

УДК 004.89

DOI: [10.26102/2310-6018/2025.48.1.005](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.48.1.005)

Роль алгоритмов машинного обучения в оптимизации сельскохозяйственного производства: обзор международного опыта и адаптация к условиям Эфиопии

Б.Б. Мекеча✉, А.В. Горбатов

Национальный исследовательский технологический университет МИСИС, Москва, Российская Федерация

Резюме. Актуальность исследования обусловлена необходимостью повышения эффективности сельскохозяйственного производства в условиях растущей потребности в продовольственной безопасности, особенно в странах с низким уровнем экономического развития, таких как Эфиопия. Основная цель работы заключается в исследовании возможностей применения алгоритмов машинного обучения для оптимизации агропроизводственных процессов и адаптации международного опыта к специфическим условиям Эфиопии. Методологический подход включает анализ современной научной литературы, посвященной использованию машинного обучения в сельском хозяйстве, и систематизацию успешных практик применения таких алгоритмов, как CNN, LSTM, RNN и Q-Learning. Проведено исследование особенностей сельскохозяйственного сектора Эфиопии, включая существующие барьеры для внедрения передовых технологий. Результаты работы демонстрируют, что алгоритмы машинного обучения обладают значительным потенциалом для повышения урожайности, улучшения мониторинга состояния почвы и культур, а также прогнозирования климатических рисков. В частности, использование данных, полученных с беспилотников и сенсоров, способствует созданию точных моделей для управления процессами в сельском хозяйстве. Выявлены ключевые препятствия, такие как недостаток финансирования, отсутствие специализированной инфраструктуры для обработки данных и низкая доступность технологий. Выводы исследования подчеркивают необходимость привлечения государственных и международных инвестиций, создания адаптированных баз данных и разработки моделей, учитывающих локальные особенности. Представленные материалы имеют практическую ценность для разработки стратегий цифровизации сельского хозяйства и предотвращения продовольственных кризисов в странах с аналогичными проблемами.

Ключевые слова: машинное обучение, искусственный интеллект, сельскохозяйственное производство, технологии точного земледелия, условия Эфиопии.

Для цитирования: Мекеча Б.Б., Горбатов А.В. Роль алгоритмов машинного обучения в оптимизации сельскохозяйственного производства: обзор международного опыта и адаптация к условиям Эфиопии. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2025;13(1). URL: <https://moitvivr.ru/ru/journal/pdf?id=1773> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.48.1.005

The role of machine learning algorithms in optimizing agricultural production: a review of international experience and adaptation to Ethiopian conditions

B.B. Mekecha✉, A.V. Gorbатов

National University of Science and Technology MISIS, Moscow, the Russian Federation

Abstract. The relevance of this study is driven by the need to enhance the efficiency of agricultural production in response to the growing demand for food security, particularly in economically underdeveloped countries such as Ethiopia. The main objective of the research is to explore the potential

application of machine learning algorithms to optimize agricultural processes and adapt international practices to the specific conditions of Ethiopia. The methodological approach includes an analysis of contemporary scientific literature on the use of machine learning in agriculture and the systematization of successful practices involving algorithms such as CNN, LSTM, RNN, and Q-Learning. The study investigates the characteristics of Ethiopia's agricultural sector, including existing barriers to the adoption of advanced technologies. The results highlight that machine learning algorithms hold significant potential for increasing crop yields, improving soil and crop monitoring, and forecasting climate risks. Specifically, utilizing data from drones and sensors enables the creation of precise models for managing agricultural processes. However, key challenges such as insufficient funding, a lack of specialized data processing infrastructure, and limited access to technology have been identified. The study concludes by emphasizing the importance of attracting governmental and international investments, developing tailored databases, and creating models that account for local conditions. The findings provide practical value for developing strategies to digitize agriculture and prevent food crises in countries facing similar challenges.

Keywords: machine learning, artificial intelligence, agricultural production, precision agriculture technologies, Ethiopian conditions.

