

基于光谱分形维数的水稻白叶枯病害监测指数研究

曹益飞¹ 袁培森² 王浩云² KOROHOU Tchalla Wiyao¹ 范加勤³ 徐焕良²

(1. 南京农业大学工学院, 南京 210095; 2. 南京农业大学人工智能学院, 南京 210095;
3. 南京农业大学植物保护学院, 南京 210095)

摘要: 针对缺乏有效监测水稻叶片感染白叶枯病害光谱指数的问题,以分蘖期的水稻叶片为研究对象,采集了接种白叶枯病菌的水稻叶片和对照处理的水稻叶片各 200 片,利用高光谱成像装置获取 373 ~ 1 033 nm 波段的水稻叶片光谱数据,选取 450 ~ 900 nm 波段的水稻叶片高光谱数据作为样本。从每个样本中选取一个感兴趣区域 (Region of interest, ROI) 并计算平均光谱,经过 Savtzy – Golay 平滑处理得到平均光谱曲线;为了定量描述水稻叶片是否感染病害,提出将光谱分形维数 (Fractal dimension, FD) 作为定量描述水稻白叶枯病害的监测光谱指数,实现对白叶枯病害的监测。通过分析光谱指数 (Spectral index, SI) 和 FD,建立 SI 和 FD 之间的多元线性关系,同时比较了 FD 与其他常用监测指数对白叶枯病害监测的有效性。结果表明:水稻白叶枯病害在绿峰 (510 ~ 560 nm) 和红谷 (650 ~ 690 nm) 波谱内的响应较为敏感;针对健康和感病叶片,FD 与 SI 之间存在较好的多元线性关系,说明 FD 与光谱曲线有较好的对应关系,可以作为定量描述叶片健康状况的光谱指数;与常用监测指数相比,本文病害监测指数与水稻染病具有更高的相关性,其相关系数达到了 0.984 0,指数分布稳定性更高。本研究结果说明基于光谱反射曲线的圆规分形维数对判断水稻叶片是否感染白叶枯病害是可行的,为水稻白叶枯病害的监测提供了一种新方法。

关键词: 水稻; 白叶枯病害; 光谱指数; 分形维数; 监测指数

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)09-0134-07 **OSID:** 

Monitoring Index of Rice Bacterial Blight Based on
Hyperspectral Fractal Dimension

CAO Yifei¹ YUAN Peisen² WANG Haoyun² KOROHOU Tchalla Wiyao¹ FAN Jiaqin³ XU Huanliang²

(1. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China
2. College of Artificial Intelligence, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China
3. College of Plant Protection, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China)

Abstract: With the rapid development of rice phenotype research, rice disease research has also made significant progress as an essential part of rice phenotype research. Bacterial blight disease is one of the three major diseases of rice. Still, there is a lack of an effective spectral index for monitoring whether rice leaves are infected with bacterial blight. Taking rice leaves at the tillering stage as the research object, totally 200 pieces of rice leaves inoculated with *Xanthomonas oryzae*, and control group were collected respectively. A hyperspectral imaging device was used to obtain the spectral data of rice leaves in the band of 373 ~ 1 033 nm, and eventually, the band of 450 ~ 900 nm was selected. The hyperspectral data of rice leaves in the wave band was used as a sample. The region of interest (ROI) was selected from each sample and the average spectrum was calculated. After applying Savtzy – Golay smoothing, the average spectrum curve was obtained. In order to quantitatively describe whether the rice leaves were infected or not, the spectral fractal dimension (FD) as a monitoring spectral index for quantitatively describing rice bacterial leaf blight disease was used. By analyzing the spectral index (SI) and FD, the multivariate linear relationship between SI and FD was established, and the effectiveness of FD and other

commonly used monitoring indexes for bacterial blight monitoring were compared. The results showed that the response of rice bacterial leaf blight in the green peak (510 ~ 560 nm) and red valley (650 ~ 690 nm) spectrum was more sensitive; for healthy and susceptible leaves, there was a good relationship between FD and SI. The multivariate linear relationship of FD indicated that FD had a good corresponding relationship with the spectral curve, which can be used as a spectral index to quantitatively describe the health of leaves; compared with the commonly used monitoring index, the proposed disease monitoring index had a high correlation with whether rice was infected or not. The correlation coefficient reached 0.984 0, and the distribution was more stable. The results indicated that the fractal dimension based on the spectral reflectance curve was feasible for judging whether rice leaves were infected with bacterial blight and provided a method for early monitoring of rice bacterial blight.

