基于高光谱成像的寒地水稻叶瘟病与缺氮识别

袁建清 [1,2]，苏中滨 [1※]，贾银江 [1]，张　雨 [1]，章宗鑫 [1]

（1. 东北农业大学电气与信息学院，哈尔滨 150030；2. 黑龙江东方学院计算机科学与电气工程学部，哈尔滨 150066）

摘　要： 为进行水稻叶瘟病与养分缺失的区分、实现叶瘟病及时、准确的诊断，以大田试验为基础，利用高光谱成像仪获取 2 个品种的健康、缺氮、轻度感病和重度感病共 4 类水稻叶片的反射率光谱，对其光谱特性进行分析，并采用多种预处理方法、分别结合偏最小二乘判别分析（partial least squares-discriminate analysis，PLS-DA）和主成分加支持向量机（principle component analysis-support vector machine，PCA-SVM）方法构建水稻叶瘟病识别模型。试验结果显示 6 个判别模型都获得了较高的识别准确率，经标准正态变量（standard normal variate，SNV）变换预处理的 PLS-DA 模型获得了最佳的识别结果，预测准确率达 100%，经多元散射校正（multiplicative scatter correction，MSC）预处理的 PCA-SVM 模型的预测准确率也达到 97.5%。本研究为水稻叶瘟病的判别和分级提供了新方法，也为稻瘟病大范围遥感监测提供了基础。

关键词： 光谱分析；水稻叶瘟病；主成分分析；算法；高光谱成像；支持向量机；偏最小二乘判别

0　引　言

水稻稻瘟病是水稻三大病害之一[1-2]，也是东北地区危害最严重的水稻病害，其发生面积大，严重影响水稻的安全生产。以黑龙江为例，近几年稻瘟病爆发面积占总种植面积的 1/3，平均病株率在 10%左右。因此，为了及时指导农户采取防治措施，控制病害真菌的大范围传播、繁衍，减少损失，快速准确地对水稻叶瘟病害进行监测和判别是一项重要的课题。

高光谱成像技术融合了图像和光谱技术，能够精确提供检测目标每一个像素点的连续光谱信息[3-4]，因其具有无损、高效等特点，被广泛应用于蔬菜、水果和肉类的品质检测[5-8]、农作物养分检测[9-11]和各种病虫害检测[12-18]等。Haff 等[12]用高光谱图像对受果蝇侵染的芒果斑点进行识别分析，确定了识别分析模型；田有文等[13]通过提取第一主成分图像的 4 个纹理特征，融合特征波段的光谱特征对苹果虫伤、正常和果梗/花萼三个区域进行识别；Xing 等[14]利用高光谱透视图像和反射光谱数据对酸樱桃的象鼻虫虫害进行了无损检测研究，构建了基于偏最小二乘的判

别分析模型；冯雷等[15]应用可见–近红外光谱技术研究大豆豆荚炭疽病的无损检测，结合连续投影算法确立了最小二乘支持向量机判别模型；Moshou 等[16]利用光谱图像，结合自组织图、神经网络和二次判别在冠层尺度上对小麦条锈病的信息进行提取和分析；黄双萍等[17]利用高光谱成像技术，采用光谱词袋模型实现了对水稻穗瘟病病害程度分级；郑志雄等[18]利用高光谱成像技术分离不同病斑，从病斑角度实现对水稻叶瘟病的分类；文献[19-21]也利用成像光谱技术，采用不同的方法从不同角度对水稻稻瘟病进行分析和检测。光谱技术应用于植被病虫害早期检测，是因为当植被受到病虫害侵染时会引起其内部成分（如叶绿素、水分等）和结构的变化，外部所体现出来的特征就是植被叶片失绿、黄化的现象[22-23]。而水稻缺乏营养，如氮素、钾素等也会出现类似的现象，在一定程度上可能会与病害特征混淆，他们之间的区分对于田间管理有重要意义。利用成像光谱技术进行这方面的研究还鲜有报道。

