

СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

AGRICULTURAL SCIENCES

DOI: 10.12731/2658-6649-2022-14-1-248-261

УДК 632.4+004.8

ДИАГНОСТИКА РЖАВЧИН И ПЯТНИСТОСТЕЙ ПШЕНИЦЫ МЕТОДАМИ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

*И.В. Ариничева, И.В. Ариничев,
Г.В. Волкова, С.В. Полянских*

Цель. Исследовать возможность диагностики желтой и бурой ржавчин (*Puccinia striiformis* f. sp. tritici West. *Puccinia triticina* f. sp. tritici Erikss), желтой пятнистости (*Pyrenophora tritici-repentis* (Died.) Drechsler) листьев пшеницы по изображениям с помощью сверточных нейронных сетей, провести сравнение наиболее успешных и компактных нейросетевых архитектур.

Методы и материалы исследования. Материалами для исследований послужили изображения образцов листьев пшеницы, пораженных ржавчинами и пятнистостями, полученные в условиях инфекционных питомников ФГБНУ ВНИИ Биологической защиты растений. Общаций объем выборки включал 5169 изображений, в том числе, бурая ржавчина – 227, желтая ржавчина – 1283, желтая пятнистость – 3659. Методы исследования – методы предобработки данных, методы обучения сверточных нейронных сетей.

Результаты. Проведено сравнение четырех наиболее успешных и компактных нейросетевых архитектур GoogleNet, ResNet-18, SqueezeNet-1.0 и DenseNet-121. На тестовых данных – 518 изображений все перечисленные модели продемонстрировали высокое качество предсказания. Лучший результат показала DenseNet-121, обеспечив точность классификации свыше 99 %, с двумя ложными срабатываниями.

Заключение. Проанализирована возможность диагностики грибных болезней пшеницы по изображениям с помощью современных методов компьютерного зрения. Показано, что в контролируемых условиях, при грамотной организации процесса сбора и разметки данных задача успешно решается, а перечисленные модели являются тем резервом, который позволит автоматизировать этап диагностики фитосанитарного мониторинга.

Ключевые слова: ржавчина пшеницы; пятнистость пшеницы; компьютерное зрение; сверточные нейронные сети

Для цитирования. Ариничева И.В., Ариничев И.В., Волкова Г.В., Полянских С.В. Диагностика ржавчин и пятнистостей пшеницы с помощью методов компьютерного зрения // *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*. 2022. Т. 14, № 1. С. 248-261. DOI: 10.12731/2658-6649-2022-14-1-248-261

DIAGNOSTICS OF RUSTS AND SPOTTS OF WHEAT USING COMPUTER VISION METHODS

*I.V. Arinicheva, I.V. Arinichev,
S.V. Polyanskikh, G.V. Volkova*

Purpose. To investigate the possibility of diagnosing yellow and brown rust (*Puccinia striiformis* f. sp. *tritici* West. *Puccinia triticina* f. sp. *tritici* Erikss), yellow spot (*Pyrenophora tritici-repentis* (Died.) Drechsler) on wheat leaves from images using convolutional neural networks, to compare the most successful and compact neural network architectures.

Materials and methods. The material for the research was the images of samples of wheat leaves affected by rust and spots, obtained in the conditions of infectious nurseries of the All-Russian Research Institute of Biological Plant Protection. The total sample size included 5169 images, including brown rust - 227, yellow rust - 1283, yellow spot - 3659. Research methods: data preprocessing methods, training methods for convolutional neural networks.

Results. A comparison was made of the four most successful and compact neural network architectures GoogleNet, ResNet-18, SqueezeNet-1.0 and DenseNet-121. On test data - 518 images, all of the above models demonstrated high prediction quality. The best result was shown by DenseNet-121, providing a classification accuracy of over 99 %, with two false positives.

Conclusion. The possibility of diagnosing wheat fungal diseases from images using modern methods of computer vision was analyzed. It is shown that under

controlled conditions, with a competent organization of the process of collecting and marking data, the problem is successfully solved, and the listed models are the reserve that will automate the stage of phytosanitary monitoring diagnostics.

