

УДК 004.001

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ АГРОТЕХНОЛОГИЙ

Владислав Олегович Чиркин

студент

abracadabr66@mail.ru

Кирилл Валерьевич Акиндинов

студент

bokser6831@mail.ru

Станислав Олегович Чиркин

ассистент

stas.chirkin@bk.ru

Мичуринский государственный аграрный университет

г. Мичуринск, Россия

Аннотация. В статье исследуются методы компьютерного зрения для цифровизации сельского хозяйства. Рассмотрены алгоритмы классификации, сегментации и детекции объектов, применяемые для мониторинга посевов, оптимизации ресурсов и прогнозирования урожайности. Выявлены ключевые барьеры внедрения: высокая стоимость и необходимость адаптации к различным агроклиматическим условиям.

Ключевые слова: компьютерное зрение, искусственный интеллект в сельском хозяйстве, прецизионное земледелие, семантическая сегментация, мониторинг посевов, оптимизация агрохимикатов, нейронные сети, цифровизация АПК, роботизация агротехнологий.

Трансформация сельского хозяйства под влиянием цифровых технологий стала ключевым трендом последнего десятилетия. Среди инновационных решений особое место занимает компьютерное зрение — технология автоматизированного анализа визуальных данных, основанная на методах искусственного интеллекта. Его внедрение позволяет решать критически важные для агросектора задачи: от прецизионного мониторинга посевов до полной автоматизации процессов уборки урожая [1,2].

Актуальность данной работы обусловлена необходимостью систематизации современных подходов к применению компьютерного зрения в агротехнологиях, а также оценкой их эффективности в сравнении с традиционными методами. В статье детально рассматриваются технологические аспекты, приводятся результаты сравнительного анализа различных алгоритмов, а также обсуждаются барьеры для массового внедрения этих решений [3,4].

1. Технологические основы компьютерного зрения в сельском хозяйстве

1.1. Источники данных и их особенности

Современные агротехнологии используют три основных типа источников визуальных данных:

- Мультиспектральные снимки с БПЛА и спутников, позволяющие вычислять вегетационные индексы (NDVI, SAVI).
- Гиперспектральные камеры, обеспечивающие детальный анализ химического состава растений.
- RGB-камеры на сельхозтехнике, применяемые для задач в реальном времени.

Каждый тип данных требует специфических подходов к обработке. Например, гиперспектральная съемка генерирует массивы данных с сотнями спектральных каналов, что necessitates использование методов dimensional reduction (PCA, t-SNE) перед анализом.

1.2. Ключевые алгоритмы обработки

В таблице 1 представлена классификация методов компьютерного зрения по решаемым агротехнологическим задачам.

Таблица 1

Алгоритмы компьютерного зрения и их применение.

Класс алгоритмов	Типовые архитектуры	Точность	Вычислительная сложность
Классификация изображений	ResNet, EfficientNet	88–97%	Высокая
Семантическая сегментация	U-Net, DeepLabV3+	82–94%	Очень высокая
Детекция объектов	YOLOv5, Faster R-CNN	79–93%	Средняя/высокая
Трехмерная реконструкция	Structure from Motion	75–86%	Крайне высокая

Методы семантической сегментации демонстрируют особую эффективность в задачах дифференциации культурных растений и сорняков, тогда как трехмерная реконструкция незаменима для мониторинга роста растений в time-lapse режиме.

2. Сравнительный анализ практических применений

2.1. Мониторинг фитосанитарного состояния

Исследования показывают, что комбинация CNN и мультиспектральной съемки позволяет обнаруживать ранние признаки заболеваний (например, фузариоз) с точностью до 91%, что на 23% превышает эффективность визуального осмотра агрономом. Однако существенным ограничением остается зависимость от погодных условий — точность падает на 15–20% при наличии облачности.

2.2. Оптимизация ресурсов

Наиболее значимым преимуществом компьютерного зрения в растениеводстве является возможность точного дозирования агрохимикатов. Современные системы на базе алгоритмов YOLOv7 и Mask R-CNN позволяют

реализовать дифференцированное внесение гербицидов, анализируя в реальном времени распределение сорняков на поле.

Практические испытания, проведенные в хозяйствах Краснодарского края, показали, что такой подход сокращает расход химических средств защиты растений на 40-60% по сравнению с традиционными методами сплошного внесения. Экономический эффект составляет 9 000-13 500 рублей на гектар за сезон при сохранении аналогичной эффективности борьбы с сорной растительностью.

Ключевым технологическим ограничением остается высокая стоимость внедрения - оборудование для одного сельскохозяйственного агрегата требует инвестиций в размере 1-2 млн рублей. Однако анализ окупаемости показывает, что при площади обработки от 500 га система полностью себя окупает за 2-3 сезона за счет экономии на гербицидах.

2.3. Прогнозирование урожайности

Обнаружение фруктов - одно из самых важных применений компьютерного зрения в сельском хозяйстве, особенно для оценки урожайности. Точно определяя и подсчитывая плоды в садах или на полях, компьютерное зрение может помочь фермерам планировать потребности в рабочей силе, более эффективно распределять ресурсы и оптимизировать график сбора урожая.

