

Вычислительная нейросеть для обработки светотражательных спектров растений и дистанционного фитосанитарного мониторинга картофеля

© 2024. Н. И. Воробьев^{1,2}, А. К. Лысов¹✉, Т. В. Корнилов¹, А. В. Хютти¹

¹ФГБНУ «Всероссийский научно-исследовательский институт защиты растений», г. Санкт-Петербург-Пушкин, Российская Федерация,

²ФГБНУ «Всероссийский научно-исследовательский институт сельскохозяйственной микробиологии», г. Санкт-Петербург-Пушкин, Российская Федерация

Статья посвящена изучению возможности использования искусственной нейронной сети WaveLetNN для анализа результатов дистанционного фитосанитарного мониторинга посадок картофеля с целью раннего обнаружения растений, пораженных фитофторозом. Рассмотрены различные методы анализа спектральных характеристик отражения растений, включая метод классификации. Для обнаружения инфицированных фитофторой растений нейронная сеть WaveLetNN анализирует полученные в результате исследований светотражательные характеристики растений картофеля (в диапазоне 300–1100 нм) и вычисляет индекс когнитивной значимости ($CSI = 0...10$), характеризующий интенсивность биохимических процессов внутри растений, направленных на противодействие фитопатогенной микрофлоре. При этом установлено, что существенное возрастание индекса CSI сигнализирует об инфицировании растений фитопатогенной микрофлорой и активизации защитных биохимических процессов со стороны растений. Для достоверной индикации зараженных растений нейронная сеть WaveLetNN прошла тестовое обучение на большом количестве светотражательных спектров незараженных растений и растений, искусственно зараженных фитофторозом. Спектральные характеристики отражения зараженных и незараженных растений снимались в течение 3, 4, 7 и 8 суток после заражения. Обработка полученных спектров с помощью нейронной сети WaveLetNN позволила выявить существенные различия между спектральными характеристиками второго и третьего порядка, у незараженных и зараженных фитофторозом растений на третьи сутки после заражения. Причем значения индекса CSI для зараженных растений равнялись 6,1...6,7, для здоровых – 1,9...2,5. Нейронная сеть WaveLetNN устраняет влияние на светотражательные спектры пространственного расположения листьев растений, неровностей поверхности почвы и затененности отдельных участков поля, нормируя спектры на суммарную интенсивность отраженного от листьев света. Таким образом, нейронная сеть WaveLetNN может применяться в качестве программного ядра online-систем дистанционного фитосанитарного мониторинга растений картофеля.

Ключевые слова: фитофтороз, искусственная нейронная сеть WaveLetNN, индекс когнитивной значимости светотражательных спектров растений

Благодарности: работа выполнена при поддержке Минобрнауки в рамках Государственного задания ФГБНУ «Всероссийский научно-исследовательский институт защиты растений» (тема № FGEU-2022-0008).

Авторы благодарят рецензентов за их вклад в экспертную оценку работы.

Конфликт интересов: авторы заявили об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Воробьев Н. И., Лысов А. К., Корнилов Т. В., Хютти А. В. Вычислительная нейросеть для обработки светотражательных спектров растений и дистанционного фитосанитарного мониторинга картофеля. Аграрная наука Евро-Северо-Востока. 2024;25(2):283–292. DOI: <https://doi.org/10.30766/2072-9081.2024.25.2.283-292>

Поступила: 22.08.2023

Принята к публикации: 20.03.2024

Опубликована онлайн: 24.04.2024

Computational neural network for processing light-reflective spectra of plants and remote phytosanitary monitoring of potatoes

© 2024. Nikolay I. Vorobyov^{1,2}, Anatoly K. Lysov¹✉, Timur V. Kornilov¹, Alexander V. Hyutti¹

¹All-Russian Research Institute of Plant Protection, Saint-Petersburg, Russian Federation,

²All-Russia Research Institute for Agricultural Microbiology, Saint-Petersburg, Russian Federation

The article is devoted to studying the possibility of using the WaveLetNN artificial neural network to analyze the results of remote phytosanitary monitoring of early detection of plants in potato plantings affected by late blight. Various methods for analyzing the spectral characteristics of plant reflection are considered, including the classification method. To detect plants infected with late blight, the WaveLetNN neural network analyzes the light reflective characteristics of potato plants obtained as a result of research (in the range of 300–1100 nm) and calculates the cognitive significance index ($CSI = 0...10$), which characterizes the intensity of biochemical processes inside plants aimed at countering phytopathogenic microflora. It was found

that a significant increase in the CSI index signals infection of plants by phytopathogenic microflora and activation of protective biochemical processes on the part of plants. To reliably indicate infected plants, the WaveLetNN neural network underwent test training on a large number of light reflectance spectra of uninfected plants and plants artificially infected with late blight. The spectral reflectance characteristics of infected and uninfected plants were measured during 3, 4, 7 and 8 days after infection. Processing the obtained spectra using the WaveLetNN neural network made it possible to identify significant differences between the second- and third-order spectral characteristics of uninfected and late blight infected plants on the third day after infection. Moreover, for infected plants the CSI index values were 6.1...6.7, and CSI for healthy plants – 1.9...2.5. The WaveLetNN neural network eliminates the influence on the light reflectance spectra of the spatial arrangement of plant leaves, unevenness of the soil surface and shading of individual sections of the field, normalizing the spectra to the total intensity of light reflected from the leaves. Thus, the WaveLetNN neural network can be used as the software core of online systems for remote phytosanitary monitoring of potato plants.

Keywords: late blight, artificial neural network WaveLetNN, index of cognitive significance of light-reflective spectra of plants

Acknowledgments: the research was carried out under the support of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation within the state assignment of All-Russian Research Institute of Plant Protection (theme No. FGEU-2022-0008). The authors thank the reviewers for their contribution to the peer review of this work.

