

Ivanova Victoria Vladimirovna – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: v.ivanova@rtc.ru; Saint-Petersburg, Russia; phone: +78125523351; engineer.

Demcheva Alexandra Andreevna – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: a.demcheva@rtc.ru; Saint-Petersburg, Russia; phone: +78125523351; junior researcher.

Matveev Victor Dmitrievich – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: v.matveev@rtc.ru; Saint-Petersburg, Russia; phone: +78125523351; engineer.

Smirnova Ekaterina Yurievna – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: eus@rtc.ru; Saint-Petersburg, Russia; phone: +78125523351; deputy head of scientific & research center.

УДК 681.5

DOI 10.18522/2311-3103-2025-2-61-68

А.А. Кочкаров, А.К. Куликов, В.А. Ольхова, А.Н. Рыбак, А.С. Стахмич

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА РАННЕГО ОПОВЕЩЕНИЯ И МОНИТОРИНГА РАСТЕНИЙ

*Настоящее исследование направлено на систематизацию научных знаний о заболеваниях сельскохозяйственных культур с последующей интеграцией полученных данных в системы автоматизированного управления агропроизводством. Актуальность работы обусловлена необходимостью минимизации экономических потерь в растениеводстве за счёт ранней диагностики патологий и оптимизации фитосанитарного контроля. В рамках исследования проведена классификация заболеваний растений. В качестве модельного объекта выбрано растение базилик (*Ocimum basilicum* L.), характеризующееся высокой восприимчивостью к фитопатогенам в условиях интенсивного выращивания. Для создания инструмента автоматизированной диагностики осуществлён сбор специализированного датасета, включающего 214 изображений базилика на различных стадиях вегетации. Съёмка проводилась в контролируемых условиях с использованием RGB-камеры. Каждый образец аннотирован с локализацией повреждения, площади поражения. Особое внимание уделено методологическим аспектам формирования банков данных для биологических систем. Установлено, что ключевыми проблемами являются высокая вариабельность морфологических признаков у растений, влияние факторов окружающей среды на визуальное проявление заболеваний. На основе анализа полученных данных предложена архитектура системы раннего оповещения, включающая три модуля: Сенсорный блок – малогабаритные камеры и датчики микроклимата. Алгоритмический блок – нейросетевая модель для семантической сегментации изображений и алгоритмы оценки динамики развития патологий. Интерфейс принятия решений и оповещения – рекомендации по корректировке режимов полива, внесения пестицидов и микроэлементов. Обучение сверточной нейронной сети выполнено на основе фреймворка YOLOv11 с применением методов аугментации данных (гауссовский шум, аффинные преобразования) и трансферного обучения. Валидация модели на тестовой выборке показала точность детекции 74.7% (F1-score = 0.72). Для снижения ложноположительных срабатываний реализована постобработка предсказаний с учётом пространственно-временной корреляции данных. Разработанный прототип демонстрирует потенциал интеграции компьютерного зрения и агрономии для создания предиктивных систем управления. Дальнейшие исследования планируется направить на расширение датасета и увеличение измеряемых параметров, а также внедрение алгоритмов обработки данных на edge-устройствах для уменьшения задержек в принятии решений. Полученные результаты могут быть адаптированы для других культур закрытого грунта, что способствует развитию точного земледелия и снижению антропогенной нагрузки на агроэкосистемы.*

Система управления; автономные агропроизводства; раннее оповещение; компьютерное зрение; классификация; идентификация.

