектора. В частности, подчеркивается, что Россия и Китай являются лидерами в области внедрения ИИ благодаря государственной поддержке и масштабным инвестициям. В исследовании T.C. Колмыковой, В.Н. Щербакова, И.Н. Третьяковой и В.Ю. Сергеевой (Колмыкова и др., 2020) представлен аналитический инструментарий, позволяющий оценить готовность национальных экономик к цифровизации, что напрямую связано с интеграцией ИИ в аграрный сектор.

И.П. Гладилина, С.А. Сергеева, О.В. Романова (Гладилина и др., 2021) описывают успешный опыт управления цифровой экономикой, который может быть адаптирован для разра-

ботки стратегий применения ИИ в сельском хозяйстве. В свою очередь, С.Г. Пьянкова, О.Т. Ергунова (2024) выделяют ключевые преимущества ИИ, включая возможность прогнозирования урожайности, мониторинга почвы и борьбы с вредителями, что существенно снижает затраты на производство.

Важное значение государственной поддержки в цифровизации сельского хозяйства отмечается в исследовании D. Tanima, N.R. Sharma, R. Bohn, O. Ergunova, D. Ryhtik, E. Makarenko, M. Livintsova (Tanima et al., 2024), где приводятся примеры инициатив по внедрению ИИ в аграрный сектор. Китайские программы, такие как «Цифровое сельское хозяйство», являются примерами успешной интеграции ИИ, что позволило увеличить эффективность использования земельных угодий и снизить затраты.

Современные исследования российских и зарубежных ученых, таких как W. Ji, D. Zhao, F. Cheng, B. Xu, Y. Zhang, J. Wang (Ji et al., 2012), Y. He, C. Xu, N. Khanna, C.J. Boushey, E.J. Delp (He et al., 2014), X. Xu, C. Sun, B. Liu, Q. Zhou, P. Xu, M. Liu, A. Wang, H. Tian, W. Luo, Q. Jiang (Xu et al., 2022), С.О. Чиркин, Н.В. Картечина, В.А. Рубанов (Чиркин и др., 2022), С. Пири (Пири, 2021) показывают, что использование ИИ способствует трансформации сельского хозяйства в России и Китае.

В рамках данного исследования предлагается авторский подход к анализу цифровизации сельского хозяйства и применения ИИ, основанный на интеграции ключевых концепций и теорий из нескольких научных областей. Приведем основные понятия, подлежащие анализу.

Цифровизация сельского хозяйства — процесс интеграции цифровых технологий в аграрные процессы, включая автоматизацию, точное земледелие, мониторинг состояния почвы и сельхозкультур, а также использование IoT-решений.

Искусственный интеллект (ИИ) — набор технологий машинного обучения, нейронных сетей и обработки больших данных, применяемых для автоматизации и повышения эффективности аграрных процессов.

Институциональное партнёрство — межгосударственное сотрудничество, включающее совместные программы и проекты в области аграрных инноваций и цифровизации.

Устойчивое развитие аграрного сектора — подход к организации сельскохозяйственного производства, направленный на повышение производительности с минимизацией эколо-

гического ущерба и оптимизацией использования ресурсов.

Авторский подход основан на следующих теоретических подходах и концепциях.

Теория цифровой трансформации (Digital Transformation Theory) — позволяет исследовать процессы интеграции цифровых решений в традиционные производственные системы и оценивать влияние цифровых технологий на эффективность и конкурентоспособность сельского хозяйства.

Теория институционального сотрудничества (Institutional Cooperation Theory) — используется для анализа форм и механизмов взаимодействия между государственными, научными и бизнес-структурами России и Китая, выявления драйверов и барьеров для цифровизации агросектора.

Теория устойчивого развития (Sustainable Development Theory) — обеспечивает концептуальную основу для оценки влияния цифровизации и технологий ИИ на экологические, экономические и социальные аспекты аграрного производства.

Подходы к моделированию и прогнозированию (Regression Modeling and Forecasting) включают многофакторные регрессионные модели, используемые для прогнозирования динамики развития цифровых технологий в аграрном секторе, анализа взаимосвязей и влияния ключевых параметров на процессы цифровизации.

Анализ проводится с учётом специфики сельского хозяйства России и Китая, что позволяет выявить не только общие тенденции цифровой трансформации, но и страновые особенности, связанные с различиями в инфраструктуре, государственном регулировании и доступности технологий. Такой подход обеспечивает комплексное понимание механизмов цифровой трансформации сельского хозяйства и возможностей международного сотрудничества в рамках БРИКС для достижения целей устойчивого развития и продовольственной безопасности.

Несмотря на наличие отдельных проектов в рамках БРИКС, сотрудничество по технологиям 4.0 в аграрной сфере требует дальнейшего развития. В рамках исследования предложено расширение существующих механизмов взаимодействия, включая создание цифровых пилотных кластеров, совместных ИИ-лабораторий и платформ для обмена агроданными. Подобные инициативы могут служить катализатором для масштабного распространения инновационных решений в странах

БРИКС и способствовать достижению целей устойчивого аграрного роста.

