

ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИЯ СИСТЕМЫ ОБЕСПЕЧЕНИЯ ПРОДОВОЛЬСТВЕННОЙ БЕЗОПАСНОСТИ: СОВРЕМЕННЫЕ ТЕНДЕНЦИИ

DOI: <https://doi.org/10.24891/gvmhbw>

EDN: <https://elibrary.ru/gvmhbw>

Ольга Валерьевна КАУРОВА

доктор экономических наук, профессор, проректор по научно-исследовательской работе,
Российский университет кооперации (РУК), Мытищи, Московская область, Российская Федерация
e-mail: atosik2006@mail.ru

ORCID: 0000-0002-7763-1703

SPIN: 8356-4134

Надежда Николаевна МАКАРОВА

доктор экономических наук, доцент, профессор, Волгоградский кооперативный институт (филиал)
Российского университета кооперации (ВКИ РУК), Волгоград, Российская Федерация

e-mail: yang@mail.ru

ORCID: 0000-0001-9305-0477

SPIN: 4350-3868

Татьяна Юрьевна СЕРЕБРЯКОВА

ответственный автор, доктор экономических наук, профессор, Чебоксарский кооперативный
институт (филиал) Российского университета кооперации (ЧКИ РУК), Чебоксары,
Российская Федерация

e-mail: serebrtata@yandex.ru

ORCID: 0000-0002-3859-7450

SPIN: 7546-5423

История статьи:

Рег. № 686/2025

Получена 23.10.2025

Одобрена 27.11.2025

Доступна онлайн

26.02.2026

Специальность: 5.2.3

УДК 338.439

JEL: O13, O33, Q16,

Q18

Ключевые слова:

искусственный
интеллект, машинное
обучение,
продовольственная
безопасность,
биоэкономика,
нейронные сети

Аннотация

Предмет. Модернизация сельскохозяйственного производства, повышение
уровня продовольственной безопасности Российской Федерации.

Цели. Анализ возможностей по применению методов машинного обуче-
ния в биоэкономике.

Методология. Применены общенаучные методы исследования.

Результаты. Основной проблемой, препятствующей применению искус-
ственного интеллекта в сельском хозяйстве, является недостаточность
информационной базы. Внедрение искусственного интеллекта в отрасль
позволит не только повысить эффективность производства, но и обеспе-
чить доступность качественных продуктов питания.

Выводы. Результаты исследования могут быть учтены Министерством
сельского хозяйства Российской Федерации при мониторинге угроз
продовольственной безопасности страны.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2025

Для цитирования: Каурова О.В., Макарова Н.Н., Серебрякова Т.Ю. Интеллектуализация системы обеспечения продовольственной безопасности: современные тенденции // Региональная экономика: теория и практика. – 2026. – № 2. – С. 202 – 213. DOI: 10.24891/gvmhbw EDN: GVMHBW

Введение

С развитием искусственного интеллекта (Artificial Intelligence, AI, ИИ) происходит трансформация способов производства продуктов питания, что создает новые вызовы для продовольственной безопасности. Продовольственная безопасность является одной из важнейших составляющих национальной безопасности. Повышение доступности качественного и безопасного питания для граждан является приоритетной социально-экономической задачей. Сегодня прослеживается тенденция к комплексному рассмотрению вопросов продовольственной безопасности, что открывает возможности для оптимизации стратегий обеспечения продовольственной безопасности России.

Обеспечение продовольственной безопасности зависит от развития сельскохозяйственного производства, которое является основным источником продуктов питания для населения. «Умное» сельское хозяйство и цифровая трансформация агропромышленного комплекса напрямую зависят от внедрения и использования технологий искусственного интеллекта.

Впервые понятие «искусственный интеллект» озвучил Д. Маккарти на конференции в Дартмутском колледже в 1956 г. По мнению Д. Маккарти, машины в перспективе смогут использовать различные навыки для решения задач, подвластных на данном этапе только людям¹. В 1958 г. Маккарти разработал язык программирования LISP, который стал важным шагом в развитии искусственного интеллекта, поскольку был создан для реализации его алгоритмов.

Законодательное определение термина «искусственный интеллект» в России зафиксировано в Указе Президента Российской Федерации от 10.10.2019 № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации»². Позднее это определение было включено в ГОСТ Р 59277-2020 «Системы искусственного интеллекта. Классификация систем искусственного интеллекта»³. Искусственный интеллект трактовался как «комплекс технологических решений, позволяющий имитировать когнитивные функции человека (включая самообучение, поиск решений без заранее заданного алгоритма и достижение инсайта) и получать при выполнении конкретных практически значимых задач обработки данных результаты, сопоставимые, как минимум, с результатами интеллектуальной деятельности человека».