A.A. Kochkarov, A.K. Kulikov, V.A. Olhova, A.N. Ribak, A.S. Stachmich

AN INTELLIGENT PLANT MONITORING AND EARLY WARNING SYSTEM BASED

The present study is aimed at systematizing scientific knowledge about diseases of agricultural crops with the subsequent integration of the data obtained into automated agricultural production management systems. The relevance of the work is due to the need to minimize economic losses in crop production through early diagnosis of pathologies and optimization of phytosanitary control. As part of the

study, a classification of plant diseases was carried out. The basil plant (*Ocimum basilicum* L.), characterized by high susceptibility to phytopathogens under intensive cultivation conditions, was chosen as a model object. To create an automated diagnostic tool, a specialized dataset was collected, including 214 images of basil at various stages of vegetation. The shooting was carried out under controlled conditions using an RGB camera. Each sample is annotated with the localization of damage and the affected area. Special attention is paid to the methodological aspects of the formation of data banks for biological systems. It has been established that the key problems are the high variability of morphological features in plants, the influence of environmental factors on the visual manifestations of diseases. Based on the analysis of the data obtained, the architecture of the early warning system is proposed, which includes three modules: a sensor unit – small cameras and microclimate sensors. The algorithmic block is a neural network model for semantic image segmentation and algorithms for assessing the dynamics of pathology development. The decision – making and notification interface provides recommendations for adjusting irrigation regimes, applying pesticides and trace elements. The convolutional neural network is trained based on the YOLOv11 framework using data augmentation methods (Gaussian noise, affine transformations) and transfer learning. Validation of the model on the test sample showed a detection accuracy of 74.7% (F1-score = 0.72). To reduce false positives, postprocessing of predictions has been implemented, taking into account the spatial and temporal correlation of the data. The developed prototype demonstrates the potential of integrating computer vision and agronomy to create predictive control systems. Further research is planned to expand the dataset and increase parameters, as well as the introduction of data processing algorithms on edge devices to reduce delays in decision-making. The results obtained can be adapted for other indoor crops, which contributes to the development of precision agriculture and reduces anthropogenic stress on agroecosystems.

Management system; autonomous agricultural production; early warning; computer vision; classification; identification.

Введение. На сегодняшний день, активно развиваются сити-фермы закрытого грунта, аэропоника, гидропоника и увеличивается автономность агропроизводств. В связи с этим, остро стоит задача увеличения количества урожая с квадратного метра полезной площади сити-фермы. Данная задача может разделяться на под задачи мониторинга, а именно: область роста растения, качество удобрения, температура и влажность окружающей среды и защита растений от вредителей и болезней.

Существует несколько классификаций болезней растений: по симптомам болезни, по поражаемым растениям и по причинам вызывающих болезнь у растений. Так же можно классифицировать: по локализации болезни, по продолжительности заболевания, по способности поражать отдельные органы растений, по способности поражать растения в определенной фазе и по поражаемой биологической группе культур.

Удалось выяснить, что ключевую роль играет этиологическая (по причинам, вызывающим болезнь) классификация. Она делится на инфекционные и неинфекционные болезни.

Инфекционные болезни подразделяют на:

- ◆ Вирусные болезни растений.
- ◆ Бактериальные болезни растений или бактериозы.
- ◆ Грибные болезни растений или микофитозы.
- ◆ Актиномикозы – возбудители актиномицеты.
- ◆ Альгофитозы – возбудители паразитические водоросли.
- ◆ Антофитозы – возбудители паразитические и полупаразитические цветковые растения.

растения.

- ◆ Гельминтофитозы – возбудители паразитические нематоды.
- ◆ Энтомофитозы – возбудители паразитические насекомые.
- ◆ Арахнофитозы – возбудители паукообразные, в основном растительноядные клещи.

клещи.

Неинфекционные болезни подразделяются на:

- ◆ Нарушение питания – недостаток или избыток элементов минерального и органического питания.

- ◆ Нарушение климатических условий выращивания: водного режима, температурного режима, влажности воздуха, продолжительности фотопериода и освещенности.
- ◆ Химический токсикоз – вызывается высокими концентрациями различных химических веществ, в том числе пестицидов при их неграмотном использовании.
- ◆ Загрязнения воздуха – отравление ядовитыми примесями окружающего воздуха.
- ◆ Механические повреждения – повреждение корней и основания стебля при перевалке рассады или посадке растений на постоянное место, поддегивание растений, прижатых к шпалере, полегание растений.
- ◆ Тератоплазии – генетически наследуемые либо приобретенные нарушения.
- ◆ Болезни, вызываемые действием проникающих излучений – возникают при воздействии рентгеновских, космических лучей.

