

ИСТОРИЧЕСКОЕ РАЗВИТИЕ МЕТОДОВ ОБНАРУЖЕНИЯ БОЛЕЗНИ РАСТЕНИЙ

HISTORICAL DEVELOPMENT OF PLANT DISEASE DETECTION METHODS

**M. Gavrish
A. Aleinikov**

Summary. One of the biggest challenges facing humanity is increasing the global productivity of the food industry to feed a growing world population. First of all, this concerns the industrialization of the production of food of plant origin. It should be noted that a significant part of the crop is lost due to pests and diseases. Most diseases (about 80%) are caused by fungi. In world practice, the problem of establishing the type of fungal diseases and its degree of damage at an early stage of diagnosis has not been solved. Microbiological research is a laborious method and takes a lot of time; methods based on the polymerase chain reaction require the organization of special laboratory premises and the availability of highly qualified personnel; methods for analyzing multispectral images obtained from unmanned aerial vehicles and based on neural networks show a good percentage of accuracy in determining the disease, but have certain disadvantages.

Algorithms of an intelligent decision support system are in demand and are of particular interest due to the increased informatization and industrialization of society.

Keywords: plant disease, diagnosis of plant disease, fungal plant disease, methods for determining plant disease.

Гавриш Михаил Константинович
Аспирант, ФГБОУ ВО «Новосибирский
государственный технический университет»
mihail.gavrish@mail.ru

Алейников Александр Федорович
Д.т.н., профессор, ФГБОУ ВО «Новосибирский
государственный технический университет»

Аннотация. Одна из самых больших проблем, стоящих перед человечеством — это увеличение общемировой производительности пищевой промышленности, необходимое для того, чтобы прокормить растущее население мира. В первую очередь это касается индустриализации производства пищи растительного происхождения. Следует заметить, что значительная часть урожая теряется из-за вредителей и болезней. Большинство болезней (около 80%) вызывается грибами. В мировой практике не решена задача установления вида грибных болезней и её степени поражения на ранней стадии диагностики. Микробиологическое исследование является трудоёмким методом и занимает много времени; методы, основанные на полимеразной цепной реакции, требуют организации специальных помещений лаборатории и наличия высококвалифицированного персонала; методы анализа мультиспектрального изображения, полученные с беспилотных летательных аппаратов и основанные на нейронных сетях, показывают хороший процент точности определения болезни, но имеют определенные недостатки.

Алгоритмы интеллектуальной системы поддержки принятия решения востребованы и вызывают особый интерес в силу повышенной информатизации и индустриализации общества.

Ключевые слова: болезнь растений, диагностика болезни растений, грибная болезнь растений, методы определения болезни растений.

Методы обнаружения болезни растений

В мировой практике задача установления вида грибных болезней и её степени поражения на той стадии, когда признаки поражения видны и легко идентифицируются, уже решена. И алгоритмы борьбы с болезнями уже выработаны, в основном они опираются на применение фунгицидов. Но скорость реагирования на признаки болезней может быть низкой из-за неавтоматизированных процессов обнаружения или в условиях нехватки специалистов, способных распознать эти признаки. В случаях, когда обезвреживать действие грибов-патогенов малыми дозами фунгицидов не получается, растение погибает, что несёт определенные убытки. Более того, традиционное интенсивное ис-

пользование фунгицидов необходимо рассматривается как неустойчивое. Например, Европейский союз принял закон против использования многих пестицидов из-за токсичности для здоровья человека и окружающей среды. Эти ограничения в использовании пестицидов, даже если они необходимы для достижения устойчивого производства продуктов питания, представляют собой серьезное нарушение сельскохозяйственной системы, что приведёт к выпуску небезопасной для здоровья людей продукции.

Таким образом, мировое сообщество стремится к переходу от стратегии борьбы с болезнями растений к стратегии раннего обнаружения и предотвращения болезни. Но, как показывает практика, подобные перемены не могут случаться мгновенно. Далее представлен

анализ основных методов (т.е. этапов развития) раннего обнаружения болезни растений.

