

РЕГИОНАЛЬНАЯ И ОТРАСЛЕВАЯ ЭКОНОМИКА /
REGIONAL AND SECTORAL ECONOMY<https://doi.org/10.15507/2413-1407.26343.546-571>EDN: <https://elibrary.ru/bjzjvh>

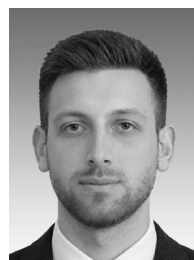
УДК / UDC 004.032.26:631

<http://regionsar.ru>

ISSN 2413-1407 (Print)

ISSN 2587-8549 (Online)

Оригинальная статья / Original article

**Формирование потенциала устойчивого развития
агрохозяйства: анализ воспроизводственных
процессов и оценка региональных перспектив
с применением нейросетевых моделей****А. А. Дубовицкий** ✉ **Э. А. Климентова** **Е. С. Бабкина** **В. А. Шацкий***Мичуринский государственный аграрный университет, <https://ror.org/0475cfj29>
(г. Мичуринск, Российская Федерация)*✉ daal-408@yandex.ru*Аннотация*

Введение. Изучение воспроизводственных процессов и пространственных особенностей формирования потенциала устойчивого развития сельского хозяйства является актуальной задачей в условиях сохраняющегося дисбаланса экономических, социальных и экологических приоритетов. Цель статьи – оценка потенциала устойчивого развития (PSD) агрохозяйства регионов на основе анализа воспроизводства искусственного, человеческого и природного капитала с использованием нейросетевого инструментария.

Материалы и методы. В основу исследования положена авторская концепция устойчивого развития, опирающаяся на воспроизводственный подход. Для пространственного анализа применено нейросетевое моделирование с использованием многослойного перцептрона (MLP) по данным 45 регионов Российской Федерации за 2019–2023 гг. Построена модель с двумя скрытыми слоями (20 и 15 нейронов), позволявшая определить относительную важность факторов, влияющих на PSD. Информационную базу составили открытые данные Росстата, Росреестра и Министерства сельского хозяйства РФ.

Результаты исследования. Модель MLP продемонстрировала высокую прогностическую точность: средняя относительная ошибка составила 5,1 %, сумма квадратов ошибок – 4,6 %. Выявлены значимые факторы формирования PSD: масштабы производства, объем бюджетных и кредитных инвестиций, уровень сельской безработицы, внесение органических удобрений. На основе сравнения фактических и предсказанных значений выделены три группы регионов: с негативной, средней и позитивной оценкой использования возможностей формирования PSD. Определены регионы-лидеры (Московская, Кировская, Калужская области, Республика Дагестан и др.), где фактический потенциал превысил ожидаемый уровень.

© Дубовицкий А. А., Климентова Э. А., Бабкина Е. С., Шацкий В. А., 2026

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 License.



Заключение. Снижение совокупного PSD с –151,8 до –223,5 млрд руб. при росте производства и инвестиций свидетельствует о сохраняющемся дисбалансе воспроизводственных процессов – недостаточном обновлении основных фондов и нарастающем экологическом ущербе. Предложенный подход к исследованию пространственных особенностей формирования PSD может быть положен в основу разработки территориально дифференцированных стратегий и программ социально-экономического развития сельского хозяйства на федеральном и региональном уровнях.

Ключевые слова: агропродовольственная система, региональная дифференциация, сельское хозяйство, экономический рост, устойчивое развитие, прогнозирование, нейронные сети

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Финансирование. Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 25-28-01313 «Разработка методологии прогнозирования агропродовольственных экономических систем на основе машинного обучения с использованием искусственных нейронных сетей» (<https://rscf.ru/project/25-28-01313/>).

Для цитирования: Дубовицкий А.А., Климентова Э.А., Бабкина Е.С., Шацкий В.А. Формирование потенциала устойчивого развития агрохозяйства: анализ воспроизводственных процессов и оценка региональных перспектив с применением нейросетевых моделей. *Регионология*. 2026;34(3):546–571. <https://doi.org/10.15507/2413-1407.26343.546-571>

Building the Potential for Sustainable Development of the Agricultural: Analysis of Reproduction Processes and Assessment of Regional Prospects Using Neural Network Models

A. A. Dubovitskii ✉, E. A. Klimentova, E. S. Babkina, V. A. Shatskii

*Michurinsk State Agrarian University, <https://ror.org/0475cfj29>
(Michurinsk, Russian Federation)*

✉ daa1-408@yandex.ru

Abstract

Introduction. Studying the reproductive processes and spatial characteristics of the formation of sustainable agricultural development potential is a pressing issue given the persistent imbalance between economic, social, and environmental priorities. The purpose of this article is to assess the potential for sustainable development (PSD) of regional agricultural production based on an analysis of the reproduction of artificial, human, and natural capital using neural network tools.

Materials and Methods. The study is based on the authors' concept of sustainable development, which is based on a reproductive approach. For spatial analysis, neural network modeling based on a multilayer perceptron (MLP) was used, using data from 45 regions of the Russian Federation for 2019–2023. A model with two hidden layers (20 and 15 neurons) was constructed, allowing the relative importance of factors influencing PSD to be determined. The information base consisted of open data from Rosstat, Rosreestr, and the Russian Ministry of Agriculture.

Results. The MLP model demonstrated high predictive accuracy: the average relative error was 5.1 %, and the sum of squared errors was 4.6 %. Significant factors in PSD formation were identified: production scale, volume of budget and credit investments, rural unemployment level, and application of organic fertilizers. Based on a comparison of actual and predicted values, three groups of regions were identified: those with negative, average, and positive assessments of PSD formation potential. Leading regions were identified (Moscow, Kirov, and Kaluga Oblasts, the Republic of Dagestan, and others), where actual potential exceeded the predicted level.

Conclusion. The decline in the aggregate PSD from –151.8 to –223.5 billion rubles, despite increased production and investment, indicates a persistent imbalance in production processes – insufficient capital renewal and mounting environmental damage. The proposed approach to studying the spatial characteristics of PSD formation can form the basis for developing territorially differentiated strategies and programs for the socioeconomic development of agriculture at the federal and regional levels.

Keywords: agri-food system, regional differentiation, agriculture, economic growth, sustainable development, forecasting, neural networks

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.

Funding. The study was supported by grant No. 25-28-01313 from the Russian Science Foundation “Development of a methodology for forecasting agri-food economic systems based on machine learning using artificial neural networks” (<https://rscf.ru/project/25-28-01313/>).

For citation: Dubovitskii A.A., Klimentova E.A., Babkina E.S., Shatskii V.A. Building the Potential for Sustainable Development of the Agricultural: Analysis of Reproduction Processes and Assessment of Regional Prospects Using Neural Network Models. *Russian Journal of Regional Studies*. 2026;34(3):546–571. <https://doi.org/10.15507/2413-1407.26343.546-571>

ВВЕДЕНИЕ

Сельское хозяйство критически важно для достижения целей устойчивого развития (ЦУР) – продовольственной безопасности, благополучия сельских территорий, экологии и др.¹ Отрасль выступает значимым фактором социально-экономического развития, удовлетворения потребностей населения в продуктах питания, формирует условия распределения материальных благ на селе. Одновременно она служит мощным фактором воздействия на окружающую среду, проявление которого во многом определяется характером использования сельскохозяйственных земель.

Современные траектории развития сельского хозяйства характеризуются положительной динамикой экономических результатов – увеличением объемов производства на фоне наращивания инвестиций и активной аграрной политики государства² [1]. Процессы концентрации и агропромышленной интеграции способствовали консолидации земель и оптимизации логистических потоков, обеспечив растущий спрос на сельскохозяйственную продукцию и продовольствие [2]. Технологическое совершенствование производственных процессов позволило повысить урожайность сельскохозяйственных культур и продуктивность животных³; производство зерна, подсолнечника, мяса и др. выросло больше чем в 1,5 раза⁴.

Однако кардинального улучшения социальных параметров устойчивости российского сельского хозяйства не произошло. Уровень оплаты труда остается значительно ниже средних значений по экономике, что способствует оттоку трудовых ресурсов [3; 4]. Продолжают обостряться экологические проблемы.

¹ Доктрина продовольственной безопасности Российской Федерации (в редакции Указа Президента Российской Федерации от 10.03.2025 № 141): утв. Указом Президента Российской Федерации от 21.01.2020 № 20 [Электронный ресурс]. URL: <http://www.kremlin.ru/acts/bank/45106> (дата обращения: 04.07.2026) ; О Концепции перехода Российской Федерации к устойчивому развитию: Указ Президента Российской Федерации от 01.04.1996 № 440 [Электронный ресурс]. URL: <http://docs.cntd.ru/document/9017665> (дата обращения: 04.07.2026).

² Алтухов А.И., Иванова Е.В., Минаков И.А. и др. Актуальные проблемы современной аграрной экономики. Мичуринск: Мичуринский ГАУ; 2025. 199 с. <https://www.elibrary.ru/mlgdhe>

³ Минаков И.А., Дубовицкий А.А., Климентова Э.А. и др. Развитие отраслей АПК в современной России. Мичуринск: Мичуринский ГАУ; 2023. 239 с. <https://www.elibrary.ru/cipwvtv>

⁴ Национальный доклад о ходе и результатах реализации в 2023 году Государственной программы развития сельского хозяйства и регулирования рынков сельскохозяйственной продукции, сырья и продовольствия: утв. Постановлением Правительства Российской Федерации от 04.07.2024 № 1755-р. М.: тип. ФГБНУ «Росинформагротех»; 2024. 120 с. URL: <https://mcx.gov.ru/upload/iblock/01f/wvlhu8tr0anl6k2l10vzrqt13qdradnp.pdf?ysclid=ml230dx6t7856240459> (дата обращения: 04.07.2026) ; О Государственной программе развития сельского хозяйства и регулирования рынков сельскохозяйственной продукции, сырья и продовольствия: Постановление Правительства Российской Федерации от 14.07.2012 № 717 [Электронный ресурс]. URL: <https://base.garant.ru/70210644/> (дата обращения: 04.07.2026).



По данным Росреестра, около половины всей пашни в стране характеризуется низким содержанием гумуса, треть – подвержена различным проявлениям эрозии⁵, что губительно для производительной способности земель.

В исследованиях подчеркивается, что определяющей причиной сложившейся ситуации является механизм управления эколого-экономическими системами⁶ [5; 6], в рамках которого формируется высокая территориальная дифференциация социально-экономического развития страны [7] и возникают барьеры пространственного развития [8; 9]. В связи с этим актуализируется детальный анализ пространственных особенностей устойчивого развития сельского хозяйства, что может послужить базой при уточнении перспектив, ограничений, а также согласования параметров социально-экономического развития регионов.

