# 基于偏最小二乘法的小麦条锈病潜育期冠层 高光谱分析

刘 琦<sup>1,2</sup> 谷医林<sup>2</sup> 王翠翠<sup>2</sup> 王 睿<sup>3</sup> 李 薇<sup>2</sup> 马占鸿<sup>2\*</sup>

(1.新疆农业大学农学院植物病理学系,农林有害生物监测与安全防控重点实验室,乌鲁木齐 830052;
2.中国农业大学植物保护学院植物病理学系,农业部作物有害生物监测与绿色防控重点实验室, 北京 100193; 3.中国农业大学开封实验站,河南开封 475004)

摘要:为能够找到更快速、高效的监测早期小麦条锈病的方法,通过获得在0.2、0.1、0.05 mg/mL 三种不同浓度小麦条锈菌胁迫下的潜育期小麦冠层光谱数据,利用定性偏最小二乘法建立小麦条锈 病潜育期小麦叶片冠层光谱识别模型并分析在3类不同光谱特征(波段、变量、建模比)下的模型准确性及适应性。结果表明,在325~1075 nm 波段内,以伪吸收系数二阶导数[log10(1/R)\_2nd.dv]为光谱特征所建模型的平均准确率最高,训练集为97.89%,测试集为92.98%,可优先作为建模时备选的变量参数;在不同波段范围所建模型中,在925~1075 nm 波段内,以伪吸收系数的一阶导数[log10(1/R)]为光谱特征所建模型的平均准确率最高,训练集为98.27%,测试集为94.33%,可优先作为建 模时备选的波段范围。表明利用冠层高光谱特征可以实现对小麦条锈病潜育期的定性分析,是一种能早期监测小麦条锈病的无损高效方法。

关键词:小麦条锈病;潜育期;高光谱遥感;冠层光谱;定性偏最小二乘法

# Canopy hyperspectral features analysis of latent period wheat stripe rust based on discriminant partial least squares

Liu Qi<sup>1,2</sup> Gu Yilin<sup>2</sup> Wang Cuicui<sup>2</sup> Wang Rui<sup>3</sup> Li Wei<sup>2</sup> Ma Zhanhong<sup>2\*</sup>

(1. Key Laboratory of the Pest Monitoring and Safety Control of Crops and Forests, Department of Plant Patholog College of Agronomy, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, Xinjiang Uygur Autonomous Region, China; 2. Department of Plant Pathology, MOA Key Laboratory of Pest Monitoring and Green Management, College of Plant Protection, China Agricultural University, Beijing 100193, China; 3. Kaifeng Experimental Station of China Agricultural University, Kaifeng 475004, Henan Province, China)

**Abstract:** In order to find a better method of monitoring the wheat stripe rust earlier, the canopy hyperspectral data of wheat which was inoculated with three different concentrations (0.2, 0.1, 0.05 mg/mL) in the latent period was collected. With the method of discriminant partial least squares, the adaptability and accuracy of models with different modeling proportions, different spectra features and different wavebands were assessed. The results showed that under the different spectra features and the different modeling proportions conditions, the model with the log<sub>10</sub> (1/R)'s 2nd derivative's accuracy was better than others in 325–1 075 nm spectral region (the whole region), the training set's average accurate rate was 97.28%, and the testing set's average accurate rate was 92.98%, which could be considered priority as modeling alternative variable parameters. The models with log<sub>10</sub> (1/R)'s 1st derivative was better than other models in 925–1 075 nm waveband, and the training set's average accurate rate was 98.27%,

\* 通信作者 (Author for correspondence), E-mail: mazh@cau.edu.cn

基金项目:国家重点研发计划(2017YFD0200400,2017YFD0201700),新疆农业大学作物学重点学科项目

and the testing set's average accurate rate was 94.33%, which could be considered priority as modeling waveband. The results indicated that the qualitative identification of wheat stripe rust in the latent period could be implemented based on hyperspectral data at the canopy level, and it was simple, rapid, non-destructive and high-efficiency, so it was provided a new method for early monitoring wheat stripe rust. **Key words:** wheat stripe rust; latent period; hyperspectral remote sensing; canopy spectrum; discriminant partial least squares