1.1. Анализ методов определения вида болезни растений, опирающихся на «ручной» анализ

Визуальный анализ симптомов. Простейший метод обнаружения болезни — это визуальный анализ. Данный метод не требует финансовых затрат, в чем выражается его преимущество. Недостатком же является его производительность.

Микроскопический анализ с использованием окрашивания. Метод предполагает изучение пораженной ткани растения, с целью выявления причин поражения. Преимущество метода в более точной идентификации болезни растения. Недостатки заключаются в необходимости оборудования, лабораторного помещения и его производительности.

Микробиологический анализ. Целью использования метода является выделение возбудителя из пораженных тканей на искусственные питательные среды. Трудность метода заключается в выявлении симптомов инфицированных растениях, какие были на исследуемом растении при естественном поражении.

Молекулярный. Метод основан на полиморфизме молекулы ДНК бактерий. Временные промежутки использования данного метода являются его преимуществом, т.к. они составляют 2–3 часа. Чувствительность метода также высока, что повышает и его надежность использования. Трудность использования метода заключается в предварительном изучении разнообразия ДНК ФПБ, а также высокой стоимостью оборудования.

1.2. Анализ методов определения вида болезни растений, опирающихся на компьютерное зрение

Обнаружение, отслеживание и классификация объектов являются преимуществом методов, основанных на компьютерном зрении.

Исследователи работы [4] утверждают, что большинство существующих методов ориентированы на трехмерную реконструкцию проростков или ранних стадий роста. Авторы обращают внимание на то, что более мелкие установки характеризуются архитектурной простотой из-за отсутствия самоокклюзий и вогнутостей, и, следовательно, их реконструкция проще и менее подвержена ошибкам. В отличие от предыдущих исследований, ученые стремятся реконструировать растения на более поздних вегетативных стадиях, чтобы уstra-

нить сложности, возникающие из-за самоокклюзии и пересечения листьев. Авторы отмечают, что Маккормик и др. (2016) выполнили трехмерную реконструкцию растений сорго с использованием глубинных изображений для определения локусов количественных признаков для характеристики архитектуры побегов. Однако процедура требовала ручной транспортировки растений из теплицы к поворотному столу для визуализации, что привело к низкой производительности анализа. Быстрый метод объемного вырезания с высоким разрешением с использованием октодеревы был представлен Шарром и др. (2017) для восстановления всходов рассады кукурузы и банана. Методом проведения реконструкция с использованием пяти растений кукурузы от всходов до стадии 2–8 листьев. Изображения были получены в полуавтоматической системе, которая требовала ручного позиционирования установки на поворотном столе. Саженцы бананов были визуализированы в автоматической системе экранов, однако высота растений была ограничена несколькими сантиметрами. Кроме того, с помощью этого метода были вычислены только три хорошо известных фенотипических признака, то есть объем визуальной оболочки, количество листьев и площадь каждого листа. Метод Гуана и др. (2018) использовали алгоритм пространственной кластеризации на основе плотности для трехмерной реконструкции растительного покрова сои для вычисления фенотипов. Система формирования изображений с несколькими источниками, состоящая из фотонного смесителя-детектора и камеры RGB, использовалась для захвата изображений растений сои, размещенных на расстоянии 80 см, для захвата многокурсовых изображений на открытом воздухе. Также авторы затрагивают метод Ву и др. (2019) использовали извлечение скелета по Лапласу для извлечения скелета трехмерного облака точек растения кукурузы. Он использовал информацию о цвете для оценки фенотипов, например, длины листа, угла наклона листа, длины вершины листа, азимутального угла листа, высоты роста листа и высоты растения.

Ученые представили новый метод под названием 3DPhenoMV для вычисления трехмерных фенотипов растений, основанный на подходе реконструкции воксельной сетки с использованием последовательностей изображений в видимом свете с несколькими проекциями, снятых на автоматизированной высокопроизводительной платформе фенотипирования растений (НТРЗ), где расстояние между горшком и камера значительно больше (5,5 м) по сравнению с современными методами. 3DPhenoMV использует хорошо известную технику пространственного карвинга для реконструкции воксельной сетки и стремится к полностью автоматической реконструкции большого количества растений на поздних стадиях вегетации (с высотой до 2,5 м), не требуя

какого-либо ручного вмешательства на человека. растительная основа. Эта масштабируемость и отсутствие взаимодействия с людьми будут способствовать адаптации метода для крупномасштабного фенотипического исследования, регулируемого генотипами, а также метод может быть применен в исследовании количественной геномной инженерии для выявления локусов, контролирующих вариации в трехмерных фенотипических признаках.

