

李志伟, 袁婧, 丁为民, 等. 基于高光谱成像技术识别水稻纹枯病[J]. 华南农业大学学报, 2018, 39(6): 97-103.

# 基于高光谱成像技术识别水稻纹枯病

李志伟, 袁婧, 丁为民, 杨红兵, 沈少庆, 崔嘉林  
(南京农业大学工学院, 江苏南京 210031)

**摘要:**【目的】利用高光谱成像技术对水稻纹枯病进行早期的快速无损识别, 结合判别分析方法建立相应的鉴别模型。【方法】以健康和感染纹枯病的水稻幼苗为研究对象, 采集叶片和冠层各 180 个样本的 380~1 030 nm 波段的 360 条高光谱图像, 剔除明显噪声部分后, 以 440~943 nm 波段作为水稻样本的光谱范围, 分别用不同的方法预处理获得水稻叶片的光谱曲线。采用偏最小二乘-判别分析 (PLS-DA) 对不同预处理的光谱建模。采用 MNF 算法对冠层的原始光谱数据进行特征信息提取, 并基于特征信息建立线性判别分析 (LDA) 模型和误差反向传播神经网络 (BPNN) 判别模型。【结果】标准正态变量变换 (SNV) 预处理后建立的 PLS-DA 模型的预测集判别正确率最高, 为 92.1%。基于特征信息的 LAD 和 BPNN 模型的判别结果优于基于全波段的 PLS-DA 判别模型。基于最小噪声分离变换特征信息提取的 BPNN 模型取得了最优效果, 建模集和预测集正确率分别达 99.1% 和 98.4%。【结论】采用高光谱成像技术对水稻纹枯病生理特征进行无损鉴别是可行的, 本研究为水稻纹枯病的识别提供了一种新方法。

**关键词:** 水稻纹枯病; 无损检测; 高光谱成像技术; 偏最小二乘法; 最小噪声分离变换; 线性判别分析  
**中图分类号:** S24; S511      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-411X(2018)06-0097-07

## Identification of rice sheath blight based on hyperspectral imaging technique

LI Zhiwei, YUAN Jing, DING Weimin, YANG Hongbing, SHEN Shaoqing, CUI Jialin  
(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031)

**Abstract:** 【Objective】 To realize the rapid and nondestructive identification of rice sheath blight at the early stage using hyperspectral imaging technology, and establish the corresponding identification model. 【Method】 Healthy rice seedlings and rice seedlings infected with sheath blight were used as the research samples. A total of 360 hyperspectral curves of 180 samples were collected separately from leaves and canopy at the wavelength of 380 to 1 030 nm. After eliminating the obvious noise part, the spectra of rice samples were reserved at the wavelength of 440 to 943 nm, and the spectral curves were preprocessed with different treatments. Partial least squares-discriminant analysis (PLS-DA) was used to model different preprocessed spectra. The feature information was extracted from the original canopy spectral data using the MNF algorithm, and a linear discriminant analysis (LDA) model and a back-propagation neural network (BPNN) discriminant model were established based on the feature information. 【Result】 The prediction accuracy of PLS-DA model after preprocessing by standard normal variate transformation (SNV) was the highest (92.1%). The discriminant results of LAD and BPNN model based on feature information were superior to the PLS-DA discriminant model based on all bands. The BPNN model based on feature information from minimum noise fraction transformation

收稿日期: 2018-03-19      网络首发时间: 2018-10-19 09:59:57

网络首发地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1110.S.20181016.1406.028.html>

作者简介: 李志伟 (1991—), 男, 硕士研究生, E-mail: [1924509744@qq.com](mailto:1924509744@qq.com); 通信作者: 丁为民 (1957—), 男, 教授, 博士, E-mail: [wmding@njau.edu.cn](mailto:wmding@njau.edu.cn)

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项 (KYZ201560); 国家大学生创新训练计划项目 (201710307096)

had optimal results. The accuracies of the model set and prediction set were 99.1% and 98.4% respectively.

**【Conclusion】** It is feasible to identify nondestructively rice sheath blight using hyperspectral imaging technology. Our research provides a new method for identifying rice sheath blight.