Одним из способов борьбы с данным списком болезней является ранее распознавание и извлечение очага болезни.

В рамках данного исследования распознавались болезни однолетней травы семейства Яснотковые базилика, а именно *O. basilicum* L. "Queen Sheba". Основная цель исследования заключается в определении факторов, влияющих на здоровье данной культуры, анализе существующих методов диагностики и классификации заболеваний, а также внедрении современных технологий машинного обучения для их автоматического распознавания. Основной тезис данной работы заключается в том, что методика классификации заболеваний базилика на основе изображений листьев с использованием нейросетей может повысить эффективность диагностики.

Определение факторов, влияющих на здоровье базилика. На основании изученных материалов выделены следующие параметры, влияющие на состояние базилика:

- ◆ Влажность почвы и воздуха – низкая влажность может приводить к усыханию листьев, а высокая способствует развитию грибковых инфекций;
- ◆ Температура окружающей среды – отклонения от оптимального температурного диапазона (18-25°C) могут ослаблять растение;
- ◆ Освещённость – недостаток света замедляет фотосинтез, а избыток может вызывать ожоги листьев;

Анализ текущих исследований. Как правило, исследования в данной области сосредоточены на анализе изображений с применением глубокого обучения. Кроме этого, были проанализированы ряд научных работ, посвященных методам обработки изображений и применению сверточных нейронных сетей (CNN) для диагностики заболеваний растений, включая базилик. Работа [1] представляет собой исследование, посвященное применению мобильных устройств для автоматизированного мониторинга заболеваний растений. Авторы рассматривают подходы к анализу изображений, полученных с камер мобильных телефонов, а также интеграцию этих методов в системы раннего выявления фитопатологий. Особое внимание уделено алгоритмам предобработки изображений, обнаружению признаков болезней и возможностям внедрения таких решений в сельскохозяйственную практику. Предложенная система распознавания болезней была протестирована на шести заболеваниях манго и показала точность более 80%. Аналитический обзор [2] методов применения сверточных нейросетей (CNN) для распознавания болезней растений. В статье подробно рассматриваются различные архитектуры CNN, такие как ResNet, AlexNet и VGG, их эффективность и особенности при обработке изображений сельскохозяйственных культур. В обзоре рассмотрены 121 статья за последние десять лет с различными подходами к обнаружению заболеваний, характеристиками наборов данных, исследуемыми культурами и патогенами. Результаты обзора позволяют понять, что на текущий момент модели идентификации заболеваний растений существуют не на уже давно известных датасетах, которые разработаны в рамках международных грантов исследования по которым проводились 5 лет назад. Стоит заметить, что системы не работают над решением задачи раннего оповещения, а так же нет системы мобильной системы фотодетекции для быстрого сбора информации и оформления его в базу данных для последующих исследований. Анализ источников [3–5] показал, что методы машинного обуче-

ния, особенно свёрточные нейронные сети, являются эффективными инструментами для автоматической классификации и диагностики заболеваний на основе изображений. Применение подобных подходов к диагностике болезней базилика может значительно повысить точность и скорость выявления патологий, что способствует своевременному принятию мер по лечению и предотвращению распространения заболеваний. В рамках проведения обзора исследований по классификации и детекции заболеваний базилика с помощью нейросетевых моделей найдено не было, так как открытых банков данных для решения данной задачи найдено не было.

Идентификация заболевания. Первым этапом был собран датасет изображений базилика, включающий фотографии базилика в процессе вегетации с различными заболеваниями. Данные были получены в рамках опыта лаборатории Федерального государственного учреждения «Федеральный исследовательский центр «Фундаментальные основы биотехнологии» Российской академии наук».