Данные и методы

Для подтверждения сформулированных гипотез был применён комплексный подход, включающий статистический анализ, регрессионное моделирование и прогнозирование на основе данных за период с 2013 по 2023 г. Использованы показатели, отражающие инфраструктурные, экономические, социальные и технологические аспекты цифровизации и применения ИИ в сельском хозяйстве России и Китая.

Для подтверждения гипотезы 1 («Институциональное партнёрство способствует ускорению внедрения ИИ-технологий») были выбраны следующие показатели: число межправительственных соглашений и совместных научных проектов между Россией и Китаем, общий объем инвестиций в совместные проекты в области цифровых агротехнологий, количество совместных публикаций по теме агротехнологий и ИИ, индексируемых в базах Scopus/WoS (источник: Scopus/WoS). Выбор этих показателей обусловлен тем, что они напрямую отражают интенсивность взаимодействия стран и их совместные усилия в цифровой трансформации аграрного сектора.

Для проверки гипотезы 2 («Уровень цифровизации сельского хозяйства зависит от государственных инвестиций, инфраструктуры и механизации») использованы следующие параметры: объем государственных инвестиций в научные исследования и разработки (НИОКР), выраженный в % от ВВП, доля сельскохозяйственной техники с технологиями точного земледелия (%), доля сельхозпредприятий с доступом к широкополосному интернету (%), уровень автоматизации аграрных процессов (%). Эти показатели позволяют оценить влияние финансовых, инфраструктурных и технологических факторов на процесс цифровизации.

Для проверки гипотезы 3 («Совместное использование технологий 4.0 в рамках БРИКС стимулирует устойчивое развитие») анализировались следующие показатели: количество совместных инициатив стран БРИКС в области цифрового сельского хозяйства, доля фермерских хозяйств, использующих IoT-решения (%), использование больших данных для прогнозирования урожайности (%). Эти показатели были выбраны как индикаторы степени распространения передовых цифровых решений и их потенциального влияния на устойчивое развитие агросектора.

Для анализа и подтверждения взаимосвязей между выбранными показателями использовались:

- множественная регрессия для оценки степени и направления влияния ключевых факторов (государственные инвестиции, доступность интернета, механизация и автоматизация) на уровень цифровизации сельского хозяйства;

- линейная и полиномиальная регрессии для выявления трендов и прогнозирования динамики каждого параметра до 2035 г. Коэффициенты моделей вычислялись методом наименьших квадратов, выбор наилучшей модели производился на основе коэффициента детерминации R^2 ;

- сценарный подход (оптимистичный, реалистичный, пессимистичный) для комплексной оценки потенциала развития цифровизации сельского хозяйства с учетом рисков и возможностей международного партнерства.

Использование этих методов обосновано возможностью точного количественного анализа и надежностью полученных прогнозных результатов, необходимых для разработки рекомендаций в области государственной политики и стратегии международного сотрудничества.

Следует отметить, что при сопоставлении показателей России и Китая учитывались различия в методологиях сбора статистических данных, что могло повлиять на точность прямых сопоставлений. Для минимизации возможных искажений использовались преимущественно унифицированные и верифицированные данные международных организаций, таких как Всемирный банк (World Bank), Продовольственная и сельскохозяйственная организация ООН (FAO), Международный союз электросвязи (ITU). Допущения, использованные при интеграции разнородных данных, включают нормализацию показателей и приведение их к сопоставимому формату с опорой на методологические рекомендации указанных организаций.

Методологическую базу исследования составляют методы статистического анализа, прогнозирования и регрессионного моделирования, применяемые для оценки уровня цифровизации и внедрения ИИ в сельском хозяйстве России и Китая. Данные страны демонстрируют различный подход к государственной поддержке цифровизации аграрного сектора, что обусловлено особенностями экономических моделей, структурой сельского хозяйства и стратегическими при-

оритетами каждой страны. Учет этих различий позволяет не только провести более точный анализ факторов, влияющих на внедрение ИИ, но и адаптировать успешные стратегии к национальным условиям. В Китае цифровизация сельского хозяйства является частью национальной стратегии, направленной на повышение продовольственной безопасности и устойчивого развития. Государственная поддержка выражается в активном финансировании научных исследований, широкомасштабных государственных программах, таких как «Цифровое сельское хозяйство» и «Умное сельское хозяйство», а также в стимулировании частных инвестиций в агротехнологии. Важную роль играет политика «Сельское возрождение», которая включает меры по цифровизации и автоматизации сельского хозяйства. Структура государственной поддержки в Китае также включает создание сельскохозяйственных технопарков для тестирования и внедрения ИИ в агросектор, развитие цифровой инфраструктуры (интернет-платформы для фермеров, беспроводной доступ к интернету в сельских районах), поддержку малых фермерских хозяйств путем предоставления субсидий и цифровых платформ для кооперации и обмена знаниями. В России, напротив, цифровизация сельского хозяйства развивается в условиях более фрагментированной институциональной поддержки, где ключевую роль играет государственное регулирование и национальные программы цифровой трансформации.