本研究以感染稻瘟病和氮胁迫的水稻叶片为研究对象，选用不同的光谱预处理方法和判别分类算法，构建水稻叶瘟病的高光谱识别模型，以期对营养缺乏（缺氮）和叶瘟病的判别和诊断提供一种新方法。

1　材料与方法

1.1　试验样本

试验样本于 2015 年 7 月 8 日—10 日在哈尔滨市方正县水稻研究院试验区采集。方正县水稻研究院位于哈尔滨东南部，地处 E128°49′41″、N45°54′46″，7 月平均气温

22.4~25.2 ℃，平均降水量 116.5~186.8 mm，温湿度利于水稻稻瘟病病菌孢子的繁殖和蔓延。试验品种为东农 426 和新育品种（新培育的水稻品种，尚未命名），2 个品种的水稻抗病性都较弱，试验区面积均为 380 m²，其中，正常氮肥处理（150 kg/hm²）面积为 280 m²，低氮处理（50 kg/hm²）面积为 100 m²，试验区不进行病虫防治处理，其他田间管理正常，水稻叶瘟病为自然发病。采样时正值水稻拔节期，2 个品种共采集感病叶片 200 个、健康叶片 60 个、缺氮叶片 60 个，经病害专家鉴别，将感病样本分为轻度和重度两个级别，轻度为褐色小斑，受害面积在 10%以内，重度为较多褐色小斑或出现灰色大斑，受害面积 15%以上，最终从 200 个感病叶片中分别筛选出轻度感病和重度感病叶片各 60 个样本，总共获得 240 个样本。

1.2 高光谱成像采集系统与数据采集

试验利用美国 HeadWall 公司生产的高光谱成像系统进行样本高光谱数据采集，系统由高光谱相机、光源（150 W 可调节卤素灯）、移动载物台、光源箱、采集器和计算机等构成，如图 1 所示。传感器成像方式为线阵推扫，光谱范围是 400~1 000 nm，光谱分辨率为 2.4 nm，采样间隔为 3 nm。
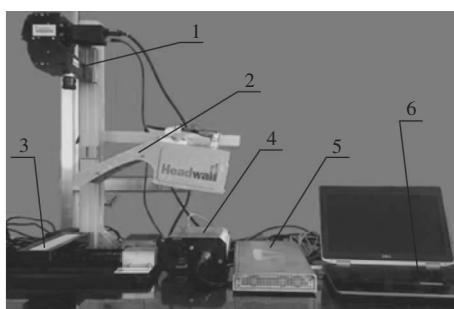
1.高光谱相机 2.光源 3.载物台 4.光箱 5.采集器 6.计算机
1. Hyperspectral camera 2. Light source 3. Object stage 4. Light box 5. Collector 6. Computer

图 1 HeadWall 高光谱采集系统

Fig.1 HeadWall hyperspectral imaging system

图像采集时，设置曝光时间为 30 ms，移动平台的移动速度为 3.0 mm/s，将采集的水稻叶片 3 个为 1 组平铺放置在移动平台上的黑色纸板上，镜头垂直向下，距移动平台 45 cm。测量前进行亮电流、暗电流校正。校正公式为

$$R=\frac{I_{raw}-I_{black}}{I_{white}-I_{black}}。 \tag{1}$$

式中 R 为校正后相对光谱反射率，I_{raw}、I_{black} 和 I_{white} 分别代表试验光谱反射率、暗电流光谱反射率和亮电流光谱反射率。通过系统自带光谱数据采集软件 Hyperspec 完成叶片高光谱图像的采集与传输。图 2 是健康、缺氮、轻度感病和重度感病的 4 类叶片的 RGB 图像。

1.健康 2.缺氮 3.轻度感病 4.重度感病
1. Health 2. Nitrogen deficiency 3. Mild infection 4. Severe infection

