



<https://doi.org/10.26898/0370-8799-2021-2-13>

УДК: 632.38:633.1: 528.8

Тип статьи: оригинальная

Type of article: original

ОЦЕНКА СТЕПЕНИ ПОРАЖЕНИЯ РАСТЕНИЙ БОЛЕЗНЯМИ МЕТОДАМИ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

✉^{1,2}Алтухов В.Г.

¹Сибирский федеральный научный центр агробиотехнологий

Российской академии наук

Новосибирская область, р.п. Краснообск, Россия

²Новосибирский государственный технический университет

Новосибирск, Россия

✉ e-mail: vgaltukhov@gmail.com

Представлены результаты первого этапа исследования в рамках диссертационной работы «Исследование методов и алгоритмов компьютерного зрения в области выявления болезней растений». Проведен анализ работ, связанных с автоматической оценкой степени поражения растений болезнями. Установлено, что для решения задач в данной области перспективными методами являются сверточные нейронные сети, которые в настоящее время по точности превосходят классические методы компьютерного зрения. Для оценки степени поражения используются классификационные и сегментационные архитектуры сверточных нейронных сетей. При этом, классификационные архитектуры способны учитывать визуальные особенности признаков болезней на разных стадиях заболевания, но с их помощью нельзя получить информацию о фактической площади поражения. Решения, основанные на сегментационных архитектурах, позволяют получить информацию о площади поражения, но не проводят градацию степени поражения по видимым признакам болезни. На основании проведенного анализа существующих работ, основанных на применении сверточных нейронных сетей и вариантов их использования, определена цель настоящего исследования: разработать автоматическую систему, способную определять площадь поражения, а также учитывать визуальные особенности признаков заболевания и тип иммунологической реакции растения на разных стадиях развития. Планируется построить систему на основе сегментационной архитектуры сверточной нейронной сети, которая будет производить мультиклассовую сегментацию изображений. Такая сеть способна разделять пиксели изображения на несколько классов: фон, здоровая область листа, пораженная область листа. В свою очередь класс «пораженная область» будет включать в себя несколько подклассов, соответствующих визуальным особенностям заболевания на разных стадиях развития.

Ключевые слова: болезни растений, степень поражения растений, компьютерное зрение, сверточные нейронные сети, классификация, сегментация, разметка датасета

PLANT DISEASE SEVERITY ESTIMATION BY COMPUTER VISION METHODS

✉^{1,2}Altukhov V.G.

¹Siberian Federal Scientific Centre of Agro-BioTechnologies of the Russian Academy of Sciences

Krasnoobsk, Novosibirsk Region, Russian Federation

²Novosibirsk State Technical University

Novosibirsk, Russia

✉ e-mail: vgaltukhov@gmail.com

The first stage results within the framework of the thesis “Investigation of computer vision methods and algorithms in the field of plant diseases detection” are presented. The analysis of the work

related to the automatic assessment of plant disease severity was carried out. It was established that for solving problems in this field, convolution neural networks are promising methods, which are currently superior to classical methods of computer vision in terms of accuracy. To assess the severity degree, classification and segmentation architectures of convolutional neural networks are used. Classification architectures are able to take into account disease visual features at different stages of the disease development, but information about the actual affected area is unavailable. On the other hand, solutions based on segmentation architectures provide actual data on the lesion area, but do not grade severity levels according to disease visual features. Based on the result of the research into the application of convolutional neural networks and options for their use, the goal of this study was determined, which is to develop an automatic system capable of determining the lesion area, as well as to take into account disease visual features and the type of immunological reaction of the plant at different stages of disease progress. It is planned to build a system based on the segmentation architecture of a convolutional neural network, which will produce multi-class image segmentation. Such a network is able to divide image pixels into several classes: background, healthy leaf area, affected leaf area. In turn, the class "affected leaf area" will include several subclasses corresponding to the disease visual features at different stages of disease progress.

