

DOI: 10.26794/3030-7097-2026-2-3-16-25
УДК 004.89:63+631.15:004.89(045)

Применение искусственного интеллекта в сельском хозяйстве: мировая практика

А.Х. Шелепаева

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

АННОТАЦИЯ

Статья посвящена анализу современных тенденций и практик применения искусственного интеллекта (ИИ) в сельском хозяйстве на основе рецензируемых научных источников 2022–2026 гг. Целью работы выступает комплексное исследование проблематики и ключевых трендов развития ИИ в аграрном секторе, а также систематизация количественных данных, подтверждающих эффективность внедряемых технологий. В статье рассматриваются основные направления использования ИИ: прогнозирование урожайности на базе нейросетевых алгоритмов (LSTM, CNN), мониторинг здоровья растений и точное внесение ресурсов с применением компьютерного зрения (ResNet, YOLO), роботизация производственных процессов, а также внедрение интеллектуальных систем в экономику и управление агропромышленным комплексом. На основе анализа эмпирических исследований систематизированы показатели эффективности: точность диагностики заболеваний растений достигает 99,2%, снижение использования пестицидов — до 90%, экономия водных ресурсов — до 46%, рост доходов хозяйств — на 15–20%. Особое внимание уделено сравнительному анализу барьеров внедрения ИИ в различных группах стран. В развитых государствах преобладают проблемы технологической фрагментации и дефицита квалифицированных кадров. Для стран БРИКС характерны инфраструктурные ограничения и разрыв между наукой и производством. В развивающихся странах ключевыми препятствиями выступают отсутствие базовой инфраструктуры, низкая платежеспособность мелких хозяйств и недостаточный уровень цифровой грамотности. В заключительной части определены слабоизученные аспекты, требующие дальнейших исследований: социально-психологические барьеры восприятия технологий, экологический след самих ИИ-решений, вопросы суверенитета и монетизации данных, экономическая эффективность для мелких хозяйств, кибербезопасность и этические дилеммы в селекции.

Ключевые слова: искусственный интеллект; агропромышленный комплекс; инновации в АПК; большие данные; сельскохозяйственные предприятия; цифровые решения; информационные системы

Для цитирования: Шелепаева А.Х. Применение искусственного интеллекта в сельском хозяйстве: мировая практика. *Цифровые решения и технологии искусственного интеллекта*. 2026;2(3):16-25. DOI: 10.26794/3030-7097-2026-2-3-16-25

ORIGINAL PAPER

The Use of Artificial Intelligence in Agriculture: Global Practice

A. Kh. Shelepaeva

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

ABSTRACT

This article is devoted to the analysis of current trends and practices of the application of artificial intelligence (AI) in agriculture based on peer-reviewed scientific sources of 2022–2026. The purpose of the work is a comprehensive study of the problems and key trends of the development of AI in the agricultural sector, as well as the systematization of quantitative data confirming the effectiveness of the implemented technologies. The article discusses the main areas of AI use: crop yield forecasting based on neural network algorithms (LSTM, CNN), plant health monitoring and precise resource application using computer vision (ResNet, YOLO), robotization of production processes, and the introduction of intelligent systems into the economy and management of the agro-industrial complex. Based on the analysis of empirical studies, the article systematizes performance indicators: the accuracy of plant disease diagnosis reaches 99.2%, the reduction of pesticide use is up to 90%, water resources are saved by up to 46%, and farm income increases by 15–20%. Special attention is paid to a comparative analysis of the barriers to the implementation of AI in different groups of countries. In developed countries, the main problems are technological fragmentation and a shortage of qualified personnel. In BRICS countries, there are infrastructure limitations and a gap between science and production. In developing countries, the key obstacles are the lack of basic infrastructure, the low solvency of small farms, and a lack of digital literacy. The final part identifies understudied aspects that require further research, such as socio-psychological barriers to technology adoption,

the environmental impact of AI solutions, issues related to data sovereignty and monetization, economic efficiency for small-scale farmers, cybersecurity, and ethical dilemmas in breeding.

Keywords: artificial intelligence; agro-industrial complex; innovations in the agro-industrial complex; big data; agricultural enterprises; digital solutions; and information systems

For citation: Shelepaeva A.Kh. The use of artificial intelligence in agriculture: Global practice. *Digital Solutions and Artificial Intelligence Technologies*. 2026;2(3):16-25. DOI: 10.26794/3030-7097-2026-2-3-16-25

ВВЕДЕНИЕ

Сельское хозяйство, являясь основой продовольственной безопасности и экономического развития многих стран, стоит перед лицом беспрецедентных вызовов. Рост мирового населения, прогнозируемый на уровне 10 млрд человек к 2050 г., изменение климата, деградация почв, нехватка водных ресурсов и сокращение сельскохозяйственной рабочей силы требуют коренной трансформации отрасли [1, 2]. Традиционные методы ведения хозяйства более не способны в полной мере обеспечить растущий спрос на продовольствие при сохранении экологического баланса.

