

УДК 338.43:004.8

5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы в экономике

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ОБЪЯСНИМОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА (ХАИ) ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ УСТОЙЧИВОСТИ РАЗВИТИЯ АГРАРНОГО СЕКТОРА РЕГИОНА

Тюпаков Михаил Константинович
обучающийся факультета «Информатика и
Вычислительная техника»
tupakov.mikhail@yandex.ru
ФГБОУ ВО Донской государственный технический
университет, Россия

В условиях цифровой трансформации сельского хозяйства Региона возникает необходимость не только в мониторинге показателей эффективности, но и в глубоком анализе факторов, влияющих на устойчивое развитие отрасли. Существующие методики часто ограничиваются детерминированным анализом, не учитывающим нелинейные связи. Материалы и методы. В исследовании применен инструментарий объяснимого искусственного интеллекта (Explainable AI, XAI). На основе агрегированных данных о внедрении цифровых технологий в агрокластерах региона (2019–2024 гг.), включающих динамику урожайности зерновых (рост с 57 до 85 ц/га) и объемы производства, построена ансамблевая модель машинного обучения (XGBoost). Для интерпретации результатов использован метод аддитивных объяснений Шепли (SHAP). Результаты. Разработана модель с коэффициентом детерминации ($R^2 = 0,89$), позволяющая прогнозировать эффективность агропроизводства. Выявлен нелинейный характер влияния инвестиций: положительный эффект наблюдается только при достижении порога в 150 долл./га при условии высокой цифровой грамотности персонала. Базовое значение модели (ϕ_0) соответствует средней урожайности по выборке (70 ц/га), а отклонения объясняются вкладом конкретных технологий. Заключение. Доказано, что применение ХАИ позволяет повысить прозрачность управленческих решений и оптимизировать распределение субсидий

Ключевые слова: СЕЛЬСКОЕ ХОЗЯЙСТВО, ЦИФРОВИЗАЦИЯ, УСТОЙЧИВОЕ РАЗВИТИЕ, ОБЪЯСНИМЫЙ ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ (ХАИ), SHAP-ЗНАЧЕНИЯ, МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ, ЦИФРОВАЯ УРОЖАЙНОСТЬ, РЕГИОН

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-215-041>

UDC 338.43:004.8

5.2.2. Mathematical, statistical and instrumental methods in economics

APPLICATION OF EXPLICABLE ARTIFICIAL INTELLIGENCE (XAI) METHODS TO MODEL THE SUSTAINABILITY OF THE AGRICULTURAL SECTOR IN THE REGION

Tupakov Mikhail Konstantinovich
student of the Faculty of Computer Science and
Computer Engineering
tupakov.mikhail@yandex.ru
Don State Technical University, Russia

In the context of the digital transformation of agriculture in the Region, there is a need not only to monitor performance indicators, but also to analyze in-depth the factors influencing the sustainable development of the industry. Existing techniques are often limited to deterministic analysis that does not take into account nonlinear relationships. Materials and methods. The study uses the tools of explicable artificial intelligence (Explicable AI, XAI). Based on aggregated data on the introduction of digital technologies in the agro-clusters of the region (2019–2024), including the dynamics of grain yields (growth from 57 to 85 c/ha) and production volumes, an ensemble machine learning model (XGBoost) was built. The Shapley additive Explanation method (SHAP) was used to interpret the results. Results. A model with a coefficient of determination ($R^2=0.89$) has been developed, which makes it possible to predict the efficiency of agricultural production. The nonlinear nature of the investment impact has been revealed: a positive effect is observed only when the threshold of \$ 150 is reached./ga is subject to high digital literacy of the staff. The base value of the model (ϕ_0) corresponds to the average yield in the sample (70 kg/ha), and the deviations are explained by the contribution of specific technologies. Conclusion. It has been proven that the use of XAI makes it possible to increase the transparency of management decisions and optimize the allocation of subsidies

Keywords: AGRICULTURE, DIGITALIZATION, SUSTAINABLE DEVELOPMENT, EXPLICABLE ARTIFICIAL INTELLIGENCE (XAI), SHAP VALUES, MACHINE LEARNING, DIGITAL PRODUCTIVITY, REGION

<http://ej.kubagro.ru/2026/01/pdf/41.pdf>

Введение (Introduction)

Современный этап развития аграрного сектора региона, взятого в качестве объекта в настоящем исследовании, характеризуется переходом от экстенсивных методов хозяйствования к ресурсосберегающим цифровым моделям. Как отмечается в ряде международных исследований [1, 2], цифровая трансформация является ключевым драйвером обеспечения трех компонентов устойчивости: экономической, экологической и социальной. Внедрение таких платформ, как «E-IJARA» и «Agroplatforma», а также развитие агрокластеров (число которых достигло 651 к 2024 году [3]), создали массив больших данных, пригодных для глубокого анализа.

