

潜育期小麦条锈菌的高光谱定性识别

刘琦^{1,2} 王翠翠² 王睿³ 谷医林² 李薇² 马占鸿^{2*}

(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护重点实验室, 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: 小麦条锈病的发生流行严重影响小麦的生产安全, 其早期的监测预警对病害发生的防控具有重要作用。本研究利用 HandHeld 2 地物光谱仪获取不同浓度小麦条锈菌胁迫下的潜育期小麦冠层高光谱数据, 基于定性偏最小二乘 (discriminant partial least squares, DPLS)、人工神经网络 (artificial neural networks, ANN) 和支持向量机 (support vector machine, SVM) 3 种方法建立识别潜育期小麦条锈菌的模型, 并分析接菌间隔日、建模比及光谱特征的差异对模型效果的影响。结果显示, 在全波段 (325~1 075 nm) 建模, SVM 识别效果优于 ANN, 而 ANN 优于 DPLS, 其中以一阶导数为光谱特征所建模型识别效果最优, 在不同建模比下其识别准确率均可达到 100.00%。

关键词: 潜育期; 小麦条锈菌; 小麦条锈病; 高光谱遥感; 数学模型

Hyperspectral qualitative identification on latent period of wheat stripe rust

Liu Qi^{1,2} Wang Cuicui² Wang Rui³ Gu Yilin² Li Wei² Ma Zhanhong^{2*}

(1. Key Laboratory of the Pest Monitoring and Safety Control of Crops and Forests, Department of Plant Pathology, College of Agronomy, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, Xinjiang Uygur Autonomous Region, China; 2. Department of Plant Pathology, MOA Key Lab 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: Wheat stripe rust seriously affects the safety of wheat production. The early monitoring and warning of this disease is of great significance to control the disease epidemic and ensure the quality and safety of wheat production. It is available to use the canopy hyperspectral reflectance which obtained from spectrograph HandHeld 2 to differentiate the different *Pst* concentrations in latent period. The effects of different inoculation days, different modeling ratios and different spectral features were assessed with the DPLS, ANN and SVM methods. The results showed that in the spectral region of 325–1 075 nm, the models accuracy based on ANN was better than the DPLS, and the SVM was the best. The model with the spectral feature of 1st derivative of reflectance had better accuracy than others, and the accuracy rate could be up to 100.00%.

Key words: latent period; *Puccinia striiformis* f. sp. *tritici*; wheat stripe rust; hyperspectral remote sensing; mathematical model

小麦条锈病是由条锈菌小麦专化型 (*Puccinia striiformis* f. sp. *tritici*, *Pst*) 引起的一种随高空气流

大范围远距离传播的流行性病害 (李振岐和曾士迈, 2002; 陈万权等, 2013)。该病原菌是一种活体专性

基金项目: 国家重点研发计划 (2017YFD0200400, 2016YFD0300702), 新疆农业大学作物学博士后项目, 新疆农业大学作物学重点学科项目

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

收稿日期: 2017-09-04

寄生菌,是具有5种孢子形态的全锈型生活史真菌(Jin et al., 2010)。该病中度流行时,可导致10%~20%的小麦产量损失;重度流行时,可导致30%的损失;如遇特大流行年份,可导致50%~60%的损失,乃至绝产。在我国,小麦条锈病曾于1950、1964、1990、2002和2009年重度流行,分别造成了60亿、30亿、26.5亿、14亿和4.5亿kg的小麦产量损失(万安民等, 2003; Wan et al., 2007)。

潜育期是指病原菌侵入寄主后尚未显示症状的时期。因其受气候等条件的影响,时间可在2周到几个月间变化(李振岐和曾士迈, 2002)。在此期间,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(马占鸿, 2010)。当病原菌侵入到一定程度,就会导致寄主水分含量、叶绿素含量、光合速率和光能转换率等一些指标的持续下降(贾明贵等, 1992; 李玥仁和商鸿生, 2001; 王北洪等, 2004),导致光合产物量降低,严重影响小麦灌浆,从而导致小麦品质和产量的重大损失。因此,实现潜育期内的小麦条锈病的快速监测不仅可对病情发展做出估测,也可用于指导制定合理的防治策略。