Key words: rice; bacterial blight disease; spectral index; fractal dimension; monitoring index

0 引言

水稻表型是水稻在一定环境下表现的可观察的形态特征,在水稻保护、育种等领域具有重要的应用价值,研究涉及植物学、数据科学、机器学习等领域^[1-3]。水稻病害属于水稻表型研究的重要内容,国内外学者对其都有较为深入的研究^[4-5]。

白叶枯病为水稻三大病害之一,是由稻黄单胞菌致病变种引发的水稻病害,在籼稻上表现为病株叶尖及边缘初生黄色或黄绿色斑点,在粳稻上则表现为灰绿色至灰白色。虽然白叶枯病可以通过肉眼看到,但当症状明显时,对水稻叶片的伤害巨大^[6-7],所以早发现早预防对水稻的健康生长有重要意义,而现有研究中却少有提及白叶枯病早期监测的相关报道。

由于当下水稻白叶枯病害的预防工作还是以专家田间观测预防为主,且白叶枯病害早期现象并不明显,给病害预防工作带来了巨大挑战^[8-10]。随着高光谱技术的快速发展以及在农业方向的应用越来越多,基于高光谱技术的作物病害监测应用也日益普遍^[11-13]。高光谱成像技术可以快速、准确获取水稻冠层和叶片的光谱信息,对如何高效的从光谱中检测出感染区域的信息和确定病害特征性光谱位置以及高光谱数据对农作物病害敏感波段及相关监测指数,国内外学者进行了大量研究^[14-16]。郭伟等^[17]构建光谱指数、比值光谱指数及归一化差值光谱指数与病情指数决定系数的等势图,筛选最优光谱指数与病情指数线性回归模型,并利用 3 个光谱指数构建偏最小二乘回归预测模型,对冬小麦进行病情指数反演,制作了冬小麦全蚀病病害空间分布图。JUNGES 等^[18]通过比较有症状和无症状葡萄叶片的光谱在绿色边缘和红色边缘的特征以及光合色素的变化,来检测和识别葡萄叶片是否患病。王利民等^[19]分析了不同种植区不同生长期春玉米冠层光谱反射率和光谱一阶微分特征,并以此确定了大

斑病敏感波段位置以及病害适宜监测期,根据敏感波段位置的光谱特征构建了春玉米大斑病的遥感监测指数,并建立了监测指数与病害严重度之间的相关关系。HEIM 等^[20]提出了一种新的光谱病害指数 (SDI),利用高光谱原始反射光谱及其一阶导数训练随机森林分类器并对柠檬树是否患病进行识别。SKOVECZNY 等^[21]在利用 ARI、RDVI 等高光谱指数检测苹果叶片火枯病的基础上,提出 QFI 指标来鉴别苹果树健康、感染和干燥的叶片。HUANG 等^[22]建立基于高光谱数据的水稻稻纵卷叶螟病害的监测方法,发现有 38 个叶片水平光谱指标和 29 个冠层水平光谱指标与稻纵卷叶螟病害有关。

目前病害检测研究的重点主要集中在不同病害与不同波段间的关联性上,利用特征波段的组合插值以及比值等常用代数形式构建植被指数,选择合适的植被监测指数建立光谱信息和病害发生及病害程度之间的关系^[23],但是它们差不多都是基于一些基本的统计量,不能反映光谱空间的变化信息^[24]。基于此,本文提出以分形维数来定量描述水稻是否感染白叶枯病害^[25]。在分析不同健康状况水稻叶片高光谱反射光谱的基础上,提出以圆规分形维数定量描述水稻叶片是否感染白叶枯病害,以期水稻白叶枯病害监测和精准农业提供相应的技术支持。

1 材料与数据

1.1 试验仪器设备

试验采用推扫型高光谱成像系统 (HSI - VNIR - 0001 型,上海五铃光电科技有限公司),如图 1 所示。高光谱成像系统由光谱相机 (Raptor EM285 型高感相机)、光源 (21 V/200 W 稳定输出卤素光源)、双分支线性光导管 (线性发光长度 15.24 cm)、暗箱、计算机和电控移位平台 (IRCP0076 型,Isuzuoptics,中国台湾) 等组成。采集软件由 Spectral-image 成像软件和 HSI Analyzer 分析软件组

成。本高光谱系统采集的水稻叶片的光谱波长范围为 373 ~ 1 033 nm,共 306 个波段。为了试验的准确性,选用 35 mm 的成像镜头,确定物距为 27 cm,曝光时间为 6.1 ms,光源强度为 100 lx。