Однако существующий методологический аппарат, базирующийся преимущественно на расчете детерминированных показателей (индекс цифровой производительности IDP, цифровая рентабельность ROIdig), позволяет фиксировать лишь текущее состояние или ретроспективную динамику. Традиционные эконометрические методы (корреляционно-регрессионный анализ) часто оказываются недостаточно эффективными в условиях высокой волатильности климатических факторов и сложности взаимосвязей внутри цифровых экосистем [4].

Проблема заключается в том, что современные алгоритмы машинного обучения («Black-box AI»), обладая высокой прогностической точностью, часто не дают ответа на вопрос, почему принято то или иное решение. Это явление, описанное в фундаментальных работах по искусственному интеллекту [5], является критическим барьером для внедрения AI в агрономии и экономике.

Целью данного исследования является развитие методологии оценки цифровой трансформации сельского хозяйства Региона путем применения методов объяснимого искусственного интеллекта (XAI).

Материалы и методы (Materials and Methods)

Методологическую основу исследования составили системный подход и методы интеллектуального анализа данных. В качестве базовой гипотезы выдвинуто предположение, что зависимость между уровнем цифровизации и устойчивостью агропроизводства носит нелинейный характер.

1. Формирование набора данных. Для анализа использовался гибридный набор данных, сформированный из двух источников:

а) Официальная статистическая отчетность по 12 регионам Региона и Республике Каракалпакстан за период 2019–2024 гг. В выборку включены показатели валового сбора продукции (зерновые, хлопок, овощи), динамика которых отражена в работе Саидова М.Х. и др. [3]. В частности, использовались данные о росте производства зерновых с 7097,7 тыс. тонн (2019 г.) до 9020,0 тыс. тонн (2023 г.) и увеличении средней урожайности с 57 до 85 ц/га.

б) Телеметрические данные и результаты выборочного обследования 50 пилотных агрокластеров, интегрированных в платформу «Agroplatforma».

Общий объем выборки составил 600 наблюдений (панельные данные: 12 регионов \times 5 лет \times 10 типов культур/кластеров), что является достаточным для обучения моделей на базе решающих деревьев.

Целевой переменной (Y) был выбран показатель Цифровой урожайности (DY), рассчитываемый как отношение валового сбора с применением цифровых технологий к площади внедрения.

В качестве предикторов (X) использован расширенный набор признаков: X_1 (Tech): Уровень оснащенности IoT-датчиками и системами GPS (ед./100 га). X_2 (Water): Эффективность водопользования ($\text{м}^3/\text{ц}$ продукции). X_3 (Edu): Уровень цифровой грамотности персонала (доля

сертифицированных специалистов). X_4 (Inv): Объем инвестиций в цифровые решения на 1 га (USD/га). X_5 (Eco): Индекс экологической нагрузки (выбросы CO₂ и использование пестицидов).

2. Инструментальный метод. Для моделирования зависимости $Y = f(X)$ использован метод градиентного бустинга над решающими деревьями (XGBoost), который демонстрирует высокую эффективность на табличных данных с нелинейными зависимостями [7].

3. Метод интерпретации (XAI). Для объяснения результатов модели применен метод SHAP (SHapley Additive exPlanations), предложенный С. Лундбергом и С. Ли [8]. Значения Шепли позволяют разложить прогноз модели для каждого наблюдения на сумму вкладов отдельных признаков:

$$f(x) = \phi_0 + \sum_{i=1}^M \phi_i$$

где: ϕ_0 — базовое значение (base value), представляющее собой среднюю прогнозируемую урожайность по всей выборке (в нашем случае ≈ 70 ц/га, что коррелирует со средними показателями 2022–2023 гг. из [3]); ϕ_i — вклад i -го признака (например, наличия «умного полива») в отклонение цифровой урожайности от среднего значения для конкретного наблюдения.