Keywords: *wheat rust; wheat speck; computer vision; convolutional neural networks*

For citation. *Arinicheva I.V., Arinichev I.V., Polyanskikh S.V., Volkova G.V. Diagnostics of wheat rust and wheat spots using computer vision technics. Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture, 2022, vol. 14, no. 1, pp. 248-261. DOI: 10.12731/2658-6649-2022-14-1-248-261*

Введение

Пшеница наиболее значимая и ценная продовольственная культура, возделываемая во многих регионах мира. По данным ФАОСТАТ в 2019 году мировое производство пшеницы составило 0,8 млрд. тонн или 8 % от всего мирового объема производства растениеводческой продукции [9]. Пшеница подвержена комплексу вредоносных заболеваний, среди которых наиболее экономически значимые – возбудители ржавчин (желтой, бурой, стеблевой) и желтой пятнистости (пиренофороз). Согласно работам [2, 4] потери урожая от данных болезней в зависимости от погодных условий, сезона и устойчивости высеваемых сортов, могут составить от 30 до 100 %.

На сегодняшний день методы идентификации ржавчин и пятнистостей пшеницы включают в себя визуальную диагностику заболевания по симптомам и морфологии возбудителя, микроскопическое исследование, а также сравнительно новый подход – молекулярно-генетическую диагностику с использованием ПЦР-анализа. При визуальном осмотре нередко возникают трудности, связанные со схожестью в проявлениях заболеваний (например, бурая и стеблевая ржавчина), особенно на ранних стадиях. Иногда визуальная классификация усложняется тем фактом, что растения поражаются сразу несколькими болезнями одновременно и множества их признаков одновременно пересекаются в рамках одного экземпляра растения. Методы ИФА и ПЦР достаточно точны, но требовательны к квалификации кадров и финансовым возможностям сельхозпроизводителя. В то время, как перспективный метод иммунохроматографии относительно прост в использовании, но отличается высокой погрешностью к некоторым патогенам [7].

Поэтому высокой практической ценностью и актуальностью обладает задача оперативной, точной и доступной диагностики болезней зерновых

культур и пшеницы, в частности, в контролируемых и неконтролируемых условиях. Данный этап фитосанитарного мониторинга обладает огромным потенциалом для автоматизации вплоть до полного исключения экспертов-людей и замены их автоматизированными алгоритмами определения требуемых дефектов на растениях.

Основным инструментом подобной автоматизации в настоящее время является компьютерное зрение – комплекс автоматических и полуавтоматических подходов, основанных на интеллектуальной обработке изображений [11, 14, 19, 21, 22]. До недавнего времени для распознавания и прогнозирования болезней по изображению широко использовалось классическое компьютерное зрение, уступившее в последние годы современному, основанному на сверточных нейросетевых архитектурах [6, 8, 10, 12, 13, 18, 20]. Несмотря на широту охвата в большинстве перечисленных работ исследования проводятся на общедоступных наборах данных. Подход с использованием открытых датасетов при своей простоте имеет и ряд недостатков. Во-первых, как показывает практика, даже одна и та же культура в разных частях света может выглядеть несколько иначе. То же самое касается и болезней культур. Во-вторых, сами условия съемки могут существенно отличаться от выборки к выборке и совершенно не подходить для текущего исследуемого случая. По мнению авторов, использование общедоступных данных прекрасно подходит для подтверждения концепции предстоящей работы, но совершенно не подходит для представления окончательного решения и его внедрения в производство. В отличие от имеющихся, в настоящей работе впервые использовалась база данных болезней пшеницы, специально собранная и размеченная летом/осенью 2021 года.

Цель настоящей работы – исследовать возможность диагностики трех грибных болезней пшеницы (желтая пятнистость, желтая ржавчина, бурая ржавчина) по изображениям с помощью сверточных нейронных сетей, провести сравнение наиболее успешных и компактных нейросетевых архитектур.