Исследователи в работе [5] представляют собой разработку и анализ прототипа платформы мобильного полевого фенотипирования; авторы использовали уже имеющуюся сельхозтехнику. Эта сельскохозяйственная машина достаточно узкая (около 8 футов в ширину), чтобы перемещаться по дорожкам между участками канолы, не повреждая при сборе данных ни одно растение. Рама была разработана для размещения необходимых датчиков изображения с обеих сторон этого транспортного средства. Кроме того, для измерения высоты полога растений использовались ультразвуковые датчики. Чтобы измерить полноту урожая во время вегетационного периода, подходящим методом является зрение. Инфракрасные термометры использовались для измерения температуры купола. Две камеры RGB были установлены на стреле трактора, и была разработана новая программа получения изображений для автономной съемки каждого участка. Дополнительная обработка изображений этих данных может быть хорошим показателем здоровья или состояния стресса сельскохозяйственных культур. Изображения позволяют анализировать видимые различия между разными участками. Существующие системы RTK-GPS (кинематические системы глобального позиционирования в реальном времени) на сельскохозяйственном транспорте использовались для географической привязки всех собранных данных и каждого участка поля. При использовании системы GPS точность определения местоположения трактора и сельскохозяйственных культур составляет до одного дюйма.

В мировой практике для раннего неинвазивного обнаружения грибных болезней растений используют разнообразные оптические методы. В частности, в настоящее время представляет большой интерес видимое спектральное (400–700 нм) зондирование растений. В данной работе на первом этапе предлагают получать данные со всех спектральных каналов средств космического зондирования для решения комплексной задачи определения групп сорняков, болезней и вредителей, и их классификации, используя вегетационные индексы. При этом предложен подход, основанный на классической теории информации Шеннона. На втором этапе используют байесовскую процедуру классификации последовательным вводом информации каналов зон-

дирования и уточняют виды классов в этих группах. Авторы работы утверждают о высокой эффективности, работоспособности и надежности предлагаемых методов и созданного на их основе программно-технического комплекса.

Авторы работы [6] утверждают, что Изображения, полученные с помощью беспилотных аэрофотоснимков (UAS), обычно предоставляют как оптическую, так и смоделированную информацию о высоте через структуру от движения (SfM), что является потенциально полезным показателем состояния культуры. SfM — это процесс, использующий методы компьютерного зрения и фотограмметрии для восстановления трехмерных сцен из коллекций перекрывающихся фотографий. Обычным подходом многих академических исследований и коммерческих приложений является получение изображений с использованием многоспектральных датчиков и получение радиометрических индексов (таких как NDVI) на попиксельной основе в качестве косвенного показателя силы растительности. Там, где многоспектральный датчик недоступен, другие полагаются на аналогичные индексы на основе RGB или цветовые преобразования с той же целью. Важным моментом в разработке алгоритма обнаружения болезни является тот факт, что разные виды растений подвержены разным видам болезней, а количество возможных болезней культурных растений и вредителей велико и поэтому ученые, предлагая разные алгоритмы систем поддержки принятия решения, уточняют, для каких видов культурных растений они работают. Так, например, в работе [7] демонстрируется мобильная платформа высокопроизводительного фенотипирования растений для мониторинга растений канолы, которая включает программное обеспечение для сбора/визуализации данных и измерительную систему. В работах [8] и [9] представлены методы гиперспектральной визуализации и надежного сопоставления с шаблоном для сахарной свеклы. А в работе [10] анализируются алгоритмы раннего распознавания болезни у пшеницы, риса, дыни и др. Автор работы предлагает алгоритм раннего распознавания болезни у земляники садовой.