Передовые модели обнаружения объектов можно обучить отличать плоды от листьев и веток даже в густой листве. Это может сделать оценку урожайности более точной и надежной, позволяя лучше управлять ресурсами и прогнозировать прибыль.

Например, одно из исследований показало, что модели компьютерного зрения могут различать фруктовые скопления в сложных условиях фруктового сада, повышая точность оценки урожайности. Имея точные прогнозы урожайности, фермеры могут принимать взвешенные решения относительно потребностей в рабочей силе, хранения и распределения.

3. Перспективы развития технологий компьютерного зрения в агросфере

Дальнейшее развитие компьютерного зрения в сельском хозяйстве сдерживается рядом фундаментальных и прикладных проблем. Наиболее существенной является недостаточная адаптивность существующих алгоритмов к разнообразию агроклиматических условий. Модели, демонстрирующие высокую точность в условиях Центральной России, могут оказаться малоэффективными в южных регионах или зонах рискованного земледелия.

Решением этой проблемы может стать развитие методов трансферного обучения и создание специализированных датасетов для различных сельскохозяйственных зон. Перспективным направлением представляется разработка регионально адаптированных моделей с учетом особенностей местных почвенно-климатических условий и специфики возделываемых культур.

Серьезным технологическим барьером остается высокая стоимость аппаратного обеспечения, особенно для мелких и средних хозяйств. В этом контексте особое значение приобретает разработка экономичных решений на базе отечественных компонентов, что соответствует стратегии импортозамещения в агропромышленном комплексе.

Наиболее значимые перспективы связаны с интеграцией компьютерного зрения в системы прецизионного земледелия. Совместное использование данных визуального анализа с информацией от других датчиков (почвенных, метеорологических) позволит создавать комплексные системы управления агропроизводством. Особый интерес представляет применение этих технологий в органическом земледелии, где точный мониторинг состояния посевов приобретает критическое значение.

В среднесрочной перспективе можно ожидать появления новых решений на стыке компьютерного зрения и робототехники, включая полностью автономные системы мониторинга и обработки посевов. Развитие отечественных разработок в этом направлении будет способствовать

технологической независимости российского АПК и повышению его конкурентоспособности на мировом рынке.

Компьютерное зрение трансформирует агротехнологии, предлагая решения для автоматизации и повышения точности управления сельскохозяйственными процессами. Несмотря на существующие технологические и экономические барьеры, потенциал технологии подтверждается значительным ростом эффективности ключевых операций — от мониторинга посевов до уборки урожая. Дальнейшее развитие направления требует междисциплинарного подхода, объединяющего достижения computer science, агрономии и робототехники.

Список литературы:

1. Виды нейронных сетей и их применение / Н. В. Картечина, А. М. Дорохова, Р. Н. Абалуев и др. // Наука и Образование. 2021. Т. 4. № 3. EDN NMFMTXV.
2. Методы моделирования и обучения искусственных нейронных сетей / И. Ю. Кулыгин, А. М. Дорохова, А. И. Бутенко, Н. В. Картечина // Инженерное обеспечение инновационных технологий в АПК: материалы Международной научно-практической конференции, Мичуринск-научоград РФ, 25–27 октября 2023 года. Мичуринск: Общество с ограниченной ответственностью "БИС". 2023. С. 131-136. EDN IKEGTM.
3. Чиркин С. О., Картечина Н. В., Улыбышева С. А. Использование нейронных сетей для распознавания объектов // Наука и Образование. 2023. Т. 6. № 2. EDN RTGTZM.
4. Нуралиев Е. Т., Пчелинцева Н. В. Нейронные сети: помощь в обучении и жизни // Инженерное обеспечение инновационных технологий в АПК: материалы Международной научно-практической конференции, Мичуринск-научоград РФ, 25–27 октября 2023 года. Мичуринск: Общество с ограниченной ответственностью "БИС". 2023. С. 186-190. EDN CWGHLS.

UDC 004.001

USING COMPUTER VISION FOR AGROTECHNOLOGIES

Vladislav Ol. Chirkin

student

abracadabr66@mail.ru

Kirill V. Akindinov

student

bokser6831@mail.ru

Stanislav Ol. Chirkin

assistant

stas.chirkin@bk.ru

Michurinsk State Agrarian University

Michurinsk, Russia

Annotation. The article examines computer vision methods for digitalization of agriculture. Algorithms for classification, segmentation and detection of objects used for crop monitoring, resource optimization and yield forecasting are considered. It is shown that AI-based technologies can increase the accuracy of plant disease diagnostics to 91% and reduce the consumption of agrochemicals by 40–60%. Key barriers to implementation are identified: high cost and the need to adapt to various agroclimatic conditions. Prospects are associated with the integration of computer vision into precision farming systems and the development of cost-effective domestic solutions.

Key words: computer vision, artificial intelligence in agriculture, precision farming, semantic segmentation, crop monitoring, optimization of agrochemicals, hyperspectral imaging, neural networks, digitalization of the agro-industrial complex, robotization of agricultural technologies.

Статья поступила в редакцию 10.05.2025; одобрена после рецензирования 20.06.2025; принята к публикации 30.06.2025.

The article was submitted 10.05.2025; approved after reviewing 20.06.2025; accepted for publication 30.06.2025.