В основу анализа положена авторская концепция устойчивого развития сельского хозяйства, построенная на воспроизводственном подходе к формированию потенциала устойчивого развития, представляющем собой стоимостную оценку прироста искусственного, человеческого и природного капитала в сельском хозяйстве [10].

Нейросетевые алгоритмы применяются для моделирования различных экономических параметров, главным образом цен, и рыночной ситуации [11; 12], прогнозирования регионального валового продукта [13], урожайности⁷ [14], изменений в землепользовании [15; 16]. Комплексный методический подход к оценке совокупного потенциала устойчивого развития (PSD) сельского хозяйства региона (включая экономический, социальный и экологический факторы) с привязкой к воспроизводственным процессам разработан недостаточно. Данные значимых параметров оценки устойчивости в абсолютном выражении редко используются для выявления проблемных точек и структурных дисбалансов воспроизводственных процессов в сельском хозяйстве на региональном уровне.

Цель статьи – обоснование методики нейросетевого анализа пространственных особенностей формирования потенциала устойчивого развития сельского хозяйства с ее последующей апробацией.

В качестве рабочей гипотезы выдвигается предположение о том, что совокупная величина PSD сельского хозяйства имеет выраженную пространственную дифференциацию, определяемую структурными дисбалансами воспроизводства капитала (искусственного, человеческого и природного).

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

С конца 1980-х гг. устойчивое развитие – одна из основных целей территориального анализа и прогнозирования; проблемы качества жизни и экологического благополучия на сельских территориях активно исследуются во все мире. В рамках данной концепции обоснован ряд подходов, направленных на обеспечение сбалансированного

⁵ Доклад о состоянии и использовании земель сельскохозяйственного назначения Российской Федерации в 2024 году. М.: тип. ФГБНУ «Росинформагротех»; 2025. 352 с. URL: <https://disk.yandex.ru/d/fRXNgyhljY75ig> (дата обращения: 04.07.2026).

⁶ Бурков В.Н., Новиков Д.А., Щепкин А.В. Механизмы управления эколого-экономическими системами. М.: ООО Издательская фирма «Физико-математическая литература»; 2008. 244 с. <https://www.elibrary.ru/pfgvkh>

⁷ Šťastný J., Konečný V., Trenz O. Agricultural Data Prediction by Means of Neural Network. *Agricultural Economics (Czech Republic)*. 2011;57(7):356–361. <https://doi.org/10.17221/108/2011-AGRICECON>

социально-экономического развития при минимизации сопутствующего ущерба для окружающей среды. Затрагивались вопросы продовольственной безопасности [17], повышения социального благополучия [18; 19] и экологической стабильности [20–22].

В большинстве подходов к оценке параметров устойчивого развития использован индексный метод, предполагающий расчет индивидуальных индексов, связанных с отдельными аспектами формирования устойчивости⁸ [23]; интегральных, полученных при объединении индивидуальных индексов⁹ [24]; единого индекса, отражающего все стороны устойчивого развития [25; 26]. Индексный метод прост и удобен для построения разнообразных рейтингов территорий и бизнес-структур. Однако он не позволяет оценить абсолютные значения, что затрудняет объективное понимание процессов в региональном сельском хозяйстве [21]. Возникает необходимость использовать стоимостные способы измерения абсолютных показателей.

Общепринятая основа развития – расширенное воспроизводство факторов производства¹⁰. В литературе потенциал устойчивого развития сельских территорий обычно анализируют через отдельные аспекты: особенности оценки и становления человеческого потенциала [27]; формирование земельно-ресурсного потенциала производства с оценкой эффективности его использования [28]; объединение человеческого и природного капитала [29]. Необходимо учитывать, что потенциал устойчивости закладывается воспроизводством всех факторов развития, а его увеличение в динамике возможно при обеспечении расширенного типа воспроизводства [30].

В экономических исследованиях последних лет подчеркивается важность учета особенностей как отдельных территорий, так и всего пространства страны в процессе формирования отраслевых стратегий, программ и проектов развития сельского хозяйства [31; 32]. Наиболее эффективной стратегией при современном состоянии российской экономики признается поддержка существующих точек роста с управлением пространственной дифференциацией на их основе [33; 34]. Центральной задачей при этом выступает обеспечение сопоставимого вклада регионов в достижение национальных целей устойчивого развития, связанных с экономическим ростом, качеством жизни и национальной безопасностью страны¹¹.

Современные подходы к анализу развития сельского хозяйства с использованием искусственных нейронных сетей охватывают моделирование отдельных параметров: экономическую (сложившегося уровня и перспектив расширения урожайности и объемов производства) или экологическую составляющую (влияние различных фактов на состояние окружающей среды, в том числе земель).

⁸ The Sustainable Development. Goals Report [Online]. United Nations; 2021. Available at: <https://clck.ru/3VS9vk> (accessed 04.07.2026) ; The Little Green Data Book. Washington, DC: World Bank; 2017. 310 p. Available at: <https://clck.ru/3VjTZn> (accessed 04.07.2026).

⁹ Block S., Emerson J.W., Esty D.C., et al. Environmental Performance Index. New Haven, CT: Yale Center for Environmental Law and Policy; 2024. Available at: <https://bvearmb.do/handle/123456789/6634> (accessed 04.07.2026) ; Human Development Index (HDI) [Online]. Human Development Reports. Available at: <https://hdr.undp.org/data-center/human-development-index#/indicies/HDI> (accessed 04.07.2026).

¹⁰ Бельченко О.А., Кожевникова Т.М. Основные критерии и показатели устойчивости сельскохозяйственного производства. *Социально-экономические явления и процессы*. 2011;(10):26–30. <https://www.elibrary.ru/oxehkb>

¹¹ Стратегия пространственного развития Российской Федерации на период до 2030 года с прогнозом до 2036 года: Распоряжение Правительства Российской Федерации от 28.12.2024 № 4146-р. [Электронный ресурс]. URL: <https://clck.ru/3USqhk> (дата обращения: 04.07.2026).



Так, коллективом авторов предложен алгоритм глубокого обучения для прогнозирования урожайности, сохраняющий исходное распределение данных с точностью 93,7 % [35]. Р. М. Бисчоков построил модели формирования урожая на основе многослойного перцептрона (*Multilayer Perceptron, MLP*), радиальных базисных функций и обобщенно-регрессионных нейронных сетей в целях максимизации производительности и минимизации нерационального использования ресурсов [14]. Б. Бали с соавторами моделировали урожайность с использованием MLP-архитектуры, учитывающей изменчивость дохода при изменении климата с предсказательной точностью в различных сценариях окружающей среды [36].

Д. Кривогуз на основе геопространственного анализа и нейронных сетей прямого распространения доказал тесную связь между деятельностью человека и экологической устойчивостью; акцентировал критическую необходимость интегрированных стратегий управления и охраны природы для смягчения неблагоприятных воздействий и сохранения экологической целостности [37]. Стратегию оценки изменений в землепользовании и деградации почв на основе MLP и цепей Маркова предложили П. Чоудхари с соавторами [38]. Коллектив ученых представил оценку содержания фосфора в почве и растениях с помощью гиперспектральных данных и моделей, использующих нейронные сети прямого распространения [39].

Исследования устойчивого развития, интегрировавшие экономический, социальный и природный факторы с помощью нейросетей, нередко ориентированы на индикаторы ЦУР, установленные Организацией Объединенных Наций (ООН) [40; 41]. Возможность подобных алгоритмов прогнозировать степень достижения ЦУР позволяет понять место региона или государства в системе приоритетов. Ограничения подобных подходов связаны с риском усиления предвзятости и недостатком интерпретируемости результатов моделирования с экономической точки зрения [42].

Анализ литературы показывает, что, несмотря на широкое использование методов нейросетевого моделирования, решения, которое бы объединило экономический, социальный и экологический приоритеты в контексте воспроизводственного подхода к анализу региональных особенностей развития сельского хозяйства на основе изучения абсолютных показателей, не существует. Имеющиеся работы, как правило, сосредоточены на моделировании отдельных факторов устойчивости либо на анализе индикаторов ЦУР ООН.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Объект и территориальные рамки исследования. В качестве объекта исследования выступили сельскохозяйственные организации 45 регионов Центрального, Южного, Северо-Кавказского и Приволжского федеральных округов. Последние обладают благоприятными природно-климатическими условиями для ведения сельского хозяйства, отличаются высокой социально-экономической освоенностью и концентрацией производства, совокупно обеспечивают более 75 % отраслевого производства.

Использование данных за 2019–2023 гг. позволило оценить пропорции формирования PSD и обеспечить репрезентативность исследования.

Источники данных и формирование выборки. Информационную базу составили открытые материалы Федеральной службы государственной статистики¹², Росреестра¹³ и Министерства сельского хозяйства РФ¹⁴. Для построения аналитической модели PSD был сформирован массив показателей, потенциально способных влиять на его величину (табл. 1).

Т а б л и ц а 1. Переменные баз данных обучения и прогнозирования потенциала устойчивого развития

Table 1. Variables of the learning and forecasting databases for assess the potential for sustainable development

База данных обучения / Training database		
Название группы показателей / Name of the indicator group	Перечень показателей / List of indicators	Название переменной / Name of the variable
1	2	3
1. Масштабы производства и инвестиционная деятельность, млн руб. / Production scale and investment activity, million rubles	Чистые инвестиции / Net investments	VAR00001
	Валовая продукция / Gross output	VAR00002
	Объем средств государственной поддержки в рамках программ и мероприятий по развитию сельского хозяйства / The amount of state support under agricultural development programs and activities	VAR00003
	Бюджетные источники финансирования инвестиций / Budgetary sources of investment financing	VAR00004
	Кредитные источники финансирования инвестиций / Credit sources of investment financing	VAR00005
	Доля инвестиций в валовой продукции, % / Share of investments in gross output, %	VAR00006
2. Показатели воспроизводства человеческого капитала / Indicators of human capital reproduction	Баланс человеческого капитала, млн руб. / Balance of human capital, million rubles	VAR00007
	Уровень безработицы сельского населения, % / Unemployment rate of rural population, %	VAR00008
	Доля заработной платы работников сельского хозяйства в среднем по региону, % / Share of wages of agricultural workers in the regional average, %	VAR00009
	Размер оплаты труда, руб. / Wage amount, rubles	VAR00010
3. Показатели воспроизводства природного капитала / Indicators of reproduction of natural capital	Производительность труда (годовая выработка), тыс. руб. / Labor productivity (annual output), thousand rubles	VAR00011
	Баланс природного капитала, млн руб. / Natural capital balance, million rubles	VAR00012

¹² Федеральная служба государственной статистики (Росстат) : сайт [Электронный ресурс]. URL: <https://rosstat.gov.ru/> (дата обращения: 04.07.2026).

