

УДК 338.43:004.8

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОГНОЗИРОВАНИИ УРОЖАЙНОСТИ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ КУЛЬТУР****Т.Г. Гурнович, А.Д. Курбала, Н.М. Гамаюнов, М.В. Бочин**

Кубанский государственный аграрный университет имени И. Т. Трубилина, Краснодар, e-mail: mb613@mail.ru

*Аннотация.* Данная статья посвящена использованию искусственного интеллекта для прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур. Авторы оценивают, как менялась и прогрессировала точность прогнозных моделей с 2021 по 2024 год в пяти ведущих сельскохозяйственных регионах мира. К тому же была проанализирована экономическая выгода от внедрения ИИ-систем не только для крупных агропредприятий, но и небольших фермерских хозяйств. В рассматриваемом исследовании объясняются причины повышения точности прогнозов, например, расширение спутниковых группировок, увеличение частоты съемок, а также объемов данных для обучения различных моделей. Была проведена оценка сокращения потерь урожая от шести видов угроз. Кроме того, сравнивается внедрение ИИ-технологий в различных странах в динамике за 7 лет.

*Ключевые слова:* прогнозирование урожайности, искусственный интеллект, спутниковый мониторинг, цифровизация сельского хозяйства, технологические факторы, климатическая адаптация.

**USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO PREDICT THE YIELD OF AGRICULTURAL CROPS****T.G. Gurnovich, A.D. Kurbala, N.M. Gamayunov, M.V. Bochin**

Kuban State Agrarian University named after I. T. Trubilin, Krasnodar, e-mail: mb613@mail.ru

*Abstract.* This article focuses on the use of artificial intelligence for crop yield forecasting. The authors evaluate how the accuracy of forecast models has changed and improved from 2021 to 2024 in five leading agricultural regions worldwide. Additionally, they analyze the economic benefits of implementing AI systems not only for large agricultural enterprises but also for small farms. The study explains the reasons for the increase in forecast accuracy, such as the expansion of satellite constellations, increased frequency of imagery, and the availability of data for training various models. The assessment of crop loss reduction from six types of threats was carried out. In addition, the implementation of AI technologies in various countries is compared in dynamics over 7 years.

*Keywords:* yield forecasting, artificial intelligence, satellite monitoring, digitalization of agriculture, technological factors, and climate adaptation.

Дата поступления статьи в редакцию: 04.05.2026

Дата принятия статьи в печать: 25.06.2026

**Введение**

Искусственный интеллект (ИИ) не прекращает трансформировать сельское хозяйство, превращая его в высокоточную науку. Современные алгоритмы машинного обучения анализируют обширные массивы данных, в том числе и спутниковые снимки полей за последние пять лет. Нейронные сети способны выявлять сложные и неочевидные взаимосвязи между уровнем влажности почвы и будущим урожаем. Вследствие чего передовые технологии помогают каждому участку земли получить индивидуальный прогноз урожайности.

В отличие от традиционных метеорологических подходов, основанных на усредненных исторических данных, ИИ охватывает тысячи факторов одновременно, не затрачивая при этом особых усилий. Алгоритмы учитывают мельчайшие особенности рельефа, активность почвенных микроорганизмов, а также историю чередования культур. Человеку без помощи ИИ было бы просто невозможно охватить и проанализировать такое количество взаимосвязанных параметров. Тандем метеорологических данных с информацией о предыдущих полевых работах позволяет создать инновационную систему раннего оповещения о потенциальном снижении урожая зерна. Алгоритмы сравнивают текущие характеристики растений, полученные с помощью спектрального анализа, с идеальными показателями здоровых культур. Отклонения выявляются за несколько дней до появления первых видимых признаков заболеваний. Фермеры же получают в режиме реального времени карты для дифференцированного внесения удобрений с точностью до одного метра [4, 5].

Технологии глубокого обучения обрабатывают огромные объемы информации о температуре воздуха, осадках и солнечной активности. Кроме того рекуррентные нейронные сети моделируют влияние засухи на различных этапах роста растений. Система способна прогнозировать не только объем урожая, но и точное содержание белка в культурах. Достоверность прогнозов за три месяца до сбора урожая составляет девяносто процентов [3].

