

МЕТОДИЧЕСКИЙ ПОДХОД К АВТОМАТИЧЕСКОМУ ОПРЕДЕЛЕНИЮ ПОРАЖЕНИЯ РАСТЕНИЙ

МОРКОВИ ВИРУСНЫМИ ЗАБОЛЕВАНИЯМИ

ПО РЕЗУЛЬТАТАМ СПЕКТРАЛЬНОЙ СЪЕМКИ

Е. В. Степанова, С. В. Железова, Л. В. Старцева, В. Е. Веллер

ФГБНУ ВНИИФ,

143050, Московская область, Одинцовский район, р.п. Большие Вяземы, ул. Институт, владение 5,

E-mail: jacky-st@yandex.ru, soferrum@mail.ru

Поступила в редакцию 26.10.2022, принята к печати 31.08.2023

В условиях культивирования сельскохозяйственных растений следует периодически проводить обследование посевов и подвергать выбраковке больные растения, так как они являются потенциальным источником заражения для всего посева. В производственных условиях диагностика заболеваний должна быть быстрой и доступной, что достигается разработкой и введением автоматических методов определения заболеваний. В лабораторном эксперименте при искусственном освещении проведено сравнение спектров отражения надземных зеленых частей растений (ботвы) здоровой и пораженной вирусом моркови. Модельные растения, культивируемые в вегетационных сосудах, были обследованы применением гиперспектрометра Ocean Insight «Flame». Были получены массивы данных без визуализации (без изображения) по результатам спектроскопирования в видимой и ближней инфракрасной областях спектра электромагнитного излучения. Показано, что спектральные характеристики отражательной способности здоровых и поврежденных вирусной инфекцией листьев моркови существенно различаются. Для здорового и больного растений были построены кривые спектральной яркости отражения (спектральные сигнатуры), имеющие индивидуальную форму. При сопоставлении кривых спектральной яркости отражения показана возможность идентификации больных и здоровых растений моркови по спектральным характеристикам в видимом и ближнем инфракрасном диапазоне. Основными признаками поражения вирусной инфекцией являются хлоротичные повреждения (неплошные) и сплошной хлороз вдоль листьев с покраснением по краям нижних долей листьев. Также у больных растений значение вегетационного индекса NDVI ниже, чем у здоровых. Дальнейшая обработка результатов спектральной съемки нацелена на определение наличия заболевания моркови по спектральным сигнатурам в автоматическом режиме с применением нейронных сетей.

Ключевые слова: гиперспектрометр, коэффициент спектральной яркости, спектральная сигнатура, вирус моркови, вегетационный индекс NDVI, нейронные сети.

METHODOIC APPROACH TO AUTOMATIC DETECTION OF CARROT PLANTS INFECTED BY VIRAL
DISEASES BASED ON RESULTS OF SPECTRAL SURVEY

E. V. Stepanova, S. V. Zhelezova, L. V. Startseva, V. E. Weller

All-Russian Research Institute of Phytopathology,

5, Institut St., Bolshyye Vyazemy, Odintsovo district, Moscow region, 143050

Corresponding author e-mail: jacky-st@yandex.ru

Summary. It is necessary for agricultural plants to inspect crops routinely and cull diseased plants, since they are a potential source of infection for the entire crop. The diagnosis of plant diseases should be fast and accessible with introduction of automatic methods to conduct the procedure. In a laboratory experiment with artificial lighting, the reflection spectra of healthy and virus-infected carrots leaves were compared. Model plants cultivated in plastic vessels were examined using the Ocean Insight "Flame" hyperspectrometer. Arrays of data without visualization (non-imaging data) were obtained based on the results of spectroscopy in the visible and near-infrared regions of the electromagnetic radiation spectrum. It was shown that the studied spectral characteristics of healthy and damaged by viral infection carrot leaves differed significantly. Spectral brightness reflection curves (spectral signatures) with individual shapes were created for healthy and diseased plants. The possibility of identifying diseased and healthy carrot plants using the studied spectral characteristics in the visible and near infrared range of light was shown. The main signs of viral infection are chlorotic lesions (discontinuous) and continuous chlorosis along the leaves with redness along the edges of the lower lobes of the leaves. Also, in diseased plants, the vegetation index NDVI is lower than in healthy plants. Further processing of the spectral survey results is aimed at determining the presence of carrot disease by spectral signatures in automatic mode using neural networks.

Key words: hyperspectrometer, spectral brightness coefficient, spectral signature, carrot virus, vegetation index NDVI, neural networks.

ВВЕДЕНИЕ

Овощные культуры, в том числе морковь посевная (*Daucus carota* L. ssp. *sativus*), подвержены различным вирусным заболеваниям (Scholthof et al., 2011; Harrison, 1990). Вирусы – малоразмерные облигатные патогены, которые могут существовать в большом количестве в живых организмах и причинять значительный экономический ущерб при поражении овощных зонтичных культур. При идентификации вирусов учитываются специфичность хозяев, способы переноса и результаты лабораторных исследований, которые позволяют анализировать состав и содержание нуклеиновой кислоты (Watson, Crick, 1956). Многие переносчики, в первую очередь насекомые, также переносят и болезни, хотя некоторые вирусы переносятся механически и (или) семенами. За рубежом зарегистрировано свыше 25 вирусных заболеваний моркови (Thornberry et al., 1966; Harrison, 1990; Miller et al., 1988).

Высокую вредоносность имеет вирус карликовой пятнистости моркови (Carrot Motley Dwarf Virus, CMDV), который редуцирует листья, снижает урожай корнеплодов на 14–28%, семян – на 24–28% (Murant et al., 1985), а количество семян — на 62–83% (Watson, Falk, 1994; Howell, Mink, 1977). В связи с изменением климатических условий вирусы, поражающие морковь, пастернак, фенхель, петрушку и кориандр, представляют большую угрозу для южных регионов Российской Федерации. Основными признаками поражения являются хлоротичные повреждения (не сплошные) и сплошной хлороз вдоль листьев с покраснением по краям нижних листьев, которое схоже с признаками недостатка фосфора. Также признаком вирусного заболевания является сильное изреживание листьев, которые приобретают мозаичность и уродливые формы израстания. Вирус пятнистости пастернака поражает пастернак, а также черешковый сельдерей и морковь. Вирус мозаики сельдерея (CeMV) известен также как вирус западной мозаики сельдерея и вирус курчавости листьев. Идентифицированы не все признаки, определяющие его вирулентность. Он поражает большинство возделываемых зонтичных овощных культур, хотя признаки поражения ярче всего проявляются у сельдерея (Pemberton, Frost, 1974; Waterhouse, Murant, 1981; Watson, Falk, 1994). Заброшенные поля, рост самосевной моркови на месте бывших семенных посадок, соседство культурных растений-хозяев и сорняков могут способствовать сохранению источника заражения (Falk, 1994). Эффективная генетическая устойчивость определена, но в процессе создания новых сортов и гибридов не всегда учитывается (Rubatzky et al., 1999).

