

УДК 004.021:004.75

DOI: [10.26102/2310-6018/2026.53.2.017](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.53.2.017)

Интеллектуальная система мониторинга состояния растений и раннего оповещения о заболеваниях для вертикальных теплиц

А.А. Кочкаров^{1,3}, А.К. Куликов²✉

¹Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

²МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация

³Федеральный исследовательский центр «Фундаментальные основы биотехнологии» РАН, Москва, Российская Федерация

Резюме. Настоящее исследование направлено на систематизацию научных знаний о заболеваниях сельскохозяйственных культур и их интеграцию в системы автоматизированного управления вертикальными теплицами. Актуальность работы обусловлена необходимостью снижения экономических потерь в растениеводстве путем разработки методов раннего выявления болезней и оптимизации фитосанитарных мероприятий. В качестве модельного объекта использован базилик душистый, характеризующийся высокой восприимчивостью к фитопатогенам при интенсивных технологиях выращивания. Для создания платформы сформирован специализированный набор данных: 254 изображений базилика, аннотированных с указанием локализации и площади патологических изменений. Набор данных дополнен методом аугментации для увеличения разнообразия выборки. На основе комплексного анализа предложена архитектура системы мониторинга из трех модулей: сенсорного (сбор данных изображений и микроклимата), аналитического (на базе сверточных нейронных сетей для оценки динамики болезней) и интерфейса поддержки решений (генерация агрономических рекомендаций). Обучение модели с использованием трансферного обучения показало точность детекции 74,7%. Для минимизации ложных срабатываний предложенный алгоритм постобработки можно доработать для учета пространственно-временной корреляции данных. Разработанный прототип подтверждает перспективность интеграции компьютерного зрения и агрономических знаний для создания предиктивных систем. Результаты обладают потенциалом адаптации к другим культурам защищенного грунта, способствуя развитию точного земледелия и снижению антропогенной нагрузки на агроэкосистемы.

Ключевые слова: автоматизированные системы управления, автономные агропроизводственные комплексы, превентивное оповещение, компьютерное зрение, классификация заболеваний, идентификация патогенов, прецизионное земледелие.

Для цитирования: Кочкаров А.А., Куликов А.К. Интеллектуальная система мониторинга состояния растений и раннего оповещения о заболеваниях для вертикальных теплиц. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2026;14(2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2068> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.53.2.017

Intelligent plant health monitoring and early disease warning system for vertical greenhouses

A.A. Kochkarov^{1,3}, A.K. Kulikov²✉

¹Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, the Russian Federation

²MIREA – Russian Technological University, Moscow, the Russian Federation

³Federal Research Center "Fundamentals of Biotechnology" of the Russian Academy of Sciences, Moscow, the Russian Federation

Abstract. The present research is aimed at systematizing scientific knowledge about crop diseases and integrating them into automated control systems for vertical greenhouses. The relevance of the work is due to the need to reduce economic losses in crop production by developing methods for early detection of diseases and optimizing phytosanitary measures. Sweet basil, characterized by high susceptibility to phytopathogens under intensive cultivation technologies, was used as a model object. To create the platform, a specialized data set was formed: 254 images of the basil, annotated with the location and area of pathological changes. The data set has been supplemented with the augmentation method to increase the diversity of the sample. Based on a comprehensive analysis, the architecture of a monitoring system consisting of three modules is proposed: sensory (image and microclimate data collection), analytical (based on convolutional neural networks to assess disease dynamics) and a decision support interface (generation of agronomic recommendations). Training of the model using transfer learning showed a detection accuracy of 74.7 %. To minimize false positives, the proposed post-processing algorithm can be modified to take into account the spatial-temporal correlation of the data. The developed prototype confirms the prospects of integrating computer vision and agronomic knowledge to create predictive systems. The results have the potential to adapt to other protected soil crops, contributing to the development of precision agriculture and reducing anthropogenic stress on agroecosystems.

Ключевые слова: automated control systems, autonomous agricultural production complexes, preventive notification, computer vision, classification of diseases, identification of pathogens, precision agriculture.

Для цитирования: Kochkarov A.A., Kulikov A.K. Intelligent plant health monitoring and early disease warning system for vertical greenhouses. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(2). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2068> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.53.2.017

Введение

Современное агропроизводство характеризуется интенсивным развитием технологий закрытого грунта [1, 2], включая вертикальные фермы (сити-фермы), аэропонные и гидропонные системы. Эти подходы обеспечивают повышенную автономность и независимость от сезонных факторов, что актуализирует задачу максимизации урожайности с единицы полезной площади. Ключевым фактором достижения этой цели является прецизионный мониторинг состояния растений, охватывающий параметры роста, обеспеченность питательными элементами, микроклиматические условия (температуру, влажность), а главное – своевременное выявление и контроль фитопатологий.

