

УДК 004.8:631/635

123. ОБЪЯСНИМЫЙ ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК ФАКТОР ДОВЕРИЯ К СИСТЕМАМ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В АПК

Клименко И.В., магистрант гр. 476701

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Ефремов А.А. – кандидат экономических наук, доцент

Аннотация. В статье рассматривается проблема интерпретируемости систем искусственного интеллекта в контексте цифровой трансформации государственного и корпоративного управления. Автор исследует влияние непрозрачных алгоритмов на процесс принятия управленческих решений и соблюдение принципа рациональности. Обосновывается значимость внедрения технологий объяснимого ИИ (XAI) для агропромышленного комплекса Республики Беларусь как фактора обеспечения продовольственной безопасности. Проанализированы методические подходы LIME и SHAP, а также возможности семантических технологий для верификации выводов моделей. Дана оценка организационным барьерам и когнитивным искажениям, возникающим при эксплуатации интеллектуальных систем. Предложены приоритетные направления использования прозрачных архитектур для повышения эффективности распределения ресурсов и селекционной работы в аграрном секторе.

Ключевые слова. Объяснимый искусственный интеллект, цифровая трансформация, агропромышленный комплекс, интерпретируемость моделей, продовольственная безопасность, технологический суверенитет.

Современный этап цифровой трансформации управления характеризуется масштабным внедрением систем искусственного интеллекта в государственный и корпоративный сектор. Параллельно с ростом вычислительных возможностей и точности моделей актуализируется проблема «черного ящика»: сложные алгоритмы, прежде всего глубокие нейронные сети, формируют результат без явной для пользователя схемы рассуждения. К. Мольнар в работе «Interpretable Machine Learning» отмечает, что высокопроизводительные модели часто демонстрируют низкую интерпретируемость из-за работы в высокоразмерных пространствах признаков, затрудняющих реконструкцию логики вывода человеком [1]. В материале IBM «What is Explainable AI (XAI)?» объяснимый ИИ рассматривается как подход, обеспечивающий понятность результатов модели для пользователя и возможность их проверки [2].

В управленческой практике это формирует эпистемологический разрыв между статистической точностью рекомендаций и прозрачностью их логических оснований. Лицо, принимающее решение, получает численно убедительный вывод, при этом причинно-следственные основания рекомендации остаются неясными. Такая ситуация снижает воспроизводимость и обоснованность управленческих решений в логике ограниченной рациональности, описанной Г. Саймоном: рациональный выбор предполагает возможность аргументировать основания принятого решения и соотнести их с доступными данными и целями управления. Непрозрачность алгоритмического вывода способствует формированию завышенного доверия к численным оценкам и поддерживает иллюзию контроля над процессом. В статье «Роль поведенческих факторов в системе принятия управленческих решений» подчеркивается значимость когнитивных и психологических факторов, влияющих на качество управленческого выбора [3].

Для агропромышленного комплекса Республики Беларусь данная проблематика имеет прикладное значение. Управленческие решения в сельском хозяйстве охватывают распределение ресурсов, планирование посевной кампании, прогноз урожайности, выбор агрохимических мероприятий, диагностику заболеваний растений и организацию цепочек поставок. Ошибки в этих направлениях приводят к финансовым потерям и осложняют обеспечение продовольственной безопасности. Применение систем, выводы которых затруднены для проверки, сопровождается ростом неопределенности и вероятностью неблагоприятных последствий на уровне хозяйств и отрасли. В обзоре «Explainable AI in agriculture: review of applications, methodologies, and future directions» показано, что доверие к ИИ-моделям в аграрной среде связано с точностью прогнозов и с наличием объяснения, раскрывающего основания рекомендации [4].

Направление Explainable AI (XAI) в последние годы рассматривается как один из ключевых подходов к повышению интерпретируемости результатов машинного обучения. Его задача заключается в формировании понятных пользователю объяснений, позволяющих интерпретировать вывод модели, оценивать его обоснованность и использовать в качестве аргумента при принятии управленческих решений. В методологии XAI обычно выделяют два уровня интерпретации: локальный и глобальный.