¹³ Федеральная служба государственной регистрации, кадастра и картографии (Росреестр) : сайт [Электронный ресурс]. URL: <https://rosreestr.gov.ru/> (дата обращения: 04.07.2026).

¹⁴ Министерство сельского хозяйства Российской Федерации : сайт [Электронный ресурс]. URL: <https://mcx.gov.ru/ministry/> (дата обращения: 04.07.2026).



Окончание табл. 1 / End of table 1

1	2	3
<i>База данных обучения / Training database</i>		
3. Показатели воспроизводства природного капитала / Indicators of reproduction of natural capital	Доля пропашных культур в структуре посевных площадей, % / Share of row crops in the structure of acreage, %	VAR00013
	Внесение органических удобрений в среднем на 1 га площади посевов, т / Application of organic fertilizers on average per 1 hectare of acreage, t	VAR00014
	Внесение минеральных удобрений на 1 га площади посевов, кг / Application of mineral fertilizers per 1 hectare of sown area, kg	VAR00015
<i>База данных прогнозирования / Forecasting database</i>		
4. Параметры устойчивости развития / Sustainability parameters	Потенциал устойчивого развития (PSD), млн руб. / Potential for sustainable development (PSD), million rubles	VAR00016

Источник: Федеральная служба государственной статистики...; Федеральная служба государственной регистрации, кадастра и картографии...; Министерство сельского хозяйства Российской Федерации...

Source: Federal State Statistics Service...; Federal Service for State Registration, Cadastre and Cartography...; Ministry of Agriculture of the Russian Federation...

Методология расчета потенциала устойчивого развития. Стоимостная оценка прироста искусственного капитала ΔC определялась как разница между валовыми инвестициями I и величиной потребления основного капитала Dh (млн руб.) [30]:

$$\Delta C = I - Dh. \quad (1)$$

Баланс человеческого капитала измерялся по формуле:

$$\Delta H = U - D_H, \quad (2)$$

где ΔH – стоимостная оценка баланса человеческого капитала, млн руб.; U – затраты на оплату труда работников сельского хозяйства, млн руб.; D_H – годовая величина использования человеческого капитала (исходя из среднего уровня заработной платы в РФ), млн руб. [30].

В основу оценки баланса природного капитала положено количественное определение воздействия сельскохозяйственного производства на величину основных элементов почвенного плодородия:

$$\Delta N = \sum_{i=1}^I (I_i - E_i) C_i, \quad (3)$$

где ΔN – стоимостная оценка баланса природного капитала, млн руб.; i – элементы почвенного плодородия (азот, фосфор, калий, гумус), $i \in [1, I]$; I_i – приход (поступление в почву) элементов почвенного плодородия; E_i – расход (извлечение из почвы) элементов почвенного плодородия; C_i – стоимость компенсации единицы потерь элементов почвенного плодородия (азота, фосфора, калия, гумуса), руб. [30].

В результате потенциал устойчивого развития сельского хозяйства PSD , представляющий собой скорректированный показатель чистых инвестиций, рассчитывался как:

$$PSD = \Delta C \pm \Delta H \pm \Delta N [30]. \quad (4)$$

Нейросетевое моделирование. В качестве основы нейросетевой модели анализа пространственных особенностей формирования потенциала устойчивого развития сельского хозяйства использована MLP-архитектура. Это наиболее распространенный алгоритм сетей с прямой связью, позволяющий аппроксимировать нелинейную зависимость с высокой степенью точности [43; 44]. Он способен самостоятельно изучать сложные взаимосвязи между признаками на основе необработанных входных данных, что сводит к минимуму необходимость в ручном конструировании признаков и обеспечивает гибкость при работе как с непрерывными, так и с категориальными входными данными [45; 46].

Модель объединила экономические, социальные и экологические стороны воспроизводственного процесса, сформировав гибридное пространство для отражения сложных взаимодействий, влияющих на формирование PSD. Входной слой кодировал многомерные входные переменные (валовую продукцию, инвестиции, заработную плату и т. д.). Количество элементов в нем соответствовало числу имеющихся признаков. На скрытых слоях нейроны выполняли взвешенную агрегацию входных данных. Выходной слой выдавал значения через сигмовидную активацию.

Математический алгоритм сети Y строился на основе вычисления алгебраической суммы входящих на нейрон сигналов с учетом их значимости и коэффициента смещения:

$$Y = \sigma \left(\sum_{j=1}^G x_j w_j + b \right), \quad (5)$$

где Y – выходной вектор; σ – сигмоидная функция активации, $\sigma(z) = 1 / (1 + e^{-z})$ (значения в диапазоне $[0, 1]$); j – переменные модели, $j \in [1, G]$; x_j – входные данные; w_j – весовые коэффициенты (значимость входных сигналов); b – коэффициент смещения (*bias*) [34].

Весовые коэффициенты определяли силу связей между нейронами в соседних слоях. Коэффициент смещения позволил сети обучаться и корректировать значения. Сначала коэффициенты веса и смещения MLP задавались случайным образом. В процессе обучения они корректировались для минимизации ошибки обучения – расхождения между прогнозируемыми и фактическими результатами.

Процесс нейросетевого анализа строился поэтапно: выбор данных, предварительная обработка, построение сети, обучение и прогнозирование, анализ полученных результатов.

Первоначально в систему загружался набор данных о развитии сельского хозяйства и воспроизводстве капитала. Затем с помощью методов предварительной обработки с использованием IBM SPSS Statistics 26.0 данные подготавливались. Устранялись выбросы и дорабатывались пропущенные значения. Пропуски данных локализовывались визуальной проверкой в Data View. Для повышения устойчивости системы и снижения неопределенности в прогнозах проводилась множественная импутация данных реализацией процедуры Impute Missing Data Values в SPSS.

Для устранения возможных смещений результатов данные с различными масштабами признаков, в неравной степени влиявшие на подбор модели, были нормализованы методом стандартного масштабирования: все признаки приведены к диапазону от 0 до 1. Это гарантировало, что ни одна особенность, включая



агрономическую, не влияла непропорционально на процесс обучения, и позволяло оценивать каждый предиктор на справедливой статистической основе.

Затем набор данных был разделен на два подмножества в соответствии с принципами тестирования и обучения. Около 80 % данных предназначались для обучения, 20 % – для проверки работоспособности модели. Кросс-валидация реализовывалась методом Hold-out. Такой способ разделения данных обеспечивал обучение модели на значительной части набора данных для эффективного выявления закономерностей и взаимосвязей.

Функция активации скрытых и выходного слоев – сигмоидальная. Алгоритм оптимизации – метод градиентного спуска с нижней границей скорости обучения 0,001. Для защиты от переобучения реализована регуляризация с помощью дропаута с коэффициентом +0,5.

Для **оценки качества обучения моделей** использовались стандартные метрики точности на основе суммы квадратов ошибки и средней относительной ошибки, а также коэффициент детерминации (R^2). Падение ошибки ниже порога выступало критерием остановки обучения. Критическое значение функции потерь – меньше 0,001.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Динамика главных параметров воспроизводственных процессов в сельском хозяйстве РФ (2019–2023 гг.). Результаты оценки воспроизводственных процессов представлены в таблице 2.

Т а б л и ц а 2. Основные параметры формирования потенциала устойчивого развития сельского хозяйства в 2019–2023 гг., млн руб.

Table 2. The main parameters of building the potential for sustainable agricultural development in 2019–2023, million rubles

Показатель / Indicator	2019	2020	2021	2022	2023
1	2	3	4	5	6
Продукция сельского хозяйства / Agricultural products	3 348 424,0	3 786 996,0	4 566 806,0	5 145 119,0	5 085 595,0
Инвестиции в основной капитал / Investments in fixed assets	458 095,1	467 117,4	516 692,4	557 792,3	574 731,7
Амортизация основных фондов / Depreciation of fixed assets	242 336,2	268 077,8	329 834,1	329 834,1	386 081,9
Чистые инвестиции / Net investment	215 758,8	199 039,6	186 858,3	227 958,2	188 649,8
Затраты на воспроизводство человеческого капитала / Costs of human capital reproduction	412 349,0	427 646,0	462 872,0	529 868,0	606 652,0
Стоимостная оценка использования человеческого капитала / Cost estimate of the use of human capital	579 712,0	583 348,0	599 616,0	639 748,0	710 612,0
Баланс человеческого капитала / Human capital balance	–167 363,0	–155 703,0	–136 744,0	–109 880,0	–103 960,0
Экономическая оценка экологического ущерба от потерь элементов питания / Economic assessment of environmental damage caused by the loss of nutrients in the soil	72 741,0	64 644,0	69 140,0	145 665,0	130 972,0

Окончание табл. 2 / End of table 2

1	2	3	4	5	6
Экономическая оценка экологического ущерба от потерь гумуса / Economic assessment of environmental damage caused by loss of humus	54 556,2	61 566,0	57 115,9	75 867,2	70 055,2
Баланс природного капитала / The balance of natural capital	–200 212,0	–175 722,0	–201 707,0	–320 936,0	–308 208,0
Совокупный потенциал устойчивого развития / The total potential of sustainable development	–151 816,2	–132 385,4	–151 592,7	–202 857,8	–223 518,2

Источник: рассчитано по данным Росстата.

Source: calculated based on Rosstat data.

Как видно из таблицы 2, на фоне расширения инвестиций в сельском хозяйстве РФ объемы производства увеличивались с совокупным темпом роста 151,9 %. Несмотря на эту тенденцию, годовая величина чистых инвестиций в динамике снизилась на 12,6 %, или 27,1 млрд руб. из-за опережающего роста износа основных средств. Темпы роста инвестиций в человеческий капитал (47,1 %) превысили темпы роста стоимостной оценки его использования (22,3 %). В результате отрицательная величина баланса уменьшилась на 37,9 %. Сопоставление стоимостной оценки извлечения элементов почвенного плодородия с затратами на их компенсацию указывает на растущий в динамике отрицательный баланс природного капитала. В 2019–2023 гг. он вырос на 53,9 %, составив –308,2 млрд руб., а потенциал устойчивого развития снизился с –151,8 до –223,5 млрд руб. Совокупный прирост дефицитной части баланса составил 71,7 млрд руб., или 47,2 %.