В этой связи технологии Индустрии 4.0, в особенности искусственный интеллект (ИИ), становятся ключевым драйвером перехода к «умному сельскому хозяйству» (Smart Farming) и сельскому хозяйству 4.0 [3, 4]. ИИ, включающий в себя машинное обучение, компьютерное зрение, робототехнику и анализ больших данных, открывает возможности для оптимизации всех этапов производственной цепочки: от селекции и прогнозирования урожайности до мониторинга здоровья растений и автоматизации сбора урожая [5].

Целью данного исследования является комплексный анализ проблематики и современных тенденций применения ИИ в сельском хозяйстве на основе рецензируемых научных источников 2022–2026 гг., а также систематизация количественных данных об эффективности этих технологий.

МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В работе были применены сетевые методы анализа научной литературы путем создания библиометрических карт. Основой для анализа послужила выборка из 22 рецензируемых публикаций на английском языке, охватывающих период 2022–2026 гг. и индексированных в международных базах научного цитирования. Применение сетевых методов анализа позволило автоматизировать обработку значительного массива публикаций по теме исследования, выявить скрытые закономерности и тематические кластеры.

В результате проведенного библиометрического анализа все релевантные теме исследования термины были распределены по трем основным кластерам, отражающим структуру современных

исследований в области применения искусственного интеллекта в сельском хозяйстве.

Первый кластер (технологический) объединил термины, связанные с современными технологиями сбора и обработки данных: Internet of Things (IoT), drones, sensors, robotics, precision agriculture, remote sensing, cloud computing, 3D modeling, digital twins. Данный кластер отражает инструментальную базу, обеспечивающую сбор первичной информации и физическое взаимодействие с объектами сельского хозяйства.

Второй кластер (методологический) включил термины, непосредственно связанные с методами искусственного интеллекта и анализа данных: machine learning, deep learning, neural networks, computer vision, LSTM, CNN, YOLO, ResNet, predictive analytics, big data. Этот кластер демонстрирует, какие алгоритмы и подходы наиболее востребованы для решения прикладных задач в агросекторе.

Третий кластер (прикладной) объединил термины, описывающие конкретные области применения и сопутствующие факторы: yield prediction, crop monitoring, disease detection, weed control, soil health, sustainability, climate change, risk management, food security, supply chain, green innovation. Этот кластер отражает спектр задач, на решение которых направлены разрабатываемые технологии.

Выявленная кластеризация подтверждает, что современные исследования в области ИИ в сельском хозяйстве развиваются на пересечении трех ключевых областей: развитие аппаратной базы (сенсоры, роботы), совершенствование алгоритмов обработки данных (нейросети) и адаптация этих инструментов для решения конкретных прикладных задач, преимущественно связанных с повышением продуктивности и устойчивости агросистем.

НАПРАВЛЕНИЯ И МЕТОДЫ ПРИМЕНЕНИЯ ИИ

Проведенный анализ научных публикаций дает возможность систематизировать существующие разработки по ряду магистральных направлений, характеризующихся высоким потенциалом внедрения ИИ-технологий. Авторами были выделены четыре основных раздела: прогнозирование, мониторинг, роботизация и процессы управления:

1. Прогнозирование урожайности и управление рисками. Одним из ключевых приложений ИИ является разработка прогнозных моделей урожайности. Исследователи активно применяют нейросетевые алгоритмы для анализа сложных нелинейных зависимостей между урожайностью и множеством факторов — погодными условиями, состоянием почвы (индексы NDVI), агротехническими приемами. С.В. Шайтура и др. [6] в своем исследовании использовали и сравнили три типа моделей: многослойный перцептрон (MLP), сверточные нейронные сети (CNN) и рекуррентные сети с долгой краткосрочной памятью (LSTM), показав превосходство последних в точности прогнозов на временных рядах. Shebanina et al. [7] также подчеркивают важность таких моделей для стратегического планирования в условиях климатической неопределенности, позволяя предприятиям разрабатывать адаптивные стратегии.

2. Мониторинг здоровья растений и точное внесение ресурсов. Компьютерное зрение и глубокое обучение лежат в основе систем диагностики болезней растений и идентификации сорняков. Например, модели ResNet и YOLO достигают высокой точности (до 99%) в классификации заболеваний сельскохозяйственных культур [1]. Эти данные позволяют перейти от сплошной обработки полей к адресному внесению пестицидов и удобрений. Такой подход, реализуемый с помощью дронов и сенсоров, не только повышает эффективность, но и снижает химическую нагрузку на окружающую среду, способствуя развитию устойчивого сельского хозяйства. Monsalve-Castro et al. [8] в своей работе на примере Колумбии подтверждают, что ИИ положительно связан с внедрением «зеленых» инноваций как в продуктах (экодизайн), так и в процессах (оптимизация использования ресурсов).

3. Роботизация и автоматизация процессов. Роботизация охватывает широкий спектр задач — от посева и прополки до сбора урожая. В обзоре Ashe & Mengistu [2] описываются роботизированные системы для сбора фруктов и овощей, которые используют компьютерное зрение для определения спелости плодов и аккуратного их сбора. Wildan J. [3] акцентирует внимание на интеграции роботов с IoT-сенсорами, что позволяет создавать полностью автономные системы управления фермой, включая мониторинг почвы, ирригацию и внесение удобрений.