Локальная интерпретация относится к объяснению отдельного предсказания и отвечает на вопрос о причинах конкретной рекомендации для заданного объекта. Глобальная интерпретация ориентирована на описание общей логики модели на всем массиве данных и выявление признаков, систематически влияющих на результаты. Данная классификация представлена у К. Мольнара в работе «Interpretable Machine Learning» [1].

К локальным методам интерпретации относится LIME, предложенный М. Рибейро. Метод основан на аппроксимации поведения сложной модели в окрестности одного наблюдения с помощью более простой интерпретируемой модели. Для задач АПК этот подход имеет прикладное значение: при рекомендациях по снижению дозы азотных удобрений на конкретном поле агроном получает возможность соотнести вывод системы с влиянием факторов, отраженных в данных, включая влажность почвы, прогноз осадков, температурный режим и кислотность. Такой формат объяснения повышает проверяемость рекомендации и поддерживает ее использование в практической работе [1, 4].

Глобальная интерпретация часто реализуется с применением метода SHAP, основанного на значениях Шепли из теории кооперативных игр. SHAP позволяет количественно оценивать вклад каждого признака в итоговое предсказание и сопоставлять влияние факторов между наблюдениями. Для управленческой практики это дает возможность выделять параметры, которые систематически определяют результат, включая метеорологические показатели, характеристики почвы, состояние растений и экономические переменные. Использование SHAP повышает воспроизводимость интерпретации и обеспечивает сопоставимость объяснений при анализе управленческих решений, что отмечается в «Interpretable Machine Learning» К. Мольнара [1].

Современная дискуссия в области ХАИ включает направление, ориентированное на проектирование изначально интерпретируемых моделей. К. Рудин в статье «Stop Explaining Black Box Machine Learning Models for High Stakes Decisions and Use Interpretable Models Instead» обосновывает приоритет моделей с внутренней интерпретируемостью для сфер с высокой ценой ошибки и повышенными требованиями к проверяемости решений [5]. В данной логике предпочтение отдается архитектурам, логика которых доступна для анализа по самой конструкции модели и поддерживает последующую верификацию результатов. Для АПК этот подход сохраняет практическую значимость, поскольку ложные корреляции, шумные данные и ошибки сенсоров приводят к систематическим искажениям прогноза и управленческих оценок [5].

Технические аспекты внедрения ИИ дополняются управленческими и психологическими барьерами. В докладе OECD «AI in agriculture: Progress in Implementing the European Union Coordinated Plan on Artificial Intelligence (Volume 2)» подчеркивается влияние пользовательского доверия и понимания принципов работы цифровых инструментов на темпы их внедрения в аграрном секторе [6]. Схожие требования формализованы NIST в документе «Four Principles of Explainable Artificial Intelligence», который фиксирует критерии объяснимости, включая понятность, осмысленность объяснения, непротиворечивость и определение пределов применимости модели [7]. Для практики управления это означает, что система ИИ предоставляет результат, сопровождает его интерпретацией и обозначает границы применимости выводов.

В управленческой среде выделяются несколько устойчивых ограничений. К ним относится дефицит алгоритмической грамотности: ИИ может восприниматься как безусловно надежный инструмент; также встречается восприятие ИИ как технологии, требующей постоянной проверки и подтверждения выводов в предметной области. Дополнительным фактором выступает проблема ответственности: при ошибке алгоритмической рекомендации возникает неопределенность в распределении ответственности между разработчиком, поставщиком данных и менеджером, утвердившим решение. Отмечается и эффект подтверждения: чаще используются рекомендации, совпадающие с предварительными ожиданиями, и реже применяются рекомендации, которые расходятся с профессиональной интуицией. В статье «Роль поведенческих факторов в системе принятия управленческих решений» показано, что когнитивные искажения оказывают заметное влияние на качество управленческого выбора [3]. Следовательно, объяснимость ИИ относится к техническим требованиям и к организационно-психологическим условиям его результативного применения (Таблица 1).