Методология и результаты нейросетевого моделирования. При обучении и тестировании моделей на основе MLP с алгоритмом градиентного спуска построены рабочие модели, отличающиеся количеством слоев и функцией активации. Лучшие характеристики показала модель на основе четырехслойного перцептрона (табл. 3).

Таблица 3. Значения метрик лучшей нейросетевой модели MLP

Table 3. Metric values of the best neural network model MLP

Сводка для модели / Summary for the model			
Обучающая / Educational	Ошибка: сумма квадратов / Root Mean Squared Error		0,046
	Средняя относительная ошибка / Mean Relation Percentage Error		0,051
	Используемое правило остановки / The stop rule used	Получен критерий отношения погрешности обучения / The criterion of the learning error ratio is obtained (0,001)	
	Время обучения / Training time		00:01,00

Примечание: задействована зависимая переменная VAR00016 (потенциал устойчивого развития).

Note: the dependent variable VAR00016 (potential for sustainable development) is used.

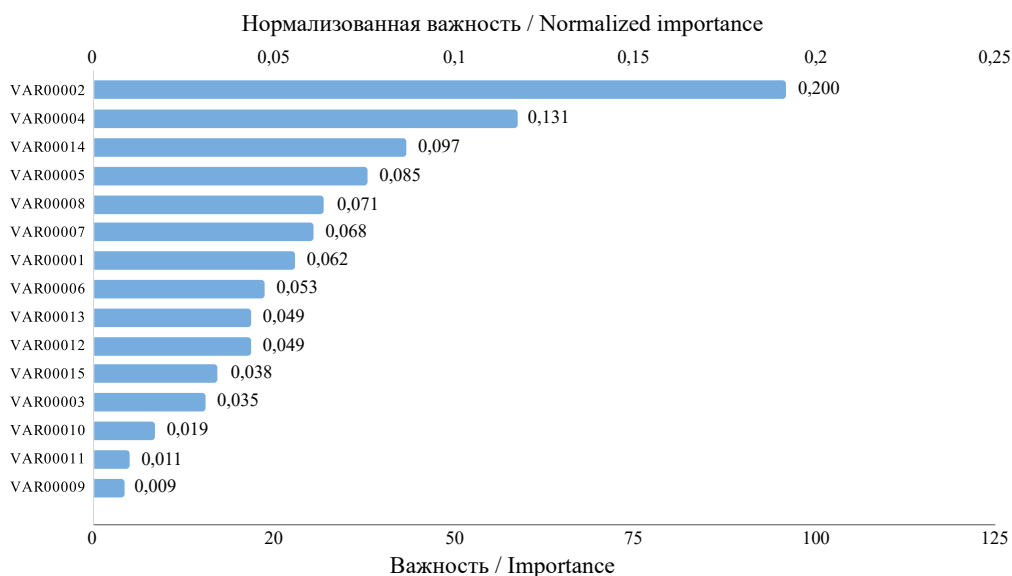
Источник: здесь и далее материал подготовлен по результатам исследования.

Source: hereinafter, this article presents material based on research results.



Как видно из таблицы 3, модель состояла из двух скрытых слоев (по 20 и 15 нейронов соответственно). Общее количество нейронов исчислялось 493. Функция активации – сигмоидальная. Обучение базовой многослойной нейронной сети с перцептроном сводилось к минимизации функции ошибок путем многократного обновления весов. Средняя относительная ошибка лучшей модели составила 0,051, т. е. ожидаемое значение не соответствует истинному в среднем на 5,1 %. Сумма квадратов ошибок – 0,046, полученная погрешность обучения – 0,001.

Важность факторов и интерпретация результатов моделирования. Построенная нейросетевая модель анализа пространственных особенностей формирования потенциала устойчивого развития сельского хозяйства позволила локализовать относительную важность признаков для формирования его совокупного потенциала (рис. 1).



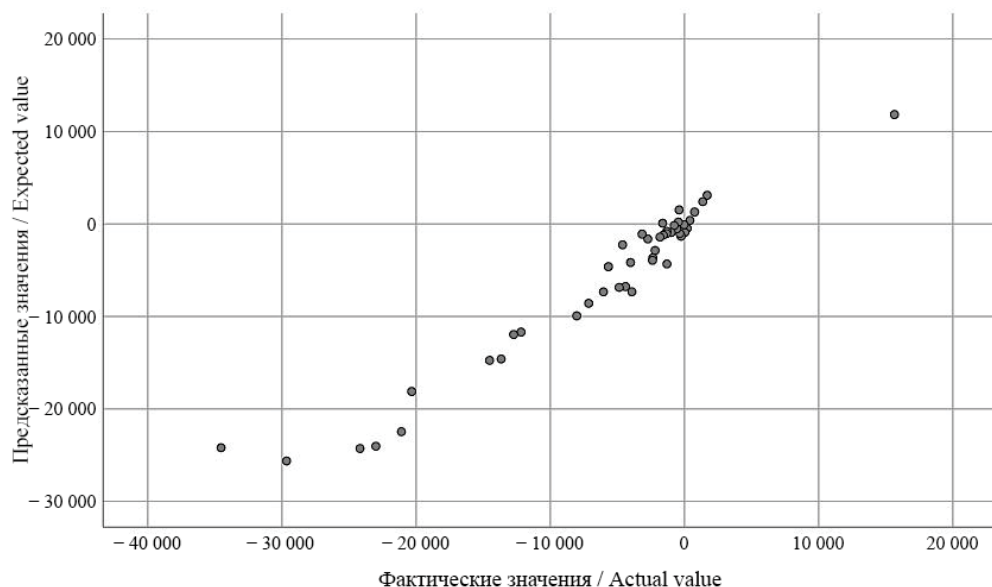
Р и с. 1. Важность независимых факторов для формирования потенциала устойчивого развития сельского хозяйства, %

F i g. 1. The importance of independent factors for building the potential for sustainable agricultural development, %

Наибольшее влияние на формирование прогноза оказали следующие параметры: масштаб производства, характеризуемый размером валовой продукции (VAR00002, нормализованная важность NI (*Normalized importance*, NI) = 0,200); величина инвестиций за счет бюджетных средств (VAR00004, NI = 0,131) и кредитных источников финансирования (VAR00005, NI = 0,085); уровень безработицы сельского населения (VAR00008, NI = 0,071) и размер внесения органических удобрений в расчете на 1 га посевной площади сельскохозяйственных культур (VAR00014, NI = 0,097). Именно эти факторы могут служить предикторами повышения устойчивости развития сельского хозяйства в региональном агрохозяйстве.

Значимого влияния на ожидаемую величину потенциала устойчивого развития доли заработной платы работников отрасли в среднем по региону (VAR00009) и производительности труда (VAR00011) не выявлено.

Сравнение фактических и предсказанных значений потенциала устойчивого развития регионов Российской Федерации. Визуально фактические и смоделированные ожидаемые значения потенциала устойчивого развития сельского хозяйства представлены на рисунке 2.



Р и с. 2. Фактические и ожидаемые значения потенциала устойчивого развития сельского хозяйства регионов

F i g. 2. Actual and expected values of the potential for sustainable development of regional agriculture

Поле распределения совокупностей фактических данных и предсказанных значений указывает на непосредственную и, вероятно, линейную связь между PSD и полученным с использованием нейронной сети MLPPSD. Данные имеют достаточно высокий уровень дисперсии; фактическое смещение PSD наблюдается в сторону как повышения, так и снижения от ожидаемых значений. Коэффициент корреляции фактических и прогнозных значений равен 0,980. По одному региону (Астраханская область) получено невалидное значение прогноза, на основании чего регион был исключен из дальнейшего анализа.

Позитивные результаты использования возможностей формирования потенциала устойчивого развития сельского хозяйства показали 15 из 45 регионов, где сформированный показатель превысил ожидаемый уровень (табл. 4). Это Московская, Кировская, Калужская, Смоленская, Тульская, Белгородская, Самарская, Оренбургская, Ростовская области; Республики Дагестан, Татарстан, Марий Эл и Чеченская; Пермский и Краснодарский края. Причем в четырех из них (Республике Дагестан, Московской, Кировской и Калужской областях) – положительная величина PSD.

Данные таблицы 4 отражают высокую неоднородность регионов по представленным показателям, что определяется действием факторов, связанных с формированием совокупного PSD сельского хозяйства. Медианное значение отклонения ожидаемых значений PSD от фактических составило 98,25 млн руб., среднее квадратичное отклонение – 34,59 млн руб.



Т а б л и ц а 4. Фактические и ожидаемые значения потенциала устойчивого развития сельского хозяйства, млн руб.

Table 4. Actual and predicted values of the potential for sustainable agricultural development, million rubles

Регион / Region	Потенциал устойчивого развития / The potential of sustainable development	MLP_ Предсказанное значение / MLP_ Predicted Value	Среднее откло- нение / Average deviation
1	2	3	4
Московская область / Moscow Region	15 647,5	15 575,2	-72,3
Республика Дагестан / Republic of Daghestan	1 692,6	1 662,2	-30,3
Кировская область / Kirov Region	1 360,7	1 319,0	-41,6
Владимирская область / Vladimir Region	755,9	1 095,0	339,1
Республика Северная Осетия – Алания / Republic of North Ossetia – Alania	405,9	643,6	237,7
Республика Татарстан / Republic of Tatarstan	201,8	193,2	-8,6
Калужская область / Kaluga Region	26,6	14,7	-11,9
Смоленская область / Smolensk Region	-20,4	-179,7	-159,3
Карачаево-Черкесская Республика / Karachayevo-Circassian Republic	-344,5	-299,8	44,7
Ярославская область / Yaroslavl Region	-400,3	-376,5	23,8
Костромская область / Kostroma Region	-449,9	-248,9	201,0
Тверская область / Tver Region	-569,9	-431,3	138,6
Ивановская область / Ivanovo Region	-768,0	-732,7	35,3
Республика Ингушетия / Republic of Ingushetia	-987,2	-831,2	156,0
Республика Мордовия / Republic of Mordovia	-1 308,3	-1 186,0	122,2
Республика Адыгея / Republic of Adygeya	-1 312,3	-1 054,7	257,6
Республика Калмыкия / Republic of Kalmykia	-1 334,5	-1 187,3	147,2
Республика Марий Эл / Republic of Mari El	-1574,9	-1800,7	-225,7
Удмуртская Республика / Republic of Udmurtia	-1623,7	-1488,2	135,5
Чеченская Республика / Chechen Republic	-1 824,4	-1 926,7	-102,3
Ставропольский край / Stavropol Territory	-2 189,1	-2 108,2	80,9



