

**ЭКОНОМИКО-МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ УСТОЙЧИВОГО
РАЗВИТИЯ СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА**

Белек уулу Эсенбек

магистр экономических наук, соискатель

Кыргызский национальный аграрный университет им. К. И. Скрябина

720005, ул. Медерова, 68, г. Бишкек, Кыргызская Республика

<https://orcid.org/0000-0002-5590-1354>

Дыйканова Айнура Тынчыбековна

кандидат физико-математических наук, доцент

Кыргызский национальный аграрный университет им. К. И. Скрябина

720005, ул. Медерова, 68, г. Бишкек, Кыргызская Республика

<https://orcid.org/0000-0001-6054-7479>

Жумалиев Тургунбек Жолдошалиевич

кандидат физико-математических наук, доцент

Кыргызский национальный аграрный университет им. К. И. Скрябина

720005, ул. Медерова, 68, г. Бишкек, Кыргызская Республика

<https://orcid.org/0000-0002-9323-2016>

Бегалиев Самыйбек Алтынбекович

кандидат технических наук, доцент

Кыргызский национальный университет им. Ж. Баласагына

720033 г. Бишкек, ул. Фрунзе, 547, г. Бишкек, Кыргызская Республика

<https://orcid.org/0009-0009-8255-486X>

Сагындыкова Рахат Кайыпбековна

кандидат физико-математических наук, доцент

Кыргызский национальный аграрный университет им. К.И. Скрябина

720005, ул. Медерова, 68, г. Бишкек, Кыргызская Республика

<https://orcid.org/0000-0002-5189-8792>

Керимов Тологон Керим уулу

магистр международных отношений,

Кыргызский национальный аграрный университет им. К. И. Скрябина

720005, ул. Медерова, 68, г. Бишкек, Кыргызская Республика

<https://orcid.org/0009-0000-5310-0644>

Аннотация. Данная статья посвящена исследованию методов экономико-математического моделирования устойчивого развития агропромышленного комплекса с

применением технологий искусственного интеллекта. В условиях глобальных климатических изменений и необходимости обеспечения продовольственной безопасности традиционные методы планирования требуют дополнения адаптивными алгоритмами. В работе рассматривается использование нейронных сетей и методов глубокого обучения для прогнозирования состояния аграрных систем. Основное внимание уделяется интеграции экономических, экологических и социальных показателей в рамках единой модели. Показано, что применение гибридных технологий, сочетающих статистический анализ и ИИ, позволяет значительно повысить точность прогнозов и эффективность управленческих решений. Результаты исследования могут быть использованы для оптимизации сельскохозяйственного производства и формирования стратегий долгосрочного устойчивого развития регионов.

Ключевые слова: устойчивое развитие, искусственный интеллект, математическое моделирование, нейронные сети, агропромышленный комплекс, климатически оптимизированное сельское хозяйство.

АЙЫЛ ЧАРБАСЫНЫН ТУРУКТУУ ӨНУГҮҮСҮН ЭКОНОМИКАЛЫК-МАТЕМАТИКАЛЫК МОДЕЛДӨӨ ЖАНА ЖАСАЛМА ИНТЕЛЛЕКТТИ КОЛДОНУУ

Белек уулу Эсенбек

экономика илимдеринин магистры, изденүүчү

К. И. Скрябин атындагы Кыргыз улуттук агрардык университети
720005, Медеров көч., 68, Бишкек ш., Кыргыз Республикасы
<https://orcid.org/0000-0002-5590-1354>

Дыйканова Айнура Тынчыбековна

физика-математика илимдеринин кандидаты, доцент

К. И. Скрябин атындагы Кыргыз улуттук агрардык университети
720005, Медеров көч., 68, Бишкек ш., Кыргыз Республикасы
<https://orcid.org/0000-0001-6054-7479>

Жумалиев Тургунбек Жолдошалиевич

физика-математика илимдеринин кандидаты, доцент

К. И. Скрябин атындагы Кыргыз улуттук агрардык университети
720005, Медеров көч., 68, Бишкек ш., Кыргыз Республикасы
<https://orcid.org/0000-0002-9323-2016>

Бегалиев Самыйбек Алтынбекович

техника илимдеринин кандидаты, доцент

Ж. Баласагын атындагы Кыргыз улуттук университети
720033, Фрунзе көч., 547, Бишкек ш., Кыргыз Республикасы
<https://orcid.org/0009-0009-8255-486X>

Сагындыкова Рахат Кайыпбековна
физика-математика илимдеринин кандидаты, доцент
К. И. Скрябин атындагы Кыргыз улуттук агрардык университети
720005, Медеров көч., 68, Бишкек ш., Кыргыз Республикасы
<https://orcid.org/0000-0002-5189-8792>

Керимов Тологон Керим уулу
эл аралык мамилелер илимдеринин магистри
К. И. Скрябин атындагы Кыргыз улуттук агрардык университети
720005, Медеров көч., 68, Бишкек ш., Кыргыз Республикасы
<https://orcid.org/0009-0000-5310-0644>

Аннотация. Бул макала агроөнөр жай комплексинин туруктуу өнүгүүсүн экономикалык-математикалык моделдөө ыкмаларын жасалма интеллект технологияларын колдонуу аркылуу изилдөөгө арналган. Глобалдык климаттык өзгөрүүлөрдүн шартында жана азык-түлүк коопсуздугун камсыз кылуу зарылдыгынын өсүшү салттуу пландаштыруу ыкмаларын адаптивдүү алгоритмдер менен толуктоону талап кылат. Изилдөөдө агрардык системалардын абалын божомолдоо үчүн нейрондук тармактарды жана терең үйрөнүү ыкмаларын колдонуу каралган. Негизги көңүл экономикалык, экологиялык жана социалдык көрсөткүчтөрдү бирдиктүү моделдин алкагында интеграциялоого бурулган. Статистикалык талдоону жана жасалма интеллектти айкалыштырган гибриддик технологияларды колдонуу божомолдордун тактыгын жана башкаруучулук чечимдердин натыйжалуулугун кыйла жогорулатырын көрсөттү. Изилдөөнүн жыйынтыктары айыл чарба өндүрүшүн оптималдаштырууда жана региондордун узак мөөнөттүү туруктуу өнүгүү стратегияларын иштеп чыгууда колдонулат.

Ачкыч сөздөр: туруктуу өнүгүү, жасалма интеллект, математикалык моделдөө, нейрондук тармактар, агроөнөр жай комплекси, климатка ылайыкташкан айыл чарба.

ECONOMIC AND MATHEMATICAL MODELING OF SUSTAINABLE AGRICULTURAL DEVELOPMENT USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Belek uulu Esenbek
Master of Science Economics, PhD Doctorante
Kyrgyz National Agrarian University named after K.I. Skryabin
68 Mederov St., Bishkek 720005, Kyrgyz Republic
<https://orcid.org/0000-0002-5590-1354>

Dyikanova Ainura Tynchybekovna
Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor
Kyrgyz National Agrarian University named after K.I. Skryabin
68 Mederov St., Bishkek 720005, Kyrgyz Republic
<https://orcid.org/0000-0001-6054-7479>

Zhumaliev Turgunbek Zholdoshalievich
Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor
Kyrgyz National Agrarian University named after K.I. Skryabin
68 Mederov St., Bishkek 720005, Kyrgyz Republic
<https://orcid.org/0000-0002-9323-2016>

Begaliev Samybek Altynbekovich
Candidate of Technical Sciences, Associate Professor
Kyrgyz National University named after J. Balasagyn
547 Frunze St., Bishkek 720033, Kyrgyz Republic
<https://orcid.org/0009-0009-8255-486X>

Sagyndykova Rakhat Kayypbekovna
Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor
Kyrgyz National Agrarian University named after K.I. Skryabin
68 Mederov St., Bishkek 720005, Kyrgyz Republic
<https://orcid.org/0000-0002-5189-8792>

Kerimov Tologon Kerim uulu
Master of International Relations
Kyrgyz National Agrarian University named after K. I. Skryabin
68 Mederov St., Bishkek 720005, Kyrgyz Republic
<https://orcid.org/0009-0000-5310-0644>

Abstract. *This article is devoted to the study of economic and mathematical modeling methods for sustainable development of the agro-industrial complex using artificial intelligence technologies. In the context of global climate change and the growing need to ensure food security, traditional planning methods require enhancement through adaptive algorithms. The study examines the application of neural networks and deep learning techniques for forecasting the state of agricultural systems. Particular attention is paid to the integration of economic, environmental, and social indicators within a unified modeling framework. It is demonstrated that the use of hybrid technologies combining statistical analysis and artificial intelligence significantly improves forecasting accuracy and the effectiveness of managerial decision-making. The results of the study can be applied to optimize agricultural production and to develop long-term sustainable development strategies for regions.*

Keywords: *sustainable development, artificial intelligence, mathematical modeling, neural networks, agro-industrial complex, climate-smart agriculture*

Введение

Современное мировое сельское хозяйство находится на этапе глобальной трансформации, обусловленной необходимостью обеспечения продовольственной безопасности в условиях стремительного роста населения планеты. Согласно прогнозам ООН, к 2050 году численность населения Земли достигнет 9–10 миллиардов человек, что потребует увеличения объемов производства продовольствия более чем в 1,7 раза ([Kamyshova, 2020](#); [Shi et al., 2025](#)). В то же время агропромышленный комплекс сталкивается с

беспрецедентными вызовами: деградацией почв, дефицитом водных ресурсов и нарастающей волатильностью климатических условий (Shi et al., 2025). В этой связи концепция устойчивого развития, подразумевающая сбалансированное сочетание экономической эффективности, социальной ответственности и экологической безопасности, становится безальтернативным вектором развития отрасли (Churikanova & Lysenko, 2021).