Материалы и методы исследования

Прогресс в области искусственного интеллекта напрямую зависит от достижений в машинном обучении (Machine Learning, ML, МО) и разработке нейронных сетей. При этом искусственный интеллект представляет собой предметную область, а машинное обучение – набор подходов и методов для решения задач в области искусственного интеллекта, который, в свою очередь, классифицируется по ряду фундаментальных категорий в зависимости от уровня когнитивных способностей и сферы использования.

¹ McCarthy J. What is Artificial Intelligence? URL: <http://jmc.stanford.edu/articles/whatisai/whatisai.pdf>

² Указ Президента Российской Федерации от 10.10.2019 № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации». URL: <https://base.garant.ru/72838946/?ysclid=mkziyou44c176659691>

³ ГОСТ Р 59277-2020. Системы искусственного интеллекта. Классификация систем искусственного интеллекта. URL: <http://gost.gtsever.ru/Data/754/75406.pdf?ysclid=mkzj0qay8393210691>

По мнению М. Зиа-ур-Ремана, суть машинного обучения – создание статистических моделей и алгоритмов, позволяющих машинам обучаться на основе данных и повышать производительность без явного программирования⁴. Машинное обучение, в свою очередь, можно разделить на четыре основных направления:

- обучение с учителем, или Supervised Learning, SL (A_0 , классификация, регрессия, прогнозирование);
- обучение без учителя, или Unsupervised Learning, UL (B_0 , кластеризация, уменьшение размерности, поиск ассоциативных правил);
- обучение с подкреплением, или Reinforcement Learning, RL (C_0 , на основе проб и ошибок);
- глубокое обучение, или Deep Learning, DL (D_0 , совокупность методов машинного обучения; используются сложные нейронные сети).

Как полагают ученые, каждый отдельный метод машинного обучения реализуется для автоматического распознавания сложных закономерностей и принятия разумных решений на основе данных [1].

Результаты

Искусственный интеллект опирается на машинное обучение, позволяющее создавать модели, способные решать задачи, изучая закономерности в больших данных. Выделяют два подхода к организации машинного обучения – с использованием размеченных данных (обучение с учителем) и без них (обучение без учителя).

Обучение с учителем (A_0) в значительной степени зависит от наличия размеченных данных, создание которых требует участия специалистов, обладающих знаниями, необходимыми для предоставления релевантных и точных примеров [2]. Данный метод ориентирован на формирование у модели способности к установлению функциональной зависимости между входными и выходными переменными. В контексте обучения с учителем принято различать три основных класса задач: классификацию, регрессию (в частности, линейную регрессию – метод наименьших квадратов, логистическую регрессию, метод опорных векторов) и прогнозирование.

Обучение без учителя (B_0) сводится к выявлению неочевидных связей и извлечению значимых признаков из данных, не имеющих предварительной разметки. В рамках обучения без учителя предпринимаются попытки выявить полезные свойства данных, а не научиться сопоставлять входные данные с конкретными выходными [3]. Система в этом случае самостоятельно ищет структуры во входной информации, не опираясь на заданные выходные параметры, то есть, параметры обучения изменяются непосредственно в ответ на наблюдаемые сигналы [4]. Показательным примером является обнаружение нетипичных ситуаций (например, невозможности производить определенные группы продуктов питания), что создает угрозу продовольственной безопасности.

Обучение без учителя, как правило, включает в себя кластеризацию и уменьшение размерности. Цель кластеризации – распределить данные по группам (кластерам), основываясь на их взаимном сходстве. Важно отметить, что эти кластеры не предопределены, что делает кластеризацию типичным примером неконтролируемого машинного обучения. Вместе с тем обучение без учителя может быть использовано для уменьшения размерности, когда осуществляется преобразование многомерных данных в низкоразмерное пространство и при этом сохраняется как можно больше значимой информации.