Заболевания сельскохозяйственных культур представляют значительную угрозу урожайности и качеству продукции [3, 4], особенно в условиях высокой плотности посадок, характерной для вертикальных теплиц. Сложность их оперативной диагностики усугубляется существованием многомерных таксономий, основанных на:

- 1) этиологии (биотические/абиотические патогены),
- 2) симптоматике (визуальные проявления),
- 3) специфичности к видам растений или их биологическим группам,
- 4) локализации поражения (корни, листья, стебли, генеративные органы),
- 5) продолжительности и фенологической уязвимости культуры.

Традиционные методы фитосанитарного контроля в вертикальных фермах зачастую обладают высокой трудоемкостью, субъективностью и запаздыванием, что ведет к экономическим потерям. В этом контексте разработка интеллектуальных систем непрерывного мониторинга состояния растений и превентивного оповещения о заболеваниях становится критически важной.

Настоящее исследование фокусируется на создании и валидации системы раннего оповещения, предназначенной специально для вертикальных теплиц. Работа основывается на систематизации знаний о патологиях растений и предполагает интеграцию методов компьютерного зрения (в частности, возможна семантическая сегментация изображений на основе глубокого обучения, за счет добавления к используемому детектору моделей сегментации) и данных сенсорных сетей для:

- 1) автоматической ранней диагностики визуальных симптомов заболеваний с локализацией пораженных зон и оценкой площади повреждения;
- 2) аналитики динамики развития патологических процессов;
- 3) генерации предиктивных рекомендаций по оптимизации фитосанитарных мероприятий (корректировка обработок, режимов питания) в будущем.

Таким образом, цель данной работы – разработка интеллектуальной системы мониторинга состояния растений в вертикальных теплицах и раннего оповещения о заболеваниях.

В качестве модельного объекта, характеризующегося высокой восприимчивостью к патогенам в интенсивных условиях, используется однолетняя трава семейства Яснотковые базилика, а именно *O. basilicum* L. «Queen Sheba». Целью статьи является представление архитектуры, методологии разработки и результатов тестирования прототипа интеллектуальной системы, демонстрирующей потенциал для снижения рисков потерь урожая и повышения эффективности управления агропроизводством в вертикальных теплицах.

По результатам анализа информации из открытых источников были выявлены параметры, которые оказывают наибольшее влияние на состояние базилика, а именно: влажность почвы и воздуха, температура окружающей среды, освещенность. Исследования в области распознавания заболеваний сосредоточены на анализе изображений с применением глубокого обучения. К примеру, стартап Filahi использует нейросетевые алгоритмы для анализа спутниковых данных и изображений, полученных с дронов. Система интегрирует метеоданные (влажность, температура, осадки) для прогнозирования рисков заражения. Платформа поддерживает многоспектральный анализ для выявления болезней на ранних стадиях, но работает на открытом грунте. Стартап Agrolora¹, использует спутниковые снимки высокого разрешения для отслеживания состояния полей, IoT-датчики влажности воздуха и уровня освещенности для измерения параметров почвы, а также ИИ-алгоритмы для выявления паттернов, связанных с грибковыми инфекциями и дефицитом питательных веществ. Платформа объединяет данные из разных источников (датчики, дроны, метеостанции) в единую аналитическую систему и предлагает персонализированные отчеты с оценкой урожайности и рекомендациями по лечению растений. Стартап Arwa Solutions², определяет с помощью IoT-датчиков pH, влажности, температуры и электропроводности почвы. Система определяет корневые гнили и дефицит микроэлементов по изменению состава почвы. Система генерирует рекомендации по внесению удобрений и севообороту. Стартап Sherpa Space³, является вендором умных теплиц с контролем микроклимата (освещение, полив, вентиляция), использованием компьютерного зрения для анализа состояния листьев (пятна, пожелтение, деформации) и роботизированных систем для точечной обработки растений. Используется в гидропонных теплицах для минимизации риска заражения почвенными патогенами. Платформа совместима с умными дронами для опрыскивания. Реализована функция «цифрового двойника» фермы для симуляции

¹ AGRO LoRa. URL: <https://agrolora.ma/> (дата обращения: 01.01.2024).

