

УДК 631.171: 632.915: 004.93

Научная статья



DOI: 10.32634/0869-8155-2022-361-7-8-167-171

А.Г. Аксенов,
В.С. Тетерин, ✉
А.Ю. Овчинников,
Н.С. Панферов,
С.А. Пехнов

Федеральный научный агроинженерный
 центр ВИМ, Москва, Российская
 Федерация

✉ v.s.teterin@mail.ru

Поступила в редакцию:
 25.03.2022

Одобрена после рецензирования:
 02.08.2022

Принята к публикации:
 22.08.2022

Research article



Open access

DOI: 10.32634/0869-8155-2022-361-7-8-167-171

Alexander G. Aksenov,
Vladimir S. Teterin, ✉
Alexey Yu. Ovchinnikov,
Nikolay S. Panfyorov,
Sergey A. Pehnov

Federal Scientific Agroengineering Center
 VIM, Moscow, Russian Federation

✉ v.s.teterin@mail.ru

Received by the editorial office:
 25.03.2022

Accepted in revised:
 02.08.2022

Accepted for publication:
 22.08.2022

Использование нейронной сети для выявления больных растений картофеля

РЕЗЮМЕ

Актуальность. Для получения высококачественного семенного материала семеноводческие хозяйства должны уделять большое внимание технологиям возделывания культуры. При этом важную роль играет выполнение такого селекционного мероприятия, как фитопочистка селекционных и семенных делянок с целью выявления и устранения зараженных растений. Однако стоит отметить тот факт, что для осуществления подобного мероприятия требуется наличие высококвалифицированных специалистов, способных выявлять заболевания растений на ранних стадиях. Однако в настоящее время в сельском хозяйстве наблюдается дефицит подобных сотрудников, в связи с чем актуальной задачей является разработка инновационных цифровых технологий, направленных на выявление зараженных растений. В настоящее время активно развиваются технологии машинного зрения и нейронных сетей, предназначенные для решения подобных задач.

Методы. В рамках исследований были проанализированы существующие технологии машинного зрения, а также разработанные технологии машинного обучения. Затем по результатам проведенного анализа был разработан программный комплекс на основе сверточной нейронной сети. В ходе обучения и тестирования нейронной сети использовались технологии кадрирования, методы аффинного преобразования, информационно-логического анализа исходной информации.

Результаты. Для определения качества работы программного комплекса по выявлению заболевших растений картофеля была проведена серия испытаний. В ходе исследований оценивалось, с какой точностью производилось распределение растений в ту или иную группу. Анализ полученных результатов показал, что выбранная конструкция нейронной сети успешно справилась с поставленной экспериментальной задачей. При этом для дальнейшего развития данного направления необходимо создать обширную информационную базу по заболеваниям картофеля, что позволит в перспективе разработать программно-аппаратный комплекс по анализу посадок картофеля и выявлению зараженных растений в режиме реального времени.

Ключевые слова: определение заболеваний картофеля, фитопочистка, машинное обучение, нейронные сети, машинное зрение, возделывание семенного картофеля

Для цитирования: Аксенов А.Г., Тетерин В.С., Овчинников А.Ю., Панферов Н.С., Пехнов С.А. Использование нейронной сети для выявления больных растений картофеля. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2022-361-7-8-167-171>

© Аксенов А.Г., Тетерин В.С., Овчинников А.Ю., Панферов Н.С., Пехнов С.А.

Using a neural network to identify diseased potato plants

ABSTRACT

Relevance. In order to obtain high-quality seed material, seed farms should pay great attention to crop cultivation technologies. At the same time, an important role is played by the implementation of such breeding measure as phyto-cleaning of breeding and seed plots, in order to identify and eliminate infected plants. However, it is worth noting the fact that the implementation of such measure requires the presence of highly qualified specialists capable of detecting plant diseases at early stages. However, currently there is a shortage of such employees in agriculture, and therefore the development of innovative digital technologies aimed at detecting infected plants is an urgent task. Currently, machine vision and neural network technologies designed to solve such problems are actively developing.

Methods. As part of the research, existing machine vision technologies were analyzed, as well as developed machine learning technologies. Then, based on the analysis, a software package based on a convolutional neural network was developed. During the training and testing of the neural network, framing technologies, affine transformation methods, information and logical analysis of the initial information were used.