Сложность борьбы с вирусными заболеваниями овощных культур состоит в том, что часто один и тот же вирус может поражать разные виды сельскохозяйственных культур и передаваться сосущими вредителями от больного растения к здоровому. В случае вирусных заболеваний моркови вирус может проникать в растение как через листья при передаче тлями, клопами, цикадками, так и через корнеплоды при передаче нематодами. В течение вегетационного сезона мигрирующие вредители могут

переносить вирус на соседние растения. Почвенные передатчики вируса – нематоды – могут приносить вред не только в текущем сезоне, но и в следующем. Поэтому особенно важно своевременно выявлять пораженные вирусом растения и удалять их из посева, чтобы прекратить распространение вируса на соседние растения и избежать его сохранения в агрофитоценозе в течение длительного времени. Оценка пораженности сельскохозяйственных посевов вирусами и другими патогенами проводится при визуальном осмотре. Это весьма трудоемкая задача для эксперта-фитопатолога. Производительность труда при таком осмотре достаточно низкая, т.к. эксперт физически не может в течение короткого промежутка времени подробно обследовать большие площади посевов. Современная техническая обеспеченность и цифровые методы в растениеводстве представляют широкие возможности для автоматизированного учета заболеваний растений. В настоящее время разрабатываются методы оценки состояния посевов и посевного материала на основе компьютерного зрения с применением различных видов цифровой съемки: в видимом диапазоне, а также мульти- и гиперспектральной (Thenkabail et al., 2018; Мусаев и др., 2020). Для обработки результатов съемки с целью распознавания больных и здоровых растений по спектральным характеристикам разрабатываются специальные алгоритмы (Ahmad et al., 2016), которые позволяют применять методы искусственного интеллекта для решения практических задач в сфере фитопатологии (Golhani et al., 2018).

В данном исследовании сделаны первые шаги для решения задачи по автоматическому распознаванию здоровых и пораженных вирусами растений моркови по состоянию ботвы с использованием приборов с высоким спектральным разрешением.

Цель исследования — на основе данных о характеристиках спектра отражения листьев (ботвы) моркови, полученных по результатам гиперспектральной съемки в диапазоне 350–950 нм, произвести распознавание здоровых и пораженных вирусом растений моркови.

ОБЪЕКТЫ И МЕТОДЫ

Объектом исследования являлись спектры отражения надземной части (живой вегетирующей ботвы) растений моркови — здоровой или пораженной вирусом.

Корнеплоды моркови сортаобразца N 38|22 сортотипа Nantes, здоровой и пораженной вирусом мозаики сельдерея (Celery mosaic virus, CeMV), были высажены в вегетационные сосуды с почвой, приготовленной на основе верховых торфов. Сосуды с корнеплодами содержались в условиях лаборатории искусственного климата на протяжении зимне-весеннего периода 2021–2022 г. при температуре +20°C днем и +16°C ночью и световых условиях: 16 часов — искусственное освещение, 8 часов — темнота. Полив осуществлялся до уровня 60% полной влагоемкости субстрата для достижения оптимальных условий для полноценного развития растений. Условия выращивания зараженных и здоровых корнеплодов не различались.

Для оценки возможности определения пораженности вирусом по результатам записи спектров отражения листьев в лабораторных условиях была проведена запись спектров отражения листьев (коэффициента спектральной яркости отражения, КСЯО) трех растений моркови одного сорта: здоровое растение (контроль) и два пораженных вирусом СеMV (условные названия пораженных вирусом вариантов: В-1 и В-2). Рабочая гипотеза исследования состояла в том, что пораженные и здоровые растения имеют различия в спектре отражения листьев (т.е. различный «цвет» ботвы; подразумевается, что отражение измеряется в более широком, чем в видимом, диапазоне электромагнитных волн) и что это возможно выявить при автоматической обработке спектральных данных с применением нейронных сетей.

Коэффициенты отражения ботвы исследуемых растений определялись с помощью спектрометра Ocean Insight «Flame» VIS-NIR в условиях лаборатории при искусственном освещении. Для освещения использовался прожектор-осветитель Falcon Eyes QL-500 BT с галогеновой лампой THL-500-2 мощностью 500 Вт с высоким индексом цветопередачи ($CRI \approx 100$) и цветовой температурой 3000–3200 К. Осветитель был установлен на расстоянии 80 см выше снимаемого объекта таким образом, чтобы свет падал на ботву под углом 30° от вертикали. При этом растение со стороны источника света было освещено равномерно, вышележащие листья не затеняли нижележащие. С двух сторон от снимаемого объекта были установлены отражающие экраны. Съемка ботвы живых растений (без отделения листьев) проводилась с расстояния 2 см в двух вариантах размещения растений: 1) при вертикально установленном на подставке вегетационном сосуде и естественном условно вертикальном расположении ботвы; 2) при наклонном размещении вегетационного сосуда таким образом, чтобы ботва лежала горизонтально на белой подложке. И в том, и в другом случае в поле зрения прибора при съемке попадала только биомасса ботвы без белого фона и без затенения.

На момент проведения спектральной съемки 25 февраля 2022 г. высота ботвы контрольного растения составляла 30 см, зараженных растений – 20 и 25 см.

Непременным условием адекватного сравнения спектров отражения является проведение съемки сравниваемых объектов (в данном случае — больных и здоровых растений) в один и тот же день с минимально возможным интервалом времени.