Keywords: plants diseases, plant disease severity, computer vision, convolutional neural networks, classification, segmentation, dataset markup

Для цитирования: Алтухов В.Г. Оценка степени поражения растений болезнями методами компьютерного зрения // Сибирский вестник сельскохозяйственной науки. 2021. Т. 51. № 2. С. 107–112. <https://doi.org/10.26898/0370-8799-2021-2-13>

For citation: Altukhov V.G. Plant disease severity estimation by computer vision methods. *Sibirskii vestnik sel'skokhozyaistvennoi nauki = Siberian Herald of Agricultural Science*, 2021, vol. 51, no. 2, pp. 107–112. <https://doi.org/10.26898/0370-8799-2021-2-13>

Конфликт интересов

Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest

The author declares no conflict of interest.

В течение 1980–2020 гг. ежегодные потери мирового урожая из-за болезней и вредителей составляли от 20 до 40% [1]. При текущем росте населения планеты, из-за нехватки качественных продуктов питания, такие тенденции могут привести не только к ухудшению здоровья людей, но и угрозе существования человечества. Проведение своевременного контроля состояния сельскохозяйственных культур и селекция сортов растений, устойчивых к различным заболеваниям, позволят предотвратить указанные негативные последствия. В связи с этим необходим визуальный мониторинг растений [2, 3]. В настоящее время такой мониторинг выполняется вручную, его качество отличается субъективностью и не всегда квалифицированной оценкой экспертов. С развитием технологий машинного обучения и робототехники выполнение этих задач возможно в сельскохозяйственной отрасли с помощью методов и алгоритмов компьютерного зрения, в том числе сверточных нейронных

сетей (СНС) как искусственных нейронных сетей для эффективного распознавания образов.

Сверточные нейронные сети способны выявлять болезни на различных стадиях, поскольку видимые признаки болезней со временем меняются. Актуально создание системы, способной определять болезнь на протяжении всего цикла ее развития и классифицировать поражение растений по степени тяжести. Решение этой задачи необходимо для раннего предотвращения развития болезней, для определения устойчивости сорта к патогенам, для сохранения урожайности культур.

Цель исследования – разработать автоматическую систему для классификации степени поражения растений болезнями с использованием сверточных нейронных сетей, оценить эффективность работы системы.

В рамках диссертационного исследования планируется решение следующих задач:

1) провести анализ существующих алгоритмов сверточных нейронных сетей и ва-

риантов их использования для решения задач классификации степени поражения растений болезнями;

2) разработать алгоритм разметки набора данных на изображениях пораженных и здоровых листьев растений;

3) разработать систему на основе сверточных нейронных сетей для сегментации пораженных заболеванием участков растений и их классификации по степени поражения;

4) оценить эффективность разработанной системы по выбранным метрикам на различных наборах данных.

На первом этапе исследований проведен анализ литературных источников с описанием систем классификации растений по степени поражения заболеванием с использованием нейронных сетей.

Компьютерное зрение – совокупность методов и алгоритмов, которые позволяют производить обнаружение, наблюдение и классификацию объектов, получая информацию из изображений. Существуют два основных направления в области компьютерного зрения:

- 1) классические методы;
- 2) глубокое обучение¹.

Они отличаются тем, что классические методы предполагают выделение признаков изображения вручную, оператором, тогда как глубокое обучение (нейронные сети) производит это автоматически. Имеется существенное различие в точности этих подходов. Лучшие методы классического компьютерного зрения обеспечивают точность до 80%, тогда как глубокое обучение в некоторых случаях – 99% [4]. Для обеспечения высокой точности работы нейронной сети необходимо ее обучить (научить выделять и обобщать признаки) на достаточном количестве данных. Это актуально для решения задач выявления болезней растений [4, 5].

Большинство исследований, которые проводятся в данной области, связаны с идентификацией растений и болезней. Однако болезнь в процессе своего развития имеет

различные проявления и симптомы, что не всегда учитывается при разработке систем, основанных на СНС [6, 7]. Для определения степени поражения растений используются две разновидности архитектур СНС: классификационные и сегментационные [8]. Классификационные СНС устанавливают принадлежность целого изображения к определенному классу. Для их обучения достаточно аннотировать изображения подписями, например определенной степенью поражения. В свою очередь, сегментационные сети классифицируют каждый пиксель изображения, для обучения им необходимы маски пораженных участков.

Далее приведены некоторые существующие подходы при оценке болезней растений по степени поражения и методы подготовки данных, которые использовались для обучения.