4. Экономика и управление в АПК. ИИ трансформирует не только производственные, но и управленческие и маркетинговые процессы. Zhang et al. [9] на примере китайских агропредприятий показывают, что внедрение ИИ ведет к ро-

сту совокупной факторной производительности за счет оптимизации структуры трудовых ресурсов и межфирменной кооперации. В контексте маркетинга, Saravanan P. [10] предлагает концептуальную модель, где ИИ улучшает результаты сбыта через повышение рыночной аналитики и операционной эффективности, что особенно актуально для развивающихся экономик, таких как Индия. Caglar E. [11], анализируя данные венчурных инвестиций стран G7 и Турции, выявил значительную диспропорцию в финансировании: сектор социальных медиа и маркетинга привлекаеткратно большие объемы инвестиций, чем сельское хозяйство, что указывает на недооценку инвесторами агротехсектора.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ: КОЛИЧЕСТВЕННЫЕ ПОКАЗАТЕЛИ ЭФФЕКТИВНОСТИ

Анализ представленных исследований позволил систематизировать численные данные (табл. 1), демонстрирующие эффективность внедрения ИИ-технологий.

СУЩЕСТВУЮЩИЕ ПРОБЛЕМЫ ВНЕДРЕНИЯ ИИ В СЕЛЬСКОМ ХОЗЯЙСТВЕ В РАЗРЕЗЕ СТРАН

Обобщение эмпирических данных и результатов полевых исследований, представленных в научной литературе, позволяет не только количественно оценить преимущества ИИ, но и систематизировать барьеры, сдерживающие его повсеместное распространение. Анализ показывает, что инфраструктурные, экономические и социально-психологические препятствия имеют ярко выраженную страновую специфику. Для наглядного сопоставления этих различий все многообразие проблем было сгруппировано по пяти ключевым категориям (инфраструктурные, экономические, социально-образовательные, институциональные и культурно-психологические) в разрезе трех макрорегионов: развитых стран, стран БРИКС и развивающихся государств (табл. 2).

1. Развитые страны (США, Канада, страны ЕС, G7)

В этих странах сельское хозяйство характеризуется высокой степенью механизации, наличием крупных агрохолдингов и развитой цифровой инфраструктурой. Проблемы здесь носят иной характер, нежели в развивающихся экономиках:

- *Технологическая фрагментация и отсутствие стандартизации.* Несмотря на обилие ИИ-решений, они часто представляют собой закрытые проприетарные системы разных производителей (например,

**Сводные количественные показатели эффективности применения ИИ в сельском хозяйстве /
Summary of Quantitative Indicators of the Effectiveness of AI Application in Agriculture**

Технология / Направление / Technology / Direction	Ключевой показатель эффективности / Key Performance Indicator	Значение / Диапазон / Value / Range	Источник / Source
Модели диагностики болезней растений	Точность (Accuracy) распознавания заболеваний	85–99,2%	Bayrak & Olu (2025); Bulgen (2024); Topcu & Gunes (2024)
	Пример: ResNet101 для кукурузы	94,56%	Bulgen (2024)
	Пример: ResNet для классификации листьев	99,2%	Topcu & Gunes (2024)
	Пример: YOLOv8 для пшеницы (Precision)	95,4%	Bulgen (2024)
Прогнозирование урожайности (Yield Prediction)	Снижение ошибки прогноза (RMSE)	До 2,5 ц/га	Shaitura et al. (2025)
	Средняя абсолютная ошибка (MAPE)	5,5–7,5%	
	Преимущество модели LSTM перед MLP	Статистически значимо ($p < 0,05$)	
Оптимизация внесения химикатов	Снижение использования пестицидов/гербицидов	20–90%	Bayrak & Olu (2025); Cakmakci & Cakmakci (2023); Istudor et al. (2023)
	Экономия воды при «умном» орошении	20–46%	Monsalve-Castro et al. (2025); Routis & Roussaki (2023)
	Экономия удобрений (точное земледелие)	30%	Bayrak & Olu (2025)
Применение дронов (UAV)	Повышение производительности при опрыскивании	20–30% (к базовому уровню)	
	Экономия времени при опрыскивании	70% (по сравнению с ручным / наземным)	
	Снижение потерь при наземном внесении	54%	
	Увеличение осаджения на листву (canopy deposition)	309%	
Экономическая эффективность	Рост доходов фермеров при использовании ИИ-платформ	15–20%	Saravanan (2025)
	Рентабельность инвестиций (ROI) в ИИ	20–30%	Singh & Rana (2023); Saravanan (2025)
	Рост производительности (TFP) агропредприятий	Статистически значимый положительный эффект	Zhang et al. (2026)

Источник / Source: составлено автором / Compiled by author.

техника John Deere, платформы от IBM, стартапы вроде Blue River). Отсутствие единых стандартов обмена данными затрудняет создание целостной экосистемы «умной фермы».