² ARWA Solutions. URL: <https://arwasolutions.com/> (дата обращения: 01.01.2024).

³ SherpaSpace. URL: <https://www.sherpaspace.co.kr/> (дата обращения: 01.01.2024).

сценариев. Стартап DeepLeaf⁴, специализируется на глубоком обучении для агроаналитики. Нейросети (сверточные нейронные сети (CNN), Transformers) используются для классификации заболеваний по фото. Имеется открытая база данных с изображениями больных и здоровых растений. В исследовании [5] для мониторинга заболеваний используются мобильные устройства (на примере манго, где точность распознавания болезни >80 %). Обзор [6] анализирует архитектуры CNN (ResNet, AlexNet, VGG) и результаты 121 статьи. В рамках обзора приводятся сравнительные таблицы точности использования различных моделей искусственного интеллекта с целью распознавания болезней.

Анализ источников [7] показывает, что CNN эффективны для автоматической классификации болезней по изображениям. Однако существующие системы: работают на устаревших датасетах [8, 9], не решают задачу раннего оповещения, не имеют легко масштабируемых мобильных решений для оперативного сбора данных. Реализация системы раннего оповещения с возможностью масштабируемости перспективно [10, 11] для повышения точности и скорости диагностики. Однако в рамках обзора не найдено нейросетевых моделей [7, 12] и открытых баз данных именно для базилика как модельного объекта.

Материалы и методы

В рамках первого этапа были собраны фотографии модельного объекта на всех фазах роста. Данные были получены в ходе эксперимента в Федеральном исследовательском центре «Фундаментальные основы биотехнологии» Российской академии наук (ФИЦ Биотехнологии РАН).

Таблица 1 – Параметры опыта
Table 1 – Experimental parameters

	Синий	Белый	Красный	Дальний красный
Длина волны (нм)	450	(полный спектр)	660	700–800
Интенсивность светодиодов (%)	50	80	0	25
Фотопериод	8:00 – 22:00 (14 ч. свет / 10 ч. темнота)			
Плотность фотосинтетически активного потока фотонов ($\mu\text{mol}/\text{m}^2/\text{s}$)	270–280			
Диапазон температур (°C)	24–26			

Для сбора изображений (Рисунки 1, 2) был разработан программно-аппаратный комплекс на основе одноплатного компьютера Raspberry Pi 5 и двух веб-камер Logitech C922 Pro Stream (Рисунок 3). Микроклимат в лаборатории контролировался с помощью датчиков температуры, влажности, а также систем мониторинга времени и спектра освещенности. Подобное решение прорабатывалось в ряде источников [13, 14], но без использования данных с датчиков.

⁴ DeepLeaf. URL: <https://deepleaf.io/solutions/> (дата обращения: 01.01.2024).

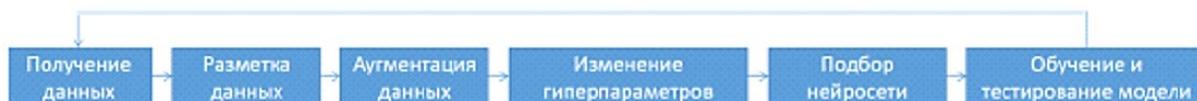


Рисунок 1 – Схема методики сбора и обучения нейронной сети для решения задачи идентификации заболеваний растения

Figure 1 – The scheme of the methodology for collecting and training a neural network to solve the problem of identifying plant diseases

В рамках опыта были получены 254 фотографии на которых был зафиксирован рост базилика «Queen Sheba» (фотографии 6 отдельных растений в процессе их роста в горшках), с поражением трипсами и без поражения трипсами. В силу того, что банк данных был получен в рамках роста растений, то первоначальный дисбаланс классов был 3:1, где 3 приходилось на фотографии без трипсов, а 1 – на фотографии с трипсами. На основе полученных данных было произведена разметка данных для последующего обучения модели машинного обучения [1, 12] с целью решения задачи идентификации. Аннотирование изображений выполнялось в специализированной среде MaixHub, которая обеспечивает свободный доступ и позволяет оперативно развернуть модели на целевых устройствах серии Maixhub Sipeed и аналогичных решениях.