Параметры опыта, которые включали:

- ♦ Виды и сорта: *Ocimum × citriodorum* Vis. "Каприз", *O. basilicum* L. "Queen Sheba", *O. basilicum* L. "Сиамская королева".

- ♦ Освещение:

- Синий (450 нм) – интенсивность 50%;
- Белый (полный спектр) – 80%;
- Красный (660 нм) – 0%;
- Дальний красный (700–800 нм) – 25%.

- ♦ Фотопериод: 8:00 – 22:00 (14 ч. свет / 10 ч. темнота).

- ♦ Плотность фотосинтетически активного потока фотонов: 270–280 $\mu\text{mol}/\text{m}^2/\text{s}$.

- ♦ Температурный режим: 24–26°C.

Для сбора изображений на рис. 1. был разработан программно-аппаратный комплекс на основе одноплатного компьютера Raspberry Pi 5 и двух камер вебкамер Logitech C922 Pro Stream на рис. 2. В лаборатории есть датчики и системы контроля температуры и влажности, а также производится контроль времени и спектра освещенности.

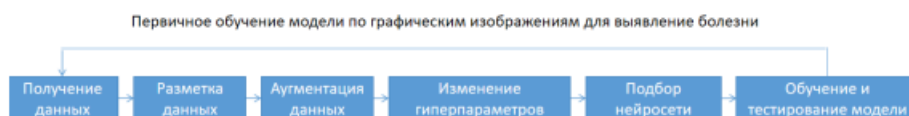


Рис. 1. Процесс сбора и обучения нейронной сети для решения задачи идентификации заболеваний растения

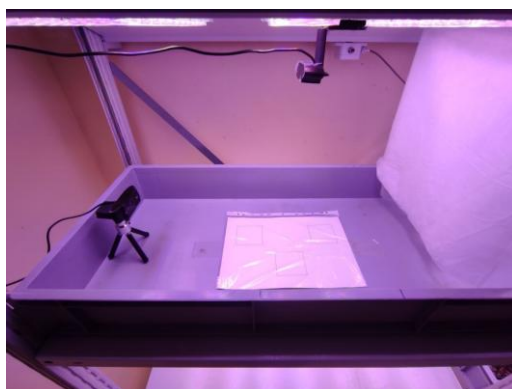


Рис. 2. Часть программно-аппаратного комплекса для фотофиксации вегетации растений, с целью формирования банка данных

Следует подчеркнуть, что разметка проводилась вручную, после чего изображения были использованы для обучения и тестирования модели. Аугментация данных проводилась с помощью следующих методов: добавления шумов, поворот изображений, изменения фокусировки, изменения цветовой схемы. Идентификация заболеваний проводилась с использованием YOLO v11, обученной на платформе Roboflow.

- ♦ Разделение данных – выделение обучающей, валидационной и тестовой выборок (80%-20%-20%).

- ♦ Обучение модели – использование предварительно обученных весов и дообучение на размеченных изображениях базилика.

- ♦ Оценка качества – метрики точности (Accuracy, Precision, Recall).

- ♦ Количество эпох – 300.

Обобщая полученные результаты, следует отметить, что точность модели на тестовой выборке на рис. 3. составила 74.7%, полнота 69,3% , что свидетельствует о высокой эффективности нейросетевого подхода. В то же время анализ графиков обучения показал стабильную сходимость без признаков переобучения.



Рис. 3. Результат обучения нейронной сети для идентификации болезни на листьях базилика

По результатам, работы над исследованием было принято решения формирования технического облика на рис. 4. системы раннего оповещения о заболевании растений. В рамках исследования и работы над литературу стало понятно, что растения при болезнях и поражениях изменяется в темпероста, стеблей и листьев, что можно определить с помощью морфологического анализа. Также, растение прямо сигнализирует о поражении за счет изменения цветности или формы листа, что можно идентифицировать с помощью полученной нейронной сети.