- *Этические и правовые коллизии (Data Governance).* В ЕС и США остро стоит вопрос о праве собственности на данные, генерируемые техникой. Кому принадлежит информация о состоянии поля — фермеру, арендующему технику, или корпорации-производителю? Существующее законодательство (например, европейский GDPR) не полностью покрывает специфику агроданных, что создает правовую неопределенность.

- *Сопротивление малых и семейных ферм.* В то время как крупные агрохолдинги активно внедряют инновации, малые семейные фермы (характерные для Европы) демонстрируют сдержанность. Причины кроются не столько в финансовой недоступности, сколько в социокультурных факторах: приверженность традициям, нежелание терять автономию в пользу алгоритмов, недостаток доверия к «черному ящику» ИИ-решений.

- *Кадровый голод и переквалификация.* Парадоксально, но в странах с высоким уровнем образования остро не хватает агрономов, обладающих компетенциями в области Data Science. Возникает разрыв между аграрным и IT-образованием. Подготовка специалистов «двойного профиля» требует времени и системных изменений в образовательных программах.

2. Страны с переходной экономикой и БРИКС (Россия, Турция, Китай, ЮАР)

У государств с переходной экономикой наблюдается высокий потенциал роста, но внедрение ИИ сталкивается с инфраструктурными и институциональными ограничениями:

- *Неравномерность цифровой инфраструктуры.* Успешные пилотные проекты в передовых хозяйствах соседствуют с полным отсутствием даже базового интернета в отдаленных районах. Это создает «цифровые разрывы» внутри одной страны. Для России, например, характерна высокая концентрация ИИ-разработок в европейской части и их слабая диффузия в Сибирь и на Дальний Восток [6, 12].

- *Проблемы с качеством и доступностью данных.* Государственная статистика часто устаревает, а данные с полей не систематизированы. Отсутствуют единые национальные платформы для сбора и хранения агроданных, что делает разработку точных прогнозных моделей крайне затруднительной. В Китае эта проблема решается жестким государственным регулированием и созданием централизованных платформ, но это порождает вопросы о приватности.

- *Высокая стоимость адаптации западных технологий.* Зависимость от импортного ПО и оборудования (датчиков, дронов, чипов) делает ИИ-решения уязвимыми к валютным колебаниям и санкционным рискам. Разработка собственных аналогов требует времени и инвестиций, которые частный бизнес не всегда готов нести. Для Турции, активно стремящейся к технологическому суверенитету, эта проблема также актуальна.

- *Институциональные барьеры трансфера знаний.* Существует разрыв между академической наукой (университеты, НИИ) и реальным агробизнесом. Научные разработки часто не доходят до поля, а бизнес не доверяет «теоретическим» решениям. Механизмы коммерциализации и трансфера технологий работают неэффективно.

3. Развивающиеся страны и страны с малоземельным хозяйством (Индия, Тунис, Нигерия, Колумбия, Индонезия)

Здесь доминируют мелкие фермерские хозяйства, и проблемы носят наиболее острый, зачастую базовый характер.

- *Недоступность технологий для мелких фермеров.* Высокая стоимость оборудования делает его покупку невозможной для большинства. Даже доступ к смартфону, необходимому для работы с ИИ-приложениями, есть не у всех. Отсутствуют эффективные модели коллективного использования (кооперации) дорогостоящей техники (дронов, роботов) [13].

- *Низкий уровень цифровой и общей грамотности.* Многие фермеры не только не умеют пользоваться ИИ-инструментами, но и не доверяют информации с экрана, полагаясь на традиционные методы и советы старших. Языковой барьер (интерфейсы на английском) усугубляет ситуацию. Это превращает проблему внедрения из технологической в социально-образовательную [14, 15].

- *Отсутствие базовой инфраструктуры.* Проблемы с электроснабжением, нестабильный или отсутствующий мобильный интернет в сельской местности делают любые «умные» технологии бесполезными. Это фундаментальное ограничение, которое не решить простой поставкой оборудования [16].

- *Фрагментарность и неполнота данных.* Отсутствие систем учета, нерегулярный сбор статистики и большое количество теневых операций делают имеющиеся данные непригодными для обучения точных ИИ-моделей. Даже там, где технологии доступны, они могут работать некорректно из-за плохого качества входных данных [17, 18].

- *Риск усиления социального неравенства.* Существует обоснованное опасение, что ИИ-революция обойдет стороной массу мелких хозяйств, сконцентрировав выгоды у крупных экспортно ориентиро-



ванных производителей. Это может привести к обнищанию сельского населения и росту социальной напряженности.

- *Проблема доверия и культурного восприятия.*

В ряде культур (например, в некоторых регионах Индии или Африки) решения, принятые машиной, могут восприниматься как угроза традиционному укладу или авторитету старейшин, что создает мощное психологическое сопротивление, не объяснимое чисто экономическими причинами [19, 20].