Применение нейросетевых технологий способствует наиболее эффективному переходу сельского хозяйства к гибкой модели управления. Программные решения автоматически определяют оптимальные сроки посева, необходимые нормы удобрений, а также объемы и частота полива. Цифровые инструменты помогают не только сократить излишнее использование ресурсов, но и повысить экологическую устойчивость растениеводства в целом. В условиях неустойчивого климата интеллектуальные системы становятся основополагающим фактором обеспечения продовольственной безопасности.

**Результаты исследования**

Развитие интеллектуальных цифровых платформ формирует совершенно новый подход к управлению аграрным сектором. Искусственный интеллект объединяет данные климатических показателей, спутникового мониторинга, информацию с датчиков и историю обработки полей в единую, четкую аналитическую систему. Такая интеграция позволяет агропредприятиям не только быстрее реагировать на изменения погоды, но и существенно снижать производственные риски. Современные алгоритмы прогнозируют ожидаемую урожайность, а также вероятность возникновения очагов заболеваний, дефицита влаги и снижения плодородия почвы [5].

Для объективной оценки прогресса важно проследить, как менялась точность прогнозов по основным зерновым культурам за последние семь лет. Таблица 1 демонстрирует рост надежности алгоритмов с 2021 по 2024 год в различных агроклиматических зонах мира. Рассматриваемые данные охватывают пять ключевых регионов мирового земледелия, от юга России до бразильского Серрадо [6].

Таблица 1

**Динамика точности прогнозов ИИ по основным культурам, 2021–2024 гг.**

| Показатель                            | 2021 г. | 2022 г. | 2023 г. | 2024 г. | Отклонение 2024 г. от 2021 г. (+/-) |
|---------------------------------------|---------|---------|---------|---------|-------------------------------------|
| Пшеница (Россия, юг), %               | 78,1    | 83,6    | 87,4    | 91,2    | 13,1                                |
| Кукуруза (США, МСЗ), %                | 81,3    | 85,7    | 89,2    | 92,5    | 11,2                                |
| Рис (Индия, дельта Ганга), %          | 72,4    | 77,8    | 83,5    | 88,1    | 15,7                                |
| Соя (Бразилия, Серрадо), %            | 79,6    | 84,1    | 88,3    | 91,7    | 12,1                                |
| Ячмень (Франция, Нормандия), %        | 76,5    | 81,7    | 86,2    | 90,6    | 14,1                                |
| Средняя точность по всем культурам, % | 77,6    | 82,6    | 86,9    | 90,8    | 13,2                                |

Проведя анализ таблицы, видим, что за период с 2021 по 2024 год точность прогнозов в агросекторе продемонстрировала значительный скачок, увеличившись с 77,6% до 90,8%. Это означает прирост в 13,2 процентных пункта за три года, что превосходит прогнозы большинства экспертов отрасли.

Основные достижения по рассматриваемым регионам:

Рис в дельте Ганга. Несмотря на максимальное отклонение в 15,7 %, индийские фермеры в этом регионе демонстрируют внушительную динамику, тем самым сокращая отставание от лидеров [6].

Кукуруза в США сохраняет лидирующие позиции с точностью прогнозов на уровне 92,5%. За тот же четырехлетний период прирост составил всего 11,2%, что можно считать сдержанным, однако объясняется эффектом насыщения при высоких начальных показателях, вследствие чего замедляются темпы дальнейшего роста.

Пшеница на юге России показала впечатляющий рост в 13,1 %, достигнув в 2024 году 91,2 %. Россия теперь входит в тройку лидеров по точности прогнозов, при том, что климатические особенности региона не стали серьезным препятствием для работы алгоритмов.

Ячмень во французской Нормандии отметился самым высоким приростом – 14,1%. Благоприятный умеренный климат региона способствует более эффективному обучению нейросетей, тем самым минимизируя влияние экстремальных погодных условий.

Повышение точности прогнозов напрямую сказывается на финансовых результатах сельскохозяйственных предприятий, однако, выгоды от внедрения интеллектуальных систем распределяются неравномерно. Наиболее крупные агрохолдинги получают большую долю прибыли по сравнению с мелкими фермерами [2].