Окончание табл. 4 / End of table 4

1	2	3	4
Кабардино-Балкарская Республика / Kabardino-Balkarian Republic	-2 360,7	-2 226,7	134,0
Пермский край / Perm Territory	-2 382,4	-2 494,1	-111,8
Чувашская Республика / Chuvash Republic	-2 732,5	-2 672,6	59,9
Республика Башкортостан / Republic of Bashkortostan	-3160,3	-2906,2	254,1
Рязанская область / Ryazan Region	-3918,0	-3730,4	187,6
Липецкая область / Lipetsk Region	-4 019,8	-3 707,5	312,3
Республика Крым / Republic of Crimea	-4 400,1	-4 284,5	115,6
Тульская область / Tula Region	-4 613,6	-4 771,0	-157,4
Воронежская область / Voronezh Region	-4 863,6	-4 485,7	377,9
Брянская область / Bryansk Region	-5 670,1	-5 463,9	206,2
Нижегородская область / Nizhny Novgorod Region	-6 038,9	-5 885,1	153,8
Ульяновская область / Ulyanovsk Region	-7 136,2	-6 826,8	309,4
Белгородская область / Belgorod Region	-8 025,3	-8 059,8	-34,4
Самарская область / Samara Region	-12 177,6	-12 302,8	-125,2
Орловская область / Orel Region	-12 728,3	-12 711,4	16,9
Пензенская область / Penza Region	-13 664,0	-13 637,0	27,0
Оренбургская область / Orenburg Region	-14 523,3	-14 678,5	-155,2
Саратовская область / Saratov Region	-20 325,3	-20 014,4	310,9
Тамбовская область / Tambov Region	-21 097,8	-20 912,3	185,5
Волгоградская область / Volgograd Region	-22 998,3	-22 866,2	132,2
Краснодарский край / Krasnodar Territory	-24 179,1	-24 228,7	-49,6
Ростовская область / Rostov Region	-29 656,9	-30 383,4	-726,6
Курская область / Kursk Region	-34 539,2	-33 805,2	734,1

Примечание: подкрашены ячейки, в которых значение потенциала устойчивого развития выше предсказанной величины.

Note: cells where the sustainability potential value is higher than the predicted value are highlighted.



Группировка регионов по уровню использования возможностей формирования потенциала устойчивого развития. В качестве признака классификации выбрана величина отклонения фактической величины PSD от предсказанного значения MLPPSD (табл. 5).

Таблица 5. Группировка регионов по использованию возможностей формировать потенциал устойчивого развития сельского хозяйства

Table 5. Grouping regions by opportunities to build sustainable agricultural development potential

Показатель, млн руб. / Indicator, million rubles	Группа / Group		
	до – 5 / up to – 5	от –5 до + 5 / from –5 to + 5	более 5 / more than 5
Число регионов / Number of regions	15	25	4
Потенциал устойчивого развития / The potential of sustainable development	–1 438,2	–9 394,5	–848,3
MLP_Предсказанное значение / MLP_Predicted Value	–1 246,1	–9 352,8	–973,1
Среднее отклонение / Average deviation (+/–)	–124,8	41,7	192,1
Среднее относительное отклонение, % / Average relative deviation, % (+/–)	–13,4	0,4	14,7

Примечания: 1) в группу «до – 5» вошли Владимирская область, Республика Северная Осетия – Алания, Карачаево-Черкесская Республика, Ярославская область, Костромская область, Тверская область, Республика Ингушетия, Республика Мордовия, Республика Адыгея, Республика Калмыкия, Удмуртская Республика, Кабардино-Балкарская Республика, Республика Башкортостан, Липецкая область, Воронежская область; 2) группу «от –5 до + 5» образовали Республика Дагестан, Кировская область, Республика Татарстан, Ивановская область, Ставропольский край, Пермский край, Чувашская Республика, Рязанская область, Республика Крым, Тульская область, Брянская область, Нижегородская область, Ульяновская область, Белгородская область, Самарская область, Орловская область, Пензенская область, Оренбургская область, Саратовская область, Тамбовская область, Волгоградская область, Краснодарский край, Ростовская область, Курская область; 3) группу «более 5» составили Калужская область, Смоленская область, Республика Марий Эл, Чеченская Республика.

Notes: 1) the group “up to – 5” included Vladimir Region, Republic of North Ossetia – Alania, Karachayevo-Circassian Republic, Yaroslavl Region, Kostroma Region, Tver Region, Republic of Ingushetia, Republic of Mordovia, Republic of Adygeya, Republic of Kalmykia, Republic of Udmurtia, Kabardino-Balkarian Republic, Republic of Bashkortostan, Lipetsk Region, Voronezh Region; 2) the group “from –5 to +5” was formed Republic of Daghestan, Kirov Region, Republic of Tatarstan, Ivanovo Region, Stavropol Territory, Perm Territory, Chuvash Republic, Ryazan Region, Republic of Crimea, Tula Region, Bryansk Region, Nizhny Novgorod Region, Ulyanovsk Region, Belgorod Region, Samara Region, Orel Region, Penza Region, Orenburg Region, Saratov Region, Tambov Region, Volgograd Region, Krasnodar Territory, Rostov Region, Kursk Region; 3) the group “more than 5” consisted of Kaluga Region, Smolensk Region, Republic of Mari El, Chechen Republic.

Как видно из таблицы 5, по уровню использования возможностей формировать потенциал устойчивого развития сельского хозяйства были локализованы три группы территориальных образований.

В I группу вошли 15 регионов с негативной оценкой использования возможностей (PSD–MLPPSD) < –5 %, в частности Владимирская область, Республика Северная Осетия – Алания, Карачаево-Черкесская Республика, Ярославская, Костромская, Тверская области и др. Средняя величина отклонения фактических значений от ожидаемых составила –124,8 млн руб., что меньше прогноза на 13,4 %. Здесь относительно низкий уровень валового производства, инвестиций и высокий уровень сельской безработицы.

II группу, наиболее многочисленную, составили 25 регионов со средним уровнем использования возможностей ($-5\% < (PSD - MLPPSD) < 5\%$), в том числе Республика Дагестан, Кировская область, Республика Татарстан, Ивановская область, Ставропольский и Пермский края, Чувашская Республика, Рязанская область и др. Им свойственны оптимальная реализация имеющихся возможностей формировать PSD; колеблемость фактического PSD не больше 5 % в обе стороны.

III группу образовали регионы с позитивной оценкой использования возможностей ($PSD - MLPPSD > 5\%$), а именно Калужская и Смоленская области, Республики Марий Эл и Чеченская. Средняя величина отклонения фактических значений от ожидаемых составила 192,1 млн руб., или 14,7 %. На фоне достаточно невысоких стартовых показателей формирования потенциала устойчивого развития обеспечена относительно лучшая реализация PSD на основе имеющихся возможностей.

ОБСУЖДЕНИЕ

Оценка воспроизводственных процессов не позволяет признать сложившуюся в РФ траекторию развития сельского хозяйства устойчивой. В результате анализа материально-денежных потоков тип воспроизводства человеческого и природного капитала определен как суженный. Компенсации извлекаемых элементов почвенного плодородия в полной степени не происходит; в динамике наблюдается обострение проблемы. Сохраняется дисбаланс в уровне доходов работников отрасли по отношению к другим секторам экономики РФ. Нарращивание экономических результатов реализуется за счет сохраняющейся эксплуатации человеческого и природного капитала.

При оценке посредством MLP факторов, оказывающих наибольшее влияние на формирование прогноза PSD, не обнаружена значимая роль доли заработной платы работников отрасли в среднем по региону и производительности труда. В современных условиях первая слабо коррелирует со второй и поэтому мало влияет на параметры воспроизводства человеческого капитала. Уровень оплаты труда во многом является результатом не переговоров работодателей и работников (профсоюзов) с учетом спроса на рабочую силу и ее предложения на рынке, а монопольного контроля крупного агробизнеса на фоне определенного сдерживания роста в государственных секторах экономики.

Кроме того, большинство сельскохозяйственных товаропроизводителей уровень оплаты труда работников ставят в тесную корреляцию с сезонностью производства. Так, в период активных агротехнических процессов (посева, междурядной обработки, уборки урожая) величина заработной платы работников предприятий рабочих специальностей может составлять 120–150 тыс. руб. в месяц и выше, тогда как в осенне-зимний период она минимальна, в основном соответствует минимальному размеру оплаты труда в России (с 01 января 2026 года – 27 093 руб. в месяц).

Проведенное нейросетевое моделирование на основе MLP в целом подтвердило гипотезу о том, что совокупная величина PSD сельского хозяйства имеет выраженную пространственную дифференциацию, которая определяется структурными дисбалансами воспроизводства капитала (искусственного, человеческого и природного). Неоднородность регионов по показателю PSD обусловлена действием факторов, связанных с формированием расширенного, простого или суженного типа воспроизводства соответствующих видов капитала.



Фактическое превышение ожидаемых значений PSD в ряде регионов сложилось в результате относительно лучшего воспроизводства капитала определенного вида. В частности, в Московской области, Республике Татарстан, Краснодарском крае и Ростовской области – за счет высоких чистых инвестиций; в Республике Дагестан, Кировской, Калужской, Смоленской областях, Республике Марий Эл – за счет относительно низкого отрицательного экологического воздействия сельскохозяйственного производства на природный капитал.

Локализация регионов на основе группировки по уровню использования возможностей формирования PSD позволила определить направление улучшения задействования имеющегося потенциала. Для регионов с негативной оценкой – оно может быть связано с активизацией наиболее важных факторов (включая дополнительное привлечение инвестиций, рост занятости населения сельских территорий и повышение уровня оплаты труда). Для регионов со средней оценкой – с приростом отдельных видов капитала (искусственного, человеческого, природного). Главное при этом – выявление слабых мест в формировании и использовании каждого вида капитала.

Даже в регионах с лучшими показателями необходимо расширять PSD для повышения экономических результатов, связанных с решением широкого круга задач, включая социальное благополучие населения и экологическое благополучие сельских территорий.

Ограничения исследования связаны с качеством и доступностью данных. Сведения Росстата по регионам могут публиковаться с лагом в год–два, а по отдельным показателям (населению, инвестициям, занятости в агропромышленном секторе) возможны пропуски или пересмотры. Для машинного обучения это обуславливает работу с устаревшей картиной либо заполнение пропусков, что добавляет неопределенность. Трудности с реализацией рассмотренного подхода могут вызвать несопоставимость показателей во времени (меняются методики учета, категории земель) и нестационарность процессов (границ территорий, почвенной деградации, изменений климата).