Проведенный анализ позволяет не только систематизировать достигнутые результаты и выявленные барьеры, но и, что не менее важно для развития научного дискурса, очертить проблемное поле, остающееся за рамками современных исследований. Несмотря на обилие эмпирических данных о точности алгоритмов и экономической эффективности отдельных решений, целый ряд фундаментальных вопросов, лежащих на стыке технологий, социологии, экологии и этики, до сих пор не получил должного освещения в рецензируемой литературе. Дальнейшее развитие концепции «умного сельского хозяйства» требует перехода от сугубо технологической парадигмы к междисциплинарному осмыслению последствий цифровизации. Ниже представлены семь наиболее значимых, но слабоизученных проблемных областей.

1. Социально-психологические и культурные барьеры внедрения

Проблема «низкой цифровой грамотности» или «сопротивления фермеров» фигурирует во многих статьях, однако глубинные причины такого сопротивления, как правило, остаются за пределами анализа. Практически не изучено влияние традиционных культурных устоев, соотношение доверия к «машинному» знанию и традиционному опыту, а также возрастные и гендерные различия в восприятии ИИ. Отсутствуют исследования, посвященные тому, как психологический профиль фермера (склонность к риску, инновационность) влияет на скорость принятия решений о внедрении ИИ. Между тем без понимания этих факторов любые программы обучения и субсидирования рискуют остаться неэффективными.

2. Долгосрочные экологические риски самих ИИ-технологий

Большинство исследований фокусируется на том, как ИИ снижает экологический вред от сельского хозяйства за счет сокращения использования пестицидов и оптимизации водопотребления. Однако обратная сторона медали, как «экологический след» самого ИИ, практически полностью игнорируется. За пределами анализа остаются углеродный след от обучения сложных нейросетей, энергоемкость

Таблица 2 / Table 2

Классификация проблем внедрения ИИ в АПК по группам стран / Classification of AI Implementation Problems in the Agricultural Sector by Country Group

Категория проблем / Problem Category	Страна / Country		
	Развитые	БРИКС и переходные экономики	Развивающиеся
Инфраструктурные	Фрагментация данных, отсутствие стандартов	Неравномерность покрытия, зависимость от импорта	Отсутствие базовой инфраструктуры (интернет, электричество)
Экономические	Высокая стоимость для малых ферм	Высокая стоимость адаптации, валютные риски	Полная недоступность для мелких хозяйств
Социально-образовательные	Дефицит кадров «агроном-дата-саентист»	Разрыв между наукой и бизнесом	Низкая цифровая грамотность, языковой барьер
Институциональные и правовые	Неопределенность прав на данные (Data Governance)	Слабая госстатистика, отсутствие единых платформ	Отсутствие систем учета, теневая экономика
Культурно-психологические	Сопротивление на почве традиций	Региональные диспропорции в доверии к инновациям	Недоверие к «машинному» знанию, традиционный уклад

Источник / Source: составлено автором / Compiled by author.

производства и утилизации миллионов датчиков, дронов и роботов, а также неизбежный рост энергопотребления в сельской местности при массовом внедрении таких технологий. В работе Ashe & Mengistu [2] содержится лишь краткое упоминание о том, что обучение одной NLP-модели может сопровождаться выбросом 300 000 кг CO₂, а выбросы от обучения крупных ИИ-моделей удваиваются каждые 3–4 месяца. Однако эта проблема не рассматривается в контексте баланса между экологической пользой от применения ИИ и вредом от его же функционирования. Между тем «зеленая» революция не должна порождать «серые» проблемы, так как необходим комплексный анализ полного жизненного цикла AgriTech-продуктов, который сегодня отсутствует.

3. Проблема суверенитета и монетизации данных (Data Governance)

Вопросы сбора и анализа данных поднимаются в литературе достаточно часто, однако правовые и этические аспекты владения этими данными по-прежнему остаются «серой зоной». Zhang et al. [9] лишь вскользь упоминают о наличии институциональных трендов, а Rozhkova et al. [4] ограничиваются констатацией отсутствия документов, регулирующих земельные ресурсы, но проблема данных лежит гораздо глубже. Ключевые вопросы остаются без ответа: кто является истинным владельцем информации, генерируемой умными тракторами и дронами на поле фермера — сам фермер, производитель техники или государство? каким образом фермер может монетизировать свои данные и участвовать в распределении прибыли от их использования? каковы риски использования этих данных крупными корпорациями, например для спекулятивных операций на продовольственных рынках? Без ответа на эти вопросы невозможно создание справедливой и сбалансированной цифровой экосистемы в агропромышленном комплексе.

4. Экономика внедрения для мелких и средних хозяйств

Практически во всех работах упоминается «высокая стоимость технологий», однако детальный экономический анализ для различных масштабов производства отсутствует. За пределами исследований остается расчет реального срока окупаемости инвестиций (ROI) для мелкого фермера в развивающейся стране. Не изучены альтернативные бизнес-модели доступа к технологиям, такие как аренда дронов, кооперативное использование оборудования или модель pay-per-use, которые могли бы сделать ИИ доступнее. Эмпирические данные NABARD о рентабельности в 20–30% за 3–5 лет, упомянутые в работе Saravanan [10], скорее всего, представляют

собой исключение, чем правило, и не подкреплены сравнительными исследованиями эффективности различных моделей доступа. Между тем без понимания экономики внедрения для разных категорий хозяйств ИИ-революция рискует остаться уделом крупных агрохолдингов, лишь усугубляя социальное неравенство на селе.