Для повышения надёжности регрессионного анализа использовалась процедура перекрёстной проверки (k-fold cross-validation), что позволило оценить устойчивость модели к выборке данных. Также проведён анализ мультиколлинеарности между переменными, что повысило объяснительную силу модели. Несмотря на это, авторы осознают, что отдельные экзогенные факторы, такие как резкие изменения государственной политики или стихийные бедствия, не были напрямую включены в модель, что представляет потенциальное ограничение исследования.

Для оценки уровня цифровизации и внедрения ИИ в сельском хозяйстве России и Китая были выделены ключевые показатели, охватывающие инфраструктурные, экономические, социальные и технологические аспекты (табл. 1).

Показатели отражают текущий уровень внедрения цифровых решений и ИИ в сельском

хозяйстве России и Китая. Данные показывают значительное преимущество Китая, особенно в применении IoT-решений, автоматизации и использовании больших данных для прогнозирования урожайности. В России наблюдается постепенное развитие цифровой инфраструктуры и применение элементов точного земледелия, однако уровень цифровизации пока существенно ниже, чем в Китае.

Показатели, отражающие уровень институционального партнерства России и Китая в аграрном секторе, представлены в таблице 2.

Представленные показатели демонстрируют активное развитие институционального партнёрства России и Китая в области цифровых агротехнологий и искусственного интеллекта. Наиболее значимыми аспектами

являются научные исследования и совместные проекты, которые способствуют взаимному обмену опытом и технологическому развитию агросектора обеих стран. Однако потенциал данного сотрудничества по-прежнему не раскрыт в полной мере, что требует дальнейшего наращивания числа совместных стартапов и проектов, усиления межгосударственной координации и повышения уровня финансирования инновационных инициатив.

Таблица 3 отражает сравнительный анализ ключевых показателей, характеризующих уровень развития цифровой инфраструктуры и предпосылок для внедрения искусственного интеллекта в аграрный сектор России и Китая на 2023 г.

Таблица 1

Показатели уровня цифровизации и применения ИИ в сельском хозяйстве России и Китая (2023 г.)

Table 1

Levels of Digitalization and AI Use in Agriculture in Russia and China (2023)

Показатель	Россия	Китай
Доля сельхозтехники с технологиями точного земледелия (%)	15	45
Доля фермерских хозяйств, использующих IoT-решения (%)	12	50
Уровень автоматизации аграрных процессов (%)	10	45
Использование больших данных для прогнозирования урожайности (%)	8	55
Доля сельхозпредприятий с доступом к широкополосному интернету (%)	70	95
Объем инвестиций в цифровизацию сельского хозяйства (млн USD)	150	1 500
Число специализированных AI-стартапов в агросекторе	30	200

Источник: обработано авторами на основе данных международных и национальных организаций: Всемирного банка (World Bank Open Data. <https://data.worldbank.org/> (дата обращения: 20.12.2024)), Продовольственной и сельскохозяйственной организации ООН (FAO. <http://www.fao.org/faostat/en/> (дата обращения: 20.12.2024)), официального портала Российской Федерации по искусственному интеллекту (<https://ai.gov.ru/> (дата обращения: 20.12.2024)), Министерства сельского хозяйства Российской Федерации (<https://mcs.gov.ru/> (дата обращения: 20.12.2024)), Национального бюро статистики Китая (<http://www.stats.gov.cn/english/> (дата обращения: 20.12.2024)).

Таблица 2

Показатели, отражающие уровень институционального партнёрства России и Китая в аграрном секторе (2023 г.)

Table 2

Indicators Reflecting the Level of Institutional Partnership between Russia and China in the Agricultural Sector (2023)

Показатель	Значение
Количество действующих межправительственных соглашений в области сельского хозяйства	7
Число совместных научно-исследовательских проектов в сфере цифрового сельского хозяйства и ИИ	12
Общий объем инвестиций в совместные проекты (млн \$)	250
Количество совместных публикаций по тематике агротехнологий с ИИ в базах данных Scopus/WoS (2020–2023 гг.)	35
Число российско-китайских стартапов в сфере цифрового агросектора	5
Количество совместных международных мероприятий и конференций по цифровизации сельского хозяйства	8

Источник: обработано авторами на основе данных международных и национальных организаций: Всемирного банка, Продовольственной и сельскохозяйственной организации ООН, официального портала Российской Федерации по искусственному интеллекту, Министерства сельского хозяйства Российской Федерации, Национального бюро статистики Китая.

Таблица 3
Сравнительный анализ инфраструктурных, экономических и технологических показателей развития сельского хозяйства России и Китая, 2023 г.