**Key words:** rice sheath blight; non-destructive testing; hyperspectral imaging technique; partial least square method; minimum noise fraction transformation; linear discriminant analysis

精细农业是实现农业低耗、高效、优质与安全的重要途径。作为我国第一大粮食作物,水稻的稳产高产一直是我国农业生产的关注重点,而及时有效的病害防治是实现稳产高产的重要保证。水稻纹枯病是水稻三大病害之一,如果能在水稻患病早期及时检测出受害作物的发病原因和受害程度,再结合精细农业中的变量施药,就能有效减小水稻病害感染的病变率,缩小危害范围,切实有效地提高水稻产量。变量施药主要是指根据获取的作物的病虫害信息,及时地诊断受害作物的病因以及受害程度,因病治宜、因地制宜、按需按量施用化学制剂,这样既能减少化学制剂的使用量,又能达到及时防治的目的<sup>[1-2]</sup>。

光谱与光谱成像技术近年来被广泛应用于快速无损检测、产品作物的鉴别以及品质分析方面<sup>[3]</sup>。高光谱成像技术在检测和识别方面得到广泛的应用。病害识别方面,高光谱成像技术结合判别分析方法对番茄病害<sup>[4]</sup>、水稻稻瘟病<sup>[5]</sup>、油菜病害<sup>[6]</sup>、西瓜种子品种<sup>[7]</sup>等的检测和识别都取得了很好的效果。Pontius等<sup>[8]</sup>建立了加拿大铁杉木早期叶片衰老的近红外光谱预测模型,预测准确率达到72%。Graeff等<sup>[9]</sup>利用反射光谱实现了小麦白粉病和白穗病的判别。Huang等<sup>[10]</sup>利用分光光谱和光化学指数实现了小麦黄锈病病害指数的量化预测。Belasque等<sup>[11]</sup>应用荧光比值光谱实现了细菌引起的柑橘溃疡叶片和机械损伤叶片的分类判别;该研究方法也被用于检测柑橘叶片的水分胁迫以及区分溃疡叶片与健康叶片<sup>[12-13]</sup>。可见/近红外光谱分析技术是一种快速简便且非破坏性的分析技术,主要通过采集近红外光谱区域包含的物质内部信息以及可见光波段包含的物质表面信息,对物质特性进行定性和定量分析。Kobayashi<sup>[14]</sup>研究发现水稻反射光谱和稻瘟病之间存在显著相关性。多光谱成像技术可以同时从光谱维和空间维获取被测目标的信息。在多光谱成像应用上,国内外学者采用多光谱成像技术对植物病虫害检测进行了相关研究。Sasak等<sup>[15]</sup>利用不同的分光反射特性与光学滤波特性初步进行了黄瓜炭疽病的识别研究。高光谱成像技术将传统的二维成像遥感技术和光谱技术有机地结合在一

起,在用成像系统获取被测物空间信息的同时,通过光谱仪系统把被测物的辐射分解成不同波长的谱辐射,能在一个光谱区间内获得每个像元的几十甚至几百个连续的窄波段信息。光谱与高光谱成像技术作为快速无损检测方式,近年已经广泛应用于农产品识别、品质鉴定研究中<sup>[16-17]</sup>。本研究拟利用高光谱成像技术对水稻纹枯病进行早期的快速无损检测,并结合判别分析方法建立相应的鉴别模型。

## 1 材料与方 法

### 1.1 材料及样本获取

本研究所用水稻品种为‘武运梗21号’,试验获取水稻样品冠层和叶片的高光谱信息。试验前期进行育秧和接种,后期进行高光谱数据采集。育秧时间选在夏季,育种大约半个月。纹枯病病菌的培育、接种及光谱数据采集需要半个月,连续采集试验组和对照组1周的高光谱图像信息。2017年7—9月共采集了3批染病和健康的水稻植株的冠层和叶片的数据信息。每个批次8盘秧苗,每盘32盆,每盆有3~5株稻苗,其中7个盘的稻苗隔离后接种水稻纹枯病病菌,在25~32℃、湿度95%的高温高湿环境下,采取空中喷雾的方式,喷洒调配好的纹枯病病菌液于稻苗上,作为染病样本;剩余1个盘喷等量清水,作为健康对照组。从水稻幼苗接种纹枯病病菌起对病菌的侵染时间进行计时,在病菌侵染的24h后开始进行高光谱图像的采集,每隔24h采集1次,每次采集健康和染病样本的叶片信息各10组,冠层信息各20组,连续采集1周。