Таким образом, можно сказать, что перспективой развития методов раннего обнаружения болезней растений являются методы обработки изображений. Сравнительный анализ методов обработки изображений представлен в следующем разделе.

1.3. Анализ методов определения вида болезни растений, опирающихся на методе исследования изображения

Востребованным направлением раннего обнаружения болезни является обработка изображения.

1.3.1. Метод анализа изображения, опирающийся на сегментацию изображения

Первые работы по автоматическому распознаванию болезней листьев проводились в соответствии с общим рабочим процессом. Захват изображения включает сбор фотографической информации с помощью подходящей камеры. Предварительная обработка изображений выполняется на захваченных изображениях с целью улучшения качества изображения. Примерами процедур, выполняемых на этом этапе, являются изменение размера изображения, фильтрация, преобразование цветового пространства и выравнивание гистограммы. Сегментация часто делится на два этапа. Сначала происходит отделение листа от фона, затем отделение здоровой ткани от пораженной.

Автор исследования [12] описывает применение метода обработки изображений для идентификации болезней растений на разных стадиях. Для сегментации были приняты два варианта: автоматическая сегментация с использованием алгоритма простой линейной итеративной кластеризации или ручная сегментация на основе определяемой пользователем области интереса с последующим уточнением маски с использованием алгоритма Чана-Весе на основе цветового канала насыщенности. Дальнейшая сегментация была проведена для того, чтобы выделить подозрительные области на листе в качестве кандидатов на заболевание (горячие точки) на основе цветовых характеристик и наивного байесовского классификатора, который обнаружил наличие или отсутствие заболевания на дополнительных изображениях. Затем классификатор классифицировал болезнь. Мета-классификатор использовался для вычисления оценки достоверности для конкретного заболевания путем оценки всех определенных вероятностей для областей-кандидатов. Производительность метода оказалась достаточно высока. Кроме того, сообщалось, что использование нормализации постоянства цвета повысило общую точность примерно на 5%. Таким образом, было доказано, что нормализация постоянства цвета может повысить устойчивость системы к изменениям освещенности, возникающим в полевых условиях.

1.3.2. Метод анализа изображения, опирающийся на нейронные сети

В работе [11] авторы использовали набор данных из 300 листьев картофеля с целью разработать классификатор, способного отличить здоровые листья и листья поражены болезнью. Производилась классификация изображений листьев в одну из трех категорий. Система достигла точности 93,7% с пятикратной перекрестной проверкой. Однако исходный набор данных содержит

152 изображения здоровых листьев картофеля и по 1000 изображений для категорий давно пораженных и недавно пораженных.

В исследовании [13] авторы анализировали болезни поражающие люцерну. Точность распознавания 97,64% и 94,74% на обучающей и тестовой выборках соответственно. Более того, было достигнуто уменьшение размерности векторов признаков. Сообщалось о 80% точности распознавания при использовании этих сокращенных векторов признаков.

В [14] авторы использовали методы обработки изображений для диагностики мучнистой росы и ложной мучнистой росы по изображениям листьев винограда (35 и 50 изображений соответственно) и пшеничная полоса ржавчины и ржавчины листьев пшеницы по изображениям листьев пшеницы (по 50 изображений каждое). Классификация болезней листьев проводилась с использованием сети обратного распространения с различными комбинациями характеристик формы, цвета и текстуры, образующими входной вектор признаков. Авторы экспериментировали с семью комбинациями функций, а также с различными архитектурами сети BP и функциями активации. Они сообщили о максимальной точности распознавания более 91% даже после уменьшения размерности вектора признаков.

1.3.3. Метод анализа изображения, опирающийся на нечеткую логику

Авторы работы [15] продемонстрировали метод, объединяющий нечеткую логику и фильтр Калмана. Эффективность данной комбинации заключается в использовании контроллера нечеткой логики, чтобы покрыть недостатки фильтра Калмана. В предлагаемом методе фильтр Калмана используется как основной индикатор, а нечеткая логика используется для решения проблемы дивергенции фильтра Калмана. По результатам моделирования доказано, что предложенный метод более подходит для реализации в реальном времени по сравнению с традиционным алгоритмом фильтра Калмана. Использование нескольких входов вместо контроллера нечеткой логики с одним входом с девятью правилами будет полезно для решения более сложных систем в будущем. Предлагаемый алгоритм может быть использован для отслеживания движущихся объектов из видеопоследовательности путем представления фильма в виде двумерного массива в матричной форме и использования модели пространства состояний движущихся объектов на двумерных изображениях камеры.

