

АНАЛИЗ ТЕХНОЛОГИЙ И МЕТОДОВ ДЛЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ВЫЯВЛЕНИЯ ЗАБОЛЕВАНИЙ РАСТЕНИЙ

Быстрова В. А., Боброва Н. Л.

Кафедра информатики, Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
Минск, Республика Беларусь

E-mail: veronikabystrova94@gmail.com, bobrova@bsuir.by

В работе проведен анализ современных методов и инструментов для разработки интеллектуальных систем обнаружения заболеваний растений с использованием технологий компьютерного зрения. Рассмотрены особенности выбора алгоритмов, типов камер и вариантов размещения моделей, что позволяет определить оптимальные технологические решения для таких систем.

ВВЕДЕНИЕ

ИИ-технологии активно внедряются в сельскохозяйственное хозяйство, формируя основу для перехода отрасли к принципам умного и точного земледелия. Их использование позволяет повысить эффективность мониторинга состояния растений, оптимизировать применение ресурсов и снизить влияние человеческого фактора при принятии агротехнических решений. Сегодня системы на основе искусственного интеллекта применяются на всех уровнях агропроизводства – от конвейерных линий сортировки продукции до автономных роботов и беспилотных дронов, осуществляющих мониторинг состояния посевов.

В данной статье рассматриваются современные подходы к применению технологий искусственного интеллекта в задачах выявления заболеваний растений. Особое внимание уделяется компьютерному зрению – одному из наиболее динамично развивающихся направлений, обеспечивающему автоматическую интерпретацию визуальных данных с изображений растений.

1. Методы компьютерного зрения

Эффективность интеллектуальных систем, основанных на методах компьютерного зрения, во многом определяется корректным выбором методов обработки изображений, стратегий обучения моделей и используемого оборудования. От качества предобработки данных, архитектуры применяемых алгоритмов и параметров съемки напрямую зависят точность, устойчивость и практическая применимость системы в реальных условиях. Разнообразие типов культур, условий освещения и стадий развития болезни требует адаптации моделей и методов к специфике конкретной задачи и среды эксплуатации. Далее будут рассмотрены основные методы компьютерного зрения.

Классификация изображений применяется в системах, где необходимо определить общее состояние растения или тип заболевания на основе одного снимка. С развитием технологий большое распространение получили глубокие сверточные нейронные сети (CNN), такие как VGG16, ResNet50 и InceptionV3. Эти архитектуры способ-

ны автоматически извлекать сложные пространственные и текстурные признаки, что делает их особенно эффективными для диагностики болезней листьев, особенно при использовании методов трансферного обучения – дообучения предобученных моделей на специализированных агроданных. Подход классификации находит применение в мобильных приложениях и стационарных диагностических станциях, где изображение анализируется как единое целое, а также во встроенных и роботизированных системах, предназначенных для автоматического выявления и устранения пораженных растений.

Обнаружение объектов используется в системах, где важно не только определить наличие заболевания, но и локализовать его на изображении. В отличие от простой классификации, данный подход обеспечивает не только идентификацию болезни, но и пространственную привязку поражений, что значительно повышает информативность анализа. Методы семейства R-CNN обеспечивают высокую точность локализации, но требуют значительных вычислительных ресурсов. Для задач, где приоритетом является скорость, применяются модели YOLO и SSD, способные анализировать поток изображений в реальном времени. Например, в одном из исследований была разработана система распознавания заболеваний пшеницы в режиме реального времени на основе модели YOLOv8, интегрированной в платформу БПЛА, что позволило не только локализовать пораженные участки, но и передавать координаты для формирования карт-заданий по обработке полей [1].

Сегментация изображений используется на более детализированном уровне анализа, когда требуется определить точные границы пораженных областей и вычислить процент повреждения листовой поверхности. Для этого применяются архитектуры U-Net, SegNet и DeepLabv3+, обеспечивающие пиксельную классификацию изображения. Более сложные модели, такие как Mask R-CNN, позволяют одновременно выделять несколько различных типов поражений и проводить их раздельный анализ. Этот подход особенно поле-

зен в тепличных комплексах и исследовательских лабораториях, где требуется точная количественная оценка степени болезни, например, для отслеживания динамики лечения или устойчивости сорта к патогену.