⁴ Zia-ur-Rehman M. Machine Learning and Artificial Intelligence: The Enablers of Disruptive Technologies. *Russian Law Journal*, 2023, vol. 11, iss. 3, pp. 3282–3290. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/machine-learning-and-artificial-intelligence-the-enablers-of-disruptive-technologies/viewer>

Метод главных компонент (Principal Component Analysis, PCA) и изометрическое отображение (Isometric Mapping, ISOMAP) – это два классических примера алгоритмов, решающих эту задачу. Метод поиска ассоциативных правил представляет собой универсальный инструмент анализа данных, позволяющий выявлять зависимости между элементами данных (в частности, метод используется для определения взаимосвязей между товарами в контексте анализа потребительских корзин).

Обучение с подкреплением (C_0) и глубокое обучение (D_0) представляют собой автономные обучающиеся системы. Обучение с подкреплением направлено на то, чтобы определить, как интеллектуальные агенты могут самостоятельно развивать навыки принятия решений, основываясь на опыте (пробы и ошибки) и стремлении к получению максимального суммарного вознаграждения. В динамичных условиях, где требуются прогнозирование на основе исторических данных и адаптация к меняющейся среде, обучение с подкреплением демонстрирует свою эффективность. При построении алгоритмов RL важное значение имеет представление среды, то есть объекта управления. Так, различают алгоритмы, основанные на модели среды (Model-based Algorithm), и алгоритмы, не использующие модели среды (Model-free Algorithm) [5].

Как отмечают Р.С. Саттон, Э.Г. Барто, для формализации задачи обучения с подкреплением используется марковский процесс принятия решений (Markov Decision Process, MDP) [6]. Он состоит из четырех элементов, описывающих взаимодействие агента со средой:

- пространства состояний (S), демонстрирующего полный набор всех возможных конфигураций среды, в которых может находиться агент;
- пространства действий (A), отображающего все возможные ходы или выборы, доступные агенту в любой момент;
- функции переходов (P), представленной механизмом, который определяет, как среда меняет свое состояние (s') в ответ на действие (a), предпринятое агентом в состоянии (s) (эта функция может быть вероятностной, определяя шансы на переход в каждое возможное следующее состояние);
- функции награды (r), предоставляющей агенту числовую обратную связь (скалярную величину) за выполнение действия (a) в состоянии (s) (эта награда является основным «обучающим сигналом», направляющим процесс обучения).

Отличительными чертами обучения с подкреплением (C_0) являются его непрерывность, взаимодействие с окружающей средой, чем обусловлен его значительный потенциал для широкого спектра приложений. Классические методы обучения с подкреплением могут быть недостаточно эффективны в сложных средах, и интеграция с глубоким обучением позволяет преодолеть эти ограничения и решать более сложные задачи.

Глубокое обучение (D_0) в основном базируется на искусственных нейронных сетях. Эти сети, имитирующие работу человеческого мозга, состоят из большого количества нейронов. Обучение этих сетей может осуществляться с использованием данных с метками (управляемый процесс); данных, часть из которых – с метками (частично контролируемый процесс); данных без меток (неконтролируемый процесс). Методы глубокого обучения основаны на построении сложных, многослойных моделей. Эти слои последовательно применяют математические функции к данным, извлекая из них все более абстрактные признаки. К классическим примерам таких моделей относятся:

- глубокие нейронные сети (Deep Neural Network, DNN);
- сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN);
- рекуррентные нейронные сети (Recurrent Neural Network, RNN);

– сети с долговременной краткосрочной памятью (Long Short-term Memory, LSTM).

Глубокое обучение демонстрирует высокую эффективность при работе с большими данными и обнаружении сложных зависимостей. Переход к алгоритмам, способным к обучению в сложных марковских процессах принятия решений с обширными пространствами состояний, требует синергии между классической теорией обучения с подкреплением и методами глубокого обучения.

Применение технологий искусственного интеллекта в интегрированных цифровых решениях для агропромышленного сектора представляет собой один из важнейших путей к формированию высокоэффективных продовольственных систем, обеспечивающих экспоненциальный рост производительности аграрного производства по сравнению с предыдущим этапом технологического развития. Искусственный интеллект и машинное обучение оказываются инструментами, необходимыми в современном сельскохозяйственном производстве, которое становится все более роботизированным и интеллектуальным.

В последнее время наблюдается повышенный интерес к биоэкономике и инновационным подходам к использованию биоресурсов, при этом обеспечение продовольственной безопасности признается центральной задачей в рамках этих направлений. Биотехнологии, являясь важным направлением биоэкономики, находят применение в аграрном и пищевом секторах, стимулируя их развитие и модернизацию. Биоэкономика стремительно трансформируется именно благодаря использованию технологий машинного обучения, особенно глубокому обучению, что позволяет автоматизировать процессы сельскохозяйственного производства и обеспечить доступ к аналитическим данным в режиме онлайн.