Исследователи в работе [16] описывают метод определения заболевания у растений, который ими был разработан. Ученые использовали беспилотные летатель-

ные аппараты, которые вели съемку листьев растений. Авторы используют методы нечеткой логики и нейронные сети для выделения особенностей на изображениях листьев растений, чтобы в дальнейшем классифицировать виды болезней.

Авторы сообщают о том, что для 12 классов изображений было проведено 12000 модельных экспериментов, доля верного классифицирования составила 97%. Ученые исследовали листья эвкалипта и пшеницы. Было отмечено, что для более высокой результативности нужно опираться на совокупность исследований нескольких листов растения, т.к. болезнь обычно проявляется сразу в нескольких областях растения.

Ян и др. в статье [17] описывают разработанную систему захвата/обработки изображений для обнаружения сорняков, а также систему принятия решений с нечеткой логикой для определения того, где и сколько гербицида применять на сельскохозяйственных полях. Авторы утверждают, что в системе использовались коммерчески доступные цифровые фотоаппараты и персональный компьютер. При предварительной обработке использовались методы обработки изображений для классификации и сравнения интенсивностей красного, зеленого и синего (RGB) и для создания двоичной матрицы. Исследователи говорят, что полученная бинарная матрица была использована для вычисления площади зелени для покрытия сорняками и распределения зелени сорняков (пятна сорняков). Авторы сообщают,

что развертывание системы в смоделированной среде показывает снижение использования гербицидов на 15–64%.

Статья Саннаки С. и др. [18] демонстрирует подход к автоматической классификации болезни по листьям растений. Предлагаемая авторами методология направлена на моделирование системы классификации болезней листьев растений. Для экспериментов рассматриваются листья граната. Исследователи разделили систему на следующие этапы: получение изображения, предварительная обработка изображения, сегментация цветного изображения, расчет необходимых параметров, оценка заболевания с помощью нечеткой логики.

Саннаки С. и др. в своей работе описывают разработанное ими программное обеспечение. Демонстрируют интерфейс на примере пораженного болезнью листа. Авторы уверены, что полученные точные значения процента инфицированности и степени заболевания, позволят дать рекомендации по надлежащему лечению.

Заключение

Рассмотрены исторические этапы развития раннего обнаружения болезни растений. Выявлено перспективное направление развития данного вопроса, заключающееся в переходе к машинному зрению и обработки изображений методами нейронных сетей и нечеткой логики.