Классификационные архитектуры СНС использованы в работах [9–12]. Аннотация данных проводилась вручную специалистами, к каждому изображению добавлялась подпись: здоровый орган, больной орган на разных стадиях поражения (начальная, средняя и тяжелая) [9–11]. Авторами других работ предложено аннотировать изображения листьев различных растений автоматически [12]. Классическими методами компьютерного зрения выделялись фон, лист и пораженные области. Степень поражения определялась подсчетом количества пикселей пораженного участка относительно количества пикселей всего листа. В результате, как и в случае с ручной разметкой, каждое изображение листа аннотировалось подписью. Затем на этих данных обучались СНС и оценивалась точность, с которой они проводили классификацию.

Также имеются исследования на основе сегментационных архитектур нейронных сетей. Разработана система автоматической оценки устойчивости сортов пшеницы к фузариозу колоса и оценена эффективность ее работы [13]. Входными данными были фото-

¹O'Mahony N., Campbell S., Carvalho A., Harapanahalli S., Hernandez G. V., Krpalkova L., Riordan D., Walsh J. Deep Learning vs. Traditional Computer Vision // Proceedings of the 2019 Computer Vision Conference (CVC), 2019, vol. 1, pp. 128–144. DOI: 10.1007/978-3-030-17795-9_10.

графии колосьев пшеницы, сделанные в поле. Разметка проводилась вручную. На каждом изображении колосьев выделялась область поражения. Полученные маски и изображения использовались для обучения СНС. В результате обучения нейронная сеть генерировала маски, по которым подсчетом площади пораженного участка относительно площади всей области колоса определялась степень поражения. Предложено сегментировать пораженные участки листьев огурца мучнистой росой с помощью СНС в работе [14]. Предварительная обработка (разметка) изображений производилась классическими методами компьютерного зрения, в результате которых получены маски пораженных участков. Оценивалась эффективность работы СНС.

Классификационные архитектуры могут учитывать визуальные особенности признаков болезней на разных стадиях протекания заболевания, но информация о фактической площади поражения недоступна [9–14]. Сегментационные архитектуры позволяют решить вопрос определения площади поражения, но не учитывают визуальные особенности признаков болезней и тип иммунологической реакции (оценка степени устойчивости) на разных стадиях развития.

В рамках данного исследования автором планируется разработать систему на базе сегментационной архитектуры СНС, которая помимо площади поражения будет учитывать визуальные признаки пораженности листьев пшеницы. Будет производиться мультиклассовая сегментация изображений листьев, пораженных листовой ржавчиной, взятых из общедоступного датасета². Известна шкала оценки реакции и степени пораженности сортов пшеницы листовой ржавчиной, разделенная на пять градаций³:

- 1) здоровый лист;
- 2) устойчивость;
- 3) средняя устойчивость;
- 4) средняя восприимчивость;
- 5) восприимчивость.

При этом на каждой из них, кроме первой, заболевание имеет соответствующие симптомы и процент пораженности листьев. К этим классам добавляется еще один – фон. В итоге, для обучения СНС определено три класса: фон, здоровые листья и листья четырех степеней пораженности. СНС позволят выделять как объекты разных классов (фон, больной лист, здоровый лист), так и объекты, принадлежащие к конкретному классу. Это позволит определить степень пораженности листьев листовой ржавчиной. Такая задача называется Instance Segmentation [15]. Для обеспечения нейронной сети обучающими выборками будет разработано программное обеспечение автоматизированной разметки изображений датасета.

Проведенный анализ литературы показывает, что вопрос автоматической классификации степени поражения растений с учетом их визуальных особенностей и типа иммунологической реакции (оценка степени устойчивости) является перспективной областью исследований. В связи с этим была определена цель и поставлены задачи, которые будут выполняться в рамках диссертационной работы автора. Результаты исследований и разработанные на их основе программные продукты могут применяться в экологическом мониторинге посевов и при разработке оптимальных мер защиты растений, снижающих расход пестицидов, повышения качества продукции, автоматизации работы селекционеров по созданию устойчивых сортов растений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Zhang N., Yang G., Pan Y., Yang X., Chen L., Zhao C. A review of advanced technologies and development for hyperspectral-based plant disease detection in the past three decades // *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12 (19). P. 3188. DOI: 10.3390/rs12193188.
2. Методы фитосанитарного мониторинга и прогноза: монография. СПб.: ВИЗР РАСХН, 2013. 128 с.