Таблица 2, представленная ниже, иллюстрирует сравнение экономической эффективности использования интеллектуальных систем в динамике с 2020 по 2024 годы.

Таблица 2

### Эффективность внедрения ИИ на примерах различных хозяйств, 2020–2024 гг.

| Показатель (долл. США на один гектар) | Крупный агрохолдинг, 2020 г. | Крупный агрохолдинг, 2024 г. | Малый фермер, 2020 г. | Малый фермер, 2024 г. | Разница эффекта, 2020 г. к 2024 г. |
|---------------------------------------|------------------------------|------------------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------------------|
| Затраты на удобрения без ИИ           | 218                          | 215                          | 187                   | 185                   | 3                                  |
| Затраты на удобрения с ИИ             | 195                          | 142                          | 172                   | 123                   | 52                                 |
| Экономия на удобрениях                | 23                           | 73                           | 15                    | 62                    | 49                                 |
| Потери урожая от засухи без ИИ        | 412                          | 408                          | 298                   | 295                   | 3                                  |
| Потери урожая с прогнозом ИИ          | 308                          | 187                          | 213                   | 120                   | 67                                 |
| Снижение потерь                       | 104                          | 221                          | 85                    | 175                   | 64                                 |
| Дополнительная чистая прибыль         | 127                          | 294                          | 100                   | 237                   | 113                                |

Проанализировав таблицу 2, можем заключить, что крупный агрохолдинг продемонстрировал значительный рост чистой прибыли с гектара, увеличив ее со 127 до 294 долларов. Небольшие фермерские хозяйства также показали положительную динамику, увеличив свой доход более чем в два раза. При этом разница в абсолютной прибыли между крупными и малыми хозяйствами осталась существенной, составляя 50–60 долларов в пользу холдинга. Агрохолдинг смог сэкономить 221 доллар на гектаре благодаря мерам по защите урожая, в то же время, экономия на удобрениях принесла всего лишь 73 доллара. Таким образом, управление климатическими рисками оказалось ключевым фактором, обеспечивающим окупаемость инвестиций.

Применение искусственного интеллекта (ИИ) позволило сократить расходы на удобрения. К тому же имеет большое значение фактор того, что ИИ не заменяет химическую обработку растений, а лишь оптимизирует ее, тем самым исключая внесение препаратов на участках поля, где растения здоровы. Несмотря на меньший абсолютный прирост, относительная эффективность использования ИИ оказалась выше у малых фермеров. Их дополнительная прибыль увеличилась в 2,37 раза, в то время как у холдинга этот показатель составил 2,31 раза [2].

Без применения ИИ, базовые потери от засухи практически не изменились с 2020 года. У фермеров они достигают 295–298 долларов продукции с одного гектара. К сожалению, технология не устраняет саму угрозу засухи, но предоставляет возможность для незамедлительного принятия упреждающих мер.

Таблица 3 наглядно демонстрирует эволюцию технологических факторов за последние семь лет, основываясь на данных крупнейших мировых агротехнологических проектов.

Таблица 3

Технологические факторы роста точности прогнозов, 2021–2024 гг.

| Показатель                              | 2021 г. | 2022 г. | 2023 г. | 2024 г. | Отклонение 2024г. от 2021г., (+/-) |
|---|---------|---------|---------|---------|------------------------------------|
| Количество спутников, Sentinel+Landsat  | 7       | 8       | 9       | 11      | 4                                  |
| Частота снимков на поле, раз/день       | 0,7     | 1,0     | 1,5     | 2,0     | 1,3                                |
| Число обучающих параметров модели, млн. | 18,3    | 29,6    | 47,2    | 78,5    | 60,2                               |
| Размер обучающей выборки, тыс. полей    | 134     | 210     | 325     | 510     | 376                                |
| Время расчета прогноза, часов           | 27      | 19      | 11      | 5       | -22                                |
| Доля моделей с открытым кодом, %        | 39      | 54      | 68      | 81      | 42                                 |

