

两类真菌病害的特异性叶片光谱响应与监测精度对比研究

薛博文, 孔媛媛, 田龙, 王雪, 姚霞, 朱艳, 曹卫星, 程涛

南京农业大学国家信息农业工程技术中心/智慧农业教育部工程研究中心/农业农村部作物系统分析与决策重点实验室/
江苏省信息农业重点实验室/现代作物生产省部共建协同创新中心, 南京 210095

摘要: 作物病害遥感监测对精准防控和粮食安全至关重要。病害光谱响应规律及其生理依据是病害遥感监测的基础, 而针对该基础性问题的深入研究仍较缺乏。本研究通过比较两类侵染特性相异的真菌病害及其光谱监测精度, 旨在系统阐明病叶光谱响应机制及其特异性。研究选择活体营养型小麦白粉病 WPM (Wheat Powdery Mildew) 和半活体营养型水稻叶瘟病 RLB (Rice Leaf Blast) 作为实例。基于叶片反射光谱和辐射传输模型参数反演, 本文对比了两类病害的光谱响应、生化参数与结构参数变化规律; 并在病叶识别和病情严重度估算中比较病害光谱特征的精度差异及其特异性监测表现。结果表明, 两类病害的光谱变异趋势整体相似但其光谱响应强度有显著差异, 且两者在绿峰及近红外平台的光谱形状变化明显不同。此外, 色素含量对两类病害响应趋势相似但强度不同, 其中叶片含水量和结构参数仅对 RLB 响应显著。在病叶识别中, 前人构建病害光谱特征均对目标病害监测表现出特异性优势。其中, 小波特征 WF_{3820} 和 WF_{5866} 分别对 WPM 和 RLB 的识别精度最高且特异性最强。在病情估算中, 光谱指数 $RIBI_{red}$ 和 PRI 分别对 WPM 和 RLB 病情严重度敏感性最高且特异性显著。其中, $RIBI_{red}$ 在病叶识别和病情估算中的综合表现和特异性最优 (Overall accuracy=0.74, $R^2=0.58$)。本文将两类病害光谱响应与病理成因关联分析, 为病害特异性光谱监测提供了有力证据和新的认识, 对病害光谱监测机理解析和多种病害识别具有重要意义。

关键词: 遥感, 病害识别, 病情估算, PROSPECT, 生化参数, 叶片结构, 光谱指数, 连续小波变换

中图分类号: P2

引用格式: 薛博文, 孔媛媛, 田龙, 王雪, 姚霞, 朱艳, 曹卫星, 程涛. 2024. 两类真菌病害的特异性叶片光谱响应与监测精度对比研究. 遥感学报, 28(10): 2485-2499

Xue B W, Kong Y Y, Tian L, Wang X, Yao X, Zhu Y, Cao W X and Cheng T. 2024. Comparison between two types of fungal diseases in specific spectral responses and monitoring performance. National Remote Sensing Bulletin, 28(10): 2485-2499 [DOI: 10.11834/jrs.20243413]

1 引言

中国粮食生产常年受到作物病虫害威胁, 其中真菌性病害影响最为广泛, 对粮食产量及品质均造成显著的负面影响 (张晶等, 2022; Wang等, 2022)。基于遥感技术的病害无损监测可为抗性育种和精准防控提供信息支撑, 对提高农田管理智慧化水平和保障粮食安全有重要意义。相比传统病害调查手段, 遥感具备高效、客观和无损等技术优势。经过多年发展, 前人基于大量病害

监测试验和光谱分析研究, 构建了诸多病害光谱指数用于不同病害的侵染识别或病情严重度估算, 有力推动了病害遥感监测的发展和应用 (黄文江等, 2019)。

感病作物的光谱响应机制是敏感光谱特征构建和病害监测的重要基础。现有研究多针对单一病害监测, 从光合色素和水分含量变化的角度解释感病叶片相对于健康叶片的变异机制 (张凝等, 2021)。然而这些变化普遍存在于各种作物的生物及非生物胁迫中, 基于传统生长参数难以解释不

收稿日期: 2023-09-27; 预印本: 2023-10-18

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2021YFE0194800); 国家自然科学基金 (编号: 41871259)

第一作者简介: 薛博文, 研究方向为作物病害遥感监测。E-mail: 2021201095@stu.njau.edu.cn

通信作者简介: 程涛, 研究方向为农情遥感监测。E-mail: tcheng@njau.edu.cn

同胁迫间的光谱响应差异,现阶段对病害光谱监测机理的认识仍存在显著不足。病菌与植物叶片交互如何影响作物的光谱反射特性,一直是作物病害光谱监测领域重点关注的难题(Berger等, 2022; Mahlein等, 2018)。通过比较不同类型病害的光谱响应差异,结合其病理特性对比分析不同光谱区间的影响因素,有助于深入理解病害光谱响应机制。小麦白粉病WPM(Wheat Powdery Mildew)和水稻叶瘟病RLB(Rice Leaf Blast)分别为活体和半活体营养型病害,为典型的两类真菌病害。WPM侵染寄主后其菌丝在叶片表层覆盖,并不对寄主造成致死危害(Bapela等, 2023; Mahlein, 2016);RLB在侵染并定殖胞内后,菌丝则在寄主体内扩展并促使大量叶片细胞衰老、坏死(Boddy, 2016)。两类病害的增殖方式和对寄主作物危害程度均存在显著差异,这种差异必将体现于叶片反射光谱,基于病理差异的光谱分析可为病菌—叶片交互与叶片反射光谱两种理论的融合提供新的视角。

在病害监测机理方面,前人结合3种不同类型甜菜病害的病理特性,分析了三者光谱响应差异(Mahlein, 2016)。然而病菌侵染过程和叶片反射光谱之间难以直接关联,目前仍缺乏对寄主病理、生理生化及光谱属性三者的系统性认识。辐射传输模型常用于植被参数反演,其中PROSPECT模型能够反演光合色素、植保色素、水分状况、干物质以及叶肉结构等叶片参数(F  ret等, 2017)。尽管辐射传输模型对感病植被的参数反演仍存在不确定性(Pacheco-Labrador等, 2021),但已有病害监测研究基于辐射传输模型反演,探究了叶片尺度和冠层尺度感病植被的生化参数和结构参数变异,并基于反演参数构建了病害识别模型(Tian等, 2021; Zarco-Tejada等, 2018, 2021)。植被参数反演能够将侵染发病过程与光谱响应规律联系起来,是理解感病作物光谱响应机制的重要手段。

在病害光谱特征方面,目前多数研究主要针对单一病害进行特征波段选择用于特征构建。常见特征选择方法包括自动化提取算法(Jiang等, 2022; Zhang等, 2020)、先验知识约束的波段选择(Xue等, 2023)以及波段遍历寻优(Mahlein等, 2013)等。同时,也有研究使用连续小波变换将反射光谱进行转化,并基于敏感小波特征实现高精度的植被病害识别(Cheng等, 2010; Tian

等, 2021)。然而,前人研究在构建病害光谱指数后,仅将其与传统光谱指数在目标病害监测上进行比较(Huang等, 2014; Mahlein等, 2013),较少将新建指数与其他病害指数进行对比。此外,在真实农田环境中,寄主在整个生长周期内会受到多种病虫害危害(Abd El-Ghany等, 2020),多种胁迫之间虽存在病征差异,但其光谱响应规律多存在相同点(Mahlein, 2016; Thomas等, 2017)。因此病害光谱指数可能受到其他胁迫干扰,其在复杂环境下可能难以获得稳定的监测表现;对此,仅个别研究评价了新建病害光谱指数相比传统指数在病害监测中的特异性优势(Tian等, 2023)。此类针对特定病害构建的光谱指数,在多种病害监测中对目标病害是否具备特异性优势仍需探究。最后,已有病害光谱指数的构建往往针对单一病害监测任务(Huang等, 2014; Huo等, 2021; Mahlein等, 2013),前人特征在感病样本识别和病情严重度估算两种任务的监测表现是否一致、在两种监测任务中光谱指数和小波特征间的敏感性差异也未见报道。引入病害光谱特征的特异性概念并定义其内涵,有助于完善目前对病害光谱指数的评价方法。综合对比病害光谱特征在不同病害间、不同监测任务中的特异性表现,有助于基于有限的感病样本筛选出更具普适性的病害光谱特征。

本研究将WPM和RLB作为活体和半活体营养型病害的实例进行叶片光谱监测,从光谱响应、生化及结构参数变异和监测精度特异性优势3个方面进行对比分析。对光谱特征的病害特异性做如下定义:相比其他病害,同一光谱特征对目标病害监测精度更高;或相比其他光谱特征,目标病害特征在同一病害上监测精度更高。研究旨在系统性阐明两类真菌病害存在的光谱监测特异性,拟解决以下研究目标:(1)明确活体营养型和半活体营养型病害之间光谱响应、生化参数和结构参数的差异;(2)评价现有病害光谱特征在病叶识别与病情估算的特异性表现;(3)明确病害光谱指数和病害小波特征在病叶识别与病情严重度估算中的敏感性差异。

2 研究区与数据

2.1 研究区与试验设置

本研究于2014年—2015年在南京农业大学牌

楼教学科研基地（118°15'E，32°1'N）开展了小麦白粉病的小区接种试验，白粉病试验小区面积为6 m²（3 m×2 m），南北方向3列，东西方向8行，共计24个小区。小麦白粉病小区试验选用易感品种“生选6号”和中感品种“扬辐麦4号”进行接种试验，小区内采用条播，行间距25 cm，小区的肥水管理措施与大田种植保持一致。研究对试验田东侧8个小区于拔节后期（2015年3月24日）进行白粉病接种以获WPM叶片样本，于西侧4个小区设置塑料薄膜隔离作为对照组以获取健康小麦叶片样本，小麦叶片于孕穗期和抽穗期进行取样测试。于2020年在南通市通州区“开心田园”绿色生态农场（121°13'E，32°5'N）进行感稻瘟病叶片采样，由于该农场长年实施绿色防控，田间菌源充足，且该农场近几年主栽品种“扬农稻1号”为稻瘟病高感品种，感稻瘟病叶片于水稻拔节期至抽穗期（2020年8月中下旬）在生态农场的发病田块进行取样测试。