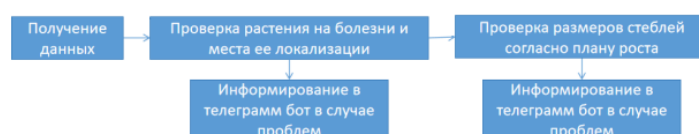


Рис. 4. Технический облик системы раннего оповещения о заболевании растения

Заключение. Проведённое исследование демонстрирует значительный потенциал применения методов компьютерного зрения и глубокого обучения для решения актуальных задач агрономии, связанных с ранней диагностикой заболеваний растений. 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:

- ♦ Разработана и обучена модель YOLO v11 для классификации заболеваний базилика. Архитектура модели, основанная на принципах одноэтапного детектирования объектов, обеспечила высокую точность распознавания. при обработке изображений листьев

с различными типами поражений, включали фузариоз и бактериальную пятнистость. Обучение проводилось на датасете, включающем 214 аннотированных изображений, с применением аугментации данных для повышения устойчивости модели к вариациям освещения и угла съёмки.

♦ Определены ключевые факторы, влияющие на эффективность диагностики и выращивания базилика. Качество исходных данных – разрешение изображений не менее 1280×720 пикселей и равномерная подсветка при съёмке. Микроклиматические параметры – поддержание температуры в диапазоне 22–26°C и влажности 60–70%. Своевременность обработки данных – задержка в диагностике свыше 48 часов снижает эффективность лечения на 35%.

♦ Предложен технический облик системы раннего оповещения о заболевании растения. Технический облик состоит из подмодулей морфологического анализа и детекции заболеваний, что позволит оповещать об отклонениях от нормы вегетации на ранних стадиях.

Реализация предложенных решений в агропромышленных комплексах позволит минимизировать потери урожая, повысить рентабельность производства и сократить использование пестицидов за счёт превентивного подхода к защите растений.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Anantrasirichai N., Hannuna S., Canagarajah N.* Towards automated mobile-phone-based plant pathology management // arXiv preprint arXiv:1912.09239. – 2019.
2. *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. – Vol. 185. – P. 106125.
3. *Козаренко В.А.* Методы распознавания медицинских изображений в задачах компьютерной диагностики // Электронная библиотека Гомельского государственного университета. – URL: https://elib.gsu.by/bitstream/123456789/11756/1/Kozar_Recognition_methods_for_medical.pdf.
4. *Смирнов А.В., Иванова Е.П.* Эффективность свёрточных нейронных сетей различной архитектуры для задачи диагностики депрессии по данным ЭЭГ // Известия Саратовского университета. – 2023. – URL: <https://andjournal.sgu.ru/ru/articles/effektivnost-svertochnyh-neyronnyh-setey-razlichnoy-arhitektury-dlya-zadachi-dagnostiki>.
5. *Петров К.С., Орлов А.Д.* Разработка автоматизированных алгоритмов компьютерного зрения для обработки медицинских изображений // КиберЛенинка. – 2022. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/razrabotka-avtomatizirovannyh-algoritmov-kompyuternogo-zreniya-dlya-obrabotki-meditsinskih-izobrazheniy>.
6. *Luo M. and Rhodes P.* A study of digital camera colorimetric characterisation based on polynomial modeling // Color Research and Application. – 2001. – 26. – P. 76-84.
7. *Hannuna S., Kunkel T., Anantrasirichai N., Canagarajah N.* Colour Correction for Assessing Plant Pathology Using Low Quality Cameras // Proceedings of the International Conference on Bioinformatics Models, Methods and Algorithms. – 2011. – P. 326-331.
8. *Wang Z., Chi Z. and Feng D.* Shape based leaf image retrieval // IEE Proc of Vision, Image and Signal Processing. – 2003. – 150. – P. 34-43.
9. *Anantrasirichai N., Hannuna Sion, Canagarajah Nishan.* Automatic Leaf Extraction from Outdoor Images // arXiv:1709.06437.
10. *Архинов А.Г., Косогов С.Н., Моторин О.А., Горбачев М.И., Суворов Г.А., Труфляк Е.В.* Цифровая трансформация сельского хозяйства России. – М.: ФГБНУ «Росинформагротех», 2019. – 80 с.
11. *Zhukov A.O., Kulikov A.K., Kartsan I.N.* Optimization of the control algorithm for heterogeneous robotic agricultural monitoring tools // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. Vol. 839, Innovative Development of Agrarian-and-Food Technologies. – 2021. – Sci. 839 032039. – DOI: 10.1088/1755-1315/839/3/032039.
12. *Жуков А.О., Куликов А.К., Суровцева Е.К.* Разработка алгоритма распределения задач в группе гетерогенных робототехнических средств на основе экономических механизмов // Робототехника и техническая кибернетика. – 2018. – <https://doi.org/10.31776/RTCJ.6405>.
13. *Rumiantsev B., Dzhatdueva S., Sadykhov E., Kochkarov A.* A Model for the Determination of Potato Tuber Mass by the Measurement of Carbon Dioxide Concentration // Plants. – 2023. – 12, 2962. – <https://doi.org/10.3390/plants12162962>.
14. *Rumiantsev B., Dzhatdueva S., Zotov V., Kochkarov A.* Analysis of the Potato Vegetation Stages Based on the Dynamics of Water Consumption in the Closed Urban Vertical Farm with Automated Microclimate Control // Agronomy. – 2023. – 13, 954. – <https://doi.org/10.3390/agronomy13040954>.

