ПОИСК ПРИЗНАКОВ ДЛЯ СОЗДАНИЯ АЛГОРИТМА РАБОТЫ С ДАННЫМИ ПО СПЕКТРАЛЬНОМУ ОТРАЖЕНИЮ ПОРАЖЕННЫХ ЛИСТЬЕВ ЗЛАКОВЫХ КУЛЬТУР

М.А. Воронов[1], Т.С. Жук[1], **Е.В. Степанова**[2]

[1]*ФГБНУ ВНИИФ, р.п. Большие Вяземы, Московская обл.*
[2]*МГТУ им.Н.Э. Баумана, г. Москва*

jacky-st@yandex.ru

В сельском хозяйстве использование оптических методов для определения присутствия патогенов имеет длительную историю и широко применяется [1]. При обследовании посевов и растений для распознавания присутствия вредных целевых объектов каждое «изображение» (запись спектра отраженного излучения) рассматривается как единичный случай при-/отсутствия целевого вредного организма. Фотоизображения при этом играют особую роль, т.к. допускают прямой анализ непосредственно ученым-агрономом. Применение технического зрения на самоходных носителях дает возможность уменьшить затраты времени на осмотр посевов и «добраться» до его дальних участков, собрать и автоматически рассортировать полученные данные. Для успешной работы автоматизированных систем необходим комплекс подготовительных мероприятий, базой которого служит данное исследование – поиск надежных спектральных «признаков» поражения растительных видов различными типами патогенов, а также сбор и классификация цифровых «изображений» повреждений, которые наносят растениям различные патогенные виды в зависимости от стадии и тяжести поражения.

Основная информация о физиологическом состоянии растения может быть получена из анализа отражения растениями электромагнитных волн длиной от 400 до 1000 нм [2–5]. Основное отличие данного диапазона от обычной цифровой фотосъёмки– включение информации по длинным ультрафиолетовым и коротким инфракрасным волнам. Наработанные многими поколениями агрономов приемы оценки биомассы (количественной), структуры полога посева, содержания хлорофилла в листьях, доли поглощенного излучения для активного фотосинтеза и других существенных характеристик растительности имеют цифровое выражение в специальным образом рассчитываемых индексах. В фокус внимания попали хозяйственно значимые культуры, для которых крайнюю степень опасности представляют поражения грибными инфекциями, ущерб может привести к полной потере урожая и необходимости полного уничтожения посева [6]. В качестве сенсора с необходимым спектральным разрешением использован спектрометр Ocean Insight FLAME-S-VIS-NIR-ES (FLMS 16991, размеры 140×95×40 мм, спектральное разрешение 0,3 нм).

Получены спектры отражения листьев двух экономически значимых злаковых культур – пшеницы и ячменя, пораженных двумя видами патогенов.

Масштаб исследования – на уровне отдельных листьев. Растения пшеницы и ячменя выращены и инокулированы спорами патогенных грибов в контролируемых условиях лаборатории искусственного климата (ЦКП ЛИК ФГБНУ ВНИИФ). Основной проблемой на этом масштабе обследования является получение репрезентативных и верно маркированных данных, поскольку удается получить только смешанные спектры, включающие одновременно отражения от почвы, растения и патогена, для надежного определения наличия и степени поражения требуется анализ полученных данных (проблема также характерна для определения заболеваний гиперспектральными методами при дистанционном зондировании Земли, при анализе цифровых изображений гипер- и мультиспектральной микроскопии [7]).

Одним из примененных методов идентификации заболеваний было применение нейронной сети: точность определения больных/здоровых листьев варьировалась от 88,1 до 97,7% для разных наборов данных. Наиболее сложны для классификации растения, пораженные в средней степени. Однако при построении усредненных по выборке кривых не удается достоверно разделить усредненные кривые для больных и здоровых листьев на 4й день после заражения, когда еще не ярко выявлены пустулы. Коэффициент отражения листьев в зависимости от развития мицелия гриба в ткани хозяина изменяется, со временем возникают изменения оценить которые становится возможно.