活体和半活体营养型真菌病害的典型病征和侵染过程存在显著差异，前人研究通过拍摄甜菜白粉病和叶斑病的病灶剖面显微照片，展现了两种营养型病害对叶片组织结构损害的显著差异（Mahlein，2016）。叶片结构是叶片光学属性的决定因素之一，该差异必将体现于光谱响应中。因此，不同营养类型病害非常适于探究特异性光谱响应机制和评价病害光谱指数的特异性。然而在常见稻麦叶片真菌病害中，小麦病害中没有半活体营养型病害且水稻病害中没有活体营养型病害。稻麦同属禾本科作物，其叶片光谱差异较小。因此，研究选择活体营养型病害WPM（Bapela等，2023）和半活体营养型病害RLB作为研究对象（Boddy，2016）。WPM和RLB的典型病症及其菌丝对叶片结构影响的概念图如图1所示。尽管两个数据集的获取年份和寄主种植条件差异较大，但本文仅针对叶片尺度研究，且两类病害叶片的数据获取条件高度一致，理论上不存在其他实验条件因素的干扰。

2.2 数据采集及预处理

试验获取了小麦健康叶片、小麦感白粉病叶片、水稻健康叶片和水稻感叶瘟病叶片各100张左右，并测试了所有叶片样本的反射光谱和叶片病情严重度。叶片光谱使用FieldSpec4 Pro 高光谱地

物仪获取（Analytical Spectral Devices Inc.，USA）。该高光谱仪的波段范围为350—2500 nm，其中350—1000 nm光谱采样间隔为1.4 nm，光谱分辨率为3 nm；1000—2500 nm光谱采样间隔为2 nm，光谱分辨率为10 nm。基于配置卤素灯光源的叶片夹装置，研究通过三点取样法，在叶片样本的基部、中部和叶尖处各采集3条光谱，最终每个样本9条记录的平均反射率作为样本光谱。为避免引入新的误差，光谱采集时不刻意规避或选择病斑部位进行测试，系统性保持在叶片的同样3个位置获取光谱。

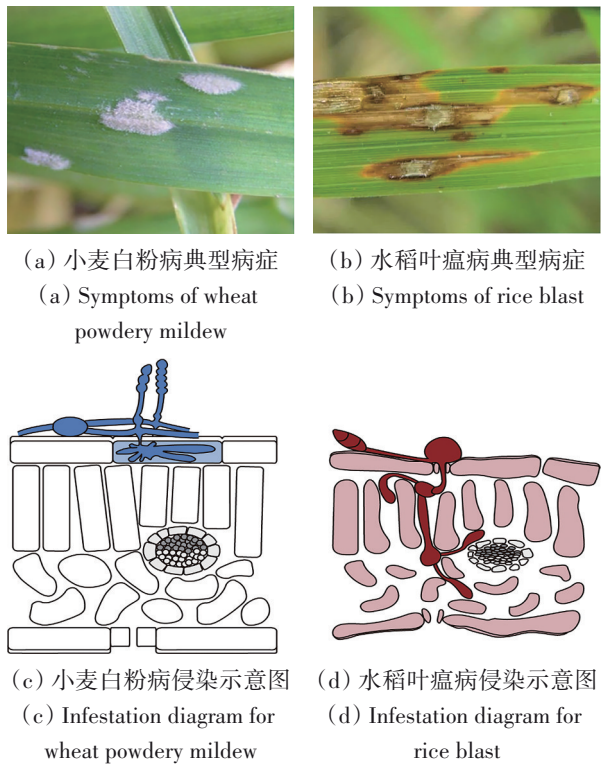


图1 小麦白粉病和水稻叶瘟病的典型病征及其侵染特性示意图

Fig. 1 Typical leaf symptoms and schematic diagram of pathogen infestation for wheat powdery mildew and rice blast

每张叶片测试完成后，随即从叶基部将样本撕下，将该样本正面朝下放入便携式扫描仪中获取样本的图像数据。扫描仪能够提供稳定的成像条件及纯净的图像背景，为叶片样本照片的分析处理提供便利条件。本研究首先通过色彩空间转换将感病叶片的数字照片转化为Lab色彩空间图像。Lab色彩空间的“L”、“a”和“b”分别表示亮度、红绿空间位置和蓝黄空间位置。为保证感病区域准确提取，研究选择动态阈值方法进行病

灶划分。动态阈值方法将图像划分成给定大小的子区域分别进行自动阈值划分，具体方法可参考Xue等（2023）中的操作流程。相比单一阈值，动态阈值能够有效避免光线不均和背景不纯等因素干扰。将动态阈值结合Lab图像的“L”波段生成用于去除背景的阈值，大于阈值的像素为扫描仪白色背板，小于阈值的像素为样本叶片。得到叶片掩膜后，基于动态阈值和“a”波段用于识别感病像素的阈值，大于阈值的为感病像素，小于阈值的为健康像素。感病像素数量除以叶片像素总

数即得到病情严重度DS（Disease Severity）（Xue等，2023）。

上述光谱平均及叶片病情严重度计算过程，分别基于python环境下pandas及skimage工具包编程实现自动化处理。为确保同类病害不同发病等级DL（Disease Level）的样本数量及其光谱响应、生化及结构参数、和病情严重度的显著差异，本研究通过划分病情严重度定义了4个发病等级DL0—DL3，对应病情严重度范围及样本数量如表1所示。

表1 稻麦健康及不同发病等级叶片数量统计

Table 1 A summary of healthy and diseased leaf samples for various levels of disease severity

参量	小麦				水稻			
叶片状态	健康		感白粉病		健康		感稻叶瘟	
发病等级	DL0	DL1	DL2	DL3	DL0	DL1	DL2	DL3
病情严重度	0	0—0.2	0.2—0.5	0.5—1	0	0—0.2	0.2—0.5	0.5—1
样本数量	120	89	11	16	109	86	17	0

3 研究方法

3.1 叶片生化及结构参数反演

感病叶片的生化参数及结构特征能够帮助理解病害侵染机理及其光谱响应机制。辐射传输模型机理性强，植被参数反演精度高，在病虫害遥感监测中得到了广泛的应用（Ren等，2021；Tian等，2021；Zarco-Tejada等，2021），此类参数反演方法能够有效解决感病样本多种叶片参数无法实测的问题。为探明不同类型病害的生化参数及叶片结构响应是否存在差异，研究采用叶片辐射传输模型PROSPECT-D（Féret等，2017）反演了所有叶片样本的叶绿素含量（Ca+b）、类胡萝卜素含量（Cx+c）、花青素含量（Canth）、水分含量（Cw）、干物质含量（Cm）及叶片结构参数（N）。前人研究表明，基于连续小波变换的PROCWT反演能够从叶片二向反射光谱中直接反演各参数值；该方法可以避免在近距离二向反射率条件下产生的不适应性和生化参数低估问题，在同类方法中反演精度最高（Li等，2018）。感病叶片的生化参数含量采用分段反演方法估算：基于可见光和近红外波段（450—800 nm）对色素含量进行反演，基于短波红外波段（1000—2450 nm）对水分及干物质含量进行反演，具体流程参考Li等（2018）研究中的反演流程。生化参数含量确定后，单独

对结构参数N进行数值优化以确定其取值。用于参数反演的各个参数取值范围如表2所示。

表2 基于PROCWT反演的生化与结构参数及其数值范围

Table 2 Setup of input parameter ranges for PROCWT model inversion

参数	变量名	单位	数值范围
叶绿素含量	Ca+b	μg/cm ²	0—100
类胡萝卜素含量	Cx+c	μg/cm ²	0—20
花青素含量	Canth	μg/cm ²	0—5
水分含量	Cw	g/m ²	1—250
干物质含量	Cm	g/m ²	40—450
结构参数	N	无量纲	1—2

此外，为探究不同发病等级叶片的生化参数是否存在显著差异，研究选择了Mann-Whitney U检测进行差异性分析，该方法广泛用于样本量小、非正态分布独立样本。通过对比WPM和RLB叶片参数出现显著变异的快慢和变异程度，能够阐明两种病害对寄主危害程度的高低。

3.2 光谱特征计算

本文从前人研究中筛选了分别对水稻叶瘟病和小麦白粉病敏感的光谱指数和小波特征（表3）用于探讨光谱特征在病叶识别和叶片病情严重度估算上的特异性问题。在本研究的WPM数据集上，传统小波特征的WPM病叶识别表现较差，且传统光谱指数在WPM叶片病情严重度估算上精度

过低。因此，研究以可分性（见3.3节）为病叶分类敏感性指标，基于本数据集重新筛选对小麦白粉病敏感的小波特征，备选小波特征包含尺度3—7（代表实际尺度值 2^3 ， 2^4 ， 2^4 ， 2^5 ， 2^6 ， 2^7 ），连续小波变换的具体流程参照 Tian 等（2021）。其中 WF_{4630} 和 WF_{3820} 在不同光谱区间中对 WPM 可分性

高，因此将两特征纳入光谱特征特异性评价。在面向病情估算的特征筛选上，研究对 Tian 等（2021）总结的百余个光谱指数进行相关性排序，将与病情严重度相关性最高的光谱指数作为额外 WPM 敏感光谱特征，与 RLB 敏感光谱特征进行叶片病情严重度估算精度比较。

表3 分别对水稻叶瘟病和小麦白粉病敏感的光谱特征
Table 3 Spectral features separately sensitive to rice blast and wheat powdery mildew