ЛИТЕРАТУРА

1. Smartphone-enabled rapid detection of plant diseases // *International sugar journal*. 2019, Vol. 121(1449). P. 656. WOS:000485085600025
2. Alejnikov A.F., Cheshkova A.F., Mineev V.V. Choice of impedance parameter of strawberry tissue for detection of fungal diseases [Text] // *AGRITTECH-III — 2020: III International Conference on Agribusiness, Environmental Engineering and Biotechnologies // IOP Conference Serie: Earth and Environmental Science*. 2020, Vol. 548: 032005 DOI:10.1088/1755-1315/548/3/032005
3. Евсюков Н.А. Цифровой прибор для контроля болезней растений [Текст] / Н.А. Евсюков, Ю.Г. Соколов // *Защита и карантин растений* — 2010 — № 10 — С. 40–41
4. Das Choudhury S. Leveraging Image Analysis to Compute 3D Plant Phenotypes Based on Voxel-Grid Plant Reconstruction. [Text] / *Frontiers in Plant Science*, 2019, DOI: 10.3389/fpls.2020.521431
5. Bayati M. A Mobile Robotic Platform for Crop Monitoring [Text] / M. Bayati and R. Fotouhi // *Advances in Robotics*, 2018, DOI: 10.4172/2168-9695.1000186
6. Robb C. Semi-Automated Field Plot Segmentation From UAS Imagery for Experimental Agriculture [Text] / *Frontiers in Plant Science*, 2019, DOI: 10.3389/fpls.2020.591886
7. Se In Baek A similarity-based software recommendation method reflecting user requirements // *Se In Baek, Yang-Eui Song, and Yong Kyu Lee / International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems / Vol. 20, No. 3, September 2020, pp. 201–210 DOI: http://doi.org/10.5391/IJFIS.2020.20.3.201*
8. Mahlein A.K. Hyperspectral imaging for small-scale analysis of symptoms caused by different sugar beet diseases [Text] / Mahlein A.K., Steiner U., Hillnhütter C., Dehne H.W., Oerke E.C. // *Plant Methods*. — 2012. — N8 (1). — P. 3.
9. Rong Z. Disease detection of Cercospora Leaf Spot in sugar beet by robust template matching [Text] / Rong Zhou, Shun'chi Kaneko, Fumio Tanaka // *Computers and Electronics in Agriculture*. — 2014. — Vol. 108. — P. 58–70.
10. Lawrence C.N. Recent advances in image processing techniques for automated leaf pest and disease recognition — A review [Text] / Lawrence C. Ngugi, Moataz Abelwahab, Mohammed Abo-Zahhad // *Information Processing in Agriculture / Vol. 8, Issue 1, March 2021, Pages 27–51 DOI: https://doi.org/10.1016/j.inpa.2020.04.004*
11. Islam M. Detection of potato diseases using image segmentation and multiclass support vector machine [Text] / Islam M, Dinh A, Wahid K, Bhowmik P. // *In: Can Conf Electr Comput Eng* 2017:8–11. <https://doi.org/10.1109/CCECE.2017.7946594>.

12. A. Johannes Automatic plant disease diagnosis using mobile capture devices, applied on a wheat use case [Text] // *Comput Electron Agric*, 138 (2017), pp. 200–209
13. F. Qin Identification of alfalfa leaf diseases using image recognition technology [Text] / F. Qin, D. Liu, B. Sun, L. Ruan, Z. Ma, H. Wang // *PLoS ONE*, 11 (2016), pp. 1–26, 10.1371/journal.pone.0168274.
14. Haiguang W. Image Recognition of Plant Diseases Based on Principal Component Analysis and Neural [Text] / Haiguang Wang, Guanlin Li, Zhanhong Ma, Xiaolong Li // *Networks, 8th International Conference on Natural Computation (Chongqing, China)*. — 2012 — P. 246–251.
15. Khondker Rawan Hamid Implementation of Fuzzy Aided Kalman Filter for Tracking a Moving Object in Two-Dimensional Space [Text] / *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems* Vol. 18, No. 2, June 2018, pp. 85–96 — <http://doi.org/10.5391/IJFIS.2018.18.2.85>
16. Турыгин В.С. Способ распознавания болезней растений по текстурным признакам с использованием нечёткой логики [Текст] / В.С. Турыгин и Аль-Винди Басим Х.М.А. // *Инженерный вестник Дона*. 2019. № 3 URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2019/5846
17. Yang CC Recognition of weeds with image processing and their use with fuzzy logic for precision farming / CC Yang, S Prasher, JA Landry, J Perret // *Canadian Agricultural Engineering*. 2000. № 42(4). С. 195–200. URL: https://www.researchgate.net/publication/299009533_Recognition_of_weeds_with_image_processing_and_their_use_with_fuzzy_logic_for_precision_farming
18. Sannakki S Leaf Disease Grading by Machine Vision and Fuzzy Logic / S Sannakki, V Nargund, V Rajpurohit, A Kumar // *International Journal of Computer Technology Application*, 2 (5), 1709–1716, 2011 URL: https://www.researchgate.net/publication/264887802_Leaf_Disease_Grading_by_Machine_Vision_and_Fuzzy_Logic

© Гавриш Михаил Константинович (mihail.gavrish@mail.ru), Алейников Александр Федорович.

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»



Новосибирский государственный технический университет