小麦条锈病是由条形柄锈菌小麦专化型 Puccinia striiformis f. sp. tritici 侵染引起,是世界性禾谷类 作物病害,在美国西北部、法国地中海地区、新西兰 等多国均有报道(Chen et al., 1993; Enjalbert et al., 2002; Bahri et al., 2009)。该病害具有发生范围广、 流行速度快、危害程度重的特点,在我国曾先后4次 大流行,造成了60亿、30亿、25亿和14亿kg的小麦 产量损失(Wan et al., 2007),常发于华北、西北、长 江中下游及西南等麦区,是一种跨区流行性病害,其 病原菌可随气流远距离传播(李振岐和曾士迈, 2002;陈万权等,2013),其侵染循环主要有接触期、 侵入期、潜育期和发病期4个时期,其中在潜育期 时,病原菌会潜伏于寄主内部并利用寄主体内的营 养物质迅速生长和繁殖(王惠哲等,2006),并会逐渐 形成褪绿色的潜育斑;发病期时,病菌会在适宜条件 下迅速繁殖,造成病害的大流行。因此,对小麦条锈 病的早期监测是保证小麦生产安全的重要工作。

长期以来,小麦条锈病的监测依靠大量人工 田间完成,费时费力,且报道滞后。为解决这些问 题,寻找对条锈病实时监测或早期预测的技术或 方法是一项十分重要且必要的工作(王海光等, 2007)。传统方法一般利用人工调查和叶片培养 等监测技术,但并不能解决潜育期的小麦条锈病 菌识别(李振岐,1980)。近年来,高光谱遥感技术 飞速发展,它属于一种快速、高效、无损的检测技 术,该技术以足够的光谱分辨率区分具有诊断性 光谱特征的物质属性,这使其监测植物病害发生 成为可能。病原菌侵入植物体后,会造成寄主植 物水分、色素和结构产生相应变化,从而导致其在 可见光和近红外波段的反射率发生相应变化,因 此,可通过植物光谱变化来监测病害进展情况。 黄木易等(2003)研究表明田间的条锈病病叶率达 到5%时高光谱可对小麦条锈病做出早期诊断并建 立识别模型;蔡成静等(2005)认为健康、发病及处 于潜育期的小麦植株在某些特定波段下的高光谱 反射率存在显著差异;陈云浩等(2009)建立以微 分指数 SDr'/SDg'为变量的适合监测冬小麦早期病 情的模型;蒋金豹等(2010)以红边位置和黄边位 置建立了能够提前12 d识别受病害胁迫的小麦叶 片的模型;李小龙等(2013)利用近红外光谱技术 识别了在不同潜育期的小麦条锈病叶片。

在植被冠层光谱分析中,导数变换应用已十分 普遍。导数变换不仅可消除线性背景噪声的干扰, 还可以消除二次型背景噪声的干扰。Demetriades-Shah et al.(1990)证明利用原始光谱导数变换可以 减弱土壤背景噪声的干扰;王纪华等(2008)发现光 谱导数变换可以很容易确定光谱曲线的拐点及波 峰、波谷的反射率,并消除土壤背景噪声的干扰;近 红外波段是反应植被特征的重要波段,但进行低阶 导数变换时,会导致该区域植被信息损失,因此,运 用高阶导数、对数导数等变换来进一步降低信息损 失,常见的是对原始光谱曲线直接求对数或对其进 行倒数后再求对数(Yoder & Pettigrewcrosby, 1995; Blackburn, 1998; Serrano et al., 2002)。定性偏最小 二乘回归分析(discriminant partial least squares, DPLS)方法是Matlab R2010a软件中常用的建模方 法,可提供多对多线性回归的检测,它集合了主成分 分析、典型相关分析和线性回归分析的优势,提供更 加全面深入的信息。它是通过分类变量与光谱数据 的偏最小二乘分析,建立分类变量和光谱数据间的 偏最小二乘模型;再根据校正集建立的分类变量和 光谱特征的偏最小二乘模型对预测集样品进行预测 验证(郝勇等,2010);同时,定性偏最小二乘分析还 对分类信息矩阵具有一定的降维作用(覃鸿等,  $2011)_{\circ}$ 