Таблица 1– Организационные факторы внедрения ИИ в АПК и меры сопровождения

Барьер	Проявление	Мера
Низкая алгоритмическая грамотность	Неверное чтение рекомендаций	Обучение, инструкции интерпретации
Доверие к выводу модели	Слабое использование рекомендаций	Пояснения и границы применимости
Ответственность	Неясность «кто отвечает»	Регламент, протокол решения
Эффект подтверждения	Отбор «удобных» рекомендаций	Единый шаблон объяснения
Подготовленность отрасли	Разрыв компетенций	Методическая поддержка, тренинги

Развитие национального подхода к интерпретируемым интеллектуальным системам связано с белорусской научной школой БГУИР под руководством В. Голенкова. В работе «Next-Generation Intelligent Computer Systems and Technology of Complex Support of Their Life Cycle» представлена технология OSTIS (Open Semantic Technology for Intelligent Systems), основанная на принципе открытого семантического представления знаний [8]. В рамках OSTIS процесс решения задачи задается последовательностью шагов в семантическом графе, что обеспечивает прослеживаемость рассуждения, семантическую совместимость источников данных и возможность интеграции нейросетевых методов с формализованным знанием [8]. Для Беларуси данный подход рассматривается как элемент технологического суверенитета и как основа для разработки решений, адаптированных к задачам национального АПК. Сравнительная характеристика данного подхода в управленческих задачах представлена в Таблице 2.

Таблица 2– Подходы к интерпретируемости моделей при принятии управленческих решений

Подход	Основание объяснимости	Результат для пользователя	Управленческая роль
Пост-хок ХАИ	Объяснение поверх модели	Причины вывода	Контроль, разбор решений
Интерпретируемые модели	Прозрачная конструкция	Понятная логика	Проверяемость в критичных решениях
OSTIS (семантика)	Трасса вывода в графе	Прослеживаемое рассуждение	Аудит, совместимость данных

Практическое применение ХАИ в АПК Беларуси рассматривается в нескольких направлениях. Первое – точное земледелие. ИИ применяется для расчета доз внесения удобрений, норм полива и прогнозирования урожайности. Как отмечают А. Ефремов в статье «Обзор тенденций цифровой трансформации сельскохозяйственного производства» и С. Савельева в работе «Цифровое агротехнологическое развитие: инновации в сельском хозяйстве для эффективного производства и управления ресурсами», результативность цифровизации АПК определяется наличием данных и технологий, уровнем готовности отрасли, компетенциями специалистов и менеджеров, а также доступностью информации и обучения, обеспечивающих осмысленное применение цифровых рекомендаций [10-11]. В рамках ХАИ цифровая рекомендация сопровождается интерпретацией, понятной специалисту, и используется в качестве основания для профессионального решения.

Второе направление – мониторинг состояния посевов и диагностика болезней по снимкам с дронов и спутников. В таких задачах применяются сверточные нейронные сети, а методы explainable AI позволяют выделять участки изображения, внесшие наибольший вклад в вывод модели. Это поддерживает оценку корректности результата и снижает вероятность неверной интерпретации изображений, связанной с артефактами освещения, тенями или шумом. Данный подход описан в обзоре «Explainable AI in agriculture: review of applications, methodologies, and future directions» [4].

Третье направление – селекция и фенотип-генотипное картирование. Исследовательские проекты, связанные с работами С. Дас Чоудхури, демонстрируют применение explainable AI для выявления признаков, значимых для продуктивности и устойчивости растений, включая морфологические характеристики и параметры развития. Об этом сообщается в материале «Choudhury leading explainable AI project in agriculture» [9]. Для селекции ценность объяснимости связана с возможностью интерпретировать вклад отдельных признаков в прогноз и использовать результаты в селекционно-генетических программах.

Ключевые направления применения ХАИ в АПК Беларуси и ожидаемые эффекты для конечных пользователей данными представлены в Таблице 3.