Непосредственно перед началом съемки проводится калибровка прибора по отражению от белой шершавой фторопластовой пластинки, позволяющая установить интенсивность отражения белого света в качестве порогового значения в данных условиях искусственного освещения (излучения). Таким образом, результаты нескольких серий съемки, проведенных в условиях одинаковой освещенности, могут быть сравнены между собой без дополнительной подготовки «сырых» данных. Запись сигналов электромагнитного излучения в области видимого и ближнего инфракрасного диапазона, отраженных от листьев растений, происходит в текстовый файл,

содержащий служебную информацию (дата, время, номер прибора, номер файла в серии съемок, условия усреднения сигналов во время съемки) и два столбца информации, непосредственно являющейся результатом съемки: длина волны и соответствующий ей коэффициент спектральной яркости отражения (КСЯО) в процентах. В используемом приборе диапазон длин волн, на которых производятся измерения, составляет от 338 до 1019 нм с шагом 0,28 нм, на каждом из которых записывается КСЯО для данного интервала длины волны. Таким образом, результатом одного измерения является файл, содержащий 2048 пар связанных значений: длина волны и соответствующий ей относительный КСЯО. Обследование одного объекта может включать любое количество файлов с набором 2048 пар значений «длина волны–КСЯО». Количество записей (файлов) задается оператором вручную в зависимости от целей исследования, особенностей освещения и изучаемого объекта. Так, в случае со съемкой листьев моркови в условиях искусственного освещения с целью разработки алгоритма автоматизированного распознавания больных и здоровых растений на базе систем искусственного интеллекта требуется получить не менее 1000 файлов, так как листья имеют «ажурное» строение и неровную поверхность, из-за чего во время съемки КСЯ отраженного сигнала варьирует в широком диапазоне. Для обеспечения высокой точности обработки файлов с целью распознавания больных и здоровых растений с применением алгоритмов машинного обучения необходимо иметь достаточно большой объем выборки. В настоящем эксперименте объем выборки составлял по 2000 файлов для каждого объекта: контроль, В-1, В-2. Время съемки серии из 2000 измерений спектра отражения для одного растения составляло около 10–12 минут. Получение полного набора данных по всем трем растениям при двух способах размещения объекта съемки могло занимать более длительное время – до полутора часов. Для дальнейших исследований были отобраны результаты шести серий съемки по 2000 измерений. Пространственное разрешение съемки используемым прибором зависит от расстояния от окуляра прибора (коллиматора) до объекта съемки. Съемка проводилась с рук с расстояния 1,5–2,0 см от поверхности листьев моркови. При таком расстоянии в поле зрения прибора попадает пятно диаметром 3–5 мм. Такой размер поля зрения примерно соответствует размеру отдельной доли перисторассеченного листа моркови. Таким образом, при движении руки оператора в поле зрения во время съемки попадала как зеленая поверхность листа, так и его края, а также, возможно, промежутки между отдельными долями. В то же время промежутки не являются пустотами, т.к. съемке подвергался достаточно плотный массив листьев без сквозных просветов. Данные, полученные в каждый момент съемки (отдельный файл), содержат значения КСЯО, усредненные для всего поля зрения, в которое в данный момент был направлен окуляр прибора.

Обработка данных проводилась в два этапа. На первом этапе выборочно были построены кривые КСЯО по нескольким файлам, случайно отобранным

из выборки в 2000 файлов. Первичная обработка данных проводилась в программах Excel и Statistica. Также для визуализации разнообразия полученных спектральных кривых и оценки статистических характеристик по всей выборке данных был написан программный код на Python. В совокупности это позволило определить характерные особенности кривых изменения КСЯО здоровых и пораженных вирусом растений моркови и сформулировать задачу для построения нейросети. На втором этапе был разработан алгоритм создания нейросети и осуществлен подбор оптимальных параметров машинного обучения для разделения больных и здоровых растений в автоматическом режиме по результатам записи спектров отражения.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Первичные данные после съемки имеют большой разброс и содержат небольшое количество нерелевантных значений (в том числе отрицательные значения КСЯО, что является артефактом). Один из алгоритмов обработки исходных данных – сглаживание данных методом скользящего окна. Существует возможность предварительно установить величину скользящего окна для фиксации данных программными средствами в интерфейсе работы прибора Ocean Insight «Flame» VIS-NIR. В случае со

спектрометрированием моркови скользящее среднее не было установлено в момент съемки, то есть сглаживание первичных данных в момент измерения КСЯО не проводилось.

Поэтому первым шагом обработки данных была выбраковка отрицательных значений, а также значений, превышающих порог 150. Считается, то порог КСЯО должен составлять 100, так как он рассчитывается в сравнении с эталонным (калибровочным) значением отражения от белой пластины, принимаемым за 100%. Однако при измерении КСЯО прибор допускает некоторую случайную погрешность определения данного показателя, возрастающую на границах диапазона измерения (разброс точек на рис. 1, а). В результате проведенных дополнительных методических экспериментов была определена аналитическая ошибка измерения для всего диапазона длин волн, в котором работает прибор. Данная ошибка в диапазоне от 400 до 750 обычно составляет не более 5 %, а на концах диапазона работы прибора (до 400 и выше 760) она возрастает до 50% (рис. 1, б). Поэтому за верхний порог КСЯО для первичной фильтрации данных в настоящем эксперименте было принято значение 150, что включает порог 100 % и максимально допустимую погрешность данного значения в 50%.