图 2 4 类水稻叶片的 RGB 图像

Fig.2 RGB images of four types of rice leaves

利用 ENVI5.1 软件提取各类叶片的光谱反射率值，在每个叶片的中上部位选取矩形区域（感病叶片包含病斑区域）作为感兴趣区，将感兴趣区所有像素点的平均反射率光谱作为一个叶片样本的光谱反射率值。

1.3 光谱数据预处理

为了消除或减少因仪器和环境噪声产生的基线漂移、高频噪声、杂散光等对原始光谱信息的干扰[24]，本研究采用多项式卷积平滑（Savitzky-Golay，SG）、标准正态变量（standard normal variate，SNV）变换和多元散射校正（multiplicative scatter correction，MSC）3 种光谱数据预处理方法对原始光谱进行预处理。SG 平滑滤波器能够很好地消除随机噪声；SNV 方法主要用于校正样本由散射引起的光谱误差；MSC 方法主要用于消除分析目标颗粒分布不均匀造成的散射影响。利用预处理后的光谱数据构建水稻叶瘟病预测模型，并和原始光谱进行对比，比较各模型的识别和预测性能。

1.4 模型构建方法

高光谱图像中的光谱曲线具有极高的光谱分别率，波段数较多，数据量非常大，且不同波段包含的信息存在多重相关性，因此，对高光谱数据进行数据压缩，提取有效的光谱信息进行建模是非常必要的。本研究建模分法分别采用基于偏最小二乘回归的偏最小二乘判别分析（partial least squares-discriminate analysis，PLS-DA）和将主成分分析（principle component analysis，PCA）与支持向量机（support vector machine，SVM）相结合的分类方法，记为 PCA-SVM。

PLS-DA 具有将多元线性回归、典型相关分析和主成分分析相结合的特点[25]，对测量和响应矩阵同时进行正交分解，不仅有效降维、消除自变量间重复共线性，还考虑了响应矩阵提供的各类成员信息，具有高效的鉴别能力。PCA 目的是进行数据降维，在不丢失主要光谱信息的前提下选择为数较少的新变量来代替原来较多的变量，获得的主成分间是正交的，排除了大量数据信息的重叠性[26]。支持向量机（SVM）是一种新型建模方法，它通过结构风险最小化原理来提高泛化能力，在小样本、非线性以及高维特征空间的数据处理问题上表现出了突出的优势[27]。研究用 PCA 对预处理后的水稻叶片高光谱数据进行降维，提取光谱特征信息，作为 SVM 的输入，构建分类模型。

研究将水稻健康、缺氮、轻度感病和重度感病的 4 类样本各随机取出 40 个，共计 160 个样本进行模型的建立，剩余 80 个作为预测样本。

数据预处理和建模算法在 Excel2010、Unscrambler10.1 和 Matlab7.1 软件平台上完成。

2 结果与分析

2.1 水稻叶片光谱特征分析

全部样本的反射率光谱采用 Savitzky-Golay 进行 7 点 3 项式平滑滤波，分别计算 4 类样本的平均光谱，平均光谱曲线对比图如图 3 所示。从图 3 可以看出：4 类光谱主要在 3 个区域产生明显差异，在 530~580 nm 的绿光波段，缺氮叶片反射率最高，健康叶片反射率次之，然后是感病较轻叶片，最后是感病较重叶片，并在 560 nm 时差异达到最大；

在 620~670 nm 红光波段，虽然差异不是特别大，但也出现了明显的特征，光谱反射率呈现重度感病叶片>轻度感病叶片>缺氮叶片>健康叶片的规律，而且感病光谱在 650 nm 附近出现了一个较小的波峰；在 720~900 nm 的近红外高反射区域，4 种样本反射率差异显著，尤以760 nm 附近显著，此处呈现健康叶片>缺氮叶片>轻度感病叶片>重度感病叶片，且健康叶片、缺氮叶片的反射率与感病叶片差异较大。
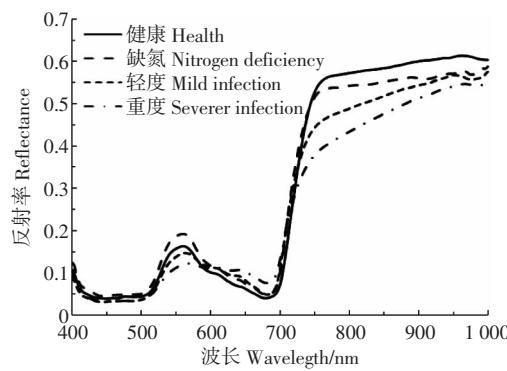