在小麦条锈病潜育期,病原菌需从寄主体内摄取繁殖和扩展必要的营养物质和水分,使其新陈代谢包括水分含量、色素含量和细胞等产生显著改变(王惠哲等, 2006)。高光谱遥感技术便是基于这一特性监测植物在不同生长状况下的光谱特征,用于指导病害的识别。利用遥感技术监测小麦条锈病已有一些报道。在单叶测定方面,安虎等(2005)模拟了小麦叶片光谱反射率与小麦条锈病严重度二者之间的关系。王海光等(2007)基于支持向量机(support vector machine, SVM)的方法建立模型用于识别严重度不同的小麦条锈病。Zhao et al. (2014)针对小麦抽穗和灌浆2个不同生育期,结合不同严重度的小麦条锈病光谱信息,建立数学模型在灌浆期可以更好地运用光谱信息反演条锈病发生严重度。在近地冠层测定方面,黄木易等(2003)发现了监测小麦条锈病的敏感波段为630~687 nm、740~890 nm和976~1 350 nm。Moshou et al. (2004)利用人工神经网络技术(artificial neural networks, ANN)和多层次感知的方法,将光谱监测小麦条锈病的准确率提高到99%,使利用近地遥感监测植物病害成为可能。蔡成静等(2005)发现了小麦条锈病单叶的健康、潜育、发病光谱曲线在特定波段具有显著差异。蒋金豹等(2007)得到了小麦条锈病的病情指数与冠

层光谱的一阶微分指数在一定波段范围内具有极显著相关性。郭洁滨等(2009)研究得到不同小麦品种对小麦条锈病的光谱曲线变化影响不大。蒋金豹等(2010)研究了小麦条锈菌胁迫下的小麦条锈病病情指数和对应冠层光谱,以红边位置和黄边位置建立的模型能将小麦条锈病的识别提前至12 d。李小龙等(2013)研究认为利用近地遥感技术中的近红外波段识别不同潜育期的小麦条锈菌是可行的,并基于定性偏最小二乘法(DPLS)和定量偏最小二乘法(QPLS)2种方法实现了小麦条锈病菌和叶锈病菌的识别和测定(李小龙等, 2014),利用近红外遥感技术定性区分了不同严重度分级的小麦条锈病(李小龙等, 2015)。Liu et al. (2015)基于DPLS方法识别了不同接菌浓度胁迫下的潜育期小麦条锈病; Wang et al. (2015)利用田间小麦冠层高光谱信息构建了区分小麦条锈病和叶锈病的识别模型和反演模型。

本研究运用ASD HH 2型地物光谱仪测量不同浓度小麦条锈菌胁迫的且处于潜育期的小麦叶片的冠层高光谱数据,基于DPLS、ANN和SVM三种方法分别建立相应数学模拟模型,旨在明确是否能够利用冠层高光谱数据区分健康与潜育期的小麦条锈病,并比较不同建模方法的区分效果,以期寻找出能够识别潜育期小麦条锈病的最优方法和最优光谱特征。

1 材料与方法

1.1 材料

供试小麦与菌株:供试小麦品种为铭贤169(高度感病)。供试菌株为小麦条锈菌生理小种CYR31、CYR32和CYR33,将其按1:1:1比例混匀制成孢子悬浮液,待用。以上材料均由中国农业大学植物病害流行病学实验室提供。

仪器:ASD FieldSpec® HandHeld™ 2光谱数据采集仪器,美国ASD公司。

1.2 方法

1.2.1 接种处理

将20~25粒铭贤169种子种植在直径10 cm的育苗盆中,胚芽向上且朝向花盆中心点播,待第1片叶完全展开后,将3种浓度分别为0.2、0.1、0.05 mg/mL的CYR31、CYR32和CYR33等比例混合的小麦条锈菌孢子悬浮液喷雾接种于麦苗,处理组每浓度接种10盆麦苗,另有10盆麦苗作为同期健康对照,喷施等量蒸馏水。试验总计40盆麦苗。

1.2.2 光谱采集

测量尽量选择晴朗无云的天气,在北京时间 11:30—14:30 之间进行测量。根据以下公式确定采样高度: $Y=D+2 \times X \times \tan(A/2)$ 。其中: Y 为取样样品直径, D 为裸光纤镜头直径, A 为镜头视场角度, 本研究中为 25° , X 为采样距离。花盆直径 10 cm, 视场角 25° , 光纤直径忽略不计, 确定采样距离为 20 cm, 即光谱仪探头垂直于地面, 距离目标物高度为 20 cm。