For citation: Mekecha B.B., Gorbato A.V. The role of machine learning algorithms in optimizing agricultural production: a review of international experience and adaptation to Ethiopian conditions. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(1). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/journal/pdf?id=1773> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.48.1.005

Введение

Современные подходы к ведению сельского хозяйства требуют глубоких знаний в таких областях, как обработка почвы, использование удобрений и средств защиты растений, а также внедрение инновационного оборудования и техники. Повышение профессионального уровня работников сельскохозяйственного сектора открывает возможности для успешного применения передовых технологий и методов. Сфера сельского хозяйства постоянно развивается, внедряя новые подходы и методы производства. Сотрудники, обладающие современными знаниями о новейших технологических решениях и методиках, имеют возможность осваивать и применять передовые инструменты и оборудование, используемые в аграрном секторе. Это способствует снижению временных и ресурсных затрат, улучшению качества производимой продукции и повышению производительности [1].

Машинное обучение направлено на предоставление компьютерным системам данных и аналитических сведений о результатах деятельности, чтобы они могли эффективно выполнять поставленные перед ними задачи и решать конкретные проблемы. Такие технологии, как искусственный интеллект и машинное обучение, играют ключевую роль в развитии цифровых систем управления в сельском хозяйстве, становясь основой для модернизации процессов управления агропромышленным производством [2]. Благодаря алгоритмам машинного обучения и инструментам прогнозной аналитики фермеры получают возможность принимать взвешенные и обоснованные решения, опираясь на исторические данные, текущие показатели и прогнозы на будущее [3]. Технологии, такие как датчики влажности, метеостанции, спутниковые снимки местности, а также другие современные средства, помогают аграриям выбирать оптимальные подходы к выполнению различных работ на фермах [2].

Интеграция интеллектуальных систем в сельское хозяйство способствует повышению уровня автоматизации и интеллектуализации технологических решений. Это обеспечивает цифровую трансформацию организационно-технологических процессов в агроэкологическом производстве, улучшая эффективность и устойчивость сельскохозяйственных операций. Численные методы машинного обучения уже

демонстрируют успешные результаты, позволяя формировать рекомендации по рекультивации и мелиорации земельных участков. Научные разработки также привели к созданию алгоритмического и программно-аппаратного обеспечения для автоматизации процессов на вертикальных фермах и установках замкнутого цикла, что нашло отражение в исследовании А.Л. Ронжина и А.И. Савельева [4]. Кроме того, универсальные алгоритмы, обсуждаемые в ряде исследований, выявляют проблемы в наборе данных и способствуют устранению необходимости написания сложного пользовательского кода, что упрощает труд аграриев [5].

По мере роста объемов больших данных потребность в специалистах по их обработке в сельскохозяйственном секторе будет неуклонно увеличиваться. Такие эксперты будут помогать определять наиболее значимые вопросы для бизнеса и искать данные для их решения [5]. Однако, несмотря на очевидные преимущества, внедрение машинного обучения в сельское хозяйство порождает ряд этических вопросов, связанных с использованием этих технологий. Это может быть связано с трудностями понимания работы алгоритмов машинного обучения, сохранением конфиденциальности данных, снижением занятости населения и другими аспектами.

Материалы и методы

В настоящем обзоре исследуется роль алгоритмов машинного обучения в оптимизации сельскохозяйственного производства с акцентом на международный опыт и возможности адаптации этих технологий к условиям Эфиопии. Для достижения поставленной цели был проведен систематический анализ существующей научной литературы, охватывающей период с 2018 по 2024 год. Поиск релевантных публикаций осуществлялся в основных научных базах данных, включая Web of Science, Scopus, Google Scholar, а также специализированные журналы в области агротехнологий и искусственного интеллекта. В анализ были включены исследования, посвященные применению различных алгоритмов машинного обучения в сельском хозяйстве, их эффективности, а также возможности адаптации этих технологий к специфическим условиям развивающихся стран, таких как Эфиопия. Особое внимание уделялось таким алгоритмам, как CNN (Convolutional Neural Networks), LSTM (Long Short-Term Memory), RNN (Recurrent Neural Networks) и Q-Learning, которые показали высокую эффективность в задачах прогнозирования урожайности, мониторинга состояния почвы и растений, а также в автоматизации управленческих процессов. Анализ данных проводился с использованием статистических методов и визуализационных инструментов.