Рассмотрим применение методов машинного обучения в биоэкономике, принимая во внимание значимость биотехнологических инноваций в агропродовольственном секторе.

Применение системы машинного обучения с учителем (A_1) подразумевает вмешательство человека в процесс обработки информации. Машинное обучение с учителем основано на способности алгоритмов автоматически извлекать значимые паттерны и зависимости из данных, что служит предпосылкой для принятия решений. При применении вероятностного критерия оценки уровня продовольственной безопасности логистическая регрессия представляется наиболее подходящим методом. Ее преимущество заключается в возможности непосредственной оценки вероятности успешного нивелирования угроз. Данный метод находит широкое применение в сфере информационной безопасности [7].

Регрессионные алгоритмы машинного обучения с учителем, применяемые в аграрном секторе, позволяют точно прогнозировать урожайность сельскохозяйственных культур на основе исторических данных, погодных условий, характеристик почвы и других переменных. Их преимущество заключается в возможности анализа больших массивов данных и учете нелинейных зависимостей, что чрезвычайно важно для получения надежных результатов.

Одним из видов задач, решаемых при обучении с учителем, является классификация. Однако в регрессии предсказывается непрерывное значение, а в классификации – дискретное, принадлежащее конечному набору классов. Эти классы не имеют естественного порядка. Задача классификации заключается в автоматическом отнесении объектов к одной из predeterminedных категорий на основе обучающего набора данных, размеченного экспертом. Так, в работе [8] для решения задачи видовой идентификации (в частности, сельскохозяйственных культур) предложен классификатор, использующий тензорное разложение Таккера.

Одним из самых популярных методов классификации и регрессии является алгоритм конструирования деревьев CART (Classification and Regression Tree). Модель эффективно избегает запоминания тренировочных данных и хорошо обобщает закономерности. Дере-

вья решений работают, разделяя данные на ветви на основе определенных критериев, что приводит к окончательному решению или классификации. Алгоритмы дерева решений и сопутствующие алгоритмы особенно полезны для решения широкого спектра задач, таких как получение аналитической классифицированной информации из неструктурированных данных о генетическом разнообразии пород и сортов, улучшение их характеристик, определение типа почвы, наиболее подходящего для определенных семян.

Деревья решений представляют собой значимый класс алгоритмов машинного обучения, широко используемых в анализе товарных потоков и прогнозировании. Их привлекательность обусловлена высокой степенью интерпретируемости и возможностью визуализации процесса принятия решений. Несмотря на проблему переобучения, деревья решений остаются актуальным методом, особенно в составе ансамблевых моделей. Перспективные направления исследований включают разработку специализированных алгоритмов деревьев решений, учитывающих специфические характеристики биоэкономики в контексте продовольственной безопасности (своего рода симптоматику), а также интеграцию деревьев решений с другими методами анализа и прогнозирования для повышения их эффективности и надежности.

В машинном обучении без учителя (B_1) биологические, климатические и почвенные неразмеченные данные подвергаются анализу для выявления скрытых структур и закономерностей, что позволяет прогнозировать изменения в экосистемах. С развитием технологий, используемых в сельскохозяйственном производстве, в том числе в растениеводстве, накапливаются огромные объемы данных. Машинное обучение без учителя используется для улучшения понимания механизмов, влияющих на урожайность. В ходе исследований анализируются различные типы данных, отражающие характеристики растений, их генетику, биологические процессы, агротехнические приемы и климатические условия, чтобы выявить существенные факторы и их взаимосвязи.

Задача кластеризации решается в несколько этапов:

- тщательная подготовка данных, в том числе их очистка и преобразование;
- определение подходящей меры близости (следует установить, как будет оцениваться сходство объектов);
- выбор оптимального алгоритма, соответствующего структуре данных;
- непосредственное применение алгоритма к данным;
- наглядное представление результатов;
- интерпретация полученных кластеров на основе их сходства для извлечения полезной информации.

В контексте продовольственной безопасности решаются задачи, связанные с анализом деградации сельскохозяйственного производства и прогнозированием угроз. Кластеризация сельскохозяйственной продукции позволяет выявлять группы схожих товаров. Это достигается путем анализа различных характеристик продукции и использования алгоритмов, таких как k-means, которые автоматически группируют товары, имеющие близкие значения по определенным характеристикам. Такой подход позволяет, например, оптимизировать логистику.