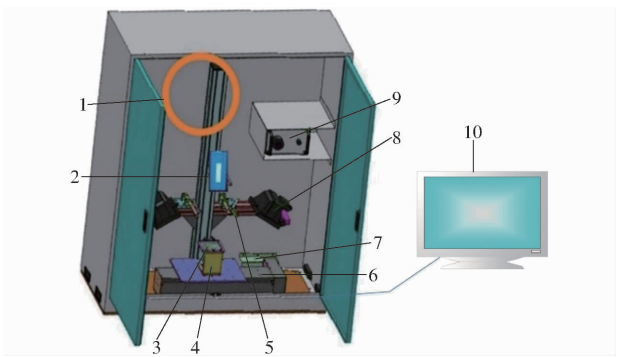


图 1 高光谱成像系统示意图

Fig. 1 Schematic of high-spectral imaging system

1. 支架 2. 成像镜头 3. 光源 4. 固定基座 5. 调整基座 6. 步进电机 7. 出线盒 8. 卤素灯 9. 光源盒 10. 计算机

1.2 光谱图像校正

对高光谱仪器进行标定后再进行高光谱影像采集,通过调节光强、图像清晰度、图像的失真来实现高光谱成像系统的标定。物镜之间的高度、电控移位平台的移动速度和曝光时间都会影响图像清晰度和是否失真。为了减少这些噪声信息对高光谱影像质量的影响,进而提高光谱曲线定性或定量分析模型的稳定性和精度,需要对高光谱影像进行校正,采用 HSI Analyzer 分析软件进行图像处理。先对采集的光谱图像进行图像校正,校正公式如下^[26]

$$R(i) = \frac{I_r(i) - I_d(i)}{I_w(i) - I_d(i)} \tag{1}$$

式中 $R(i)$ ——校正后图像的相对反射率
 $I_r(i)$ ——试验光谱的原始图像反射率
 $I_w(i)$ ——白板校正后光谱反射率
 $I_d(i)$ ——黑板校正后光谱反射率

用水稻样本 ROI 中的所有光谱平均值作为该样本的平均光谱。

1.3 试验材料制备及数据采集

试验水稻品种选用 2015 年被农业部评为超级稻品种的南梗 9108,属于迟熟中粳稻品种。种植前挑选饱满种粒,浸种、催芽后,于 2019 年 6 月 17 日在南京农业大学植物保护学院温室播种,采用盆栽式,每盆 6 ~ 8 颗种子,共 220 盆,均匀播种,每盆进行相同水平的管理。水稻出苗后,搬运到室外,在自然条件下生长,每盆有 4 ~ 5 株稻苗,待水稻长出第 5 片叶片后,在倒一叶接种黄单胞菌株,该菌株来源于南京农业大学植物保护学院植物检疫与细菌学课题组。将菌株从 4℃ 冰箱取出培养 7 d,配置成孢子

悬浮液。从每盆选取 2 株株高相近的稻株进行处理,其中 1 株采用剪叶法^[7]接种——用蘸有菌液的剪刀距叶片顶端 1 cm 左右剪掉健康水稻叶片,正常管理,直至确认成功感染,作为感病样本,标记为 1;另外 1 株用蘸有纯净水的剪刀剪掉健康水稻叶片同一部分,正常管理,作为健康对照样本,标记为 0。

试验选取水稻白叶枯病感染早期叶片进行分析,由预试验结果得知:该病菌在接种后 3 d 开始发病,且成功感染后的前 3 d 肉眼不可见,根据植保专家建议,可将其定为感病早期。为了识别该病害早期的症状,从水稻植株接种白叶枯病菌起进行计时,在病菌感染 72 h 时开始进行高光谱影像采集,每隔 24 h 摘取水稻植株感病叶片和健康对照叶片。对 220 盆接种病菌的水稻植株连续进行 2 次水稻叶片采集工作,共采集水稻叶片 440 片,快速放置在高光谱成像系统中获取其光谱数据。通过观察比较分析 2 次采集的所有早期感病的水稻植株叶片的高光谱图像,最终选取 400 片稻叶高光谱影像作为样本。并从相同位置各提取一个 ROI,对光谱数据进行分析。

2 数据处理方法

2.1 反射光谱特征参数

根据已有研究,选取对植物生长状况较为敏感的 4 个特征参数^[23,27-29],分别是绿峰反射率、红谷反射率、绿峰面积、红谷面积。高光谱特征参数及其定义描述如表 1 所示。