Results. To determine the quality of the software package for the identification of diseased potato plants, a series of tests was conducted. During the research, the accuracy with which the distribution of plants to a particular group was carried out was evaluated. The analysis of the results showed that the chosen neural network design successfully coped with the experimental task. At the same time, for the further development of this direction, it is necessary to create an extensive information base on potato diseases. That will allow in the future to develop a software and hardware complex for the analysis of potato plantings and the identification of infected plants in real time.

Key words: determination of potato diseases, phyto-cleaning, machine learning, neural networks, machine vision, cultivation of potato seed

For citation: Aksenov A.G., Teterin V.S., Ovchinnikov A.Yu., Panfyorov N.S., Pehnov S.A. Using a neural network to identify diseased potato plants. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2022-361-7-8-167-171> (In Russian).

© Aksenov A.G., Teterin V.S., Ovchinnikov A.Yu., Panfyorov N.S., Pehnov S.A.

Введение/Introduction

При возделывании семенного картофеля основная цель, которая ставится перед семеноводческими хозяйствами, — это получение семенного материала, соответствующего нормативным документам РФ. Получаемые семенные клубни должны быть здоровыми, целыми и с окрепшей кожурой, в семенном материале не допускается наличие вредителей, семян сорняков, болезней, а также не допускаются к посадке клубни с признаками «удушья», с ожогами, подмороженные и т.д., согласно ГОСТ Р 53136-2008.

Поэтому важное значение имеет комплекс агротехнических приемов, направленных на ограничение распространения грибковых, вирусных и бактериальных инфекций в процессе роста и развития растений. Так, растения картофеля, возделываемого на семенных полях, должны соответствовать морфологическим признакам, характерным для данного сорта, быть однородными по росту и развитию, листья должны иметь однородный окрас, без признаков крапчатости, скручивания или закручивания, складчатости [2].

В связи с этим для повышения качества получаемого семенного материала и, как следствие, сбора высококонкурентной продукции в долгосрочной перспективе, производятся фитопрочистки посадок выращиваемого семенного материала. На данный момент основная часть фитопрочисток производится вручную специально обученными людьми, при этом механизация данного процесса ограничивается производством машин, предназначенных для перевозки работников, которые и производят инспекцию посадок, удаление и сборку растений [3].

Растения, пораженные болезнями или вредителями, как правило, можно определить визуально, с этой целью данные операции выполняются специалистами, обученными диагностировать вредителей и болезни путем визуального осмотра или проведения лабораторных анализов образцов растений. Однако этот подход имеет ряд ограничений:

1. Обучение таких специалистов затратно экономически и занимает много времени.
2. Требуется высокий уровень знаний, чтобы различать заболевания с визуально схожими характеристиками [4–8]. В таких случаях даже высококвалифицированный специалист может поставить неправильный диагноз из-за усталости, плохого освещения или плохого зрения. Более того, отдельные эксперты часто являются специалистами по небольшому набору заболеваний.
3. Фермеры и специалисты могут быть не в состоянии правильно распознать неместные болезни и вредителей [9, 10].

Использование автоматизированных алгоритмов обработки изображений для обнаружения вредителей и болезней сельскохозяйственных культур является активной областью исследований, направленных на преодоление этих ограничений. Расширение возможностей и доступность цифровых камер и вычислительного оборудования в сочетании со снижением их стоимости означает, что цифровые методы обработки изображений могут стать альтернативой ручному труду в этой области.

Машинное зрение включает в себя компьютеризованную обработку и анализ изображений, снятых с использованием широкого спектра датчиков, в том числе камер видимого света, инфракрасных устройств формирования изображений и датчиков, работающих в разных диапазонах электромагнитного спектра.

Ранние работы основывались на классических процедурах обработки изображений и «ручном» извлечении признаков из изображений листьев. Затем эти признаки использовались для обучения неглубоких алгоритмов классификатора, таких как метод опорных векторов (SVM), анализ основных компонентов (PCA), классификация по методу максимального правдоподобия (MLC), метод К-ближайших соседей (KNN), наивный байесовский анализ (NB), деревья решений (DT), случайный лес (RF) и искусственные нейронные сети (ANN) [4, 5, 7, 10–14]. Более поздние работы были сосредоточены на разработке архитектур сверточной нейронной сети (CNN) с глубоким обучением для автоматического извлечения признаков и классификации изображений [15–21].