Квантильный анализ распределения (рис. 1) был проведен с использованием усредненных по выборке данных (крайние случаи исключены). Наибольшая разница в средних значениях была обнаружена в красной части спектра (на 680 нм). Изменение спектральной яркости отражения в диапазоне 550–680 нм составило около –10% от всего диапазона для здоровых растений, около –2% для среднетяжелых поражений и +20% для тяжелых поражений: чем более выражено заболевание, тем шире общий квантильный диапазон значений в начале красной границы. При сравнении колосьев с различным процентом поражения получена более высокая вариабельность значений коэффициента отражения на длинах волн 350–450 нм по сравнению со спектрами листьев.

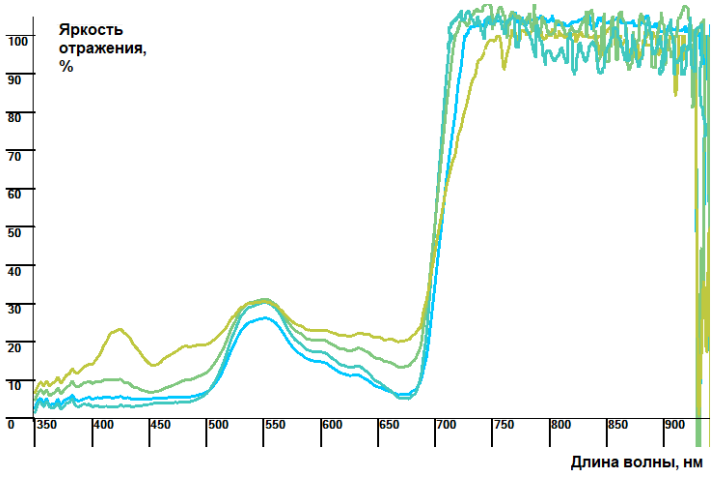

Рис. 1. Усредненные исходные данные спектрального отражения листьев ячменя разных степеней поражения

В качестве показателя различий в типе спектральных кривых яркости можно предложить угол между частями кривой. Отражение на длинах волн от 550 до 680 нм соответствует, максимальному и минимальному отражению здорового растения. Наклон «красного края» (710 – 750 нм) всегда более пологий у растений, находящихся в стрессовом состоянии, следовательно угол между данными частями графика для здоровых и больных растений отличается. У здоровых растений пшеницы среднее значение угла между ветвями графика составляло 59–65%. При средней степени тяжести заболевания это значение составляло 76–78%, а при высокой степени тяжести 86–93% (100% соответствуют развернутому углу). Такой признак может быть использован для сравнения спектральных характеристик отражения листьев для оценки степени поражения.

Полученные данные согласуются с результатами по обнаружению заболеваний с использованием гиперспектральных измерений (в диапазоне длин волн 350–1150 нм) и несколькими спектральными вегетационными индексами, которые на 15–17 день указывают на развитие заболевания [8]. Спектральные показатели связаны с различными уровнями содержания хлорофилла, антоцианов и каротиноидов в поврежденных листьях, и различия можно обнаружить в диапазоне видимого света, а изменения указывают на воздействие стрессов и болезней растений [9, 10].

Для сельскохозяйственных культур, используемых для производства пищевых продуктов, исследования следует проводить на уровне посева (отдельного поля или группы полей) для прогнозирования потерь урожая сельскохозяйственных культур [11]. В этом случае использование ручного спектрометра невозможно и необходимо использовать дистанционные методы оценки. При всех успехах современных средств обработки данных результаты во многом зависят от качества исходной информации. Нейросетевая модель справилась с идентификацией здоровых листьев и колосьев, а также определила процент встречаемости пораженных листьев и колосьев. Результаты соответствовали визуальной экспертной оценке развития заболевания, в случае здоровых растений точность определения также достигала 0,90–0,98.