Материалы и методы исследования

Для сбора экспериментальной выборки изображений пораженных участков листьев на разных стадиях вегетации пшеницы были использованы искусственно созданные инфекционные фоны возбудителей ржавчин и желтой пятнистости в условиях инфекционных питомников ФГБНУ ВНИИБЗР. Для инокуляции растений, необходимой для получения ин-

фекционного фона вышеописанных болезней, использовалась смесь урединиоспор с тальком в соотношении 1:100 при нагрузке 5 мг спор/м² для ржавчин [1], для пиренофороза – водно-конидиальная суспензия с концентрацией 3–5×10³ спор/мл (нагрузка 70–100 мл/м²) [5]. Учет развития болезней осуществлялся, начиная с момента первичного проявления до фазы молочно-восковой спелости зерна с интервалом 10–12 суток. Основными фитопатологическими критериями устойчивости сортов к ржавчинам были: тип реакции растений в баллах (шкалы Mains, Jackson; Gassner, Straib) [16]; степень поражения растений в процентах (шкала Petersonetal.) [15]; для желтой пятнистости – степень поражения в процентах по шкале Saari и Prescott [17]. Ранжирование сортов по устойчивости к патогенам осуществлялись согласно шкале CIMMIT [3].

Сбор данных осуществлялся в контролируемых условиях: все фотоснимки пораженных листьев пшеницы производились при искусственном освещении, на белом фоне, под углом 90°, на расстоянии 30–50 см до объекта съемки. Разрешение каждого фотоснимка 1024 на 682 пикселей. Общий объем выборки составил 5169 изображений: бурая ржавчина – 227, желтая ржавчина – 1283, желтая пятнистость – 3659 (рис. 1).



Рис. 1. Элементы обучающей выборки

Обработка полученных данных и разработка идентифицирующего болезни алгоритма производилась в соответствии с методами глубокого машинного обучения, в частности, сверточных нейронных сетей. В работе использовались четыре наиболее успешные и компактные нейросетевые архитектуры GoogleNet, ResNet-18, SqueezeNet-1.0 и DenseNet-121.

Результаты и обсуждение

Модели тренировались с помощью фреймворка PyTorch. Для всех моделей в качестве оптимизатора использовался Adam со стандартными на-

стройками и подобранным для каждой модели оптимальным постоянным коэффициентом скорости обучения.

После исследования ряда архитектур, как классических, так и современных, мы остановились на следующих: GoogleNet, ResNet-18, SqueezeNet-1.0, DenseNet-121, как дающих наиболее многообещающий результат и при этом в наиболее компактном виде. Так, например, тяжелые VGG и AlexNet архитектуры показали результаты, схожие с приводимыми ниже, но несколько хуже и требующие значительно больший объем вычислительных ресурсов как на этапе обучения, так и на этапе предсказания. Процесс обучения выбранных архитектур представлен на рис. 2.