Результаты и обсуждение

Применение машинного обучения в сельском хозяйстве связано со сложностью анализа значительных объемов данных и необходимостью учета множества показателей. В настоящее время существует большое количество алгоритмов машинного обучения, которые нашли применение в агропромышленной сфере. На Рисунке 1 представлены основные алгоритмы, выявленные в результате анализа научно-исследовательской литературы [4, 6–12].

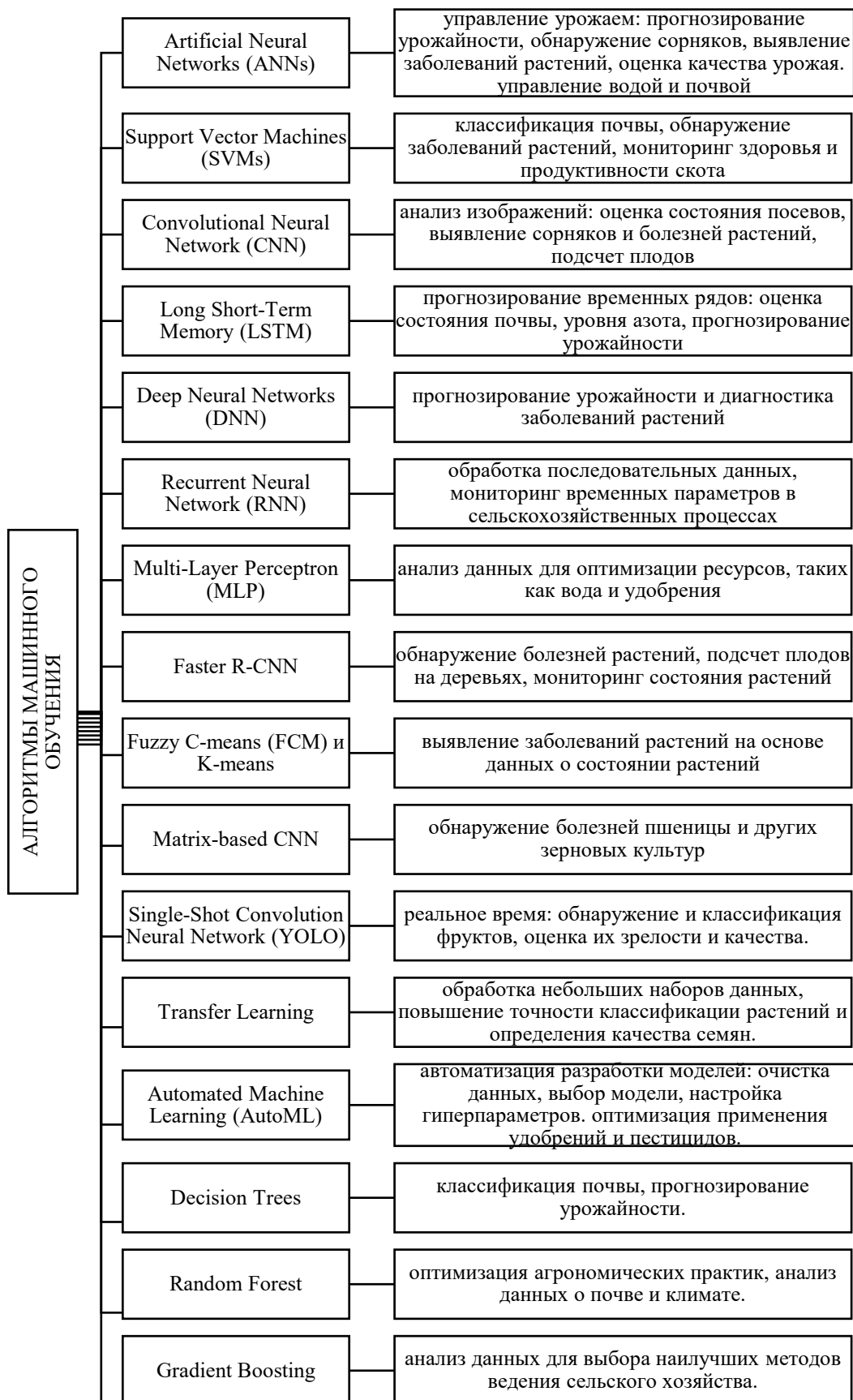


Рисунок 1 – Алгоритмы машинного обучения и их область применения в сельском хозяйстве
 Figure 1 – Machine learning algorithms and their applications in agriculture