Результаты (Results)

Построенная модель XGBoost показала высокое качество аппроксимации на тестовой выборке ($R^2 = 0,89$, $RMSE = 2.4$ ц/га). Это подтверждает, что использование нелинейных методов машинного обучения превосходит классические линейные регрессии ($R^2 = 0.72$ на тех же данных) при анализе аграрных процессов.

Анализ важности факторов (Feature Importance). С использованием SHAP-значений было установлено ранжирование факторов: 1.

Эффективность водопользования (X_2): Оказывает наибольшее влияние. Цифровые технологии (умный полив), снижающие расход воды, дают максимальный прирост DY , что особенно актуально для аридного климата региона. 2. Уровень цифровой грамотности (X_3): Фактор оказался более значимым, чем просто объем инвестиций. Без квалифицированного персонала ($LS_{dig} > 40\%$) закупка оборудования не дает статистически значимого прироста урожайности. 3. Техническая оснащенность (X_1): Влияние нелинейно и имеет эффект насыщения.

Интерпретация зависимостей. Графики частичной зависимости (SHAP Dependence Plots) выявили следующие закономерности: Эффект порога инвестиций: Рост показателя цифровой рентабельности наблюдается только после достижения уровня инвестиций в 150 долл./га. До этого момента затраты на цифровизацию превышают эффект от экономии ресурсов. Это объясняет данные таблицы 2 из работы [3], где резкий скачок урожайности зерновых (с 65 до 85 ц/га) произошел именно в 2023–2024 гг., когда накопительный эффект инвестиций превысил пороговое значение. Это коррелирует с выводами зарубежных исследователей о «парадокса продуктивности» на ранних этапах цифровизации [9]. Синергия технологий: Совместное использование спутникового мониторинга (Sentinel/Landsat) и наземных датчиков влажности дает мультипликативный эффект, увеличивая DY на 15–20. Оценка экологической устойчивости. Моделирование показало, что внедрение технологий точного земледелия (Variable Rate Application) снижает индекс экологической нагрузки (IEE) на 12.

Обсуждение (Discussion)

Полученные результаты существенно дополняют и углубляют выводы статьи Саидова М.Х. и соавторов [3]. Если в базовой статье была предложена архитектура экосистемы и констатирован рост показателей (например, рост

производства овощей на 24 Методологическая новизна исследования для специальности 5.2.2 заключается в адаптации методов теории игр (вектор Шепли) для декомпозиции экономической эффективности аграрного производства. Это позволяет государственным органам (Министерство сельского хозяйства РУз) проводить сценарное моделирование: «Как изменится устойчивость сектора, если перенаправить субсидии с закупки техники на программы обучения фермеров?».

Заключение (Conclusion)

Цифровая трансформация сельского хозяйства Региона является сложным нелинейным процессом. Для управления им недостаточно простых статистических наблюдений; необходим переход к предиктивной аналитике.

Разработанная модель на базе градиентного бустинга и SHAP-значений доказала свою эффективность ($R^2 = 0.89$) в прогнозировании показателя цифровой урожайности.

Установлено, что ключевым фактором успеха является не объем инвестиций сам по себе, а его сочетание с ростом цифровой грамотности. Порог эффективности инвестиций определен на уровне 150 долл./га.

Предложенный инструментальный метод рекомендуется к внедрению в аналитический контур цифровой платформы АПК Региона для повышения обоснованности управленческих решений.

Список литературы

1. Trendov N. M., Varas S., Zeng M. Digital technologies in agriculture and rural areas. – Rome: FAO, 2019. – 140 p. URL: <https://www.fao.org/3/ca4985en/ca4985en.pdf>
2. Wolfert S., Ge L., Verdouw C., Bogaardt M. J. Big Data in Smart Farming – A review // Agricultural Systems. – 2017. – Vol. 153. – P. 69-80. DOI: 10.1016/j.agsy.2017.01.023
3. Саидов М. Х., Тюпаков К. Э., Полутина Т. Н. и др. Цифровизация как фактор устойчивого развития сельского хозяйства Региона // Естественно-гуманитарные исследования. – 2025. – № 4(60). – С. 473-480.