Эта тенденция обусловлена тремя основными факторами:

- наличие больших наборов данных;
- адаптация многоядерных графических процессоров (GPU) к обучению глубоким нейронным сетям;
- разработка вспомогательных программных библиотек, таких как Compute Unified Device Architecture (CUDA) от корпорации «Nvidia».

Таким образом, использование технологий цифровой обработки изображения с целью фитопрочистки овощных культур является перспективным направлением исследований. С развитием данного направления появляется все больше новой информации об успешном применении технологий машинного зрения в рамках фитопрочистки культурных растений. Наиболее актуальным направлением развития в данной области представляется использование нейронных сетей глубокого обучения.

Материалы и методы/Materials and methods

В ходе проведенных исследований были проанализированы существующие технологии машинного зрения, а также разработанные технологии машинного обучения, используемые в растениеводстве для фенотипирования, генотипирования и определения заболеваний растений. На основе проведенных исследований была выбрана наиболее подходящая архитектура нейронной сети.

В ходе обучения и тестирования нейронной сети использовались технологии кадрирования, методы аффинного преобразования, информационно-логического анализа исходной информации.

Результаты и обсуждение/Results and discussion

Исходя из проведенного анализа существующих технологий машинного обучения был разработан программный комплекс на основе сверточной нейронной сети ResNet34, предназначенной для анализа изображений и последующего определения заболевших растений картофеля. Используемая нейронная сеть обладает 34 слоями.

Традиционная сверточная нейронная сеть или полносвязная нейронная сеть характеризуются потерей информации и другими проблемами при передаче данных, что приведет к исчезновению или всплеску градиента, а последнее, в свою очередь, способно вызывать проблемы при обучении. Нейронная сеть на основе архитектуры ResNet в определенной степени решает эту проблему. Она защищает целостность данных, напрямую обходя входную информацию и вывода ее. Всей сети нужно только изучить часть разницы между входом и выходом, что упрощает ее обучение.

Стоит отметить, что для работы с нейронными сетями требуется наличие достаточно больших вычислительных мощностей графического процессора GPU. Использование именно графических процессоров для обучения нейронных сетей связано в первую очередь с различием архитектуры их построения в сравнении с центральными процессорами CPU. Графические процессоры, благодаря архитектуре своего ядра, эффективно справляются с большим количеством несложных однотипных задач, в связи с чем обладают высокой производительностью.

Стоит также обратить внимание на то, что обучение нейронных сетей на CPU способно занять несколько месяцев, в то время как графические процессоры с данной задачей способны справиться за несколько дней. При этом GPU обладают меньшим энергопотреблением.

Быстрое обучение нейронных сетей на графических процессорах связано в первую очередь с их особенностью решать параллельно несколько задач, а сами нейронные сети представляют собой параллельные алгоритмы. Кроме того, графические процессоры оптимизированы для матричных операций и ускоряют их — а матричные операции необходимы нейронным сетям для получения результата.

В связи с этим для реализации нейронной сети, основанной на архитектуре ResNet34, ее тренировки и проведения испытаний по ее применимости для определения здоровых и заболевших растений картофеля был использован сервис Google Collaboratory. Данный ресурс представляет собой облачный сервис, позволяющий получить удаленный доступ к машине с подключенной видеокартой.

Для корректной тренировки нейронной сети на изображениях листьев и растений картофеля к фотографиям применяются следующие требования:

- отсутствие на изображениях посторонних объектов;
- высота, на которой делаются снимки, должна быть постоянной;
- светочувствительность камеры (ISO) настраивается так, чтобы не было белых пятен на изображении (засветок).

В качестве тренировочной выборки была использована библиотека, состоящая из 200 фотографий заболевших листьев картофеля и 200 фотографий здоровых листьев картофеля, примеры изображения заболевших и здоровых листьев (растений) картофеля представлены на рисунках 1 и 2.