Table 3
Comparative Analysis of Infrastructural, Economic, and Technological Indicators of Agricultural Development in Russia and China, 2023

Страна	Орошаемые земли (%) (% от всех с/х земель)	Сельхозтехника, тракторы на 100 кв.км	Вклад сельского хозяйства в ВВП (%)	Урожайность зерновых (кг/га)	Использование удобрений (кг/га)	Занятость в сельском хозяйстве, женщины (%)	Занятость в сельском хозяйстве, мужчины (%)	Индекс продовольственной безопасности	Пользователи интернета на 100 человек	Мобильные подписки на 100 человек	Расходы на НИОКР (% от ВВП)	Защищенные серверы (на 1 млн человек)	Потребление энергии на душу населения	Использование возобновляемой энергии (%)	Доступ к электричеству (%)
Россия	4.5	40	3.0	3200	25	4.5	6	130	95	170	1.5	15000	7500	10	100
Китай	12.0	150	5.5	7000	450	18.0	17	130	95	130	3.5	10000	7000	25	100

Источник: обработано авторами на основе данных международных организаций: Всемирного банка (World Bank Open Data, <https://data.worldbank.org/> (дата обращения: 20.12.2024)), Продовольственной и сельскохозяйственной организации ООН (FAO, <http://www.fao.org/faostat/en/> (дата обращения: 20.12.2024)), Международного союза электросвязи (ITU, <https://www.itu.int/en/ITU-D/Statistics/Pages/default.aspx> (дата обращения: 20.12.2024)), ЮНЕСКО (UNESCO Institute for Statistics, <http://uis.unesco.org/> (дата обращения: 20.12.2024)), Международного энергетического агентства (IEA, <https://www.iea.org/> (дата обращения: 20.12.2024))

Результаты

Для повышения достоверности прогнозных оценок были использованы линейные и полиномиальные регрессионные модели с предварительной проверкой адекватности на основе коэффициента детерминации (R^2), а также анализа остатков и значимости коэффициентов. Кроме того, применён сценарный подход, включающий оптимистичный, реалистичный и пессимистичный сценарии развития, что позволило учесть возможные вариации внешних условий и неопределённости. Это расширило диапазон интерпретации результатов и повысило обоснованность сделанных выводов.

В таблице 4 представлены прогнозные данные уровня цифровизации и использования ИИ в сельском хозяйстве РФ и Китая до 2035 г.

Предложенная методика прогнозирования учитывает ключевые факторы, влияющие на внедрение ИИ в сельском хозяйстве, и позволяет адаптировать стратегию развития для каждой страны. Для Китая ключевым драйвером остается масштабное финансирование НИОКР и автоматизация, а для России — развитие базовой инфраструктуры и повышение уровня механизации. В ходе доработки методологии прогнозирования были учтены дополнительные параметры, включая объем автоматизированных данных, распространенность точного земледелия и доступ к интернету.

Для России прогнозируется значительный рост автоматизированного сбора данных, увеличение доли точного земледелия и повышение доступности интернета. В Китае аналогичные тенденции сопровождаются активным расширением цифровых агро-ERP систем и почти полным охватом интернетом сельских регионов. Прогнозные данные демонстрируют, что Китай продолжит опережать Россию по темпам цифровизации, но в обеих странах будет наблюдаться устойчивый рост внедрения ИИ в агропромышленный комплекс.

Обсуждение и выводы

Теоретическая часть исследования подтвердила, что цифровизация сельского хозяйства связана с рядом фундаментальных факторов, включая доступ к интернету, уровень механизации, объём государственных инвестиций в НИОКР и распространённость технологий точного земледелия. Китай демонстрирует более высокие темпы внедрения цифровых решений благодаря активной государственной политике и системной поддержке инноваций. В России цифровая трансформация агропромышленного комплекса развивается более медленно, что обусловлено разницей в институциональном регулировании и доступности цифровой инфраструктуры. Однако тенденции свидетельствуют о нарастающем интересе к применению ИИ в сельском хозяйстве, что создаёт основу для будущего роста.

Методологический раздел показал, что многофакторные регрессионные модели позволяют наиболее точно оценить влияние инфраструктурных, экономических и технологических параметров на уровень цифровизации сельского хозяйства. Проведённые прогнозные расчёты подтвердили, что интеграция ИИ в агропромышленный комплекс может повысить производительность сельского хозяйства на 15–25 % к 2035 г. В Китае этот процесс идёт быстрее благодаря широкому внедрению IoT, 5G и автоматизированных систем мониторинга почвы, тогда как в России ключевым барьером остаётся недостаточный уровень механизации и ограниченные инвестиции в цифровые технологии.

Для уточнения причинно-следственных связей в контексте институционального взаимодействия целесообразно рассмотреть пример реализации российско-китайской пилотной программы по внедрению цифровых агроплатформ в приграничных районах Забайкальского края и Маньчжурии (2021–2023 гг.). Проект был на-

Таблица 4

Прогноз уровня цифровизации и использования ИИ в сельском хозяйстве РФ и Китая до 2035 г.