### 1.2 仪器设备及软件

采用成像光谱仪的高光谱图像采集系统见图1。高光谱图像采集系统由高光谱成像光谱仪(型号ImSpector V10E)、线光源、成像镜头(型号OLES23)、电控移位平台(型号IRCP0076, Isuzuoptics, 中国台湾)、高光谱图像采集软件(HSI-Analyzer)、计算机和采集系统暗箱等组成,该套高光谱成像系统为台湾五铃光学股份有限公司研制生产。高光谱图像采集光谱范围为350~1 030 nm共512个子波段,光谱分辨率为2.8 nm,采集图像分辨率为672×512。试验采集的样本为水稻植株的叶片和冠层,提取的每个

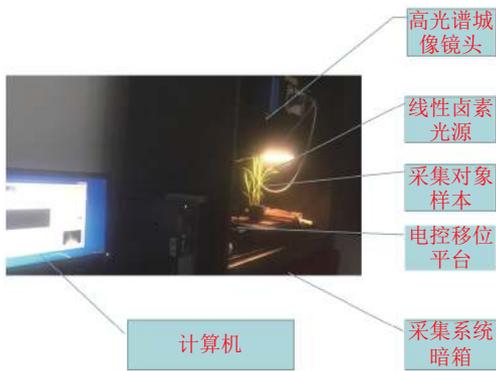


图 1 高光谱成像系统

Fig. 1 Hyperspectral imaging system

感兴趣区域 (Region of interest, ROI) 大小为  $50 \times 50$  的正方形, 即 2 500 个像素点。采用高光谱图像的分析软件 ENVI4.8, 采用 Matlab R2009b 和 The Unscrambler 10.1 进行数据分析。

### 1.3 图像采集

对高光谱仪器进行校正后再进行高光谱图像采集, 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校正。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。试验中, 经过多次尝试, 将物镜高度设置为 31 cm, 曝光时间设置为 0.055 s, 平台移动速度为  $4.8 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$ 。采用 ENVI4.8 软件进行图像处理。先对采集的光谱图像进行图像校正, 图像校正公式如下:

$$R = \frac{I_r - I_d}{I_w - I_d}$$

式中,  $R$  是校正过的图像的相对反射率,  $I_r$  是试验光谱的原始图像的反射率,  $I_w$  为白板校正后亮电流光谱反射率,  $I_d$  是黑板校正后暗电流光谱反射率。用水稻样本 ROI 所有的像素平均值作为该样本的平均光谱。

### 1.4 光谱影像去噪

由于试验会受到仪器、环境等外在因素的影响, 获得的光谱会含有噪声, 噪声会对光谱数据分析的结果产生较大的影响。通过去除噪声, 可以有助于突出光谱的有效信息。本文采用平滑 (Savitzky-Golay, SG) 算法<sup>[18]</sup>、标准正态变量变换 (Standard normal variate, SNV)<sup>[19]</sup>、多元散射校正 (Multiplicative scatter correction, MSC)<sup>[20-21]</sup>对光谱曲线进行影像去噪处理, 并对 3 种处理方法进行比较。

SG 算法可以提高光谱的平滑性, 并降低噪音的干扰。SG 平滑滤波对原始矩阵经过 2 次求一阶导数后建立计算的处理模型, 初始选择的默认多项式均为二阶的, 默认窗口宽度最大是 101 点, 对原

始光谱矩阵进行求导, 本文选定的平滑窗口为 7, 多项式次数为 3 对光谱数据进行处理。SNV 主要是消除固体颗粒大小、表面散射以及光程变化对漫反射光谱的影响。本研究通过对水稻样本的高光谱数据进行标准化和正态化变换减少影像噪声干扰。MSC 可以提高光谱的信噪比, 有效地消除散射影响, 增强与成分含量相关的光谱吸收信息, 该方法的使用首先要求建立一个待测样品的“理想光谱”, 即光谱的变化与样品中成分的含量满足直接的线性关系, 以该光谱为标准要求对所有其他样品的近红外光谱进行修正。本研究以所有样本的平均光谱作为标准光谱对高光谱数据进行处理。

