УДК 004.855.5 + 57.087.31/.37

https://doi.org/10.32634/0869-8155-2021-345-2-90-94

Оригинальное исследование/Original research

Ариничева И.В.¹, Ариничев И.В.², Полянских С.В.³, Волкова Г.В.⁴

¹ Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина», Краснодар, Россия; loukianova7@mail.ru

² Краснодарский филиал Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации», Краснодар, Россия; iarinichev@gmail.com
³ компания Plarium, Краснодар, Россия;

³ компания Plarium, Краснодар, Россия, mathf@rambler.ru

Федеральное государственное бюджетное научное учреждение Всероссийский научно-исследовательский институт биологической защиты растений, Краснодар, Россия; galvol.bpp@yandex.ru

Ключевые слова: рис, грибные болезни, бурая пятнистость, пирикуляриоз, машинное обучение, компьютерное зрение, сверточные нейронные сети.

Для цитирования: Ариничева И.В., Ариничев И.В., Полянских С.В., Волкова Г.В. Распознавание болезней риса с помощью современных методов компьютерного зрения. Аграрная наука. 2021; 345 (2): 90–94.

https://doi.org/10.32634/0869-8155-2021-345-2-90-94

Конфликт интересов отсутствует

Irina V. Arinicheva¹, Igor V. Arinichev², Sergey V. Polyanskikh³, Galina V. Volkova⁴

1 Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilina", Krasnodar, Russia;

loukianova7@mail.ru

² Krasnodar Branch of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Financial University under the Government of the Russian Federation", Krasnodar, Russia; iarinichev@gmail.com ³ Plarium company, Krasnodar, Russia;

³ Plarium company, Krasnodar, Russia; mathf@rambler.ru ⁴ Federal State Budgetary Scientific Institution

Federal State Budgetary Scientific Institution All-Russian Research Institute of Biological Plant Protection, Krasnodar, Russia; galvol. bpp@yandex.ru

Key words: rice, fungal diseases, brown spot, blast, machine learning, computer vision, convolutional neural networks

For citation: Arinicheva I.V., Arinichev I.V., Polyanskikh S.V., Volkova G.V. Recognizing rice diseases with modern computer vision techniques. Agrarian Science. 2021; 345 (2): 90–94. (In Russ.)

https://doi.org/10.32634/0869-8155-2021-345-2-90-94

There is no conflict of interests

Распознавание болезней риса с помощью современных методов компьютерного зрения

РЕЗЮМЕ

Актуальность. Сегодня при борьбе с болезнями риса, по-прежнему, широко практикуется прием равномерного опрыскивания всего поля либо в качестве превентивной меры, либо при обнаружении каких-либо симптомов заболеваний. При этом зачастую болезни на ранних стадиях идентифицируются неверно и комплекс препаратов подбирается некорректно. В статье исследуются возможность детекции и классификации некоторых грибных болезней риса по фотографии с помощью машинного обучения. Рассмотрены две болезни: пирикуляриоз и группа болезней – бурая пятнистость.

Основной идеей, стоящей за сверточными сетями, является попытка приблизить работу сети к механизму работы зрения человека. Для определения наличия на изображении того или иного заболевания используются современные методы компьютерного зрения, основанные на сверточных нейронных сетях. Сбор датасета нужно в первую очередь ориентировать на конечного пользователя модели. Но даже следя за качеством и условиями съемки как при сборе данных, так и при использовании обученной модели, может возникнуть ряд проблем принципиального характера, могущих существенно ухудшить качество модели. Среди них: недостаточный объем выборки; естественная инвариантность предсказаний относительно поворотов/отражений изображения; неустойчивость предсказаний, когда даже незначительный шум может изменить результат; эффект переобучения, когда качество предсказаний на новых изображениях оказывается значительно ниже, чем на обучающих. Проводится сравнение четырех наиболее успешных и компактных архитектур сверточных нейросетей: GoogleNet, ResNet-18, SqueezeNet-1.0 и DenseNet-121. Показано, что в используемом для анализа наборе данных болезнь можно выявить с точностью не ниже 95%.

Результаты. Полученные результаты могут быть использованы для автоматического распознавания грибных заболеваний риса и принятия решения о проведении защитных мероприятий, которое можно было бы осуществить с минимальными трудовыми и временными затратами. Исследование выполнено при финансовой поддержке Кубанского научного фонда в рамках научного проекта № МФИ-20.1/75.