Table 4

Projected Levels of Digitalization and AI Use in Agriculture in Russia and China until 2035

Параметр	Россия (2024)	Прогноз (2035)	Китай (2024)	Прогноз (2035)
Ir (%)	5.5	8	15	20
Mt	50	75	200	250
GDPs (%)	2.5	2	5	4
Yc (кг/га)	3500	5000	8000	10000
Fc (кг/га)	30	40	500	550
R&D (% ВВП)	2.0	3	4.0	5
DI (индекс)	0.68	0.85	0.88	1.05

Источник: составлено авторами.

целен на повышение продуктивности фермерских хозяйств за счёт интеграции цифровых решений на основе технологий искусственного интеллекта. Ключевым элементом программы стало создание совместной облачной платформы для мониторинга урожайности, анализа агроклиматических условий и планирования севооборота. В проекте использовались технологии спутникового зондирования, IoT-датчики, а также аналитические модули на основе нейронных сетей. Китайская сторона предоставила программно-аппаратные решения, в том числе на базе экосистем Huawei и Beidou IoT, тогда как российская сторона обеспечила инфраструктурную и координационную поддержку, включая участие агротехнопарков и сельскохозяйственных кооперативов. По итогам пилотного этапа было зафиксировано повышение урожайности в отдельных хозяйствах на 15–18 %, а также трёхкратный рост числа пользователей цифровой платформы.

Рассмотрение институционального взаимодействия подтвердило, что сотрудничество России и Китая может способствовать ускоренному внедрению ИИ в сельское хозяйство. Совместные проекты, обмен технологиями и координация стратегий в рамках БРИКС+ создают условия для системного перехода к циф-

ровому сельскому хозяйству. Китайский опыт демонстрирует эффективность централизованной поддержки и интеграции цифровых платформ, тогда как российская модель сосредоточена на развитии отдельных агрохолдингов и технологических кластеров.

Прогнозирование цифровизации сельского хозяйства до 2035 г. позволило выявить ключевые сценарии развития отрасли. Оптимистичный сценарий предполагает значительное увеличение инвестиций в НИОКР и активное внедрение ИИ, что приведёт к росту урожайности и автоматизации. Реалистичный сценарий подтверждает постепенное развитие цифровой инфраструктуры и технологической интеграции, а пессимистичный учитывает возможные барьеры, такие как экономические ограничения и медленные темпы адаптации новых технологий в России.

Представленные прогнозы и анализ цифровизации сельского хозяйства в России и Китае имеют важное практическое значение для государственных органов, бизнеса и аграрных предприятий. Разработанная методика прогнозирования позволяет не только оценить потенциальные темпы внедрения цифровых технологий, но и выявить ключевые барьеры, препятствующие их повсеместному распространению.

Список источников

- Гладилина, И. П., Сергеева, С. А., Романова, О. В. (2021). Зарубежный опыт управления цифровой экономикой. *Финансовые рынки и банки*, (2), 38–42.
- Колмыкова, Т. С., Щербаков, В. Н., Третьякова, И. Н., Сергеева, В. Ю. (2020). Аналитический инструментальный оценки готовности национальной экономики к цифровизации. *Регион: системы, экономика, управление*, (3(50)), 120–128.
- Пирс, С. (2021). Перспективы и возможности использования искусственного интеллекта в сельском хозяйстве. *Аграрное образование и наука*, (4), 12. <https://cyberleninka.ru/article/n/perspektivy-i-vozmozhnosti-ispolzovaniya-iskusstvennogo-intellekta-v-selskom-hozyaystve> (дата обращения: 21.12.2024).
- Пьянкова, С. Г., Ергунова, О. Т. (2024). Стратегическое управление региональным сельским хозяйством: концептуально-теоретические и прикладные аспекты. *Уфимский гуманитарный научный форум*, (1), 209–224. <https://doi.org/10.47309/2713-2358-2024-1-209-224>
- Пьянкова, С. Г., Ергунова, О. Т., Жуковский, А. Д. (2024). Региональные подходы к управлению агропредприятиями в контексте формирования национального продовольственного рынка Foodnet. *Ars Administrandi (Искусство управления)*, 16(2), 353–367. <https://doi.org/10.17072/2218-9173-2024-2-353-367>
- Чиркин, С. О., Картечина, Н. В., Рубанов, В. А. (2022). Применение искусственного интеллекта в сельском хозяйстве. *Наука и образование*, 5(2), 242. <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-iskusstvennogo-intellekta-v-selskom-hozyaystve> (дата обращения: 21.12.2024).
- Abraham, E. R., Mendes dos Reis, J. G., Vendrametto, O., Oliveira Costa Neto, P. L. D., Carlo Toloi, R., Souza, A. E. D., & Oliveira Morais, M. D. (2020). Time series prediction with artificial neural networks: An analysis using Brazilian soybean production. *Agriculture*, 10(10), 475. <https://doi.org/10.3390/agriculture10100475>
- Benayad, W., & Khadidja, F. (2024). The application of artificial neural network models to forecast wheat production through time series analysis in key countries. *International Journal of Economic Perspectives*, 18(10), 1810–1826 (дата обращения: 21.12.2024).
- Demirel, M. H., Sengul, Z., Baran, M. F., & Gokdogan, O. (2024). Effect of input usage on wheat yield: an application of artificial neural networks (ANN). *Journal of Agricultural Science and Technology*, 26(2), 233–245. <https://doi.org/10.22034/JAST.26.2.233>
- García-Navarrete, O. L., Correa-Guimaraes, A., & Navas-Gracia, L. M. (2024). Application of convolutional neural networks in weed detection and identification: A systematic review. *Agriculture*, 14(4), 568. <https://doi.org/10.3390/agriculture14040568>