Conflict of interest: the authors stated no conflict of interest.

For citations: Vorobyov N. I., Lysov A. K., Kornilov T. V., Hyutti A. V. Computational neural network for processing light-reflective spectra of plants and remote phytosanitary monitoring of potatoes. *Agrarnaya nauka Evro-Severo-Vostoka* = Agricultural Science Euro-North-East. 2024;25(2):283–292. (In Russ.). DOI: <https://doi.org/10.30766/2072-9081.2024.25.2.283-292>

Received: 28.08.2023

Accepted for publication: 20.03.2024

Published online: 24.04.2024

Существенным технологическим прорывом для повышения эффективности и оперативности проведения фитосанитарного мониторинга стало использование методов дистанционного зондирования поверхности Земли для получения информации об интересующих объектах на подстилающей поверхности сельскохозяйственных угодий на основе спутниковой и авиационной съемки с геокодированной привязкой снимаемых участков с помощью спутниковых систем глобального позиционирования GPS/ГЛОНАСС. В настоящее время дистанционные методы оценки состояния сельскохозяйственных угодий базируются на определении вегетационных индексов отражения в различных спектральных диапазонах, которые вычисляются по соответствующим формулам. Вместе с тем, накоплен значительный опыт и разработаны различные программы и методы попиксельной классификации исследуемых объектов, отличающихся алгоритмами вычисления, базирующихся на схожести пикселей снимка и пикселей эталонных образцов. Так, в методе минимального расстояния в качестве показателя близости пикселя к классу используется евклидова метрика. Для классификации спутниковых снимков подстилающей поверхности Земли широко применяется также попиксельный метод с использованием расстояния Мехалонобиса. Отличие заключается в том, что при равном евклидовом расстоянии до двух различных классов в методе с использованием расстояния Мехалонобиса пиксель будет отнесен к тому классу, у которого выше дисперсия.

Также для обработки снимков широко используется метод максимального правдоподобия, который базируется на том, что для каждого пикселя изображения в n -мерном пространстве определяется вероятность принадлежности ко всем заранее заданным классам. Наряду с указанными методами классификации, в настоящее время используется метод опорных векторов (Support Vector Machine), который учитывает не только яркостные характеристики анализируемого пикселя, но и информацию, полученную в результате анализа яркостных характеристик соседних пикселей. При использовании метода опорных векторов пиксели эталонных выборок классов разделяются n -мерными гиперплоскостями. Решение задач автоматической дешифрации, снимаемой информации с учетом неоднородности распространения вредных объектов на участках поля на основе метода классификации, должно базироваться на использовании нейронных сетей.

В связи с чем разработка интеллектуальных систем поддержки для дистанционного фитосанитарного мониторинга и защиты растений в первую очередь должна основываться на достоверности и оперативности получения информации о фитосанитарном состоянии сельскохозяйственных посевов.

Дистанционный фитосанитарный мониторинг растений в последнее время стали проводить беспилотными летательными аппаратами, оснащенными фотометрическими регистраторами ультрафиолетового, синего, зеленого, красного и ближнего ИК диапазонов [1].

Учитывая уникальность спектров поглощения различных веществ, регистрируемая информация потенциально позволяет определять не только тип наблюдаемых объектов, но и их состояние (например, содержание отдельных пигментов и влаги в растительном покрове). Это существенно увеличивает объём данных, и как следствие, сложность их передачи, хранения и обработки [2].

И, как следствие, для обработки большого массива данных (BigData) стали использоваться искусственные многослойные нейронные сети. В слоях нейронных сетей каждый нейрон преобразует входной сигнал в выходной и передает его остальным нейронам, в том числе и самому себе¹. Использование многослойных нейронных сетей для автоматизации процесса дешифрации информации, дистанционно снимаемой с участков поля, позволяет выявить по светоотражательным спектральным характеристикам больные растения и на ранних стадиях провести мероприятия по защите остальных растений.

Известны зарубежные работы по классификации здоровых и больных колосьев пшеницы быстрым и неразрушающим контролем для ранней диагностики фузариозного поражения зерновых и поражения картофеля фитофторозом с использованием нейронных сетей [3]. Имеются и другие примеры использования технологий компьютерного зрения для разработки модели дистанционного распознавания поражений культурных растений бактериологическими заболеваниями. В работе Н. А. Янишевской, И. П. Болодурина рассматривается возможность применения методов компьютерного зрения для задачи классификации поражений культурных растений на примере пшеницы. Предлагается использовать подход к распознаванию поражений болезнями культурных растений с использованием известных нейросетевых моделей ResNet50, DenseNet169, VGG16 и EfficientNet-B0 [4].

Нейросетевые инструментальные мониторинговые модели включают в себя большое количество вычислений и могут выполнять онлайн-обработку большого и непрерывного потока данных, поступающих с аграрных территорий. Для повышения эффективности мониторинговых систем разрабатываются датчики влажности почвы, газового состава воздуха,

электромагнитного излучения, ИК-спектров, а также нейронные сети могут учитывать генетику растений [5, 6]. В нейронной сети для мониторинга картофеля может быть включена модель классификации различных дефектов картофеля на основе метода наименьших квадратов опорных векторов (LS-SVM) по всему спектру признаков заболеваний [7].

Перспективным направлением в решении задачи по дешифрации светоотражательных спектров растений и диагностики заболевания фузариозом может быть создание вычислительной нейронной сети, анализирующей пять спектральных диапазонов, включая 766, 868, 696, 591 и 540 нм (перечислены по порядку). Программа такой нейронной сети может быть встроена в мультиспектральный датчик поражения колоса фузариозом, измеряющий отраженный световой сигнал от растений [8].