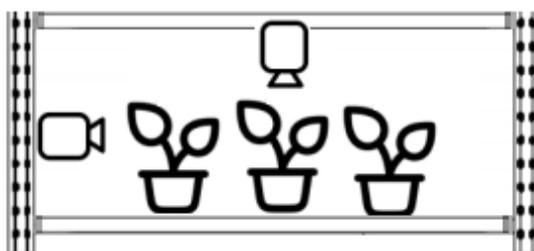


Рисунок 2 – Часть программно-аппаратного комплекса для фотофиксации вегетации растений
Figure 2 – A part of the software and hardware complex for the photofixation of vegetation of plants



Рисунок 3 – Структурно-функциональная схема программно-аппаратного комплекса для фотофиксации вегетации растений

Figure 3 – A block diagram of a hardware and software complex for the photofixation of plant vegetation

Следует отметить, что разметка данных выполнялась методом экспертного аннотирования с последующим использованием размеченных изображений для обучения и валидации модели. С целью повышения точности моделей банк данных дополнялся измененными фотографиями с применением различных фильтров, а именно: добавление аддитивного шума, повороты изображения, изменение резкости, а также модификация цветовых характеристик. Подобное изменение фотографий позволило увеличить банк данных до 2540 фотографий, что позволило изменить дисбаланс классов до 2:1. Распознавание заболеваний проводилось с применением модели YOLO v11 с дообучением на размеченных фотографиях модельного объекта. Было принято решение использовать YOLO v11, потому что детекторы семейства YOLO являются одноэтапным детектором и активно используются в системах реального времени, а также на основании анализа [6] были выявлены схожие точности детекции заболеваний в сравнении с другими типами CNN. Для дообучения применялось стандартное процентное соотношения распределения данных (80 %–10 %–10 %), критериями оценки работы обученной модели использовались точность и полнота, а количество эпох равнялось 300.

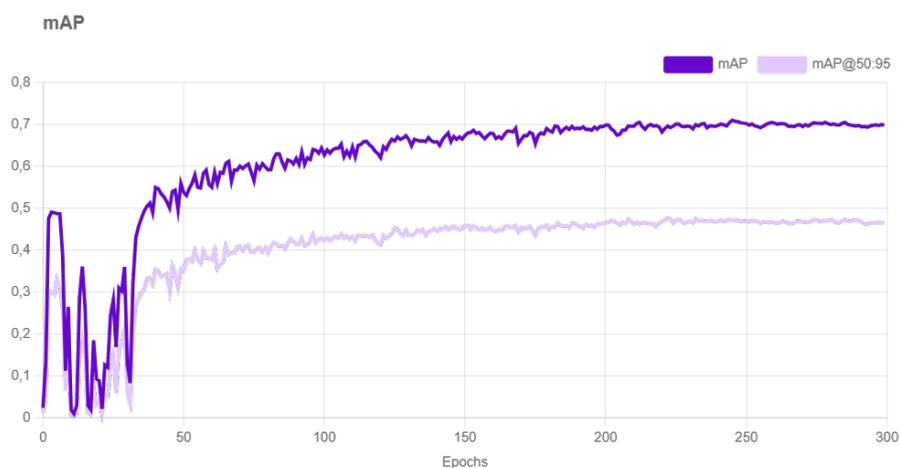


Рисунок 4 – Средняя точность детекции объекта модели в зависимости от количества эпох обучения

Figure 4 – The average detection accuracy of the model object depends on the number of training epochs

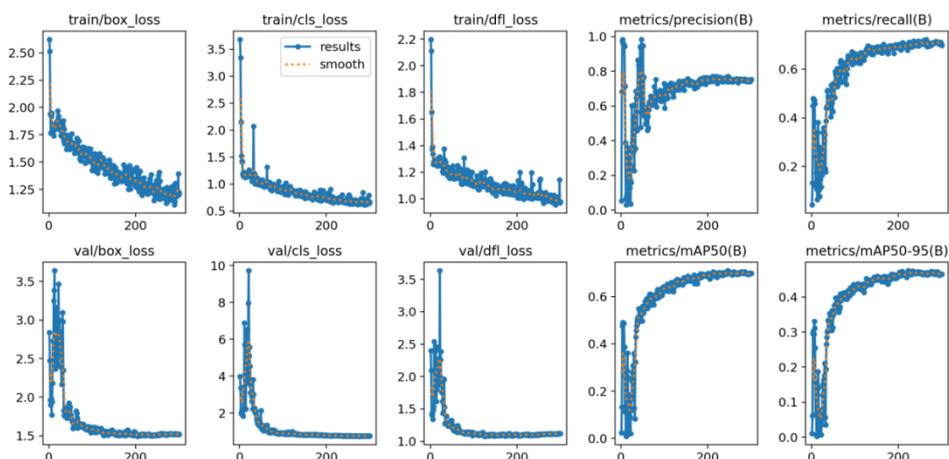


Рисунок 5 – Графики точности для банка данных

Figure 5 – Accuracy graphs for dataset

Результат (Рисунок 5) дообученной модели точность 74,7 % и полнота 69,3 %, в дальнейших исследованиях данные параметры можно повысить за счет увеличения банка данных.