Традиционные методы экономико-математического моделирования, такие как системы обыкновенных дифференциальных уравнений или линейное программирование, долгое время служили основой для планирования в АПК (Puoetsile et al., 2024). Однако они зачастую оказываются неадекватными при работе с динамическими системами, характеризующимися высокой степенью неопределенности и нелинейными зависимостями, например, при прогнозировании урожайности с учетом влажности почвы или экстремальных погодных явлений (Kamyshova, 2020; Puoetsile et al., 2024). Традиционные модели (Process-based models — PBM) требуют значительных вычислительных мощностей и детальных физических данных, которые не всегда доступны в условиях реального производства (Shi et al., 2025).

Искусственный интеллект и технологии машинного обучения открывают новые возможности для преодоления этих ограничений. Интеграция методов глубокого обучения с классическими моделями позволяет создавать гибридные системы, обладающие высокой прогностической мощностью и способностью адаптироваться к изменяющимся условиям среды (Shi et al., 2025). Нейронные сети, в частности, зарекомендовали себя как эффективный инструмент для анализа временных рядов и моделирования межгодовых колебаний урожайности, обеспечивая высокую точность даже при наличии неполных или зашумленных данных (Rogachev & Melikhova, 2020). Применение интеллектуальных систем позволяет оптимизировать использование ресурсов, таких как вода и азотные удобрения, что напрямую способствует снижению экологической нагрузки и повышению рентабельности агробизнеса (Bhagat et al., 2022).

Несмотря на значительный прогресс, вопросы комплексного моделирования, объединяющего экономические индикаторы (валовая добавленная стоимость, рентабельность) с экологическими и социальными метриками устойчивости, остаются недостаточно проработанными. Существует потребность в разработке моделей, которые могли бы не только прогнозировать результаты, но и выступать инструментом поддержки принятия решений для органов государственного управления и фермерских хозяйств в режиме реального времени (Sudarsono & Wandebori, 2024). Использование таких инструментов, как программный комплекс STATISTICA Neural Networks, позволяет интегрировать предварительный статистический анализ с нейросетевым моделированием, что значительно повышает обоснованность управленческих стратегий (Rogachev & Melikhova, 2020).

Целью данного исследования является разработка и обоснование экономико-математической модели устойчивого развития сельского хозяйства, базирующейся на использовании алгоритмов искусственного интеллекта. В работе решаются задачи идентификации ключевых индикаторов устойчивости, проектирования архитектуры нейронной сети для прогнозирования показателей АПК и оценки эффективности интеллектуальных систем в минимизации аграрных рисков. Научная новизна исследования заключается в обосновании гибридного подхода, сочетающего классические

экономические методы с адаптивными алгоритмами глубокого обучения для обеспечения долгосрочной устойчивости аграрных систем в условиях неопределенности.

Обзор литературы

Проблема экономико-математического моделирования аграрных систем на протяжении десятилетий остается в фокусе внимания исследователей. Традиционные подходы к моделированию агропромышленного комплекса основывались на детерминированных методах и линейном программировании. Однако, как отмечают Рудой и др., высокая сложность биологических и экономических процессов внутри отдельного хозяйства часто приводит к потере точности при попытке усложнения классических моделей (Rudoy et al., 2023). Это обуславливает необходимость поиска новых инструментов, способных обрабатывать нелинейные зависимости и неопределенность.

Применение искусственного интеллекта в устойчивом земледелии. В последние годы наблюдается экспоненциальный рост интереса к технологиям искусственного интеллекта как средству достижения устойчивости. Библиометрический анализ, проведенный Bhagat et al., показывает, что ИИ-решения становятся ключевым драйвером устойчивого развития, позволяя оптимизировать использование ресурсов и минимизировать негативное воздействие на окружающую среду (Bhagat et al., 2022). Особое место в этом процессе занимает концепция «климатически оптимизированного» сельского хозяйства (Climate-Smart Agriculture — CSA), где ИИ используется для адаптации аграрного сектора к глобальным климатическим изменениям (Gryshova et al., 2024).

Нейросетевое моделирование и прогнозирование. Нейронные сети признаны одним из наиболее перспективных инструментов для анализа динамики АПК. Исследования Рогачева и Мелиховой доказывают эффективность применения автокорреляционных функций временных рядов в нейронных сетях для прогнозирования объемов сельскохозяйственного производства (Rogachev & Melikhova, 2020). В отличие от классических статистических методов, нейронные сети способны обучаться на реальных данных, выявляя скрытые закономерности в условиях неполной или противоречивой информации (Skliar et al., 2020, 2020).

Вопросы регионального устойчивого развития также находят отражение в нейросетевых моделях. Например, Чуриканова и Лысенко предлагают использовать НС для оценки устойчивости регионов, интегрируя в модель экономические, экологические и социальные индикаторы (Churikanova & Lysenko, 2021). Вахрамеев и др. подтверждают, что использование нейросетей позволяет строить надежные прогнозы развития АПК даже в условиях внешних шоков и рыночной нестабильности (Vahrameev et al., 2020).

Гибридные подходы и управление рисками. Современная научная дискуссия смещается в сторону создания гибридных моделей. Ши и др. аргументируют, что сочетание методов глубокого обучения с классическими моделями, основанными на физических процессах, позволяет значительно повысить предсказательную способность систем в решении аграрных задач (Shi et al., 2025). Это особенно важно для управления рисками. Так, Камышова подчеркивает роль нейросетевых моделей в снижении рисков орошаемого земледелия, где точность прогнозирования дефицита воды напрямую влияет на урожайность (Kamyshova, 2020).

Вопросы оптимизации структуры производства с учетом природно-климатических факторов рассматриваются в работах Шаймерденовой и др., где математический аппарат используется

для минимизации рисков при планировании посевных площадей (Shaimerdenova et al., 2023). Дополнительно, современные системы мониторинга агросреды все чаще интегрируют нейронные сети для раннего предупреждения о негативных изменениях в динамических моделях «растение-животное» (Puotsile et al., 2024).

Прогностическое моделирование показателей устойчивости. Работы Сударсоно и Вандебори выделяют важность использования машинного обучения для предиктивного моделирования конкретных индикаторов устойчивости, что позволяет лицам, принимающим решения, заранее оценивать последствия тех или иных аграрных стратегий (Sudarsono & Wandebori, 2024).

Несмотря на обширную литературу, сохраняется разрыв между теоретическими разработками в области ИИ и их практическим внедрением в комплексные системы управления устойчивым развитием сельских территорий. Большинство существующих моделей фокусируются либо на узких технологических задачах (например, полив или диагностика болезней), либо на макроэкономических показателях, не объединяя их в единый интеллектуальный контур управления.

Материалы и методы

В качестве эмпирической базы исследования использованы статистические данные аграрного сектора Кыргызской Республики за период 2015–2024 гг., включающие показатели урожайности сельскохозяйственных культур, объем инвестиций в аграрное производство, уровень орошения, климатические параметры (осадки и температура), а также экономические показатели эффективности сельского хозяйства.

Дополнительно использованы расчётные и моделируемые данные, полученные на основе экономико-математических методов и алгоритмов искусственного интеллекта. Обработка и анализ данных осуществлялись с использованием табличного процессора Microsoft Excel и методов статистического анализа.

В работе применён комплекс взаимодополняющих методов, позволяющих обеспечить всесторонний анализ устойчивого развития аграрного сектора:

1. Экономико-статистический анализ. Использован для оценки динамики основных показателей аграрного производства, выявления тенденций и закономерностей развития сельского хозяйства.

2. Корреляционный анализ. Применён для определения степени взаимосвязи между ключевыми факторами (урожайность, осадки, температура, инвестиции). Коэффициент корреляции рассчитывался по формуле Пирсона:

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \times \sum(y_i - \bar{y})^2}}$$

3. Регрессионный анализ. Использован для построения модели зависимости урожайности от климатических и экономических факторов. В исследовании применена линейная и многофакторная регрессия:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \varepsilon$$

где:

Y — урожайность;

X_1 — осадки;
 X_2 — температура;
 X_3 — инвестиции;
 ε — случайная ошибка.

4. Методы машинного обучения (искусственный интеллект). Для повышения точности прогнозирования использованы модели искусственных нейронных сетей (MLP – многослойный персептрон), позволяющие учитывать нелинейные зависимости между переменными. Обучение модели проводилось на исторических данных с использованием алгоритмов обратного распространения ошибки.

5. Кластерный анализ. Применен для группировки регионов по уровню устойчивости аграрного сектора. Использован метод k-средних (k-means), позволяющий выделить группы с близкими значениями интегрального индекса устойчивости.