Таблица 3 – Методы объяснимого искусственного интеллекта и их применение в АПК

Направление	Типовая задача	Данные	Компонент ХАИ	Эффект
Точное земледелие	Удобрения, полив, прогноз урожайности	Агрометео табличные показатели	Пояснение факторов рекомендации	Осмысленное применение рекомендации в работе специалиста
Мониторинг посевов	Диагностика болезней по снимкам	Дрон/спутник	Карты атрибуции (вклад зон изображения)	Оценка корректности вывода по визуальным основаниям
Селекция	Фенотип-генотипное картирование	Фенотипические признаки/измерения	Выделение значимых признаков	Интерпретация вклада признаков для селекционных решений

Таким образом, проведенное исследование позволяет констатировать, что развитие систем объяснимого искусственного интеллекта выступает обязательным этапом цифровой трансформации управления в аграрном секторе. Внедрение интерпретируемых моделей обеспечивает соблюдение принципа ограниченной рациональности, позволяя специалистам аргументированно обосновывать выбор управленческих воздействий на основе верифицируемых данных. Применение методик LIME и SHAP в задачах точного земледелия и мониторинга посевов повышает уровень доверия к автоматизированным рекомендациям за счет раскрытия факторов, влияющих на итоговый результат. Важно отметить, что объяснимость алгоритмов способствует эффективной интеграции цифровых инструментов в традиционные технологические циклы, сохраняя преемственность агрономических знаний и минимизируя вероятность принятия ошибочных решений при обработке аномальных значений данных.

Использование отечественной технологии OSTIS представляет собой перспективное направление для обеспечения прозрачности интеллектуальных систем на государственном уровне. Семантическое представление знаний позволяет визуализировать логику вывода в виде графовых структур, что упрощает аудит решений и интеграцию нейросетевых моделей в существующие контуры управления. Данный подход способствует укреплению технологического суверенитета Республики Беларусь и создает условия для разработки цифровых продуктов, адаптированных к специфике национального агропромышленного комплекса.

Анализ организационных аспектов показал значимость нейтрализации психологических барьеров и когнитивных искажений в профессиональной среде. Внедрение регламентированных шаблонов объяснения и реализация программ повышения алгоритмической грамотности персонала должно позволить повысить эффективность взаимодействия человека и интеллектуальной системы. Устранение неопределенности в вопросах ответственности за принятые решения должно быть достигнуто через предоставление понятных интерфейсов интерпретации и предварительное определение границ применимости используемых алгоритмов.

Практическая реализация предложенных направлений в сфере селекции и агротехнического планирования должна стать драйвером планомерного роста производственных показателей и устойчивого развития отрасли. Использование прозрачных архитектур должно обеспечить трансформацию искусственного интеллекта из инструмента формирования статистических прогнозов в полноценную систему поддержки принятия решений. Сформулированные выводы на основе анализа отраслевых источников подтверждают статус объяснимого ИИ как ключевого фактора обеспечения продовольственной безопасности и повышения качества отраслевого регулирования в условиях современной цифровой экономики. Таким образом, переход к интерпретируемым моделям станет логическим завершением процесса построения доверенной интеллектуальной среды в АПК.

Список использованных источников:

1. Molnar, C. *Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable* [Electronic resource] / C. Molnar. – 3rd ed. – URL: <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/> (date of access: 25.02.2026).
2. What is Explainable AI? (XAI) [Electronic resource] // IBM. – URL: <https://www.ibm.com/think/topics/explainable-ai> (date of access: 25.02.2026).
3. Тухомиров, А. А. Роль поведенческих факторов в системе принятия управленческих решений / А. А. Тухомиров // Теоретическая и прикладная экономика. – 2025. – № 3. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/rol-povedencheskih-faktorov-v-sisteme-prinyatiya-upravlencheskih-resheniy> (дата обращения: 25.02.2026).
4. Pai, D. G. *Explainable AI in agriculture: review of applications, methodologies, and future directions* [Electronic resource] / D. G. Pai, M. Balachandra, R. Kamath // Engineering Research Express. – 2025. – Vol. 7, No. 3. – Art. 032202. – DOI: 10.1088/2631-8695/ae086a.