II. СРЕДСТВА СЪЕМКИ И РАЗМЕЩЕНИЕ МОДЕЛЕЙ

Наряду с выбором алгоритма, тип используемой камеры играет ключевую роль в построении интеллектуальной системы, поскольку напрямую влияет на структуру входных данных и, следовательно, на архитектуру модели и выбор подходящего набора данных для ее обучения. RGB-камеры являются наиболее распространенным типом сенсоров в агротехнологических системах. Их популярность обусловлена сочетанием низкой стоимости, технологической простоты и совместимости с существующими методами анализа изображений. Они обеспечивают высокое пространственное разрешение и четкое изображение, что позволяет различать мелкие визуальные признаки заболеваний. Однако, несмотря на это, их спектральная ограниченность (диапазон 380–750 нм) влияет на способность обнаружения заболеваний на ранних стадиях, когда внешние проявления еще отсутствуют.

Мультиспектральные камеры регистрируют отражение растений в нескольких спектральных диапазонах, включая инфракрасный и красный край, и позволяют вычислять вегетационные индексы (например, NDVI), которые отражают уровень хлорофилла и здоровье растений [2]. Такие системы применяются на дронах, обеспечивая высокое покрытие поля, но с меньшей детализацией отдельных листьев. Мультиспектральные данные чаще используются для обнаружения стрессов или аномалий на уровне участка, а не для точной диагностики конкретного заболевания.

Гиперспектральные камеры предоставляют еще более богатую спектральную информацию, снимая сотни узких полос, что позволяет анализировать биохимический состав тканей растения. Например, исследование [3] показало, что при раннем заражении капусты грибами выявляются специфические изменения спектрального профиля (в диапазонах 400–520 нм и 700–722 нм) до появления визуально заметных симптомов. Несмотря на высокую информативность, гиперспектральная визуализация имеет ряд ограничений, сдерживающих ее широкое применение в полевых условиях. Эти системы характеризуются высокой стоимостью оборудования, значительными требованиями к вычислительным ресурсам и чувствительностью к внешним условиям съемки, таким как освещенность, влажность и движение растений.

Тип размещения модели также существенно влияет на выбор архитектуры и методов обработки данных. Во встроенных системах, таких как роботы или дроны, модель должна быть компактной, энергоэффективной и способной работать в реальном времени на ограниченных вычислительных ресурсах, что часто предполагает использование облегченных CNN-моделей или YOLO-подобных детекторов. В качестве примера наземного применения в полевых условиях в работе [4] описан роботизированный комплекс для сортофитопроочистки картофеля, который с помощью встроенной модели компьютерного зрения идентифицирует и удаляет зараженные растения в автоматическом режиме. В стационарных диагностических станциях или облачных платформах требования к ресурсам менее критичны, что позволяет применять более тяжелые и точные модели, обеспечивая высокую точность и детальную визуализацию пораженных областей. При этом, встроенные решения чаще ориентированы на немедленные действия, тогда как стационарные системы – на аналитику и прогнозирование.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе рассмотрены современные подходы к применению методов компьютерного зрения для выявления заболеваний растений, а также влияние выбора сенсоров и архитектуры модели на эффективность интеллектуальных агросистем. Для разрабатываемой системы полевого мониторинга оптимальным решением является использование модели YOLO для обнаружения и локализации пораженных участков, совместно с веб-приложением, обрабатывающим данные с RGB-камер. Такой подход обеспечивает оперативную диагностику, визуализацию и передачу результатов агрономам для принятия своевременных решений.

1. Мифтахов, И. Р. Разработка диагностической платформы на базе БПЛА для определения заболеваний растений на основе глубокого обучения: дис. канд. техн. наук: 35.2.004.05 / И. Р. Мифтахов – Уфа, 2025. – 263 с.
2. Radócz, L. Multispectral UAV-Based Disease Identification Using Vegetation Indices for Maize Hybrids / Radócz, L. [et al.] // Agriculture. – 2024. – Vol. 14, iss. 11. – Mode of access: <https://doi.org/10.3390/agriculture14112002>. – Date of access: 23.10.2025.
3. Szechynska-Hebda, M. A. Application of Hyperspectral Imaging for Early Detection of Pathogen-Induced Stress in Cabbage as Case Study / Szechynska-Hebda, M. A. [et al.] // Agronomy. – 2025. – Vol. 15, iss. 7. – Mode of access: <https://doi.org/10.3390/agronomy15071516>. – Date of access: 23.10.2025.
4. Терерин В. С. Обоснование цифровой системы идентификации инфекционных заболеваний и удаления зараженных растений картофеля / Аграрная наука – 2025. –Т. 1, № 6. – С. 148–155.