图 3　4 类水稻叶片的平均光谱曲线

Fig.3　Reflectance spectrum of four types of rice leaves

2.2　基于偏最小二乘回归的偏最小二乘判别模型分析

采用 PLS-DA 建模最关键的问题是选择合适的因子数，因子数过少不足以代表解释变量的信息，必然使识别模型不精准，但也不是因子数越多越好，因子数过多会不利于统计趋势的认识，从而导致错误的预测结果。试验采用交叉验证法确定因子数，经过多次测试，选择因子数为 20，此时交叉验证均方根误差最小、相关系数值最佳。选用 Fisher 判别方法，对经过不同预处理的光谱反射率构建 PLS-DA 模型，图 4 给出了其中两种预处理方法（SG 和 SNV）对应的 PLS-DA 模型判别结果图。

a. SG-PLSDA 模型判别

a. Discriminant result of SG-PLSDA model
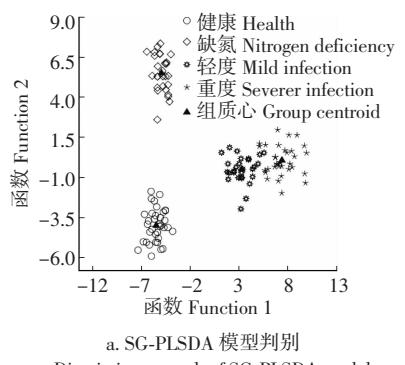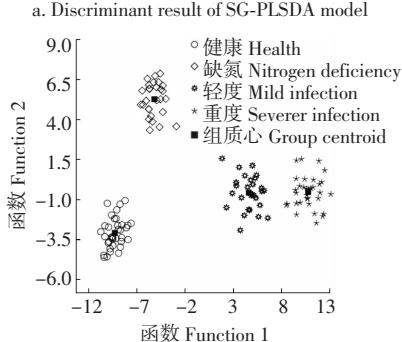
b. SNV-PLSDA 模型判别

b. Discriminant result of SNV-PLSDA model

图 4　2 种 PLS-DA 模型的判别结果

Fig.4　Discriminant results of 2 types of PLS-DA models

用判别模型对预测集样本进行判别，预测结果如表 1 所示。由表 1 可知，选用 PLS-DA 建模进行水稻叶瘟病的判别效果都比较好，识别率都在 93.4%以上。其中，采用 SNV 预处理方法，识别正确率达到 100%，没有一个误判；采用 SG 和 MSC 预处理方法，都有不同程度的误判；使用原光谱反射率建立的模型判别效果最不好，说明优选光谱预处理方法对模型性能的改善有明显作用，试验采用 SNV 方法得到了最佳的判别结果。

表 1　不同光谱预处理方法的 PLS-DA 模型预测结果

Table 1　Prediction results of PLS-DA model with different preprocessing methods

因子数 Factor number	预处理方法 Preprocessing method	建模集 Model set			预测集 Prediction set		
		N	正确数 Accurate number	正确率 Accuracy rate/%	N	正确数 Accurate number	正确率 Accuracy rate/%
20	无	160	155	96.8	80	75	93.4
	SG	160	156	97.5	80	77	96.3
	SNV	160	160	100	80	80	100
	MSC	160	157	98.1	80	78	97.5

2.3　主成分结合支持向量机模型分析

对原谱和预处理的各类反射率光谱进行主成分（PCA）分析，选择前 15 个主成分作为 LS-SVM 算法的输入，15 个主成分贡献率如表 2 所示，均在 98.891%以上。