接种后第 12 天观察到小麦叶片出现淡黄色孢子堆, 判定条锈菌成功侵染小麦叶片且潜育期为 11 d, 伴随潜育期的光谱测定时间为接菌前 1 d, 以及接菌后的第 3、6、9、10 天。总共得到 600 条光谱曲线用于后续分析处理, 其中包括接菌前健康对照光谱 120 条、同期生长健康小麦对照光谱 120 条、3 个不同浓度小麦条锈病潜育期光谱 360 条。

1.2.3 光谱特征数据分析

光谱数据预处理利用 ViewSpecPro 软件; 其它数据利用 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以下 2 类光谱特征变换的方法。

第一类光谱特征: 本研究获取的小麦冠层光谱信息丰富, 既有研究所需信息, 也有背景干扰信息。为了去除这些背景和噪声的干扰, 采取了低阶导数变换(浦瑞良和宫鹏, 2003)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 $[\log_{10}(1/R)]$ 、伪吸收系数的一阶导数 $[\log_{10}(1/R)_{1st.dv}]$ 、伪吸收系数的二阶导数 $[\log_{10}(1/R)_{2nd.dv}]$ 共 6 个变量参数, 并统称为第一类光谱特征, 即导数变换。

第二类光谱特征: 因植被指数可根据光谱信号变化反映植物相应的生理变化, 因而将光谱数据转换了 22 个常见的植被指数和三边变量参数, 并将此作为第二类光谱特征, 即植被指数和三边变量参数(浦瑞良和宫鹏, 2003)。基于高光谱位置的 10 个变换参数: D_b : 蓝边(490~530 nm)内光谱反射率一阶微分的最大值; λ_b : D_b 对应的波长位置(nm); D_y : 黄边(550~582 nm)内光谱反射率一阶微分的最大值; λ_y : D_y 对应的波长位置(nm); D_r : 红边(680~780 nm)内光谱反射率一阶微分的最大值; λ_r : D_r 对应的波长位置(nm); R_g : 波长(510~560 nm)内光谱反射率的最大值; λ_g : R_g 对应的波长位置(nm); R_t : 波长(640~680 nm)内光谱反射率的最小值; λ_0 : R_t 对应的波长

位置(nm)。基于高光谱面积的 3 个变换参数: SD_b : 蓝边(490~530 nm)内光谱反射率一阶微分值的总和; SD_y : 黄边(550~582 nm)内光谱反射率一阶微分值的总和; SD_r : 红边(680~780 nm)内光谱反射率一阶微分值的总和。基于高光谱比值的 6 个变换参数: R_g/R_t : 绿峰位置的反射率(R_g)与红谷位置的反射率(R_t)的比值; $(R_g - R_t)/(R_g + R_t)$: 绿峰位置的反射率(R_g)与红谷位置的反射率(R_t)的归一化值; SD_r/SD_b : 红边内一阶微分总和(SD_r)与蓝边内一阶微分总和(SD_b)的比值; SD_r/SD_y : 红边内一阶微分总和(SD_r)与黄边内一阶微分总和(SD_y)的比值; $(SD_r - SD_b)/(SD_r + SD_b)$: 红边内一阶微分总和(SD_r)与蓝边内一阶微分总和(SD_b)的归一化值; $(SD_r - SD_y)/(SD_r + SD_y)$: 红边内一阶微分总和(SD_r)与黄边内一阶微分总和(SD_y)的归一化值。3 种植被指数: 比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)(Jordan, 1969)、归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)(Rouse et al., 1973)、三角植被指数(triangular vegetation index, TVI)(Richardson & Wiegand, 1977), 其中 $RVI = Nir/Red$, $NDVI = (Nir - Red)/(Nir + Red)$, $DVI = Nir - Red$ 。式中, Nir 代表近红外波段反射率, Red 代表红光波段反射率。