Рассмотрев таблицу, видим, что количество параметров, на которых обучается модель, увеличилось с 18,3 до 78,5 миллионов. Рост на 60,2 миллиона параметров стал основополагающей причиной повышения точности прогнозов. Сложность нейросетевых моделей в аграрном секторе удваивается примерно каждые полтора года. А прибавление каждого нового поля приносит дополнительную информационную нагрузку о видах почв и микроклимате. Совместный анализ данных тысяч хозяйств оказывается эффективнее, чем использование устаревших отдельных алгоритмов. Время вычисления прогноза уменьшилось с 27 до 5 часов. А также фермеры своевременно получают оповещения о возможных заморозках за 3–4 часа до наступления критической температуры. Такая оперативная работа помогает незамедлительно принять меры — спасти рассаду или включить обогрев. Доля моделей с открытым исходным кодом выросла с 39% до 81%. Платформы Google Earth Engine и Microsoft FarmVibes значительно изменили рынок. Коммерческие организации теперь вынуждены открывать свои разработки для привлечения ведущих специалистов [5].

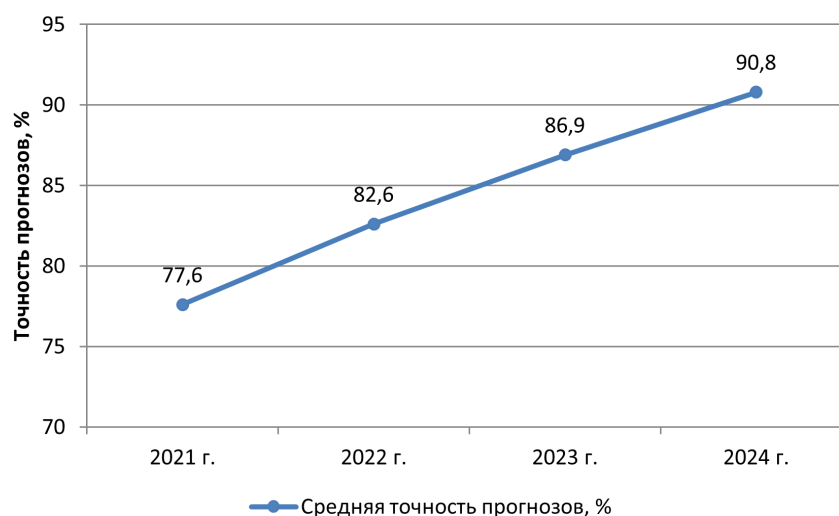


Рис. 1. Динамика точности ИИ-прогнозов урожайности, 2021-2024 гг.

Улучшение точности ИИ-прогнозов в аграрном секторе отчетливо демонстрирует ускоренное внедрение цифровых решений. С 2021 по 2024 год средняя погрешность прогнозов значительно снизилась, а точность возросла более чем на 13 %. К 2024 году интеллектуальные системы достигли такого уровня надежности, при котором можно без опасений опираться на их прогнозы во время разработки долгосрочных стратегий. Кроме того, важно отметить, что эти технологические прорывы должны решать реальные задачи. Одной из первостепенных проблем остаются потери урожая, возникающие в период между прогнозом и уборкой. В таблице 4 представлено, насколько эффективно ИИ справляется с минимизацией этих потерь при различных видах рисков.

Снижение потерь урожая по типам угроз, 2024 год

| Тип угрозы                | Потери без ИИ, % | Потери с ИИ, % | Снижение | Экономический эффект, долл/га |
|---------------------------|------------------|----------------|----------|-------------------------------|
| Почвенная засуха          | 18,4             | 7,2            | 11,2     | 168                           |
| Атмосферная засуха        | 12,7             | 5,8            | 6,9      | 103                           |
| Бактериальные заболевания | 9,3              | 3,1            | 6,2      | 93                            |
| Грибковые инфекции        | 14,8             | 6,4            | 8,4      | 126                           |
| Вредители (насекомые)     | 11,2             | 4,9            | 6,3      | 94                            |
| Сорные растения           | 8,6              | 3,8            | 4,8      | 72                            |
| Итого                     | 75,0             | 31,2           | 43,8     | 656                           |