表 2　不同预处理方法的前 15 个主成分的累积贡献率

Table 2　PCs accumulative contribution rate of different preprocessing methods

主成分个数 Number of principal components	预处理方法 Preprocessing method	累积贡献率 Cumulative contribution rate/%
15	无	99.736
	SG	99.891
	SNV	98.888
	MSC	98.920

经测试，选用径向基函数（radial basis function，RBF）作为 SVM 模型的核函数，σ^2 和 γ 两个量的取值范围设定为 10^{-3}~10^5，用带交互验证的网格搜索法得到 2 个参量的最优组合，即 σ^2 取值为 10^4、γ 取值为 0.005 99。用构建的 SVM 模型对预测集样本进行分类，预测结果如表 3 所示。

表 3　不同光谱预处理方法的 PCA-SVM 模型预测结果

Table 3　Prediction results of PCA-SVM model with different preprocessing methods

预处理方法 Preprocessing method	预测准确率 Prediction set accuracy rate/%				
	健康 Health	缺氮 Nitrogen deficiency	轻度 Mild infection	重度 Severe infection	平均 Average
无	100	95.0	85.0	90.0	92.5
SG	100	100	90.0	90.0	95.0
SNV	100	100	85.0	95.0	95.0
MSC	100	100	95.0	95.0	97.5

从表 3 预测结果看，用 PCA-SVM 建模，不同预处理方法对应的模型预测正确率均大于等于 95%。健康叶片没

有发生误判，只有原光谱对应的模型将 1 个缺氮叶片误判为轻度感病，感病叶片 4 个模型都有误判发生。其中，SG 预处理方法，将 2 个轻度感病叶片误判为重度感病，2 个重度感病叶片误判为轻度感病；SNV 预处理方法，分别将 3 个轻度感病叶片误判为重度感病，1 个重度感病误判为轻度感病；MSC 预处理方法，将 1 个轻度感病叶片误判为重度感病，将 1 个重度感病叶片误判为轻度感病。比较 4 个模型，MSC 预处理方法对应的 PCA-SVM 模型对水稻叶瘟病的分类预测效果最好，正确率达到 97.5%。

3 结论

研究在氮胁迫和水稻叶瘟病的大田试验基础上，利用高光谱成像技术分析了 2 个品种的感病叶片与缺氮叶片、健康叶片的光谱特性及其规律，采用不同的光谱反射率预处理方法和分类算法，构建水稻叶瘟病病害的鉴别和分级模型。主要结论有：

1）分析 4 类叶片的光谱曲线规律，发现感病叶片和缺氮、健康叶片在以下 3 个波段区域存在明显差异：560 nm 附近的绿光反射峰波段范围；近红外高反射区域，尤以 760 nm 附近显著；特别值得一提的是 650 nm 附近的红光波段，感病叶片的光谱出现一个明显的小波峰。

2）选用 SG、SNV 和 MSC 3 种光谱数据预处理方法，对叶片原始反射率光谱进行预处理，分别结合 PLS-DA 和 PCA-SVM 方法、选用合适的参量构建判别模型，模型预测结果均较好。其中，SNV-PLS-DA 模型获得了最佳的判别结果，建模集和预测集判别正确率均为 100%；MSC-PCA-SVM 模型预测正确率也达到 97.5%，只对病害轻重程度各发生一个误判，可以很好地区分感病叶片和缺氮、及健康叶片。

本研究能够对感染叶瘟病的水稻叶片进行准确识别和分级，为水稻叶瘟病病害的监测、及时指导农户进行合理的田间管理与病害防治提供了新的技术支持，也为区域上的大范围水稻稻瘟病研究和预防提供数据支持和科学依据。

[参 考 文 献]

[1] Brown J K M, Hovmoller M S. Epidemiology-Aerial dispersal of pathogens on the global and continental scales and its impact on plant disease[J]. Science, 2002, 297(5581): 537–541.