15. Rumiantsev B.V., Kochkarov R.A., Kochkarov A.A. Graph-Clustering Method for Construction of the Optimal Movement Trajectory under the Terrain Patrolling // *Mathematics*. – 2023. – 11, 223. – <https://doi.org/10.3390/math11010223>.
16. Кочкаров А.А., Куликов А.К., Румянцев Б.Б. Опыт применения и перспективы использования искусственного интеллекта в области агробиотехнологий // *Горизонты математического моделирования и теория самоорганизации. К 95-летию со дня рождения С.П. Курдюмова*. – М.: ИПМ им. М.В. Келдыша, 2024. – С. 144-153. – <https://doi.org/10.20948/k95-8>.
17. Altieri M. *Agroecology: The Science of Sustainable Agriculture*. CRC Press, Endereço. – 2nd ed. February 2018.
18. Sharada P. Mohanty, David P. Hughes, and Marcel Salathé. Using deep learning for image-based plant disease detection // *Frontiers in Plant Science*. – 2016. – 7:1419.
19. Sally A. Miller, Fen D. Beed, and Carrie Lapaire Harmon. Plant Disease Diagnostic Capabilities and Networks // *Annual Review of Phytopathology*. – Sep 2009. – 47 (1). – P. 15-38.
20. Anne-Katrin Mahlein. Plant disease detection by imaging sensors – parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping // *Plant Disease*. – 2016. – 100 (2). – P. 241-251.