- He, Y., Xu, C., Khanna, N., Boushey, C. J., & Delp, E. J. (2014). Analysis of food images: Features and classification. *2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2744–2748. <https://doi.org/10.1109/icip.2014.7025555>
- Ji, W., Zhao, D., Cheng, F., Xu, B., Zhang, Y., & Wang, J. (2012). Automatic recognition vision system guided for apple harvesting robot. *Computers & Electrical Engineering*, 38(5), 1186–1195. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2011.11.005>
- Kaur, K. (2023). Artificial Neural Network Model to Forecast Energy Consumption in Wheat Production in India. *Journal of Statistical Theory and Applications*, 22(1), 19–37. <https://doi.org/10.1007/s44199-023-00052-w>
- Kharlamova, T., Ergunova, O., Sharma, N. R., Smirnova, N., & Dudnikov, T. (2024). Model of Strategic Management of National Agribusiness: Conceptual, Theoretical, and Applied aspects. In T. C. Devezas, M. A. Berawi, S. E. Barykin, T. Kudryavtseva (Eds.). *Understanding the Digital Transformation of Socio-Economic-Technological Systems. Lecture Notes in Networks and Systems* (pp. 353–361). Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-56677-6_28
- Kujawa, S., & Niedbała, G. (2021). Artificial Neural Networks in Agriculture. *Agriculture*, 11(6), 497. <https://doi.org/10.3390/agriculture11060497>
- Kutyauripo, I., Rushambwa, M., & Chiwazi, L. (2023). Artificial intelligence applications in the agrifood sectors. *Journal of Agriculture and Food Research*, 11, 100502. <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2023.100502>
- Morales, A., & Villalobos, F. J. (2023). Using machine learning for crop yield forecast in the past or the future. *Frontiers in Plant Science*, 14, 1128388. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1128388>
- Nandram, B., Berg, E., & Barboza, W. (2013). A Hierarchical Bayesian model for forecasting state-level corn yield. *Environmental and Ecological Statistics*, 21(30), 507–530. <https://doi.org/10.1007/s10651-013-0266-z>
- Shah, T. M., Nasika, D. P. B., & Otterpohl, R. (2021). Plant and Weed Identifier robot as an agroecological tool using artificial neural networks for image identification. *Agriculture*, 11(3), 222. <https://doi.org/10.3390/agriculture11030222>
- Shiri, F. M., Perumal, T., Mustapha, N., & Mohamed, R. (2023). A comprehensive overview and comparative analysis on deep learning models: CNN, RNN, LSTM, GRU. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.17473>
- Tanima, D., Sharma, N. R., Bohn, R., Ergunova, O., Ryhtik, D., Makarenko, E., & Livintsova, M. (2024). The parallels of food self-sufficiency and hunger in light of sustainable agriculture: A case of the BRICS countries. *E3S Web of Conferences*, 494, 04043. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202449404043>
- Tsantekidis, A., Passalis, N., & Tefas, A. (2022). Recurrent neural networks. In *Deep Learning for Robot Perception and Cognition* (pp. 101–115). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-32-385787-1.00010-5>
- Xu, X., Sun, C., Liu, B., Zhou, Q., Xu, P., Liu, M., Wang, A., Tian, H., Luo, W., & Jiang, Q. (2022). Flesh flavor of red swamp crayfish (*Procambarus clarkii* Girard, 1852) processing by GS-IMS and electronic tongue is changed by dietary animal and plant protein. *Food Chemistry*, 373, 131453. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2021.131453>
- Yan, W. Q. (2023). Convolutional neural networks and recurrent neural networks. In *Computational Methods for Deep Learning. Texts in Computer Science* (pp. 69–24). Singapore: Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-99-4823-9_3
- Zaffar, O., Khar, S., Sharma, S., & Singh, J. P. (2024). Forecasting of wheat production, productivity and cultivated area in India using artificial neural networks. *International Journal of Statistics and Applied Mathematics*, 9(1), 387–394. <https://www.mathsjournal.com/pdf/2024/vol9issue1S/PartF/S-9-1-51-239.pdf> (дата обращения: 20.12.2024).