Рисунок 6 – Результат обучения нейронной сети для идентификации болезни на листьях базилика

Figure 6 – The result of training a neural network to identify a disease on basil leafs

По результатам исследования предложен алгоритм функционирования системы раннего оповещения о заболеваниях растений (Рисунок 7). Проведенный анализ литературных источников позволил установить, что патологические изменения у растений проявляются в виде модификации темпов роста, а также морфологических преобразований стеблей и листьев, что может быть выявлено с помощью разрабатываемой системы [15].

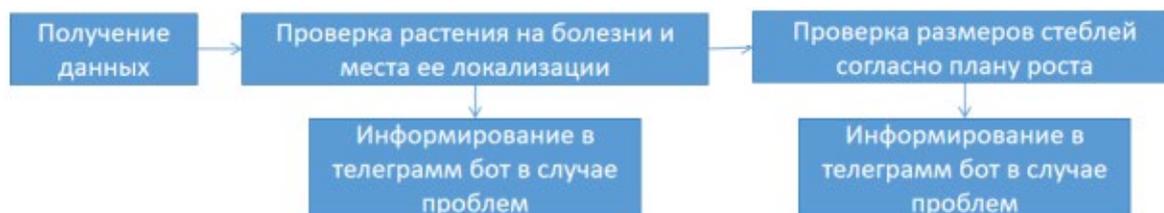


Рисунок 7 – Алгоритм работы системы раннего оповещения заболевания растения

Figure 7 – The algorithm of the plant disease early warning system

Морфологический анализ поможет получить соответствие размеров листа согласно периоду вегетации. Для реализации данного блока использовалась открытая библиотека PlantCV распространяемая под лицензией MPL 2.0, что дает право на разработку собственных программных продуктов на основе данной библиотеки.

В рамках работы с библиотекой были получены габаритные размеры листов растений, а также размеры стволов растений. Для получения габаритных размеров листов необходимо подгрузить фотографию интересующего растения или группы растений. В рамках примера анализировалось крайнее правое растение, находившееся на нижнем ряду (Рисунок 8). Сначала необходимо вырезать из снимка интересующее растение.



Рисунок 8 – Исходная фотография для проведения морфологического анализа
 Figure 8 – The original photograph for morphological analysis

После этого, необходимо погасить нецелевые артефакты субстрата, которые образуются за счет адгезии частиц и компонентов питательного раствора.

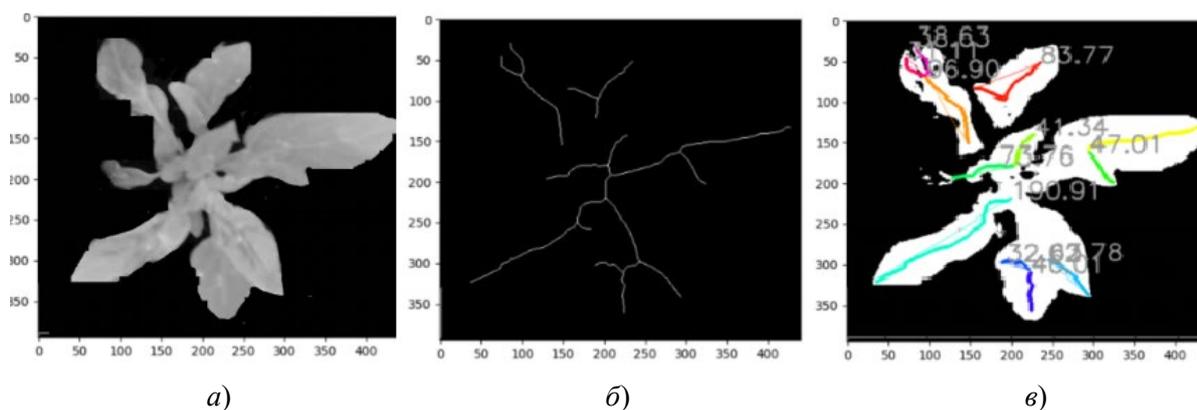


Рисунок 9 – Процесс проведения морфологического анализа: *a* – растение в результате погашения нецелевых артефактов субстрата; *b* – структура растения; *c* – евклидовы расстояния размеров листьев растения
 Figure 9 – The process of morphological analysis: *a* – the plant as a result of the elimination of non-target artifacts of the substrate; *b* – the structure of the plant; *c* – euclidean distances of the plant's leaf sizes

Затем происходит процесс выявления векторов направления листьев, в рамках библиотеки PlantCV.