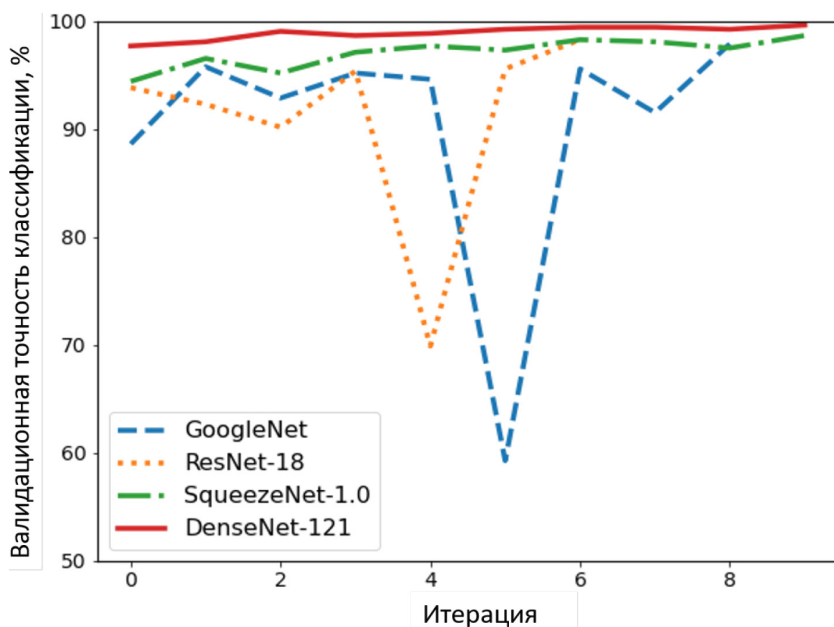


Рис. 2. Процесс обучения четырех архитектур сверточных нейронных сетей

Итоговое сравнение качественных характеристик моделей приведено в таблице 1, откуда видно, что лучших результатов достигла сеть DenseNet-121. При сравнительно небольшом числе параметров она показала самую высокую точность классификации, причем стабилизировалась за наименьшее время. Архитектура SqueezeNet-1.0 показала второй по качеству результат, немного медленнее стабилизируясь, но имела наимень-

шее из всех представленных алгоритмов количество параметров – всего порядка 700 тысяч. ResNet-18 и GoogleNet продемонстрировали высокую точность классификации болезней, однако стабилизация результатов и выход на плато у данных моделей со временем не наблюдался.

Таблица 1.

Итоговое качество исследуемых моделей на 10 итерациях тренировки

Модель	Точность классификации	Число параметров, млн.	Номер лучшей итерации	Время обучения, сек./итер.
GoogleNet	97,87	5,6	8	90
ResNet-18	98,26	11,1	6	172
SqueezeNet-1.0	98,65	0,7	9	104
DenseNet-121	99,42	6,9	9	95



Рис. 3. Матрица ошибок для модели DenseNet-121

На рис. 3 приведена матрица ошибок для архитектуры DenseNet-121 на тестовых данных (518 изображений), которые не подавались на вход

алгоритмов во время обучения. Из матрицы следует, что из 518 раз модель ошиблась лишь дважды, перепутав в первый раз желтую ржавчину с бурой и во второй – желтую ржавчину с пиренофорозом. Все остальные 516 изображений валидационной выборки проклассифицированы корректно. Для моделей GoogleNet, ResNet, SqueezeNet число ошибок составило 11, 9 и 7 из 518 соответственно.

Заключение

В статье рассмотрена проблема распознавания грибных болезней пшеницы с помощью современных нейросетевых методов компьютерного зрения. Сравнение различных классических и современных архитектур сверточных нейросетей показало, что задача весьма неплохо поддается решению этими методами. Наилучший результат показала архитектура DenseNet-121, достигнув точности 99,42% на валидационной выборке. Эта архитектура также продемонстрировала наиболее быструю стабилизацию к значениям, близким к максимальному – всего за 1–2 эпохи. Согласно проведенному анализу можно сказать, что задача автоматизации детекции грибных болезней пшеницы может быть успешно решена при грамотной организации процесса сбора и предварительной разметки данных.

Информация о конфликте интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Информация о спонсорстве. Исследование выполнено при финансовой поддержке Кубанского научного фонда в рамках научного проекта № МФИ-20.1/75.

Список литературы

1. Анпилогова Л. К., Волкова Г. В. Методы создания искусственных инфекционных фонов и оценки сортообразцов пшеницы на устойчивость к вредоносным болезням (фузариозу колоса, ржавчинам, мучнистой росе). Краснодар: РАСХН, ВНИИБЗР, 2000. 28 с.
2. Волкова Г.В., Ваганова О.Ф., Кудинова О.А. Эффективность сортосмешанных посевов озимой пшеницы против возбудителя бурой ржавчины // Достижения науки и техники АПК. 2018. Т. 32. № 7. С. 14-16. <https://doi.org/10.24411/0235-2451-2018-10703>
3. Койшибаев М., Сагитов А. О. Защита зерновых культур от особо опасных болезней. Алматы. 2012. 33 с.