特征类别	特征名称	特征含义/计算公式	参考文献
水稻叶瘟病敏感特征	$RIBI_{nir}$	$(R_{753}-R_{1102}) / (R_{665}+R_{1102})$	(Tian 等, 2023)
	$RIBI_{red}$	$(R_{753}-R_{665}) / (R_{665}+R_{1102})$	(Tian 等, 2023)
	WF_{3410}	尺度 3、410 nm 处的小波系数	(Tian 等, 2021)
	WF_{5608}	尺度 5、608 nm 处的小波系数	(Tian 等, 2021)
	WF_{5866}	尺度 5、866 nm 处的小波系数	(Tian 等, 2021)
小麦白粉病敏感特征	PMI	$(R_{515}-R_{698}) / (R_{515}+R_{698})-0.5R_{738}$	(Huang 等, 2014)
	HI	$(R_{534}-R_{698}) / (R_{534}+R_{698})-0.5R_{704}$	(Mahlein 等, 2013)
	PRI	$(R_{570}-R_{531}) / (R_{570}+R_{531})$	(Gamon 等, 1992)
	WF_{5468}	尺度 5、468 nm 处的小波系数	(Zhang 等, 2017)
	WF_{4630}	尺度 4、630 nm 处的小波系数	本文
	WF_{3820}	尺度 3、820 nm 处的小波系数	本文

3.3 模型构建与评价

为简单量化光谱特征对感病样本的识别能力，前人提出可分性用于定量评价光谱特征在分类任务中的敏感性，基于光谱特征和最优阈值区分感病样本和健康样本的总体分类精度即为可分性（Mahlein 等，2013；Tian 等，2023）。本研究采用仅包含一个阈值分支的决策树算法对一种病害所有健康和感病样本进行划分，将分类精度作为光谱特征可分性，用于额外筛选 WPM 敏感小波特征（见3.2节）。

在健康与感病叶片分类任务中选用了随机森林分类器，它是基于随机样本和决策树的一种分类方法，该分类器不仅训练速度快，而且能够针对不同类样本比例设置损失权重，实现在不均衡数据集中的训练平衡。由于研究仅对比单一病害光谱特征的病叶识别能力，为更直接地反映特征分类能力，研究将随机森林的最大深度设置为 1，决策树数量设置为 100，选中类别平衡参数，其余参数均为 python scikit-learn 工具包中默认设置。在叶片病情严重度估算任务中选择了一元线性模型，它能够直观反映病害光谱特征与病情严重度的相关关系，以及其病情严重度估算能力。为避免数据分布不均等因素干扰、并最大程度展现病害光谱特征的监测性能差异，本研究将感病样本

按 7：3 比例划分为建模数据和验证数据，随机进行 100 次数据集划分并单独建模验证，将 100 次模型验证精度均值进行比较。病叶识别精度选择整体分类精度 OA（Overall Accuracy）进行评价，病情严重度估算精度选择决定系数 R^2 进行评价。最后，研究基于 1 次随机数据集划分，对 RLB 和 WPM 病情严重度估算模型进行验证，并绘制散点图用于展示具体估算结果，使用决定系数 R^2 和 RMSE 进行评价。

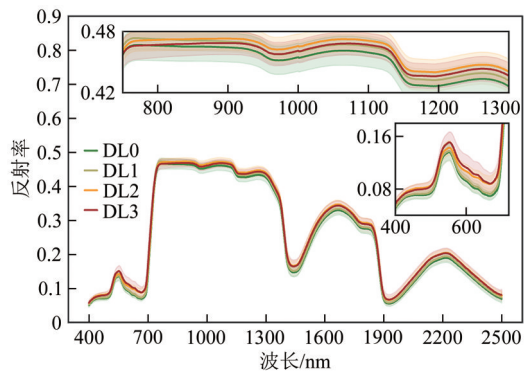
4 研究结果

4.1 两类病害的叶片光谱及生化参数响应规律

叶片反射率对小麦白粉病和水稻叶瘟病的光谱响应趋势相似，但两者响应强度和变化规律存在显著差异（图2）。总体上，两类病害均会造成叶片反射率在可见光及短波红外区间上升，并在近红外平台处造成反射率曲线斜率增大。然而，RLB 在病情严重度低于 WPM 的情况下，其在蓝光、红光、近红外及短波红外区间的光谱响应却显著强于 WPM。此外，WPM 叶片反射率在绿光区间随 DL 升高而上升，而 RLB 叶片反射率在绿光区间则表现出先升后降的变化规律。此外，RLB 叶片反射率在近红外平台处显著下降，而 WPM 叶片

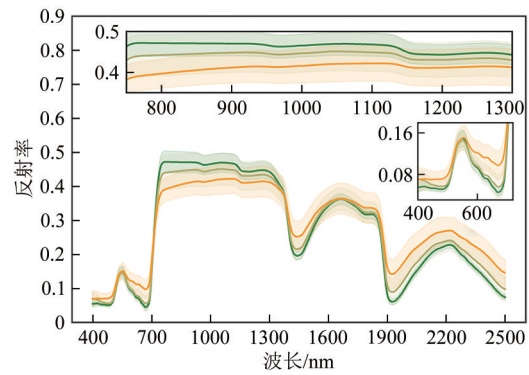
反射率在这一区间则表现为先上升后下降。在近红外平台区间, RLB 叶片光谱曲线斜率的变异跨

度在 750—1300 nm, 要显著宽于 WPM 叶片的变异跨度 (750—900 nm)。



(a) 小麦白粉病感染叶片的反射光谱

(a) Reflectance spectra of leaves infected by powdery mildew in winter wheat



(b) 稻瘟病感染叶片的反射光谱

(b) Reflectance spectra of leaves infected by rice blast

图2 感病叶片在不同病情严重程度下的叶片反射光谱 (DL:发病等级)

Fig. 2 Reflectance spectra of infected leaves for different disease levels (DLs)

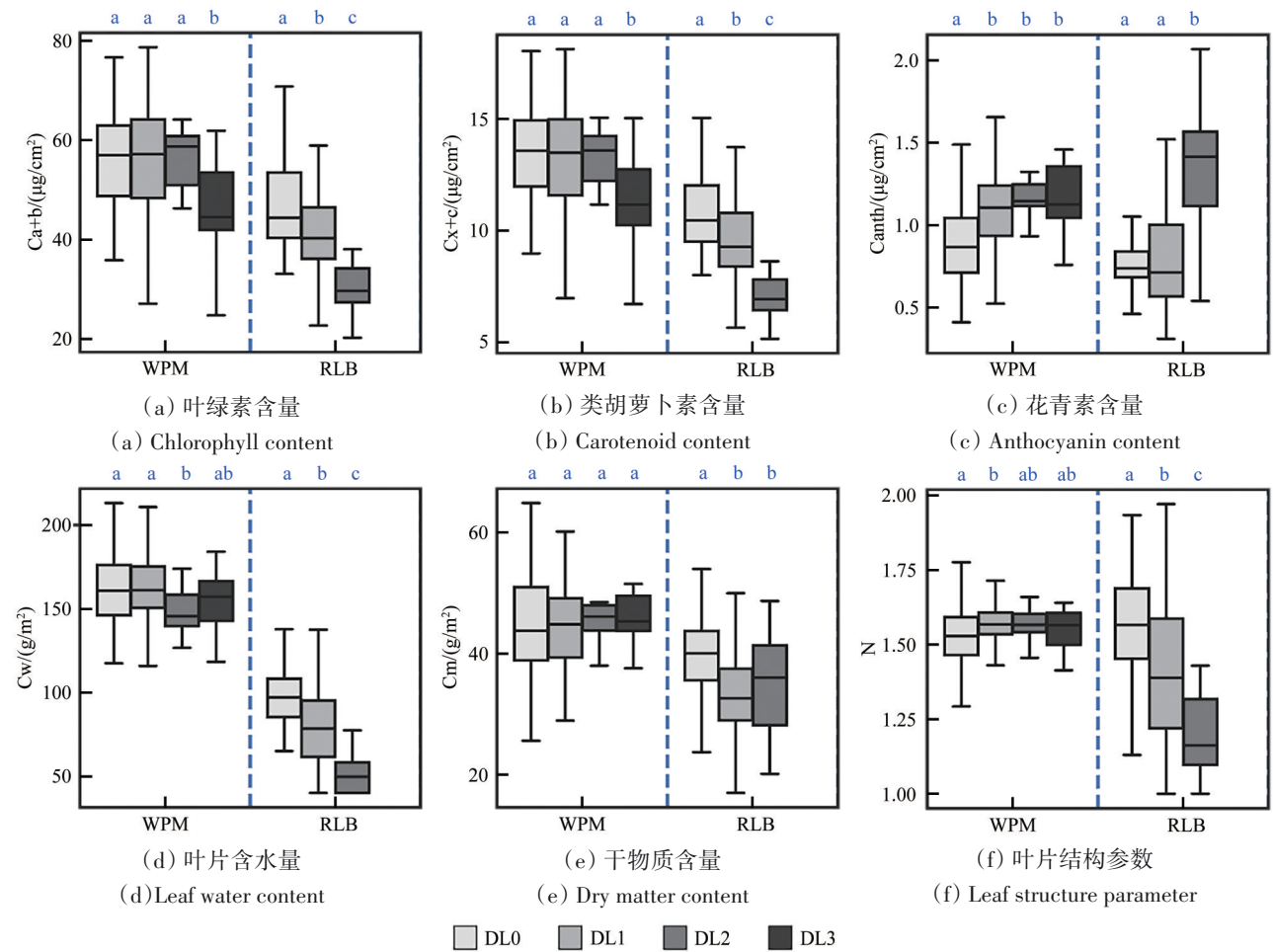


图3 小麦白粉病和水稻叶瘟病不同病情严重程度条件下的叶片生化及结构参数含量变化(DL:病情等级;箱形图中字母标记表示不同发病等级叶片参数的统计显著性差异,共享相同字母的组间差异不显著,不共享字母的组间差异显著)

Fig. 3 Variations of biochemical and structural parameters in the infected leaves under different disease levels of WPM and RLB (DL: disease level; the letter markings in the boxplot indicate the statistical significance of differences parameters across DLs. Groups sharing any same letter do not exhibit significant differences, whereas groups sharing no letter show significant differences)