基于此,本研究应用高光谱遥感技术测定 在3种浓度条锈菌胁迫下的处于潜育期的小麦叶片 冠层光谱,利用DPLS建立潜育期小麦条锈病相应 识别的模型,以期为进一步实现高光谱遥感技术监 测小麦条锈病奠定基础。

# 1 材料与方法

### 1.1 材料

供试小麦及菌株:小麦高感品种铭贤169、小

麦条锈病菌生理小种 CYR31、CYR32 和 CYR33, 均由中国农业大学植物病害流行学实验室分离鉴 定保存。

仪器: ASD FieldSpec<sup>®</sup> HandHeld<sup>™</sup>2分光辐射谱 仪,美国ASD公司。

### 1.2 方法

### 1.2.1 人工接种

将铭贤169麦种以内外圆圈法均匀种植在直径 10 cm的育苗盆,每盆22~28粒左右,共计40盆,标 记后在光照12h、光照强度10 000 lx、温度11~13℃、 湿度60%~70%的人工气候室培养。小麦条锈菌由 生理小种CYR31、CYR32和CYR33等比例混合后 待用。待麦苗第1片叶完全展开,用0.02%吐温-80 溶液将等比例混合的小麦条锈菌分别配制成浓度为 0.2、0.1、0.05 mg/mL的孢子悬浮液,每个浓度处理 10 mL, 喷雾接种 10 盆麦苗; 剩余 10 盆喷施等量 0.02% 吐温-80 溶液作健康对照。将4组处理分别 置于11℃下的培养箱保湿黑暗培养,24h后取出, 套入隔离罩置于人工气候室继续培养。接种后第 12天,所有接种的小麦植株均出现破裂的孢子堆, 说明接菌成功且整个潜育期为11 d。潜育期内共 获取了5次光谱数据,分别在接菌前1d和接菌后  $3,6,9,10 d_{\circ}$ 

### 1.2.2 光谱采集方法

测量尽量选择晴朗无云的天气,在11:30— 14:30之间进行测量,地物光谱测量前,对准标准参 考板进行定标,得到接近100%的基线,然后进行目 标地物测量。采集光谱数据时,光谱仪探头垂直于 地面,距离目标物高度为0.2 m,根据 Y=D+2×X×Tan (A/2)确定采样高度,其中D为裸光纤镜头直径,A 为镜头视场角度,本研究中为25°,Y为取样样品直 径,X为采样距离。光谱仪1次获取光谱曲线条数设 置为15,每个处理采集3次,3次平均数为该样品最 终的光谱数据。共采集600条光谱曲线,包括3个浓 度条锈菌胁迫的小麦条锈病潜育期光谱360条,接 菌前对照光谱120条,同期健康对照光谱120条。

### 1.3 数据分析

利用 ViewSpecPro 软件对光谱数据进行预处 理;其它试验数据利用 Excel 2003 和 SAS 9.0 软件 进行统计分析。光谱数据后续降噪消噪采用导数 变换的方法,将原始光谱曲线转变为原始光谱值 (R)、原始光谱的一阶导数(R\_1st.dv)、原始光谱 的二阶导数(R\_2nd.dv)、伪吸收系数[log<sub>10</sub>(1/R)]、 伪吸收系数的一阶导数[log<sub>10</sub>(1/R)\_1st.dv]、伪吸 收系数的二阶导数[log<sub>10</sub>(1/R)\_2nd.dv]共6个变量 参数。

# 2 结果与分析

### 2.1 不同浓度5个时间点的光谱曲线

本研究获得不同浓度5个时间点的光谱曲线, 每1条光谱是由同一天同种接菌浓度接菌的10盆小 麦的冠层光谱曲线平均得到,结果显示,浓度为0.2、 0.1 mg/L小麦条锈菌胁迫下的小麦冠层光谱曲线变 化趋势大致相同(图1-A、B);0.05 mg/L小麦条锈菌 胁迫的小麦植株,其冠层光谱在潜育期1~9 d的变 化规律与其余2种处理的结果相同,但在潜育期第 10天时,各波段的光谱反射率相比潜育期第9天时 无明显变化(图1-C)。