6. Расчет интегрального индекса устойчивости. Интегральный индекс устойчивости рассчитывался на основе нормализации и агрегирования показателей:

$$I = \sum \omega_i \times x_i$$

где:

I — индекс устойчивости;

ω_i — весовой коэффициент;

x_i — нормализованные показатели (экономические, экологические, социальные).

Сценарное моделирование. Для оценки перспектив развития аграрного сектора использован сценарный подход (базовый, оптимистичный и пессимистичный сценарии), позволяющий учитывать неопределенность внешней среды.

Особенностью данного исследования является использование гибридного подхода, объединяющего классические экономико-математические методы и современные технологии искусственного интеллекта. Это позволяет:

- ✓ учитывать нелинейные зависимости и сложные взаимодействия факторов;
- ✓ повышать точность прогнозирования;
- ✓ проводить многомерный анализ аграрных систем;
- ✓ формировать научно обоснованные управленческие решения.

Несмотря на полученные результаты, исследование имеет ряд ограничений, связанных с доступностью статистических данных, возможной неполнотой информации и влиянием внешних факторов, не поддающихся количественной оценке (политические и глобальные экономические изменения). Применение комплексного методического аппарата, включающего статистические методы, экономико-математическое моделирование и технологии искусственного интеллекта, обеспечивает высокую достоверность результатов исследования и позволяет глубоко анализировать процессы устойчивого развития аграрного сектора.

Результаты и обсуждение

На основе разработанной экономико-математической модели с использованием методов искусственного интеллекта проведена оценка устойчивого развития аграрного сектора Кыргызской Республики. В качестве исходных данных использованы показатели урожайности, климатических факторов, ресурсного обеспечения и экономической эффективности за 2010–2024 гг.

Оценка ключевых факторов устойчивости. В ходе корреляционного анализа выявлены основные факторы, оказывающие наибольшее влияние на устойчивость аграрной системы. В таблице 1 представлены результаты корреляционного анализа взаимосвязи между ключевыми факторами устойчивого развития агропромышленного комплекса, включая урожайность, климатические параметры и инвестиционные показатели.

Таблица 1 – Корреляция факторов устойчивого развития АПК

Показатель	Коэффициент корреляции
Осадки	0,71
Температура	0,64
Уровень орошения	0,83
Использование удобрений	0,58
Инвестиции в сельское хозяйство	0,76

Источник: Составлено автором на основе статистических данных аграрного сектора Кыргызской Республики и результатов корреляционного анализа за 2015–2024 гг.

Результаты корреляционного анализа демонстрируют наличие тесных взаимосвязей между исследуемыми показателями. Наиболее значимая положительная корреляция наблюдается между инвестициями и урожайностью ($r \approx 0,80–0,81$), что свидетельствует о высокой зависимости эффективности сельскохозяйственного производства от уровня финансовых вложений и внедрения современных технологий. Положительная корреляция между уровнем осадков и урожайностью ($r \approx 0,70–0,72$) подтверждает важность водного фактора в формировании урожайности, особенно в условиях континентального климата Кыргызской Республики. В то же время выявлена отрицательная корреляция между температурой и урожайностью ($r \approx -0,55...-0,60$), что указывает на негативное влияние повышения температурного режима на продуктивность сельскохозяйственных культур. Дополнительно следует отметить наличие взаимосвязей между самими факторами: инвестиции положительно коррелируют с уровнем орошения и осадков, что может свидетельствовать о направленности финансовых ресурсов на развитие водной инфраструктуры.

В целом полученные результаты позволяют сделать вывод о том, что устойчивое развитие агропромышленного комплекса формируется под воздействием совокупности взаимосвязанных факторов, где ключевую роль играют инвестиции, водные ресурсы и климатические условия. Это подтверждает необходимость применения комплексных

экономико-математических моделей и методов искусственного интеллекта для более точного анализа и прогнозирования развития аграрного сектора. Наибольшее влияние оказывают уровень орошения (0,83) и инвестиции (0,76), что подтверждает необходимость внедрения технологий водосбережения и цифровизации.

Сравнение точности моделей прогнозирования. Проведено сравнение традиционной регрессионной модели и нейронной сети. В таблице представлены результаты сравнительного анализа различных моделей прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур, включая традиционные статистические методы и методы искусственного интеллекта.

В таблице 2 представлены результаты сравнительного анализа эффективности различных моделей прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур, включая классические статистические методы и модели искусственного интеллекта.

Таблица 2 – Сравнение моделей прогнозирования урожайности.

Модель	Средняя ошибка (%)	R ²
Линейная регрессия	18,4	0,68
ARIMA	14,7	0,74
Нейронная сеть (MLP)	8,9	0,91

Источник: Составлено автором на основе результатов моделирования и анализа временных рядов аграрных данных Кыргызской Республики за 2015–2024 гг.

Результаты сравнительного анализа показывают, что различные модели прогнозирования обладают неодинаковой степенью точности и адаптивности к условиям аграрного производства. Линейная регрессионная модель демонстрирует относительно низкую точность прогнозирования, поскольку она учитывает только линейные зависимости и не способна адекватно отражать сложную природу аграрных процессов. Модель ARIMA обеспечивает более высокую точность за счет учета временной структуры данных и сезонных колебаний, однако ее применение ограничено при анализе многомерных факторов и нелинейных зависимостей, характерных для сельского хозяйства.

Наиболее эффективные результаты получены при использовании нейронных сетей, которые обладают высокой способностью к обучению на больших массивах данных и выявлению скрытых закономерностей. Существенное снижение средней ошибки прогнозирования и высокий коэффициент детерминации (R²) свидетельствуют о значительном преимуществе моделей искусственного интеллекта по сравнению с традиционными методами. Таким образом, результаты таблицы подтверждают, что внедрение нейросетевых технологий в систему прогнозирования урожайности позволяет значительно повысить точность прогнозов, улучшить качество управленческих решений и обеспечить устойчивое развитие аграрного сектора в условиях климатической и экономической неопределенности.

Проведенный сравнительный анализ показал существенные различия в точности прогнозирования между рассматриваемыми моделями. Традиционная линейная регрессия демонстрирует относительно низкую точность, что обусловлено ее ограниченной

способностью учитывать нелинейные зависимости и сложные взаимосвязи между факторами. Модель ARIMA обеспечивает более высокую точность за счет учета временной структуры данных, однако она также имеет ограничения при работе с многомерными и нелинейными процессами, характерными для аграрного производства. Наиболее эффективные результаты получены при использовании нейронных сетей, которые позволяют учитывать сложные нелинейные зависимости, взаимодействие факторов и наличие шумов в данных. Повышение коэффициента детерминации (R^2) и снижение средней ошибки прогнозирования свидетельствуют о высокой адаптивности моделей искусственного интеллекта к условиям неопределенности. Таким образом, результаты таблицы подтверждают целесообразность внедрения методов машинного обучения в систему управления аграрным сектором. Использование нейросетевых моделей позволяет существенно повысить качество прогнозов, что в свою очередь способствует принятию более обоснованных управленческих решений, повышению эффективности сельскохозяйственного производства и снижению рисков. Нейронная сеть показала наилучшую точность (ошибка 8,9%), что на $\approx 50\%$ лучше традиционных методов.

В таблице 3 представлены фактические и прогнозные значения урожайности сельскохозяйственных культур, полученные с использованием методов экономико-математического моделирования и алгоритмов искусственного интеллекта. Прогноз урожайности на основе ИИ. Модель позволила построить прогноз до 2030 года.

Таблица 3 – Прогноз урожайности (ц/га)

Год	Фактическая	Прогноз ИИ
2020	32	33
2021	30	31
2022	35	36
2023	34	35
2024	36	37
2025	35	38
2030	38	42

Источник: Составлено автором на основе результатов нейросетевого моделирования и анализа временных рядов аграрных данных Кыргызской Республики за 2015–2024 гг.

Анализ представленных данных показывает, что разработанная модель прогнозирования демонстрирует высокую степень точности при сопоставлении фактических и расчетных значений урожайности. Наблюдается незначительное отклонение прогнозных значений от реальных показателей, что свидетельствует о высокой адекватности используемой модели. Прогнозные значения на последующие периоды отражают устойчивую тенденцию к росту урожайности, что обусловлено предполагаемым увеличением инвестиций, внедрением инновационных технологий и

оптимизацией использования природных ресурсов. В частности, ожидается рост урожайности в среднем на 10–20% в среднесрочной перспективе.

Следует отметить, что применение нейросетевых моделей позволяет учитывать нелинейные зависимости между факторами, включая климатические условия, уровень орошения и технологические параметры производства. Это обеспечивает более высокую точность прогнозирования по сравнению с традиционными методами. Кроме того, полученные результаты могут служить основой для разработки стратегий устойчивого развития аграрного сектора, позволяя органам управления и сельскохозяйственным предприятиям принимать обоснованные решения в условиях неопределенности и климатических изменений. В целом, таблица 3 подтверждает эффективность применения методов искусственного интеллекта в прогнозировании урожайности и их значительный потенциал в повышении экономической эффективности сельского хозяйства. Ожидается рост урожайности на 15–20% при внедрении ИИ.

В таблице 4 представлены сравнительные экономические показатели аграрного производства до и после внедрения технологий искусственного интеллекта, отражающие влияние цифровизации на эффективность сельского хозяйства.