两种感病叶片生化参数随病情严重程度的变化规律也存在显著差异。尽管两类病害均造成寄主叶片 $Ca+b$ 下降、 $Cx+c$ 下降及 $Canth$ 上升；但生化参数对 RLB 的响应显著强于对 WPM 的响应。RLB 叶片的 $Ca+b$ 及 $Cx+c$ 在 DL1 即与健康叶片存在显著差异，而 WPM 叶片在 DL3 才与健康叶片存在显著差异。WPM 叶片的 $Canth$ 在 DL1 即与健康叶片存在显著差异，而 RLB 叶片在 DL2 才与健康叶片存在显著差异。此外，RLB 叶片的 Cw 及 N 均随病情加重显著下降，而 WPM 叶片的 Cw 和 N 则未出

现显著规律变化。

4.2 两类病害的特异性光谱特征和病叶识别精度

图4展示了WPM和RLB的敏感小波特征分布情况，WPM敏感小波特征主要集中在绿光、红光和近红外区间，而RLB敏感小波特征则集中在近红外和短波红外区间。多尺度小波特征对RLB病叶的可分性整体高于其对WPM病叶的可分性。其中 WF_{4630} 和 WF_{3820} 对WPM的可分性最高且对RLB的可分性较低。

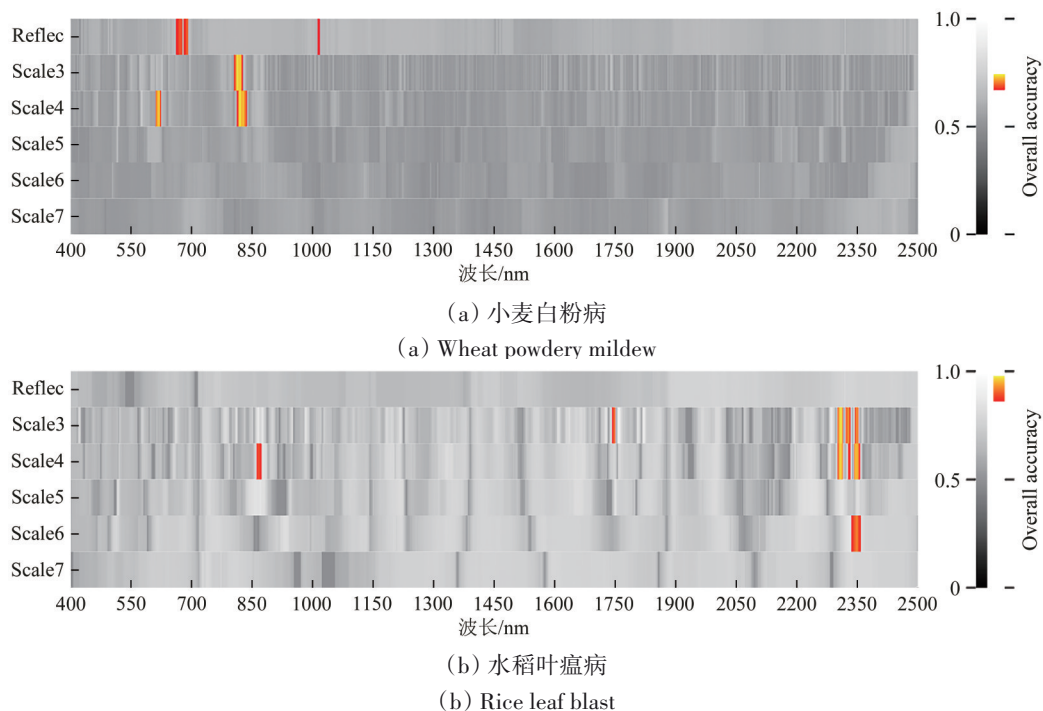


图4 感病叶片的特征波段及多尺度敏感小波特征分布图

Fig. 4 Scalograms of spectral bands and wavelet features for the identification of infected leaves

如图5所示，前人研究针对病害构建的光谱指数，及筛选的小波特征总体均存在特异性表现。总体上，RLB敏感光谱特征对RLB的识别精度显著高于其对WPM的识别精度，其特异性较强；而WPM敏感光谱特征对WPM和RLB的识别精度相近，特异性较弱。此外，短波红外及近红外光谱特征的病害识别精度及特征特异性要强于可见光区间的光谱特征。 $RIBI_{nir}$ 、 $RIBI_{red}$ 、 WF_{5866} 和 WF_{3820} 识别两种感病叶片时存在显著精度差异，而其余集中在可见光及红边区间的病害光谱特征在两类病害的识别表现上差距较小。 WF_{5866} 对RLB病叶识别精度最高 ($OA=0.84$)， WF_{3820} 对WPM病叶识别精度最高 ($OA=0.73$)。 WF_{5866} 和 WF_{3820} 在两类病害的识别精度上差异最大，在病叶识别上的特异性优势最为突出。

与特异性光谱特征相比，生化参数对RLB的识别精度则普遍高于其对WPM的识别精度。对于WPM病叶识别， $Canth$ 在所有生化参数中的识别精度最高 ($OA=0.65$)；对RLB病叶识别， Cw 和 N 在所有生化参数中的识别精度最高 ($OA=0.73$)。其中， Cw 在两种病叶识别表现上差距最为显著。

4.3 两类病害的叶片病情严重度估算

前人筛选或构建的RLB及WPM敏感光谱特征，其叶片病情严重度估算表现与感病叶片识别表现相比显著下降。其中，基于生化参数和小波特征的叶片病情严重度估算精度显著低于病害光谱指数。该现象在WPM上更为严重，多数对WPM叶片识别精度较高的WPM光谱特征无法对感白粉病叶片病情严重度有效估算。

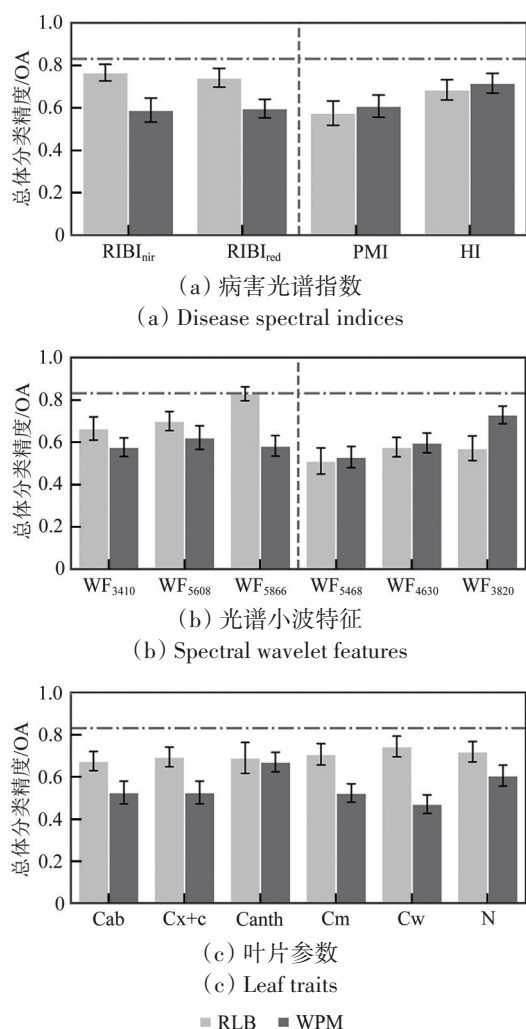


图5 不同类型特征对水稻叶瘟病(RLB)及小麦白粉病(WPM)感病叶片的识别精度(垂直虚线左右两侧分别为对RLB和WPM敏感的特征,水平虚线表示所有特征中最高分类精度。误差线表示随机100次模型验证精度的标准差)
Fig. 5 Accuracies of infection identification for rice blast and wheat powdery mildew based on different types of features (The vertical dash lines split the features into RLB-sensitive (left) and WPM-sensitive (right) ones, the horizontal dash lines indicate the highest accuracy of all features. Error sticks indicate the standard deviations of 100 random rounds of model validation)

总体上,图6中所用特征与RLB叶片病情严重度的相关性要高于其与WPM叶片病情严重度的相关性。对于病害特异性光谱特征,RIBI_{red}与RLB叶片病情严重度的相关性高于0.5。其中,HI对WPM和WF₅₆₀₈对RLB的叶片病情严重度估算没有表现出特异性的监测优势。其余WPM敏感指数与WPM叶片病情严重度相关性极低,均未实现有效估算。对于生化参数,基于Cw的RLB病情严重度估算精度在所有生化参数中最高,而所有生化参数均无法估算WPM叶片病情严重度。所有特征

中,RIBI_{red}在对RLB和WPM的病叶识别和病情严重度估算上均存在明显差异;且RIBI_{red}在稻瘟病叶识别总体分类精度为0.74、病情严重度估算精度为0.58,其综合监测表现最好。