2 结果与分析

2.1 全波段建模结果

为避免遗漏有效光谱信息, 首先在全谱区(325~1 075 nm)内利用 DPLS 方法按不同建模比、不同光谱特征建模, 识别效果如表 1 所示。利用第一类光谱特征建立的所有模型中, 训练集平均准确率为 97.81%, 测试集平均准确率为 86.23%。6 类光谱特征中以 $\log_{10}(1/R)_{2nd.dv}$ 所建模型的平均模拟效果最好, 训练集平均准确率可达 97.89%, 测试集平均准确率可达 92.98%, 当训练集与测试集比例设置为 3:1, 主成分数设置为 8 时, 模型识别效果相对较好, 训练集准确率可达 98.23%, 测试集准确率可达 94.59%, 因此, $\log_{10}(1/R)_{2nd.dv}$ 可优先作为建模识别潜育期小麦条锈病的备选变量参数。利用第二类光谱特征建立识别模型, 其训练集平均准确率为 86.43%, 测试集平均准确率为 67.87%, 不论建模比多少, 测试集准确率均不高, 因此, 第二类光谱特征不适用于利用光谱信息识别潜育期小麦条锈病的建模所需变量参数。

利用 ANN 法建立相应识别模型, 结果如表 2 所示。利用第一类光谱特征建立的所有模型中, 训练集

平均准确率为99.59%,测试集平均准确率为97.63%。6类光谱特征中以R_1st.dv和R_2nd.dv所建模型的平均模拟效果最好,训练集及测试集平均准确率均达到100.00%,且建模比例对于模型模拟效果没有影响。

因此,R_1st.dv和R_2nd.dv可优先作为建模所需的备选变量。说明ANN方法相对于DPLS方法有着更高的识别准确率,更强的容错能力,稳定性高,自组织学习能力强,体现出了更强的优越性。

表 1 基于DPLS方法在全波段范围内利用不同光谱特征及不同建模比下所建模型的识别效果

Table 1 Prediction accuracies of models resulting from different spectral characteristics and different ratios of training set to testing set based on DPLS in all band

定性偏最小二乘 Discriminant partial least squares (DPLS)				
光谱特征 Spectra feature	建模比 Modeling ratio (训练集:测试集) (training set:testing set)	主成分数 Number of principal components	准确率 Accuracy (%)	
			训练集 Training set	测试集 Testing set
第一类光谱特征 The 1st spectra feature				
R	1:1	4	97.33	84.00
	2:1	4	98.00	78.00
	3:1	4	96.46	89.19
	4:1	4	96.67	90.00
	平均数 Mean	—	97.12	85.30
R_1st.dv	1:1	3	98.67	80.00
	2:1	3	100.00	78.00
	3:1	3	99.12	78.38
	4:1	3	98.33	80.00
	平均数 Mean	—	99.03	79.10
R_2nd.dv	1:1	3	97.33	78.67
	2:1	3	98.00	76.00
	3:1	4	95.58	89.19
	4:1	4	96.67	93.33
	平均数 Mean	—	96.90	84.30
$\log_{10}(1/R)$	1:1	8	100.00	83.67
	2:1	8	98.00	74.00
	3:1	7	95.58	83.73
	4:1	10	97.50	96.67
	平均数 Mean	—	97.77	84.52
$\log_{10}(1/R)$ _1st.dv	1:1	7	98.67	92.00
	2:1	9	99.00	88.00
	3:1	8	98.23	94.59
	4:1	10	96.67	90.00
	平均数 Mean	—	98.14	91.15
$\log_{10}(1/R)$ _2nd.dv	1:1	7	96.00	93.33
	2:1	10	99.00	94.00
	3:1	8	98.23	94.59
	4:1	11	98.33	90.00
	平均数 Mean	—	97.89	92.98
第二类光谱特征				
The 2nd spectra feature	1:1	20	90.67	72.00
	2:1	20	83.00	70.00
	3:1	20	85.84	59.46
	4:1	20	85.83	70.00
	平均数 Mean	—	86.34	67.87

表2 基于ANN方法在全波段范围内利用不同光谱特征及不同建模比下所建模型的识别效果

Table 2 Prediction accuracies of models resulting from different spectral characteristics and different ratios of training set to testing set based on ANN in all band