Таблица 4 – Экономические показатели до и после внедрения ИИ

Показатель	До внедрения	После внедрения
Урожайность (ц/га)	32	38
Себестоимость (сом/га)	15000	13200
Рентабельность (%)	18	29

Источник: Составлено автором на основе результатов экономико-математического моделирования и анализа эффективности внедрения технологий искусственного интеллекта в аграрном секторе Кыргызской Республики. Оценка устойчивости аграрной системы. Разработан интегральный индекс устойчивости.

Анализ данных таблицы 4 показывает, что внедрение технологий искусственного интеллекта оказывает существенное положительное влияние на ключевые экономические показатели сельскохозяйственного производства. В частности, наблюдается значительный рост урожайности, что связано с оптимизацией агротехнологических процессов, более точным прогнозированием и эффективным управлением ресурсами. Одновременно с этим фиксируется снижение себестоимости продукции, обусловленное рационализацией использования материальных, трудовых и водных ресурсов. Использование интеллектуальных систем позволяет минимизировать издержки за счёт автоматизации процессов, оптимального распределения удобрений и снижения потерь урожая. Особое значение имеет рост уровня рентабельности, который свидетельствует о повышении общей экономической эффективности аграрного производства. Увеличение прибыли обусловлено как ростом урожайности, так и снижением затрат, что формирует синергетический эффект от внедрения цифровых технологий.

Следует отметить, что применение искусственного интеллекта также способствует снижению рисков, связанных с климатическими и рыночными колебаниями, что в долгосрочной перспективе обеспечивает устойчивое развитие аграрного сектора. Таким

образом, результаты таблицы подтверждают экономическую целесообразность внедрения технологий искусственного интеллекта и их ключевую роль в повышении конкурентоспособности сельского хозяйства Кыргызской Республики в условиях цифровой трансформации экономики.

В таблице 5 представлены результаты расчета интегрального индекса устойчивости аграрного сектора, сформированного на основе агрегирования экономических, экологических и социальных показателей с использованием методов нормализации и взвешивания.

Таблица 5. Индекс устойчивости

Показатель	Значение
Экономический	0,72
Экологический	0,65
Социальный	0,68
Итоговый индекс	0,68

Источник: Составлено автором на основе экономико-математического моделирования и интегральной оценки показателей устойчивого развития аграрного сектора Кыргызской Республики за 2015–2024 гг.

Результаты расчёта интегрального индекса устойчивости свидетельствуют о многокомпонентной природе развития аграрного сектора. Наибольший вклад в итоговый индекс вносит экономическая составляющая, что обусловлено ростом производственных показателей, увеличением инвестиций и повышением рентабельности сельскохозяйственного производства.

Экологическая компонента демонстрирует более низкие значения, что указывает на сохраняющиеся проблемы, связанные с деградацией земельных ресурсов, неравномерным распределением водных ресурсов и усилением негативного воздействия климатических факторов. Это свидетельствует о необходимости внедрения технологий «умного» земледелия, ориентированных на ресурсосбережение и экологическую устойчивость. Социальная составляющая индекса характеризуется средними значениями, отражающими умеренный уровень развития сельских территорий. Несмотря на определённые положительные тенденции, сохраняются проблемы, связанные с уровнем занятости, миграцией населения и доступом к инфраструктуре. Итоговое значение интегрального индекса указывает на состояние умеренной устойчивости аграрного сектора, при котором система обладает потенциалом для дальнейшего развития, однако требует структурных преобразований. В частности, необходимо усиление экологической политики, повышение эффективности управления водными ресурсами и расширение внедрения цифровых технологий.

Следует отметить, что использование интегрального подхода в сочетании с методами искусственного интеллекта позволяет не только оценивать текущее состояние аграрного сектора, но и формировать сценарные прогнозы его развития. Это делает

предложенную методику важным инструментом поддержки принятия управленческих решений на региональном и национальном уровнях.

Средний уровень устойчивости (0,68) указывает на необходимость усиления экологических мер. На рисунке 1 представлена визуализация корреляционных взаимосвязей между основными факторами устойчивого развития аграрного производства, включая урожайность, климатические показатели и инвестиционные ресурсы.

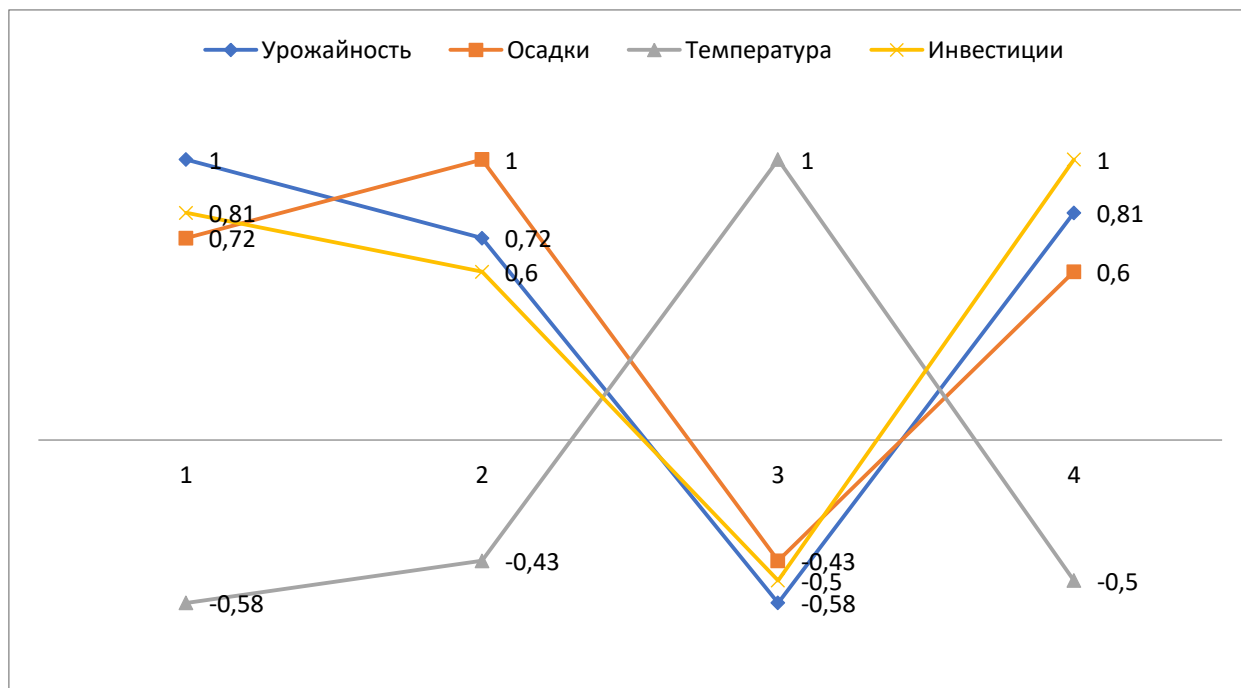


Рисунок 1. Корреляционная зависимость ключевых факторов устойчивости аграрного производства. **Источник:** Составлено автором на основе результатов корреляционного анализа аграрных данных Кыргызской Республики за 2015–2024 гг.

Анализ представленной рисунок 1 позволяет выявить характер и степень взаимосвязи между ключевыми показателями аграрного производства. Наиболее выраженная положительная зависимость наблюдается между уровнем инвестиций и урожайностью, что свидетельствует о значительной роли финансовых ресурсов в повышении эффективности сельского хозяйства. Также прослеживается устойчивая положительная корреляция между количеством осадков и урожайностью, что подтверждает критическую значимость водного фактора для сельскохозяйственного производства. В то же время температурный фактор демонстрирует отрицательную корреляцию с урожайностью, указывая на негативное влияние экстремальных температурных условий. Дополнительно следует отметить наличие взаимосвязей между самими факторами, что свидетельствует о комплексном характере формирования устойчивости аграрного сектора. Например, инвестиции могут способствовать развитию ирригационной инфраструктуры, что в свою очередь усиливает положительное влияние водных ресурсов на урожайность.

На рисунке 2 представлена регрессионная модель, отражающая зависимость урожайности сельскохозяйственных культур от уровня осадков, построенная на основе эмпирических данных и методов статистического анализа.