Сельское хозяйство сталкивается со значительными потерями урожая, достигающими 75 % от потенциального сбора без использования искусственного интеллекта. ИИ кардинально меняет ситуацию, снижая эти потери до 31,2 %, что равнозначно сохранению 43,8 % урожая. Первостепенным источником убытков остается почвенная засуха, вызывающая потери в 18,4 %, однако ИИ способен сократить их до 7,2 %. Экономическая выгода от защиты от засухи, составляющая 168 долларов с гектара, является наиболее значимой среди всех мер. Грибковые заболевания, вторая по величине угроза, приводят к потерям в 14,8%, но благодаря своевременной обработке фунгицидами и прогнозированию влажности, ИИ снижает их до 6,4 %. Меньшее влияние ИИ оказывает на борьбу с вредителями и сорняками: потери от насекомых сокращаются лишь на 6,3%, а от сорняков – на 4,8%. Указывая на необходимость применения вспомогательных, не связанных с ИИ, методов контроля. В целом, ИИ приносит экономический эффект в 656 долларов с гектара, что может сделать убыточные хозяйства прибыльными за один сезон и превзойти годовую прибыль многих мелких ферм. Распространение ИИ-прогнозов в мировом сельском хозяйстве неоднородно, что иллюстрирует следующий график, показывающий процент фермеров, постоянно использующих эти технологии в различных странах.

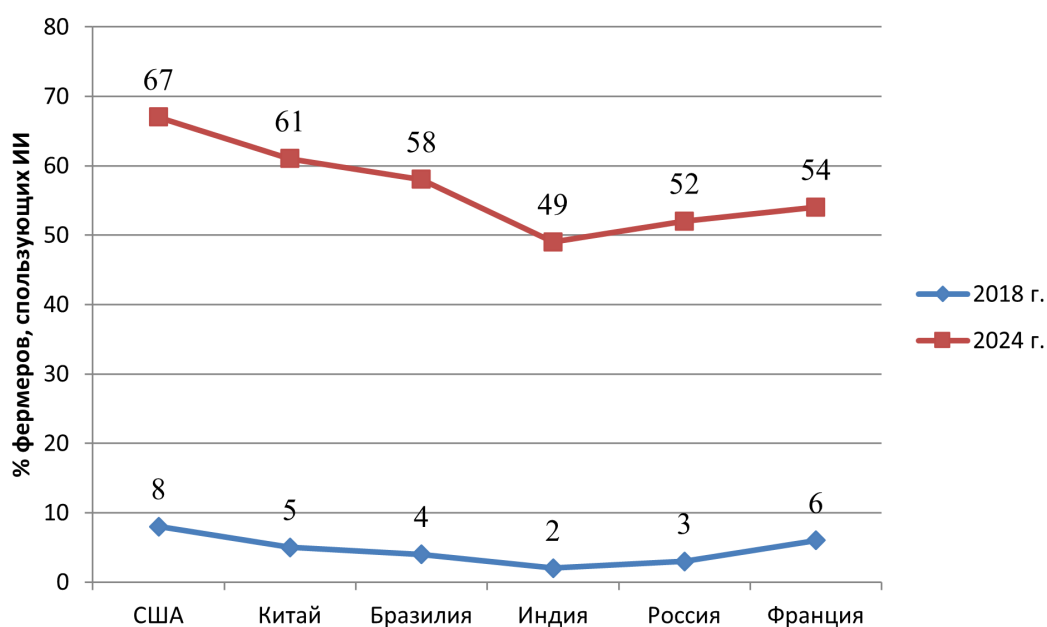


Рис. 2. Доля внедрения ИИ-прогнозов по странам мира, 2018 г. и 2024 г.

США уверенно лидируют, так как в 2024 году 67 % американских фермеров активно используют технологии искусственного интеллекта [1, 2]. Согласно данным графика, Китай занимает второе место с показателем 61 %. Таким образом, две ведущие мировые державы

охватили искусственным интеллектом почти две трети своих сельхозпроизводителей. Россия демонстрирует один из самых впечатляющих результатов: за шесть лет уровень внедрения ИИ в сельском хозяйстве рекордно вырос с 3 % до 52 %. Страна вошла в пятёрку мировых лидеров по темпам цифровизации аграрного сектора, а государственная программа «Цифровое сельское хозяйство» даёт осязаемый практический эффект. Индия совершила настоящий технологический прорыв, поднявшись с 2 % до 49 % внедрения. Главным драйвером стали простые мобильные приложения, работающие даже на бюджетных смартфонах.