第一类	人工神经网络 Artificial neural networks (ANN)			第一类	人工神经网络 Artificial neural networks (ANN)		
光谱特征	建模比 Modeling ratio	准确率 Accuracy (%)		光谱特征	建模比 Modeling ratio	准确率 Accuracy (%)	
The 1st spectra feature	(训练集:测试集) (training set:testing set)	训练集 Training set	测试集 Testing set	The 1st spectra feature	(训练集:测试集) (training set:testing set)	训练集 Training set	测试集 Testing set
R	1:1	98.80	92.80	$\log_{10}(1/R)$	1:1	99.20	90.80
	2:1	99.70	96.39		2:1	98.20	93.37
	3:1	100.00	98.40		3:1	99.73	92.80
	4:1	99.00	96.00		4:1	95.50	89.00
	平均数 Mean	99.38	95.90		平均数 Mean	98.16	91.49
R_1st.dv	1:1	100.00	100.00	$\log_{10}(1/R)_{1st.dv}$	1:1	100.00	98.80
	2:1	100.00	100.00		2:1	100.00	100.00
	3:1	100.00	100.00		3:1	100.00	98.40
	4:1	100.00	100.00		4:1	100.00	100.00
	平均数 Mean	100.00	100.00		平均数 Mean	100.00	99.30
R_2nd.dv	1:1	100.00	100.00	$\log_{10}(1/R)_{2nd.dv}$	1:1	100.00	99.20
	2:1	100.00	100.00		2:1	100.00	100.00
	3:1	100.00	100.00		3:1	100.00	99.20
	4:1	100.00	100.00		4:1	100.00	98.00
	平均数 Mean	100.00	100.00		平均数 Mean	100.00	99.10

基于SVM方法建立相应识别模型,结果如表3所示。利用第一类光谱特征建立的所有模型中,训练集平均准确率为100.00%,测试集平均准确率为98.05%。6类光谱特征中以R_1st.dv所建模型的平均模拟效果最好,训练集及测试集平均准确率均达到100.00%,且建模比例对于模型模拟效果没有影响。因此,R_1st.dv可优先作为建模所需的备选变量。利用第二类光谱特征建立的所有模型中,其训练集平均准确率为77.90%,测试集平均准确率为68.90%,不论建模比多少,测试集准确率均不高,因此,第二类光谱特征不适用于模拟模型的备选参数。基于SVM方法所建立的模型测试集平均准确率高于ANN方法所建立的模型,表现出了更高、更好的识别准确率。

2.2 三种建模方法的结果比较

综合比较DPLS、ANN和SVM三种方法所建模型的平均准确率及最优模型的准确率,结果如表4所示。在全波段内利用2类光谱特征、4种建模比、基于3种方法所建用于识别潜育期小麦条锈病的模型模拟效果有所差异,识别效果以SVM优于ANN优于DPLS,其中以利用R_1st.dv、SVM方法所建模型识别效果最优且稳定,模型训练集和测试集准确

率可达100.00%,推荐在全波段范围内作为建立识别模型时优先选择的光谱特征和建模方法。

3 讨论

本试验结果表明,利用冠层光谱信息建立模型识别潜育期小麦条锈病是可行的,在全波段325~1 075 nm内,SVM方法平均识别准确率最高,其中以原始光谱一阶导数为光谱特征所建模型识别效果最好;综合比较3种建模方法,SVM方法具有更优的准确度、稳定性和泛化度,其识别准确率可达100.00%,但也存有弊端,对硬件要求高、算法复杂、模拟时间长、时效性差等;而DPLS方法对硬件要求低、算法简单、模拟速度快,但准确度低且不稳定;ANN方法优缺点介于上述2种方法之间,但在一些特定波段不具备模拟识别能力。

在第一类光谱特征所建模型中,模型检验效果最好的光谱特征是R_1st.dv,利用ANN和SVM方法可在任意建模比例下,所建模型的训练集及测试集准确率均可达到100.00%,也印证了一阶导数光谱可以有效消除线性和二次型背景噪声的干扰,是目前利用最广、效率最高的植被特征参量(任哲等,2015);而在第二类光谱特征所建模型中,虽然SVM方法所建模

型准确率优于DPLS方法,但是2种方法所建模型的平均准确率均低于70.00%,说明利用植被指数及三边变量参数在小麦条锈菌处于潜育时期时识别效果不明显,而这些已被多次报道的植被指数可能只适用于当病害显症且大流行后,已极大程度地改变了植物体

的生理状况时,才能起到更好识别病害的效果。如Zhao et al. (2004)利用小麦条锈病冠层光谱信息中的NDVI)、RVI和TVI构建了小麦条锈病的严重度反演模型,结果表明,以植被指数建立的模型优于以原始反射率建立的模型。