5. Интеграция разнородных источников данных (Data Fusion)

Хотя принципы работы искусственного интеллекта с данными подробно описаны в литературе [3, 19], проблема интеграции гетерогенных данных в реальном времени остается практически не исследованной. До сих пор неясно, каким образом можно объединить спутниковые снимки низкого разрешения, данные с наземных сенсоров, метеорологические сводки и исторические показатели урожайности в единую, самообучающуюся систему, способную функционировать в режиме реального времени. Отсутствуют проработанные методы калибровки и валидации столь разнородных данных. Предложенная González-Rodríguez et al. [21] платформа AP4CF представляет собой шаг в этом направлении, однако она, скорее всего, формализует проблему, нежели предлагает ее инженерное решение. Между тем качество любой ИИ-модели напрямую зависит от качества и согласованности входных данных, и без решения этой проблемы даже самые совершенные алгоритмы будут давать сбои при практическом применении.

6. Кибербезопасность и уязвимость «умных ферм»

С ростом числа подключенных устройств и повсеместным внедрением интернета вещей сельскохозяйственные фермы становятся потенциальной мишенью для кибератак, однако эта тема лишь бегло упоминается в единичных работах [22]. В литературе полностью отсутствует анализ возможных сценариев атак, таких как подмена данных с сенсоров с целью уничтожения урожая или отключение систем жизнеобеспечения на животноводческих фермах. Не исследованы методы защиты для распределенных сетей с ограниченными вычислительными ресурсами, к которым относятся большинство периферийных устройств. Не существует также анализ систем страхования киберрисков, специфичных для агропромышленного комплекса. Между тем растущая зависимость от ИИ создает принципиально новые векторы уязвимости, реализация которых может привести к катастрофическим последствиям не только для отдельного хозяйства, но и для продовольственной безопасности целого региона.

7. Этические дилеммы в селекции и биотехнологиях

Использование искусственного интеллекта в генной инженерии и селекции открывает огромные



возможности для создания новых сортов растений, однако оно порождает целый ряд этических вопросов, которые пока остаются за рамками научного дискурса. В первую очередь не определено, кто должен нести ответственность за непредвиденные последствия использования нового сорта, «спроектированного» нейросетями. Не исследованы механизмы предотвращения монополизации генетических ресурсов крупными корпорациями и риски сокращения биоразнообразия при массовом переходе к ИИ-оптимизированным культурам. Остается открытым вопрос о необходимости и формах общественного контроля за подобными технологиями. От этих вопросов, лежащих на стыке науки, этики и философии, и от ответов на них напрямую зависит будущее биоразнообразия и продовольственной независимости целых регионов.

В целом, существующие исследования создают прочный фундамент, демонстрируя ЧТО ИИ может сделать. Следующий шаг — понять, КАК внедрять эти технологии ответственно, справедливо и безопасно для всех участников агропродовольственной системы.

ОБСУЖДЕНИЕ

Представленные количественные данные убедительно свидетельствуют о высоком потенциале ИИ в решении ключевых проблем сельского хозяйства. Во-первых, исключительно высокая точность моделей диагностики (до 99%) и прогнозирования позволяет перейти от реактивного к проактивному управлению, предотвращая потери урожая от болезней и неблагоприятных погодных условий. Во-вторых, экономический эффект от оптимизации ресурсов является двойным: прямое снижение затрат на закупку удобрений и пестицидов (до 30–90%) и косвенный экологический эффект от снижения химической нагрузки на почвы и водоемы. Это напрямую коррелирует с принципами устойчивого развития.

Особого внимания заслуживают результаты применения дронов. Помимо очевидной экономии времени (до 70%), данные указывают на качественное улучшение процесса обработки: увеличение осаждения действующего вещества на растениях более чем в 3 раза при одновременном снижении потерь при наземном сносе. Это демонстрирует, что ИИ и роботизация не просто автоматизируют, но и технологически совершенствуют агрономические процессы.

Однако, несмотря на впечатляющие результаты, внедрение ИИ сталкивается с рядом системных барьеров. Во-первых, это высокая стоимость внедрения и цифровое неравенство. Объемы венчурных инвестиций в AgriTech несопоставимы с фи-

нансированием ИТ-сектора, а для малых и средних фермерских хозяйств, особенно в развивающихся странах, такие технологии остаются недоступными без государственной поддержки. Во-вторых, это дефицит качественных данных и отсутствие унифицированных стандартов для их сбора и обмена. В-третьих, существует социальный аспект: необходимость переобучения кадров и преодоления психологического барьера у фермеров при переходе от традиционных методов к цифровым, при этом существуют институциональные барьеры, мешающие эффективному трансферу знаний между университетами и агробизнесом.