Recognizing rice diseases with modern computer vision techniques

ABSTRACT

Relevance. Today, in the fight against rice diseases, it is still widely practiced to uniformly spray the entire field, either as a preventive measure or when any symptoms of disease are detected. Moreover, diseases in the early stages are often identified incorrectly and the complex of drugs is selected incorrectly. The article explores the possibility of detecting and classifying some fungal rice diseases from photography using machine learning. Two diseases are considered: blast disease and a group of diseases - brown spot. Methodology. The main idea behind convolutional neural networks is to try to bring the network closer to how human vision works. To determine the presence of a particular disease in the image, modern computer vision methods based on convolutional neural networks are used. The collection of a dataset must first of all be oriented towards the end user of the model. But even keeping an eye on the quality and shooting conditions both when collecting data and when using a trained model, a number of problems of a fundamental nature can arise that can significantly degrade the quality of the model. Among them: insufficient sample size; natural invariance of predictions with respect to rotations/reflections of the image; instability of predictions, when even insignificant noise can change the result; the effect of overfitting, when the quality of predictions on new images turns out to be significantly lower than on training images. A comparison is made of the four most successful and compact convolutional neural network architectures: GoogleNet, ResNet-18, SqueezeNet-1.0, and DenseNet-121. It was shown that in the data set used for the analysis, the disease can be detected with an accuracy of at least 95%.

Results. The results obtained can be used for automatic recognition of fungal diseases of rice and making a decision on the implementation of protective measures, which could be carried out with minimal labor and time. The study was carried out with the financial support of the Kuban Science Foundation within the framework of the scientific project No. MFI-20.1 / 75.

Поступила: 10.11. После доработки: 11.02. Принята к публикации: 10 сентября Received: 10.11. Revised: 11.02.

Accepted: 10 september

Введение

Рис — важнейшая злаковая культура России. В объеме потребляемых круп его доля составляет более 40%. Рис подвержен как заболеваниям грибного характера (пирикуляриоз и др.), так и поражению насекомыми — вредителями. Болезни и вредители уносят, в общей сложности, 20–40% урожая риса в России. Вредоносность значительно увеличивается за счет резкого снижения качества зерна, получаемого от пораженных растений [1].

Сегодня в борьбе с болезнями риса, по-прежнему, широко практикуется прием равномерного опрыскивания всего поля либо в качестве превентивной меры, либо при обнаружении каких-либо симптомов заболеваний. При этом зачастую болезни на ранних стадиях идентифицируются неверно, и комплекс препаратов подбирается некорректно. С одной стороны, такой подход приводит к высоким затратам и является неоправданным, поскольку, по крайней мере на начальных стадиях, заражение болезнями сконцентрировано на участках, преимущественно вокруг исходных очагов. С другой — равномерное опрыскивание, например фунгицидами, повышает вероятность загрязнения грунтовых вод и появления токсичных остатков в сельскохозяйственных продуктах.

Таким образом, не вызывает сомнений актуальность задачи своевременной и точной детекции и классификации болезней риса. Традиционная практика выявления грибных заболеваний основана либо на визуальных, вызванных патогеном симптомах, или идентификации патогена в лабораторных условиях [2]. Визуальная оценка является субъективной и, в некоторых случаях, может быть несостоятельной, что приводит к неверной постановке диагноза заболевания. Иногда визуальная классификация усложняется тем фактом, что растения поражаются сразу несколькими болезнями одновременно. и множества их признаков одновременно пересекаются в рамках одного экземпляра растения. Идентификация в лаборатории, в свою очередь, представляет собой трудоемкий процесс, требующий временных затрат на культивирование патогена. В любом случае, оба упомянутые способа требуют участия в процессе детекции профессионалов высокого уровня, что не всегда доступно, особенно в небольших фермерских хозяйствах [3, 4].

Решение данной задачи имеет высокую практическую ценность, т. к. позволит фермерам с помощью камер, встроенных в мобильные устройства, не только идентифицировать заболевания, но сразу спроектировать оптимальный курс лечения.