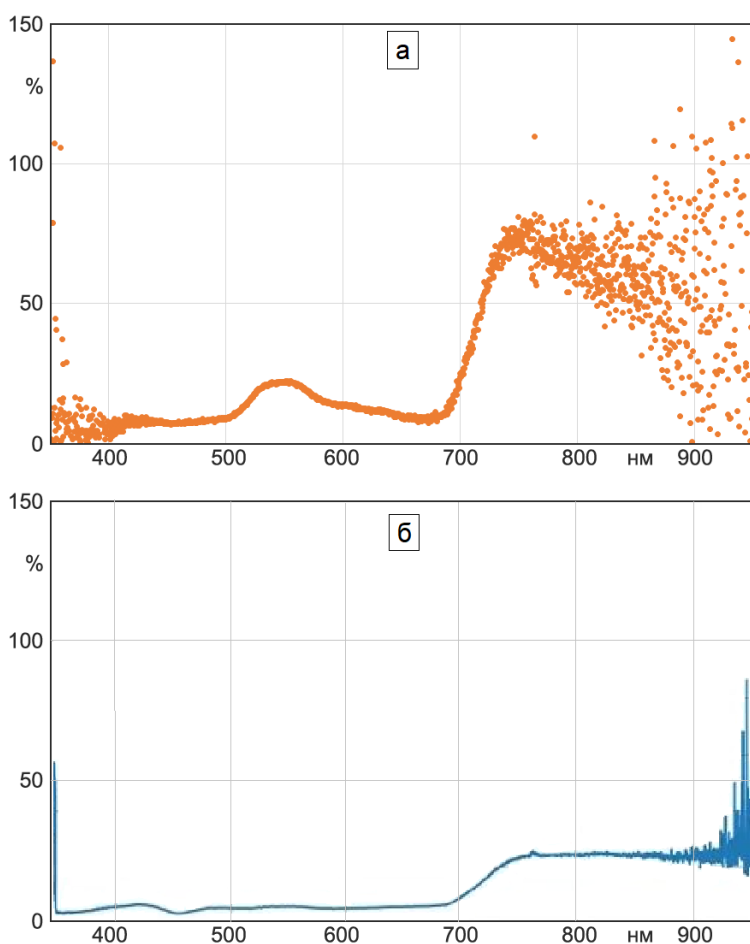


Рис. 1. Типичный вид точечной диаграммы, построенной по «сырым» данным единичного измерения (а), и стандартная ошибка выборки в 2000 измерений (б) для спектра отражения здорового растения в диапазоне длин волн от 350 до 950 нм

Из всего диапазона электромагнитного излучения, в котором работает прибор Ocean Insight «Flame» VIS-NIR, можно выделить два поддиапазона: видимый диапазон (VIS) с длинами волн от 400 до 750 нм и ближний инфракрасный (NIR) с длинами волн от 750 до 1000 нм. Значения менее 400 нм – это ближний ультрафиолетовый диапазон, а значения от 750 нм и выше – инфракрасное излучение (тепловое). Типичный график, построенный по данным одного измерения, имеет большой разброс данных в области длин волн менее 400 нм и более 850 нм, а в диапазоне от 400 до 700 – характерные признаки КСЯО растительности, а именно: пик отражения на длине волны 550 нм и минимальное отражение на длине волны 680 нм (рис. 1, а).

Значения 550 ± 5 нм по оси абсцисс – это длины волн, отвечающие зеленому свету, а соответствующий им пик КСЯО (до уровня в $30 \pm 10\%$) – коэффициент отражения живых зеленых растений. Значение 680 ± 5 нм по горизонтальной оси соответствует красному свету, который сильно (практически полностью) поглощается растениями, и, следовательно, значение КСЯО на указанных длинах волн достигает локального минимума (на уровне приблизительно $15 \pm 10\%$) для живых здоровых растений.

Зашумленность линий КСЯО в зависимости от длины волны является следствием нескольких причин,

одной из которых (так же как и существенного различия «сырых» данных) служит нестабильность падающего на листовую пластину излучения, вызванная сменой освещенности от Солнца, влияющей на общую освещенность объекта (рис. 2). Такой вид кривых зависимости коэффициента отражения электромагнитного излучения от различных поверхностей имеет универсальный характер, проявляющийся при измерении КСЯО различных объектов, и сильнее всего он проявляется в дневное время в условиях искусственного освещения (Гвоздырев, 2013; Сенюев, 2017)

По результатам первичной обработки «сырых» данных (рис. 2) видно, что разброс значений КСЯО для больных растений был больше, чем для здоровых, особенно в области локального максимума на длине волны 550 нм. Это ожидаемо, т.к. листья пораженной вирусом моркови имели более разнообразную окраску, чем листья здоровой моркови. Разнообразие окраски листьев связано с явлениями карликовости, деформации, курчавости, израстания, нетипичной окраски, частичного некроза или, наоборот, большей обводненности тканей. Зачастую пораженное вирусом растение имеет более яркую (в том числе более интенсивную зеленую) окраску, чем здоровое, что обуславливает более высокие значения КСЯО в видимом диапазоне (рис. 2 и 3).

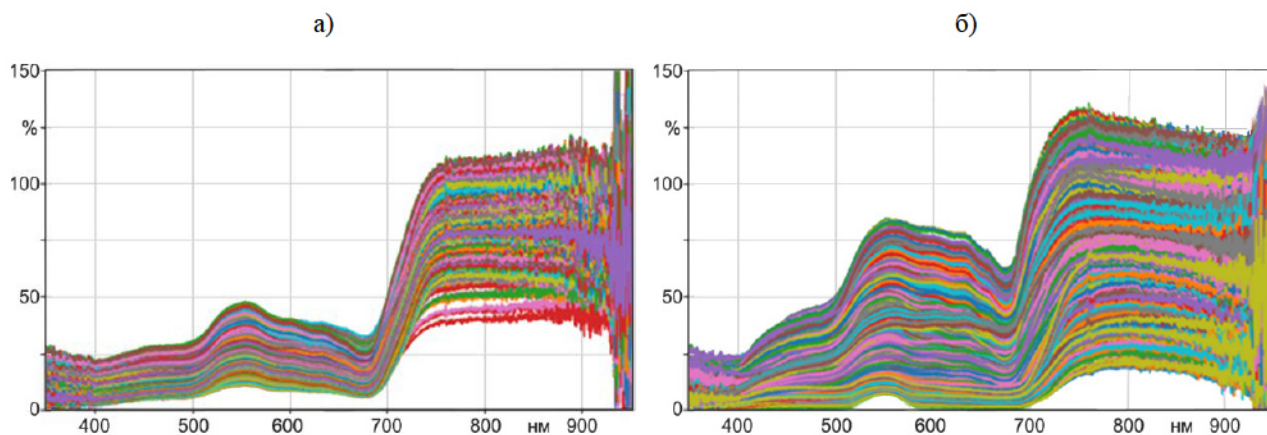


Рис. 2. Пример построения по исходным данным всех кривых зависимости КСЯО от длины волны:

а) для здоровых растений моркови; б) для пораженных вирусом

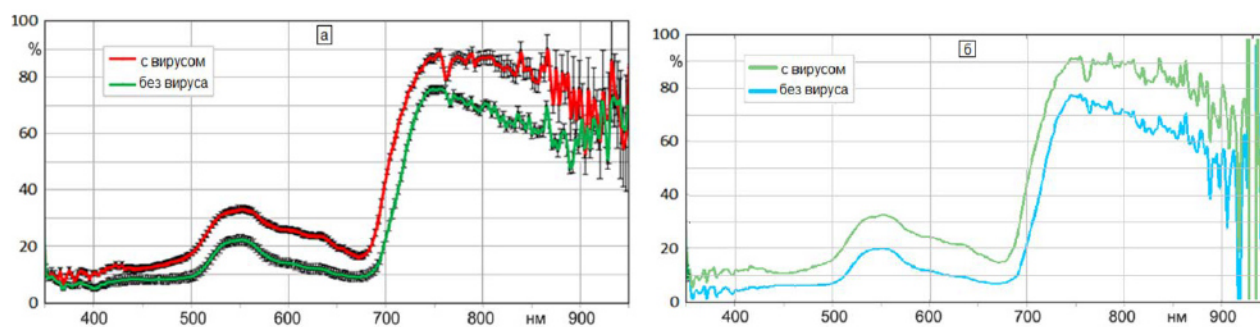


Рис. 3. Пример сопоставления кривых КСЯО для пораженных вирусом и здоровых растений моркови:

(а) кривые построены методом усреднения пяти случайно выбранных кривых для больных и здоровых растений с применением сглаживания методом скользящего окна в 6 нм, планками погрешностей показаны доверительные интервалы среднего для каждого интервала в 6 нм; (б) кривые построены при усреднении данных всего массива в 2000 файлов

Сглаживание первичных данных. Для облегчения дальнейшей обработки и исключения «шума», возникающего при работе спектрального прибора, первичные данные после их получения и до начала обработки подвергались сглаживанию. Процедура сглаживания проводилась по пяти кривым, выбранным случайным образом отдельно для здоровой и пораженной вирусом моркови, были рассчитаны средние значения отражения для каждого диапазона в 6 нм, затем для каждого такого среднего значения был найден доверительный интервал среднего (рис. 3, а). Из-за большого разброса значений КСЯО в ближнем инфракрасном диапазоне (NIR) с длиной волны более 760 нм первичные данные по здоровым и больным растениям образуют перекрывающиеся облака точек, и кривые невозможно разделить визуально. При применении метода скользящего окна с шагом в 6 нм кривые разделяются достоверно во всем видимом диапазоне спектра и в начале диапазона NIR до достижения длины волны 900 нм (рис. 3, а). Расчеты средних значений на каждом из интервалов 6 нм и построение кривых спектральной яркости по усредненным данным были проведены в ручном режиме, а также в специально созданном для этого программном модуле Python (рис. 3, б). Результаты усреднения пяти случайно выбранных кривых и всей совокупности кривых практически совпадают (рис. 3, а и б).

Создание нейросети. Задачей создания нейросети являлось разделение по спектральным характеристикам здоровых и больных растений моркови в автоматическом режиме. Вышеописанный алгоритм усреднения данных с шагом в 6 нм

использовался для первичной подготовки данных в модели нейросети.

На вход в нейросеть подается кривая КСЯО после сглаживания с окном в 6 нм. Весь рабочий диапазон длин волн от 338 до 1020 нм разбивается на отрезки по 6 нм, для каждого отрезка вычисляется среднее значение КСЯО. Таким образом, из каждого единичного набора спектральных отражений объемом 2048 значений была сформирован новый массив объемом 100 последовательных значений КСЯО, которые являются опорными для обучения нейросети. Полученный набор из 100 значений является единичным нейроном. Первая пробная нейросеть имела один слой нейронов, в котором из 100 значений, поданных на вход, формировался один нейрон для каждой кривой, количество эпох обучения было задано равным 1000. Для обучения сети данные подаются в нейросеть в виде обучающей выборки (80 % от всего массива данных) и проверочной части (20 % от массива данных). Исходные файлы делятся на две указанные группы случайным образом. В нейросеть для обучения сначала загружается массив данных по здоровым растениям, затем массив данных по растениям, пораженным вирусом. В результате обучения и проверки нейросети был получен прогноз работоспособности данной конфигурации сети: ожидаемое количество правильных ответов 100% при средней погрешности 27%. Однако при последующей проверке на массивах данных было выявлено, что нейросеть в данной конфигурации достоверно определяет почти 100% здоровых растений, но все 100 % больных попадают в «неопределенные» (рис. 4).

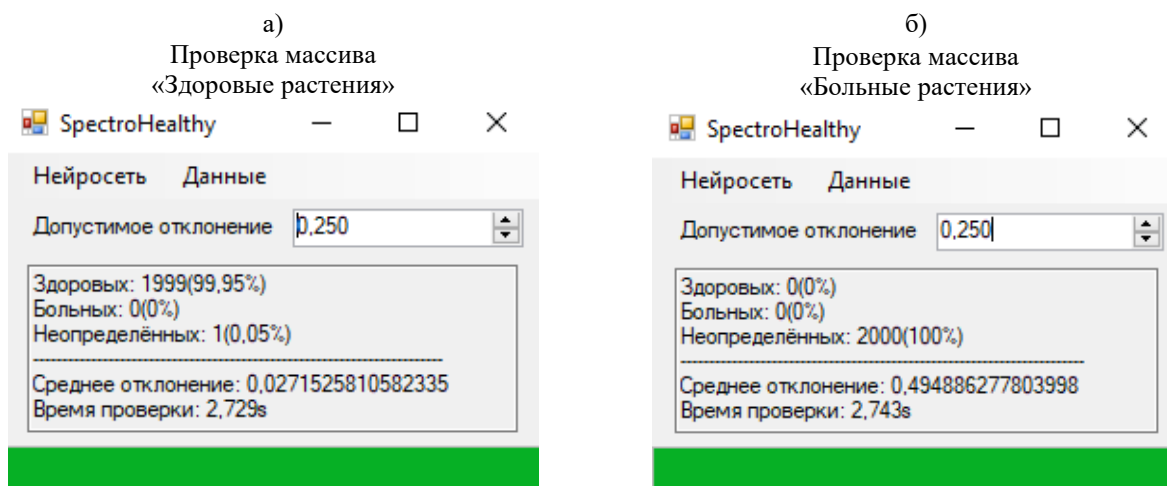


Рис. 4. Интерфейсное окно нейросети с результатами обработки спектральных данных КСЯО ботвы моркови без поражения вирусом (а) и пораженной вирусом (б)