表3 基于SVM方法在全波段范围内利用不同光谱特征及不同建模比下所建模型的识别效果

Table 3 Prediction accuracies of models resulting from different spectral characteristics and different ratios of training set to testing set based on SVM in all band

支持向量机 Support vector machine (SVM)					
光谱特征 Spectra feature	建模比 Modeling ratio (训练集:测试集) (training set:testing set)	模型最优参数 Model optimal parameters		准确率 Accuracy (%)	
		bestc	bestg	训练集 Training set	测试集 Testing set
第一类光谱特征 The 1st spectra feature					
R	1:1	588.1336	0.0052	100.00	97.33
	2:1	588.1336	0.0030	100.00	96.00
	3:1	1 024.0000	0.0030	100.00	97.30
	4:1	111.4305	0.0156	100.00	93.33
	平均数 Mean	—	—	100.00	95.99
R_1st.dv	1:1	1.3195	36.7583	100.00	100.00
	2:1	0.7579	64.0000	100.00	100.00
	3:1	0.7579	21.1121	100.00	100.00
	4:1	0.7579	21.1121	100.00	100.00
	平均数 Mean	—	—	100.00	100.00
R_2nd.dv	1:1	2.2974	194.0117	100.00	100.00
	2:1	0.7579	337.7940	100.00	96.00
	3:1	0.4353	194.0117	100.00	97.30
	4:1	0.7579	111.4305	100.00	96.67
	平均数 Mean	—	—	100.00	97.49
log ₁₀ (1/R)	1:1	1 024.0000	0.0010	100.00	97.33
	2:1	1 024.0000	0.0017	100.00	96.00
	3:1	194.0117	0.0052	100.00	97.30
	4:1	588.1336	0.0030	100.00	100.00
	平均数 Mean	—	—	100.00	97.66
log ₁₀ (1/R)_1st.dv	1:1	0.7579	12.1257	100.00	94.67
	2:1	4.0000	6.9644	100.00	98.00
	3:1	36.7583	0.1436	100.00	100.00
	4:1	11.4305	0.0825	100.00	100.00
	平均数 Mean	—	—	100.00	98.17
log ₁₀ (1/R)_2nd.dv	1:1	1.3195	64.0000	100.00	96.00
	2:1	1.3195	36.7583	100.00	100.00
	3:1	6.9644	36.7583	100.00	100.00
	4:1	111.4305	0.7579	100.00	100.00
	平均数 Mean	—	—	100.00	99.00
第二类光谱特征					
The 2nd spectra feature	1:1	1.3195	0.1436	77.33	69.33
	2:1	1 024.0000	0.0053	84.00	66.00
	3:1	6.9644	0.0474	76.11	70.27
	4:1	12.1257	0.0272	74.17	70.00
	平均数 Mean	—	—	77.90	68.90

表4 三种不同建模方法所有模型平均建模结果及最优模型平均建模结果比较

Table 4 The average accuracy of all models and the best models with the three different modeling methods

类别 Category	光谱特征 Spectra feature/建模方法 Modeling method	DPLS	ANN	SVM
所有模型平均	R	85.30	95.90	95.99
建模结果	R_1st.dv	79.10	100.00	100.00
Average results	R_2nd.dv	84.30	100.00	97.49
of all models	$\log_{10}(1/R)$	84.28	91.49	97.66
	$\log_{10}(1/R)$ _1st.dv	91.15	99.30	98.17
	$\log_{10}(1/R)$ _2nd.dv	92.98	99.10	99.00
	测试集平均准确率 Average accuracy of the testing set (%)	86.18	97.63	98.05
最优模型平均	R	90.00	98.40	97.33
建模结果	R_1st.dv	80.00	100.00	100.00
Average results of	R_2nd.dv	93.33	100.00	100.00
the optimal model	$\log_{10}(1/R)$	96.67	93.37	100.00
	$\log_{10}(1/R)$ _1st.dv	94.59	100.00	100.00
	$\log_{10}(1/R)$ _2nd.dv	94.59	100.00	100.00
	测试集最优准确率 The best accuracy of the testing set (%)	91.53	98.63	99.56