Исследование, проведенное А. Ойкономидисом, С. Каталом и А. Кассахуном, основанное на систематическом обзоре литературы в области применения алгоритмов машинного обучения в сельскохозяйственной отрасли, показало, что значительное число ключевых исследований относится и начинается с 2020 года. Для алгоритмов глубокого обучения использовался широкий набор признаков в качестве входных данных, что обеспечивало применение нелинейного подхода к прогнозированию урожайности. Особое значение имели изображения и данные о количестве осадков, поскольку они содержат важную информацию, которая может быть эффективно обработана алгоритмами глубокого обучения. Ученые отмечают, что остается значительный объем сельскохозяйственных культур и методов машинного обучения, которые еще не были исследованы в контексте задач прогнозирования урожайности [12].

С. Арчана и П. Сентхил Кумар провели исследование, посвященное анализу применения алгоритмов глубокого обучения для прогнозирования урожайности. В своей работе они рассмотрели различные подходы, которые базируются на используемых сельскохозяйственных культурах, методологиях, наборах данных и показателях эффективности. Среди применяемых алгоритмов глубокого обучения были выделены CNN, RNN, LSTM и MLP. Среди них наибольшее внимание было уделено CNN и LSTM, которые оказались наиболее результативными для точного прогнозирования урожайности [7].

Алгоритм CNN продемонстрировал исключительные результаты в задачах, связанных с обнаружением объектов и классификацией изображений. В то же время LSTM оказался эффективным в выявлении и моделировании сложных и нелинейных зависимостей в данных, особенно на длительных временных интервалах. В проведенных исследованиях наиболее часто используемой метрикой для оценки точности предсказаний был RMSE, а также такие показатели, как MAPE, R^2 , MSE и MAE. В перспективе для повышения точности прогнозирования урожайности исследователями предлагается учитывать дополнительные факторы, включая болезни растений, климатические параметры (температура и осадки), воздействие вредителей, использование удобрений и состояние почвы. Включение этих данных в подходы глубокого обучения может значительно улучшить производительность моделей [7].

Согласно исследованию С. Вирагандхама и С. Х., применение методов машинного обучения в сельском хозяйстве позволяет значительно повысить продуктивность и более эффективно решать задачи, связанные с классификацией почвы, выявлением заболеваний растений, управлением растительными видами, регулированием водных ресурсов, прогнозированием урожайности, оценкой качества урожая и обнаружением сорняков. Анализ различных алгоритмов машинного обучения, используемых в современных агротехнологиях, демонстрирует, что некоторые методы, например, метод опорных векторов с использованием гауссова ядра, показывают более высокую эффективность по сравнению с другими. Так, было установлено, что при обнаружении болезней растений ключевыми факторами являются погодные и климатические условия, физико-химические свойства почвы, а также состояние и устойчивость растений. Использование существующих наборов данных позволяет исследователям обходиться без дополнительных затрат на сбор информации, однако это может снижать точность конечных результатов моделей [13].

А.Л. Ронжин и А.И. Савельев в своем исследовании поставили целью разработку алгоритмов управления беспилотными воздушными судами (БВС), основанных на численных методах машинного обучения. Эти алгоритмы должны обеспечивать мониторинг состояния сельскохозяйственных культур, а также способствовать улучшению планирования и оперативного управления производственными процессами.