### 1.5 判别分析方法

偏最小二乘判别分析 (Partial least squares-discriminant analysis, PLS-DA)<sup>[22-24]</sup>通过最小化误差的平方和找到一组数据的最佳匹配函数, 该方法无需进行过多的预处理<sup>[25]</sup>。PLS-DA 需要设定判别阈值来判定样本的类别。当判别阈值设定为 0.5 时, 实际值与预测值之差的绝对值小于 0.5 时判别正确, 反之判别错误。PLS-DA 利用软件 The unscrambler 获得结果。

线性判别分析 (Linear discriminant analysis, LDA)<sup>[26]</sup>是有监督的判别分析方式, 它先对训练数据进行降维, 然后找出一个线性判别函数。本文属于两类线性判别分析, 即健康样本和染病样本的判别分析。

误差反向传播神经网络 (Back-propagation neural net-work, BPNN)<sup>[27-28]</sup>的学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成, 建立 BPNN 模型前需要设定输入节点、输出节点等参数, 参数的具体数值需根据特征波数确定。误差反向传播神经网络模型的判别阈值也设置为 0.5。LDA 和 BPNN 利用软件 Matlab R2014a 获得分析结果。

## 2 结果与分析

### 2.1 样本的原始光谱特征

利用 ENVI 的 ROI 工具提取健康叶片和染病叶片的平均光谱信息, 其原始光谱信息如图 2 所示, 图 2 选取的是第 1 批试验中第 4 天的样本。由图 2 可以看出, 健康样本与染病样本光谱曲线的整体趋势相同, 并且包含很多重合部分, 不同波段的反射率略有不同。总的来说, 健康样本与染病样本的原始光谱特征没有明显的差别, 需要对光谱数据进行进一步的研究分析。

### 2.2 光谱预处理

以选取的 ROI 所有像素点的光谱反射率平均值作为水稻样本的光谱反射值。利用 ENVI 软件提

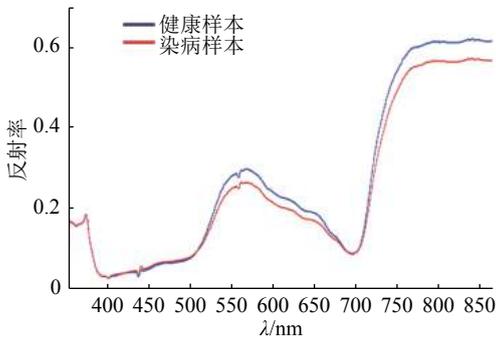


图2 健康和感染纹枯病的水稻叶片光谱信息

Fig. 2 The spectral information of healthy rice leaves and rice leaves infected with sheath blight

取健康和染病的水稻各 20 个样本的 ROI 的平均光谱信息进行处理, 其中染病组原始光谱曲线如图 3a 所示, 光谱原始的波段范围是 380~1 030 nm, 从图 3a 可以看出, 380~439 nm 和 901~1 030 nm 存在大量噪声的影响, 选择 440~943 nm (第 51 波段~第 450 波段) 进行分析, 对 440~943 nm 的光谱分别用 SG 平滑算法、SNV、MSC 对光谱曲线进行预处理, 消除噪声等因素的影响。图 3b 是经 SG 预处理后染病组的光谱曲线, 由图 3b 可以看出, 平滑处理之后几乎保留了原始光谱曲线的所有信息, 所以通过 SG 预处理之后的建模结果与直接采用原始光谱建模所得结果非常相近。图 3c、3d 分别是经 SNV 预处理和 MSC 预处理后染病组的光谱曲线, 从图中可以看出, 这 2 种处理方法不仅保留了原始光谱曲线的整体走向, 还增强了光谱曲线的吸收特性, 减少了曲线的离散性, 采用这 2 种预处理方法取得了较好的建模效果。