²Sunny A., Biswabiplab S. Wheat nitrogen deficiency and leaf rust image dataset // Mendeley Data, DOI: 10.17632/th422bg4yd.1.

³Койшыбаев М., Муминджанов Х. Методические указания: по мониторингу болезней, вредителей и сорных растений на посевах зерновых культур // Food & Agriculture Org. 2018. С. 42.

3. Попова Л.И. Своевременный мониторинг – основа успешной защиты растений // Защита и карантин растений. 2018. № 4. С. 8–10.
4. Singh A.K., Ganapathysubramanian B., Sarkar S., Singh A. Deep Learning for Plant Stress Phenotyping: Trends and Future Perspectives // Trends in Plant Science. 2018. Vol. 23(10). P. 883–898. DOI: 10.1016/j.tplants.2018.07.004.
5. Singh A., Ganapathysubramanian B., Singh A.K., Sarkar S. Machine Learning for High-Throughput Stress Phenotyping in Plants // Trends in Plant Science. 2015. Vol. 21(2). P. 110–124. DOI: 10.1016/j.tplants.2015.10.015.
6. Barbedo J.G.A. A review on the main challenges in automatic plant disease identification based on visible range images // Biosystems Engineering. 2016. Vol. 144. P. 52–60. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2016.01.017.
7. Saleem M.H., Potgieter J., Arif K.M. Plant Disease Detection and Classification by Deep Learning // Plants. 2019. Vol. 8(11). DOI: 10.3390/plants8110468.
8. Guo Y., Liu Y., Oerlemans A., Lao S., Wu S., Lew M.S. Deep learning for visual understanding: A review // Neurocomputing. 2016. Vol. 187. P. 27–48. DOI: 10.1016/j.neucom.2015.09.116.
9. Liang Q., Xiang S., Hu Y., Coppola G., Zhang D., Sun W. PD2SE-Net: Computer-assisted plant disease diagnosis and severity estimation network // Computers and Electronics in Agriculture. 2019. Vol. 157. P. 518–529. DOI: 10.1016/j.compag.2019.01.034.
10. Wang G., Sun Y., Wang J. Automatic Image-Based Plant Disease Severity Estimation Using Deep Learning // Computational Intelligence and Neuroscience. 2017. Vol. 2017. DOI: 10.1155/2017/2917536.
11. Picon A., Alvarez-Gila A., Seitz M., Ortiz-Barredo A., Echazarra J., Johannes A. Deep convolutional neural networks for mobile capture device-based crop disease classification in the wild // Computers and Electronics in Agriculture. 2019. Vol. 161. P. 280–290. DOI: 10.1016/j.compag.2018.04.002.
12. Fang T., Chen P., Zhang J., Bing W. Crop leaf disease grade identification based on an improved convolutional neural network // Journal of Electronic Imaging. 2020. Vol. 29. N 1. DOI: 10.1117/1.JEI.29.1.013004.
13. Su W.-H., Zhang J., Yang C., Page R., Szinyei T., Hirsch C.D., Steffenson B.J. Automatic Evaluation of Wheat Resistance to Fusarium Head Blight Using Dual Mask-RCNN Deep Learning Frameworks in Computer Vision // Remote Sens. 2021. Vol. 13(1). DOI: 10.3390/rs13010026.
14. Lin K., Gong L., Huang Y., Liu C., Pan J. Deep Learning-Based Segmentation and Quantification of Cucumber Powdery Mildew Using Convolutional Neural Network // Frontiers in Plant Science. 2019. Vol. 10. DOI: 10.3389/fpls.2019.00155.
15. Hafiz A.M., Bhat G.M. A survey on instance segmentation: state of the art // International Journal of Multimedia Information Retrieval. 2020. Vol. 9. P. 171–189. DOI: 10.1007/s13735-020-00195-x.