Для достижения данной цели были применены и разработаны оригинальные подходы, включающие методы машинного обучения, инженерии знаний и компьютерного моделирования организационно-технологических процессов. Эти процессы охватывают жизненный цикл как технических объектов в промышленности, так и продукции в народном хозяйстве. Результаты исследования продемонстрировали, что разработанное программно-аппаратное обеспечение позволило увеличить остаточный заряд аккумулятора БВС после завершения полета на 6 %. Кроме того, точность выявления участков растений, пораженных фитопатологиями, на основе анализа изображений, полученных с мультиспектральной камеры, была повышена до 99 % [4].

Результаты, полученные О.Б. Акинтуи, показывают, что адаптивный искусственный интеллект значительно улучшает управление фермерскими хозяйствами, позволяя точно мониторить и управлять посевами, состоянием почвы и экологическими условиями. Интеграция устройств Интернета вещей (IoT) и алгоритмов машинного обучения способствует анализу данных в реальном времени, что приводит к оптимизации использования ресурсов, снижению воздействия на окружающую среду и увеличению урожайности. Экономические выгоды включают сокращение затрат благодаря эффективному управлению ресурсами, а экологические преимущества заключаются в минимизации использования химических веществ и повышении устойчивости. Выявленные проблемы включают высокие затраты на внедрение, техническую сложность и вопросы конфиденциальности данных. Однако предложенные решения, такие как поддержка политики, технологические усовершенствования и сотрудничество заинтересованных сторон, помогают преодолевать эти барьеры. Также отмечено, что адаптивный искусственный интеллект обладает потенциалом для совершенствования точного земледелия, делая его более эффективным и устойчивым [14].

Модели глубокого обучения активно используются для выделения значимых признаков культур с целью повышения точности прогнозов. В рамках данного подхода Д. Элаварасан и П. М. Д. Винсент была разработана модель Deep Recurrent Q-Network (DRQN), объединяющая рекуррентные нейронные сети (RNN) с алгоритмом Q-Learning для предсказания уровня урожайности. Рекуррентные слои модели последовательно обрабатывают входные данные, включая различные параметры. На основе результатов работы RNN алгоритм Q-Learning формирует прогнозную среду для расчета урожайности. Линейный слой модели преобразует выходные значения RNN в Q-значения, которые затем используются агентом обучения с подкреплением. Этот агент оптимизирует прогнозы, используя сочетание параметрических признаков и пороговых значений, что позволяет достичь более высокой точности. Итоговая оценка действий агента минимизирует ошибку предсказания и повышает эффективность модели. Предложенная модель демонстрирует высокую точность предсказаний, превосходя аналогичные решения. Она сохраняет исходное распределение данных и обеспечивает точность прогнозов на уровне 93,7 % [15].

Российский и мировой опыт использования алгоритмов машинного обучения в сельском хозяйстве на сегодняшний день демонстрирует достаточно высокие результаты, которые проявляются в таких областях, как прогнозирование урожайности, мониторинг фитосанитарного состояния и управление ресурсами. В то же время остаются нерешенными проблемы, связанные с обеспечением точности моделей и определением перечня факторов, необходимых для анализа. Отмечается, что последние исследования инженеров, работающих в области сельского хозяйства, направлены на поиск различных вариантов комбинирования алгоритмов машинного обучения с целью повышения точности итоговых результатов.

Сельскохозяйственный сектор Эфиопии характеризуется значительным количеством мелких фермеров, чьи земельные участки обычно не превышают двух гектаров, и крайне малым числом коммерческих хозяйств, на долю которых приходится лишь 1 % всей площади земли. Эти мелкие хозяйства страдают от низкой продуктивности и ограниченного доступа к рынку. Основное направление сельского хозяйства в Эфиопии сосредоточено на самообеспечении, что делает его особенно уязвимым к климатическим изменениям [16]. Климатические шоки представляют собой одну из наиболее серьезных угроз для данного сектора, приводя к изменению погодных условий, что, в свою очередь, оказывает негативное влияние на урожайность и продовольственную безопасность.