ВЫВОДЫ

В ходе комплексного анализа научных источников 2022–2026 гг. получены следующие основные результаты, подтверждающие ключевую роль искусственного интеллекта в трансформации сельскохозяйственной отрасли:

1. Систематизированы направления применения ИИ. Выявлено, что технологии ИИ охватывают все этапы производственной цепочки АПК: от селекции и прогнозирования урожайности до мониторинга посевов и автоматизации сбора урожая. Наибольший потенциал демонстрируют нейросетевые алгоритмы (LSTM, CNN), компьютерное зрение (ResNet, YOLO) и роботизированные системы, интегрированные с IoT.

2. Количественно подтверждена высокая эффективность ИИ-технологий. В результате обработки эмпирических данных установлено:

- Точность диагностики заболеваний растений достигает 99,2%, что позволяет минимизировать потери урожая на ранних стадиях.
- Применение алгоритмов прогнозирования снижает ошибку оценки урожайности (MAPE) до 5,5–7,5%, обеспечивая эффективное стратегическое планирование.
- Внедрение систем точного земледелия обеспечивает сокращение использования пестицидов на 20–90%, экономию водных ресурсов на 20–46% и снижение затрат на удобрения до 30%.
- Использование дронов повышает производительность полевых работ на 20–30%, сокращает время обработки на 70% и увеличивает эффективность осаждения средств защиты растений на 309% при одновременном снижении потерь от сноса на 54%.
- Экономическая отдача от внедрения ИИ выражается в росте доходов фермерских хозяйств на 15–20% и рентабельности инвестиций (ROI) на уровне 20–30%.

3. Классифицированы барьеры внедрения ИИ в разрезе групп стран. Впервые проведено срав-

нительное исследование, показавшее, что характер проблем существенно различается в зависимости от уровня развития экономики:

- В развитых странах доминируют проблемы технологической фрагментации, дефицита кадров «двойного профиля» и правовой неопределенности в отношении данных.

- В странах БРИКС ключевыми ограничениями являются неравномерность цифровой инфраструктуры, зависимость от импортных технологий и разрыв между наукой и производством.

- В развивающихся странах фундаментальными препятствиями выступают отсутствие базовой инфраструктуры (интернет, электричество), низкая платежеспособность мелких хозяйств и недостаточный уровень цифровой грамотности.

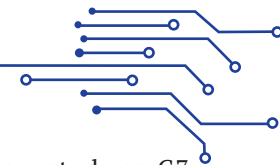
4. Выявлены перспективные направления для дальнейших исследований. Установлено, что наименее изученными остаются следующие проблемные области:

- социально-психологические и культурные механизмы принятия ИИ-решений фермерами;
- оценка совокупного экологического следа самих ИИ-технологий (производство оборудования, энергопотребление, утилизация);
- модели монетизации данных и правовые механизмы регулирования цифрового суверенитета в АПК;
- экономическая эффективность альтернативных бизнес-моделей (кооперация, аренда, pay-per-use) для малых форм хозяйствования;
- методы интеграции гетерогенных данных в реальном времени и вопросы кибербезопасности «умных ферм».

Иначе говоря, в исследовании не только обобщены современные достижения в области применения ИИ в сельском хозяйстве, но и определены системные барьеры, преодоление которых является необходимым условием для перехода к устойчивому и высокотехнологичному агропроизводству.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Bayrak T., Olu M. Applications of artificial intelligence in smart agriculture: Plant health, drone technology, and digital communication. *Journal of Agricultural Production*. 2025;6(3):157-166. URL: <https://doi.org/10.56430/japro.1767174>
2. Ashe G., Mengistu D. Review on future farming using AI. *Asian Science Bulletin*. 2025;3(1):82-91. URL: <https://doi.org/10.3923/asb.2025.82.91>
3. Wildan J.F. A review: Artificial intelligence related to agricultural equipment integrated with the internet of things. *Journal of Advanced Technology and Multidisciplinary*. 2023;02(02):47-60. URL: <https://doi.org/10.20473/jatm.v2i2.51440>
4. Rozhkova A.V., et al. Prospects for the use of artificial intelligence in agriculture. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2022;1076(1):012051. URL: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1076/1/012051>
5. Kali S. Artificial intelligence in plant modelling and simulation. In: *Plant Digital Twins: The Fusion of Biology and Artificial Intelligence*; 2025. URL: <https://doi.org/10.55938/wlp.v2i7.310>
6. Шайтура С.В., Семичевская Н.П., Шайтура Н.С. Прогнозирование урожайности в регионах юга России с использованием инструментов искусственного интеллекта. *Цифровые решения и технологии искусственного интеллекта*. 2025;1(4):76-85. URL: <https://doi.org/10.26794/3033-7097-2025-1-4-76-85>
Shaitura S.V., Semichevskaya N.P., Shaitura N.S. Predicting crop yields in the southern regions of Russia with artificial intelligence tools. *Digital Solutions and Artificial Intelligence Technologies*. 2025;1(4):76-85. (In Russ.). URL: <https://doi.org/10.26794/3033-7097-2025-1-4-76-85>
7. Shebanina O., Tyshchenko S., Parkhomenko O., Khylo I., Krainii V. Application of artificial intelligence to improve the economic efficiency of land use management in the agricultural sector. *Ekonomika APK*. 2025;32(1):82-90. URL: <https://doi.org/10.32317/ekon.apk/1.2025.82>
8. Monsalve-Castro C., Ramirez Molina R.I., Fajardo Ortiz E.J., Soto Polo G.P. Artificial intelligence as a driver in adopting green innovation in the agricultural sector: evidence from an emerging economy. *Cogent Business & Management*. 2025;12(1):2575261. URL: <https://doi.org/10.1080/23311975.2025.2575261>
9. Zhang Q., Wang Q., Liang Y., Zhang K., Hu H. Artificial intelligence and the sustainable development of agricultural enterprises: a total factor productivity perspective. *Frontiers in Sustainable Food Systems*. 2026;10:1768115. URL: <https://doi.org/10.3389/fsufs.2026.1768115>
10. Saravanan P., Suguna Dr.M. A study on problems and prospects of agricultural marketing in the era of artificial intelligence and smart farming with special reference to Tamil Nadu. *International Journal of Accounting and Economics Studies*. 2025;12(4):554-561. URL: <https://doi.org/10.14419/jf9c9x58>