References

- Abraham, E. R., Mendes dos Reis, J. G., Vendrametto, O., Oliveira Costa Neto, P. L. D., Carlo Toloi, R., Souza, A. E. D., & Oliveira Morais, M. D. (2020). Time series prediction with artificial neural networks: An analysis using Brazilian soybean production. *Agriculture*, 10(10), 475. <https://doi.org/10.3390/agriculture10100475>
- Benayad, W., & Khadija, F. (2024). The application of artificial neural network models to forecast wheat production through time series analysis in key countries. *International Journal of Economic Perspectives*, 18(10), 1810–1826. (Date of access: 21.12.2024).
- Chirkin, S. O., Kartechina, N. V., & Rubanov, V. A. (2022). Application of artificial intelligence in agriculture. *Nauka i obrazovanie [Science and education]*, 5(2), 242. <https://cyberleninka.ru/article/n/primeneniye-iskusstvennogo-intellekta-v-selskom-hozyaystve> (Date of access: 21.12.2024). (In Russ.)
- Demirel, M. H., Sengul, Z., Baran, M. F., & Gokdogan, O. (2024). Effect of input usage on wheat yield: an application of artificial neural networks (ANN). *Journal of Agricultural Science and Technology*, 26(2), 233–245. <https://doi.org/10.22034/JAST.26.2.233>
- García-Navarrete, O. L., Correa-Guimaraes, A., & Navas-Gracia, L. M. (2024). Application of convolutional neural networks in weed detection and identification: A systematic review. *Agriculture*, 14(4), 568. <https://doi.org/10.3390/agriculture14040568>
- Gladilina, I. P., Sergeeva, S. A., & Romanova, O. V. (2021). Foreign experience in managing the digital economy. *Finansovye rynki i banki [Financial markets and banks]*, (2), 38–42. (In Russ.)
- He, Y., Xu, C., Khanna, N., Boushey, C. J., & Delp, E. J. (2014). Analysis of food images: Features and classification. *2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2744–2748. <https://doi.org/10.1109/icip.2014.7025555>
- Ji, W., Zhao, D., Cheng, F., Xu, B., Zhang, Y., & Wang, J. (2012). Automatic recognition vision system guided for apple harvesting robot. *Computers & Electrical Engineering*, 38(5), 1186–1195. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2011.11.005>

- Kaur, K. (2023). Artificial Neural Network Model to Forecast Energy Consumption in Wheat Production in India. *Journal of Statistical Theory and Applications*, 22(1), 19–37. <https://doi.org/10.1007/s44199-023-00052-w>
- Kharlamova, T., Ergunova, O., Sharma, N. R., Smirnova, N., & Dudnikov, T. (2024). Model of Strategic Management of National Agribusiness: Conceptual, Theoretical, and Applied aspects. In T. C. Devezas, M. A. Berawi, S. E. Barykin, T. Kudryavtseva (Eds.), *Understanding the Digital Transformation of Socio-Economic-Technological Systems. Lecture Notes in Networks and Systems* (pp. 353–361). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-56677-6_28
- Kolmykova, T. S., Shcherbakov, V. N., Tretyakova, I. N., & Sergeeva, V. Yu. (2020). Analytical tool for assessment of the national economy's readiness for digitalization. *Region: sistema, ekonomika, upravlenie [Region: systems, economics, management]*, (3(50)), 120–128. (In Russ.)
- Kujawa, S., & Niedbała, G. (2021). Artificial Neural Networks in Agriculture. *Agriculture*, 11(6), 497. <https://doi.org/10.3390/agriculture11060497>
- Kutyauripo, I., Rushambwa, M., & Chiwazi, L. (2023). Artificial intelligence applications in the agrifood sectors. *Journal of Agriculture and Food Research*, 11, 100502. <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2023.100502>
- Morales, A., & Villalobos, F. J. (2023). Using machine learning for crop yield forecast in the past or the future. *Frontiers in Plant Science*, 14, 1128388. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1128388>
- Nandram, B., Berg, E., & Barboza, W. (2013). A Hierarchical Bayesian model for forecasting state-level corn yield. *Environmental and Ecological Statistics*, 21(30), 507–530. <https://doi.org/10.1007/s10651-013-0266-z>
- Phiri, S. (2021). Prospects and possibilities of using artificial intelligence in agriculture. *Agrarnoe obrazovanie i nauka [Agrarian education and science]*, (4), 12. <https://cyberleninka.ru/article/n/perspektivy-i-vozmozhnosti-ispolzovaniya-iskusstvennogo-intellekta-v-selskom-hozyaystve> (Date of access: 12/21/2024). (In Russ.)
- Pyankova, S. G., & Ergunova, O. T. (2024). Strategic management of regional agriculture: conceptual, theoretical and applied aspects. *Ufimskii gumanitarnyi nauchnyi forum [Ufa Humanitarian Scientific Forum]*, (1), 209–224. <https://doi.org/10.47309/2713-2358-2024-1-209-224> (In Russ.)
- Pyankova, S. G., Ergunova, O. T., & Zhukovskii, A. D. (2024). Regional approaches to agricultural enterprises management in the context of the “Foodnet” national food market formation. *Ars Administrandi*, 16(2), 353–367. <https://doi.org/10.17072/2218-9173-2024-2-353-367> (In Russ.)
- Shah, T. M., Nasika, D. P. B., & Otterpohl, R. (2021). Plant and Weed Identifier robot as an agroecological tool using artificial neural networks for image identification. *Agriculture*, 11(3), 222. <https://doi.org/10.3390/agriculture11030222>
- Shiri, F. M., Perumal, T., Mustapha, N., & Mohamed, R. (2023). A comprehensive overview and comparative analysis on deep learning models: CNN, RNN, LSTM, GRU. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.17473>
- Tanima, D., Sharma, N. R., Bohn, R., Ergunova, O., Ryhtik, D., Makarenko, E., & Livintsova, M. (2024). The parallels of food self-sufficiency and hunger in light of sustainable agriculture: A case of the BRICS countries. *E3S Web of Conferences*, 494, 04043. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202449404043>
- Tsantekidis, A., Passalis, N., & Tefas, A. (2022). Recurrent neural networks. In *Deep Learning for Robot Perception and Cognition* (pp. 101–115). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-32-385787-1.00010-5>
- Xu, X., Sun, C., Liu, B., Zhou, Q., Xu, P., Liu, M., Wang, A., Tian, H., Luo, W., & Jiang, Q. (2022). Flesh flavor of red swamp crayfish (*Procambarus clarkii* Girard, 1852) processing by GS-IMS and electronic tongue is changed by dietary animal and plant protein. *Food Chemistry*, 373, 131453. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2021.131453>
- Yan, W. Q. (2023). Convolutional neural networks and recurrent neural networks. In *Computational Methods for Deep Learning. Texts in Computer Science* (pp. 69–24). Singapore: Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-99-4823-9_3
- Zaffar, O., Khar, S., Sharma, S., & Singh, J. P. (2024). Forecasting of wheat production, productivity and cultivated area in India using artificial neural networks. *International Journal of Statistics and Applied Mathematics*, 9(1), 387–394. <https://www.mathsjournal.com/pdf/2024/vol9issue1S/PartF/S-9-1-51-239.pdf> (Date of access: 20.12.2024).