Далее вектора накладываются на изображение растения для последующего расчета евклидова расстояния. Расчет евклидова расстояния происходит в пикселях, в связи с этим необходим перевод пикселей в реальный размер изображения. Для перевода пикселей в сантиметры, необходимо знать плотность пикселей (DPI или PPI) – количество пикселей на дюйм. Без этого параметра точный расчет невозможен.

$$\text{Размер в см} = \frac{\text{Пиксели}}{\text{DPI}} \cdot 2,54, \quad (1)$$

где DPI – пикселей на дюйм, 2,54 – коэффициент перевода дюймов в сантиметры.

DPI зависит от технических характеристик камеры, таких как: фокусное расстояние, разрешение камеры.

Кроме этого, для повышения точности и проверки расчетов, был выбран опорный объект, а именно геометрические размеры горшка, которые можно посчитать и узнать точный размер на фотографии. В рамках экспериментов использовались стандартные горшки: длина и ширина верхней части 9,0×9,0 см, длина и ширина нижней части 6,3×6,3 см, высота 9,2 см. Подобный подход позволит масштабировать предложенное решение на различные виды лабораторий, не завися от дорогостоящего оборудования и позволит использовать оборудование без знания технических характеристик камер. По результатам разработки было проведено экспериментальное моделирование, с целью оценки точности измерения размеров листьев. Были сделаны кадры растений и проведен полный цикл работ. В результате получилась погрешность измерений: для ровных листьев с идеальными условиями съемки $\pm 5\text{--}10\%$, для сложных форм или неидеального освещения до $\pm 20\%$. Стоит отметить, что точность будет зависеть от следующих параметров:

- Освещение. Равномерное освещение без бликов и теней критически важно для точной сегментации листа.
- Фон. Контрастный однородный фон (например, белый или черный) для упрощения выделения листа.

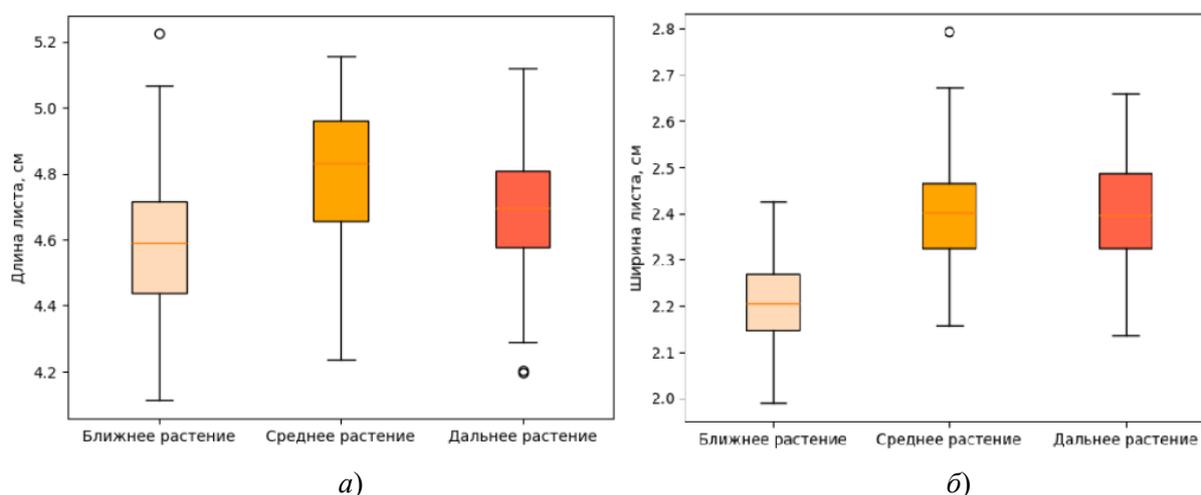


Рисунок 10 – Размеры листьев и возможные погрешности при определении размеров на разных растениях: *a* – длина листа; *b* – ширина листа

Figure 10 – The size of the leaves and possible errors in determining the size on different plants:
a – leaf length; *b* – width of the leaf

Результаты

В рамках работы подтверждена эффективность использования нейронных сетей для идентификации патологий базилика (*Ocimum basilicum* L.), а также предложены практические решения по интеграции данных технологий в системы автономного агропроизводства.