Ошибочный результат определения больных растений связан с нестабильным видом кривой КСЯО, так как данные сильно варьируются и кривые не имеют характерного вида со стабильными признаками (рис. 2, б). На таких исходных данных нейросеть обучается плохо. Напротив, для здоровых растений характерен стабильный вид кривой с небольшим варьированием значений КСЯО, что позволяет нейросети в данной конфигурации классифицировать все кривые подобного вида как кривые КСЯО

здоровых растений. На массиве данных здоровых растений нейросеть обучается хорошо, но конечная цель – распознавание больных и здоровых растений с помощью нейросети – не была достигнута в данной конфигурации. Последующие попытки подобрать другую конфигурацию с увеличением количества слоев нейронов, количества нейронов в слоях и эпох обучения также не дали удовлетворительного результата. Очевидно, что причиной этого является нестабильный вид кривых спектрального отражения

больных растений с широким диапазоном варьирования как в видимой, так и в инфракрасной области спектра.

Для дальнейшего обучения нейросети в первичную модель подачи информации следует внести корректировки. Если в первой модели была предпринята попытка построить обучение и работу нейросети на основе сравнения только формы кривых, то в дальнейшем следует учитывать разброс данных. Возможно, на этапе предварительной подготовки данных необходимо проводить кластерный анализ и для обучения нейросети брать определенные кластеры из выборки. Возможно, следует сравнивать не все кривые в целом, а части кривых в определенных диапазонах, например, перепады значений КСЯО между пиком на длине волны 550 нм и нижней точкой кривой на длине волны 680 нм. Также можно отдельно рассмотреть поведение кривых на «красном склоне» (от 680 до 750), т.к. они будут иметь разный наклон графика в указанном диапазоне. Помимо этого, из гиперспектральных данных следует подобрать подходящие растительные индексы (Gogineni, Chaturvedi, 2019; Lv, Wang, 2020; Mertens et al., 2021), которые позволили бы более уверенно идентифицировать больные и здоровые растения по соотношению отражений в разных диапазонах длин волн. Вероятно, для успешной реализации работы нейросети следует учитывать все особенности кривых КСЯО и совокупно применять все перечисленные подходы.

Индекс NDVI. Помимо сравнения формы кривых КСЯО исследуемых объектов, по полученным значениям КСЯО был вычислен вегетационный индекс NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), значения которого можно использовать для оценки состояния растений во время вегетации (Железова, 2018; Матвеев и др., 2020). Обычно у больных растений или растений в состоянии физиологического стресса значения индекса NDVI ниже, чем у здоровых (Behmann, Steinrucken et al., 2014; Behmann, Schmitter

et al., 2014; Lowe et al., 2017). В данном опыте также установлено снижение значений NDVI у пораженных растений моркови: у здорового растения индекс NDVI составил $0,74 \pm 0,01$, у больных – $0,62 \pm 0,04$ (при $p < 0,05$). Несмотря на более высокие значения КСЯО у пораженных вирусом растений моркови и большой разброс первичных данных, индекс NDVI показал высокую чувствительность и достоверно различался у здоровых и пораженных вирусом растений, что позволяет использовать описанный метод для сравнения здоровых и больных растений по результатам спектральной съемки.

ВЫВОДЫ

На выборках большого объема была показана возможность распознавания здоровых и пораженных вирусом растений по результатам гиперспектральной съемки растительных образцов ботвы моркови в диапазоне длин волн от 350 до 950 нм с применением различных методов обработки «сырых» данных. Здоровые растения были успешно идентифицированы при использовании как традиционных методов статистической обработки (скользящее среднее, сравнение средних в доверительных интервалах), так и простой однослойной нейросети. В то же время реализовать распознавание больных растений методом нейросети не удалось, что связано с высоким варьированием значений коэффициента спектральной яркости отражения на всем диапазоне измерений. В качестве дополнительного критерия оценки состояния зеленой ботвы здоровых и пораженных вирусом растений моркови следует использовать NDVI.

БЛАГОДАРНОСТИ

Работа выполнена при финансовой поддержке Минобрнауки России, проект № 075-15-2021-1409. Лабораторные эксперименты проведены в Центре коллективного пользования «Лаборатория искусственного климата» (ЦКП ЛИК) ФГБНУ ВНИИФ.

Список литературы

- Гвоздырев А.В. Анализ спектров излучения в диапазоне (200–950) нм для различных пламен и источников оптических помех // Пожарная безопасность. 2013. № 4. С. 74–79.
- Железова С.В. Применение оптических датчиков для оценки состояния посевов озимой пшеницы // Агрофизика. 2018. № 3. С. 42–48. DOI 10.25695/AGRPH.2018.03.08
- Карташева И.А. Сельскохозяйственная фитовирусология. Учебное пособие. М.: Колос; Ставрополь: АГРУС, 2007. 168 с.
- Матвеев Д.А., Воропаев В.В., Якушев В.В., Блохин Ю.И., Блохина С.Ю., Митрофанов Е.П., Петрушин А.Ф. Состояние и перспективы создания новых методов количественной оценки внутриполевой изменчивости в точном земледелии // Агрофизика. 2020. № 1. С. 59–70. DOI 10.25695/AGRPH.2020.01.09
- Мусаев Ф.Б., Солдатенко А.В., Балеев Д.Н., Прияткин Н.С., Щукина П.А. Исследование разнокачественности семян овощных культур с использованием компьютерного анализа изображений // Агрофизика. 2019. № 1. С. 38–44. DOI 10.25695/AGRPH.2019.01.05
- Сенюев И.В. Применение спектральной пирометрии в аэродинамическом эксперименте для измерения температуры поверхности и пламени // Ученые Записки ЦАГИ. 2017. Т. XLVIII. № 2. С. 50–61.
- Ahmad M., Shabbir S., Wu X. et al. Hyperspectral image classification – Traditional to deep models: A survey for future prospects // IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2016. pp. 1–28.
- Behmann J., Schmitter P., Steinrucken J., Plumer L. Ordinal classification for efficient plant stress prediction in hyperspectral data // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2014. Vol. XL-7 ISPRS Technical Commission VII Symposium. pp. 29–36.
- Behmann J., Steinrucken J., Plumer L. Detection of early plant stress responses in hyperspectral images // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2014. № 93. pp. 98–111.