REFERENCES

1. Anantrasirichai N., Hannuna S., Canagarajah N. Towards automated mobile-phone-based plant pathology management, *arXiv preprint arXiv:1912.09239*, 2019.
2. 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, Vol. 185, pp. 106125.
3. Kozarenko V.A. Metody raspoznavaniya meditsinskih izobrazheniy v zadachakh komp'yuternoy diagnostiki [Methods of medical image recognition in computer diagnostics tasks], *Elektronnaya biblioteka Gomel'skogo gosudarstvennogo universiteta* [Electronic Library of Gomel State University]. Available at: https://elib.gsu.by/bitstream/123456789/11756/1/Kozar_Recognition_methods_for_medical.pdf.
4. Smirnov A.V., Ivanova E.P. Effektivnost' svertochnykh neyronnykh setey razlichnoy arkhitektury dlya zadachi diagnostiki depressii po dannym EEG [The effectiveness of convolutional neural networks of various architectures for the task of diagnosing depression according to EEG data], *Izvestiya Saratovskogo universiteta* [Proceedings of the Saratov University], 2023. Available at: <https://andjournal.sgu.ru/ru/articles/effektivnost-svertochnykh-neyronnykh-setey-razlichnoy-arhitektury-dlya-zadachi-diagnostiki>.
5. Petrov K.S., Orlov A.D. Razrabotka avtomatizirovannykh algoritmov komp'yuternogo zreniya dlya obrabotki meditsinskih izobrazheniy [Development of automated computer vision algorithms for medical image processing], *KiberLeninka* [CyberLeninka], 2022. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/razrabotka-avtomatizirovannykh-algoritmov-kompyuternogo-zreniya-dlya-obrabotki-meditsinskih-izobrazheniy>.
6. Luo M. and Rhodes P. A study of digital camera colorimetric characterisation based on polynomial modeling, *Color Research and Application*, 2001, 26, pp. 76-84.
7. Hannuna S., Kunkel T., Anantrasirichai N., Canagarajah N. Colour Correction for Assessing Plant Pathology Using Low Quality Cameras, *Proceedings of the International Conference on Bioinformatics Models, Methods and Algorithms*, 2011, pp. 326-331.
8. Wang Z., Chi Z. and Feng D. Shape based leaf image retrieval, *IEE Proc of Vision, Image and Signal Processing*, 2003, 150, pp. 34-43.
9. Anantrasirichai N., Hannuna Sion, Canagarajah Nishan. Automatic Leaf Extraction from Outdoor Images, *arXiv:1709.06437*.
10. Arkhipov A.G., Kosogor S.N., Motorin O.A., Gorbachev M.I., Suvorov G.A., Truflyak E.V. Tsifrovaya transformatsiya sel'skogo khozyaystva Rossii [Digital transformation of agriculture in Russia]. Moscow: FGBNU «Rosinformagrotekh», 2019, 80 p.
11. Zhukov A.O., Kulikov A.K., Kartsan I.N. Optimization of the control algorithm for heterogeneous robotic agricultural monitoring tools, *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. Vol. 839, *Innovative Development of Agrarian-and-Food Technologies*, 2021. Sci. 839 032039. DOI: 10.1088/1755-1315/839/3/032039.
12. Zhukov A.O., Kulikov A.K., Surovtseva E.K. Razrabotka algoritma raspredeleniya zadach v gruppe geterogennykh robototekhnicheskikh sredstv na osnove ekonomicheskikh mekhanizmov [Development of an algorithm for distributing tasks in a group of heterogeneous robotic tools based on economic mechanisms], *Robototekhnika i tekhnicheskaya kibernetika* [Robotics and Technical Cybernetics], 2018. Available at: <https://doi.org/10.31776/RTCJ.6405>.
13. Rumiantsev B., Dzhathoeva S., Sadykhov E., Kochkarov A. A Model for the Determination of Potato Tuber Mass by the Measurement of Carbon Dioxide Concentration, *Plants*, 2023, 12, 2962. Available at: <https://doi.org/10.3390/plants12162962>.