Тем не менее выявленные закономерности расширяют эмпирическую базу исследования процессов развития в сельском хозяйстве, демонстрируют необходимость перехода к устойчивому типу и обосновывают направления совершенствования для различных видов регионов с учетом определенных пространственных особенностей.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Нейросетевое моделирование на основе многослойного перцептрона позволило определить возможные значения и выявить факторы, оказывающие наибольшее влияние на формирование совокупного потенциала устойчивого развития: масштабы производства, величина инвестиций из различных источников, уровень безработицы сельского населения и размер внесения органических удобрений в расчете на 1 га посевной площади сельскохозяйственных культур.

Указанные факторы определяют выраженную неоднородность регионов по использованию PSD в сельском хозяйстве. На основе соответствия фактических

значений предсказанным регионы сгруппированы с учетом того, насколько активно они реализуют возможности для формирования потенциала устойчивого развития сельского хозяйства; условно их можно разделить на территории с негативной, средней и позитивной оценкой такого использования.

Выявленные особенности формирования и использования PSD требуют разработки дифференцированных стратегий, ориентированных на устойчивое развитие сельского хозяйства. Центральными стратегическими задачами в разрезе выделенных территориальных групп видятся: улучшение использования имеющегося потенциала; локализация слабых мест использования и прирост отдельных видов капитала; сбалансированный рост искусственного, человеческого и природного капитала.

Предложенный подход к изучению пространственных особенностей формирования PSD может быть положен в основу при разработке территориально дифференцированных стратегий и программ социально-экономического развития сельского хозяйства на федеральном и региональном уровнях, а также послужить опорой для дальнейших исследований в данной сфере.

Результаты исследования могут быть полезны широкому кругу сторон: региональным и федеральным органам власти в процессе совершенствования направлений и механизма господдержки; научно-исследовательским учреждениям при разработке теоретических и методических положений устойчивого развития сельского хозяйства, верификации методик, калибровке моделей, сравнении регионов; агробизнесу при выявлении рисков и потенциала развития, разработке и реализации проектов эколого-экономического совершенствования хозяйственной деятельности и повышения социальной ответственности; образовательным учреждениям в процессе обучения студентов и аспирантов, повышения квалификации и переподготовки кадров с целью формирования соответствующих компетенций в области устойчивого развития.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Малинина О.Ю., Максименко А.Н. Исследование влияния факторов на развитие сельского хозяйства Ростовской области. *АПК: экономика, управление*. 2025;(7):57–63. <https://doi.org/10.33305/257-57>
2. Заворотин Е.Ф., Гордополова А.А., Тюрина Н.С., Евсюкова Л.Ю. Диагностика развития консолидации земель сельскохозяйственного назначения. *Экономика, труд, управление в сельском хозяйстве*. 2022;(3):3–10. <https://doi.org/10.33938/223-3>
3. Смирнова Т.А. Безработица в сельских поселениях России: состояние и возможности решения проблемы. *Эпоха науки*. 2019;(19):62–67. <https://www.elibrary.ru/jkgzjz>
4. Барышникова Н.А., Киреева Н.А., Мартынович В.И. Дефицит кадров в сельском хозяйстве аграрных регионов России. *Международный сельскохозяйственный журнал*. 2025;(6):720–726. https://doi.org/10.55186/25876740_2025_68_6_720
5. Calegari E., Fabrizi E., Guastella G., Timpano F. EU Regional Convergence in the Agricultural Sector: Are there Synergies between Agricultural and Regional Policies? *Papers in Regional Science*. 2021;100(1):23–51. <https://doi.org/10.1111/pirs.12569>
6. Хаметов Р.Р., Родионова И.А. Институциональные проблемы и направления развития земельных отношений в аграрной экономике. *Аграрный вестник Урала*. 2024;24(11):1565–1574. <https://doi.org/10.32417/1997-4868-2024-24-11-1565-1574>
7. Глинский В.В., Серга Л.К., Алексеев М.А. Модельное представление регулируемой дифференциации региональных социально-экономических систем. *Регионология*. 2023;31(3):477–497. <https://doi.org/10.15507/2413-1407.124.031.202303.477-497>



8. Шанин С.А. От генезиса теорий пространственного развития к управлению пространственным развитием сельского хозяйства. *Экономика, труд, управление в сельском хозяйстве*. 2022;(7):65–70. <https://www.elibrary.ru/flimwy>
9. Гильмундинов В.М., Панкова Ю.В. Пространственное развитие России в условиях внешних и внутренних вызовов. *Проблемы прогнозирования*. 2023;(4):82–93. <https://doi.org/10.47711/0868-6351-199-82-93>
10. Климентова Э.А., Дубовицкий А.А. Комплексная оценка потенциала устойчивого развития сельского хозяйства. *Вестник НГИЭИ*. 2025;(1):81–93. URL: <https://clck.ru/3VkJEc7> (дата обращения: 04.07.2026).
11. Panimalar S.A., Krishnakumar A., Kumar S.S. Intensified Customer Churn Prediction: Connectivity with Weighted Multi-Layer Perceptron and Enhanced Multipath Back Propagation. *Expert Systems with Applications*. 2025;265:125993. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.125993>
12. Ansari A., Riasi A. Modelling and Evaluating Customer Loyalty Using Neural Networks: Evidence from Startup Insurance Companies. *Future Business Journal*. 2016;2(1):15–30. <https://doi.org/10.1016/j.fbj.2016.04.001>
13. Малкина М.Ю., Сочков А.Л., Капустина Ю.И. Прогнозирование ВРП региона с применением методов искусственного интеллекта. *Journal of New Economy*. 2025;26(3):67–85. <https://doi.org/10.29141/2658-5081-2025-26-3-4>
14. Бисчоков Р.М. Анализ, моделирование и прогноз урожайности сельскохозяйственных культур средствами искусственных нейронных сетей. *Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Агрономия и животноводство*. 2022;17(2):146–157. <https://doi.org/10.22363/2312-797X-2022-17-2-146-157>
15. Al-Dousari A.E., Mishra A., Singh S. Land Use Land Cover Change Detection and Urban Sprawl Prediction for Kuwait Metropolitan Region, Using Multi-Layer Perceptron Neural Networks (MLPNN). *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*. 2023;26(2):381–392. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2023.05.003>
16. Kumar S., Midya K., Ghosh S., Kumar P., Mishra V. N. Land Use Change Analysis and Prediction of Urban Growth Using Multi-Layer Perceptron Neural Network Markov Chain Model in Faridabad – A Data-Scarce Region of Northwestern India. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*. 2025;138:103884. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2025.103884>
17. Минаков И.А., Сыгова А.Ю. Развитие аграрной экономики региона и обеспечение продовольственной безопасности. *Экономика сельскохозяйственных и перерабатывающих предприятий*. 2024;(8):43–49. <https://doi.org/10.31442/0235-2494-2024-0-8-43-49>
18. Рущицкая О.А., Курдюмов А.В., Кружкова Т.И., Лылов А.С. Стратегические ориентиры социально-экономического роста качества жизни и обеспечения качества питания населения. *Аграрный вестник Урала*. 2023;23(12):158–166. URL: <https://clck.ru/3VNH799> (дата обращения: 04.07.2026).
19. Воротников И.Л., Наянов А.В., Сидельникова М.В., Бородастова Е.В. Теоретико-методологические подходы к обоснованию индикатора справедливой заработной платы работников сельскохозяйственных организаций. *АПК: экономика, управление*. 2022;(12):25–31. <https://doi.org/10.33305/2212-25>
20. Белокопытов А.В., Минина А.Н., Хайруллин М.Ф. Воспроизводство земельных ресурсов в сельском хозяйстве: теоретический подход. *Вестник НГИЭИ*. 2025;(2):67–75. URL: <https://clck.ru/3VkJFbX> (дата обращения: 04.07.2026).
21. Wang L., Li L., Cheng K., Pan G. Comprehensive Evaluation of Environmental Footprints of Regional Crop Production: A Case Study of Chizhou City, China. *Ecological Economics*. 2019;164:106360. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2019.106360>
22. Zhang J., Drury M. Sustainable Agriculture in the EU and China: A Comparative Critical Policy Analysis Approach. *Environmental Science and Policy*. 2024;157:103789. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2024.103789>
23. Calvin K., Patel P., Clarke L., et al. GCAM v5.1: Representing the Linkages between Energy, Water, Land, Climate, and Economic Systems. *Geoscientific Model Development*. 2019;12(2):677–698. <https://doi.org/10.5194/gmd-12-677-2019>
24. Дудина Т.Н., Тарасова О.С. О подходах к разработке региональных систем индексов и индикаторов устойчивого развития. *Успехи современного естествознания*. 2022;(1):23–29. <https://doi.org/10.17513/use.37765>