表 1 高光谱特征指数及其定义
Tab. 1 Hyperspectral indexes and definition

变量	定义	描述
R_g	绿峰反射率	510 ~ 560 nm 内最大的波段反射率
R_r	红谷反射率	650 ~ 690 nm 内最小的波段反射率
A_g	绿峰面积	510 ~ 560 nm 内一阶微分值的总和
A_r	红谷面积	650 ~ 690 nm 内一阶微分值的总和

2.2 常见病害监测指数

为了验证分形维数在作物感病监测中的有效性,将其与常见的作物病害相关指数进行比较分析,常见的作物病害相关指数^[27,30]为归一化植被指数 NDVI($NDVI = (R_{Nir} - R_{Red}) / (R_{Nir} + R_{Red})$)和比值植被指数 RVI($RVI = R_{Nir} / R_{Red}$)。其中 R_{Nir} 为近红外波段 760 ~ 850 nm 内的反射率平均值, R_{Red} 为红光波段 650 ~ 670 nm 内的反射率平均值。

2.3 分形维数病害检测指数构建

分形维数又称分维或分维数,是描述分形集的自相似性程度、不规则程度的定量参数,本文中利用分形维数来描述光谱曲线的不规则程度。计算分形

维数常用方法有盒子法、方差法、结构函数法、协方差加权等^[31]。鉴于反射光谱曲线局部变异会对整个曲线带来影响,因此提出一种可以有效减少曲线局部变异对整个曲线产生影响的圆规分形维数。

2.4 圆规分形维数求解算法

本文提出的圆规分形维数实质是一种通过改变测度关系求取光谱反射曲线分形维值的方法。圆规分形维数求解算法包括反射光谱曲线预处理、测量半径迭代计算和分形维数拟合计算 3 个步骤。

(1) 反射光谱曲线预处理

为了减少光谱数据中的仪器和环境噪声,在光谱分析软件 HSI Analyzer 中,合成待分析的高光谱影像,再利用 ENVI 5.1x (Research System Inc, boulder, CO., 美国) 提取 10 × 10 的 ROI 和对应 ROI 的平均光谱曲线。

因为系统误差的存在,样本光谱曲线在首尾两端有较大噪声,且谱段重叠、维数过多,导致分析时间增加,所以光谱分析时选取 450 ~ 900 nm 波段间光谱,共 208 个波段。再求出每个 ROI 的平均光谱曲线,如图 2a 所示。利用 Savitzky - Golay 滤波法对平均光谱反射曲线进行平滑预处理得到平滑的光谱反射曲线,如图 2b 所示。