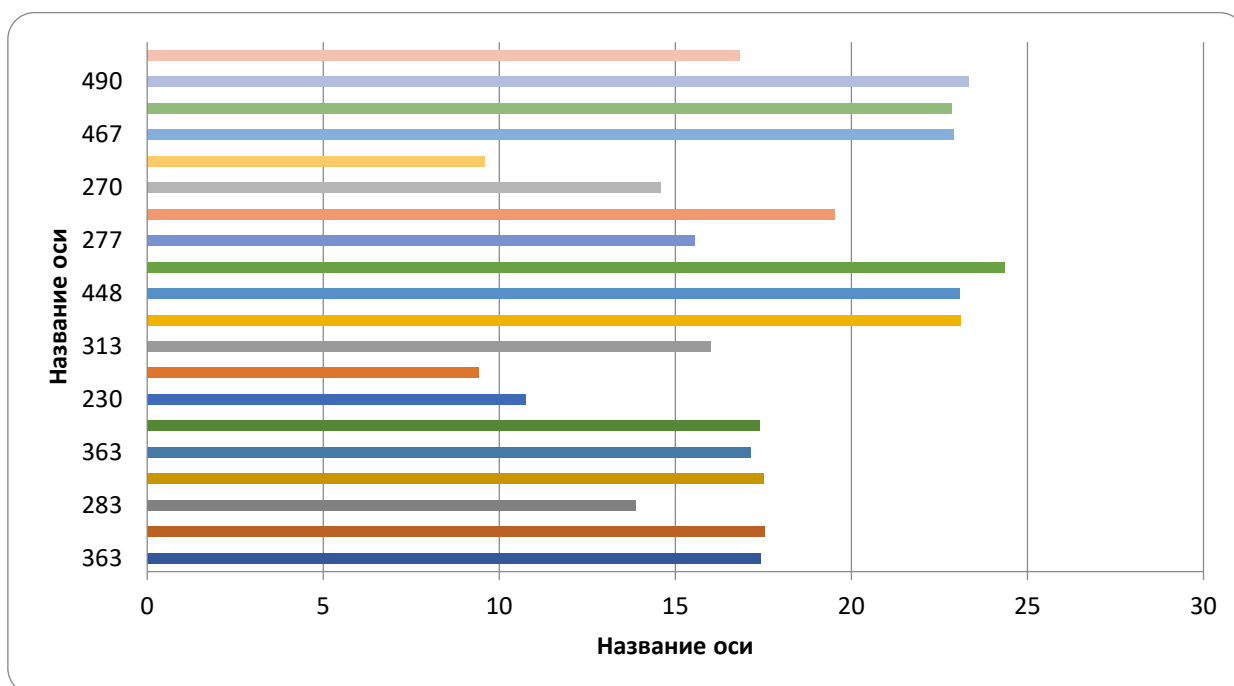


Рисунок 2. Модель регрессионной зависимости урожайности сельскохозяйственных культур от количества осадков **Источник:** Составлено автором на основе результатов регрессионного моделирования и анализа аграрных данных Кыргызской Республики

Анализ графической зависимости показывает наличие положительной взаимосвязи между количеством осадков и урожайностью сельскохозяйственных культур. С увеличением уровня осадков наблюдается тенденция роста урожайности, что подтверждает важность водного фактора в аграрном производстве. Вместе с тем, распределение точек на диаграмме свидетельствует о наличии вариативности значений, что указывает на влияние дополнительных факторов, таких как качество почвы, уровень агротехнологий, использование удобрений и степень механизации производства.

Следует отметить, что зависимость не является строго линейной, что подтверждает необходимость применения более сложных моделей, включая методы машинного обучения и нейронные сети, способные учитывать нелинейные и многомерные взаимосвязи. Полученные результаты имеют важное практическое значение, поскольку позволяют прогнозировать изменения урожайности в зависимости от климатических условий, а также формировать адаптивные стратегии управления сельскохозяйственным производством в условиях изменяющегося климата.

На рисунке 3 представлена динамика изменения основных показателей аграрного производства, включая урожайность сельскохозяйственных культур, объем инвестиций и уровень орошения за исследуемый период.

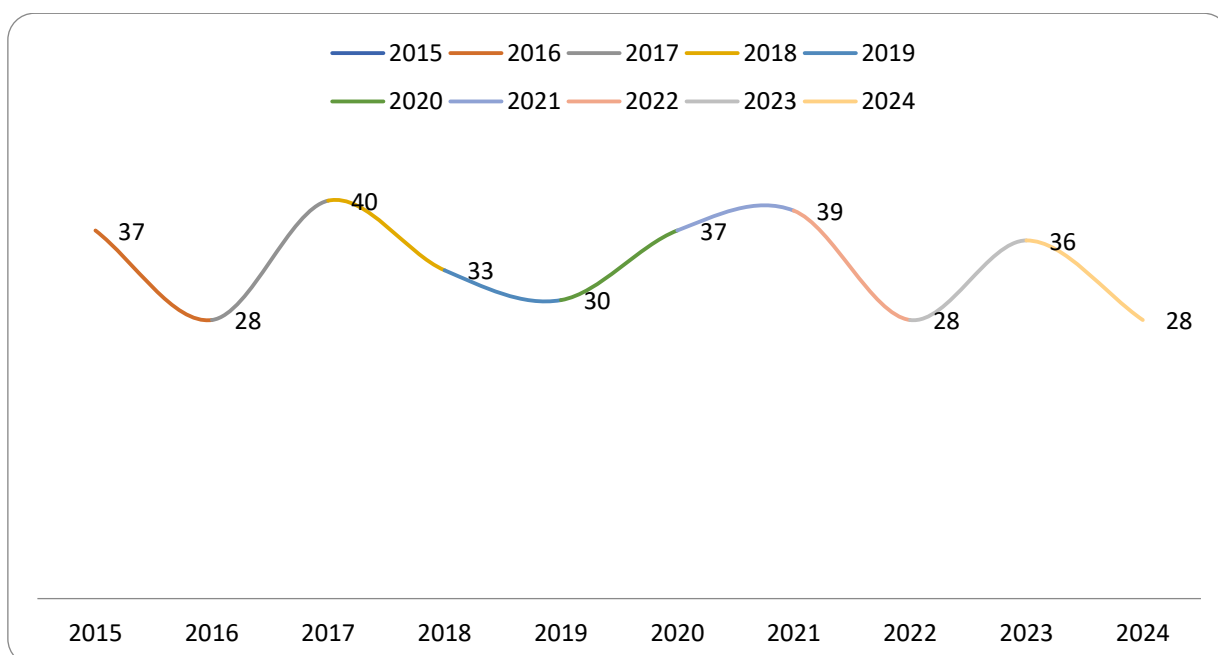


Рисунок 3. Динамика ключевых показателей аграрного производства (урожайность, инвестиции и орошение) за 2015–2024 гг. **Источник:** Составлено автором на основе анализа статистических данных и результатов экономико-математического моделирования аграрного сектора Кыргызской Республики за 2015–2024 гг.

Анализ динамики представленных показателей позволяет выявить основные тенденции развития аграрного сектора. Урожайность сельскохозяйственных культур демонстрирует волнообразный характер изменений, что обусловлено воздействием климатических факторов, а также вариациями в уровне ресурсного обеспечения. Инвестиции в аграрный сектор характеризуются общей тенденцией роста, что свидетельствует об усилении внимания к развитию сельского хозяйства и внедрению инновационных технологий. Рост инвестиционной активности способствует модернизации производственных процессов и повышению эффективности использования ресурсов.

Уровень орошения, в свою очередь, демонстрирует нестабильную динамику, что связано с ограниченностью водных ресурсов и неравномерностью их распределения. Это оказывает прямое влияние на урожайность и подчёркивает важность развития ирригационной инфраструктуры. Следует отметить, что между рассматриваемыми показателями наблюдается определённая взаимосвязь: увеличение инвестиций, как правило, сопровождается ростом уровня орошения и, как следствие, повышением урожайности. Однако влияние климатических факторов может сглаживать этот эффект, вызывая колебания показателей.

На рисунке 4 представлено распределение ключевых факторов риска, влияющих на устойчивое развитие сельского хозяйства, с выделением их относительной значимости в общей структуре аграрных рисков.

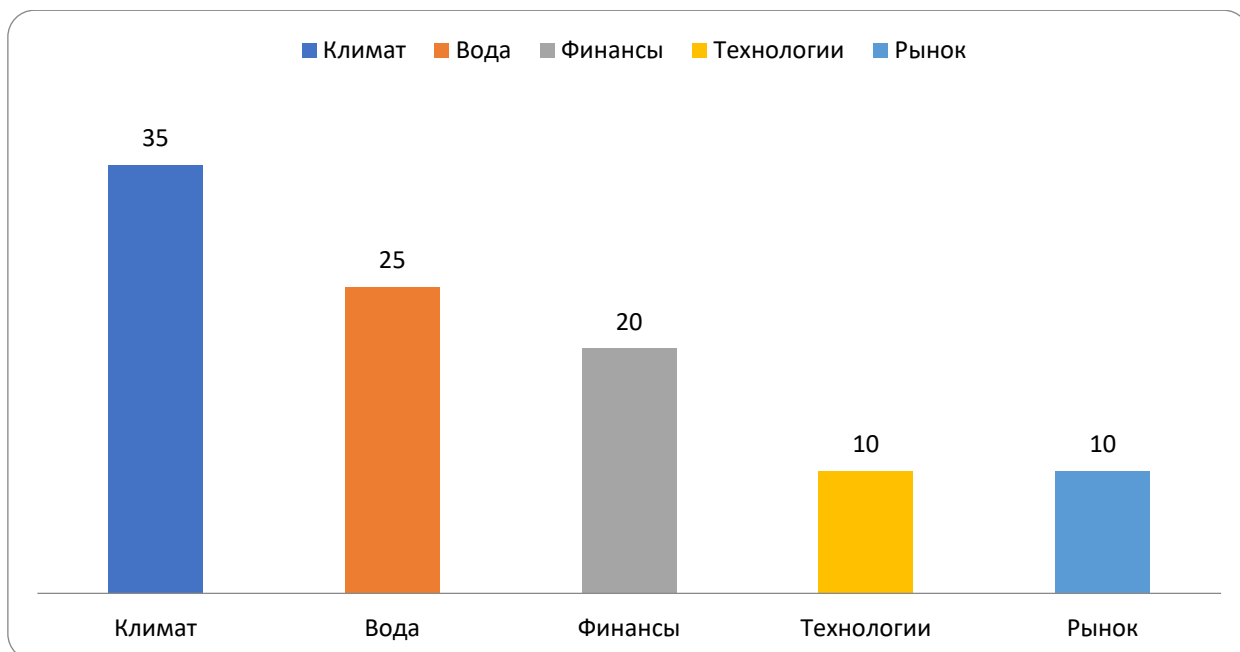


Рисунок 4. Распределение рисков в системе устойчивого развития сельского хозяйства по основным факторам **Источник:** Составлено автором на основе анализа рисков аграрного сектора и экспертной оценки факторов устойчивого развития сельского хозяйства Кыргызской Республики