Информация об авторах

Пьянкова Светлана Григорьевна — доктор экономических наук, доцент, профессор кафедры региональной, муниципальной экономики и управления, Уральский государственный экономический университет; Scopus Author ID 57211885976; <https://orcid.org/0000-0002-7072-9871> (Российская Федерация, 620144, г. Екатеринбург, ул. 8 Марта/Народной Воли, 62/45; e-mail: silen_06@list.ru).

Ергунова Ольга Титовна — кандидат экономических наук, доцент, доцент Высшей школы производственного менеджмента, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого; Scopus Author ID 57193734749; <https://orcid.org/0000-0002-1714-7784> (Российская Федерация, 195251, г. Санкт-Петербург, ул. Политехническая, 29; e-mail: ergunova-olga@yandex.ru).

Хуан Инцзе — профессор, заведующий кафедрой гуманитарных и социальных наук, декан Школы менеджмента, научный руководитель, Сычуаньский университет науки и инженерии; <https://orcid.org/0000-0002-0145-4173> (КНР, 643002, провинция Сычуань, г. Цзыгун, район Цзылюозин, ул. Хуэйсин; e-mail: 746486072@qq.com).

About the authors

Svetlana G. Pyankova — Dr. Sci. (Econ.), Associate Professor, Professor of the Department of Regional, Municipal Economics and Management, Ural State University of Economics; Scopus Author ID 57211885976;

<https://orcid.org/0000-0002-7072-9871> (62/45, 8 Marta / Narodnoy Voli St., Ekaterinburg, 620144, Russian Federation; e-mail: silen_06@list.ru).

Olga T. Ergunova — Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor, Associate Professor of the Higher School of Industrial Management, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University; Scopus Author ID 57193734749; <https://orcid.org/0000-0002-1714-7784> (29, Polytechnicheskaya St., St. Petersburg, 195251, Russian Federation; e-mail: ergunova-olga@yandex.ru).

Yingjie Huang — Professor, Director of the Humanities and Social Sciences Department, Dean of the School of Management, Doctoral Supervisor, Sichuan University of Science & Engineering; <https://orcid.org/0000-0002-0145-4173> (Huixing Rd, Ziliujing Qu, Zigong Shi, Sichuan Sheng, 643002, People's Republic of China; e-mail: 746486072@qq.com).

Использование средств ИИ

Авторы заявляют о том, что при написании этой статьи не применялись средства генеративного искусственного интеллекта.

Use of AI tools declaration

All authors declare that they have not used Artificial Intelligence (AI) tools for the creation of this article.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interests

The authors declare no conflicts of interest.

Дата поступления рукописи: 25.12.2024.

Прошла рецензирование: 27.02.2025.

Принято решение о публикации: 27.06.2025.

Received: 25 Dec 2024.

Reviewed: 27 Feb 2025.

Accepted: 27 Jun 2025.