Анализ генетических данных с помощью кластеризации позволяет выделять группы животных, имеющих сходные генетические профили, связанные с определенными заболеваниями. Это может быть полезно для разработки целевых лекарственных препаратов. Снижение размерности применяется в задачах, связанных с обеспечением продовольственной безопасности, для облегчения обработки данных путем уменьшения количества входящих переменных или признаков. Следует учесть, что упрощение данных за счет уменьше-

ния размерности может негативно сказаться на точности анализа, если при этом будут утеряны важные признаки, поэтому необходимо тщательно выбирать метод, который сбалансирует упрощение данных и сохранение важной информации, тем самым облегчая извлечение полезных знаний.

Исследование физико-химических свойств почв – одна из актуальных задач в агропромышленном комплексе и природоохранной сфере. Для упрощения анализа и визуализации больших объемов данных применяется метод главных компонент, позволяющий свести множество характеристик к нескольким наиболее значимым. Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур базируется на использовании одного или нескольких фенотипических маркеров. Линейный дискриминантный анализ применяется для редукции размерности признакового пространства, и при этом минимизируются потери информации, существенной для дискриминации между группами урожайности.

Машинное обучение без учителя во многом опирается на поиск ассоциативных правил как на сильный инструмент, позволяющий выявить взаимосвязи между различными элементами данных. Он определяет, какие объекты или характеристики часто встречаются вместе, что может быть использовано для оптимизации бизнес-процессов, улучшения маркетинговых стратегий. Алгоритмы обучения правилам ассоциаций предназначены для выявления закономерностей, присутствующих в различных частях набора данных (описательные правила), а также для обобщения этих данных в целях прогнозирования на основании новых поступающих данных (прогностические правила). Эти алгоритмы способны выявлять ассоциативные правила в виде $A \rightarrow B$, основываясь на таких метриках, как поддержка, достоверность и подъем. Поддержка $A \rightarrow B$ представляет собой процентное содержание элементов A и B в общем наборе данных. Достоверность указывает на процентное отношение элементов A и B к элементам A . Подъем обозначает вероятность возникновения элемента B после того, как произошло событие A [9].

Обучение с подкреплением (C_1) основано на принципе обратной связи, где агент получает сигналы подкрепления (вознаграждения и наказания) в ответ на свои действия. Целью агента является оптимизация своей политики, чтобы максимизировать ожидаемую кумулятивную награду. Перспективы, связанные с созданием новой органической продукции, все больше зависят от интеграции машинного обучения с подкреплением, торговли и биоэкономики. По мнению Л.А. Королевой, «цепочка поставок продуктов питания состоит из поставок сырья, производства и переработки, складирования и распределения, а также розничной торговли» [10]. Машинное обучение с подкреплением может оптимизировать производство и цепочки поставок с применением технологии блокчейна; биоэкономика предоставляет устойчивые сырьевые базы, а торговля способствует доступности и распределению продукции, что в совокупности повышает устойчивость продовольственных систем и позволяет удовлетворить растущий спрос на органические продукты. Эта взаимосвязь открывает новые возможности как для торговых отношений, так и для модернизации сельского хозяйства⁵ [11–14].

В сельскохозяйственном производстве машинное обучение с подкреплением находит применение для оптимизации процессов, автоматизации рутинных операций и прогнозирования результатов. Метод основан на обучении агента взаимодействию со средой посредством проб и ошибок в целях максимизации вознаграждения. Одним из отечественных решений является проект RoboTech, используемый в сфере беспилотных авиасистем. Так, для управления роем дронов была создана информационная система на основе машинного обучения с подкреплением. Система позволяет каждому дрону принимать оптимальные

⁵ Корчагин С. О текущих трендах в развитии технологии блокчейн // Свободная мысль. 2016. № 4. С. 31–38.

решения о направлении движения, прогнозируя наиболее выгодные для него варианты и адаптируя общую стратегию роя на основе этих прогнозов.

Программное решение «Агроаналитика» от российской компании «СмартАгро» предоставляет мощные инструменты для анализа данных в сельском хозяйстве. Собирая и обрабатывая информацию, например, со спутников, данные о почве и урожае, система позволяет точно прогнозировать урожайность, фазы развития растений и оптимизировать применение удобрений для повышения качества продукции.

Используя алгоритмы машинного обучения, можно анализировать большие массивы данных, поступающих с датчиков, спутников и дронов. Выявляя скрытые закономерности и взаимосвязи, эти алгоритмы позволяют более эффективно использовать ресурсы – воду, удобрения и пестициды – для производства органической продукции, что способствует повышению урожайности и улучшению здоровья населения.