Гиперспектральные измерения отражения здоровых/больных растений в полевых условиях и с использованием алгоритмов машинного обучения являются перспективными для определения присутствия заболеваний. Однако также многообещающие результаты могут быть получены при более «простых» алгоритмах обработки наборов данных, которые получены при спектрометрическом обследовании посевов.

Список литературы:

1. Gudkov S.V., Matveeva T.A., Sarimov R.M., Simakin A.V., Stepanova E.V., Moskovskiy M.N., Dorokhov A.S., Izmailov A.Yu. Optical methods for the detection of plant pathogens and diseases (Review) // AgriEngineering. 2023. Vol. 5 (4). Pp. 1789–1812. https://doi.org/10.3390/agriengineering5040110
2. Bock C.H., Barbedo J.G.A., Del Ponte E.M., Bohnenkamp D. and Mahlein A.-K. From visual estimates to fully automated sensor-based measurements of plant

disease severity: status and challenges for improving accuracy // Phytopathogenes Research. 2020. V. 2. P. 9. https://doi.org/10.1186/s42483-020-00049-8

3. Bohnenkamp D., Kuska M.T., Mahlein A.-K. and Behmann J. Hyperspectral signal decomposition and symptom detection of wheat rust disease at the leaf scale using pure fungal spore spectra as reference // Plant Pathology. 2019. Vol. 68. Pp. 1188–1195. https://doi.org/10.1111/ppa.13020
4. Paulus S., Mahlein A.K. Technical workflows for hyperspectral plant image assessment and processing on the greenhouse and laboratory scale // Gigascience. 2020. Vol. 9. Pp. 1–10. https://doi.org/10.1093/gigascience/giaa090
5. Zhelezova S.V., Pakholkova E.V., Veller V.E., Voronov M.A., Stepanova E.V., Zhelezova A.D., Sonyushkin A.V., Zhuk T.S., Glinushkin A.P. Hyperspectral Non-Imaging Measurements and Perceptron Neural Network for Pre-Harvesting Assessment of Damage Degree Caused by Septoria/Stagonospora Blotch Diseases of Wheat // Agronomy. 2023. Vol. 13. P. 1045. https://doi.org/10.3390/agronomy13041045
6. ГОСТ 21507 – 2013: Защита растений. Термины и определения.
7. Mahlein A.K., Steiner U., Hillnhütter C., Dehne H.W., Oerke E.C. Hyperspectral imaging for small-scale analysis of symptoms caused by different sugar beet diseases // Plant Methods. 2012. Vol. 8. Pp. 1–13. https://doi.org/10.1186/1746-4811-8-3
8. Odilbekov F., Armoniené R., Henriksson T., Chawade A. Proximal phenotyping and machine learning methods to identify Septoria tritici blotch disease symptoms in wheat // Frontiers in Plant Science. 2018. Vol. 9. Pp. 685. https://doi.org/10.3389/fpls.2018.00685
9. Kremneva O.Y., Danilov R.Y., Sereda I.I., Tutubalina O.V., Pachkin A.A., Zimin M. V Spectral characteristics of winter wheat varieties, depending on the development degree of Pyrenophora tritici-repentis // Precision Agriculture. 2023. Vol. 24. Pp. 830–852. https://doi.org/10.1007/s11119-022-09976-2
10. Wegulo S.N., Breathnach J.A., Baenziger P.S. Effect of growth stage on the relationship between tan spot and spot blotch severity and yield in winter wheat // Crop Protection. 2009. Vol. 28. Pp. 696–702. https://doi.org/10.1016/j.cropro.2009.04.003
11. Jevti´c R., Župunski V., Laloševi´c M., Župunski L. Predicting potential winter wheat yield losses caused by multiple disease systems and climatic conditions // Crop Protection. 2017. Vol. 99. Pp. 17–25. https://doi.org/10.1016/j.cropro.2017.05.005