### 2.2 全波段模型模拟结果

在全波段范围内利用 DPLS 方法建立识别潜 育期小麦条锈菌模型,结果显示,在325~1075 nm 范围内,以R为光谱特征,模型训练集平均准确率 为97.12%,测试集平均准确率为85.30%;以R 1st. dv为光谱特征,模型训练集平均准确率为99.03%, 测试集平均准确率为79.10%;以R 2nd.dv为光谱 特征,模型训练集平均准确率为96.90%,测试集平 均准确率为84.30%;以log10(1/R)为光谱特征,训练 集平均准确率为97.77%,测试集平均准确率为 84.52%;以log10(1/R) 1st.dv为光谱特征,模型训练 集平均准确率为98.14%,测试集平均准确率为 91.15%;以log<sub>10</sub>(1/R) 2nd.dv为光谱特征,模型训 练集平均准确率为97.89%,测试集平均准确率为 92.98%。说明以 log<sub>10</sub>(1/R) 2nd.dv 为光谱特征所 建模型识别平均准确率最高,可优先作为建模备选 的光谱特征(表1)。

### 2.3 区间波段模型模拟结果

全波段内建模,由于信息全面而导致计算机运 算缓慢,且无效信息远多于有效信息,导致光谱识 别准确率下降。为寻找具有有效信息最多能够最 大限度发挥模型模拟效率,将325~1075 nm波段等 分为5个区间一致的小波段,根据不同光谱特征建 立相应识别模型,以筛选出识别建模的最佳波段。 结果显示,不同模型的训练集平均准确率相差较 小,而测试集平均准确率相差较大。在全波段 325~1 075 nm 范围内容,以 log<sub>10</sub>(1/R)\_1st.dv 和 log<sub>10</sub>(1/R)\_2nd.dv 为光谱特征所建模型识别效果最 好,训练集平均准确率分别为 98.14% 和 97.89%, 测试集平均准确率分别为 91.15% 和 92.98%。在 325~474 nm 波长范围内建模,以 log<sub>10</sub>(1/R)为光谱 特征所建模型识别效果最好,训练集平均准确率 为 97.42%,测试集平均准确率为 93.48%;在 475~624 nm 波长范围内建模,以 log<sub>10</sub>(1/R)\_1st.dv 为光 谱特征所建模型识别效果最好,训练集平均准确率 为 99.25%,测试集平均准确率为 89.47%;在 625~

774 nm 波长范围内建模,以R为光谱特征所建模型 识别效果最好,训练集平均准确率为97.80%,测试 集平均准确率为92.31%;在775~924 nm 波长范围 内建模,以R\_1st.dv为光谱特征所建模型识别效果 最好,训练集平均准确率为97.75%,测试集平均准 确率为92.30%;在925~1 075 nm 波长范围内建模, 以log10(1/R)\_1st.dv为光谱特征所建模型识别效果 最好,训练集平均准确率为98.27%,测试集平均准 确率为94.33%(图2)。



图1 在 0.2(A)、0.1(B)、0.05 mg/mL(C)接种浓度下小麦条锈病潜育期小麦冠层光谱曲线 Fig. 1 The reflectance curves of wheat canopy in latent period with 0.2(A), 0.1(B), 0.05 mg/mL(C) inoculated concentrations of *Puccinia striiformis* f. sp. *tritici* 

### 表1 全波段范围内利用原始光谱不同变换参数所建的识别潜育期小麦条锈菌模型的识别效果

Table 1 Prediction results of different sampling recognition models of wheat stripe rust in latent period based on different