Рис. 1. Изображения больного листа картофеля

Fig. 1. Images of a diseased potato leaf



Рис. 2. Изображение здоровых листьев картофеля

Fig. 2. Image of healthy potato leaves

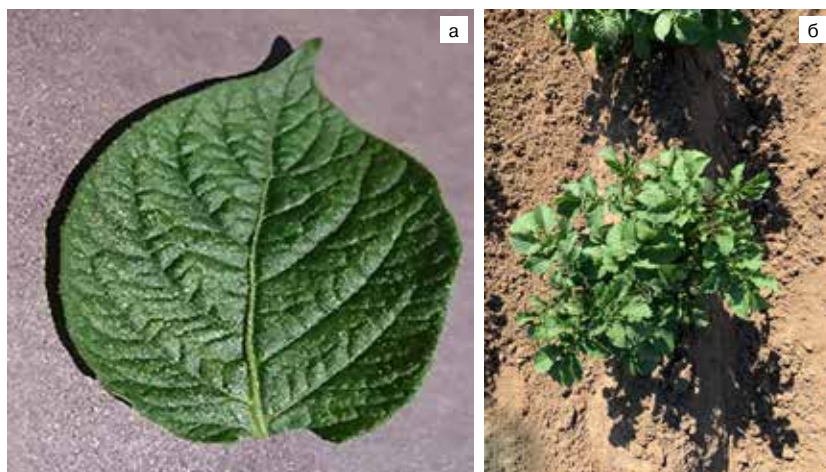


Рис. 3. Примеры здоровых и заболевших растений из тестовой выборки

Fig. 3. Examples of healthy and diseased plants from the test sample



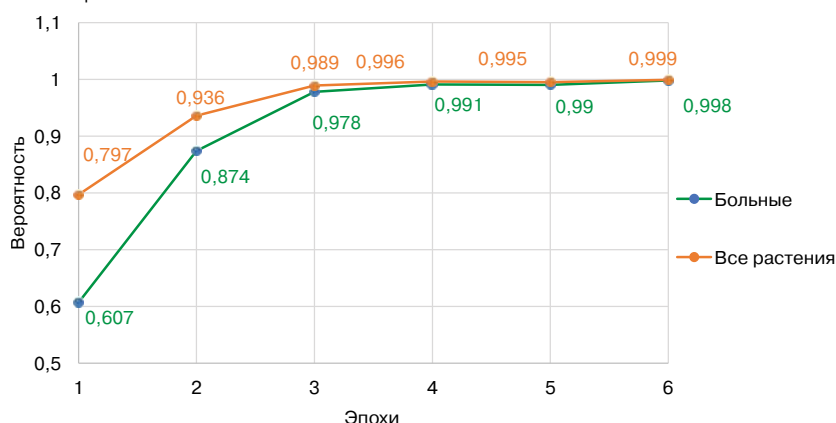
Здоровое растение
Healthy plant

Больное растение
(морщинистая мозаика)
Sick plant (rugose mosaic)

Стоит заметить, что из 200 фотографий больных и здоровых растений 49 изображений были собраны собственными силами (рис. 1б, 2б), остальные изображения больных и здоровых листьев были взяты из библиотеки изображений листьев картофеля PlantVillage (рис. 1а, 2а).

Рис. 4. График зависимости точности распределения от количества пройденных эпох обучения

Fig. 4. Graph of the dependence of the accuracy of the distribution on the number of training epochs passed



Для определения качества работы программного комплекса по выявлению заболевших растений картофеля была проведена серия испытаний. Для этого была подготовлена тестовая выборка фотографий, не участвовавших в обучении нейронной сети. В нее вошли по 25 фотографий здоровых и больных растений, которые были собраны собственными силами (рис. 3). Каждая из фотографий подверглась трехкратному аффинному преобразованию, что позволило искусственно увеличить объем тестовой выборки.

В ходе исследований оценивалось, с какой точностью производилось распределение растений в ту или иную группу. Полученные вероятности заносились в таблицу. На основании полученных данных была построена графическая зависимость, показывающая среднее значение точности распределения исходя из количества эпох обучения (рис. 4).

Все авторы несут ответственность за свою работу и представленные данные.