Глубокое обучение (D_l) использует огромные объемы данных для самостоятельного поиска и изучения скрытых закономерностей и взаимосвязей, что позволяет улучшать производство продуктов питания, предвидеть кризисные ситуации и определять потенциальные угрозы.

В сфере продовольственной безопасности применяются современные технологии, такие как алгоритмы компьютерного зрения, основанные на сверточных нейронных сетях (CNN). Эти алгоритмы анализируют изображения, полученные, например, с дронов, для автоматического обнаружения, идентификации и классификации объектов. Это позволяет дистанционно отслеживать состояние сельскохозяйственных угодий, прогнозировать объемы урожая, выявлять дефицит питательных веществ, а также обнаруживать болезни и вредителей у растений. Модели глубокого обучения предназначены для классификации изображений продуктов, используют большие объемы размеченных данных, что позволяет безошибочно определять различные категории продукции. Алгоритмы машинного обучения и системы компьютерного зрения используются для автоматизированного обнаружения фитопатологий на ранних стадиях в целях оптимизации стратегий управления болезнями, повышения безопасности и качества сельскохозяйственной продукции. Прогностические модели на основе машинного обучения, использующие данные Всемирного банка, позволяют выявить страны, наиболее уязвимые к продовольственным кризисам. Искусственный интеллект также используется для анализа данных, полученных в результате оценки жизненного цикла (LCA) продуктов: LCA – это инструмент для измерения экологического воздействия на всех этапах производства, от получения сырья до доставки конечному потребителю.

Таким образом, глубокое обучение является мощным инструментом, применяемым для решения задач, связанных с мониторингом полей, автоматизацией полевых работ, управлением робототехническими системами, прогнозированием состояния агроэкосистем (почва, вода, климат), классификацией земель и типов сельскохозяйственных культур на уровне ландшафта.

Выводы

Внедрение искусственного интеллекта в сельскохозяйственное производство открывает возможности для обеспечения продовольственной безопасности и устойчивого использования ресурсов. Следует обоснованно позиционировать инструменты искусственного интеллекта как помощника (copilot) человека в процессах подготовки и принятия решений [15].

Внедрение искусственного интеллекта в сельское хозяйство, пищевую промышленность позволит укрепить продовольственную безопасность за счет передовых технологий. Если Россия не будет активно развивать биоэкономику, используя возможности искусственного

интеллекта, то она рискует остаться лишь поставщиком сырья и потребителем готовой продукции, несмотря на свои богатые природные ресурсы.

В эпоху глобальных вызовов, связанных с изменением климата и неуклонным ростом населения планеты, искусственный интеллект приобретает особенно важное значение для обеспечения продовольственной безопасности. Он открывает новые перспективы для аграрного сектора, предлагая инструментарий для оптимизации производственных процессов, минимизации затрат и существенного повышения производительности. Укрепление позиций агропромышленного комплекса детерминировано эффективностью используемых информационных систем, точностью прогнозирования и надежностью цифровых решений.