4. Кремнева О. Ю., Волкова Г. В. Диагностика гена *Tsn1 Pyrenophoratrifici-repentis* в сортах пшеницы и оценка их устойчивости к расам патогена // Труды КубГАУ. 2018. Т. 72. С. 206-210.
5. Кремнева О.Ю., Андропова А.Е., Волкова Г.В. Возбудители пятнистостей листьев пшеницы (пиренофороз и септориоз), изучение их популяций по морфолого-культуральным признакам и вирулентности. Санкт Петербург, 2009.
6. Терещенко С.Н., Перов А.А., Осипов А.Л. Классификация внекорневых заболеваний яблоневых культур методами компьютерного зрения // Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture. 2021. Т. 13, № 3. С. 103-118. <https://doi.org/10.12731/2658-6649-2021-13-3-103-118>
7. Федоренко В. Ф., Мишуrow Н.П., Неменушая Л.А. Перспективные технологии диагностики патогенов сельскохозяйственных растений: научно-аналитический обзор. Москва: ФГБНУ Росинформагротех, 2018. 68 с.
8. Boulent J., Foucher S., Th'eu J., and St-Charles P.-L. Convolutional neural networks for the automatic identification of plant diseases // *Frontiers in plant science*. 2019. Vol. 10. <https://doi.org/10.3389/fpls.2019.00941>
9. FAO. 2021. World Food and Agriculture - Statistical Yearbook 2021. Rome. <https://doi.org/10.4060/cb4477en>
10. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition // *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016. pp. 770-778.
11. Huang K.Y. Application of artificial neural network for detecting *Phalaenopsis* seedling diseases using color and texture features // *Computers and Electronics in Agriculture*. 2007. Vol. 57, No.1. P. 3-11. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2007.01.015>
12. Ji M., Zhang K., Wu Q., Deng Z. Multi-label learning for crop leaf diseases recognition and severity estimation based on convolutional neural networks // *Soft Computing*. 2020. Vol. 24. P. 15327–15340. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-04866-z>
13. Mohanty S. P., Hughes D. P., Salathe M. Using deep learning for image-based plant disease detection // *Frontiers in plant science*. 2016. Vol. 7. P. 1419. <https://doi.org/10.3389/fpls.2016.01419>
14. Moshou D., Pantazi X., Kateris D., Gravalos I. Water stress detection based on optical multisensor fusion with a least squares support vector machine classifier // *Biosystems Engineering*. 2014. No. 117. P. 15–22.
15. Peterson R.F., Cempbell A.B., Hannah A.E. Adigrammatic scale for estimating rust intensity of leaves and stem of cereals. // *Canad. J. Rev.* 1948. Vol. 26. P. 495-500.

16. Roelfs A.P., Singh R.P., Saari E.E. Rust diseases of wheat: concepts and methods management. Mexico. 1992. CIMMIT. 81 p.
17. Saari E.E., Prescott I.M. A scale for appraising the foliar intensity of wheat diseases // Plant Disease Report. 1975. V. 59. 377 p.
18. Subhadra K., Kavitha N. Multi-label leaf disease classification using enhanced deep convolutional neural network // Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems. 2020. Vol. 12(04)-Special Issue. <https://doi.org/10.5373/JARDCS/V12SP4/20201470>
19. Suresha M., Shreekanth K.N., Thirumalesh B.V. Recognition of diseases in paddy leaves using kNN classifier // 2nd International Conference for Convergence in Technology (I2CT). 2017. P. 663-666. <https://doi.org/10.1109/I2CT.2017.8226213>
20. Too E., Yujian L., Njuki S., Yingchun L. A comparative study of fine-tuning deep learning models for plant disease identification // Computers and Electronics in Agriculture. 2018. No. 161. P. 272–279. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.03.032>
21. Xiao M., Ma Y., Feng Z., Deng Z., Hou S., Shu L., Lu Z. Rice blast recognition based on principal component analysis and neural Network // Computers and Electronics in Agriculture. 2018. No. 154. P. 482–490. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.08.028>
22. Yao Q., Guan Z. et al. Application of support vector machine for detecting rice diseases using shape and color texture features // 2009 International Conference on Engineering Computation. 2009. <https://doi.org/10.1109/ICEC.2009.73>