Полученные положительные результаты использования нейронных сетей важны для автоматической дешифрации гиперспектральных снимков определения информативных характеристик для диагностирования болезней основных сельскохозяйственных культур, в частности, картофеля (*Solanum tuberosum* L.), так как он является четвертой по важности продовольственной культурой в питании человека после кукурузы, пшеницы и риса [9].

Цель исследований – разработка алгоритма нейронной сети WaveLetNN и обучение ее на эмпирическом материале, полученном при искусственном инфицировании растений картофеля фитопатогенными бактериями.

Новизна исследований – впервые применяется вычислительная нейронная сеть для дистанционной диагностики заболевания растений; разработан алгоритм машинного обучения нейронной сети (НС) для определения информативных признаков здоровых и больных растений картофеля и автоматизации процесса обработки результатов дистанционного фитосанитарного мониторинга.

Материал и методы. Для достижения поставленной цели исследования был проведен опыт по определению спектральных характеристик отражения здоровых и искусственно зараженных растений картофеля фитофторозом в период с апреля по май 2020 года.

¹Сергеев А. П., Тарасов Д. А. Введение в нейросетевое моделирование: учебное пособие. Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2017. 128 с.

Методика исследования отражательных свойств здоровых и больных растений с использованием средств полевой спектрорадиометрии включает в себя следующие этапы:

- 1) выбор тестового поля;
- 2) оценка соотношений площадей произрастания здоровых и больных растений на территории выбранного поля;
- 3) проведение спектрорадиометром калибровочных измерений, необходимых для учёта и компенсации вариаций естественной освещённости;
- 4) проведение спектрорадиометрических измерений здоровых и больных растений на выбранном поле;
- 5) обработка и анализ результатов измерений, формирование выводов о наличии различных информативных признаков отражательных свойств здоровых и больных растений.

Следует отметить, что в естественных условиях в силу неодновременности смены фенологических фаз элементы растений имеют различное состояние и, как следствие, различные характеристики отражения.

Размер тестового участка поля должен не только превышать величину пространственного разрешения, которое предполагается использовать для дальнейших исследований, но и обеспечивать достоверное его распознавание. В свою очередь, при полевых работах целесообразно определить границу тестового участка поля и опорные точки на местности в общепринятых системах координат, например с применением средств глобальных навигационных спутниковых систем, что позволит эффективно использовать полученные пространственные данные в геоинформационных проектах.

Для определения интегральных характеристик отражения здоровых и больных растений в целом на естественном фоне произрастания требуется оценить соотношения площадей здоровых и больных растений и типа почвы. Это, наряду со сведениями о спектральных и пространственных параметрах оптико-электронной съёмки, обеспечивает оценку яркостных признаков заданных объектов применительно к конкретной аппаратуре и задачам исследований.

В рамках выполненной работы по исследованиям отражательных свойств здоровых и больных растений использовали полевой портативный спектрорадиометр PSR-1100. Данный прибор представляет собой оптико-электронное устройство для спектрорадиометрических

измерений в диапазоне длин волн электромагнитного излучения 320–1100 нм. Угловое поле зрения прибора составляет 4°.

Спектрорадиометр PSR-1100 оснащён многоэлементным приёмником излучения, сформированным из 512 элементов и, согласно документации, обеспечивает измерение со спектральным разрешением 3,2 нм. Каждое измерение сохраняется в памяти устройства в виде файла с расширением .sed, который используется в программном обеспечении (ПО) DARWin SP в качестве входных данных. Измеряемая устройством величина Radiance – спектральная плотность энергетической яркости (СПЭЯ); единица измерения – Вт/(см²·ср·нм).

Значение СПЭЯ, регистрируемое спектро-радиометром, зависит от положения солнца и метеорологических условий. Для обеспечения возможности непосредственного сравнения результатов полевых измерений требуется минимизировать вариации освещённости, которые обуславливаются динамикой солнца и фактором облачности. В силу этого проводили измерения в ясную погоду с минимально возможными промежутками по времени. В рамках работы анализ измерений PSR-1100 проводил при допущении о стационарности во времени условий освещённости в течение периода измерений. Кроме того, проведение отдельных измерений основывалось на принципе многократного измерения (не менее трёх) характеристики для одного объекта, имеющего целью исключить фактор ошибки оператора и уменьшить вероятность получения недостоверного результата. При этом спектрорадиометрические и калибровочные измерения проводили в идентичных условиях с выдерживанием расстояния от прибора до объекта и с ориентацией прибора в надирном направлении.

Необходимым опорным измерением являлась калибровочная характеристика, определяемая в результате измерения СПЭЯ, отражённого от белой калибровочной панели излучения. Белая калибровочная панель обладает свойствами идеально диффузно рассеивающей поверхности в рабочем диапазоне длин волн спектрорадиометра. Калибровочные измерения производили в начале каждого опыта со спектро-радиометром, а также в течение периода времени выполнения работ при изменении условий освещённости.

Обработка результатов измерений заключается в получении спектральных характе-

ристик отражения различных объектов в виде зависимостей СПЭЯ и коэффициентов спектральной яркости (КСЯ) от длины волны. Для расчета КСЯ применяется формула:

$$p(\lambda) = \frac{B(\lambda)}{B_0(\lambda)},$$

где $B(\lambda)$ – СПЭЯ исследуемой поверхности в заданном направлении; $B_0(\lambda)$ – СПЭЯ идеально рассеивающей поверхности с единичным коэффициентом отражения и освещённой так же, как и исследуемая поверхность.