[2] 杨燕，何勇. 基于高光谱图像的稻瘟病抗氧化酶值早期预测[J]. 农业工程学报，2013，29(20)：135–141.
Yang Yan, He Yong. Early prediction of antioxidant enzyme value of rice blast based on hyper-spectral image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2013, 29(20): 135–141.(in Chinese with English abstract)

[3] 孔汶汶，虞佳佳，刘飞，等. 基于高光谱成像技术的番茄茎秆灰霉病早期诊断研究[J]. 光谱学与光谱分析，2013，33(3)：733–736.
Kong Wenwen, Yu Jiajia, Liu Fei, et al. Early diagnosis of gray mold on tomato stalks based on hyperspectral data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(3): 733–736.(in Chinese with English abstract)

[4] 冯雷，高吉兴，何勇，等. 光谱成像技术在作物病害信息早期检测中的研究进展[J]. 农业机械学报，2013，44(9)：169–176.
Feng Lei, Gao Jixing, He Yong, et al. Research development of spectral imaging technology in early detection of botanical diseases[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9): 169–176.(in Chinese with English abstract)

[5] 李江波，饶秀勤，应义斌，等. 农产品外部品质无损检测中高光谱成像技术的应用研究进展[J]. 光谱学与光谱学分析，2011，31(8)：2021–2026.
Li Jiangbo, Rao Xiuqin, Ying Yibin, et al. Advance on application of hyperspectral imaging to nondestructive detection of agricultural products external quality[J]. Spetroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(8): 2021–2026.(in Chinese with English abstract)

[6] Leiva-Valenzuela G A, Lu R, Aguilera J M. Prediction of firmness and soluble solids content of blueberries using hyperspectral reflectance imaging[J]. Journal of Food Engineering, 2013, 115(1): 91–98.

[7] 魏新华，吴姝，范晓冬，等. 基于高光谱成像分析的冬枣微观损伤识别[J]. 农业机械学报，2015，46(3)：242–246.
Wei Xinhua, Wu Shu, Fan Xiaodong, et al. Identification of slight bruises on winter jujube based on hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 242–246.(in Chinese with English abstract)

[8] 陈全胜，张燕华，万新民，等. 基于高光谱成像技术的猪肉嫩度检测研究[J]. 光学学报，2010，30(3)：2603–2608.
Chen Quansheng, Zhang Yanhua, Wan Xinmin, et al. Study on detection of pork tenderness using hyperspectral imaging technique[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(3): 2603–2608.

[9] Tian Yongchao, Gu Kaijian, Chu Xu, et al. Comparison of different hyperspectral vegetation indices for canopy leaf nitrogen concentration estimation in rice[J]. Plant and Soil, 2014, 376(1/2): 193–209.

[10] 张东彦，刘镕源，宋晓宇. 应用近地成像高光谱估算玉米叶绿素含量[J]. 光谱学与光谱分析，2011，31(3)：771–775.
Zhang Dongyan, Liu Rongyuan, Song Xiaoyu. A field-based pushbroom imaging spectrometer for estimating chlorophyll content of maize[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(3): 771–775.(in Chinese with English abstract)

[11] Zhou Lina, Yu Haiye, Zhang Lei, et al. Rice blast prediction model based on analysis of chlorophyll. fluorescence spectrum[J].

Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(4): 1003−1006.

[12] Haff R P, Saranwong S, Thanapase W, et al. Automatic image analysis and spot classification for detection of fruit fly infestation in hyperspectral images of mangoes[J]. Postharvest Biology and Technology, 2013, 86(1): 23−28.

[13] 田有文，程怡，王小奇，等. 基于高光谱成像的苹果虫伤缺陷与果梗/花萼识别方法[J]. 农业工程学报，2015，23(4)：325−331.
Tian Youwen, Cheng Yi, Wang Xiaoqi, et al. Recognition method of insect damage and stem/calyx on apple based on hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 23(4): 325−331.(in Chinese with English abstract)

[14] Xing J, Guyer D, Ariana D, et al. Determining optimal wavebands using genetic algorithm for detection of internal insect infestation in tart cherry[J]. Instrumentation for Food Quality, 2008, 2(3): 161−167.