Все авторы внесли равный вклад в эту научную работу. Авторы в равной степени участвовали в написании рукописи и несут равную ответственность за плагиат. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Выводы/Conclusion

Исходя из вышеизложенного можно сделать вывод, что используемая сверточная нейронная сеть ResNet34 на высоком уровне справилась с экспериментальной задачей. В свою очередь, для дальнейшего обучения нейронной сети необходимо создать обширную информационную базу по заболеваниям картофеля.

Кроме того, в связи с активно развивающимися технологиями машинного зрения и потребностью семеноводческих хозяйств и научно-исследовательских институтов в машинах для проведения фитопрочисток, необходима разработка программно-аппаратного комплекса по анализу посадок картофеля и выявлению зараженных растений в режиме реального времени, что позволит повысить качество проводимых работ.

All authors bear responsibility for the work and presented data.

All authors have made an equal contribution to this scientific work. The authors were equally involved in writing the manuscript and bear the equal responsibility for plagiarism. The authors declare no conflict of interest.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Зейрук В.Н., Васильева С.В., Новикова И.И., Белякова Н.А., Деревягина М.К., Белов Г.Л. Перспективы развития экологических приемов защиты картофеля от болезней и вредителей. *Аграрная наука*. 2019;3:54-59
2. Старовойтова О.А., Жевора С.В., Старовойтов В.И. [и др.] Конкурентоспособные технологии семеноводства, производства и хранения картофеля. — Москва: Российский научно-исследовательский институт информации и технико-экономических исследований по инженерно-техническому обеспечению агропромышленного комплекса, 2018. — 236 с. — ISBN 978-5-7367-1433-9
3. Передовые методы диагностики патогенов картофеля / С.В. Жевора, В.Н. Зейрук, Г.Л. Белов [и др.]. — Москва: Российский научно-исследовательский институт информации и технико-экономических исследований по инженерно-техническому обеспечению агропромышленного комплекса, 2019. — 92 с. — ISBN 978-5-7367-1504-6
4. Islam M. et al. Detection of potato diseases using image segmentation and multiclass support vector machine //2017 IEEE 30th canadian conference on electrical and computer engineering (CCECE). — IEEE, 2017. — С. 1-4
5. Wang H. et al. Image recognition of plant diseases based on backpropagation networks //2012 5th International Congress on Image and Signal Pro-cessing. — IEEE, 2012. — С. 894-900
6. Liu B. et al. Identification of apple leaf diseases based on deep convolutional neural networks //Symmetry. — 2018. — Т. 10. — №. 1. — С. 11.
7. Qin F. et al. Identification of alfalfa leaf diseases using image recognition technology //PLoS One. — 2016. — Т. 11. — №. 12. — С. e0168274.

REFERENCES

1. Zeyruk V.N., Vasilyeva S.V., Novikova I.I., Belyakova N.A., Derevyagina M.K., Belov G.L. Prospects of development of ecological methods of potato protection from diseases and pests. *Agrarian science*. 2019;3:54-59. (In Russian.)
2. Starovoitova O.A., Zhevora S.V., Starovoitov V.I. and ets. Competitive technologies of seed production, potato production and storage Moskva: Russianian Research Institute of Information and Technical and Economic Research on Engineering and Technical Support of the Agro-industrial complex, 2018. — 236 с. — ISBN 978-5-7367-1433-9 (In Russian.)
3. Zhevora S. V., Zeiruk V. N., Belov G. L. [et al.] Advanced diagnostic methods for potato pathogens Moscow: Russian Research Institute of Information and Technical and Economic Research on Engineering and Technical support of the agro-industrial complex, 2019. — 92 с. — ISBN 978-5-7367-1504-6. (In Russian.)
4. Islam M. et al. Detection of potato diseases using image segmentation and multiclass support vector machine //2017 IEEE 30th canadian conference on electrical and computer engineering (CCECE). — IEEE, 2017. — С. 1-4
5. Wang H. et al. Image recognition of plant diseases based on backpropagation networks //2012 5th International Congress on Image and Signal Pro-cessing. — IEEE, 2012. — С. 894-900
6. Liu B. et al. Identification of apple leaf diseases based on deep convolutional neural networks //Symmetry. — 2018. — Т. 10. — №. 1. — С. 11.
7. Qin F. et al. Identification of alfalfa leaf diseases using image recognition technology //PLoS One. — 2016. — Т. 11. — №. 12. — С. e0168274.

