

СОВРЕМЕННЫЕ АСПЕКТЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В АГРОНОМИИ

Турсунов Р. А., Жмаев В. А.

ФГБОУ ВО «Донской государственный технический университет»

г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация

Аннотация. В данной статье рассматриваются актуальные аспекты применения технологий компьютерного зрения и глубокого обучения в современной агрономии и защите растений. На основе анализа исследований систематизированы данные об использовании сверточных нейронных сетей (CNN) для автоматизированной диагностики заболеваний сельскохозяйственных культур, идентификации сорной растительности. Результаты показывают, что использование современных моделей детекции и классификации позволяет достигать точности распознавания свыше 95 %, обеспечивая надежный фундамент для снижения пестицидной нагрузки и оперативного принятия решений в агрономии.

Summary. This article discusses current aspects of the application of computer vision and deep learning technologies in modern agronomy and plant protection. Based on the research analysis, data on the use of convolutional neural networks (CNNs) for automated diagnosis of crop diseases and identification of weeds are systematized. The results show that the use of modern detection and classification models makes it possible to achieve recognition accuracy of over 95 %, providing a reliable foundation for reducing the pesticide burden and prompt decision-making in agronomy.

Ключевые слова: агрономия, земледелие, искусственный интеллект, сверточные нейронные сети, нейросети, компьютерное зрение.

Key words: agronomy, agriculture, artificial intelligence, convolutional neural networks, neural networks, computer vision.

Традиционные методы мониторинга сельскохозяйственных угодий, опирающиеся преимущественно на визуальный осмотр, в современных условиях демонстрируют свою ограниченность: они трудоемки, подвержены влиянию субъективного фактора и зачастую не позволяют выявлять фитосанитарные угрозы на ранних стадиях развития [3]. Внедрение технологий компьютерного зрения, в частности сверточных нейронных сетей (Convolutional Neural Networks, CNN), позволяет вывести на новый уровень диагностику заболеваний растений и контроль фитосанитарных рисков, обеспечивая точность классификации патологий свыше 95 % [4]. Высокая эффективность CNN при анализе изображений, полученных с беспилотных летательных аппаратов и наземных сенсоров, создает фундамент для принятия своевременных и обоснованных агрономических решений непосредственно в полевых условиях.

Наибольшее распространение в задачах современного растениеводства получили модели для классификации изображений, такие как

ResNet, DenseNet, VGG и EfficientNet [2], а также детекторы объектов реального времени семейства YOLO (You Only Look Once). Последние доказали свою высокую эффективность в задачах оперативного мониторинга посевов, идентификации сорной растительности и оценки степени поражения культур [1, 3]. Использование данных архитектур позволяет агрономам автоматизировать процесс распознавания патогенов, что критически важно для своевременного проведения защитных мероприятий и сохранения потенциала урожайности.

Наглядным примером эффективности такого подхода являются исследования в области фитопатологии. В работе [1] рассматривается задача автоматизированного распознавания болезней листьев яблони, включая паршу, мучнистую росу, ржавчину и пятнистость. Для обучения нейросетей использовался датасет из 6000 изображений, дополнительно расширенный с помощью методов аугментации синтетическими данными. Сравнительный анализ моделей семейства YOLO (версии v5, v7 и v8) выявил, что более ранние версии выигрывают в скорости обработки, но модель YOLOv8 продемонстрировала наивысшую точность детекции. При этом наиболее сложной задачей оказалось распознавание пятнистости (средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) – 13,6-14,8 %), тогда как детекция ржавчины достигала рекордной точности с ошибкой всего 6,2 % [1].

Аналогичные успехи достигнуты в диагностике зерновых культур, где компьютерное зрение применяется для классификации поражений пшеницы бурой и стеблевой ржавчиной. Исследования подтвердили преимущество специализированных архитектур – модель DenseNet, обученная с применением методов трансферного обучения, обеспечивает общую точность 91 %, особенно эффективно проявляя себя при классификации здоровых растений и поражений стебля [2]. В то же время архитектура VGGNet зарекомендовала себя как оптимальный инструмент для диагностики состояния листового аппарата с точностью до 89 % [2]. Это позволяет дифференцированно подходить к анализу различных органов растения в зависимости от типа угрозы.

Помимо диагностики заболеваний, критически важной задачей остается контроль засоренности посевов. Для ее решения разрабатываются гибридные программные комплексы, объединяющие преимущества различных типов нейросетей. В работе [3] предложена двухэтапная архитектура: на первом этапе быстродействующая модель YOLO локализует объекты на изображении в режиме реального времени, а на втором – обнаруженные фрагменты передаются в специализированную сверточную сеть для детальной классификации (определение вида сорняка или культуры, выявление признаков болезней). Такое сочетание скорости детектора и точности классификатора позволяет достигать показателей

автоматизированного распознавания сорняков выше 96 %. Это открывает прямую дорогу к интеграции систем компьютерного зрения с робототехникой для реализации технологий точечного удаления нежелательной растительности, минимизируя применение гербицидов [4].

Обобщая опыт применения глубокого обучения, можно отметить, что сверточные нейронные сети являются наиболее перспективным инструментом современной защиты растений. Они позволяют существенно снижать потери урожая за счет раннего обнаружения очагов инфекций и оптимизировать защитные мероприятия. Тем не менее, для широкого практического внедрения данных инноваций в агрономию необходимо решение ряда прикладных задач, включая формирование масштабных региональных библиотек изображений и адаптацию существующих моделей компьютерного зрения к специфическим локальным агроклиматическим условиям [4].

ЛИТЕРАТУРА

1. Кутырев, А. И. Распознавание и классификация болезней листьев яблони на основе анализа их изображений моделями сверточных нейронных сетей (CNN) / А. И. Кутырев // Вестник Ульяновской государственной сельскохозяйственной академии. – 2023. – № 3(63). – С. 215-223. (дата обращения 10.02.2026).
2. Янишевская, Н. А. Применение технологий компьютерного зрения для разработки модели распознавания поражений культурных растений / Н. А. Янишевская, И. П. Болoduрина // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». – 2021. – Т. 21, № 3. – С. 5-13. (дата обращения 09.02.2026).
3. Горбенко, Л. В. Разработка искусственного интеллекта для распознавания сорной растительности и инфекций культурных растений на полях / Л. В. Горбенко, А. Ю. Бондаренко, В. Н. Литвинов // Цифровые технологии и математическое моделирование в науке, образовании и производстве: материалы Всерос. науч.-практ. конф., (Молодежный, 30 окт. 2025 г.). – Молодежный: Изд-во Иркутского ГАУ, 2025. – С. 77-83. (дата обращения 08.02.2026).
4. Гусак, Е. В. Использование сверточного ИИ в агрономии / Е. В. Гусак // Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности. – 2025. – Т. 10, № 9(59). – С. 97-103. (дата обращения 08.02.2026).