Материалы и методы

Для определения различных болезней риса экспертами-фитопатологами в настоящее время используются следующие подходы:

- 1. Визуальный метод установление внешних симптомов болезни, степень развития заболевания и его распространенность [9].
- 2. Микроскопический метод определение характера изменений в пораженных тканях растений, обнаружение возбудителя и его спороношения.
- 3. Биологический метод искусственное заражение и определение степени поражения в процентах по методике ВНИИФ [10].
- 4. Культуральный метод гриб (для пятнистостей) выделяют на питательную среду и ведут наблюдение за культурально-морфологическими признаками его культуры [11].

5. Молекулярно-генетический метод — диагностика патогенов с помощью полимеразной цепной реакции [12. 13].

В данной работе мы сконцентрируемся на первом методе, так как для него наиболее просто адаптировать современные методы машинного обучения, заменив человеческий глаз и эксперта — фитопатолога компьютерным алгоритмом.

Из всех алгоритмов машинного обучения, использовавшихся для аналогичных задач, наилучшее качество показали нейросетевые алгоритмы, позволяющие автоматически выявлять наличие той или иной болезни на сделанном человеком снимке. В свою очередь, среди всех нейросетевых архитектур именно сверточные нейронные сети зарекомендовали себя по уровню развития для анализа изображений, став в последнее время де-факто основными методами, применяемыми в компьютерном зрении для решения задач классификации, детекции и сегментации объектов на изображениях.

Основной идеей, стоящей за сверточными нейронными сетями, является попытка приблизить работу сети к механизму работы зрения человека.

Для обучения нейронной сети, как и любого наблюдаемого алгоритма машинного обучения, требуется обучающая выборка. Обычно получение хорошей обучающей выборки является наиболее сложной частью задачи, так как требует детального ее анализа с позиции бизнеса и конечных пользователей продукта.

Таким образом, натренировать нейросеть «на все случаи жизни» на текущем уровне развития технологий не представляется возможным. Требуется иметь четкое представление о том, как обученная нейросеть будет потом использоваться. Именно, перед началом работы следует ответить на следующие вопросы:

- общие условия фотосъемки;
- ракурс съемки;
- диапазоны яркости, контрастности;
- возможные шумы и искажения;
- влияние теней;
- влияние фона.

Для увеличения качества работы итоговой нейросети можно ограничить условия фотосъемки и потребовать от конечных пользователей их соблюдать. В противном случае никакой алгоритм не сможет гарантировать достигнутой при обучении валидационной точности.

В данной работе мы используем датасет (Huy Do, 2019), исключив болезнь Hispa как неактуальную для Юга России и немного расширив его данными, находящимися в свободном доступе в интернете. В итоге мы работаем с датасетом объемом 4278 изображений (рисунок 1):

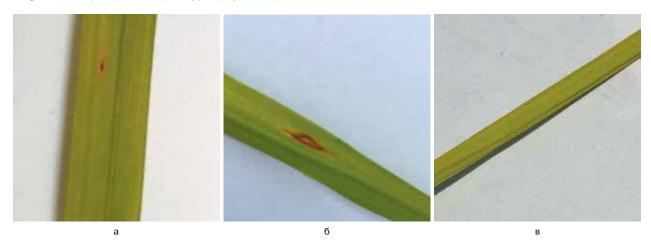
BrownSpot: 1195
 LeafBlast: 1595
 Healthy: 1488

Стоить отметить, что, вообще говоря, на одном листе риса может одновременно присутствовать более одной болезни риса, так что в данном случае мы имеем дело с задачей многоклассовой классификации. Тем не менее, выборка [D] размечена строго, и визуальный анализ ее это подтверждает. Таким образом, в данной работе мы рассматриваем случай строгой многоклассовой классификации: не более одной болезни на одном листе.

Практически это означает, что даже у идеальной модели скорее всего будет некий верхний порог точности, отличный от 100%, превысить который без переобучения она не сможет. В настоящей работе показано, что даже в сделанном предположении о строгой многоклас-

Рис. 1. a) BrownSpot, b) LeafBlast c) здоровое растение (Huy Do, 2019)

Fig. 1. a) BrownSpot, b) LeafBlast c) healthy plant (Huy Do, 2019)



совой классификации качество на валидационном множестве может быть достигнуто весьма неплохое — вплоть до 96%.