В качестве оценки величины $B_0(\lambda)$ используется калибровочная характеристика, полученная в результате измерения СПЭЯ калибровочной панели в условиях эксперимента.

Обработку полученных данных проводили с помощью специальной программы DARWin, но возможна обработка данных после некоторых математических преобразований, связанных с особенностями получаемых цифровых показателей, и с помощью программы Excel по формуле, представленной выше.

Измерения отражательной способности искусственно зараженных растений картофеля фитофторозом проводили на 3, 4, 7 и 8 сутки после заражения.

Для разработки и обучения НСГаусс были использованы экспериментальные данные по сорту картофеля Red Scarlet (рис. 1):

1. Спектр здоровых растений, 4 день наблюдений.
2. Спектр здоровых растений, 7 день наблюдений
3. Спектр зараженных фитофторой растений, 3 день наблюдений.
4. Спектр зараженных фитофторой растений, 4 день наблюдений.
5. Спектр зараженных фитофторой растений, 7 день наблюдений.
6. Спектр зараженных фитофторой растений, 8 день наблюдений.

В опыте были определены фотометрические спектры здоровых и зараженных фитофторой растений картофеля Red Scarlet (рис. 1), полученные в полевых условиях и в разные сроки от начала эксперимента с искусственным заражением растений фитофторой.

Следует отметить, что спектральные характеристики отражения растений картофеля, пораженных У-вирусом или грибами рода *Alternaria*, отличаются от спектральных характеристик отражения растений картофеля, пораженных фитофторозом [10].

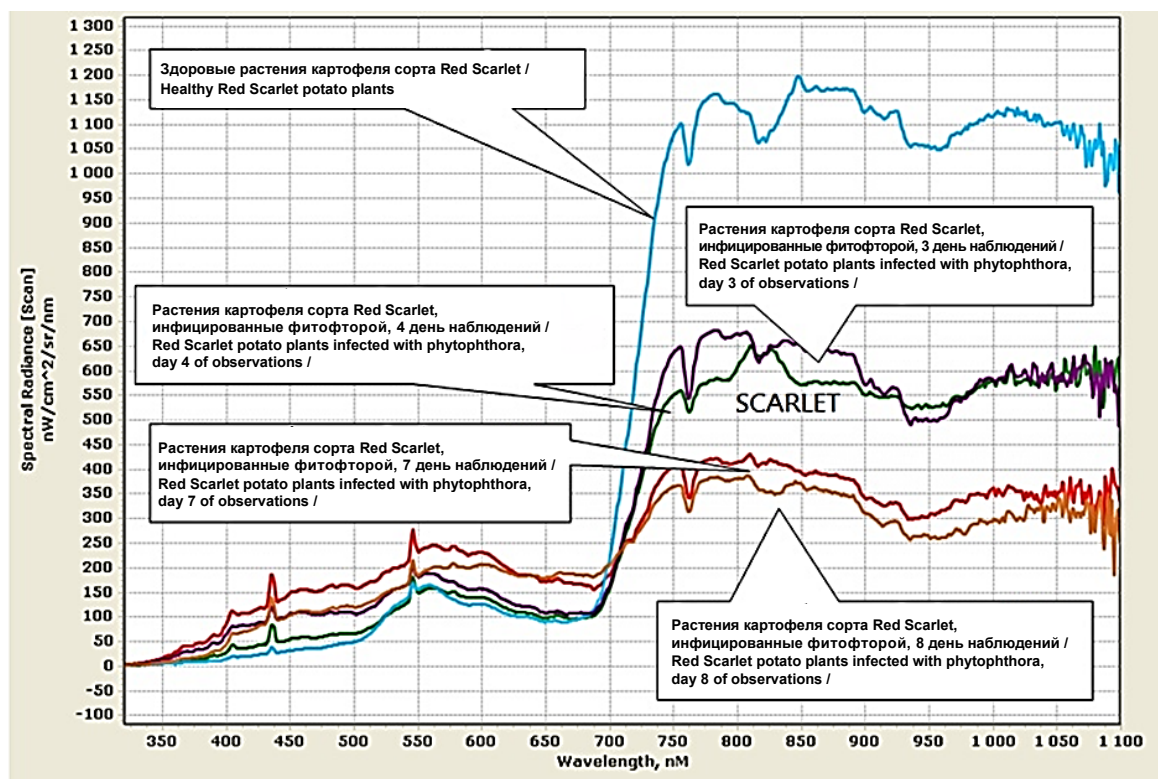


Рис. 1. Оптические отражательные спектры листовой поверхности здорового и пораженного фитофторой картофеля сорта Red Scarlet /

Fig. 1. Optical reflectance spectra of the leaf surface of healthy and phytophthora-affected potato varieties Red Scarlet

Для компьютерной обработки были измерены спектральные яркости света (рис. 1), отраженного от листовой поверхности (в диапазоне длин волн от 300 до 1100 нм), используя программное обеспечение DARWinSP.

Результаты и их обсуждение. Алгоритм вычисления нейронной сети WaveLetNN. Для анализа тонкой структуры светотражающих характеристик растений картофеля была разработана специальная нейросетевая программа WaveLetNN², блок-схема которой представлена на рисунке 2. Конечным продук-

том вычислений нейронной сети WaveLetNN является индекс когнитивной значимости светотражающего спектра (Cognitive Saliency Index, CSI = 0...10 [11]), характеризующий интенсивность биохимических процессов, происходящих внутри растений и противодействующих их фитопатогенному заражению. Индекс CSI является качественной характеристикой светотражающего спектра растений и, по нашему мнению, может использоваться в качестве косвенного индикатора степени зараженности растений фитофторой.