transformation parameters								
神港11人111年		训练集准	测试集准		建模比(训练		训练集准	测试集准
光谱特征 集:测试集) Spectra Modeling ratio feature (training set: testing set)	主成分数	确率	确率	光谱特征 Spectra feature	集:测试集)	主成分数	确率	确率
	Number of	of Training	Testing		Modeling	Number of	Training	Testing
	principal	set	set		ratio	principal	set	set
	component	accuracy	accuracy		(training set:	component	accuracy	accuracy
		(%)	(%)		testing set)		(%)	(%)
1:1 2:1	4.00 4.00	97.33 98.00	84.00 78.00	$\log_{10}(1/R)$	1:1 2:1	8.00 8.00	100.00 98.00	83.67 74.00
3:1	4.00	96.46	89.19		3:1	7.00	95.58	83.73
4:1	4.00	96.67	90.00		4:1	10.00	97.50	96.67
平均数 Mean	4.00	97.12	85.30		平均数 Mean	n 8.25	97.77	84.52
1:1	3.00	98.67	80.00	$\log_{10}(1/R)_{1st.dv}$	1:1	7.00	98.67	92.00
2:1	3.00	100.00	78.00		2:1	9.00	99.00	88.00
3:1	3.00	99.12	78.38		3:1	8.00	98.23	94.59
4:1	3.00	98.33	80.00		4:1	10.00	96.67	90.00
平均数 Mean	3.00	99.03	79.10		平均数 Mean	8.50	98.14	91.15
1:1	3.00	97.33	78.67	$\log_{10}(1/R)_2$ nd.dv	1:1	7.00	96.00	93.33
2:1	3.00	98.00	76.00		2:1	10.00	99.00	94.00
3:1	4.00	95.58	89.19		3:1	8.00	98.23	94.59
4:1	4.00	96.67	93.33		4:1	11.00	98.33	90.00
平均数 Mean	3.50	96.90	84.30		平均数 Mear	n 9.00	97.89	92.98
	建模比(训练 集:测试集) Modeling ratio (training set: testing set) 1:1 2:1 3:1 4:1 平均数 Mean 1:1 2:1 3:1 4:1 平均数 Mean 1:1 2:1 3:1 4:1 平均数 Mean	建模比(训练 集:测试集)主成分数Modeling ratio (training set: testing set)Number of principal component1:14.002:14.003:14.004:14.001:13.002:13.003:13.004:13.002:13.003:13.004:13.002:13.003:14.00平均数 Mean3.001:13.002:13.003:14.004:14.00平均数 Mean3.50	建模比(训练 集:测试集)训练集准建模比(训练 集:测试集)主成分数确率Modeling ratio (training set: testing set)Number of principalTraining of set1:14.0097.332:14.0098.003:14.0096.67平均数 Mean4.0097.121:13.0098.672:13.0099.121:13.0099.121:13.0099.33平均数 Mean3.0099.031:13.0095.584:14.0095.584:14.0095.67平均数 Mean3.5096.90	建模比(训练 集:测试集)训练集准 測域集准建模比(训练 集:测试集)主成分数确率确率Modeling ratio (training set: testing set)Number of principalTraining setTesting set1:14.0097.3384.002:14.0098.0078.003:14.0096.6689.194:14.0097.1285.301:13.0098.6780.002:13.0099.1278.384:13.0099.1278.384:13.0099.3380.00平均数 Mean3.0099.0379.101:13.0095.5889.194:14.0095.5889.194:14.0095.5889.194:14.0096.6793.33平均数 Mean3.5096.9084.30	建模比(训练 集:测试集)	Transformation parameters建模比(训练 集:测试集)連成分数 确率确率 确率確率 介書Modeling ratio (training set: testing set)Number of principalTraining setTesting set光谱特征 featureModeling ratio1:14.0097.3384.00 (%) $0g_{10}(1/R)$ 1:1 1:12:14.0098.0078.00 $0g_{10}(1/R)$ 1:1 2:13:14.0096.6790.004:1平均数 Mean4.0097.1285.30 $0g_{10}(1/R)_1$ lst.dv1:1 1:12:13.0098.6780.00 $0g_{10}(1/R)_1$ lst.dv1:1 1:12:13.0099.0379.10 $1:1$ 3:14:13.0098.3380.004:1平均数 Mean3.0099.0379.10 $1:1$ 1:13.0098.0076.002:13:14.0095.5889.193:14:14.0096.6793.334:1平均数 Mean3.5096.9084.30平均数 Mean	建模比(训练 集:)))         ·训练集准         测试集/油         建模比(训练 主成分数)         ·训练集准         测试集/油         ·注核分数           Modeling ratio (training set: testing set)         Tanining         Testing         ·光谱特征         Modeling         Number of           principal         set         set         Spectra         ratio         principal           testing set)         component         accuracy         accuracy         feature         ratio         principal           1:1         4.00         97.33         84.00         log <sub>10</sub> (1/R)         1:1         8.00           2:1         4.00         96.66         89.19         3:1         7.00           4:1         4.00         96.67         90.00 $= = = = = = = = = = = = = = = = = = = $	建模比(训练 集:测试集)         ····································