Как уже было отмечено ранее, сбор датасета нужно в первую очередь ориентировать на конечного пользователя модели. Но, даже следя за качеством и условиями съемки, как при сборе данных, так и при использовании обученной модели, может возникнуть ряд проблем принципиального характера, могущих существенно ухудшить качество модели. Среди них такие как недостаточный объем выборки; естественная инвариантность предсказаний относительно поворотов/ отражений изображения; неустойчивость предсказаний, когда даже незначительный шум может изменить результат; эффект переобучения, когда качество предсказаний на новых изображениях оказывается значительно ниже, чем на обучающих.

Со всеми этими проблемами в определенной степени можно справиться, организовав грамотный препроцессинг, то есть предобработку исходных изображений. В данный работе мы используем следующие этапы препроцессинга исходного датасета: повороты на углы, кратные 45о, отражения относительно главных осей, случайные повороты на малые углы; стандартная нормализация RGB-каналов изображения.

В результате размер обучающей выборки увеличивается, повышая устойчивость предсказаний и обеспечивая их инвариантность к поворотам изображения.

Результаты и обсуждение

Модели тренировались с помощью фреймворка РуТогсh. Использовались стандартные претренированные модели из модуля torchvision, полностью fine-tune-

Рис. 2. Процесс обучения для исследуемых архитектур для первых 100 эпох

Fig. 2. Learning process for investigated architectures for the first 100 eras

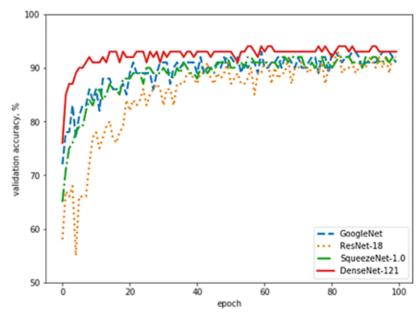


Таблица 1. Итоговое качество исследуемых моделей на 200 эпохах тренировки. Последняя колонка — приблизительный номер эпохи, после которого качество возрастает уже незначительно

Table 1. The final quality of the studied models at 200 training epochs. The last column is the approximate number of the epoch, after which the quality increases only slightly

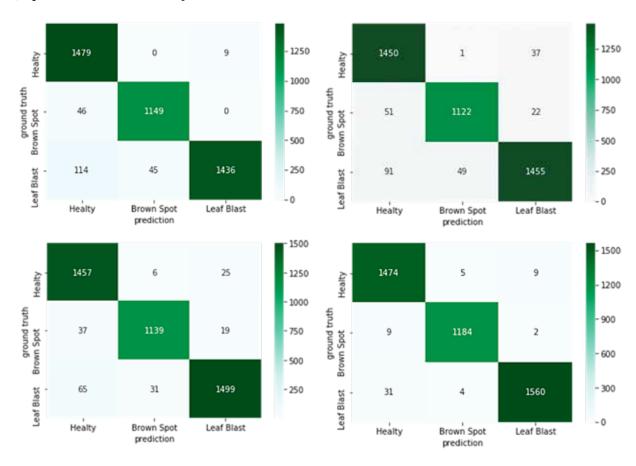
Model	Val. Accuracy, %	Epoch	Stab. Epoch (approx.)	Param Num., M
GoogleNet	94.64	161	50	5.6
ResNet-18	93.47	129	80	11.2
SqueezeNeq-1.0	93.24	123	50	0.7
DenseNet-121	95.57	199	20	7.0

ные под описанный выше датасет. Для всех моделей использовался Adam оптимизатор со стандартными настройками и подобранным для каждой модели оптимальным статическим learning rate.

После исследования ряда архитектур, как классических, так и современных, мы остановились на следующих: GoogleNet, ResNet-18, SqueezeNeq-1.0, DenseNet-121 как дающих наиболее многообещающий

Рис. 3. Матрица ошибок для рассматриваемых алгоритмов

Fig. 3. Error matrix for the considered algorithms



результат и, при этом, в наиболее компактном виде. Так, например, тяжелые VGG и AlexNet архитерктуры показали результаты, схожие с приводимыми ниже, но несколько хуже и требующими значительно большего объема вычислительных ресурсов как на этапе обучения, так и на этапе предсказания. Процесс обучения представлен на рисунке 2.

Итоговое сравнение достигнутого качества представлено в таблице 1.