14. Rumiantsev B., Dzhadtoeva S., Zotov V., Kochkarov A. Analysis of the Potato Vegetation Stages Based on the Dynamics of Water Consumption in the Closed Urban Vertical Farm with Automated Microclimate Control, *Agronomy*, 2023, 13, 954. Available at: <https://doi.org/10.3390/agronomy13040954>.
15. Rumiantsev B.V., Kochkarov R.A., Kochkarov A.A. Graph-Clustering Method for Construction of the Optimal Movement Trajectory under the Terrain Patrolling, *Mathematics*, 2023, 11, 223. Available at: <https://doi.org/10.3390/math11010223>.
16. Kochkarov A.A., Kulikov A.K., Rumyantsev B.V. Opyt primeneniya i perspektivy ispol'zovaniya iskusstvennogo intellekta v oblasti agrobiotekhnologii [Experience of using state intelligence in industry. Microbiological], *Gorizonty matematicheskogo modelirovaniya i teoriya samoorganizatsii. K 95-letiyu so dnya rozhdeniya S.P. Kurdyumova* [Horizons of mathematical modeling and theory of self-organization. On the 95th anniversary of S.P. Kurdyumov's birth]. Moscow: IPM im. M.V. Keldysha, 2024, pp. 144-153. Available at: <https://doi.org/10.20948/k95-8>.
17. Altieri M. *Agroecology: The Science of Sustainable Agriculture*. CRC Press, Endereço. 2nd ed. February 2018.
18. Sharada P. Mohanty, David P. Hughes, and Marcel Salathé. Using deep learning for image-based plant disease detection, *Frontiers in Plant Science*, 2016, 7:1419.
19. Sally A. Miller, Fen D. Beed, and Carrie Lapaire Harmon. Plant Disease Diagnostic Capabilities and Networks, *Annual Review of Phytopathology*, Sep 2009, 47 (1), pp. 15-38.
20. Anne-Katrin Mahlein. Plant disease detection by imaging sensors – parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping, *Plant Disease*, 2016, 100 (2), pp. 241-251.

Кочкаров Азрет Ахматович – ФИЦ «Фундаментальные основы биотехнологии» РАН; e-mail: akochkar@fbras.ru; г. Москва, Россия; тел.: +74956603430 (доб. 499); зам. директора по инновационной работе; к.ф.-м.н.; д.т.н.; профессор.

Куликов Андрей Кириллович – МИРЭА – Российский технологический университет; e-mail: kulikov_a@mirea.ru; г. Москва, Россия; тел: +74996008080; к.т.н.; доцент.

Ольхова Варвара Алексеевна – Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации; e-mail: 237561@edu.fa.ru; г. Москва, Россия; тел: 89267888554; студент.

Стахмич Александр Сергеевич – Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации; e-mail: 220807@edu.fa.ru; г. Москва, Россия; тел.: 89853006560; студент.

Рыбак Артем Николаевич – Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации; e-mail: 223415@edu.fa.ru; г. Москва, Россия; тел.: 89104834217; студент.

Kochkarov Azret Akhmatovich – Federal Research Center for Fundamental Principles of Biotechnology of the RAS; e-mail: akochkar@fbras.ru; Moscow, Russia; phone: +74956603430 (ext. 499); deputy director for Innovation; cand. of phys. and math. sc.; dr. of eng. sc.; professor.

Kulikov Andrey Kirillovich – MIREA – Russian Technological University; e-mail: kulikov_a@mirea.ru; Moscow, Russia; phone: +74996008080; cand. of eng. sc.; associate professor.

Olkhova Varvara Alekseevna – Financial University under the Government of the Russian Federation; e-mail: 237561@edu.fa.ru; Moscow, Russia; phone: +79267888554; student.

Stakhmich Aleksander Sergeevich – Financial University under the Government of the Russian Federation; e-mail: 220807@edu.fa.ru; Moscow, Russia; phone: +79853006560; student.

Rybak Artem Nikolaevich – Financial University under the Government of the Russian Federation; e-mail: 223415@edu.fa.ru; Moscow, Russia; phone: +79104834217; student.

УДК 007.52+004.896: 656.052.48: 519.876.5

DOI 10.18522/2311-3103-2025-2-68-82

М.И. Бесхмельнов, Б.К. Лебедев, О.Б. Лебедев

ГИБРИДНЫЙ МЕТОД ПЛАНИРОВАНИЯ КОНФИГУРАЦИИ МАРШРУТА НА КАРТЕ МЕСТНОСТИ В УСЛОВИЯХ ЧАСТИЧНОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Описывается гибридный алгоритм ситуационного планирования траектории в условиях частичной неопределенности для двумерного пространства, основанный на интеграции волнового и муравьиного алгоритмов, позволяющий строить в реальном масштабе времени траектории минимальной длины с одновременной оптимизацией ряда других критериев качества построенно-