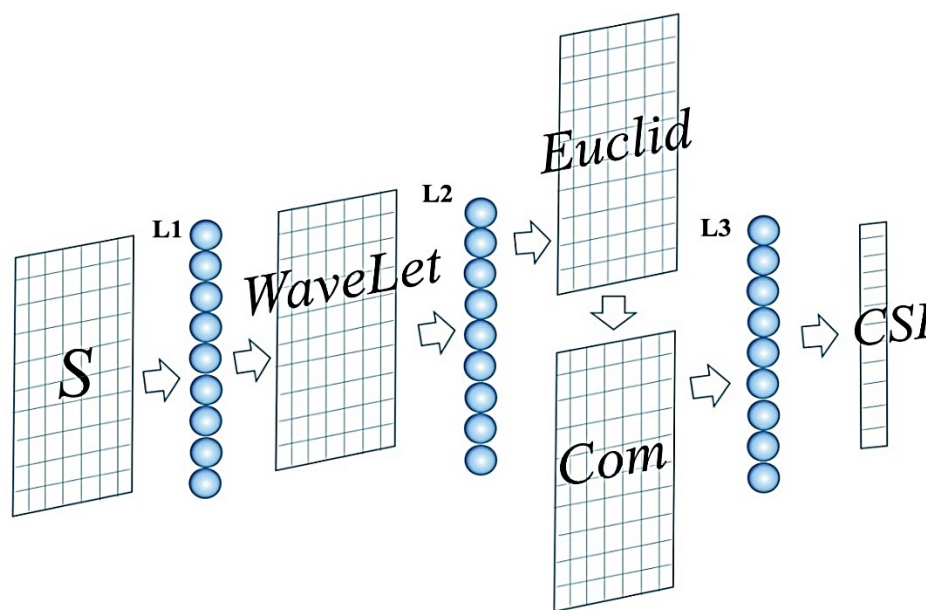


Рис. 2. Схема работы вычислительной нейронной сети WaveLetNN, анализирующей светотражающие спектры растений и вычисляющей индекс CSI (индекс когнитивной значимости цифровых данных светотражающих спектров): *S* – матрица, содержащая исходные данные (светотражающие спектры растений по вариантам опыта); *WaveLet* – матрица, содержащая *WaveLet*-преобразованные данные спектров; *Euclid* – матрица, содержащая статистические дистанции между спектрами в многомерном *Euclid*-пространстве; *Com* – матрица, содержащая направления ортогональных координат в многомерном пространстве спектров; *CSI* – вектор индексов когнитивной значимости светотражающих спектров; L1, L2, L3 – слои вычислительных нейронов, выполняющие матричные преобразования /

Fig. 2. Block diagram of the neural network program WaveLetNN, which analyzes the light-reflective spectra of plants and calculates the CSI index: *S* – is a matrix containing the initial data (light-reflective spectra of plants according to the experimental variants); *Wavelet*, *Euclid*, *Com* – matrices containing the results of intermediate calculations (details in the text); *CSI* – is the vector of indices of cognitive significance of reflective spectra; L1, L2, L3 – layers of computational neurons

Исходной информацией для вычислений, производимых нейронной сетью WaveLetNN (рис. 2), является матрица *S*, содержащая данные светотражающих спектров растений, представленные нормированными интенсивностями световых волн ($395 + 5 \cdot i$; $i = 1, 2, \dots, 141$ – порядковый номер длины волны в спектре):

$$\sum_{i=1}^{i=N} S_{ik} = 1, \quad (1)$$

где S_{ik} – интенсивности световой волны с порядковым номером (i) в фотометрическом спектре; k – порядковый номер светотражающего спектра в тестовом эксперименте с растениями картофеля; N – число световых волн в светотражающем спектре.

²Гольдштейн С. Л., Щербатский В. Б., Гущина О. В. Практический нейрокомпьютинг: учебное пособие. Екатеринбург: ГОУ ВПО УГТУ-УПИ, 2005. 122 с.

1. Слой нейронов L1 выполняет *WaveLet*-преобразование спектральных данных матрицы *S* и нормализацию вычисленных данных с последующей записью результатов преобразования в матрицу *WaveLet*:

$$WaveLet_{jk} = SubProgram_WaveLet(S_{jk}), \quad (2)$$

где $\sum_{j=1}^{j=M} WaveLet_{jk} = 0$; $\sum_{j=1}^{j=M} WaveLet_{jk}^2 = 1$;

M – конечное число данных, меньшее числа *N*, которое образуется после *WaveLet*-преобразования исходных светоотражательных спектров; *N* – число световых волн в светоотражательном спектре; *j, k* – порядковые номера преобразованных данных и светоотражательных спектров в тестовом эксперименте с растениями картофеля.

2. Слой нейронов L2 вычисляет матрицу *Euclid* – матрицу Эвклидовых дистанций между светоотражательными спектрами в тестовом эксперименте с растениями картофеля:

$$Euclid_{mn} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^{j=M} (WaveLet_{jn} - WaveLet_{jm})^2}, \quad (3)$$

где *j* = 1, 2, ..., *M* – порядковый номер и число данных в строках матрицы *WaveLet*; *m, n* – поряд-

ковые номера светоотражательных спектров в тестовом эксперименте.

3. Слой нейронов L2 вычисляет матрицу *Com* (матрицу главных компонент, собственных векторов), используя матрицу *Euclid* и стандартную вычислительную процедуру [12]:

$$Com = EigenVectors(Euclid). \quad (4)$$

4. Слой нейронов L3 вычисляет 20 векторов нормализованных индексов CSI, полученных путем линейного и нелинейного преобразования первых трех компонент из матрицы *Com*.