Таким образом, в ходе исследования были достигнуты следующие результаты:

1. Дообученная модель нейронной сети показала точность модели 74,7 %, полноту 69,3 %.
2. Разработан алгоритм работы системы раннего оповещения о заболевании растения. Алгоритм состоит из морфологического анализа и детекции заболеваний, что позволит оповещать об отклонениях от нормы вегетации на ранних стадиях.
3. Создана система морфологического анализа растений, позволяющая с точностью около 90 % вычислять габариты листьев даже при разных условиях съемки.

Для объектов сложной формы или при недостаточном освещении точность системы снижается примерно до 80 %.

Обсуждение

Эксперимент осуществлялся в условиях строгого контроля окружающей среды, обеспечивающих максимальную стандартизацию факторов роста растений, включая их генотип, состав почвенного субстрата и режим светового воздействия. Такой подход позволил существенно снизить уровень влияния случайных переменных и сосредоточить внимание исключительно на исследуемых зависимостях. Дальнейшее обобщение эмпирически установленных закономерностей запланировано в рамках будущих исследований. Полученные результаты показывают важность контроля различных показателей вегетации растения. Применение ранней диагностики заболеваний растения с помощью глубокого обучения и постоянного дообучения моделей открывает возможность для минимизации потерь урожая и повышения рентабельности производства, за счет сокращения использования пестицидов.

Заключение

Дальнейшие исследования будут направлены на построение лабораторного стенда по измерению большего количества параметров растения и окружающего микроклимата, для оценки полного влияния различных факторов на процесс роста растения. Также, при подготовке к разработке стенда будет произведен анализ возможности соединения различных способов выращивания в рамках одного стенда, а именно: закрытый грунт, аэропоника, гидропоника.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Васильев С.А., Лимонов С.Е., Мишин С.А. Интеллектуальная полевая сенсорная станция для мониторинга агрофизических параметров и фенотипирования в системе точного земледелия. *Сельскохозяйственные машины и технологии*. 2024;18(4):79–85. <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2024-18-4-79-85>
Vasilyev S.A., Limonov S.Ye., Mishin S.A. Intelligent Field Sensor Station for Monitoring Agrophysical Parameters and Phenotyping in Precision Agriculture System. *Agricultural Machinery and Technologies*. 2024;18(4):79–85. (In Russ.). <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2024-18-4-79-85>
2. Каличкин В.К., Максимович К.Ю., Алещенко О.А., Алещенко В.В. Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур: структура данных и методы искусственного интеллекта. *Сельскохозяйственные машины и технологии*. 2025;19(2):33–44. <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2025-19-2-33-44>
Kalichkin V.K., Maksimovich K.Yu., Aleshchenko O.A., Aleshchenko V.V. Crop Yield Prediction: Data Structure and Ai-Powered Methods. *Agricultural Machinery and Technologies*. 2025;19(2):33–44. (In Russ.). <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2025-19-2-33-44>
3. Mahlein A.-K. Plant Disease Detection by Imaging Sensors – Parallels and Specific Demands for Precision Agriculture and Plant Phenotyping. *Plant Disease*. 2016;100(2):241–251. <https://doi.org/10.1094/PDIS-03-15-0340-FE>
4. Solovchenko A., Dorokhov A., Shurygin B., et al. Linking Tissue Damage to Hyperspectral Reflectance for Non-Invasive Monitoring of Apple Fruit in Orchards. *Plants*. 2021;10(2). <https://doi.org/10.3390/plants10020310>