References

1. Anpilogova L. K., Volkova G. V. *Metody sozdaniya iskusstvennyh infekcionnyh fonov i ocenki sortoobrazcov pshenicy na ustojchivost' k vredonosnym boleznyam (fuzariozu kolosa, rzhavchinam, muchnistoj rose)* [Methods for creating artificial infectious diseases and assessing wheat variety formers in the event of a viral infection (fusarium spike, rust, powdery rose)]. Krasnodar, RAAS, 2000, 28 p.
2. Volkova G.V., Vaganova O.F., Kudinova O.A. Effektivnost' sortosmeshannyh posevov ozimoi pshenicy protiv vzbuditelya buroj rzhavchiny [Efficiency of variety-mixed crops of winter wheat against the causative agent of leaf rust]. *Dostizheniya nauki i tekhniki APK* [Achievements of science and technology of the agro-industrial complex], 2018, vol. 32, no. 7, pp. 14-16. <https://doi.org/10.24411/0235-2451-2018-10703>
3. Kojshibaev M., Sagitov A. O. *Zashchita zernovykh kul'tur ot osobo opasnykh boleznej* [Protection of grain crops from especially dangerous diseases]. Almaty Publ., 2012, 33 p.

4. Kremneva O. Y., Volkova G. V. Diagnostika gena Tsn1 Pyrenophoratrifici-repentis sortah pshenicy i ocenka ih ustojchivosti k rasam patogena [Diagnostics of the Tsn1 Pyrenophoratrifici-repentis gene in wheat varieties and assessment of their resistance to pathogen races]. *Trudy KubGAU* [Proceedings of the Kuban State Agrarian University], 2018, vol. 72, pp. 206-210.
5. Kremneva O.YU., Andronova A.E., Volkova G.V. *Vozbuditeli pyatnistostej list'ev pshenicy (pirenoforoz i septorioz), izuchenie ih populyacij po morfologo-kul'tural'nym priznakam i virulentnosti* [Pathogens of wheat leaf spot (pyrenophorosis and septoria), study of their population by morpho-cultural manifestations and virulence]. Saint Petersburg Publ., 2009.
6. Tereshchenko S.N., Perov A.A., Osipov A.L. Klassifikaciya vnekornevyh zabolevanij yablonevyh kul'tur metodami komp'yuternogo zreniya [Apple crops foliar diseases classification by computer vision methods]. *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*, 2021, vol. 13, no. 3, pp. 103-118. <https://doi.org/10.12731/2658-6649-2021-13-3-103-118>
7. Fedorenko V. F., Mishurov N.P., Nemenushchaya L.A. *Perspektivnye tekhnologii diagnostiki patogenov sel'skohozyajstvennyh rastenij: nauchno-analiticheskij obzor* [Promising technologies for diagnosing pathogens of agricultural plants: a scientific and analytical review]. Moscow, Rosinformagrotech Publ, 2018, 68 p.
8. Boulent J., Foucher S., Th'eu J., and St-Charles P.-L. Convolutional neural networks for the automatic identification of plant diseases. *Frontiers in plant science*, 2019, vol. 10. <https://doi.org/10.3389/fpls.2019.00941>
9. FAO. 2021. World Food and Agriculture - Statistical Yearbook 2021. Rome. <https://doi.org/10.4060/cb4477en>
10. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 770–778.
11. Huang K.Y. Application of artificial neural network for detecting Phalaenopsis seedling diseases using color and texture features. *Comput. Electron. Agric.*, 2007. vol. 57, no.1, pp. 3-11. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2007.01.015>
12. Ji M., Zhang K., Wu Q., Deng Z. Multi-label learning for crop leaf diseases recognition and severity estimation based on convolutional neural networks. *Soft Computing*, 2020 vol. 24, pp. 15327–15340. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-04866-z>
13. Mohanty S. P., Hughes D. P., Salathe M. Using deep learning for image-based plant disease detection. *Frontiers in plant science*, 2016, vol. 7, p. 1419. <https://doi.org/10.3389/fpls.2016.01419>