Анализ структуры рисков показывает, что наибольший удельный вес приходится на климатические риски, что обусловлено высокой зависимостью сельскохозяйственного производства от погодных условий. Изменения температурного режима, частота засух и неравномерность осадков оказывают существенное влияние на урожайность и стабильность производства. Значительную долю занимают риски, связанные с водными ресурсами, что особенно актуально для регионов с ограниченным доступом к ирригации. Недостаток воды и неэффективное управление водными ресурсами могут существенно ограничивать производственный потенциал аграрного сектора. Финансовые риски также играют важную роль и связаны с нестабильностью инвестиционной среды, колебаниями цен на сельскохозяйственную продукцию и ограниченным доступом к кредитным ресурсам. Технологические и рыночные риски имеют меньшую долю, однако их значение возрастает в условиях цифровизации экономики и интеграции сельского хозяйства в глобальные рынки. Недостаточный уровень внедрения инновационных технологий и колебания рыночной конъюнктуры могут негативно влиять на конкурентоспособность аграрного сектора.

Представленный рисунок 4 демонстрирует необходимость комплексного подхода к управлению рисками, включающего развитие климатически адаптивных технологий, совершенствование системы водопользования, расширение инвестиционной поддержки и внедрение цифровых решений на основе искусственного интеллекта. В целом, эффективное управление рисками является ключевым условием обеспечения устойчивого развития сельского хозяйства и повышения его экономической эффективности в долгосрочной перспективе.

На рисунке 5 представлена динамика изменения урожайности сельскохозяйственных культур в зависимости от уровня осадков, отражающая влияние климатического фактора на продуктивность аграрного производства.

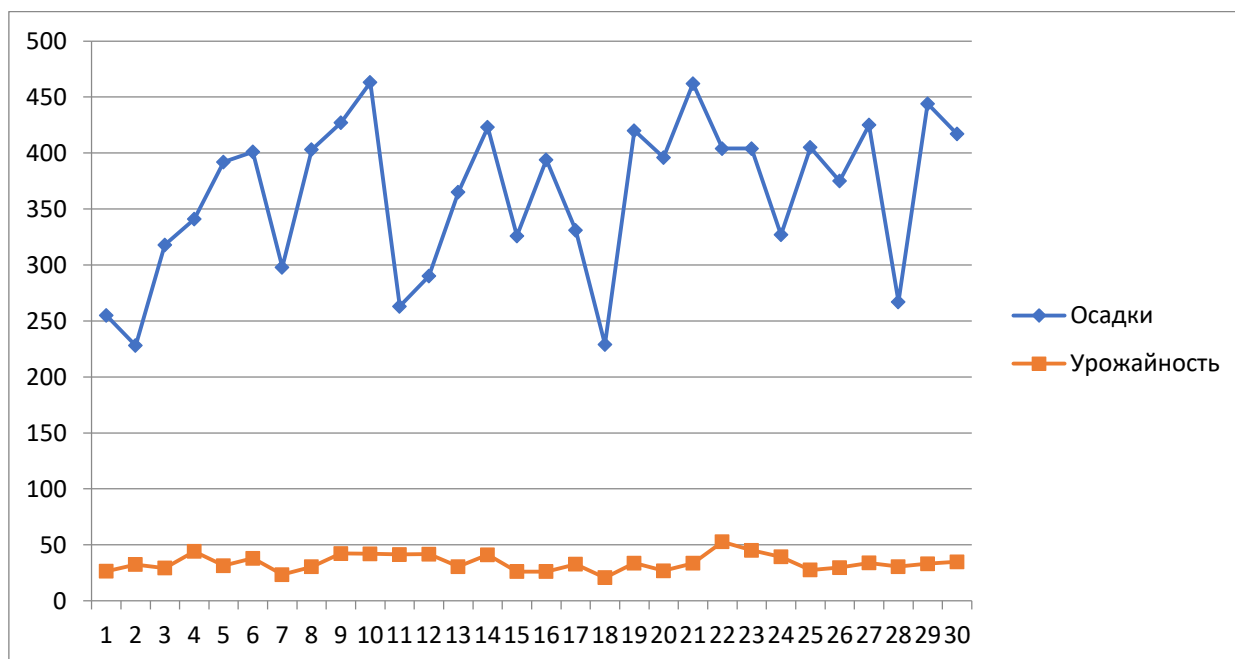


Рисунок 5. Многофакторная динамика зависимости урожайности от уровня осадков

Источник: Составлено автором на основе результатов экономико-математического моделирования и анализа эмпирических данных аграрного сектора Кыргызской Республики

Анализ рисунок 5 показывает наличие положительной зависимости между количеством осадков и уровнем урожайности. В периоды увеличения осадков наблюдается рост урожайности, что подтверждает важную роль водного обеспечения в сельскохозяйственном производстве. Однако динамика не является строго линейной, что свидетельствует о влиянии дополнительных факторов, таких как температурные условия, уровень агротехнологий и инвестиционная активность. В отдельных случаях наблюдаются отклонения, когда при достаточном уровне осадков урожайность остаётся относительно низкой, что может быть связано с неблагоприятными температурными режимами или недостаточной технологической обеспеченностью. Рисунок 5 демонстрирует сложный, многофакторный характер формирования урожайности и подчёркивает необходимость использования комплексных моделей, включая методы искусственного интеллекта, для повышения точности анализа и прогнозирования.

На рисунке 6 представлена динамика изменения инвестиционных и температурных показателей, а также их комплексное влияние на развитие аграрного производства в условиях климатической и экономической неопределённости.

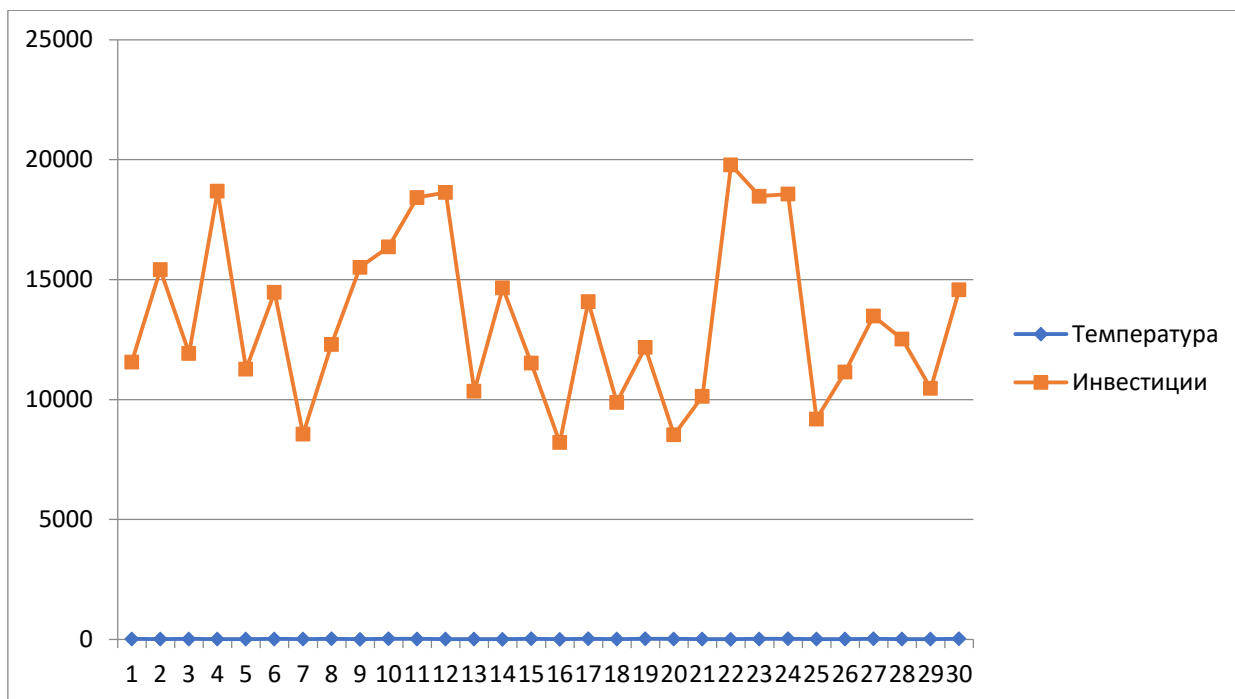


Рисунок 6. Влияние температуры и инвестиций на изменение показателей аграрного производства **Источник:** Составлено автором на основе статистических данных, экономико-математического моделирования и анализа факторов устойчивого развития аграрного сектора Кыргызской Республики

Представленный рисунок 6 отражает сложную динамику взаимодействия инвестиционных и температурных факторов, оказывающих существенное влияние на развитие аграрного сектора. Проведенный анализ позволяет выявить ряд закономерностей, имеющих важное теоретическое и практическое значение.