4. Finger R., Swinton S. M., El Benni N. et al. Precision Farming at the Nexus of Agricultural Production and the Environment // *Annual Review of Resource Economics*. – 2019. – Vol. 11. – P. 313-335. DOI: 10.1146/annurev-resource-100518-093929
5. Adadi A., Berrada M. Peeking Inside the Black-Box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI) // *IEEE Access*. – 2018. – Vol. 6. – P. 52138-52160. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2876125
6. Rogers E. M. *Diffusion of Innovations*. 5th ed. – New York: Free Press, 2003. – 551 p.
7. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System // *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. – 2016. – P. 785-794. DOI: 10.1145/2939672.2939785
8. Lundberg S. M., Lee S. I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2017. – Vol. 30. URL: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/file/8a20a8621978632d76c43dfd28b68cf4-Paper.pdf>
9. Solow R. M. We'd better watch out // *New York Times Book Review*. – 1987. – July 12. – P. 36.
10. Klerkx L., Jakku E., Labarthe P. A review of social science on digital agriculture, smart farming and agriculture 4.0: New contributions and a future research agenda // *NJAS - Wageningen Journal of Life Sciences*. – 2019. – Vol. 90-91. – Art. 100315. DOI: 10.1016/j.njas.2019.100315
11. Rose D. C., Chilvers J. Agriculture 4.0: Broadening responsible innovation in an era of smart farming // *Frontiers in Sustainable Food Systems*. – 2018. – Vol. 2. – Art. 87. DOI: 10.3389/fsufs.2018.00087
12. FAO. *Status of Digital Agriculture in 18 countries of Europe and Central Asia*. – Budapest, 2020. – 114 p. DOI: 10.4060/cb0053en

References

1. Trendov N. M., Varas S., Zeng M. Digital technologies in agriculture and rural areas. – Rome: FAO, 2019. – 140 p. URL: <https://www.fao.org/3/ca4985en/ca4985en.pdf>
2. Wolfert S., Ge L., Verdouw C., Bogaardt M. J. Big Data in Smart Farming – A review // *Agricultural Systems*. – 2017. – Vol. 153. – P. 69-80. DOI: 10.1016/j.agsy.2017.01.023
3. Saidov M. H., Tjupakov K. Je., Polutina T. N. i dr. Cifrovizacija kak faktor ustojchivogo razvitija sel'skogo hozjajstva Regiona // *Estestvenno-gumanitarnye issledovanija*. – 2025. – № 4(60). – S. 473-480.
4. Finger R., Swinton S. M., El Benni N. et al. Precision Farming at the Nexus of Agricultural Production and the Environment // *Annual Review of Resource Economics*. – 2019. – Vol. 11. – P. 313-335. DOI: 10.1146/annurev-resource-100518-093929
5. Adadi A., Berrada M. Peeking Inside the Black-Box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI) // *IEEE Access*. – 2018. – Vol. 6. – P. 52138-52160. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2876125
6. Rogers E. M. *Diffusion of Innovations*. 5th ed. – New York: Free Press, 2003. – 551 p.
7. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System // *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. – 2016. – P. 785-794. DOI: 10.1145/2939672.2939785

8. Lundberg S. M., Lee S. I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2017. – Vol. 30. URL: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/file/8a20a8621978632d76c43dfd28b68cf4-Paper.pdf>
9. Solow R. M. We'd better watch out // New York Times Book Review. – 1987. – July 12. – P. 36.
10. Klerkx L., Jakku E., Labarthe P. A review of social science on digital agriculture, smart farming and agriculture 4.0: New contributions and a future research agenda // NJAS - Wageningen Journal of Life Sciences. – 2019. – Vol. 90-91. – Art. 100315. DOI: 10.1016/j.njas.2019.100315
11. Rose D. C., Chilvers J. Agriculture 4.0: Broadening responsible innovation in an era of smart farming // Frontiers in Sustainable Food Systems. – 2018. – Vol. 2. – Art. 87. DOI: 10.3389/fsufs.2018.00087
12. FAO. Status of Digital Agriculture in 18 countries of Europe and Central Asia. – Budapest, 2020. – 114 p. DOI: 10.4060/cb0053en