11. Caglar E. The impact of sectors on agriculture based on artificial intelligence data: a case study on G7 countries and Türkiye. *International Journal of Agriculture, Environment and Food Sciences*. 2024;8(3):486-494. URL: <https://doi.org/10.31015/jaefs.2024.3.1>
12. Slavova G., Todorova M. Opportunities for the application of artificial intelligence in the agricultural sector of Bulgaria. In: *The interdisciplinary approach in economic and social sciences*. 2024:323-333. URL: <https://doi.org/10.3897/ap.10.e0323>
13. Vedapathak D.M.D. Artificial intelligence (AI) and agricultural biotechnology. *The International Journal of Commerce Management and Business Law in International Research*. 2025;2(2):13-16. URL: <https://doi.org/10.5281/zenodo.15709415>
14. Harfouche Z., Benattallah A. Evaluating the efforts of utilizing artificial intelligence to enhance agricultural entrepreneurship: A case study of Tunisia. *Current Perspectives in Social Sciences*. 2025;29(4):732-753. URL: <https://doi.org/10.53487/atasobed.1734836>
15. Aladejebi O., Amao-Taiwo B., Oshinowo B. How artificial intelligence is revolutionizing agriculture in Nigeria? *Archives of Business Research*. 2026;14(02):139-157. URL: <https://doi.org/10.14738/abr.1402.20078>
16. Raihan A. A review of artificial intelligence for sustainable agriculture. *Proceedings of the International Conference on Climate-Aware Agriculture*. 2024. URL: <https://www.researchgate.net/publication/386989366>
17. Wahyuni R., Utomo S.W.A., Ghifari Z. Artificial neural network prediction model for agricultural commodity production using backpropagation algorithm. *Knowbase: International Journal of Knowledge in Databases*. 2025;5(01):52-68. URL: <https://doi.org/10.30983/knowbase.v5i1.9530>
18. Singh V., Choudhary S., Kumar H. Utilizing artificial intelligence technologies in the Indian agriculture sector. 2024. URL: <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.24666.56001>
19. Yadav S. Introduction to plant digital twins: Concept and evolution. In: *Plant Digital Twins: The Fusion of Biology and Artificial Intelligence*. Wisdom Leaf Press; 2025:1-25. URL: <https://doi.org/10.55938/wlp.v2i7.308>
20. Kumar A., et al. Role of artificial intelligence in vegetable production: A review. *Journal of Scientific Research and Reports*. 2024;30(9):950-963. URL: <https://doi.org/10.9734/jsrr/2024/v30i92423>
21. González-Rodríguez V.E., Izquierdo-Bueno I., Cantoral J.M. et al. Artificial intelligence: A promising tool for application in phytopathology. *Horticulturae*. 2024;10:197. URL: <https://doi.org/10.3390/horticulturae10030197>
22. Istudor N., Ignat R., Deaconu M., Constantin M. Risk-management in the era of artificial intelligence in agriculture. *Proceedings of the International Conference on Agriculture and Food Engineering*. 2023. URL: <https://doi.org/10.24818/CAFEE/2023/12/08>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ / ABOUT THE AUTHOR

Альбина Хатмулловна Шелепаева — кандидат педагогических наук, доцент кафедры бизнес-информатики, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

Albina Kh. Shelepaeva — Cand. Sci. (Education), Assoc. Prof. of the Department of Business Informatics, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

<https://orcid.org/0000-0002-4678-9671>

akshelepaeva@fa.ru

Конфликт интересов: автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Conflicts of Interest Statement: The author has no conflicts of interest to declare.

Статья поступила 26.01.2026; после рецензирования 19.05.2026; принята к публикации 22.07.2026.

Автор прочитала и одобрила окончательный вариант рукописи.

The article was submitted on 26.01.2026; revised on 19.05.2026 and accepted for publication on 22.07.2026.

The author read and approved the final version of the manuscript.