光谱特征选择无预处理的 R,波段范围选择 625~774 nm 和 775~924 nm 时,所建模型效果最好, 训练集平均准确率分别为 97.80% 和 97.93%,测试集 平均准确率分别为 92.31% 和 91.48%;光谱特征选择 R\_1st.dv,波段范围选择 775~924 nm 时,所建模型的 效果最好,训练集平均准确率为 97.75%,测试集平 均准确率为 92.30%;光谱特征选择 R\_2nd.dv,波段 范围选择 325~474 nm 和 775~924 nm 时,所建模型 效果最好,训练集平均准确率为 97.24% 和 96.27%, 测试集平均准确率为 93.32% 和 90.80%;光谱特征 选择 log10(1/R),波段范围选择 325~474 nm 和 925~1075 nm时,所建模型的效果最好,训练集平均 准确率分别为97.42%和98.43%,测试集平均准确率 分别为93.48%和92.47%;光谱特征选择log<sub>10</sub>(1/R)\_ 1st.dv,波段范围选择325~1075 nm和925~1075 nm 时,所建模型的效果最好,训练集平均准确率分别为 98.14%和98.27%,测试集平均准确率分别为91.15% 和94.33%;光谱特征选择log<sub>10</sub>(1/R)\_2nd.dv,波段范 围选择325~1075、625~774和925~1075 nm时,所 建模型的效果最好,训练集平均准确率分别为 97.89%、97.89%和96.31%,测试集平均准确率分别 为92.98%、92.14%和93.65%(图3)。





综上所述,利用冠层高光谱数据识别潜育期小 麦条锈病的最佳备选波段为925~1075nm,最优光 谱特征为log<sub>10</sub>(1/R)\_1st.dv,该模型训练集平均准确 率可达98.27%,测试集平均准确率可达94.33%。

## 3 讨论

本研究基于DPLS方法建立了识别不同锈菌浓度胁迫下的潜育期内的小麦冠层高光谱模型,研究

了不同特征参量特别是波段选择对所建模型识别效 果的影响。结果显示,在325~1075 nm 全波段所建 模型中,6种不同变量参数对模型的影响不同,其中 log<sub>10</sub>(1/R)\_2nd.dv的建模效果均相对较好;同时,不 同建模比例对模型的影响也有高低,建模比为4:1 的模型模拟效果相对较好。波段的选择对模型的识 别效果也有影响,波段范围过窄,可能遗漏识别目标 的有效信息;波段范围过宽,可能无效信息过多,模

型效率降低。在相同建模比,不同光谱特征分波段 的模型中,或不同建模比相同光谱特征分波段模型 中,均存在某一波段训练集和测试集准确率高于平 均水平;综合6种不同变量参数模型平均水平,模型 识别效果较好的波段多集中于625~1 075 nm 波 段。这一结果与小麦受到条锈病菌胁迫后生理上发 生的变化相吻合,病原菌侵入寄主后的潜伏期需从 寄主体内摄取营养物质、水分来进行繁殖和扩展,导 致寄主新陈代谢、细胞状态、色素含量和水分含量等 产生显著变化(王惠哲等,2006)。随着小麦条锈菌 在寄主体内不断繁殖,寄主叶片水分含量和叶绿素 含量减低,叶片结构改变;在潜育期时,小麦叶片最 明显症状是出现褪绿斑、变黄。由于460~680 nm波 段处的反射吸收特征主要与植被的色素含量有关, 而750~1300 nm 主要与植被的叶片水分含量有关, 从而在冠层高光谱上的变化非常明显(黄木易等, 2003),而本研究模型识别效果较好波段多集中于 625~1075 nm 波段,与其相符合。