Мелкие фермеры сталкиваются с острыми финансовыми проблемами, которые ограничивают их возможности для внедрения улучшений в сельскохозяйственные практики и адаптации к изменениям климата [17]. Низкая производительность сельского хозяйства в странах с низким уровнем развития обусловлена множеством как внутренних, так и внешних факторов. Одной из ключевых проблем является неэффективная работа институциональных структур, в частности, недостаточное развитие расширительных услуг. Очевидно, что модель производства, ориентированная только на самообеспечение, не может существенно повлиять на рост сельских доходов. Для этого необходимо интенсифицировать системы сельскохозяйственного производства и повышать уровень коммерциализации сектора [16].

Фрагментация земельных участков и неопределенность в праве собственности на землю создают дополнительные препятствия для эффективного управления сельским хозяйством [17]. Нехватка пахотных земель и безземелье в Эфиопии достигли беспрецедентного уровня, особенно в высокогорных районах, что ставит под угрозу благосостояние сельского населения, уровень их доходов и доступ к возможностям [18]. Сектор в целом сталкивается с многочисленными проблемами, включая чрезмерное использование земель, интенсивный выпас скота, вырубку лесов, эрозию почвы, нехватку воды, кормов для животных и топлива. Эти факторы зачастую взаимосвязаны, формируя порочный круг бедности, продовольственной нестабильности и деградации природных ресурсов [19].

Существующие традиционные системы земледелия и низкие показатели продуктивности ярко отражают текущее состояние сельского хозяйства в Эфиопии. Это подчеркивает необходимость модернизации и улучшения методов ведения хозяйства, которые должны опираться на создание эффективных, хорошо функционирующих рынков и системы сельскохозяйственного расширения. Стоит отметить, что внедрение алгоритмов машинного обучения в сельскохозяйственные процессы Эфиопии могло бы способствовать решению ряда характерных для страны трудностей с обеспечением продовольствия. На этой основе предлагаются следующие рекомендации по их интеграции.

Для осуществления интеграции предлагается принять меры по созданию инфраструктуры для обработки данных, включая организацию работы платформ, которые позволяют собирать, хранить и анализировать данные о климатических условиях, состоянии почвы, урожайности и здоровье сельскохозяйственных культур. Рекомендуется внедрение алгоритмов машинного обучения, таких как CNN и LSTM, которые позволят реализовать анализ больших данных, полученных из изображений, собранных с помощью беспилотников. Также следует использовать алгоритмы, которые помогут выявить зависимости в контексте состояния почв, устойчивости различных растений и изменений климата, что важно для составления прогнозов урожайности для конкретных регионов. Необходимо применять комбинированные подходы, включая

сочетание алгоритмов RNN и Q-Learning, что позволит повысить точность прогнозов урожайности. Также возможно использование новых комбинаций алгоритмов в зависимости от конкретных целей и разновидностей сельскохозяйственных культур. При их разработке следует учитывать такие показатели, как экологическое состояние, состав почвы, наличие вредителей, колебания температуры и уровень осадков.

Заключение

Интеграция алгоритмов машинного обучения в сельскохозяйственное производство позволяет значительно повысить урожайность, что особенно важно для обеспечения продовольственной безопасности в странах с низким уровнем экономического развития, таких как Эфиопия. Подавляющее большинство фермеров в стране имеет небольшие объемы производства, что обуславливает их ориентацию в первую очередь на самообеспечение. Отсутствие крупного сельскохозяйственного производства в Эфиопии ограничивает развитие сектора в направлении коммерциализации и диверсификации, что негативно сказывается на урожайности, особенно в условиях климатических шоков и изменения климата. Финансовые препятствия мешают мелким фермерам в Эфиопии внедрять прогрессивные сельскохозяйственные технологии. Это приводит к чрезмерному использованию земель, нехватке таких ресурсов, как корма для скота и вода, что, в свою очередь, способствует продовольственной нестабильности и бедности населения.