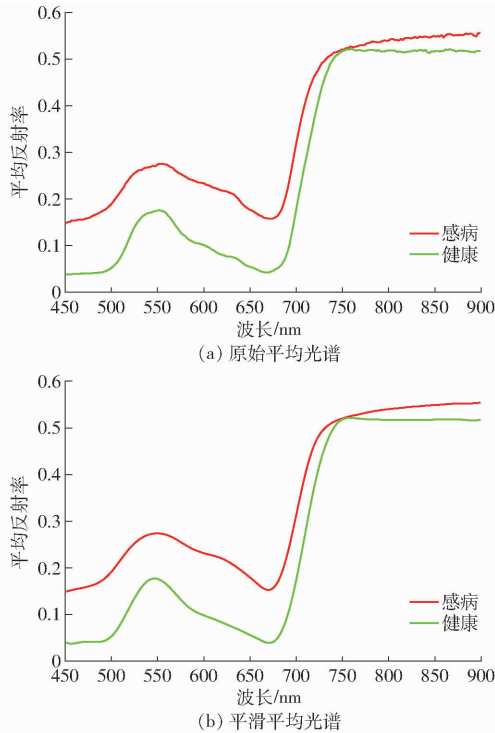


图 2 ROI 的平均光谱反射曲线

Fig. 2 Average spectral curves of ROI

(2) 测量半径迭代计算

圆规分形维数是基于光谱曲线波段数统计的定量参数,使用边搜索边擦除的方法,将每个 ROI 的平均光谱曲线经过 SG 平滑处理后,得到平滑的光

谱曲线,再求解分形维数。求解流程图如图 3 所示。

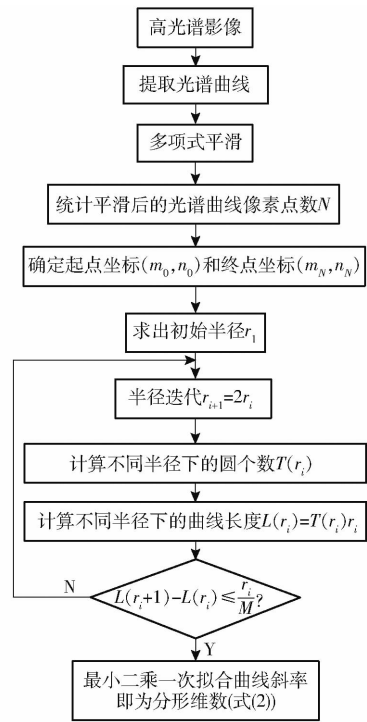


图 3 分形维数求解流程图

Fig. 3 Flow chart of fractal dimension solution

具体步骤如下:①读入光谱反射曲线,统计光谱曲线的波段数,并定位出反射光谱曲线上的起点坐标 (m_0, n_0) 和终点坐标 (m_N, n_N) , N 表示预处理后光谱曲线上沿横坐标的波段数。②求出开始两个点之间的距离,即初始半径 r_1 ,从起始点 (m_0, n_0) 开始作半径为 r_1 的圆与光谱曲线相交,采用边搜索边擦除的方法,始终可以得到圆与曲线的一个交点,即为下一个圆的圆心坐标,依次沿搜索到的光谱走向作圆,直到最后一个点与终点坐标的距离等于或小于 r_1 为止,圆个数记为 $T(r_1)$ 。③改变半径 $r_{i+1} = 2r_i$ ($i = 1, 2, \dots, M - 1$), M 为达到迭代结束条件需要迭代的次数。重复步骤②得到不同半径测量的曲线的圆个数 $T(r_2)$ 、 $T(r_3)$ 、 $\dots$ 、 $T(r_M)$,此时用不同半径测量所得的曲线长度为 $L(r_i) = T(r_i)r_i$ ($i = 1, 2, \dots, M$),迭代结束的条件为相邻两次测量的光谱曲线长度相同或小于 r_1/M 。

(3) 分形维数拟合

根据豪斯道夫 (Hausdorff) 测定分形维数的方法,得到分形维数 D_i 为^[32]

$$D_i = -\frac{\lg T(r_i)}{\lg \frac{1}{r_i}} \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (2)$$

式中 D_i ——反射光谱曲线的分形特征值,其值在 1 ~ 2 之间^[24]

图 4 为光谱曲线的圆规分形维数拟合曲线。

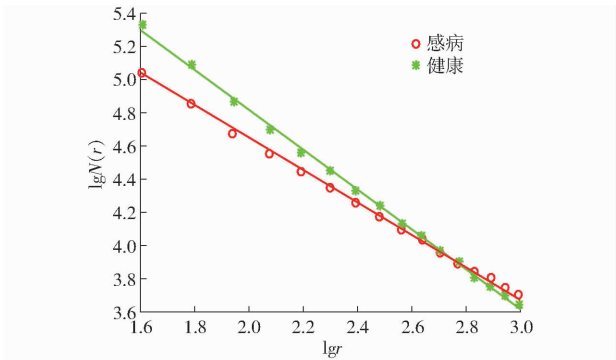


图 4 光谱分形维数拟合曲线

Fig. 4 Fractal dimension fitting curves of spectral

3 结果与讨论

以在不同植株同一位置采集的水稻叶片光谱数据为基础,通过对健康叶片 ROI 和感病早期叶片 ROI 的平均光谱反射曲线进行分析,结合光谱曲线圆规分形维数和反射光谱特征参数来对水稻是否感染白叶枯病害进行分析。将感病水稻叶片标记为 1,健康水稻叶片标记为 0。利用统计方法建立光谱圆规分形维数监测指数以及常见作物病害监测指数与是否感病的统计模型,对病害监测指数的有效性进行分析。

3.1 光谱曲线分形维数与特征参数分析

由上述分析可知,健康水稻叶片 ROI 和感病水稻叶片 ROI 的光谱反射曲线有明显的差异,为了定量这种差异,本文提出以圆规分形维数作为光谱反射曲线的特征值来定量描述这种差异。根据水稻叶片反射光谱曲线,计算出光谱曲线分形维数与光谱特征参数如表 2 所示。由表 2 可以看出,健康叶片 ROI 光谱的分形维数和光谱特征参数明显不同于感病叶片 ROI 光谱的分形维数和光谱特征参数。感病叶片光谱绿峰反射率与红谷反射率之差小于健康叶片光谱绿峰反射率与红谷反射率之差。同时,感病叶片的绿峰面积与红谷面积之差比健康叶片的绿峰面积与红谷面积之差小,这使得感病叶片平滑后的光谱曲线波动性更小,不规则程度比健康叶片不规则程度小,与感病叶片分形维数比健康叶片分形维数小相符合。