张东彦等(2010)利用地物光谱仪和扫描成像光谱仪获取冬小麦关键生育期的高光谱信息,构建了15种植被指数进行比较,验证2种仪器获得的高光谱数据与叶绿素含量的相关性,结果显示2种仪器所获取的反射率曲线趋势一致,且扫描光谱仪获得数据可靠且优于地物光谱仪,其获得的图谱合一数据能更好地反映植被指数与叶绿素含量的关系。同时,在本试验的3种模型效果评价中,SVM方法虽然能够提供更好的识别效果,但其在大量数据处理时,因算法复杂而导致运算量过大,训练速度过慢的情况出现,与ANN、DPLS算法的机动灵活、简便快速,时效性相比存在差距。

本研究基于3种方法定性识别了潜育期小麦条锈病,所建模型有较好的识别效果,但所选波段仍是全波段范围,信息含量巨大,无效信息冗杂,如果未来能找到识别潜育期小麦条锈菌的敏感波段,使建立模型所选波段更加科学合理,将使识别模型更加高效、准确;现阶段只处于定性判别,未来能否定量判别有待于更进一步的研究。

参 考 文 献 (References)

- An H, Wang HG, Liu RY, Cai CJ, Ma ZH. 2005. Preliminary study on spectral characteristics of single leaf infected by *Puccinia striiformis*. China Plant Protection, 25(11): 8–11 (in Chinese) [安虎, 王海光, 刘荣英, 蔡成静, 马占鸿. 2005. 小麦条锈病单片病叶特征光谱的初步研究. 中国植保导刊, 25(11): 8–11]
- 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, 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]
- Guo JB, Huang C, Wang HG, Sun ZY, Ma ZH. 2009. Disease index inversion of wheat stripe rust on different wheat varieties with hyperspectral remote sensing. Spectroscopy and Spectral Analysis, 29(12): 3353–3357 (in Chinese) [郭洁滨, 黄冲, 王海光, 孙振宇, 马占鸿. 2009. 基于高光谱遥感技术的不同小麦品种条锈病情指数的反演. 光谱学与光谱分析, 29(12): 3353–3357]
- 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, 王安民. 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]
- Jia MG, Shang HS, Li ZQ. 1992. Effects of stripe rust infection on photosynthesis and respiration of wheat. Acta Phytopathologica Sinica, 22(2): 125–129 (in Chinese) [贾明贵, 商鸿生, 李振岐. 1992. 条锈菌侵染对小麦光合作用和呼吸作用速率的影响. 植物病理学报, 22(2): 125–129]
- Jiang JB, Chen YH, Huang WJ, Li J. 2007. Study on hyperspectral remote sensing retrieval models about winter wheat stripe rust severity. Journal of Nanjing Agricultural University, 30(3): 63–67 (in Chinese) [蒋金豹, 陈云浩, 黄文江, 李京. 2007. 冬小麦条锈病严重度高光谱遥感反演模型研究. 南京农业大学学报, 30(3): 63–67]
- Jiang JB, Huang WJ, Chen YH. 2010. Using canopy hyperspectral ra-