- Gogineni R., Chaturvedi A. Hyperspectral image classification // Processing and analysis of hyperspectral data. IntechOpen. 2019. DOI 10.5772/intechopen.88925
- Golhani K., Balasundrama S.K., Vadmalai G. et al. A review of neural networks in plant disease detection using hyperspectral data // Information Processing in Agriculture. 2018. № 5. pp. 354–371.
- Harrison B.D. Concluding Comments and Reflection on Currents Trends in plant Virology // Papers presented at the Symposium on Viral genes and plant pathogenesis / Pirone T.P., Shaw J.G. (eds.) Springer-Verlag, 1990. pp. 205–213.
- Howell W.E., Mink G.I. The role of weed hosts, volunteer carrots, and overlapping growing seasons in the epidemiology of carrot thin leaf and carrot motley dwarf viruses in central Washington // Plant disease reports. 1977. Vol. 61. pp. 217–222.
- Lowe A., Harrison N., French A.P. Hyperspectral image analysis techniques for the detection and classification of the early onset of plant disease and stress // Plant Methods. 2017. Vol. 13 (80). pp. 1–12. DOI: 10.1186/s13007-017-0233-z
- Lv W., Wang X. Overview of Hyperspectral Image Classification // Journal of sensors. 2020. Vol. 2020. 13 p. DOI: 10.1155/2020/4817234
- Mertens S., Verbracken L. et al. Proximal Hyperspectral Imaging Detects Diurnal and Drought-Induced Changes in Maize Physiology // Frontiers in plant science. 2021. Vol. 12. DOI: 10.3389/fpls.2021.640914
- Miller W.A., Waterhouse P.M., Gerlach W.L. Sequence and organization of barley yellow dwarf virus genomic RNA // Nucleic Acids Research. 1988. Vol. 16. pp. 6097–6111.
- Murant A., Waterhouse P.M., Raschke J., Robinson D. Carrot red leaf virus and Carrot mottle viruses observation on composition of the particles in single and mixed infections // Journal of General Virology. 1985. Vol. 66(7). pp. 1575–1579.
- Pemberton A.W., Frost R.R. Celery Mosaic Virus in England // Plant Pathology. 1974. Vol. 23 (1). pp. 20–24.
- Rubatzky V.E., Quirós C.F., Simon P.W. Carrots and Related Vegetable Umbelliferae. Crop production science in horticulture series. Vol. 10. CABI Publishing, 1999. 294 p. ISBN 0-85199-129-7
- Scholthof K.-B.G., Adkins S., Czosnek H., Palukaitis P., Jacquot E., Hohn T., Hohn B., Saunders K., Candresse T., Ahlquist P., Hemenway C., Foster G.D. Top 10 plant viruses in molecular plant pathology // Molecular Plant Pathology. 2011. Vol. 12 (9). pp. 938–954. DOI: 10.1111/J.1364-3703.2011.00752.X
- Thenkabail P.S., Lyon J.G., Huete A. Hyperspectral indices and image classifications for agriculture and vegetation. CRC Press, 2018. 332 p.
- Thornberry H.H. et al. Index of Plant Virus Diseases. Agriculture Handbook № 307. Agricultural Research Service, U.S. Department of Agriculture, 1966. 446 p.
- Waterhouse P.M., Murant A.F. Purification of carrot red leaf virus and evidence from four serological tests for its relationship to luteoviruses // Annals of applied biology. 1981. Vol. 97. pp. 191–204.
- Watson J.D., Crick F.H.C. The structure of small viruses // Nature. 1956. Vol. 177. pp. 473–475.
- Watson M.T., Falk B.W. Ecological and epidemiological factors affecting carrot motley dwarf development in carrots grown in the Salinas Valley of California // Plant Disease. 1994. Vol. 78. pp. 477–481.

References

- Gvozdyrev A.V. Analiz spektrov izlucheniya v diapazone (200÷950) nm dlya razlichnykh plamen i istochnikov opticheskikh pomekh [Analysis of the emission spectra in the range from 200 to 950 nm for various flames and sources of optical interference] // *Pozharnaya bezopasnost'*, 2013, no. 4, pp. 74–79.
- Zhelezova S.V. Primeneniye opticheskikh datchikov dlya otsenki sostoyaniya posevov ozimoy pshenitsy [Application of optical sensors for estimation of the crop state of winter wheat] // *Agrofizika*, 2018, no. 3, pp. 42–48. DOI: 10.25695/AGRPH.2018.03.08
- Kartasheva I.A. *Sel'skokhozyaystvennaya fitovirusologiya. Uchebnoye posobiye* [Agricultural phytovirusology. Tutorial]. Moscow: Kolos; Stavropol': AGRUS, 2007, 168 p.
- Matveyenko D.A., Voropayev V.V., Yakushev V.V., Blokhin Yu.I., Blokhina S.Yu., Mitrofanov Ye.P., Petrushin A.F. Sostoyaniye i perspektivy sozdaniya novykh metodov kolichestvennoy otsenki vnutripolevoy izmenchivosti v tochnom zemledelii [Current state and trends of developing new methods for quantitative assessment of within-field heterogeneity for precision agriculture] // *Agrofizika*, 2020, no. 1, pp. 59–70. DOI: 10.25695/AGRPH.2020.01.09
- Musayev F.B., Soldatenko A.V., Baleyev D.N., Priyatkin N.S., Shchukina P.A. Issledovaniye raznokachestvennosti semyan ovoshchnykh kul'tur s ispol'zovaniyem komp'yuternogo analiza izobrazheniy [Studies of vegetable seeds heterogeneity with use of computer image analysis] // *Agrofizika*, 2019, no. 1, pp. 38–44. DOI: 10.25695/AGRPH.2019.01.05
- Senyuyev I.V. Primeneniye spektral'noy pirometrii v aerodinamicheskom eksperimente dlya izmereniya temperatury poverkhnosti i plameni [Spectral pyrometry application in an aerodynamic experiment for measuring surface and flame temperature] // *Uchenyye zapiski TsAGI*, 2017, vol. XLVIII, no. 2, pp. 50–61.
- Ahmad M., Shabbir S., Wu X. et al. Hyperspectral image classification – Traditional to deep models: A survey for future prospects // IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2016. pp. 1–28.
- Behmann J., Schmitter P., Steinrücken J., Plümer L. Ordinal classification for efficient plant stress prediction in hyperspectral data // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2014. Vol. XL-7 ISPRS Technical Commission VII Symposium. pp. 29–36.