Видно, что наилучших результатов достигла сеть DenseNet-121. При сравнительно небольшом числе параметров она достигла наилучшего качества, причем стабилизировалась за наименьшее (порядка 10 эпох) время. Архитектура GoogleNet показала второй по качеству результат, немного медленнее стабилизируясь. Третьим по качеству оказалась ResNet-18, однако, у нее уже существенно больше параметров, чем у остальных. Следует особо отметить архитектуру SqueezeNet-1.0, которая ненамного уступила остальным, показала качество того же порядка, быстро стабилизировалась и имеет наименьшее из всех число параметров — всего порядка 750К.

При детальном рассмотрении матриц ошибок алгоритмов (рисунок 3) видно, что GoogleNet немного лучше предсказывает факт наличия заболевания, однако

brown spot может перепутать с leaf blast. Архитектуры ResNet и SqueezeNet показывают средние похожие результаты. Лидирующая архитектура DenseNet не видит лишь небольшую долю больных растений, прекрасно разделяя остальные случаи.

Выводы

Рассмотрена проблема распознавания грибных болезней риса 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 95,57% на валидационном датасете. Эта архитектура также продемонстрировала наиболее быструю стабилизацию к значениям, близким к максимальному — всего за 10–20 эпох. Согласно проведенному анализу можно сказать, что задача автоматизации детекции грибных болезней риса может быть успешно решена при грамотной организации процесса сбора и предварительной разметки данных.

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

ЛИТЕРАТУРА

1. Лукьянова И. В. Сортовые особенности устойчивости стеблей риса к полеганию с учетом их физико-механических свойств: автореф. дис... канд. биол. наук / И. В. Лукьянова. –

Краснодар: КубГАУ, 2000. - 24 с.

- 2. Barbedo, J.G.A. A review on the main challenges in automatic plant disease identification based on visible range images // Bio systems Engineering, 144, pp. 52–60. 2016
 - 3. Vimal K. Shrivastava, Monoj K. Pradhan, Sonajharia Minz,

Mahesh P. Thakur. Rice plant disease classification using transfer learning of deep convolutional neural network // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLII-3/W6, New Delhi, India. 2019.

- 4. Jitesh P. Shah, Harshadkumar B. Prajapati, Vipul K. Dabhi. A survey on detection and classification of rice plant diseases // In current trends in Advanced Computing (ICCTAC), IEEE International Conference, pp. 1–8. 2016.
- 5. Pantazi, X.E., Tamouridou, A.A., Alexandridis, T.K., Lagopodi, A.L., Kontouris, G., Moshou, D. Detection of Silybum marianum infection with Microbotryum silybum using VNIR field spectroscopy // Comput. Electron. Agric., 137, 130–137. 2017.
- 6. Sanyal, P., Patel, S.C. Pattern recognition method to detect two diseases in rice plants // The Imaging Science Journal, 56, pp. 319-325. 2008.
- 7. Joshi, A.A., Jadhav, B.D. Monitoring and controlling rice diseases using image processing techniques. International Conference on Computing, Analytics and Security Trends (CAST), pp. 471–476. 2016.
- 8. Bidaux J.M. Screening for horizontal resistance to rice blast (Pyricularia oryzae) in Africa // In: Buddenhagen I.W., Persley G.J. (Eds.). Rice in Africa. London: Acad. Press, pp.159–174. 1978.

REFERENCES

- 1. Lukyanova IV Varietal features of the stability of rice stems to lodging taking into account their physical and mechanical properties: author. dis ... cand. biol. Sciences / I.V. Lukyanova. Krasnodar: KubGAU, 2000. 24 p.
- 2. Barbedo, J.G.A. A review on the main challenges in automatic plant disease identification based on visible range images // Bio systems Engineering, 144, pp. 52–60. 2016.
- 3. Vimal K. Shrivastava, Monoj K. Pradhan, Sonajharia Minz, Mahesh P. Thakur. Rice plant disease classification using transfer learning of deep convolutional neural network // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLII-3/W6, New Delhi, India. 2019.
- 4. Jitesh P. Shah, Harshadkumar B. Prajapati, Vipul K. Dabhi. A survey on detection and classification of rice plant diseases // In current trends in Advanced Computing (ICCTAC), IEEE International Conference, pp. 1–8. 2016.
- 5. Pantazi, X.E., Tamouridou, A.A., Alexandridis, T.K., Lagopodi, A.L., Kontouris, G., Moshou, D. Detection of Silybum marianum infection with Microbotryum silybum using VNIR field spectroscopy // Comput. Electron. Agric., 137, 130–137. 2017.
- 6. Sanyal, P., Patel, S.C. Pattern recognition method to detect two diseases in rice plants // The Imaging Science Journal, 56, pp. 319–325. 2008.
- 7. Joshi, A.A., Jadhav, B.D. Monitoring and controlling rice diseases using image processing techniques. International Con-