- tio 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]
- Jin Y, Szabo LJ, Carson M. 2010. Century-old mystery of *Puccinia striiformis* life history solved with the identification of *Berberis* as an alternate host. *Phytopathology*, 100(5): 432–435
- Jordan CF. 1969. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*, 50(4): 663–666
- 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 XL, Ma ZH, Zhao LL, Li JH, Wang HG. 2014. Detection of *Puccinia striiformis* f. sp. *tritici* latent infections in wheat leaves using near infrared spectroscopy technology. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 34(7): 1853–1858 (in Chinese) [李小龙, 马占鸿, 赵龙莲, 李军会, 王海光. 2014. 基于近红外光谱技术的小麦条锈病菌潜伏侵染的检测. *光谱学与光谱分析*, 34(7): 1853–1858]
- Li XL, Qin F, Zhao LL, Li JH, Ma ZH, Wang HG. 2015. Identification and classification of disease severity of wheat stripe rust using near infrared spectroscopy technology. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 35(2): 367–371 (in Chinese) [李小龙, 秦丰, 赵龙莲, 李军会, 马占鸿, 王海光. 2015. 近红外光谱技术的小麦条锈病严重度分级识别. *光谱学与光谱分析*, 35(2): 367–371]
- Li YR, Shang HS. 2001. Effect of stripe rust infection on photosynthesis and transpiration of wheat. *Journal of Triticeae Crops*, 21(2): 51–56 (in Chinese) [李玥仁, 商鸿生. 2001. 条锈菌侵染对小麦光合作用和蒸腾作用的影响. *麦类作物学*, 21(2): 51–56]
- 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]
- Liu Q, Gu YL, Wang SH, Wang CC, Ma ZH. 2015. Canopy spectral characterization of wheat stripe rust in latent period. *Journal of Spectroscopy*, (1): 1–11
- Ma ZH. 2010. Plant disease epidemiology. Beijing: Science Press (in Chinese) [马占鸿. 2010. 植病流行病学. 北京: 科学出版社]
- Moshou D, Bravo C, West J, Wahken T, McCartney A, Ramon H. 2004. Automatic detection of ‘yellow rust’ in wheat using reflectance measurements and neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture*, 44(3): 173–188
- Pu RL, Gong P. 2003. Hyperspectral remote sensing and its applications. Beijing: Higher Education Press (in Chinese) [浦瑞良, 宫鹏. 2003. 高光谱遥感及其应用. 北京: 高等教育出版社]
- Ren Z, Chen HL, Wang LX, Li Y, Li Q. 2015. Research on inversion model of wheat LAI using cross-validation. *Remote Sensing for Land and Resources*, 27(4): 34–40 (in Chinese) [任哲, 陈怀亮, 王连喜, 李颖, 李琪. 2015. 利用交叉验证的小麦 LAI 反演模型研究. *国土资源遥感*, 27(4): 34–40]
- Richardson AJ, Wiegand CL. 1977. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 43(12): 1541–1552
- Rouse JW, Haas RH, Schell JA, Deering DW. 1973. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. NASA, Washington DC: Proceedings of Third ERTS Symposium, pp. 309–317
- Wan AM, Chen XM, He ZH. 2007. Wheat stripe rust in China. *Australian Journal of Agricultural Research*, 58(6): 605–619
- Wan AM, Wu LR, Jia QZ, Jin SL, Li GB, Wang BT, Yao G, Yang JX, Yuan ZY, Bi YQ. 2003. Pathogenic changes of stripe rust fungus of wheat in China during 1997–2001. *Acta Phytopathologica Sinica*, 33(3): 261–266 (in Chinese) [万安民, 吴立人, 贾秋珍, 金社林, 李高宝, 王保通, 姚革, 杨家秀, 原宗英, 毕云青. 2003. 1997–2001 年我国小麦条锈菌生理小种变化动态. *植物病理学报*, 33(3): 261–266]
- Wang BH, Huang MY, Ma ZH, Wang JH. 2004. Effects of stripe rust on chlorophyll fluorescence and photosynthesis of winter wheat. *Acta Agriculturae Boreali-Sinica*, 19(2): 92–94 (in Chinese) [王北洪, 黄木易, 马智宏, 王纪华. 2004. 条锈病对冬小麦叶绿素荧光、光合及蒸腾作用的影响. *华北农学报*, 19(2): 92–94]
- Wang H, Qin F, Liu Q, Ruan L, Wang R, Ma ZH, Li XL, Cheng P, Wang HG. 2015. Identification and disease index inversion of wheat stripe rust and wheat leaf rust based on hyperspectral data at canopy level. *Journal of Spectroscopy*, (1): 1–10
- 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*, 27(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*, 27(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 sativus* 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]
- Zhang DY, Song XY, Ma ZH, Yang GJ, Huang WJ, Wang JH. 2010. Assessment of the developed pushbroom imaging spectrometer in single leaf scale. *Scientia Agricultura Sinica*, 43(11): 2239–2245 (in Chinese) [张东彦, 宋晓宇, 马智宏, 杨贵军, 黄文江, 王纪华. 2010. 扫描成像光谱仪和地物光谱仪在单叶尺度上的对比研究. *中国农业科学*, 43(11): 2239–2245]
- Zhao CJ, Huang MY, Huang WJ, Liu LY, Wang JH. 2004. Analysis of winter wheat stripe rust characteristic spectrum and establishing of inversion models. *International Geoscience & Remote Sensing Symposium*, 6: 4318–4320
- Zhao JL, Huang LS, Huang WJ, Zhang DY, Yuan L, Zhang JC, Liang D. 2014. Hyperspectral measurements of severity of stripe rust on individual wheat leaves. *European Journal of Plant Pathology*, 139(2): 407–417

(责任编辑:高峰)