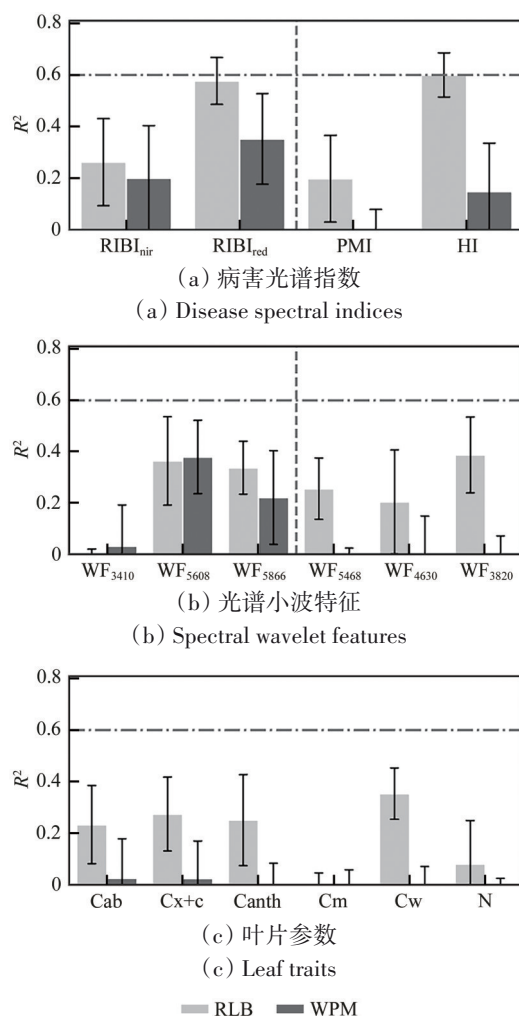


图6 不同类型特征对水稻叶瘟病(RLB)及小麦白粉病(WPM)叶片病情严重度的估算精度(垂直虚线左右两侧分别为对RLB和WPM敏感的特征,水平虚线表示所有特征中最高估算精度。误差线表示随机100次模型验证精度的标准差)
Fig. 6 Accuracies of disease severity estimation for rice blast and powdery mildew based on different types of features (The vertical dash lines split the features into RLB-sensitive (left) and WPM-sensitive (right) ones, the horizontal dash lines indicate the highest accuracy of all features. Error sticks indicate the standard deviations of 100 random rounds of model validation)

图7展示了使用RIBI_{red}与PRI分别估算RLB和WPM叶片病情严重度的验证结果。基于RIBI_{red}的RLB叶片病情严重度估算模型的验证精度为0.62,基于PRI的WPM叶片病情严重度估算模型验证精度为0.45。两估算模型对中至重度感病叶片病情

严重度 (>0.3) 的估算结果出现显著低估。交换两个光谱特征再分别对 RLB 及 WPM 叶片病情严重度

进行估算时, 模型精度显著降低, 且上述低估问题明显加重。

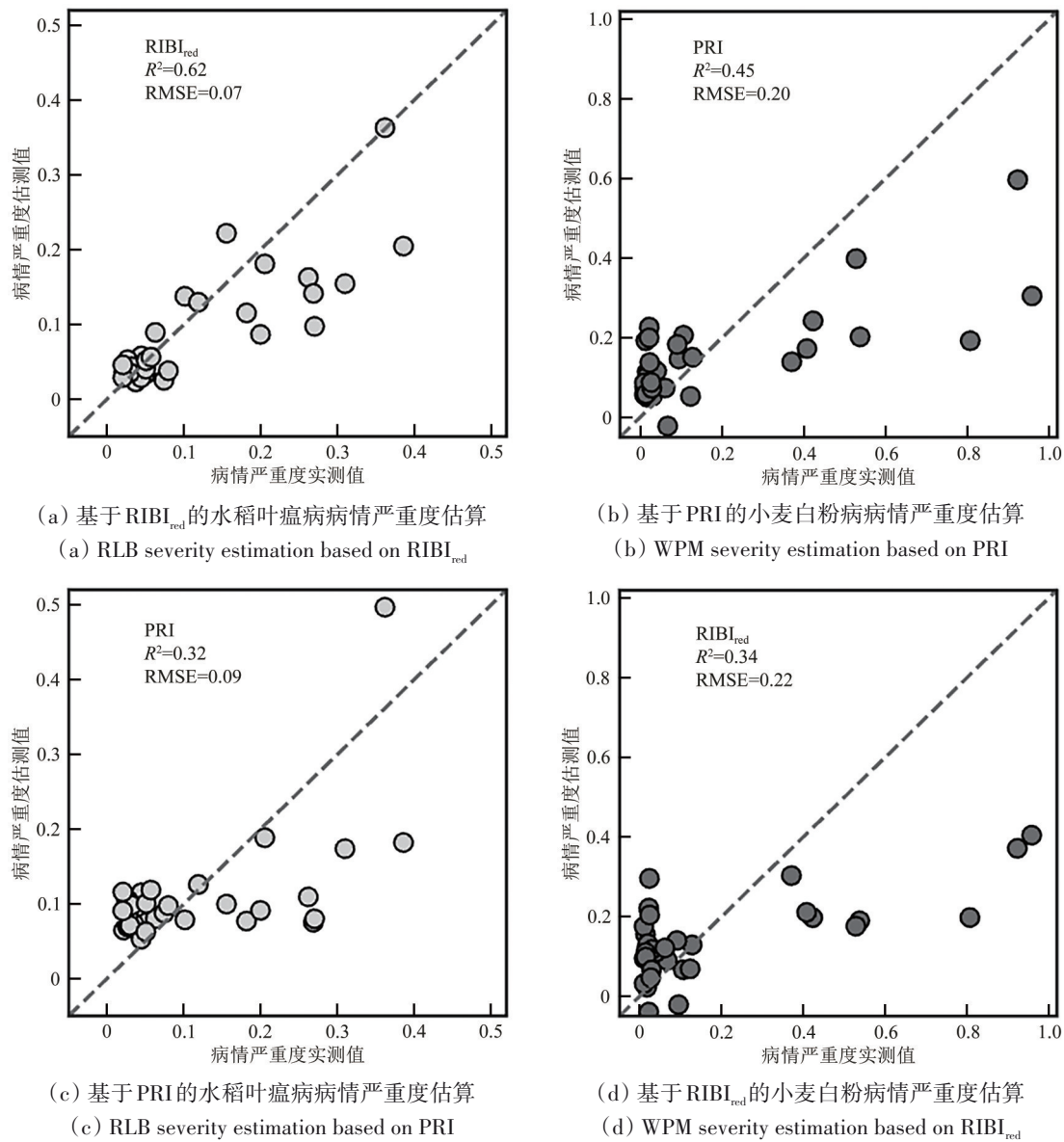


图 7 基于病害敏感光谱指数的水稻叶瘟病和小麦白粉病病情严重度估算模型验证散点图 (建模及验证样本基于 1 次随机数据集划分)

Fig. 7 Validation scatter plots for the estimation of disease severity for RLB and WPM with the respective disease-sensitive spectral indices (Samples for calibration and validation are based on one random data partitioning)

5 讨 论

5.1 活体和死体营养型真菌病害的光谱响应差异解析

WPM 叶片的生化参数、结构参数和反射光谱响应强度显著弱于 RLB 叶片。WPM 和 RLB 分别为活体和半活体营养型病害, WPM 不对寄主造成致死危害且菌丝覆盖在叶片表面 (Bapela 等, 2023); 而 RLB 菌丝在叶片内部拓展并造成大量细胞衰

老、坏死 (Boddy, 2016)。两者在定植方式和危害程度方面的病菌—叶片互作差异, 是其寄主叶片生化结构参数和光学特性存在显著差异的根本原因。

在可见光区域, 两类病害光谱响应主要受到叶片色素含量的影响。前人研究表明, 植被在受到病原物侵染后叶绿素和类胡萝卜素会快速降解, 造成叶片光合能力下降 (Mahlein 等, 2019; Peñuelas 等, 1995; Tian 等, 2021)。多数植被还会发生过

敏反应进而产生有抵御作用的植保色素, 其中的花青素在作物抗逆反应中普遍存在 (Merzlyak 等, 2008)。前人提出的色素含量变化与本研究结果部分参数反演结果一致 (图3)。具体而言, 由于光合色素含量减少, 感病叶片在蓝光和红光区间的反射率均显著上升。而在绿光区间, WPM 叶片出现了反射率上升而 RLB 叶片则表现出先上升后下降的变化规律。这一现象可能由于 RLB 叶片在感病中后期快速衰老, 产生更多的花青素积累 (Merzlyak 等, 2008; Xia 等, 2021), 光合色素减少造成的反射率上升在绿光区间被花青素吸收抵消; 而 WPM 叶片的花青素积累量较少, 其绿光与红蓝光同时表现出上升趋势。

在近红外及短波红外区间, 两类病害光谱响应表现出的显著差异主要来源于感病叶片呼吸强度及细胞结构的不同变化。植被受到病原物侵染后, 寄主体内的氧化酶活性及呼吸作用会显著加强, 用于干物质转运以抵御病害侵染 (Jeon 等, 2023)。强呼吸还增强了水分消耗, 加速叶片衰老, 从而导致叶片内部水分含量显著下降 (Calderón 等, 2013; Mahlein 等, 2018)。相比 RLB, WPM 并不造成叶片细胞大量死亡和衰老, 其在水分和干物质含量上没有发生显著的变化, 而 RLB 叶片的水分和干物质含量均显著下降 (图3)。因此, 水稻叶瘟病光谱响应在短波红外区间显著强于小麦白粉病。以叶肉细胞和栅栏组织为主体的叶片结构则决定了叶片光谱在近红外区间的反射率。WPM 菌丝在体外扩展, RLB 菌丝则在体内胞间扩张; 相比之下半活体病害 RLB 会显著破坏叶肉细胞, 使得叶片结构坍塌 (Boddy, 2016; Tian 等, 2021), 因此 RLB 的近红外反射率出现了显著下降。此外, PROSPECT-D 模型中结构参数 N 随病情加重也出现了显著下降 (图3), 该参数则指代抽象的叶肉结构层数 (Féret 等, 2017), 影响近红外及短波红外的反射率高低, N 的数值变化也佐证了 RLB 叶片结构的显著变异。

上述某一影响因素对仅叶片特定区间的反射率强度产生影响, 而多种参数共同影响下形成的反射光谱形状变化才能最大程度反映病害光谱响应的特异性。以近红外平台为例, 该区间的反射光谱同时受到叶绿素、叶片结构、水分含量及衰老物质的影响 (Ren 等, 2021; Tian 等, 2021), 而感病叶片中这些参数的综合变化直接决定了其