Список литературы

1. Li R., Li L., Xu Y., Yang J. Machine Learning Meets Omics: Applications and Perspectives. *Brief Bioinform*, 2022, vol. 23, iss. 1. DOI: 10.1093/bib/bbab560
2. Ruan L., Dias M.P.I., Wong E. Deep Neural Network Supervised Bandwidth Allocation Decisions for Low-Latency Heterogeneous E-Health Networks. *Journal of Lightwave Technology*, 2019, vol. 37, iss. 16, pp. 4147–4154. URL: <https://opg.optica.org/jlt/abstract.cfm?URI=jlt-37-16-4147>
3. Jagannath J., Polosky N., Jagannath A. et al. Machine Learning for Wireless Communications in the Internet of Things: A Comprehensive Survey. *Ad Hoc Networks*, 2019, vol. 93. DOI: 10.1016/j.adhoc.2019.101913
4. Stern M., Murugan A. Learning Without Neurons in Physical Systems. *Annual Review of Condensed Matter Physics*, 2023, vol. 14, iss. 1, pp. 417–441. DOI:10.1146/annurev-conmatphys-040821-113439
5. Орлова Е.В. Обучение с подкреплением как технология искусственного интеллекта для решения социально-экономических задач: оценка производительности алгоритмов // *п-Economy*. 2023. Т. 16. № 5. С. 38–50. EDN: OHKJKP
6. Sutton R.S., Barto A.G. Reinforcement Learning: An Introduction. MIT Press, 1998, 342 p.
7. Chio C., Freeman D. Machine Learning and Security Protecting Systems with Data and Algorithms. O'Reilly Media, 2018, 386 p.
8. Kharyuk P., Nazarenko D., Oseledets I. et al. Employing Fingerprinting of Medicinal Plants by Means of LC-MS and Machine Learning for Species Identification Task. *Scientific Reports*, 2018, vol. 8, iss. 1. DOI: 10.1038/s41598-018-35399-z
9. Abdul Razak S.F., Yogarayan S., Sayeed M.S., Mohd Derafi M.I.F. Agriculture 5.0 and Explainable AI for Smart Agriculture: A Scoping Review. *Emerging Science Journal*, 2024, vol. 8, iss. 2, pp. 744–760. DOI: 10.28991/ESJ-2024-08-02-024
10. Королева Л.А., Фань И. Мировой опыт повышения продовольственной безопасности на основе интеграции технологий Blockchain и IoT // *Россия в глобальном мире*. 2025. Т. 28. Вып. 3. С. 32–48. EDN: SYGYIR
11. Коржевнич В.В., Боднар А.В. Обзор эффективности применения технологии блокчейн в логистике и управлении цепочками поставок // *Информатика и кибернетика*. 2024. № 2. С. 23–28. EDN: QYWTCA
12. Боднар А.В., Похлебін П.С., Нестеренко А.Р. Инвестиции в искусственный интеллект: оценка экономической целесообразности и потенциальные риски // *Информатика и кибернетика*. 2024. № 3. С. 25–31. EDN: DDDMHD

13. Панюкова В.В. Международный опыт применения технологии блокчейн при управлении цепями поставок // Экономика. Налоги. Право. 2018. Т. 11. № 4. С. 60–67. EDN: XWIEHJ
14. Труфанов С.А. Будущее менеджмента, маркетинга и производства в контексте развития информационных технологий и эволюции поколений // Экономика. Управление. Финансы. 2017. № 3. С. 45–56. EDN: ZGWGHX
15. Исследования по цифровой экономике: монография / Под ред. М.И. Лугачева, А.А. Кудрина. М.: Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, 2025. 304 с.

Информация о конфликте интересов

Мы, авторы данной статьи, со всей ответственностью заявляем о частичном и полном отсутствии фактического или потенциального конфликта интересов с какой бы то ни было третьей стороной, который может возникнуть вследствие публикации данной статьи. Настоящее заявление относится к проведению научной работы, сбору и обработке данных, написанию и подготовке статьи, принятию решения о публикации рукописи.

INTELLECTUALIZATION OF THE FOOD SECURITY SYSTEM: CURRENT TRENDS

DOI: <https://doi.org/10.24891/gvmhbw>

EDN: <https://elibrary.ru/gvmhbw>

Ol'ga V. KAUROVA

Russian University of Cooperation, Mytishchi, Moscow Region, Russian Federation

e-mail: atosik2006@mail.ru

ORCID: 0000-0002-7763-1703

Nadezhda N. MAKAROVA

Volgograd Cooperative Institute (Branch) of the Russian University of Cooperation,

Volgograd, Russian Federation

e-mail: yang@mail.ru

ORCID: 0000-0001-9305-0477

Tat'yana Yu. SEREBRYAKOVA

Corresponding author, Cheboksary Cooperative Institute (Branch) of the Russian University of Cooperation, Cheboksary, Russian Federation

e-mail: serebrtata@yandex.ru

ORCID: 0000-0002-3859-7450

Article history:

Article No. 686/2025

Received 23 Oct 2025

Accepted 27 Nov 2025

Available online

26 Feb 2026

JEL Classification:

O13, O33, Q16, Q18

Keywords: artificial intelligence, machine learning, food security, bioeconomy, neural networks

Abstract

Subject. Modernization of agricultural production, improving the level of food security in the Russian Federation.

Objectives. Analysis of opportunities for applying machine learning methods in the bioeconomy.

Methods. General scientific research methods were applied.

Results. The main problem hindering the use of artificial intelligence in agriculture is the lack of an information base. The introduction of artificial intelligence into the industry will not only increase production efficiency but also ensure the availability of quality food products.