Внедрение алгоритмов машинного обучения способно существенно помочь в решении сложной продовольственной ситуации, характерной для Эфиопии, благодаря применению технологий точного земледелия. Международный опыт демонстрирует высокую эффективность таких алгоритмов, как CNN, LSTM, RNN и Q-Learning. Эти алгоритмы позволяют прогнозировать и отслеживать проблемы и риски, связанные с неустойчивостью сельскохозяйственных культур к экологическим и погодным условиям в конкретной местности, а также своевременно вносить корректировки в управление процессами. Основными барьерами для внедрения алгоритмов машинного обучения в сельскохозяйственные процессы остаются недостаточное финансирование проектов в сфере сельского хозяйства в развивающихся странах, нехватка массивов данных для машинного обучения, адаптированных под конкретные местности и сельскохозяйственные культуры. Для преодоления этих препятствий необходимо привлекать государственные и международные инвестиции с целью предотвращения продовольственного кризиса, а также разрабатывать модели и базы данных, адаптированные к условиям Эфиопии.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Алехина Е.С. Развитие профессиональных компетенций персонала в сельском хозяйстве и его влияние на повышение качества и производительности. *Вестник науки*. 2023;1(12):32–42.
Alyokhina E.S. Development of professional competencies personnel in agriculture and its impact on increasing quality and performance. *Science Bulletin*. 2023;1(12):32–42. (In Russ.).
2. Русакова К.А. Технологии искусственного интеллекта, машинного обучения и обработки данных в сельском хозяйстве. В сборнике: *Беларусь в современном мире: Материалы XVII Международная научная конференция студентов, магистрантов, аспирантов и молодых ученых: Часть 1, 23–24 мая 2024 года, Гомель, Беларусь*. Гомель: Гомельский государственный технический университет имени П.О. Сухого; 2024. С. 143–146.

- Rusakova K.A. Technologies of AI, Machine Learning and Data Processing in Agriculture. In: *Belarus' v sovremennom mire: Materialy XVII Mezhdunarodnaya nauchnaya konferentsiya studentov, magistrantov, aspirantov i molodykh uchenykh: Part 1, 23–24 May 2024, Gomel, Belarus*. Gomel: Sukhoi State Technical University of Gomel; 2024. pp. 143–146. (In Russ.).
3. Халдурдыева М., Мовламова Л., Тайлакова А., Аннаев М. Влияние цифровизации на эффективность агропромышленного комплекса. *Ceteris Paribus*. 2024;(5):49–52. Haldurdyeva M., Movlamova L., Taylakova A., Annaev M. Impact of digitization on the efficiency of the agricultural industrial complex. *Ceteris Paribus*. 2024;(5):49–52. (In Russ.).
 4. Ронжин А.Л., Савельев А.И. Системы искусственного интеллекта в решении задач цифровизации и роботизации агропромышленного комплекса. *Сельскохозяйственные машины и технологии*. 2022;16(2):22–29. <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2022-16-2-22-29>
Ronzhin A.L., Savel'ev A.I. Artificial Intelligence Systems for Solving Problems of Agro-Industrial Complex Digitalization and Robotization. *Agricultural Machinery and Technologies*. 2022;16(2):22–29. (In Russ.). <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2022-16-2-22-29>
 5. Гончарова Я.В., Панков В.В. Существующие аспекты внедрения машинного обучения в агропромышленных комплексах. В сборнике: *Инновационные технологии и технические средства для АПК, 11–12 ноября 2021 года, Воронеж, Россия*. Воронеж: Воронежский государственный аграрный университет им. Императора Петра I; 2021. С. 223–227.
 6. Кошкарлов А.В. Методы машинного обучения в цифровом сельском хозяйстве: алгоритмы и кейсы. *Международный журнал перспективных исследований*. 2018;8(1):11–26. (На англ.). <https://doi.org/10.12731/2227-930X-2018-1-11-26>
Koshkarov A.V. Machine learning methods in digital agriculture: algorithms and cases. *International Journal of Advanced Studies*. 2018;8(1):11–26. <https://doi.org/10.12731/2227-930X-2018-1-11-26>
 7. Archana S., Kumar P.S. A Survey on Deep Learning Based Crop Yield Prediction. *Nature Environment and Pollution Technology*. 2023;22(2):579–592. <https://doi.org/10.46488/NEPT.2023.v22i02.004>
 8. Benos L., Tagarakis A.C., Dolias G., Berruto R., Kateris D., Bochtis D. Machine Learning in Agriculture: A Comprehensive Updated Review. *Sensors*. 2021;21(11). <https://doi.org/10.3390/s21113758>
 9. Van Klompenburg T., Kassahun A., Catal C. Crop yield prediction using machine learning: A systematic literature review. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020;177. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105709>
 10. Liakos K.G., Busato P., Moshou D., Pearson S., Bochtis D. Machine Learning in Agriculture: A Review. *Sensors*. 2018;18(8). <https://doi.org/10.3390/s18082674>
 11. Meshram V., Patil K., Meshram V., Hanchate D., Ramkteke S.D. Machine learning in agriculture domain: A state-of-art survey. *Artificial Intelligence in the Life Sciences*. 2021;1. <https://doi.org/10.1016/j.ailsci.2021.100010>
 12. Oikonomidis A., Catal C., Kassahun A. Deep learning for crop yield prediction: a systematic literature review. *New Zealand Journal of Crop and Horticultural Science*. 2022;51(1). <https://doi.org/10.1080/01140671.2022.2032213>
 13. Veeragandham S., H S. A Review on the Role of Machine Learning in Agriculture. *Scalable Computing: Practice and Experience*. 2020;21(4):583–589. <https://doi.org/10.12694/scpe.v21i4.1699>