5. Anantrasirichai N., Hannuna S., Canagarajah N. Towards automated mobile-phone-based plant pathology management. arXiv. URL: <https://arxiv.org/abs/1912.09239> [Accessed 1st January 2024].
6. Abade A., Ferreira P.A., de Barros Vidal F. Plant diseases recognition on images using convolutional neural networks: A systematic review. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2021;185. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106125>
7. Miller S.A., Beed F.D., Harmon C.L. Plant Disease Diagnostic Capabilities and Networks. *Annual Review of Phytopathology*. 2009;47:15–38. <https://doi.org/10.1146/annurev-phyto-080508-081743>
8. Wang Z., Chi Zh., Feng D.D. Shape based leaf image retrieval. *IEE Proceedings – Vision Image and Signal Processing*. 2003;150(1):34–43.
9. Anantrasirichai N., Hannuna S., Canagarajah N. Automatic Leaf Extraction from Outdoor Images. arXiv. URL: <https://arxiv.org/abs/1709.06437> [Accessed 1st January 2024].
10. Моторин О.А., Горбачев М.И., Петренко А.П., Суворов Г.А. О внедрении современных информационно-технологических решений в сельское хозяйство. *Управление рисками в АПК*. 2019;(4):105–122. <https://doi.org/10.53988/24136573-2019-04-09>
Motorin O.A., Gorbachev M.I., Petrenko A.P., Suvorov G.A. On the introduction of modern information technology solutions in agriculture. *Agricultural Risk Management*. 2019;(4):105–122. (In Russ.). <https://doi.org/10.53988/24136573-2019-04-09>
11. Кочкарров А.А., Куликов А.К., Румянцев Б.В. Опыт применения и перспективы использования искусственного интеллекта в области агробиотехнологий. В сборнике: *Горизонты математического моделирования и теория самоорганизации. К 95-летию со дня рождения С.П. Курдюмова, 21 ноября 2023 года, Москва, Россия*. Москва: ИПМ им. М.В. Келдыша; 2024. С. 144–153. <https://doi.org/10.20948/k95-8>
Kochkarov A.A., Kulikov A.K., Rumyantsev B.V. Agrobiotechnologies: Experience in using and prospects for using artificial intelligence. In: *Horizons of mathematical modeling and theory of self-organization. On the occasion of the 95th anniversary of the birth of S.P. Kurdyumova, 21 November 2023, Moscow, Russia*. Moscow: IPM im. M.V. Keldysha; 2024. P. 144–153. (In Russ.). <https://doi.org/10.20948/k95-8>
12. Mohanty Sh.P., Hughes D.P., Salathé M. Using Deep Learning for Image-Based Plant Disease Detection. *Frontiers in Plant Science*. 2016;7. <https://doi.org/10.3389/fpls.2016.01419>
13. Hong G., Luo M.R., Rhodes P.A. A study of digital camera colorimetric characterization based on polynomial modeling. *Color Research and Application*. 2001;26(1):76–84. [https://doi.org/10.1002/1520-6378\(200102\)26:1<76::AID-COL8>3.0.CO;2-3](https://doi.org/10.1002/1520-6378(200102)26:1<76::AID-COL8>3.0.CO;2-3)
14. Hannuna S.L., Kunkel T., Anantrasirichai N., Canagarajah N. Colour Correction for Assessing Plant Pathology Using Low Quality Cameras. In: *BIOINFORMATICS 2011: Proceedings of the International Conference on Bioinformatics Models, Methods and Algorithms, 26–29 January 2011, Rome, Italy*. SciTePress; 2011. P. 326–331.
15. Altieri M.A. *Agroecology: The Science of Sustainable Agriculture*. Boca Raton: CRC Press; 2018. 448 p.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Кочкаров Азрет Ахматович, доктор технических наук, профессор департамента анализа данных и машинного обучения факультета информационных технологий и анализа больших данных, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации; заместитель директора по инновационной работе Федерального исследовательского центра «Фундаментальные основы биотехнологии» РАН, Москва, Российская Федерация.

e-mail: akochkar@gmail.com

Куликов Андрей Кириллович, кандидат технических наук, доцент кафедры «Приборы и информационно-измерительные системы», МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация.

e-mail: science.andrey.kulikov@gmail.com

ORCID: [0000-0001-6143-4986](https://orcid.org/0000-0001-6143-4986)

Azret A. Kochkarov, Doctor of Engineering Sciences, Professor at the Department of Data Analysis and Machine Learning, Faculty of Information Technology and Big Data Analysis, Financial University under the Government of the Russian Federation; Deputy Director for Innovation at the Federal Research Center "Fundamentals of Biotechnology" of the Russian Academy of Sciences, Moscow, the Russian Federation.

Andrey K. Kulikov, Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor at the Department "Devices and Information and Measuring Systems", MIREA – Russian Technological University, Moscow, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 23.09.2025; одобрена после рецензирования 20.02.2026; принята к публикации 25.02.2026.

The article was submitted 23.09.2025; approved after reviewing 20.02.2026; accepted for publication 25.02.2026.