25. Бородин С.Н. Модель оценки устойчивого развития региона на основе индексного метода. *Экономика региона*. 2023;19(1):45–59. <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2023-1-4>
26. Родионова И.А., Силкин С.А., Тимофеев Е.И. Устойчивое развитие сельского хозяйства на основе инноваций. *Национальные интересы: приоритеты и безопасность*. 2021;17(4):699–718. <https://doi.org/10.24891/ni.17.4.699>
27. Дубовицкий А.А., Климентова Э.А. Методические аспекты оценки устойчивости развития сельского хозяйства: традиционные подходы и альтернативная точка зрения. *Экономика сельского хозяйства России*. 2025;(2):10–20. <https://doi.org/10.32651/252-10>
28. Семин А.Н., Чочиева О.А., Шеломенцев А.Г. Человеческий потенциал горных сельских территорий: особенности формирования и оценки. *Экономика сельского хозяйства России*. 2024;(10):110–120. <https://doi.org/10.32651/2410-110>
29. Артемова Е.И., Барсукова Г.Н. Оценка эффективности использования земельно-ресурсного потенциала в аграрном производстве. *Экономика сельского хозяйства России*. 2025;(3):15–21. <https://doi.org/10.32651/253-15>
30. Хицков И.Ф., Меренкова И.Н., Петропавловский В.Е., Чогут Д.Р. Природно-человеческий потенциал как фактор социально-экономического развития сельской территории. *Экономика, труд, управление в сельском хозяйстве*. 2022;(10):4–11. <https://doi.org/10.33938/2210-4>
31. Тютюников А.А., Улезько А.В. Концептуальный подход к организации сельских территорий: исследование на основе идентификации агломерационных структур. *Регионоведение*. 2025;33(1):120–137. <https://doi.org/10.15507/2413-1407.033.202501.120-137>
32. Алтухов А.И. Приоритетные направления пространственного развития сельского хозяйства России. *Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН*. 2025;27(3):143–153. <https://doi.org/10.35330/1991-6639-2025-27-3-143-153>
33. Широков А.А., Кузнецова О.В., Михеева Н.Н., Узиков М.Н. Роль пространственного развития при достижении национальных целей российской экономики. *Проблемы прогнозирования*. 2025;(4):11–23. <https://doi.org/10.47711/0868-6351-211-11-23>
34. Дружинин П.В. Особенности развития регионов центра европейской части России в 2009–2021 гг. *Регионоведение*. 2025;33(1):104–119. <https://doi.org/10.15507/2413-1407.033.202501.104-119>
35. Elavarasan D., Vincent P.M.D. Crop Yield Prediction Using Deep Reinforcement Learning Model for Sustainable Agrarian Applications. *IEEE Access*. 2020;8:86886–86901. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2992480>
36. Bali B., Goni I., Jarengol A.U. Climate-Resilient Soybean Yield Forecasting under Agro-Climatic Variability Using Neural Networks: A Data-Driven Approach for Sustainable Agronomy. *Next Sustainability*. 2023;7:100292. <https://doi.org/10.1016/j.nxsust.2026.100292>
37. Krivoguz D. Geo-Spatial Analysis of Urbanization and Environmental Changes with Deep Neural Networks: Insights from a Three-Decade Study in Kerch Peninsula. *Ecological Informatics*. 2024;80:102513. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102513>
38. Choudhary P., Devatha C.P., Azhoni A. Integration of Multi-Layer Perceptron Neural Network and Cellular Automata-Markov Chain Approach for the Prediction of Land Use Land Cover in Land Change Modeler. *Ecological Modelling*. 2025;5066:111162. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2025.111162>
39. Panek-Chwastyk E., Paradowski K., Rutkowska B., Szulc W., Dzierżanowski I. Advancing Early-Stage Plant Phosphorus Assessment for Winter Rye Via Hyperspectral Data: A Model-Based Approach Harnessing Feedforward Neural Networks. *European Journal of Agronomy*. 2025;169:127667. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2025.127667>
40. Mirghaderi S.-H. Using an Artificial Neural Network for Estimating Sustainable Development Goals Index. *Management of Environmental Quality: An International Journal*. 2020;31(4):1023–1037. <https://doi.org/10.1108/MEQ-12-2019-0266>
41. Bienvenido-Huertas D., Farinha F., Oliveira M.J., Silva E.M.J., Lança R. Comparison of Artificial Intelligence Algorithms to Estimate Sustainability Indicators. *Sustainable Cities and Society*. 2020;63:102430. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102430>



42. Mehrabi N., Morstatter F., Saxena N., Lerman K., Galstyan A. A Survey on Bias and Fairness in Machine Learning. *ACM Computing Surveys (CSUR)*. 2021;54(6):1–35. <https://doi.org/10.1145/3457607>
43. Dubovitski A.A., Klimentova E.A., Rogov M.A. Applicability of Machine Learning Models Using a Neural Network for Predicting the Parameters of the Development of Food Markets. *Journal of Process Management and New Technologies*. 2022;10(3/4):93–105. <https://doi.org/10.5937/jpmnt10-41317>
44. Abdulrahim H., Alshibani S.M., Ibrahim O., Elhag A.A. Prediction OPEC Oil Price Utilizing Long Short-Term Memory and Multi-Layer Perceptron Models. *Alexandria Engineering Journal*. 2025;110:607–612. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2024.10.057>
45. Chatterjee A., Saha J., Mukherjee J. Clustering with Multi-Layered Perceptron. *Pattern Recognition Letters*. 2022;155:92–99. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2022.02.009>
46. Shang Y., Liu X., Zhang H., Sun Y., Huang L., Guo J. Regional Marine Geoid Modelling by Integrating Multi-Source Marine Geodetic Data with Multi-Layer Perceptron Method. *Advances in Space Research*. 2026;77(4):4489–4505. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2025.12.016>

REFERENCES

1. Malinina O.Yu., Maksimenko A.N. Investigation of the Influence of Factors on the Development of Agriculture in the Rostov Region. *AIK: Economics, Management*. 2025;(7):57–63. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.33305/257-57>
2. Zavorotin E.F., Gordopolova A.A., Tiurina N.S., Evsiukova L.Iu. Diagnostic of the Development of Agricultural-Purpose Land Consolidation. *Economics, Labor, Management in Agriculture*. 2022;(3):3–10. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.33938/223-3>
3. Smirnova T.A. Unemployment in Rural Areas of Russia: The State and Possibilities of Solving the Problem. *Era of Science*. 2019;(19):62–67. (In Russ., abstract in Eng.) <https://www.elibrary.ru/jkgzjz>
4. Baryshnikova N.A., Kireeva N.A., Martynovich V.I. Labour Shortage in Agriculture in the Agrarian Regions of Russia. *International Agricultural Journal*. 2025;(6):720–726. (In Russ., abstract in Eng.) https://doi.org/10.55186/25876740_2025_68_6_720
5. Calegari E., Fabrizi E., Guastella G., Timpano F. EU Regional Convergence in the Agricultural Sector: Are there Synergies between Agricultural and Regional Policies? *Papers in Regional Science*. 2021;100(1):23–51. <https://doi.org/10.1111/pirs.12569>
6. Hametov R.R., Rodionova I.A. Institutional Problems and Directions of Land Relations Development in Agrarian Economy. *Agrarian Bulletin of the Urals*. 2024;24(11):1565–1574. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.32417/1997-4868-2024-24-11-1565-1574>
7. Glinskiy V.V., Serga L.K., Alekseev M.A. Model Representation of Adjustable Differentiation of Regional Socio-Economic Systems. *Russian Journal of Regional Studies*. 2023;31(3):477–497. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.15507/2413-1407.124.031.202303.477-497>
8. Shanin S.A. From the Genesis of Theories of Spatial Development Theories to the Management of Spatial Development of Agriculture. *Economics, Labor, Management in Agriculture*. 2022;(7):65–70. (In Russ., abstract in Eng.) <https://www.elibrary.ru/flimwy>
9. Gilmundinov V.M., Pankova Yu.V. Spatial Development of Russia under the Conditions of External and Internal Challenges. *Problemy prognozirovaniya*. 2023;(4):82–93. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.47711/0868-6351-199-82-93>
10. Klimentova E.A., Dubovitsky A.A. Comprehensive Assessment of the Potential for Sustainable Agricultural Development. *Bulletin NGIEI*. 2025;(1):81–93. (In Russ., abstract in Eng.) Available at: <https://clck.ru/3VKEc7> (accessed 04.07.2026).
11. Panimalar S.A., Krishnakumar A., Kumar S.S. Intensified Customer Churn Prediction: Connectivity with Weighted Multi-Layer Perceptron and Enhanced Multipath Back Propagation. *Expert Systems with Applications*. 2025;265:125993. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.125993>
12. Ansari A., Riasi A. Modelling and Evaluating Customer Loyalty Using Neural Networks: Evidence from Startup Insurance Companies. *Future Business Journal*. 2016;2(1):15–30. <https://doi.org/10.1016/j.fbj.2016.04.001>

13. Malkina M.Yu., Sochkov A.L., Kapustina Yu.I. Forecasting Regional GRP Using Artificial Intelligence Methods. *Journal of New Economy*. 2025;26(3):67–85. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.29141/2658-5081-2025-26-3-4>
14. Bischokov R.M. Analysis, Modelling and Forecasting of Crop Yields Using Artificial Neural Networks. *RUDN Journal of Agronomy and Animal Industries*. 2022;17(2):146–157. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.22363/2312-797X-2022-17-2-146-157>
15. Al-Dousari A.E., Mishra A., Singh S. Land Use Land Cover Change Detection and Urban Sprawl Prediction for Kuwait Metropolitan Region, Using Multi-Layer Perceptron Neural Networks (MLPNN). *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*. 2023;26(2):381–392. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2023.05.003>
16. Kumar S., Midya K., Ghosh S., Kumar P., Mishra V. N. Land Use Change Analysis and Prediction of Urban Growth Using Multi-Layer Perceptron Neural Network Markov Chain Model in Faridabad – A Data-Scarce Region of Northwestern India. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*. 2025;138:103884. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2025.103884>
17. Minakov I.A., Sytova A.Yu. Development of the Agrarian Economy in the Region and Ensuring Food Security. *Economy of Agricultural and Processing Enterprises*. 2024;(8):43–49. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.31442/0235-2494-2024-0-8-43-49>
18. Rushchitskaya O.A., Kurdyumov A.V., Kruzhkova T.I., Lylov A.S. Strategic Guidelines for Socio-Economic Growth of the Quality of Life and Ensuring the Quality of Nutrition of the Population. *Agrarian Bulletin of the Urals*. 2023;23(12):158–166. (In Russ., abstract in Eng.) Available at: <https://clck.ru/3VH799> (accessed 04.07.2026).
19. Vorotnikov I.L., Naianov A.V., Sidelnikova M.V., Borodastova E.V. Theoretical and Methodological Approaches to Substantiating the Indicator of Fair Wages for Agricultural Workers. *AIK: Economics, Management*. 2022;(12):25–31. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.33305/2212-25>
20. Belokopytov A.V., Minina A.N., Khairullin M.F. Reproduction of Land Resources in Agriculture: The Theoretical Approach. *Bulletin NGIEI*. 2025;(2):67–75. (In Russ., abstract in Eng.) Available at: <https://clck.ru/3VkJbX> (accessed 04.07.2026).
21. Wang L., Li L., Cheng K., Pan G. Comprehensive Evaluation of Environmental Footprints of Regional Crop Production: A Case Study of Chizhou City, China. *Ecological Economics*. 2019;164:106360. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2019.106360>
22. Zhang J., Drury M. Sustainable Agriculture in the EU and China: A Comparative Critical Policy Analysis Approach. *Environmental Science and Policy*. 2024;157:103789. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2024.103789>
23. Calvin K., Patel P., Clarke L., et al. GCAM v5.1: Representing the Linkages between Energy, Water, Land, Climate, and Economic Systems. *Geoscientific Model Development*. 2019;12(2):677–698. <https://doi.org/10.5194/gmd-12-677-2019>
24. Dudina T.N., Tarasova O.S. The Approaches to the Development of Regional Frameworks of Sustainable Development Indices and Indicators. *Advances in Current Natural Sciences*. 2022;(1):23–29. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.17513/use.37765>
25. Borodin S.N. A Model for Assessing Regional Sustainable Development Based on the Index Method. *Economy of Regions*. 2023;19(1):45–59. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2023-1-4>
26. Rodionova I.A., Silkin S.A., Timofeev E.I. The Sustainable Development of Agriculture through Innovation. *National Interests: Priorities and Security*. 2021;17(4):699–718. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.24891/ni.17.4.699>
27. Dubovitskii A.A., Klimentova E.A. Methodological Aspects of Assessing the Sustainability of Agricultural Development: Traditional Approaches and an Alternative Point of View. *Economics of Agriculture of Russia*. 2025;(2):10–20. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.32651/252-10>
28. Semin A.N., Chochieva O.A., Shelomentsev A.G. Peculiarities of Development of Human Potential of Mountain Territories. *Economics of Agriculture in Russia*. 2024;(10):110–120. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.32651/2410-110>