Conclusions. The research results may be taken into account by the Ministry of Agriculture of the Russian Federation when monitoring threats to the country's food security.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2025

Please cite this article as: Kaurova O.V., Makarova N.N., Serebryakova T.Yu. Intellectualization of the food security system: Current trends. *Regional Economics: Theory and Practice*, 2026, iss. 2, pp. 202–213. DOI: 10.24891/gvmhbw EDN: GVMHBW

References

1. Li R., Li L., Xu Y., Yang J. Machine Learning Meets Omics: Applications and Perspectives. *Brief Bioinform*, 2022, vol. 23, iss. 1. DOI: 10.1093/bib/bbab560
2. Ruan L., Dias M.P.I., Wong E. Deep Neural Network Supervised Bandwidth Allocation Decisions for Low-Latency Heterogeneous E-Health Networks. *Journal of Lightwave Technology*, 2019, vol. 37, iss. 16, pp. 4147–4154. URL: <https://opg.optica.org/jlt/abstract.cfm?URI=jlt-37-16-4147>

3. Jagannath J., Polosky N., Jagannath A. et al. Machine Learning for Wireless Communications in the Internet of Things: A Comprehensive Survey. *Ad Hoc Networks*, 2019, vol. 93. DOI: 10.1016/j.adhoc.2019.101913
4. Stern M., Murugan A. Learning Without Neurons in Physical Systems. *Annual Review of Condensed Matter Physics*, 2023, vol. 14, iss. 1, pp. 417–441. DOI:10.1146/annurev-conmatphys-040821-113439
5. Orlova E.V. [Reinforcement learning as an artificial intelligence technology to solve socio-economic problems: algorithms performance assessment]. *π-Economy*, 2023, vol. 16, iss. 5, pp. 38–50. (In Russ.) EDN: OHKJKP
6. Sutton R.S., Barto A.G. Reinforcement Learning: An Introduction. MIT Press, 1998, 342 p.
7. Chio C., Freeman D. Machine Learning and Security Protecting Systems with Data and Algorithms. O'Reilly Media, 2018, 386 p.
8. Kharyuk P., Nazarenko D., Oseledets I. et al. Employing Fingerprinting of Medicinal Plants by Means of LC-MS and Machine Learning for Species Identification Task. *Scientific Reports*, 2018, vol. 8, iss. 1. DOI: 10.1038/s41598-018-35399-z
9. Abdul Razak S.F., Yogarayan S., Sayeed M.S., Mohd Derafi M.I.F. Agriculture 5.0 and Explainable AI for Smart Agriculture: A Scoping Review. *Emerging Science Journal*, 2024, vol. 8, iss. 2, pp. 744–760. DOI: 10.28991/ESJ-2024-08-02-024
10. Koroleva L.A., Fan I. [Global experience in improving food security through the integration of blockchain and IoT technologies in food supply chain management]. *Rossiia v global'nom mire*, 2025, vol. 28, iss. 3, pp. 32–48. (In Russ.) EDN: SYGYIR
11. Korzhevich V.V., Bodnar A.V. [Review of the effectiveness of blockchain technology application in logistics and supply chain management]. *Informatika i kibernetika*, 2024, no. 2, pp. 23–28. (In Russ.) EDN: QYWTCA
12. Bodnar A.V., Pokhlebin P.S., Nesterenko A.R. [Investments in artificial intelligence: assessment of economic feasibility and potential risks]. *Informatika i kibernetika*, 2024, no. 3, pp. 25–31. (In Russ.) EDN: DDDMHD
13. Panyukova V.V. [International experience of using blockchain technology in supply chain management]. *Ekonomika. Nalogi. Pravo*, 2018, vol. 11, iss. 4, pp. 60–67. (In Russ.) EDN: XWIEHJ
14. Trufanov S.A. [The future of management, marketing and production in the context of information technology development and evolution of generations]. *Ekonomika. Upravlenie. Finansy*, 2017, no. 3, pp. 45–56. (In Russ.) EDN: ZGWGHX
15. Lugachev M.I., Kudrin A.A. (eds). *Issledovaniya po tsifrovoi ekonomike: monografiya* [Research on the digital economy: a monograph]. Moscow, Lomonosov Moscow State University Publ., 2025, 304 p.

Conflict-of-interest notification

We, the authors of this article, bindingly and explicitly declare of the partial and total lack of actual or potential conflict of interest with any other third party whatsoever, which may arise as a result of the publication of this article. This statement relates to the study, data collection and interpretation, writing and preparation of the article, and the decision to submit the manuscript for publication.