病征和光谱响应特异性。前人研究中发现近红外光谱区间在稻瘟病多尺度识别中的重要贡献 (Tian 等, 2021, 2023), 并强调了连续小波变换对形状特征的捕捉能力 (Tian 等, 2021)。本文结果中, WPM 和 RLB 在近红外区间的反射光谱形状存在显著差异 (图2), RLB 近红外光谱的变异跨度远大于 WPM。这可能是由于 RLB 叶片产生了更多木质素、腐植酸等, 而这类衰老物质在 700—1800 nm 间存在随波长递减的吸收特征 (Pacheco-Labrador 等, 2021)。此外, 两个近红外区间小波特征在病叶分类精度和特异性均最优, 且 WPM 的敏感小波特征为 3 尺度, 而 RLB 的敏感小波特征为 5 尺度, 这点区别与两者光谱在近红外区间的形状变异跨度差异相符。相关结果进一步证明近红外区间在病害特异性光谱监测中的重要性, 为病害监测机理解析和特征构建提供了重要参考。

5.2 两类病害识别与叶片病情严重度估算精度差异的驱动因素

在本研究中病害光谱特征对 WPM 病叶的识别精度及对 WPM 叶片病情严重度的估算精度, 明显低于针对 RLB 的监测表现。两类病害间的监测精度差异主要受其不同程度光谱响应影响。活体营养型病害 WPM 对寄主叶片的危害显著低于半活体营养型病害 RLB (图1), 前者造成的生化参数及叶片结构变异显著弱于后者 (图3); 其在红光、近红外及短波红外区间的反射光谱对病害侵染响应程度较低 (图2)。前人发现在 3 种甜菜病害中, 白粉病的光谱响应最弱, 其分类结果中白粉病叶片识别精度最低, 且在发病早中期白粉病误分比例也显著高于其他两种病害 (Mahlein 等, 2013), 与本文 WPM 和 RLB 光谱响应及病叶识别的对比结果一致。

光谱指数和小波特征在两种监测任务中的精度差异, 可能由两类特征包含的光谱信息差异造成。在病叶识别任务中, 小波特征的识别精度要显著要高于病害光谱指数。小波特征表征一段连续的光谱形状特征, 不同尺度小波特征则能够捕捉细微或宏观形状变异 (Cheng 等, 2010; Tian 等, 2021)。而光谱指数构建则偏向于使用不同光谱区间的特征波段来提高其病害表征能力, 但多数指数不能反映某个子区间的光谱形状变化。相比反射率高低, 光谱形状对病害响应更加敏感, 且

不易受到加性噪声干扰 (Li 等, 2018), 感病样本识别精度更高 (Tian 等, 2021; Zhang 等, 2017)。本研究中小波特征有效捕捉到 WPM 和 RLB 在近红外平台的不同形状变化, 于该光谱区间提取的 WF_{3820} 和 WF_{5866} 在所有特征中精度最高, 且表现出最高的特异性。然而, 在叶片病情严重度估算中, 病害光谱指数则相对小波特征存在显著精度优势。不同于长势监测对单个参数的估算, 病情严重度估算需要捕捉多种叶片生化结构参数连续响应的综合变异 (黄文江 等, 2019; 张凝 等, 2021)。寄主叶片随病情加重, 其不同生化参数表现出不同次序和不同深度的响应 (图 3)。叶片色素响应主要集中在发病早中期, 而叶片水分含量下降则集中在发病中后期 (Mahlein 等, 2019; Tian 等, 2021), 因此表征单一光谱区间形状的小波特征可能难以反映整个病情发展过程。而光谱指数几乎不受光谱区间限制, 能够结合任意区间特征波段来表征多种参数的综合响应结果, 从而避免单一光谱区间响应不足的问题。因此, 小波特征可能更适用于病叶识别而光谱指数更适用于叶片病情严重度的定量估算。

本研究中病害识别精度低于前人研究, 其原因一方面是由于本研究数据集中轻度感病样本数量较多, 总体识别难度高; 另一方面是由于前人使用多特征组合优化进行模型构建, 显著提高了模型的病害识别精度。此外, 本研究中叶片病情严重度估算精度低于前人结果 (沈文颖 等, 2015; Huang 等, 2014), 其原因可能是前人数据采集方法得到的叶片光谱代表性高于本研究采用的三点光谱取样法。叶片病情严重度估算相比于分类任务对样本光谱代表性要求更高, 基于相同光谱特征的病情估算表现明显低于病叶识别 (图 5—图 6)。本研究采用的叶片夹接触式三点取样法, 仅能获得叶片内部 3 个固定位置的平均信号, 而病斑分布较为随机; 前人基于叶片夹的接触式五点取样法 (Huang 等, 2014) 和基于光纤探头的非接触式三点取样法 (沈文颖 等, 2015), 能够有效增大光谱信号覆盖面积, 提高光谱采集过程对叶片病斑的覆盖率。基于光谱的叶片病情严重度估算研究应通过增加样点密度或改进测试条件来提高光谱代表性, 以提高叶片病情严重度的估算精度。

在叶片尺度病害监测中, 得益于单一背景和高分辨率照片, 前人研究基于计算机视觉算法或

深度学习模型, 实现了准确的病斑识别和有效的病情严重度估算 (Jiang 等, 2021), 其精度显著优于光谱监测。尽管光谱监测在数据采集成本和监测精度存在劣势, 但光谱数据能够反映感病作物的理化特性变异, 有助于从不同视角理解病害侵染机制 (Mahlein 等, 2018; Jiang 等, 2021)。此外, 本研究的叶片病害特异性光谱监测结果能够通过升尺度, 为冠层乃至区域尺度的群体病害响应机制、敏感特征提取和多病害分类提供重要参考。

5.3 病害敏感光谱特征的特异性及其应用前景

提取或构建病害特异性光谱特征, 依赖对病害光谱响应机制的深入理解。传统植被指数大多仅对一个植被参数变化敏感; 而大量研究证实不同病害造成的病征是作物体内复杂因素的综合响应结果 (黄文江 等, 2019; Zhang 等, 2019)。因此传统光谱指数与病害光谱指数相比, 其病害监测精度较低 (Tian 等, 2023; Xue 等, 2023)。在特异性方面, 不同病害差异化病征所形成的独特光谱响应规律是病害特异性光谱特征构建的重要基础。尽管已有病害光谱特征在 WPM 和 RLB 的对比分析中均表现出特异性 (图 5—图 6), 但除 $RIBI_{red}$ 外的其他光谱特征在病叶识别中表现出的高敏感性和高特异性, 在病情估算中严重降低甚至消失。在构建或提取光谱特征时, 特征波段选择是否具有机理性, 其聚焦的光谱响应规律是否具有特异性, 是病害光谱特征能否表现出普适性和特异性的关键。基于经验性特征选择算法的波段筛选多针对有限样本进行拟合, 所得指数特异性相对较弱 (Huang 等, 2014; Mahlein 等, 2013)。与之相比, 前人综合稻瘟病侵染机理、多尺度光谱响应规律和特征波段筛选, 构建出的 $RIBIs$ 在病害光谱指数对比和多病害监测对比中均表现出特异性优势 (Tian 等, 2023); 该指数特异性在本研究中也得到进一步证实。

特异性光谱指数不仅在精度上优于常规光谱特征, 其在病害监测中还具备一定的排他性, 对其他类型病害干扰的敏感性较低, 在复杂环境中具备应用优势。由于机理性强, 特异性病害光谱特征还具备在不同任务 (识别和估算)、不同尺度、不同年份和不同平台间的迁移潜力。以 $RIBIs$ 为例, $RIBI_{red}$ 在研究叶片尺度的感病识别和病情估算中综合表现最好; 其变式 $RIBI_{nir}$ 在冠层尺度与稻

叶瘟病情指数的相关性也显著优于其他指数 (Tian 等, 2023)。综上, 特异性病害光谱特征在目标病害监测上, 能够实现突出的精度优势、拓展能力及应用潜力。面对多样化的应用需求和复杂的应用场景, 病害遥感监测仍面临诸多挑战。虽然现阶段已有较多对作物胁迫敏感的光谱特征, 但由于感病寄主光谱响应信号存在滞后、饱和等现象, 基于传统指数进行病害早期监测和高精度病情估算难度较大 (Tian 等, 2021)。

特异性病害光谱参数相比传统光谱参数具备突出优势, 但国内外学者对主要作物重大病虫害的光谱特征构建和不同类型病害间光谱响应干扰的研究尚不充分。尽管本研究在叶片尺度比较的两类真菌病害在自然条件下不会同时发生, 但通过两者对比分析得出的结论, 对冠层尺度病害监测具有重要的参考价值。例如, 在小麦中, 虽然半活体营养型的叶部病害还未见报道, 但半活体营养型的穗部病害, 如赤霉病 (Laurent 等, 2017), 同样会对冠层光谱产生显著的影响 (Mustafa 等, 2022)。在水稻中, 白叶枯病等由细菌引起的活体营养型病害也是能影响冠层光谱的主要叶部病害 (Yang, 2010), 其可能与半活体营养型的稻瘟病或其他病害共同出现, 并在冠层信号中相互糅杂。即使是在同一作物的生长周期内, 寄主也可能同时遭受到不同营养类型的病害侵染。因此, 冠层尺度田间应用中仍需要特异性的病害监测, 以有效监测目标病害并削弱其他病害信号的干扰。

具体而言, 单叶尺度光谱响应规律的解析为揭示冠层光谱响应机理奠定了重要基础, 且叶片尺度准确的参数反演结果可为冠层尺度复杂的参数设定提供约束, 降低冠层参数反演的不确定性。两类真菌病害的叶片光谱响应差异, 特别是在光谱响应强度和形状变异上的差异, 对于特异性病害光谱特征的构建具有重要指导意义。结合多尺度光谱分析能有效提升光谱指数构建的特异性和尺度间的通用性, 并增强复杂环境下病害监测的鲁棒性 (Tian 等, 2023)。此外, 活体营养型病害光谱响应较弱, 因此其早期监测的难度可能比半活体营养型病害的更高, 未来应考虑多源数据融合及图谱分析技术有效提高半活体营养型病害识别精度。叶片尺度多种病害光谱响应的对比分析, 对冠层尺度光谱测试方案的优化也具有一定参考价值。然而, 冠层尺度叶绿素吸收的饱和效应可