29. Artemova E.I., Barsukova G.N. Assessing the Efficiency of Using Land and Resource Potential in Agricultural Production. *Economics of Agriculture in Russia*. 2025;(3):15–21. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.32651/253-15>
30. Khitskov I.F., Merenkova I.N., Petropavlovskii V.E., Chogut D.R. Natural and Human Potential as a Factor of Socio-Economic Development of Rural Areas. *Economics, Labor, Management in Agriculture*. 2022;(10):4–11. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.33938/2210-4>
31. Tiutiunikov A.A., Ulezko A.V. Conceptual Framework for the Organization of Rural Areas: A Study Based on the Identification of Agglomeration Patterns. *Russian Journal of Regional Studies*. 2025;33(1): 120–137. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.15507/2413-1407.033.202501.120-137>
32. Altukhov A.I. Priority Directions of Spatial Development of Agriculture in Russia. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2025;27(3):143–153. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.35330/1991-6639-2025-27-3-143-153>
33. Shirov A.A., Kuznetsova O.V., Mikheeva N.N., Uzyakov M.N. The Role of Spatial Development in Achieving the National Goals of the Russian Economy. *Problemy prognozirovaniya*. 2025;(4):11–23. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.47711/0868-6351-211-11-23>
34. Druzhinin P.V. Features of the Development of the Central Regions of the European Part of Russia in 2009–2021. *Russian Journal of Regional Studies*. 2025;33(1):104–119. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.15507/2413-1407.033.202501.104-119>
35. Elavarasan D., Vincent P.M.D. Crop Yield Prediction Using Deep Reinforcement Learning Model for Sustainable Agrarian Applications. *IEEE Access*. 2020;8:86886–86901. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2992480>
36. Bali B., Goni I., Jarengol A.U. Climate-Resilient Soybean Yield Forecasting under Agro-Climatic Variability Using Neural Networks: A Data-Driven Approach for Sustainable Agronomy. *Next Sustainability*. 2023;7:100292. <https://doi.org/10.1016/j.nxsust.2026.100292>
37. Krivoguz D. Geo-Spatial Analysis of Urbanization and Environmental Changes with Deep Neural Networks: Insights from a Three-Decade Study in Kerch Peninsula. *Ecological Informatics*. 2024;80:102513. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102513>
38. Choudhary P., Devatha C.P., Azhoni A. Integration of Multi-Layer Perceptron Neural Network and Cellular Automata-Markov Chain Approach for the Prediction of Land Use Land Cover in Land Change Modeler. *Ecological Modelling*. 2025;5066:111162. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2025.111162>
39. Panek-Chwastyk E., Paradowski K., Rutkowska B., Szulc W., Dzierżanowski I. Advancing Early-Stage Plant Phosphorus Assessment for Winter Rye Via Hyperspectral Data: A Model-Based Approach Harnessing Feedforward Neural Networks. *European Journal of Agronomy*. 2025;169:127667. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2025.127667>
40. Mirghaderi S.-H. Using an Artificial Neural Network for Estimating Sustainable Development Goals Index. *Management of Environmental Quality: An International Journal*. 2020;31(4):1023–1037. <https://doi.org/10.1108/MEQ-12-2019-0266>
41. Bienvenido-Huertas D., Farinha F., Oliveira M.J., Silva E.M.J., Lança R. Comparison of Artificial Intelligence Algorithms to Estimate Sustainability Indicators. *Sustainable Cities and Society*. 2020;63:102430. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102430>
42. Mehrabi N., Morstatter F., Saxena N., Lerman K., Galstyan A. A Survey on Bias and Fairness in Machine Learning. *ACM Computing Surveys (CSUR)*. 2021;54(6):1–35. <https://doi.org/10.1145/3457607>
43. Dubovitski A.A., Klimentova E.A., Rogov M.A. Applicability of Machine Learning Models Using a Neural Network for Predicting the Parameters of the Development of Food Markets. *Journal of Process Management and New Technologies*. 2022;10(3/4):93–105. <https://doi.org/10.5937/jpmnt10-41317>
44. Abdulrahim H., Alshibani S.M., Ibrahim O., Elhag A.A. Prediction OPEC Oil Price Utilizing Long Short-Term Memory and Multi-Layer Perceptron Models. *Alexandria Engineering Journal*. 2025;110:607–612. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2024.10.057>
45. Chatterjee A., Saha J., Mukherjee J. Clustering with Multi-Layered Perceptron. *Pattern Recognition Letters*. 2022;155:92–99. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2022.02.009>

46. Shang Y., Liu X., Zhang H., Sun Y., Huang L., Guo J. Regional Marine Geoid Modelling by Integrating Multi-Source Marine Geodetic Data with Multi-Layer Perceptron Method. *Advances in Space Research*. 2026;77(4):4489–4505. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2025.12.016>

Об авторах:

Дубовицкий Александр Алексеевич, доктор экономических наук, доцент, профессор кафедры экономики и коммерции, заведующий научно-исследовательской лабораторией экономического прогнозирования Мичуринского государственного аграрного университета (393760, Российская Федерация, г. Мичуринск, ул. Интернациональная, д. 101), ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4542-1119>, Researcher ID: AAX-8480-2020, Scopus ID: 57211466422, SPIN-код: 1683-4156, daa1-408@yandex.ru

Климентова Эльвира Анатольевна, кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры экономики и коммерции, старший научный сотрудник научно-исследовательской лаборатории экономического прогнозирования Мичуринского государственного аграрного университета (393760, Российская Федерация, г. Мичуринск, ул. Интернациональная, д. 101), ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7628-7181>, Researcher ID: ABI-5384-2020, Scopus ID: 57211466144, SPIN-код: 3256-3838, klim1-408@yandex.ru

Бабкина Екатерина Сергеевна, кандидат экономических наук, доцент кафедры управления и делового администрирования, младший научный сотрудник научно-исследовательской лаборатории экономического прогнозирования Мичуринского государственного аграрного университета (393760, Российская Федерация, г. Мичуринск, ул. Интернациональная, д. 101), ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-3917-5412>, Researcher ID: PII-7360-2026, SPIN-код: 3479-5232, babkina_ek.s@mail.ru

Шацкий Владислав Александрович, аспирант, младший научный сотрудник научно-исследовательской лаборатории экономического прогнозирования Мичуринского государственного аграрного университета (393760, Российская Федерация, г. Мичуринск, ул. Интернациональная, д. 101), ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-0354-8022>, Researcher ID: PNH-9947-2026, SPIN-код: 5763-5927, site.mgau@yandex.ru

Вклад авторов:

А. А. Дубовицкий – разработка концепции; научное руководство; разработка методологии; критический анализ черновика рукописи, внесение замечаний и исправлений.

Э. А. Климентова – проведение исследования; валидация результатов; написание черновика рукописи.

Е. С. Бабкина – сбор данных; формальный анализ; написание черновика рукописи.

В. А. Шацкий – проведение исследования; визуализация.

Доступность данных и материалов. Наборы данных, использованные и/или проанализированные в ходе текущего исследования, можно получить у авторов по обоснованному запросу.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

Поступила 27.04.2026; одобрена после рецензирования 18.05.2026; принята к публикации 28.05.2026.

About the authors:

Aleksandr A. Dubovitskii, Dr.Sci. (Econ.), Associate Professor, Professor of the Chair of Economics and Commerce, Head of the Research Laboratory of Economic Forecasting at Michurinsk State Agrarian University (101 Internatsionalnaya St., Michurinsk 393760, Russian Federation), ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4542-1119>, Researcher ID: AAX-8480-2020, Scopus ID: 57211466422, SPIN-code: 1683-4156, daa1-408@yandex.ru



Elvira A. Klimentova, Cand.Sci. (Econ.), Associate Professor, Associate Professor of the Chair of Economics and Commerce, Senior Researcher at the Research Laboratory of Economic Forecasting of Michurinsk State Agrarian University (101 Internatsionalnaya St., Michurinsk 393760, Russian Federation), ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7628-7181>, Researcher ID: ABI-5384-2020, Scopus ID: 57211466144, SPIN-code: 3256-3838, klim1-408@yandex.ru

Ekaterina S. Babkina, Cand.Sci. (Econ.), Associate Professor of the Chair of Management and Business Administration, Junior Researcher at the Research Laboratory of Economic Forecasting of Michurinsk State Agrarian University (101 Internatsionalnaya St., Michurinsk 393760, Russian Federation), ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-3917-5412>, Researcher ID: PII-7360-2026, SPIN-code: 3479-5232, babkina_ek.s@mail.ru

Vladislav A. Shatskii, post-graduate student, Junior Researcher at the Research Laboratory of Economic Forecasting of Michurinsk State Agrarian University (101 Internatsionalnaya St., Michurinsk 393760, Russian Federation), ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-0354-8022>, Researcher ID: PNH-9947-2026, SPIN-code: 5763-5927, site.mgau@yandex.ru

Contribution of the authors:

A. A. Dubovitskii – conceptualization; supervision; methodology; specifically critical review, commentary or revision.

E. A. Klimentova – investigation; validation; specifically writing the initial draft.

E. S. Babkina – data/evidence collection; formal analysis; specifically writing the initial draft.

V. A. Shatskii – investigation; data curation; visualization.

Availability of data and materials. The datasets used and/or analyzed during the current study are available from the authors on reasonable request.

The authors have read and approved the final manuscript.

Submitted 27.04.2026; revised 18.05.2026; accepted 28.05.2026.