- Behmann J., Steinrucken J., Plumer L. Detection of early plant stress responses in hyperspectral images // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2014. № 93. pp. 98–111.
- Gogineni R., Chaturvedi A. Hyperspectral image classification // *Processing and analysis of hyperspectral data*. IntechOpen. 2019. DOI 10.5772/intechopen.88925
- Golhani K., Balasundrama S.K., Vadmalai G. et al. A review of neural networks in plant disease detection using hyperspectral data // *Information Processing in Agriculture*. 2018. № 5. pp. 354–371.
- Harrison B.D. Concluding Comments and Reflection on Currents Trends in plant Virology // *Papers presented at the Symposium on Viral genes and plant pathogenesis* / Pirone T.P., Shaw J.G. (eds.) Springer-Verlag, 1990. pp. 205–213.
- Howell W.E., Mink G.I. The role of weed hosts, volunteer carrots, and overlapping growing seasons in the epidemiology of carrot thin leaf and carrot motley dwarf viruses in central Washington // *Plant disease reports*. 1977. Vol. 61. pp. 217–222.
- Lowe A., Harrison N., French A.P. Hyperspectral image analysis techniques for the detection and classification of the early onset of plant disease and stress // *Plant Methods*. 2017. Vol. 13 (80). pp. 1–12. DOI: 10.1186/s13007-017-0233-z
- Lv W., Wang X. Overview of Hyperspectral Image Classification // *Journal of sensors*. 2020. Vol. 2020. 13 p. DOI: 10.1155/2020/4817234
- Mertens S., Verbracken L. et al. Proximal Hyperspectral Imaging Detects Diurnal and Drought-Induced Changes in Maize Physiology // *Frontiers in plant science*. 2021. Vol. 12. DOI: 10.3389/fpls.2021.640914
- Miller W.A., Waterhouse P.M., Gerlach W.L. Sequence and organization of barley yellow dwarf virus genomic RNA // *Nucleic Acids Research*. 1988. Vol. 16. pp. 6097–6111.
- Murant A., Waterhouse P.M., Raschke J., Robinson D. Carrot red leaf virus and Carrot mottle viruses observation on composition of the particles in single and mixed infections // *Journal of General Virology*. 1985. Vol. 66(7). pp. 1575–1579.
- Pemberton A.W., Frost R.R. Celery Mosaic Virus in England // *Plant Pathology*. 1974. Vol. 23 (1). pp. 20–24.
- Rubatzky V.E., Quirós C.F., Simon P.W. Carrots and Related Vegetable Umbelliferae. Crop production science in horticulture series. Vol. 10. CABI Publishing, 1999. 294 p. ISBN 0-85199-129-7
- Scholthof K.-B.G., Adkins S., Czosnek H., Palukaitis P., Jacquot E., Hohn T., Hohn B., Saunders K., Candresse T., Ahlquist P., Hemenway C., Foster G.D. Top 10 plant viruses in molecular plant pathology // *Molecular Plant Pathology*. 2011. Vol. 12 (9). pp. 938–954. DOI: 10.1111/J.1364-3703.2011.00752.X
- Thenkabail P.S., Lyon J.G., Huete A. Hyperspectral indices and image classifications for agriculture and vegetation. CRC Press, 2018. 332 p.
- Thornberry H.H. et al. Index of Plant Virus Diseases. Agriculture Handbook № 307. Agricultural Research Service, U.S. Department of Agriculture, 1966. 446 p.
- Waterhouse P.M., Murant A.F. Purification of carrot red leaf virus and evidence from four serological tests for its relationship to luteoviruses // *Annals of applied biology*. 1981. Vol. 97. pp. 191–204.
- Watson J.D., Crick F.H.C. The structure of small viruses // *Nature*. 1956. Vol. 177. pp. 473–475.
- Watson M.T., Falk B.W. Ecological and epidemiological factors affecting carrot motley dwarf development in carrots grown in the Salinas Valley of California // *Plant Disease*. 1994. Vol. 78. pp. 477–481.

УДК 528.88

DOI: 10.25695/AGRPH.2023.03.09

МЕТОД УСРЕДНЕННОЙ ОЦЕНКИ ВЛАЖНОСТИ ПОЧВЫ НА ТЕРРИТОРИЯХ С ТЕМПЕРАТУРНОЙ НЕОДНОРОДНОСТЬЮ ПРИ ДИСТАНЦИОННЫХ ИЗМЕРЕНИЯХ

Г. Р. Бабаева¹, Р. О. Гусейнова²¹ *Национальное Аэрокосмическое Агентство;*² *Азербайджанский архитектурно-строительный университет;**г. Баку, Азербайджанская Республика;**Gulshen.babayeva@gmail.com**Поступила в редакцию 28.02.2023, принята к печати 31.08.2023*

Для оценки влажности почвы на значительных территориях в настоящее время в основном используются спутниковые технологии, которые делятся на микроволновые, оптические и термальные. Микроволновые технологии позволяют дистанционно исследовать обширные территории, однако применяемые при этом методы характеризуются низким пространственным разрешением. Указанный недостаток устраняется при использовании комбинации оптических и термальных методов и проведении дистанционных измерений в видимой, ближней инфракрасной и инфракрасной областях спектра. Целью исследования является разработка метода оценки влажности почвы при дистанционном зондировании территорий с изменяющейся температурой. Разработан метод усредненной оценки влажности почвы применительно к модели территории, состоящей из некоторого количества участков, при этом температура изменяется от участка к участку упорядоченным образом. С использованием известной модели Карлсона построена