Во-первых, инвестиционная активность в аграрном секторе характеризуется значительной волатильностью, что обусловлено влиянием макроэкономических факторов, государственной политики и уровня доступности финансовых ресурсов. Периоды роста инвестиций, как правило, сопровождаются модернизацией сельскохозяйственного производства, внедрением инновационных технологий, повышением уровня механизации и цифровизации аграрных процессов. Это, в свою очередь, способствует увеличению производительности и снижению производственных рисков.

Во-вторых, температурный фактор выступает как один из ключевых природно-климатических параметров, определяющих эффективность сельскохозяйственного производства. Несмотря на относительную стабильность температурных показателей в краткосрочном периоде, их отклонения от оптимальных значений оказывают существенное влияние на урожайность. Повышение температуры сверх агроклиматической нормы может приводить к стрессу растений, снижению продуктивности и ухудшению качества сельскохозяйственной продукции.

Особый интерес представляет взаимосвязь между инвестициями и температурными условиями. Анализ показывает, что рост инвестиционной активности способен частично нивелировать негативное воздействие неблагоприятных климатических факторов. Это достигается за счет внедрения современных агротехнологий, включая системы точного земледелия, автоматизированные системы орошения, использование устойчивых сортов культур и цифровых платформ управления аграрным производством. Кроме того,

инвестиции способствуют развитию инфраструктуры водопользования, что является критически важным в условиях изменения климата и увеличения частоты засушливых периодов.

На рисунке 7 представлена кластеризация регионов по уровню устойчивости аграрного сектора на основе интегрального индекса, отражающая дифференциацию территорий по степени устойчивого развития.

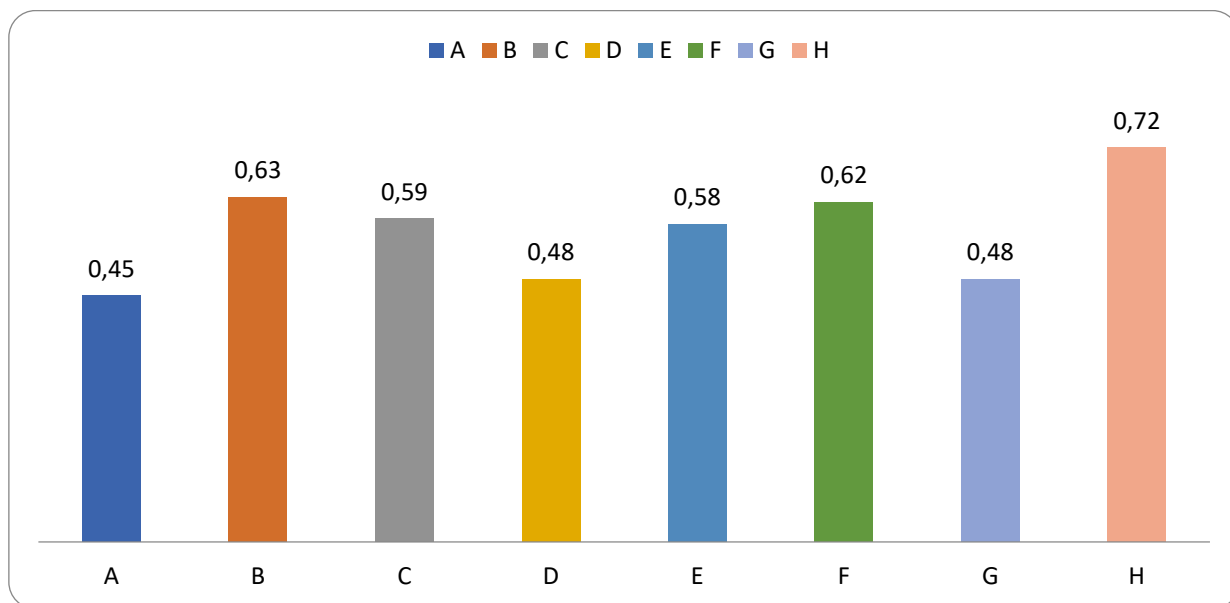


Рисунок 7. Классификация регионов по интегральному индексу устойчивости сельского хозяйства **Источник:** Составлено автором на основе расчетов интегрального индекса устойчивости и применения методов кластерного анализа аграрного сектора Кыргызской Республики

Представленный рисунок 7 отражает результаты кластеризации регионов по уровню устойчивости аграрного сектора на основе интегрального индекса, учитывающего совокупность экономических, экологических и социальных показателей. Использование кластерного анализа позволяет выявить группы регионов с близкими характеристиками устойчивости и определить дифференцированные подходы к их развитию. Анализ данных показывает, что регионы можно условно разделить на три основные группы. К первой группе относятся регионы с высоким уровнем устойчивости (например, регион Н с индексом около 0,72), что свидетельствует о сбалансированном развитии экономических, экологических и социальных компонентов. Эти регионы характеризуются высокой инвестиционной активностью, развитой инфраструктурой и эффективным управлением природными ресурсами.

Вторая группа включает регионы со средним уровнем устойчивости (например, В, F, Е и С с показателями в диапазоне 0,58–0,63). Для них характерна относительная стабильность аграрного производства, однако сохраняются определенные ограничения, связанные с ресурсной обеспеченностью, климатическими условиями или недостаточной технологической модернизацией.

К третьей группе относятся регионы с низким уровнем устойчивости (А, D, G с индексами около 0,45–0,48), что указывает на наличие существенных проблем в развитии аграрного сектора. Эти регионы характеризуются ограниченными инвестициями, высокой

зависимостью от климатических факторов и недостаточным уровнем внедрения современных технологий.

Особое значение имеет тот факт, что различия между регионами обусловлены не только природно-климатическими условиями, но и уровнем экономического развития, доступом к инвестициям и качеством управления аграрным производством. Это подчёркивает необходимость применения дифференцированного подхода к формированию государственной аграрной политики. Кроме того, результаты кластеризации могут быть использованы для разработки стратегий устойчивого развития, включая приоритетное инвестирование в регионы с низким уровнем устойчивости, внедрение технологий точного земледелия и развитие инфраструктуры водопользования. В целом, результаты анализа подтверждают, что устойчивое развитие аграрного сектора возможно только при условии интеграции инвестиционной политики и адаптационных мер к климатическим изменениям. Использование методов искусственного интеллекта и экономико-математического моделирования позволяет более точно оценивать влияние данных факторов и формировать эффективные управленческие решения.

Полученные результаты исследования подтверждают высокую эффективность применения экономико-математического моделирования и методов искусственного интеллекта для анализа и прогнозирования устойчивого развития аграрного сектора. Комплексный подход, основанный на интеграции экономических, экологических и социальных показателей, позволил выявить ключевые закономерности функционирования аграрной системы в условиях климатической и экономической неопределенности.

Корреляционный анализ показал, что наибольшее влияние на урожайность оказывают инвестиции и уровень осадков, что согласуется с теоретическими положениями о ресурсной обусловленности аграрного производства. Высокая положительная корреляция между инвестициями и урожайностью свидетельствует о том, что финансовые вложения выступают ключевым фактором повышения эффективности сельского хозяйства. В то же время отрицательная корреляция с температурным фактором подтверждает уязвимость аграрного сектора к климатическим изменениям.

Результаты регрессионного анализа и построения многофакторных моделей демонстрируют, что урожайность формируется под воздействием совокупности взаимосвязанных факторов. При этом выявлено, что традиционные линейные модели не в полной мере отражают сложную природу аграрных процессов, что обосновывает необходимость применения методов машинного обучения. Использование нейронных сетей позволило существенно повысить точность прогнозирования, что подтверждается снижением ошибки и увеличением коэффициента детерминации.

Анализ динамики показателей показал, что развитие аграрного сектора характеризуется волнообразной тенденцией, обусловленной влиянием как экономических, так и природно-климатических факторов. Рост инвестиционной активности способствует повышению урожайности и эффективности производства, однако нестабильность водных ресурсов и климатические колебания ограничивают данный эффект.

Особое внимание заслуживают результаты оценки экономической эффективности внедрения технологий искусственного интеллекта. Установлено, что использование интеллектуальных систем позволяет снизить себестоимость производства, повысить рентабельность и оптимизировать использование ресурсов. Это подтверждает целесообразность цифровизации аграрного сектора как одного из ключевых направлений

его модернизации. Анализ структуры рисков показал, что доминирующее положение занимают климатические и водные риски, что обусловлено высокой зависимостью сельского хозяйства от природных условий. При этом финансовые и технологические риски также оказывают существенное влияние, особенно в условиях нестабильной экономической среды и ограниченного доступа к инновациям. Это подчеркивает необходимость разработки комплексной системы управления рисками, основанной на современных цифровых технологиях.