经过分析,不同健康状态的叶片的圆规分形维数差异较大,且分形维数的均方差最小,即分形维数可以稳定地表示水稻是否感病。基于此可以将分形维数作为水稻白叶枯病害定量监测指数。

3.2 分形维数与光谱参数的关系

从表 2 可以看出,不同健康状况的水稻叶片光谱分形维数与光谱参数差异较大。为了说明分形维数与植被健康状况之间的关系,首先将水稻叶片分

表 2 不同健康状况下叶片光谱曲线的特征参数

Tab. 2 Characters of spectral curves of leaves in different states

特征值		健康	感病
分形维数 F_D	平均值	1. 074 992	1. 060 457
	最大值	1. 087 2	1. 066 0
	最小值	1. 069 0	1. 053 6
	均方差	$1. 30 \times 10^{-5}$	$9. 39 \times 10^{-6}$
绿峰反射率 R_g	平均值	0. 185 081	0. 322 684
	最大值	0. 266 3	0. 427 3
	最小值	0. 144 3	0. 260 9
	均方差	$4. 26 \times 10^{-4}$	$8. 58 \times 10^{-4}$
红谷反射率 R_r	平均值	0. 044 636	0. 186 693
	最大值	0. 084 9	0. 303 8
	最小值	0. 034 9	0. 125 1
	均方差	$3. 57 \times 10^{-5}$	$9. 27 \times 10^{-4}$
绿峰面积 A_g	平均值	4. 048 128	7. 892 346
	最大值	6. 030 6	10. 328 3
	最小值	3. 111 0	6. 451 5
	均方差	0. 221 895	0. 498 185
红谷面积 A_r	平均值	1. 096 504	4. 104 532
	最大值	1. 976 2	6. 384 3
	最小值	0. 839 2	2. 778 0
	均方差	0. 020 375	0. 395 802

为健康组和感病组,然后建立分形维数与光谱特征参数之间的关系。

以圆规分形维数 F_D 为因变量,绿峰反射率 R_g 、红谷反射率 R_r 、绿峰面积 A_g 以及红谷面积 A_r 为自变量,对不同健康状态的水稻叶片光谱进行多元线性回归,分析结果为:健康叶片多元回归模型为

$$F_D = 1. 39 + 0. 14R_g - 0. 06R_r - 0. 15A_g + 0. 31A_r$$
$$(R^2 = 0. 910 3)$$

感病叶片多元回归模型为

$$F_D = 1. 06 + 0. 25R_g - 0. 12R_r - 0. 26A_g + 0. 49A_r$$
$$(R^2 = 0. 956 4)$$

决定系数 R^2 均大于 0. 91,表明光谱特征参数与光谱曲线圆规分形维数存在较强的多元线性关系,光谱曲线圆规分形维数可以很好地表达光谱特征参数。光谱曲线的细节变化随着圆规半径的变化而在不同层次得到很好体现,反映出圆规光谱曲线可以综合描述不同光谱曲线,进而得出圆规分形维数可以作为定量描述水稻叶片健康状况的监测指数。

3.3 病害检测指数敏感性分析

为了验证光谱圆规分形维数作为病害监测指数的有效性及优越性,将圆规分形维数以及常用的相关病害监测指数,分别与水稻叶片是否感病进行线性相关分析,根据相关系数比较各监测指数计算有

效性与敏感性。计算过程中,以各监测指数为自变量 x ,水稻健康状况为因变量 y ,进行一元线性回归分析,表 3 为各监测指数的线性回归分析模型及相关性结果。

表 3 监测指数线性回归分析结果

Tab.3 Linear regression analysis results of all monitoring index

监测指数	样本数	健康状况	模型	相关系数
NDVI	400	{0,1}	$y = 3.02 - 3.64x$	0.975 0
RVI	400	{0,1}	$y = 2.15 - 1.87x$	0.973 5
FD	400	{0,1}	$y = 6.83 - 7.05x$	0.984 0