8. Cruz A. C. et al. X-FIDO: An effective application for detecting olive quick decline syndrome with deep learning and data fusion //Frontiers in plant science. — 2017. — Т. 8. — С. 1741.
9. Anand R., Veni S., Aravindh J. An application of image processing tech-niques for detection of diseases on brinjal leaves using k-means clustering method //2016 international conference on recent trends in information tech-nology (ICRTIT). — IEEE, 2016. — С. 1-6.
10. Johannes A. et al. Automatic plant disease diagnosis using mobile capture devices, applied on a wheat use case //Computers and electronics in agriculture. — 2017. — Т. 138. — С. 200-209.
11. Krithika N., Selvarani A. G. An individual grape leaf disease identification using leaf skeletons and KNN classification //2017 International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS). — IEEE, 2017. — С. 1-5.
12. Es-saady Y. et al. Automatic recognition of plant leaves diseases based on serial combination of two SVM classifiers //2016 International Conference on Electrical and Information Technologies (ICEIT). — IEEE, 2016. — С. 561-566.
13. Rothe P. R., Kshirsagar R. V. Automated extraction of digital images features of three kinds of cotton leaf diseases //2014 International Conference on Electronics, Communication and Computational Engineering (ICECCE). — IEEE, 2014. — С. 67-71.
14. Padol P. B., Sawant S. D. Fusion classification technique used to detect downy and Powdery Mildew grape leaf diseases //2016 International Conference on Global Trends in Signal Processing, Information Computing and Communication (ICGTSPICC). — IEEE, 2016. — С. 298-301.
15. Fuentes A. et al. A robust deep-learning-based detector for real-time tomato plant diseases and pests recognition //Sensors. — 2017. — Т. 17. — №. 9. — С. 2022.
16. Barbedo J. G. A. Factors influencing the use of deep learning for plant disease recognition //Biosystems engineering. — 2018. — Т. 172. — С. 84-91.
17. Barbedo J. G. A. Plant disease identification from individual lesions and spots using deep learning //Biosystems Engineering. — 2019. — Т. 180. — С. 96-107.
18. Nachtigall L. G., Araujo R. M., Nachtigall G. R. Classification of apple tree disorders using convolutional neural networks //2016 IEEE 28th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI). — IEEE, 2016. — С. 472-476.
19. Liu B. et al. Identification of apple leaf diseases based on deep convolutional neural networks //Symmetry. — 2018. — Т. 10. — №. 1. — С. 11.
20. Cruz A. C. et al. X-FIDO: An effective application for detecting olive quick decline syndrome with deep learning and data fusion //Frontiers in plant science. — 2017. — Т. 8. — С. 1741.
21. Dhakal A., Shakya S. Image-based plant disease detection with deep learning //International Journal of Computer Trends and Technology. — 2018. — Т. 61. — №. 1. — С. 26-29.
8. Cruz A. C. et al. X-FIDO: An effective application for detecting olive quick decline syndrome with deep learning and data fusion //Frontiers in plant science. — 2017. — Т. 8. — С. 1741.
9. Anand R., Veni S., Aravindh J. An application of image processing tech-niques for detection of diseases on brinjal leaves using k-means clustering method //2016 international conference on recent trends in information tech-nology (ICRTIT). — IEEE, 2016. — С. 1-6.
10. Johannes A. et al. Automatic plant disease diagnosis using mobile capture devices, applied on a wheat use case //Computers and electronics in agriculture. — 2017. — Т. 138. — С. 200-209.
11. Krithika N., Selvarani A. G. An individual grape leaf disease identification using leaf skeletons and KNN classification //2017 International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS). — IEEE, 2017. — С. 1-5.
12. Es-saady Y. et al. Automatic recognition of plant leaves diseases based on serial combination of two SVM classifiers //2016 International Conference on Electrical and Information Technologies (ICEIT). — IEEE, 2016. — С. 561-566.
13. Rothe P. R., Kshirsagar R. V. Automated extraction of digital images features of three kinds of cotton leaf diseases //2014 International Conference on Electronics, Communication and Computational Engineering (ICECCE). — IEEE, 2014. — С. 67-71.
14. Padol P. B., Sawant S. D. Fusion classification technique used to detect downy and Powdery Mildew grape leaf diseases //2016 International Conference on Global Trends in Signal Processing, Information Computing and Communication (ICGTSPICC). — IEEE, 2016. — С. 298-301.
15. Fuentes A. et al. A robust deep-learning-based detector for real-time tomato plant diseases and pests recognition //Sensors. — 2017. — Т. 17. — №. 9. — С. 2022.
16. Barbedo J. G. A. Factors influencing the use of deep learning for plant disease recognition //Biosystems engineering. — 2018. — Т. 172. — С. 84-91.
17. Barbedo J. G. A. Plant disease identification from individual lesions and spots using deep learning //Biosystems Engineering. — 2019. — Т. 180. — С. 96-107.
18. Nachtigall L. G., Araujo R. M., Nachtigall G. R. Classification of apple tree disorders using convolutional neural networks //2016 IEEE 28th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI). — IEEE, 2016. — С. 472-476.
19. Liu B. et al. Identification of apple leaf diseases based on deep convolutional neural networks //Symmetry. — 2018. — Т. 10. — №. 1. — С. 11.
20. Cruz A. C. et al. X-FIDO: An effective application for detecting olive quick decline syndrome with deep learning and data fusion //Frontiers in plant science. — 2017. — Т. 8. — С. 1741.
21. Dhakal A., Shakya S. Image-based plant disease detection with deep learning //International Journal of Computer Trends and Technology. — 2018. — Т. 61. — №. 1. — С. 26-29.