本研究虽实现了利用冠层高光谱数据定性模拟 识别潜育期的小麦条锈病,而且识别效果较好,但能 否实现小麦条锈菌的定量识别仍值得探讨和研究; 另外,本研究只是将全波段范围进行简单的5等分 后建立相应模型以探求适合于识别的、具有最大有 效信息量的最佳波段,但是并未针对能够反应植被 光谱变化最多的波段,比如近红外波段,可见光波段 中的红边、黄边、蓝边位置,未来研究可以针对这些 能够代表植被变化的特征波段建立相应模型,还可 将模型预测结果组合,通过投票的方式决定测试样 本的类别。本试验中所用材料来自人工气候室内, 受外界因素影响较小,所建模型识别效果较好。鉴 于田间小麦所处环境较为复杂,干扰因素较多,对田 间小麦条锈病实现准确快速的早期诊断将更加具有 现实意义。因此,利用高光谱遥感技术对田间小麦 条锈病潜育病情的监测也将是研究重点。

#### 参考文献(References)

- Bahri B, Leconte M, de Vallavieille-Pope C, Enjalbert J. 2009. Isolation of ten microsatellite loci in an EST library of the phytopathogenic fungus *Puccinia striiformis* f. sp. *tritici*. Conservation Genetics, 10(5): 1425–1428
- Blackburn GA. 1998. Spectral indices for estimating photosynthetic pigment concentrations: a test using senescent tree leaves. Interna-

tional Journal of Remote Sensing, 19: 657-675

- Cai CJ, Wang HG, An H, Shi YC, Huang WJ, Ma ZH. 2005. Remote sensing research on monitoring technology of wheat stripe rust. Journal of Northwest Sci-Tech University of Agriculture and Forestry (Natural Science Edition), 33(6): 31-36 (in Chinese) [蔡成 静, 王海光, 安虎, 史延春, 黄文江, 马占鸿. 2005. 小麦条锈病高 光谱遥感监测技术研究. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 33(6): 31-36]
- Chen WQ, Kang ZS, Ma ZH, Xu SC, Jin SL, Jiang YY. 2013. Integrated management of wheat stripe rust caused by *Puccinia striiformis* f. sp. *tritici* in China. Scientia Agricultura Sinica, 46(20): 4254-4262 (in Chinese) [陈万权, 康振生, 马占鸿, 徐世昌, 金社 林, 姜玉英. 2013. 中国小麦条锈病综合治理理论与实践. 中国 农业科学, 46(20): 4254-4262]
- Chen XM, Line RF, Leung H. 1993. Relationship between virulence variation and DNA polymorphism in *Puccinia striiformis*. Phytopathology, 83(12): 1489–1497
- Chen YH, Jiang JB, Huang WJ, Wang YY. 2009. Comparison of principal component analysis with VI-empirical approach for estimating severity of yellow rust of winter wheat. Spectroscopy and Spectral Analysis, 29(8): 2161–2165 (in Chinese) [陈云浩, 蒋金豹, 黄文 江, 王圆圆. 2009. 主成分分析法与植被指数经验方法估测冬小 麦条锈病严重度的对比研究. 光谱学与光谱分析, 29(8): 2161– 2165]
- Demetriades- Shah TH, Steven MD, Clark JA. 1990. High resolution derivative spectra in remote sensing. Remote Sensing of Environment, 33(1): 55–64
- Enjalbert J, Duan X, Giraud T, Vautrin D, de Vallavieille-Pope C, Solignac M. 2002. Isolation of twelve microsatellite loci, using an enrichment protocol, in the phytopathogenic fungus *Puccinia striiformis* f. sp. *tritici*. Molecular Ecology Notes, 2(4): 563–565
- Hao Y, Sun XD, Gao RJ, Pan YY, Liu YD. 2010. Application of visible and near infrared spectroscopy to identification of navel orange varieties using SIMCA and PLS-DA methods. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 26(12): 373–377 (in Chinese) [郝勇, 孙旭东, 高荣杰, 潘媛媛, 刘燕德. 2010. 基于可 见/近红外光谱与 SIMCA 和PLS-DA 的脐橙品种识别. 农业工 程学报, 26(12): 373–377]
- Huang MY, Wang JH, Huang WJ, Huang YD, Zhao CJ, Wan AM. 2003. Hyperspectral character of stripe rust on winter wheat and monitoring by remote sensing. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 19(6): 154–158 (in Chinese) [黄 木易, 王纪华, 黄文江, 黄义德, 赵春江, 万安民. 2003. 冬小麦条 锈病的光谱特征及遥感监测. 农业工程学报, 19(6): 154–158]
- Jiang JB, Huang WJ, Chen YH. 2010. Using canopy hyperspectral ratio index to retrieve relative water content of wheat under yellow rust stress. Spectroscopy and Spectral Analysis, 30(7): 1939–1943 (in Chinese) [蒋金豹, 黄文江, 陈云浩. 2010. 用冠层光谱比值指 数反演条锈病胁迫下的小麦含水量. 光谱学与光谱分析, 30(7):