能削弱红光区间的响应差异 (Tian 等, 2023), 作物群体结构和物候变化则对整个光谱区间产生显著影响 (Wen 等, 2023), 明确冠层尺度不同病害的光谱响应差异, 对于克服寄主物候变化和其他胁迫造成的干扰, 实现更准确可靠的病害监测与识别至关重要。

6 结 论

本研究基于两类真菌病害 (小麦白粉病和水稻叶瘟病) 的实例样本, 对比了活体和半活体营养型病害的光谱响应差异, 并基于辐射传输模型参数反演对比了 WPM 和 RLB 叶片生化参数与结构参数变化; 随后在感病叶片识别和叶片病情严重程度估算上, 对比不同病害光谱特征的监测精度差异并综合评价其特异性表现。研究发现, 叶片反射率对两类病害的光谱响应趋势相似但强度存在显著差异, RLB 的光谱响应强度在蓝、红、近红外和短波红外区间高于 WPM; 且两者在绿峰及近红外平台区间存在显著光谱形状差异。此外, 所选病害光谱特征在病叶识别中均存在特异性表现, 其对目标病害的识别精度更高。近红外小波特征 WF_{3820} 和 WF_{5866} 分别对 WPM 和 RLB 的识别精度最高 ($OA_{WPM}=0.73$, $OA_{RLB}=0.84$), 并且病害监测特异性优势最强。在叶片病情严重程度估算中, 光谱指数 $RIBI_{red}$ 、PRI 分别与 RLB 和 WPM 的叶片病情严重程度相关性最高, 并在各自目标病害监测中表现出特异性优势。其中稻瘟病光谱指数 $RIBI_{red}$ 在病叶识别和病情估算中综合精度最优 ($OA=0.74$, $R^2=0.58$), 且均表现出显著特异性。本文系统阐明了活体和半活体营养型病害的光谱响应机制并综合对比了病害光谱特征特异性; 对病害光谱指数构建及科学评价有指导意义。未来应构建作物病害多尺度光谱库, 探究相同寄主下常见病害光谱响应机制的差异, 并针对重大病害构建特异性光谱特。特异性和机理性强的病害光谱特征能够在大范围农田病害识别、病情严重程度估算和农田损失评估中起到关键作用, 这对于提高农田管理智慧化水平具有重要意义。

参考文献 (References)

- Abd El-Ghany N M, Abd El-Aziz S E and Marei S S. 2020. A review: application of remote sensing as a promising strategy for insect pests

- and diseases management. *Environmental Science and Pollution Research*, 27(27): 33503-33515. [DOI:10.1007/s11356-020-09517-2]
- Bapela T, Shimelis H, Terefe T, Bourras S, Sánchez-Martín J, Douchkov D, Desiderio F and Tsilo T J. 2023. Breeding Wheat for Powdery Mildew Resistance: Genetic Resources and Methodologies—A Review: 4. *Agronomy*, 13(4): 1173. [DOI: 10.3390/agronomy13041173]
- Berger K, Machwitz M, Kycko M, Kefauver S C, Van Wittenberghe S, Gerhards M, Verrelst J, Atzberger C, van der Tol C, Damm A, Rascher U, Herrmann I, Paz V S, Fahrner S, Pieruschka R, Prikažiuk E, Buchailot Ma L, Halabuk A, Celesti M, Koren G, Gormus E T, Rossini M, Foerster M, Siegmann B, Abdelbaki A, Tagliabue G, Hank T, Darvishzadeh R, Aasen H, Garcia M, Pôças I, Bandopadhyay S, Sulis M, Tomelleri E, Rozenstein O, Filchev L, Stancile G and Schlerf M. 2022. Multi-sensor spectral synergies for crop stress detection and monitoring in the optical domain: A review. *Remote Sensing of Environment*, 280: 113198. [DOI:10.1016/j.rse.2022.113198]
- Boddy L. 2016. Chapter 8 - Pathogens of Autotrophs//The Fungi (Third Edition). Boston: Academic Press: 245-292. [DOI:10.1016/B978-0-12-382034-1.00008-6]
- Calderón R, Navas-Cortés J A, Lucena C and Zarco-Tejada P J. 2013. High-resolution airborne hyperspectral and thermal imagery for early detection of *Verticillium* wilt of olive using fluorescence, temperature and narrow-band spectral indices. *Remote Sensing of Environment*, 139: 231-245. [DOI:10.1016/j.rse.2013.07.031]
- Cheng T, Rivard B, Sánchez-Azofeifa G A, Feng J and Calvo-Polanco M. 2010. Continuous wavelet analysis for the detection of green attack damage due to mountain pine beetle infestation. *Remote Sensing of Environment*, 114(4): 899-910. [DOI: 10.1016/j.rse.2009.12.005]
- Feng W, Wang X Y, Song X, He L, Wang Y H and Guo T C. 2015. Estimation model of wheat powdery mildew severity based on leaves hyperspectral characteristics. *Journal of Triticeae Crops*, 35(1): 129-137 (沈文颖, 冯伟, 李晓, 王晓宇, 贺利, 郭天财和李映雪). 2015. 基于叶片高光谱特征的小麦白粉病严重度估算模式. *麦类作物学报*, 35(1): 129-137 [DOI: 10.7606/j.issn.1009-1041.2015.01.20]
- Féret J-B, Gitelson A A, Noble S D and Jacquemoud S. 2017. PROSPECT-D: Towards modeling leaf optical properties through a complete lifecycle. *Remote Sensing of Environment*, 193: 204-215. [DOI:10.1016/j.rse.2017.03.004]
- Gamon J A, Peñuelas J and Field C B. 1992. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency. *Remote Sensing of Environment*, 41(1): 35-44. [DOI: 10.1016/0034-4257(92)90059-S]
- Huang W, Guan Q, Luo J, Zhang J, Zhao J, Liang D, Huang L and Zhang D. 2014. New Optimized Spectral Indices for Identifying and Monitoring Winter Wheat Diseases. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(6): 2516-2524. [DOI:10.1109/JSTARS.2013.2294961]
- Huang W J, Shi Y, Dong Y Y, Ye H C, Wu M Q, Cui B and Liu L Y. 2019. Progress and prospects of crop diseases and pests monitoring by remote sensing. *Smart Agriculture*, 1(04): 1-11 (黄文江, 师越, 董莹莹, 叶回春, 邬明权, 崔贝和刘林毅). 2019. 作物病虫害遥感监测研究进展与展望. *智慧农业*, 1(04): 1-11 [DOI: 10.12133/j.smartag.2019.1.4.201905-SA005]
- Huo L, Persson H J and Lindberg E. 2021. Early detection of forest stress from European spruce bark beetle attack, and a new vegetation index: Normalized distance red & SWIR (NDRS). *Remote Sensing of Environment*, 255: 112240. [DOI:10.1016/j.rse.2020.112240]
- Jeon H S, Jang E, Kim J, Kim S H, Lee M-H, Nam M H, Tobimatsu Y and Park O K. 2023. Pathogen-induced autophagy regulates monolignol transport and lignin formation in plant immunity. *Autophagy*, 19(2): 597-615. [DOI:10.1080/15548627.2022.2085496]
- Jiang X, Zhen J, Miao J, Zhao D, Shen Z, Jiang J, Gao C, Wu G and Wang J. 2022. Newly-developed three-band hyperspectral vegetation index for estimating leaf relative chlorophyll content of mango under different severities of pest and disease. *Ecological Indicators*, 140: 108978. [DOI:10.1016/j.ecolind.2022.108978]
- Jiang Z, Dong Z, Jiang W and Yang Y. 2021. Recognition of rice leaf diseases and wheat leaf diseases based on multi-task deep transfer learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 186: 106184. [DOI:10.1016/j.compag.2021.106184]
- Laurent B, Moinard M, Spataro C, Ponts N, Barreau C and Foulongne-Oriol M. 2017. Landscape of genomic diversity and host adaptation in *Fusarium graminearum*. *BMC Genomics*, 18(1): 203. [DOI: 10.1186/s12864-017-3524-x]
- Li D, Cheng T, Jia M, Zhou K, Lu N, Yao X, Tian Y, Zhu Y and Cao W. 2018. PROCWT: Coupling PROSPECT with continuous wavelet transform to improve the retrieval of foliar chemistry from leaf bidirectional reflectance spectra. *Remote Sensing of Environment*, 206: 1-14. [DOI:10.1016/j.rse.2017.12.013]
- Mahlein A-K. 2016. Plant Disease Detection by Imaging Sensors - Parallels and Specific Demands for Precision Agriculture and Plant Phenotyping. *Plant Disease*, 100(2): 241-251. [DOI: 10.1094/PDIS-03-15-0340-FE]
- Mahlein A-K, Kuska M T, Behmann J, Polder G and Walter A. 2018. Hyperspectral Sensors and Imaging Technologies in Phytopathology: State of the Art. *Annual Review of Phytopathology*, 56(1): 535-558. [DOI:10.1146/annurev-phyto-080417-050100]
- Mahlein A-K, Kuska M T, Thomas S, Wahabzada M, Behmann J, Rascher U and Kersting K. 2019. Quantitative and qualitative phenotyping of disease resistance of crops by hyperspectral sensors: seamless interlocking of phytopathology, sensors, and machine learning is needed! *Current Opinion in Plant Biology*, 50: 156-162. [DOI:10.1016/j.pbi.2019.06.007]
- Mahlein A-K, Rumpf T, Welke P, Dehne H-W, Plümer L, Steiner U and Oerke E-C. 2013. Development of spectral indices for detect-