5. В процессе обучения нейронной сети *WaveLetNN*³ был выбран вектор CSI, использующий вторую компоненту *Com*₂ матрицы *Com*. Этот выбор основывался на коррелированности (*r* = 0,991) вектора CSI с вектором {0,0,1,1,1,1}, отражающим отсутствие фитофтороза в 1 и 2 вариантах тестового эксперимента и присутствие фитофтороза в остальных вариантах:

$$CSI = Com_2 \cdot 5.04 + 5. \quad (5)$$

Значения индексов CSI, вычисленные нейронной сетью *WaveLetNN*, представлены на рисунке 3.

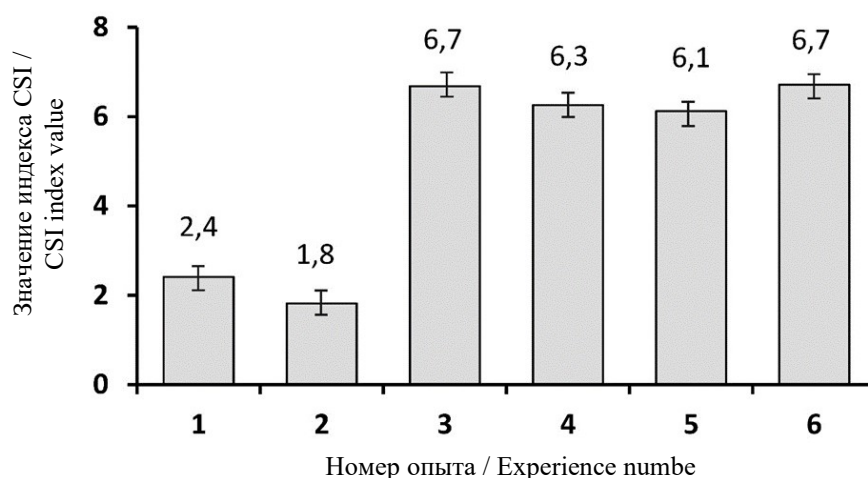


Рис. 3. Значения индексов CSI светоотражательных спектров здоровых (варианты опыта 1 и 2) и зараженных фитофторой (варианты опыта 3–6) растений картофеля Red Scarlet/

Fig. 3. The values of the CSI indices of the light-reflective spectra of healthy (experimental variants 1 and 2) and late blight-infected (experimental variants 3–6) Red Scarlet potato plants

Нейронная сеть *WaveLetNN* устраняет влияние на светоотражательные спектры пространственного расположения листьев растений, неровностей поверхности почвы и затененности отдельных участков поля, нормируя спектры на суммарную интенсивность отра-

женного от листьев света. Это достигается путем суммирования всех спектральных составляющих и последующее их деление на полученную сумму, что устраняет эффект от локальной неоднородности интенсивности отраженного потока света.

³Гольдштейн С. Л., Щербатский В. Б., Гущина О. В. Указ. соч.

Для разработки нейронной сети определены наиболее информативные поддиапазоны (от 700 до 1100 нм) светоотражательных спектров здоровых и больных растений картофеля Red Scarlet. В ближнем ИК-диапазоне (800-900 нм) находится максимум спектральной яркости здоровых растений картофеля и минимум растений, пораженных болезнями. Спектральная яркость больных растений в диапазоне длин волн от 750 до 1100 нм оказалась в 2,0–2,5 раза меньше, чем у здоровых уже на 3–8 сутки после заражения.

Индекс CSI = 6,1...6,7 светоотражательных спектров зараженных растений картофеля сорта Red Scarlet, начиная с четвертых суток после заражения, увеличивается в два раза, чем у спектров здоровых растений (CSI = 1,9; 2,5). Следовательно, при автоматической дешифрации дистанционных светоотражательных данных можно по значению индекса CSI определять размеры участков, на которых присутствуют заболевшие фитофторой растения.

Дистанционное сканирование растений на поле с помощью датчиков оптических спектров позволит обнаружить очаги заражения растений фитофторозом.

На программу для ЭВМ «Нейросетевая программа WaveLet анализа спектрально-отражательных характеристик растений» получено свидетельство о государственной регистрации [13].

Заключение. Метод исследования отражательных свойств здоровых и больных растений впервые позволил диагностировать дистанционно заражение конкретных растений картофеля фитофторозом уже на третьи сутки инфекционного процесса. Это позволяет принять своевременные меры как по устранению очага заражения, так и распространению инфекции на соседние растения.

Полученные результаты свидетельствуют о перспективности использования нейронной сети WaveLetNN для идентификации здоровых и больных фитофторозом растений картофеля на основе спектральных характеристик отражения растений.

На основе проведенных исследований разработан алгоритм нейронной сети WaveLetNN, который включает в себя процедуры следующих многомерных статистических

анализов: WaveLet-преобразование спектра – процедура, понижающая (сглаживающая) вариабельность данных спектров; вычисление статистической дистанции между светоотражательными спектрами исследованных растений – процедура многомерного статистического кластерного анализа; вычисление ортогональных координат (главных компонент) в многомерном пространстве светоотражательных спектров – процедура статистического дискриминантного анализа; при обучении и валидации нейронной сети WaveLetNN с целью вычисления индекса когнитивной значимости (CSI) спектров используется процедура статистического корреляционного анализа.

Изменения значения индексов CSI, вычисленных нейронной сетью WaveLetNN, показывают скачок/возрастание индекса CSI с 2 до 6 при переходе сканера со здорового растения на зараженное фитофторозом; неизменное значение CSI > 5 сигнализирует о переходе сканера с зараженного на зараженное растение; неизменное значение CSI < 4 сигнализирует о переходе сканера со здорового на здоровое растение. Таким образом, на поле можно определить локацию зараженных фитофторозом растений.