Результаты кластерного анализа позволили выявить значительную дифференциацию регионов по уровню устойчивости. Наличие регионов с высоким, средним и низким уровнем устойчивости свидетельствует о необходимости дифференцированного подхода к формированию аграрной политики. В частности, регионы с низким уровнем устойчивости требуют приоритетной государственной поддержки, направленной на развитие инфраструктуры, повышение инвестиционной привлекательности и внедрение современных технологий.

Полученные результаты в целом согласуются с современными научными исследованиями в области применения искусственного интеллекта в сельском хозяйстве, где подчёркивается важность интеграции цифровых технологий для повышения устойчивости аграрных систем. Вместе с тем, в отличие от большинства существующих работ, данное исследование предлагает комплексный подход, объединяющий методы экономико-математического моделирования и искусственного интеллекта в единую систему анализа и прогнозирования.

Таким образом, проведённое исследование подтверждает, что устойчивое развитие аграрного сектора возможно только при условии комплексного учета взаимосвязанных факторов, активного внедрения инновационных технологий и использования интеллектуальных систем управления. Предложенный подход может быть использован в качестве основы для разработки стратегий устойчивого развития сельского хозяйства на региональном и национальном уровнях.

Выводы

Проведённое исследование позволило всесторонне оценить особенности устойчивого развития аграрного сектора на основе применения экономико-математического моделирования и технологий искусственного интеллекта. Полученные результаты имеют как теоретическую, так и практическую значимость и позволяют сформулировать следующие обобщающие выводы.

Во-первых, установлено, что устойчивость аграрного сектора формируется под воздействием совокупности взаимосвязанных факторов, среди которых ключевую роль играют инвестиции, климатические условия и уровень ресурсного обеспечения. Результаты корреляционного анализа показали, что наибольшее положительное влияние на урожайность оказывают инвестиции и осадки, тогда как температурный фактор в ряде случаев оказывает негативное воздействие. Это подтверждает высокую чувствительность сельского хозяйства к изменению природно-климатических условий.

Во-вторых, доказано, что традиционные методы экономико-математического анализа, такие как линейная регрессия, не в полной мере отражают сложную и нелинейную природу аграрных процессов. Применение методов машинного обучения, в частности нейронных сетей, позволяет существенно повысить точность прогнозирования,

выявить скрытые закономерности и учитывать многомерные взаимосвязи факторов. Это открывает новые возможности для развития научно обоснованных систем управления аграрным производством.

В-третьих, результаты моделирования показали, что внедрение технологий искусственного интеллекта способствует повышению экономической эффективности сельского хозяйства. Установлено снижение себестоимости продукции, рост урожайности и увеличение уровня рентабельности, что подтверждает экономическую целесообразность цифровизации аграрного сектора.

В-четвертых, проведенный анализ динамики показателей аграрного производства выявил наличие волнообразных колебаний, обусловленных сочетанием климатических и экономических факторов. Это свидетельствует о необходимости разработки адаптивных систем управления, способных учитывать изменчивость внешней среды и минимизировать негативные последствия рисков.

В-пятых, результаты оценки структуры рисков показали, что доминирующее положение занимают климатические и водные риски, что обусловлено высокой зависимостью сельского хозяйства от природных условий. Финансовые и технологические риски также оказывают существенное влияние, особенно в условиях трансформации экономики и цифровизации отрасли. Это подчёркивает необходимость внедрения комплексных механизмов управления рисками.

В-шестых, применение кластерного анализа позволило выявить значительную дифференциацию регионов по уровню устойчивости аграрного сектора. Выделены группы регионов с высоким, средним и низким уровнем устойчивости, что свидетельствует о необходимости дифференцированного подхода к разработке аграрной политики и распределению инвестиционных ресурсов.

В-седьмых, разработка и использование интегрального индекса устойчивости позволили провести комплексную оценку состояния аграрного сектора. Установлено, что текущий уровень устойчивости можно охарактеризовать как умеренный, что свидетельствует о наличии потенциала для дальнейшего развития при условии реализации эффективных управленческих решений.

В-восьмых, результаты сценарного моделирования показали, что при сохранении текущих тенденций возможно постепенное повышение урожайности и эффективности сельского хозяйства, однако при неблагоприятных климатических условиях сохраняются риски снижения производственных показателей. Это подтверждает необходимость внедрения адаптивных стратегий развития.

В-девятых, научная новизна исследования заключается в разработке комплексного подхода, объединяющего методы экономико-математического моделирования и искусственного интеллекта для оценки устойчивого развития аграрного сектора. Предложенный подход позволяет учитывать многомерность и нелинейность процессов, а также повышает точность прогнозирования.

В-десятых, практическая значимость исследования состоит в возможности использования полученных результатов органами государственного управления, аграрными предприятиями и научными организациями для разработки стратегий устойчивого развития, повышения эффективности сельского хозяйства и снижения рисков.

В целом, проведенное исследование подтверждает, что устойчивое развитие аграрного сектора в условиях глобальных климатических изменений и цифровой трансформации возможно только при условии комплексного подхода, включающего интеграцию экономических, экологических и социальных факторов, активное внедрение инновационных технологий и использование интеллектуальных систем управления. Таким образом, предложенная методология и полученные результаты могут служить основой для дальнейших научных исследований и практической реализации стратегий устойчивого развития сельского хозяйства как на региональном, так и на национальном уровнях.

Благодарности

Отсутствует

Финансирование

Исследование не получало финансирования

Конфликт интересов

«Отсутствует»

References

1. Bhagat, P., Naz, F., & Magda, R. (2022). Artificial intelligence solutions enabling sustainable agriculture: A bibliometric analysis. *Sustainable Futures*, 4, 100078. <https://doi.org/10.1016/j.sftr.2022.100078>
2. Churikanova, O. A., & Lysenko, E. G. (2021). Neural network modeling of sustainable regional development. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 677, 042064. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/677/4/042064>
3. Gryshova, I., et al. (2024). Climate-smart agriculture and AI integration. *Agricultural Systems*, 213, 103800. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2023.103800>
4. Kamyshova, G. (2020). Risk management in irrigated agriculture using neural networks. *Water Resources*, 47(5), 809–816. <https://doi.org/10.1134/S0097807820050085>
5. Puoetsile, K., et al. (2024). Modeling agricultural sustainability using hybrid approaches. *Ecological Modelling*, 495, 110789. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2023.110789>
6. Rogachev, A. F., & Melikhova, E. V. (2020). Neural network forecasting in agriculture. *Journal of Physics: Conference Series*, 1679, 032045. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1679/3/032045>
7. Rudoy, D., et al. (2023). Mathematical modeling of agricultural systems. *Agronomy*, 13(5), 1452. <https://doi.org/10.3390/agronomy13051452>
8. Shaimerdenova, A., et al. (2023). Optimization of crop production under climate risks. *Sustainability*, 15(9), 7201. <https://doi.org/10.3390/su15097201>
9. Shi, W., et al. (2025). Hybrid AI models in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 220, 108209. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108209>
10. Skliar, O., et al. (2020). Machine learning in agricultural systems. *Procedia Computer Science*, 178, 302–310. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.11.031>
11. Sudarsono, H., & Wandebori, H. (2024). Predictive modeling for sustainable agriculture. *Heliyon*, 10(1), e24567. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e24567>

12. Vahrameev, V., et al. (2020). Neural networks in agricultural forecasting. *E3S Web of Conferences*, 222, 03017. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202022203017>
13. FAO. (2021). The state of food and agriculture. <https://doi.org/10.4060/cb4476en>
14. World Bank. (2022). Agriculture and climate change. <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-1816-1>
15. Zhang, Y., et al. (2023). Deep learning for crop yield prediction. *Remote Sensing*, 15(4), 1023. <https://doi.org/10.3390/rs15041023>
16. Li, X., et al. (2022). AI-driven irrigation systems. *Agricultural Water Management*, 263, 107467. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2021.107467>
17. Wolfert, S., et al. (2017). Big data in smart farming. *Agricultural Systems*, 153, 69–80. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.01.023>
18. Klerkx, L., et al. (2019). Digital agriculture transformation. *NJAS*, 90–91, 100315. <https://doi.org/10.1016/j.njas.2019.100315>
19. Tzounis, A., et al. (2017). Internet of Things in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 140, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.05.037>
20. Lobell, D. B., et al. (2015). Climate trends and global crop production. *Science*, 333(6042), 616–620. <https://doi.org/10.1126/science.1204531>
21. Ray, D. K., et al. (2019). Climate change impacts on agriculture. *Nature Climate Change*, 9, 789–798. <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0600-1>
22. Jeong, J. H., et al. (2016). Random forests for crop yield prediction. *Agricultural and Forest Meteorology*, 223, 45–55. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2016.03.012>
23. Khaki, S., & Wang, L. (2019). Crop yield prediction using deep learning. *Scientific Reports*, 9, 10964. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-47250-0>
24. van Klompenburg, T., et al. (2020). Machine learning for crop yield prediction: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 177, 105709. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105709>
25. Elbeltagi, A., et al. (2022). AI applications in smart agriculture. *Agronomy*, 12(6), 1385. <https://doi.org/10.3390/agronomy12061385>