14. Moshou D., Pantazi X., Kateris D., Gravalos I. Water stress detection based on optical multisensor fusion with a least squares support vector machine classifier. *Biosystems Engineering*, 2014, no. 117, pp. 15–22.
15. Peterson R.F., Campbell A.B., Hannah A.E. Adigrammatic scale for estimating rust intensity of leaves and stem of cereals. *Canad. J. Rev.*, 1948, vol. 26, pp. 495-500.
16. Roelfs A.P., Singh R.P., Saari E.E. Rust diseases of wheat: concepts and methods management. Mexico. 1992. CIMMIT. 81 P.
17. Saari E.E., Prescott I.M. A scale for appraising the foliar intensity of wheat diseases. *Plant Disease Report*, 1975, vol. 59, 377 p.
18. Subhadra K., Kavitha N. Multi-label leaf disease classification using enhanced deep convolutional neural network. *Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems*, 2020, vol. 12, 04-Special Issue. <https://doi.org/10.5373/JARDCS/V12SP4/20201470>
19. Suresha M., Shreekanth K.N., Thirumalesh B.V. Recognition of diseases in paddy leaves using kNN classifier. *2nd International Conference for Convergence in Technology (I2CT)*. 2017, pp. 663-666. <https://doi.org/10.1109/I2CT.2017.8226213>
20. Too E., Yujian L., Njuki S., Yingchun L. A comparative study of fine-tuning deep learning models for plant disease identification. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, no. 161, pp. 272–279. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.03.032>
21. Xiao M., Ma Y., Feng Z., Deng Z., Hou S., Shu L., Lu Z. Rice blast recognition based on principal component analysis and neural Network. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, no. 154, pp. 482–490. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.08.028>
22. Yao Q., Guan Z. et al. Application of support vector machine for detecting rice diseases using shape and color texture features. *2009 International Conference on Engineering Computation*. 2009. <https://doi.org/10.1109/ICEC.2009.73>

ДАнные ОБ АВТОРАХ

Ариничева Ирина Владимировна, профессор кафедры «Высшая математика», доцент, доктор биологических наук
ФГБОУ ВО Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина
ул. Калинина, 13, г. Краснодар, Краснодарский край, 350044, Российская Федерация
loukianova7@mail.ru

Ариничев Игорь Владимирович, доцент кафедры «Теоретическая экономика», доцент, кандидат экономических наук
ФГБОУ ВО Кубанский государственный университет
ул. Ставропольская, 149, г. Краснодар, Краснодарский край, 350040, Российская Федерация
iarinichev@gmail.com

Волкова Галина Владимировна, заведующая лабораторией иммунитета зерновых культур к грибным болезням, доктор биологических наук
Федеральный научный центр биологической защиты растений
п/о 39, г. Краснодар, 350039, Российская Федерация
galvol.bpp@yandex.ru

Полянских Сергей Валерьевич, специалист по машинному обучению, аналитик данных, кандидат физико-математических наук
Компания Plarium
ул. Уральская, 75/1, г. Краснодар, Краснодарский край, 350059, Российская Федерация
spmathf@gmail.com

DATA ABOUT THE AUTHORS

Irina V. Arinicheva, Professor of the Department of Higher Mathematics, Associate Professor, Doctor of Biological Sciences
Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilina
13, Kalinina Str., Krasnodar, Krasnodar Territory, 350044, Russian Federation
loukianova7@mail.ru
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3331-8731>
SPIN-code: 6169-1334

Igor V. Arinichev, Associate Professor of the Department of Theoretical Economics, Associate Professor, Candidate of Economic Sciences
Kuban State University
149, Stavropolskaya Str., Krasnodar, Krasnodar Territory, 350040, Russian Federation
iarinichev@gmail.com
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6670-329X>
SPIN-code: 7555-6470

Galina V. Volkova, Head of the Laboratory of Immunity of Grain Crops to Fungal Diseases, Doctor of Biological Sciences
Federal Scientific Center for Biological Plant Protection
p/o 39, Krasnodar, 350039, Russian Federation
galvol.bpp@yandex.ru
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3696-2610>
SPIN-code: 1949-6965

Sergey V. Polyanskikh, Machine Learning Specialist, Data Analyst, Candidate of Physical and Mathematical Sciences
'Plarium'
75/1, Uralskaya Str., Krasnodar, Krasnodar Territory, 350059, Russian Federation
spmathf@gmail.com
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7800-6782>

Поступила 11.01.2022

После рецензирования 20.01.2022

Принята 26.01.2022

Received 11.01.2022

Revised 20.01.2022

Accepted 26.01.2022