1939-1943]

- Li XL, Ma ZH, Zhao LL, Li JH, Wang HG. 2013. Early diagnosis of wheat stripe rust and wheat leaf rust using near infrared spectroscopy. Spectroscopy and Spectral Analysis, 33(10): 2661–2665 (in Chinese) [李小龙, 马占鸿, 赵龙莲, 李军会, 王海光. 2013. 基于 近红外光谱技术的小麦条锈病和叶锈病的早期诊断. 光谱学与 光谱分析, 33(10): 2661–2665]
- Li ZQ. 1980. The variation of wheat variety resistance to stripe rust in China and the way of its solution. Scientia Agricultura Sinica, (3): 72-77 (in Chinese) [李振岐. 1980. 我国小麦品种抗条锈性丧失 原因及其解决途径. 中国农业科学, (3): 72-77]
- Li ZQ, Zeng SM. 2002. Wheat rusts in China. Beijing: China Agriculture Press (in Chinese) [李振岐, 曾士迈. 2002. 中国小麦锈病. 北京: 中国农业出版社]
- Qin H, Wang HR, Li WJ, Jin XX. 2011. Application of DPLS-based LDA in corn qualitative near infrared spectroscopy analysis. Spectroscopy and Spectral Analysis, 31(7): 1777–1781 (in Chinese) [覃 鸿, 王徽蓉, 李卫军, 金小贤. 2011. 基于 DPLS 特征提取的 LDA 方法在玉米近红外光谱定性分析中的应用. 光谱学与光谱分 析, 31(7): 1777–1781]
- Serrano L, Peñuelas J, Ustin SL. 2002. Remote sensing of nitrogen and lignin in Mediterranean vegetation from AVIRIS data: decomposing biochemical from structural signals. Remote Sensing of Environment, 81(2/3): 355–364

- Wan AM, Chen XM, He ZH. 2007. Wheat stripe rust in China. Australian Journal of Agricultural Research, 58(6): 605–619
- Wang HG, Ma ZH, Wang T, Cai CJ, An H, Zhang LD. 2007. Application of hyperspectral data to the classification and identification of severity of wheat stripe rust. Spectroscopy and Spectral Analysis, (9): 1811–1814 (in Chinese) [王海光, 马占鸿, 王韬, 蔡成静, 安虎, 张录达. 2007. 高光谱在小麦条锈病严重度分级识别中的应用. 光谱学与光谱分析, (9): 1811–1814]
- Wang HZ, Pang JA, Li SJ, Huo ZR. 2006. Effects of weak light treatment on growth and development of different varieties of *Cucumis satitus* L. in spring greenhouse. Journal of Henan Agricultural University, 40(2): 156–160 (in Chinese) [王惠哲, 庞金安, 李淑 菊, 霍振荣. 2006. 弱光处理对春季温室不同品种黄瓜生长发育 的影响. 河南农业大学学报, 40(2): 156–160]
- Wang JH, Zhao CJ, Huang WJ. 2008. The basis and application of quantitative remote sensing in agriculture. Beijing: Science Press, pp. 158 (in Chinese) [王纪华, 赵春江, 黄文江. 2008. 农业定量遥 感基础与应用. 北京: 科学出版社, pp.158]
- Yoder BJ, Pettigrewcrosby RE. 1995. Predicting nitrogen and chlorophyll content and concentrations from reflectance spectra (400 – 2500 nm) at leaf and canopy scales. Remote Sensing of Environment, 53(3): 199–211

(责任编辑:王 璇)