### Заключение

Искусственный интеллект превратил прогнозирование урожайности из сомнительного нововведения в точную науку. Современные модели машинного обучения за считанные часы анализируют спутниковые снимки, метеоданные и многолетнюю историю полей.

Технологический прогресс в агросекторе неуклонно растёт благодаря развитию вычислительных мощностей и расширению спутниковых группировок. Сегодня более чем 80 % моделей ИИ имеют открытый код, а время расчёта прогнозов сократилось с 27 до 5 часов. Фермеры получают предупреждения о заморозках в день угрозы, позволяя минимизировать потери.

Без интеллектуальных систем потери урожая достигают 75 % потенциального сбора, а с их помощью снижаются до 31 %. ИИ помогает бороться с традиционными угрозами, но человеческий опыт и локальные знания остаются неотъемлемой частью развития. Лучшие результаты достигаются при совместной работе агрономов и алгоритмов.

Глобальное внедрение ИИ в сельское хозяйство остаётся неравномерным. Если США и Китай охватили более двух третей фермеров, то в Африке этот показатель колеблется в пределах 12–18 %. Отрасль вступает в фазу технологического насыщения. Дальнейший рост точности прогнозов потребует новых спутниковых систем и миллиардных выборок данных. Однако даже сейчас ИИ стал неотъемлемым инструментом повышения устойчивости агропромышленного комплекса. Интеллектуальные платформы не только прогнозируют урожайность, но и формируют комплексные системы управления сельскохозяйственными рисками.

Расширение цифровой инфраструктуры, развитие спутникового мониторинга и увеличение вычислительных мощностей создают наиболее благоприятные условия для дальнейшего роста эффективности аграрного сектора. С каждым днем ИИ становится ещё более интегрированным в сельское хозяйство, помогая фермерам адаптироваться к изменяющимся климатическим условиям и повышать продуктивность земель.

### Литература

1. Гурнович Т.Г., Лягоскина Н.Р., Литвиненко Е.В., Борсковец М.С. Цифровая трансформация сельскохозяйственного производства в России // Естественно-гуманитарные исследования. 2023. № 1 (45). С. 110-116. EDN: IZPMES.
2. Продовольственная и сельскохозяйственная организация Объединённых Наций (ФАО). The State of Food and Agriculture 2023. Using AI for early warning systems in crop production - Rome: FAO Publications, 2024. 210 p.
3. Kamilaris A., Prenafeta-Boldo F.X. Deep learning in agriculture: A survey // Computers and Electronics in Agriculture. 2018. Vol. 147. P. 70-90. DOI: 10.1016/j.compag.2018.02.016 EDN: VFAIQR.
4. Van Klompenburg T., Kassahun A., Catal C. Crop yield prediction using machine learning: A systematic literature review // Computers and Electronics in Agriculture. 2020. Vol. 177. P. 105709. DOI: 10.1016/j.compag.2020.105709 EDN: KYRWYS.
5. Wolanin A., Camps-Valls G., Gymež-Chova L., Mateo-García G., van der Tol C., Zhang Y., Guanter L. Estimating crop primary productivity with Sentinel-2 and Landsat 8 using machine learning methods trained with radiative transfer simulations // Remote Sensing of Environment. 2019. Vol. 225. P. 441-457. DOI: 10.1016/j.rse.2019.02.018 EDN: XUOVAK.
6. Wolanin A., Mateo-García G., Camps-Valls G., Gymež-Chova L., Meroni M., et al. Estimating and understanding crop yields with explainable deep learning in the Indian Wheat Belt // Environmental Research Letters. 2020. Vol. 15. No. 2. P. 024019. DOI: 10.1088/1748-9326/ab68ac EDN: NOEMVJ.