ОБ АВТОРАХ:

Александр Геннадьевич Аксенов, доктор технических наук, ведущий научный сотрудник отдела «Технологии и машины для овощеводства» Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ. ORCID: 0000-0002-9546-7695 E-mail: 1053vim@mail.ru

Владимир Сергеевич Тетерин, кандидат технических наук, старший научный сотрудник отдела «Технологии и машины для овощеводства» Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ. ORCID: 0000-0001-8116-723X E-mail: v.s.teterin@mail.ru

Алексей Юрьевич Овчинников, младший научный сотрудник отдела «Технологии и машины для овощеводства» Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ ORCID: 0000-0002-2188-1527 E-mail: aleksovchinn@gmail.com

Николай Сергеевич Панферов, кандидат технических наук, старший научный сотрудник отдела «Технологии и машины для овощеводства» Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ. ORCID: 0 0000-0001-7431-7834 E-mail: nikolaj-panforyov@yandex.ru

Сергей Александрович Пехнов, старший научный сотрудник отдела «Технологии и машины для овощеводства» Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ. ORCID: 0000-0001-9471-6074 E-mail: pehnov@mail.ru

ABOUT THE AUTHORS:

Alexander Gennadievich Aksenov, D.Sc. (Engineering), leading researcher of the department "Technologies and machines for vegetable growing" Federal Scientific Agroengineering Center VIM. ORCID: 0000-0002-9546-7695 E-mail: 1053vim@mail.ru

Vladimir Sergeevich Teterin, PhD (Engineering), Senior researcher of the department "Technologies and machines for vegetable growing" Federal Scientific Agroengineering Center VIM. ORCID: 0000-0001-8116-723X E-mail: v.s.teterin@mail.ru

Alexey Yuryevich Ovchinnikov, junior researcher of the department "Technologies and machines for vegetable growing" Federal Scientific Agroengineering Center VIM. ORCID: 0000-0002-2188-1527 E-mail: aleksovchinn@gmail.com

Nikolay Sergeevich Panferov, PhD (Engineering), Senior researcher of the department "Technologies and machines for vegetable growing" Federal Scientific Agroengineering Center VIM. ORCID: 0 0000-0001-7431-7834 E-mail: nikolaj-panforyov@yandex.ru

Sergey Alexandrovich Pehnov, senior researcher at the Department "Technologies and Machines for Vegetable Growing" Federal Scientific Agroengineering Center VIM". ORCID: 0000-0001-9471-6074 E-mail: pehnov@mail.ru