14. Akintuyi O.B. Adaptive AI in precision agriculture: A review: Investigating the use of self-learning algorithms in optimizing farm operations based on real-time data. *Open Access Research Journal of Multidisciplinary Studies*. 2024;07(02):016–030. <https://doi.org/10.53022/oarjms.2024.7.2.0023>
15. Elavarasan D., Durairaj Vincent P.M. Crop Yield Prediction Using Deep Reinforcement Learning Model for Sustainable Agrarian Applications. *IEEE Access*. 2022;8:86886–86901. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2992480>
16. Girma Y., Kuma B. A meta analysis on the effect of agricultural extension on farmers' market participation in Ethiopia. *Journal of Agriculture and Food Research*. 2022;7. <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2021.100253>
17. Zerssa G., Feyssa D., Kim D.-G., Eichler-Löbermann B. Challenges of Smallholder Farming in Ethiopia and Opportunities by Adopting Climate-Smart Agriculture. *Agriculture*. 2021;11(3). <https://doi.org/10.3390/agriculture11030192>
18. Wendimu G.Y., Moral M.T. The challenges and prospects of Ethiopian agriculture. *Cogent Food & Agriculture*. 2021;7(1). <https://doi.org/10.1080/23311932.2021.1923619>
19. Wassie S.B. Natural resource degradation tendencies in Ethiopia: a review. *Environmental Systems Research*. 2020;9. <https://doi.org/10.1186/s40068-020-00194-1>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Мекеча Банчигизе Базезев, аспирантка кафедры автоматизированного проектирования и дизайна института информационных технологий и компьютерных наук, Национальный исследовательский технологический университет МИСИС Москва, Российская Федерация.

e-mail: banwoman@gmail.com

ORCID: [0000-0002-4552-6677](https://orcid.org/0000-0002-4552-6677)

Banchigize B. Mekecha, postgraduate student of the Department of Computer-Aided Engineering and Design, Institute of Information Technologies and Computer Sciences, National University of Science and Technology MISIS, Moscow, the Russian Federation.

Горбатов Александр Вячеславович, доктор технических наук, профессор кафедры автоматизированного проектирования и дизайна института информационных технологий и компьютерных наук, Национальный исследовательский технологический университет МИСИС Москва, Российская Федерация.

e-mail: avgorbatov@mail.ru

ORCID: [0000-0002-5061-4831](https://orcid.org/0000-0002-5061-4831)

Alexander V. Gorbatov, Doctor of Engineering Sciences, Professor of the Department of Computer-Aided Engineering and Design, Institute of Information Technologies and Computer Sciences, National University of Science and Technology MISIS, Moscow, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 10.12.2024; одобрена после рецензирования 10.01.2025; принята к публикации 16.01.2025.

The article was submitted 10.12.2024; approved after reviewing 10.01.2025; accepted for publication 16.01.2025.