由表 3 可知,线性回归模型函数的自变量系数都小于 0,表明各监测指数与病害严重程度之间存在线性负相关性。各病害监测指数与病情指数间都存在较大的相关性,均达到了 0.97 以上,且本文提出的光谱圆规分形维数与健康状况指数的相关性达到了 0.984 0,优于其他相关的常用病害监测指数,说明光谱曲线圆规分形维数可以较好地定量描述水稻叶片的健康状况。

4 结论

(1)高光谱反射曲线具有分形特征,不同健康状况下水稻叶片在可见光到近红外(450 ~ 900 nm)间的反射光谱曲线分形维数的变化与其光谱特征参数变化相吻合。感病叶片光谱 R_g 与 R_r 之差小于健康叶片光谱 R_g 与 R_r 之差;同时,感病叶片的 A_g 与 A_r 之差比健康叶片的 A_g 与 A_r 之差小,这使得感病叶片平滑后的光谱曲线波动性更小,不规则程度比健康叶片不规则程度小,与感病叶片分形维数比健康叶片分形维数小相符合。

(2)对于早期在不同植株同一位置感病叶片和健康叶片,其感病 ROI 和健康 ROI 的高光谱反射曲线分形维数具有明显区别。分形维数可对高光谱反射曲线整体进行定量描述,能够作为一个定量参数表征植被叶片的健康状况。

(3)相对于 NDVI 和 RVI,光谱圆规分形维数与水稻叶片是否感病有更高的相关性,相关系数达到了 0.984 0,说明光谱分形维数可以作为定量描述水稻叶片是否患白叶枯病的光谱指数。

参 考 文 献

[1] BISWAS D K, COULMAN B, BILIGETU B, et al. Advancing bromegrass breeding through imaging phenotyping and genomic selection: a review[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 10(13): 171 – 186.

[2] SHI Y, ZHU Y, WANG X, et al. Progress and development on biological information of crop phenotype research applied to real-time variable-rate fertilization [J]. *Plant Methods*, 2020, 16(111): 265 – 280.

[3] RIBES M, RUSSIAS G, TREGOAT D, et al. Towards low-cost hyperspectral single-pixel imaging for plant phenotyping [J]. *Sensors*, 2020, 20(124): 1132 – 1147.

[4] CONG S, SUN J, MAO H, et al. Non-destructive detection for mold colonies in rice based on hyperspectral and GWO – SVR [J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2018, 98(4): 1453 – 1459.

[5] PRASANNAKUMAR N R, CHANDER S, SAHOO R N. Characterization of brown planthopper damage on rice crops through hyperspectral remote sensing under field conditions [J]. *Phytoparasitica*, 2014, 42(3): 387 – 395.

[6] ZHANG J, YANG Y, FENG X, et al. Identification of bacterial blight resistant rice seeds using terahertz imaging and hyperspectral imaging combined with convolutional neural network [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11(35): 1253 – 1268.

[7] DAS P K, LAXMAN B, RAO S V C K, et al. Monitoring of bacterial leaf blight in rice using ground-based hyperspectral and LISS IV satellite data in Kurnool, Andhra Pradesh, India[J]. *International Journal of Pest Management*, 2015, 61(4): 359 – 368.

[8] RUMPF T, MAHLEIN A K, STEINER U, et al. Early detection and classification of plant diseases with support vector machines based on hyperspectral reflectance [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2010, 74(1): 91 – 99.

[9] MAIMUNAH M A, NUR A B, NUR A M, et al. Non-destructive techniques of detecting plant diseases: a review [J]. *Physiological and Molecular Plant Pathology*, 2019, 108(37): 1348 – 1363.

[10] ZHANG D, FANG H, HE Y. Research of crop disease based on visible/near infrared spectral image technology: a review [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(6): 1748 – 1756.

[11] LIU Z Y, HUANG J F, SHI J J, et al. Characterizing and estimating rice brown spot disease severity using stepwise regression, principal component regression and partial least-square regression[J]. *J. Zhejiang Univ. Sci. B.*, 2007, 8(10): 738 – 744.

[12] YUAN L, ZHANG J, NIE C, et al. Selection of spectral channels for satellite sensors in monitoring yellow rust disease of winter wheat[J]. *Intelligent Automation & Soft Computing*, 2013, 19(4): 562 – 577.

[13] PAN T, CHYNGYZ E, SUN D, et al. Pathogenetic process monitoring and early detection of pear black spot disease caused by alternaria alternata using hyperspectral imaging[J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2019, 154(16): 96 – 104.