[15] 冯雷，陈双双，冯斌，等. 基于光谱技术的大豆豆荚炭疽病早期鉴别方法[J]. 农业工程学报，2012，28(1)：139−144.
Feng Lei, Chen Shuangshuang, Feng Bin, et al. Early detection of soybean pod anthrancnose on spectrum technology[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(1): 139−144.(in Chinese with English abstract)

[16] Moshou D, Bravo C, Oberti R, et al. Plant disease detection based on data fusion of hyper-spectral and multi-spectral fluorescence imaging using Kohonen maps[J]. Real-Time Imaging, 2005, 11(2): 75−83.

[17] 黄双萍，齐龙，马旭，等. 基于高光谱成像的水稻穗瘟病害程度分级方法[J]. 农业工程学报，2015，31(1)：212−219.
Huang Shuangping, Qi Long, Ma Xu, et al. Grading method of rice panicle blast severity based on hyperspectral image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(1): 212−219.(in Chinese with English abstract)

[18] 郑志雄，齐龙，马旭，等. 基于高光谱成像技术的水稻叶瘟病病害程度分级方法[J]. 农业工程学报，2013，29(19)：138−144.
Zheng Zhixiong, Qi Long, Ma Xu, et al. Grading method of rice leaf blast using hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(19): 138−144.(in Chinese with English abstract)

[19] Liu Zhanyu, Shi Jingjing, Zhang Liwen, et al. Discrimination of rice panicles by hyperspectral reflectance data based on principal component analysis and support vector classification[J]. Journal of Zhejiang University-SCIENCE B (Biomedicine and Biotechnology), 2010, 11(1): 71−78.

[20] 吴迪，曹芳，张浩，等. 基于可见−近红外光谱技术的水稻穗颈瘟染病程度分级方法研究[J]. 光谱学与光谱分析，2009，29(12)：3295−3299.
Wu Di, Cao Fang, Zhang Hao, et al. Study on disease level classification of rice panicle last based on visible and near infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(12): 3295−3299.(in Chinese with English abstract)

[21] Zhang Hao, Hu Hao, Zhang Xiaobin, et al. Estimation of rice neck blasts severity using spectral reflectance based on BP-neural network[J]. Acta Physiologiae Plantarum, 2011, 33(6): 2461−2466.

[22] 吴曙雯，王人潮，陈晓斌，等. 稻叶瘟对水稻光谱特性的影响研究[J]. 上海交通大学学报：农业科学版，2002，20(1)：73−80.
Wu Shuwen, Wang Renchao, Chen Xiaobin, et al. Effects of rice leaf blast on spectrum reflectance of rice[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University: Agricultural Science, 2002, 20(1): 73−80.(in Chinese with English abstract)

[23] 张竞成，袁琳，王纪华，等. 作物病虫害遥感监测研究进展[J]. 农业工程学报，2012，28(20)：1−11.
Zhang Jingcheng, Yuan Lin, Wang Jihua, et al. Research progress of crop diseases and pests monitoring based on remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(20): 1−11.(in Chinese with English abstract)

[24] 邓小蕾，李民赞，郑立华，等. 基于反射光谱预处理的苹果叶片叶绿素含量预测[J]. 农业工程学报，2014，30(14)：140−147.
Deng Xiaolei, Li Minzan, Zheng Lihua, et al. Estimating chlorophyll content of apple leaves based on preprocessing of reflectance spectra[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(14): 140−147.(in Chinese with English abstract)

[25] 梅慧兰，邓小玲，洪添胜，等. 柑橘黄龙病高光谱早期鉴别及病情分级[J]. 农业工程学报，2014，30(9)：140−146.
Mei Huilan, Deng Xiaoling, Hong Tiansheng, et al. Early detection and grading of citrus huanglongbing using hyperspectral imaging technique[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(9): 140−146.(in Chinese with English abstract)

[26] Jia X, Richards J A. Segmented principal components transformation for efficient hyperspectral remote-sensing image display and classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(1): 538−542.