- 9. Методические указания по диагностике, учету и оценке вредоносности пирикуляриоза риса // ВНИИФ / Отв. ред. Кирюхина Р. И. М.: ВАСХНИЛ, 1988. 40 С.
- 10. Aneja, K.R. Experiments in Microbiology Plant Pathology and Biotechnology // 4th edn New Age International Publishers, New Delhi. 2005.
- 11. Jena K.K., Moon H.P., Mackill D.J. Marker assisted selection a new paradigm in plant breeding // Korean J. Breed., V.35. P. 133–140. 2003.
- 12. Мухина Ж. М. Создание внутригенных молекулярных маркеров риса для повышения эффективности селекционного и семеноводческого процессов / Ж. М. Мухина, С. В. Токмаков, Ю. А. Мягких, Е. В. Дубина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. Краснодар: КубГАУ, 2011. № 03 (67). Шифр Информрегистра: 0421100012\0115 Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/19.pdf.
- 13. Huy Do Rice Diseases Image Dataset: An image dataset for rice and its diseases from: https://www.kaggle.com/min-hhuy2810/rice-diseases-image-dataset. 2019.

ference on Computing, Analytics and Security Trends (CAST), pp. 471-476.2016.

- 8. Bidaux J.M. Screening for horizontal resistance to rice blast (Pyricularia oryzae) in Africa // In: Buddenhagen I.W., Persley G.J. (Eds.). Rice in Africa. London: Acad. Press, pp. 159–174. 1978.
- 9. Methodological guidelines for the diagnosis, accounting and assessment of the harmfulness of rice blast disease // VNIIF / Otv. ed. Kiryukhina R.I.M.: VASKHNIL, 1988. 40 p.
- 10. Aneja, K.R. Experiments in Microbiology Plant Pathology and Biotechnology // 4th edn New Age International Publishers, New Delhi. 2005.
- 11. Jena K.K., Moon H.P., Mackill D.J. Marker assisted selection a new paradigm in plant breeding // Korean J. Breed., V.35. P. 133–140. 2003.
- 12. Mukhina Zh.M. Creation of intragenic molecular markers of rice to increase the efficiency of breeding and seed-growing processes / Zh.M. Mukhina, S.V. Tokmakov, Yu.A. Myagkikh, E.V. Dubina // Polythematic network electronic scientific journal of the Kuban State Agrarian University (Scientific journal KubGAU) [Electronic resource]. Krasnodar: KubGAU, 2011. No. 03 (67). Informregister code: 0421100012 \ 0115 Access mode: http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/19.pdf.
- 13. Huy Do Rice Diseases Image Dataset: An image dataset for rice and its diseases from: https://www.kaggle.com/min-hhuy2810/rice-diseases-image-dataset. 2019.

ОБ АВТОРАХ:

Ариничева Ирина Владимировна, Профессор кафедры высшей математики, доктор биологических наук, доцент ВАК Ариничев Игорь Владимирович, Заведующий кафедрой «Математика и информатика», кандидат экономических наук, доцент ВАК

Полянских Сергей Валерьевич, Инженер программист, кандидат физико-математических наук

Волкова Галина Владимировна, Заместитель директора по развитию и координации НИР, заведующая лабораторией иммунитета зерновых культур к грибным болезням, доктор биологических наук

ABOUT THE AUTHORS:

Arinicheva Irina Vladimirovna, Professor of the Department of Higher Mathematics, Doctor of Biological Sciences, Associate Professor of the Higher Attestation Commission

Arinichev Igor Vladimirovich, Head of the Department of Mathematics and Informatics, Candidate of Economic Sciences, Associate Professor of the Higher Attestation Commission

Polyanskikh Sergey Valerievich, Software Engineer, Candidate of Physical and Mathematical Sciences

Volkova Galina Vladimirovna, Deputy Director for Development and Coordination of Research and Development, Head of the Laboratory of Immunity of Cereals to Fungal Diseases, Doctor of Biological Sciences