REFERENCES

1. Zhang N., Yang G., Pan Y., Yang X., Chen L., Zhao C. A review of advanced technologies and development for hyperspectral-based plant disease detection in the past three decades. *Remote Sensing*. 2020, vol. 12, no. 19, p. 3188. DOI: 10.3390/rs12193188.
2. *Methods of phytosanitary monitoring and forecast*. St. Petersburg, VIZR RASKhN Publ., 2013, 128 p. (In Russian).
3. Popova L.I. Timely monitoring – the basis for successful plant protection. *Zashchita i karantin rastenii = Board of Plant Protection and Quarantine*, 2018, no. 4, pp. 8–10. (In Russian).
4. Singh A.K., Ganapathysubramanian B., Sarkar S., Singh A. Deep Learning for Plant Stress Phenotyping: Trends and Future Perspectives. *Trends in Plant Science*, 2018, vol. 23, no. 10, pp. 883–898. DOI: 10.1016/j.tplants.2018.07.004.
5. Singh A., Ganapathysubramanian B., Singh A.K., Sarkar S. Machine Learning for High-Throughput Stress Phenotyping in Plants. *Trends in Plant Science*, 2015, vol. 21, no. 2, pp. 110–124. DOI: 10.1016/j.tplants.2015.10.015.
6. Barbedo J.G.A. A review on the main challenges in automatic plant disease identification based on visible range images. *Biosystems Engineering*, vol. 144, pp. 52–60. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2016.01.017.
7. Saleem M.H., Potgieter J., Arif K.M. Plant Disease Detection and Classification by Deep

- Learning. *Plants*, 2019, vol. 8, no. 11. DOI: 10.3390/plants8110468.
8. Guo Y., Liu Y., Oerlemans A., Lao S., Wu S., Lew M. S. Deep learning for visual understanding: A review. *Neurocomputing*, 2016, vol. 187, pp. 27–48, DOI: 10.1016/j.neucom.2015.09.116.
 9. Liang Q., Xiang S., Hu Y., Coppola G., Zhang D., Sun W. PD2SE-Net: Computer-assisted plant disease diagnosis and severity estimation network. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, vol. 157, 518–529. DOI: 10.1016/j.compag.2019.01.034.
 10. Wang G., Sun Y., Wang J. Automatic Image-Based Plant Disease Severity Estimation Using Deep Learning. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2017, vol. 2017, DOI: 10.1155/2017/2917536.
 11. Picon A., Alvarez-Gila A., Seitz M., Ortiz-Barredo A., Echazarra J., Johannes A. Deep convolutional neural networks for mobile capture device-based crop disease classification in the wild. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, vol. 161, pp. 280–290, DOI: 10.1016/j.compag.2018.04.002.
 12. Fang T., Chen P., Zhang J., Bing W. Crop leaf disease grade identification based on an improved convolutional neural network. *Journal of Electronic Imaging*, 2020, vol. 29, no. 1. DOI: 10.1117/1.JEI.29.1.013004.
 13. Su W.-H., Zhang J., Yang C., Page R., Szinyei T., Hirsch C.D., Steffenson B.J. Automatic Evaluation of Wheat Resistance to Fusarium Head Blight Using Dual Mask-RCNN Deep Learning Frameworks in Computer Vision. *Remote Sens*, 2021, vol. 13, no. 1, DOI: 10.3390/rs13010026.
 14. Lin K., Gong L., Huang Y., Liu C., Pan J. Deep Learning-Based Segmentation and Quantification of Cucumber Powdery Mildew Using Convolutional Neural Network. *Frontiers in Plant Science*, 2019, vol. 10, DOI: 10.3389/fpls.2019.00155.
 15. Hafiz A.M., Bhat G. M. A survey on instance segmentation: state of the art. *International Journal of Multimedia Information Retrieval*, 2020, vol. 9, pp. 171–189. DOI: 10.1007/s13735-020-00195-x.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

✉ **Алтухов В.Г.**, младший научный сотрудник, аспирант; **адрес для переписки:** Россия, 630501, Новосибирская область, р.п. Краснообск; СФНЦА РАН, а/я 463; e-mail: vgaltukhov@gmail.com

AUTHOR INFORMATION

✉ **Viktor G. Altukhov**, Junior Researcher, Postgraduate Student; **address:** PO Box 463, SFSCA RAS, Krasnoobsk, Novosibirsk Region, 630501, Russia; e-mail: vgaltukhov@gmail.com

Дата поступления статьи / Received by the editors 19.01.2021
 Дата принятия к публикации / Accepted for publication 16.04.2021
 Дата публикации / Published 25.05.2021