В результате использования экспериментальных данных по разнице светоотражательных спектров здоровых и больных растений картофеля сорта Red Scarlet, искусственно зараженных фитофторозом *Ph. Infestans*, проведено обучение по разработанному алгоритму нейронной сети WaveLetNN, позволяющее автоматизировать процесс выявления зараженных растений при проведении дистанционного фитосанитарного мониторинга с помощью беспилотного воздушного судна (БВС), оснащенного мультиспектральной камерой.

Задача создания автоматизированного комплекса требует совместной разработки не только вычислительных алгоритмов, но и аппаратуры регистрации светоотражательных спектров, дистанционного управления квадрокоптерами, передачи потока данных в центр обработки спектров. Создание такой системы мониторинга предполагается в дальнейших исследованиях. Для этого требуется привлечение специалистов по защите растений и конструкторов диагностической аппаратуры.

Список литературы

1. Павлюшин В. А., Лысов А. К. Фитосанитарная безопасность агроэкосистем и дистанционный фитосанитарный мониторинг в защите растений. Современные проблемы дистанционного зондирования поверхности Земли из космоса. 2019;16(3):69–78.
DOI: <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2019-16-3-69-78> EDN: TLBKYY
2. Борзов С. М., Потатуркин О. И. Выбор информативной системы признаков при классификации сельскохозяйственных культур по гиперспектральным данным. Автометрия. 2020;56(4):134–144.
DOI: <https://doi.org/10.15372/AUT20200414> EDN: DLRSCS
3. Jin X., Jie L., Wang Sh., Qi H. J., Li Sh. W. Classifying Wheat Hyperspectral Pixels of Healthy Heads and Fusarium Head Blight Disease Using a Deep Neural Network in the Wild Field. Remote Sensing. 2018;10(3):395.
DOI: <https://doi.org/10.3390/rs10030395>
4. Янишевская Н. А., Болодурина И. П. Применение технологий компьютерного зрения для разработки модели распознавания поражений культурных растений. Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. 2021;21(3):5–13.
DOI: <https://doi.org/10.14529/ctcr210301> EDN: LHLMBD
5. Militante S. V., Gerardo B. D., Medina R. P. Sugarcane Disease Recognition using Deep Learning. IEEE Eurasia Conference on IOT, Communication and Engineering (ECICE), Yunlin, Taiwan, 2019. pp. 575–578.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ECICE47484.2019.8942690>
6. Gold K. M., Townsend P. A., Chlus A., Herrmann I., Couture J. J., Larson E. R., Devens A. J. Hyperspectral measurements enable pre-symptomatic detection and differentiation of contrasting physiological effects of late blight and early blight in potato. Remote Sensing. 2020;12(2):286. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12020286>
7. Zhang W., Zhu Q., Huang M., Guo Y., Qin J. Detection and Classification of Potato Defects Using Multi-spectral Imaging System Based on Single Shot Method. Food Analytical. Methods. 2019;12:2920–2929.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s12161-019-01654-w>
8. Moghimi A., Yang C., Anderson J. A., Reynolds S. K. Selecting informative spectral bands using machine learning techniques to detect Fusarium head blight in wheat. ASABE Annual International Meeting. 2019:1900815.
DOI: <https://doi.org/10.13031/aim.201900815>
9. Novikova I., Titova Yu. A., Krasnobaeva I., Boikova I., Minin V., Zakharov A., Murzaev E. New polyfunctional biorationals use to achieve competitive yield of organic potatoes in the North-West Russian ecosystem. Plants. 2022;11(7):962. DOI: <https://doi.org/10.3390/plants11070962>
10. Lysov A. K., Kornilov T. V., Khyutti A. V. Spectral characteristics of reflection of waves in the optical range of healthy and diseased potato plants by y-virus and late blight. Research on crops. 2021;22(5):38–41.
DOI: <https://doi.org/10.31830/2348-7542.2021.010>
11. Sutrop U. List task and a cognitive salience index. Field methods. 2001;13(3):263–276.
DOI: <https://doi.org/10.1177/1525822X0101300303>
12. Маркова Л. В., Корчевская Е. А. Численные методы нахождения собственных векторов и собственных значений матриц. Витебск: УО «ВГУ им. П. М. Машерова», 2011. 47 с.
13. Воровьев Н. И., Лысов А. К. Нейросетевая программа WaveLet анализа спектрально-отражательных характеристик растений: свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2023669473 Российская Федерация. №2023668120: заявл. 01.09.2023; опубл. 14.09.2023.

References

1. Pavlyushin V. A., Lysov A. K. Phytosanitary safety of agro-ecological systems and remote phytosanitary monitoring. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya poverkhnosti Zemli iz kosmosa* = Current problems in remote sensing of the Earth from space. 2019;16(3):69–78. (In Russ.).
DOI: <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2019-16-3-69-78>
2. Borzov S. M., Potaturkin O. I. Selection of the informative feature system for crops classification using hyperspectral data. *Avtometriya*. 2020;56(4):134–144. (In Russ.). DOI: <https://doi.org/10.15372/AUT20200414>
3. Jin X., Jie L., Wang Sh., Qi H. J., Li Sh. W. Classifying Wheat Hyperspectral Pixels of Healthy Heads and Fusarium Head Blight Disease Using a Deep Neural Network in the Wild Field. Remote Sensing. 2018;10(3):395.
DOI: <https://doi.org/10.3390/rs10030395>
4. Yanishevskaya N. A., Bolodurina I. P. Application of computer vision technologies for the development of a model for the recognition of lesions of cultivated plants. *Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Komp'yuternye tekhnologii, upravlenie, radioelektronika* = Bulletin of South Ural State University, Series «Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics». 2021;21(3):5–13. (In Russ.).
DOI: <https://doi.org/10.14529/ctcr210301>
5. Militante S. V., Gerardo B. D., Medina R. P. Sugarcane Disease Recognition using Deep Learning. IEEE Eurasia Conference on IOT, Communication and Engineering (ECICE), Yunlin, Taiwan, 2019. pp. 575–578.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ECICE47484.2019.8942690>