[14] WU N, JIANG H, BAO Y, et al. Practicability investigation of using near-infrared hyperspectral imaging to detect rice kernels infected with rice false smut in different conditions[J]. *Sensors and Actuators: B. Chemical*, 2020, 308(24): 113 – 128.

- [15] YANG C. Assessment of the severity of bacterial leaf blight in rice using canopy hyperspectral reflectance[J]. Precision Agriculture, 2010, 11(1): 61–81.
- [16] SUN D, CEN H, WENG H, et al. Using hyperspectral analysis as a potential high throughput phenotyping tool in GWAS for protein content of rice quality[J]. Plant Methods, 2019, 15(54): 417–432.
- [17] 郭伟,朱耀辉,王慧芳,等. 基于无人机高光谱影像的冬小麦全蚀病监测模型研究[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 162–169.
GUO Wei, ZHU Yaohui, WANG Huifang, et al. Monitoring model of winter wheat take-all based on UAV hyperspectral imaging [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9): 162–169. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190918&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.09.018. (in Chinese)
- [18] JUNGES A H, DUCATI J R, SCALVI L C, et al. Detection of grapevine leaf stripe disease symptoms by hyperspectral sensor[J]. Phytopathologia Mediterranea, 2018, 57(3): 399–406.
- [19] 王利民,刘佳,邵杰,等. 基于高光谱的春玉米大斑病害遥感监测指数选择[J]. 农业工程学报, 2017, 33(5): 170–177.
WANG Limin, LIU Jia, SHAO Jie, et al. Remote sensing index selection of leaf blight disease in spring maize based on hyperspectral data[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(5): 170–177. (in Chinese)
- [20] HEIM R H J, WRIGHT I J, CHANG H C, et al. Detecting myrtle rust (*Austropuccinia psidii*) on lemon myrtle trees using spectral signatures and machine learning[J]. Plant Pathology, 2018, 67(5): 1114–1121.
- [21] SKONECZNY H, KUBIAK K, SPIRALSKI M, et al. Fire blight disease detection for apple trees: hyperspectral analysis of healthy, infected and dry leaves[J]. Remote Sensing, 2020, 12(15): 213–225.
- [22] HUANG J, LIAO H, ZHU Y, et al. Hyperspectral detection of rice damaged by rice leaf folder (*Cnaphalocrocis medinalis*) [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 82(36): 100–107.
- [23] XIE Y, CHEN F, ZHANG J, et al. Study on monitoring of common diseases of crops based on hyperspectral technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(7): 2233–2240.
- [24] 杜华强,金伟,葛宏立,等. 用高光谱曲线分形维数分析植被健康状况[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(8): 2136–2140.
DU Huaqiang, JIN Wei, GE Hongli, et al. Using fractal dimensions of hyperspectral curves to analyze the healthy status of vegetation [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(8): 2136–2140. (in Chinese)
- [25] LU J, EHSANI R, SHI Y, et al. Field detection of anthracnose crown rot in strawberry using spectroscopy technology[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 135(21): 289–299.
- [26] JIN X, LU J, WANG S, et al. Classifying wheat hyperspectral pixels of healthy heads and fusarium head blight disease using a deep neural network in the wild field[J]. Remote Sensing, 2018, 10(3): 395–410.
- [27] THOMAS S, KUSKA M T, BOHNENKAMP D, et al. Benefits of hyperspectral imaging for plant disease detection and plant protection: a technical perspective[J]. Journal of Plant Diseases and Protection, 2018, 125(1): 5–20.
- [28] ALSUWAIDI A, GRIEVE B, YIN H. Feature-ensemble-based novelty detection for analyzing plant hyperspectral datasets[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(4): 1041–1055.
- [29] NAVROZIDIS I, ALEXANDRIDIS T K, DIMITRAKOS A, et al. Identification of purple spot disease on asparagus crops across spatial and spectral scales[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 148(56): 322–329.
- [30] ZHANG C, CHEN W, SANKARAN S. High-throughput field phenotyping of Ascochyta blight disease severity in chickpea [J]. Crop Protection, 2019, 125(185): 117–132.
- [31] BAGHERI N, MOHAMADI-MONAVAR H, AZIZI A, et al. Detection of fire blight disease in pear trees by hyperspectral data [J]. European Journal of Remote Sensing, 2018, 51(1): 642–657.
- [32] HU X, ZHANG B, ZHANG X, et al. A hyperspectral image compression algorithm based on wavelet transformation and fractal composition(AWFC)[J]. Technological Science, 2006, 2(49): 48–56.