[27] 石晶晶，刘占宇，张莉丽，等. 基于支持向量机（SVM）的稻纵卷叶螟危害水稻高光谱遥感识别[J]. 中国水稻科学，2009，23(3)：331−334.
Shi Jingjing, Liu Zhanyu, Zhang Lili, et al. Hyperspectral recognition of rice damaged by rice leaf roller based on support vector machine[J]. Chinese Journal of Rice Science, 2009, 23(3): 331−334.(in Chinese with English abstract)

Identification of rice leaf blast and nitrogen deficiency in cold region using hyperspectral imaging

Yuan Jianqing[1,2], Su Zhongbin[1※], Jia Yinjiang[1], Zhang Yu[1], Zhang Zongxin[1]

(1. *College of Electrical and Information, Northeast Agricultural University, Harbin* 150030, *China*;

2. *Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, East University of Heilongjiang, Harbin* 150066, *China*)

Abstract: Rice blast is one of the most serious rice diseases and significantly impacts rice yields. In recent years, it is a hotspot to use hyperspectral imaging technology for the non-destructive identification of rice blast. However, nutrient deficiency in rice (such as nitrogen, potassium, etc.) will probably result in the chlorosis similar to rice blast. Therefore, to differentiate between them is very important for field management. In this study, field trials of rice blast and nitrogen stress were carried out in Fangzheng, Harbin, and 2 rice varieties with weak resistance were involved. From 8 to 10 in July, 2015, 4 types of rice leaves from both 2 varieties, including 60 in group of health, 60 in group of nitrogen deficiency, 60 in group of mild infection and 60 in group of severe infection, were collected and their hyperspectral images were captured with the HeadWall hyperspectral imaging system, and then the average reflectance spectrum of interest region of different leaves were acquired using the environment for visualizing images. In order to explore 4 types of spectral characteristics, the average spectrum of each type sample data, which was smoothed with polynomial convolution smoothing(Savitzky-Golay, SG), were calculated as a spectral curve of each category. Significant differences were found at the following three positions: the range around 560 nm in the reflection peak of green wavelength region; the range from 620 nm to 670 nm in red wavelength region; and particularly remarkable in the range around 760 nm in high reflectance of the near infrared region. The models of rice leaf blast recognition were established by taking advantage of a partial least squares-discriminate analysis method (PLS-DA) and the principle component analysis plus support vector machine (PCA-SVM), and using three different data pretreatment methods to preprocess original reflectance spectrum data, i.e., SG, standard normal variate transformation(SNV) and multiplicative scatter correction(MSC). The models were tested with the cross-validation strategy. The key of PLS-DA model is to select appropriate number of factors, 20 of which were determined by repeated testing, and the PLS-DA models were established by Fisher method. The prediction effects of the three models with preprocessing spectrum were all greater than 96.3%, and better than the original reflectance spectra. The PLS-DA model with SNV pretreatment got the best discrimination results and the prediction accuracy rate was 100%. The PCA-SVM models were constructed by taking the first 15 principal components as inputs and by adopting radial basis function as kernel function with the penalty coefficient was 10000 and kernel radius was 0.00599. The prediction accuracy of the three models with preprocessing spectrum were all equal to or greater than 95%, also better than the original reflectance spectra, and the discrimination results of PCA-SVM model with MSC pretreatment was 97.5%. This study provides a new idea and method for the nondestructive detection and identification of rice leaf blast, and also lays a foundation for a wide range of remote sensing and monitoring for rice blast.

Keywords: spectrum analysis; rice leaf blast; principal component analysis; algorithms; hyperspectral imaging; support vector machine; partial least squares-discriminate