6. Gold K. M., Townsend P. A., Chlus A., Herrmann I., Couture J. J., Larson E. R., Devens A. J. Hyperspectral measurements enable pre-symptomatic detection and differentiation of contrasting physiological effects of late blight and early blight in potato. *Remote Sensing*. 2020;12(2):286. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12020286>
7. Zhang W., Zhu Q., Huang M., Guo Y., Qin J. Detection and Classification of Potato Defects Using Multi-spectral Imaging System Based on Single Shot Method. *Food Analytical. Methods*. 2019;12:2920–2929. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12161-019-01654-w>
8. Moghimi A., Yang C., Anderson J. A., Reynolds S. K. Selecting informative spectral bands using machine learning techniques to detect Fusarium head blight in wheat. *ASABE Annual International Meeting*. 2019:1900815. DOI: <https://doi.org/10.13031/aim.201900815>
9. Novikova I., Titova Yu. A., Krasnobaeva I., Boikova I., Minin V., Zakharov A., Murzaev E. New polyfunctional biorationals use to achieve competitive yield of organic potatoes in the North-West Russian ecosystem. *Plants*. 2022;11(7):962. DOI: <https://doi.org/10.3390/plants11070962>
10. Lysov A. K., Kornilov T. V., Khyutti A. V. Spectral characteristics of reflection of waves in the optical range of healthy and diseased potato plants by y-virus and late blight. *Research on crops*. 2021;22(5):38–41. DOI: <https://doi.org/10.31830/2348-7542.2021.010>
11. Sutrop U. List task and a cognitive salience index. *Field methods*. 2001;13(3):263–276. DOI: <https://doi.org/10.1177/1525822X0101300303>
12. Markova L. V., Korchevskaya E. A. Numerical methods for finding eigenvectors and eigenvalues of matrices. Vitebsk: *UO «VGU im. P. M. Masherova»*, 2011. 47 p.
13. Vorovyov N. I., Lysov A. K. WaveLet neural network program for analyzing spectral-reflective characteristics of plants: certificate of state registration of a computer program RF, no 2023669473, 2023.

Сведения об авторах

Воробьев Николай Иванович, кандидат техн. наук, ведущий специалист, ФГБНУ «Всероссийский научно-исследовательский институт защиты растений», ш. Подбельского, д. 3, г. Пушкин, г. Санкт-Петербург, Российская Федерация, 196608, e-mail: info@vizr.spb.ru; ФГБНУ «Всероссийский научно-исследовательский институт сельскохозяйственной микробиологии», ш. Подбельского, д. 3, г. Пушкин, г. Санкт-Петербург, Российская Федерация, 196608, e-mail: arriam2008@yandex.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8300-2287>

✉ **Лысов Анатолий Константинович**, кандидат техн. наук, зав. лабораторией, ведущий научный сотрудник, ФГБНУ «Всероссийский научно-исследовательский институт защиты растений», ш. Подбельского, д. 3, г. Пушкин, г. Санкт-Петербург, Российская Федерация, 196608, e-mail: info@vizr.spb.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5920-3342>, e-mail: lysov4949@yandex.ru

Корнилов Тимур Викторович, ведущий специалист, ФГБНУ «Всероссийский научно-исследовательский институт защиты растений», ш. Подбельского, д. 3, г. Пушкин г. Санкт-Петербург, Российская Федерация, 196608, e-mail: info@vizr.spb.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7299-6394>

Хютти Александр Валерьевич, кандидат биол. наук, зав. сектором, старший научный сотрудник, ФГБНУ «Всероссийский научно-исследовательский институт защиты растений», ш. Подбельского, д. 3, г. Пушкин, г. Санкт-Петербург, Российская Федерация, 196608, e-mail: info@vizr.spb.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1479-7746>

Information about the authors

Nikolay I. Vorobyov, PhD in Engineering, leading specialist, All-Russian Research Institute of Plant Protection, sh. Podbelskogo, 3, Pushkin, St. Petersburg, Russian Federation, 196608, e-mail: info@vizr.spb.ru; All-Russian Research Institute of Agricultural Microbiology, sh. Podbelskogo, 3, Pushkin, St. Petersburg, Russian Federation, 196608, e-mail: arriam2008@yandex.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8300-2287>

✉ **Anatoly K. Lysov**, PhD in Engineering, leading researcher, Head of the Laboratory, All-Russian Research Institute of Plant Protection, sh. Podbelskogo, 3, Pushkin, St. Petersburg, Russian Federation, 196608, e-mail: info@vizr.spb.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5920-3342>, e-mail: lysov4949@yandex.ru

Timur V. Kornilov, leading specialist, All-Russian Research Institute of Plant Protection, sh. Podbelskogo, 3, Pushkin, St. Petersburg, Russian Federation, 196608, e-mail: info@vizr.spb.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7299-6394>

Alexander V. Hyutti, PhD in Biological Science, senior researcher, Head of the Sector, All-Russian Research Institute of Plant Protection, sh. Podbelskogo, 3, Pushkin, St. Petersburg, Russian Federation, 196608, e-mail: info@vizr.spb.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1479-7746>

✉ – Для контактов / Corresponding author