URL: https://www.researchgate.net/publication/395957298_Explainable_AI_in_agriculture_review_of_applications_methodologies_and_future_directions (date of access: 25.02.2026).

5. Rudin, C. Stop Explaining Black Box Machine Learning Models for High Stakes Decisions and Use Interpretable Models Instead [Electronic resource] / C. Rudin // *Nature Machine Intelligence*. – 2019. – Vol. 1, No. 5. – P. 206–215. – DOI: 10.1038/s42256-019-0048-x. – URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9122117/> (date of access: 25.02.2026).

6. Progress in Implementing the European Union Coordinated Plan on Artificial Intelligence (Volume 2): Uptake in High-Impact Sectors [Electronic resource] / OECD. – Paris : OECD Publishing, 2026. – 229 p. – DOI: 10.1787/3ac96d41-en. – URL: https://www.oecd.org/en/publications/progress-in-implementing-the-european-union-coordinated-plan-on-artificial-intelligence-volume-2_3ac96d41-en/full-report/ai-in-agriculture_c9ac6d24.html (date of access: 25.02.2026).

7. Four Principles of Explainable Artificial Intelligence [Electronic resource] / P. Jonathon Phillips, C. A. Hahn, P. C. Fontana [et al.]. – NISTIR 8312. – Gaithersburg, MD : National Institute of Standards and Technology, 2021. – URL: <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ir/2021/nist.ir.8312.pdf> (date of access: 25.02.2026).

8. Golenkov, V. Next-generation intelligent computer systems and technology of complex support of their life cycle [Electronic resource] / V. Golenkov, N. Gulyakina // *Open Semantic Technologies for Intelligent Systems (OSTIS-2022)*. – URL: <https://libeldoc.bsuir.by/handle/123456789/49336> (date of access: 25.02.2026).

9. Stromberg, R. Choudhury leading explainable AI project in agriculture [Electronic resource] / R. Stromberg // *IANR News*. – 13 October 2025. – URL: <https://ianrnews.unl.edu/article/choudhury-leading-explainable-ai-project-in-agriculture-0> (date of access: 25.02.2026).

10. Ефремов, А. А. Обзор тенденций цифровой трансформации сельскохозяйственного производства / А. А. Ефремов, И. Л. Ковалев // *Аграрная экономика*. – 2023. – № 1. – С. 50–57. – DOI: 10.29235/1818-9806-2023-1-50-57.

11. Савельева, С. В. Цифровое агротехнологическое развитие: инновации в сельском хозяйстве для эффективного производства и управления ресурсами / С. В. Савельева, Н. А. Сыровкаш // *Формирование эффективной системы менеджмента в условиях транзитивной экономики : материалы I Междунар. науч.-практ. конф. (Мелитополь, 26–27 марта 2024 г.)*. – Мелитополь : МелГУ, 2024. – С. 584–588.

UDC 004.8:631/635

EXPLAINABLE ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS A FACTOR OF TRUST IN DECISION SUPPORT SYSTEMS IN AGRICULTURE

Klimenka I.V., Master's degree student, group 476701

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus

Efremov A.A. – Candidate of Economic Sciences, Associate Professor

Annotation. The article examines the issue of interpretability in artificial intelligence systems within the framework of the digital transformation of public and corporate governance. The author explores the impact of opaque algorithms on the managerial decision-making process and adherence to the principle of rationality. The significance of implementing Explainable AI (XAI) technologies in the agro-industrial complex of the Republic of Belarus is substantiated as a key factor in ensuring food security. The study analyzes methodological approaches such as LIME and SHAP, alongside the potential of semantic technologies for verifying model outputs. Furthermore, the author evaluates organizational barriers and cognitive biases arising from the operation of intelligent systems. Priority areas for utilizing transparent architectures are proposed to enhance resource allocation efficiency and breeding operations in the agricultural sector.

Keywords. Explainable AI, digital transformation, agro-industrial complex, model interpretability, food security, technological sovereignty.