- ing and identifying plant diseases. *Remote Sensing of Environment*, 128: 21-30. [DOI:10.1016/j.rse.2012.09.019]
- Merzlyak M N, Chivkunova O B, Solovchenko A E and Naqvi K R. 2008. Light absorption by anthocyanins in juvenile, stressed, and senescing leaves. *Journal of Experimental Botany*, 59(14): 3903-3911. [DOI:10.1093/jxb/ern230]
- Mustafa G, Zheng H, Khan I H, Tian L, Jia H, Li G, Cheng T, Tian Y, Cao W, Zhu Y and Yao X. 2022. Hyperspectral Reflectance Proxies to Diagnose In-Field Fusarium Head Blight in Wheat with Machine Learning: 12. *Remote Sensing*, 14(12): 2784. [DOI:10.3390/rs14122784]
- Pacheco-Labrador J, El-Madany T S, van der Tol C, Martin M P, Gonzalez-Cascon R, Perez-Priego O, Guan J, Moreno G, Carrara A, Reichstein M and Migliavacca M. 2021. senSCOPE: Modeling mixed canopies combining green and brown senesced leaves. Evaluation in a Mediterranean Grassland. *Remote Sensing of Environment*, 257: 112352. [DOI:10.1016/j.rse.2021.112352]
- Peñuelas J, Filella I, Lloret P, MunOz F and Vilajeliu M. 1995. Reflectance assessment of mite effects on apple trees. *International Journal of Remote Sensing*, 16(14): 2727-2733. [DOI:10.1080/01431169508954588]
- Ren Y, Huang W, Ye H, Zhou X, Ma H, Dong Y, Shi Y, Geng Y, Huang Y, Jiao Q and Xie Q. 2021. Quantitative identification of yellow rust in winter wheat with a new spectral index: Development and validation using simulated and experimental data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102: 102384. [DOI:10.1016/j.jag.2021.102384]
- Thomas S, Wahabzada M, Kuska M T, Rascher U and Mahlein A-K. 2017. Observation of plant-pathogen interaction by simultaneous hyperspectral imaging reflection and transmission measurements. *Functional Plant Biology*, 44(1): 23. [DOI:10.1071/FP16127]
- Tian L, Wang Z, Xue B, Li D, Zheng H, Yao X, Zhu Y, Cao W and Cheng T. 2023. A disease-specific spectral index tracks Magnaporthe oryzae infection in paddy rice from ground to space. *Remote Sensing of Environment*, 285: 113384. [DOI:10.1016/j.rse.2022.113384]
- Tian L, Xue B, Wang Z, Li D, Yao X, Cao Q, Zhu Y, Cao W and Cheng T. 2021. Spectroscopic detection of rice leaf blast infection from asymptomatic to mild stages with integrated machine learning and feature selection. *Remote Sensing of Environment*, 257: 112350. [DOI:10.1016/j.rse.2021.112350]
- Wang C, Wang X, Jin Z, Müller C, Pugh T A M, Chen A, Wang T, Huang L, Zhang Y, Li L X Z and Piao S. 2022. Occurrence of crop pests and diseases has largely increased in China since 1970: 1. *Nature Food*, 3(1): 57-65. [DOI:10.1038/s43016-021-00428-0]
- Wen J, Wu X, Xiao Q, Liu Q, Ma M, Zheng X, Qu Y, Jin R, You D, Tang Y, Lin X, Yu W, Gong B, Yang J and Han Y. 2023. Full-band, multi-angle, multi-scale, and temporal dynamic field spectral measurements in China. *Scientific Data*, 10(1): 353. [DOI:10.1038/s41597-023-02265-1]
- Xia D, Zhou H, Wang Y, Li P, Fu P, Wu B and He Y. 2021. How rice organs are colored: The genetic basis of anthocyanin biosynthesis in rice. *Crop Journal*, 9(3): 598-608. [DOI:10.1016/j.cj.2021.03.013]
- Xue B, Tian L, Wang Z, Wang X, Yao X, Zhu Y, Cao W and Cheng T. 2023. Quantification of rice spikelet rot disease severity at organ scale with proximal imaging spectroscopy. *Precision Agriculture*. [DOI:10.1007/s11119-022-09987-z]
- Yang C-M. 2010. Assessment of the severity of bacterial leaf blight in rice using canopy hyperspectral reflectance. *Precision Agriculture*, 11(1): 61-81. [DOI:10.1007/s11119-009-9122-4]
- Zarco-Tejada P J, Camino C, Beck P S A, Calderon R, Hornero A, Hernández-Clemente R, Kattenborn T, Montes-Borrego M, Susca L, Morelli M, Gonzalez-Dugo V, North P R J, Landa B B, Boscia D, Saponari M and Navas-Cortes J A. 2018. Previsual symptoms of Xylella fastidiosa infection revealed in spectral plant-trait alterations. *Nature Plants*, 4(7): 432-439. [DOI:10.1038/s41477-018-0189-7]
- Zarco-Tejada P J, Poblete T, Camino C, Gonzalez-Dugo V, Calderon R, Hornero A, Hernandez-Clemente R, Román-Écija M, Velasco-Amo M P, Landa B B, Beck P S A, Saponari M, Boscia D and Navas-Cortes J A. 2021. Divergent abiotic spectral pathways unravel pathogen stress signals across species. *Nature Communications*, 12(1): 6088. [DOI:10.1038/s41467-021-26335-3]
- Zhang J, Huang Y, Pu R, Gonzalez-Moreno P, Yuan L, Wu K and Huang W. 2019. Monitoring plant diseases and pests through remote sensing technology: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 165: 104943. [DOI:10.1016/j.compag.2019.104943]
- Zhang D, Wang Q, Lin F, Yin X, Gu C and Qiao H. 2020. Development and Evaluation of a New Spectral Disease Index to Detect Wheat Fusarium Head Blight Using Hyperspectral Imaging. *Sensors*, 20(8): 2260. [DOI:10.3390/s20082260]
- Zhang J, Gao S Y, Du Z L, An Y, Zhang C C and Yao Y P. 2022. Contamination status and control of mycotoxins in grain and oil crops. *Journal of Agro-Environment Science*, 41(12): 2680-2687. (张晶, 高素艳, 杜兆林, 安毅, 张晨晨和姚彦坡. 2022. 粮油作物真菌毒素污染现状及控制. *农业环境科学学报*, 41(12): 2680-2687) [DOI: 10.11654/jaes.2022-1059]
- Zhang J, Wang N, Yuan L, Chen F and Wu K. 2017. Discrimination of winter wheat disease and insect stresses using continuous wavelet features extracted from foliar spectral measurements. *Biosystems Engineering*, 162: 20-29. [DOI:10.1016/j.biosystemseng.2017.07.003]
- Zhang N, Yang G J, Zhao C J, Zhang J C, Yang X D, Pan Y C, Huang W J, Xu B, Li M, Zhu X C and Li Z H. 2021. Progress and prospects of hyperspectral remote sensing technology for crop diseases and pests. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 403-422 (张凝, 杨贵军, 赵春江, 张竞成, 杨小冬, 潘瑜春, 黄文江, 徐波, 李明, 朱西存和李振海. 2021. 作物病虫害高光谱遥感进展与展望. *遥感学报*, 25(01): 403-422) [DOI:10.11834/jrs.20210196]

Comparison between two types of fungal diseases in specific spectral responses and monitoring performance

XUE Bowen, KONG Yuanyuan, TIAN Long, WANG Xue, YAO Xia, ZHU Yan,
CAO Weixing, CHENG Tao

*National Engineering and Technology Center for Information Agriculture, MOE Engineering Research Center of Smart Agriculture,
MARARA Key Laboratory of Crop System Analysis and Decision Making, Jiangsu Key Laboratory for Information Agriculture,
Collaborative Innovation Center for Modern Crop Production co-sponsored by Province and Ministry,
Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China*

Abstract: Remote sensing monitoring of crop diseases plays a crucial role in food security in terms of the precision management of chemical fungicides and the efficient assessment of crop losses. Spectroscopic detection of disease infection has been investigated for numerous crop diseases individually. However, it remains unclear how biochemical and spectral variations differ in response to divergent diseases given the distinct symptoms caused by different pathogens. This study aimed to determine the pathological mechanism and specificity of the spectral responses of two types of fungal diseases by comparing their specific spectral signatures and disease monitoring performance. The biotrophic Wheat Powdery Mildew (WPM) and the semi-biotrophic Rice Leaf Blast (RLB) diseases were used as examples for the comparison. With the reflectance measurements of infected leaves and radiative transfer modeling, a comparative analysis for these two diseases was conducted in terms of spectral responses, leaf biochemical and structural parameters. Additionally, we assessed the specificity of various disease-related spectral features, which were proposed in previous studies for the monitoring of WPM or RLB, by accuracy comparison in the detection of diseased leaves and the estimation of Leaf Lesion Proportion (LLP). The results showed significant differences in the intensity of spectral responses to the two diseases despite the similarity observed in the general trend in spectral variations. In addition, distinct variations appeared in the spectral shape at the green peak and near-infrared plateau between WPM and RLB. Moreover, the pigment variations in response to two infections were generally similar, whereas the response was more pronounced for RLB. Notably, the leaf water content and structural parameter displayed significant changes only in relation to the severity of RLB. In disease detection, the spectral features developed for WPM or RLB generated higher accuracy in detection of the target disease than the other disease. Wavelet features of WF_{3820} and WF_{5866} displayed the highest accuracy and specificity for WPM and RLB, respectively. Regarding the severity quantification, most spectral features exhibited higher sensitivity to the LLP of RLB than to that of WPM. Specifically, a variant of rice blast index ($RIBI_{red}$) and the Photochemical Reflectance Index (PRI) demonstrated the highest accuracy and specificity in the LLP estimation of WPM and RLB, respectively. Among the WPM- or RLB-related spectral features, $RIBI_{red}$ showed the optimal monitoring performance and specificity in both disease detection and severity estimation (Overall accuracy=0.74, $R^2=0.58$). Our findings provide solid evidence and new insights into disease-specific spectroscopic monitoring by associating spectral responses with pathogenesis of two types of fungal diseases. This study offers significant contributions to the understanding of disease monitoring mechanisms and the identification of multiple diseases with hyperspectral remote sensing.

Key words: remote sensing, disease detection, severity quantification, PROSPECT, biochemical parameters, leaf structure, spectral index, continuous wavelet transform

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2021YFE0194800); National Natural Science Foundation of China (No. 41871259)