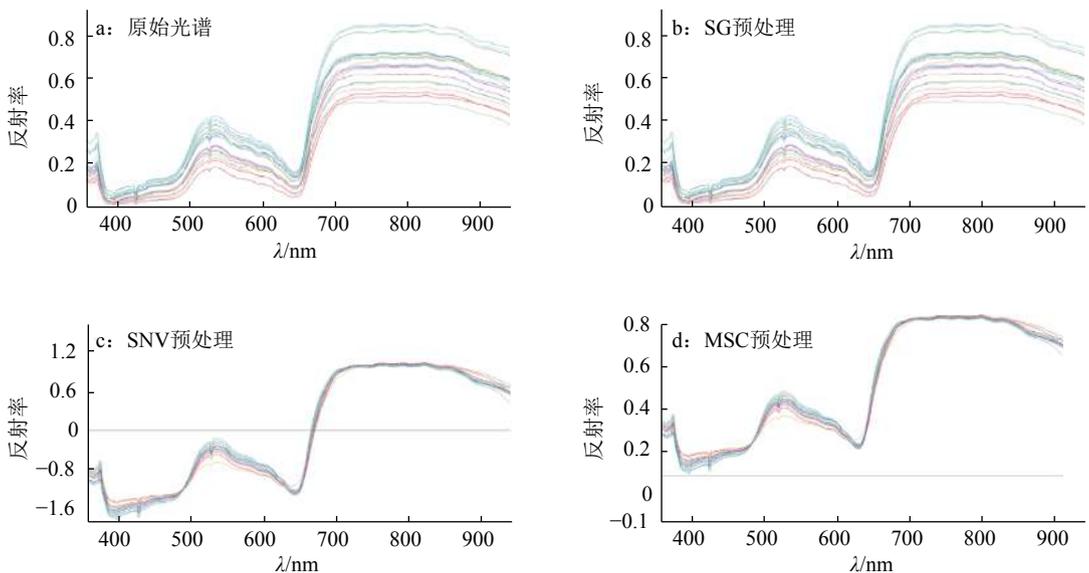


图3 水稻染病样本的原始光谱曲线与预处理曲线

Fig. 3 The original spectral curve and the pretreatment curves of rice samples infected with sheath blight

### 2.3 基于全谱的 PLS-DA 模型

为建立水稻健康样本与感染纹枯病样本间的响应关系, 建立基于全谱的 PLS-DA 模型, 通过不同的预处理方法对光谱进行去噪声、除基线漂移等, 并加强光谱的有效信息。以原始光谱及预处理光谱建立 PLS-DA 的判别分析模型, 并比较不同预处理方法的影响, 从而选出取得最优的判别效果的方法。将原始光谱和预处理之后的光谱作为输入变量, 经过交互验证之后确定最优隐含变量 (Latent variable, LV) 个数并建立 PLS-DA 判别模型。健康样本赋值为 1, 染病样本赋值为 0, 判别阈值设置为 0.5。以原始光谱与不同预处理光谱的 PLS-DA 模型的判别结果如表 1 所示。

由表 1 可知, 采用 SNV 和 MSC 预处理后建立的 PLS-DA 模型预测效果较好, 预测集识别正确率分别为 92.1% 和 89.1%。以 SNV 和 MSC 预处理光谱的 PLS-DA 模型的建模集 LV1 和 LV2 的得分分布如图 4a、4b 所示。由图 4 可以看出, 2 种不同预处理情况下, 健康叶片与染病叶片的聚类效果较好。采用 SG 平滑处理光谱的 PLS-DA 模型的建模集和预测集正确率与以原始光谱建立的 PLS-DA 模型的建模集与预测集的正确率相当, 可见采用 SG 预处理方法的效果不突出。试验结果表明: 采用 SG、SNV 和 MSC 这 3 种预处理方法处理光谱后, 建立的 PLS-DA 模型的建模集和预测集正确率均高于 80.0%, 其中采用 SNV 进行预处理后建立的 PLS-DA 模型的建模集正确率达 93.1%, 预测集正确率也能达到 92.1%, 效果较好。

表 1 不同预处理方法建立的水稻纹枯病 PLS-DA 模型预测结果

Table 1 Results of PLS-DA models for identifying rice sheath blight using the spectra pretreated by different methods

预处理	最优隐含变量	建模集			预测集		
		样本总数	正确数	正确率/%	样本总数	正确数	正确率/%
RAW	6	116	100	86.2	64	55	85.9
SG	6	116	99	85.3	64	53	82.8
SNV	6	116	108	93.1	64	59	92.1
MSC	5	116	105	90.5	64	57	89.1

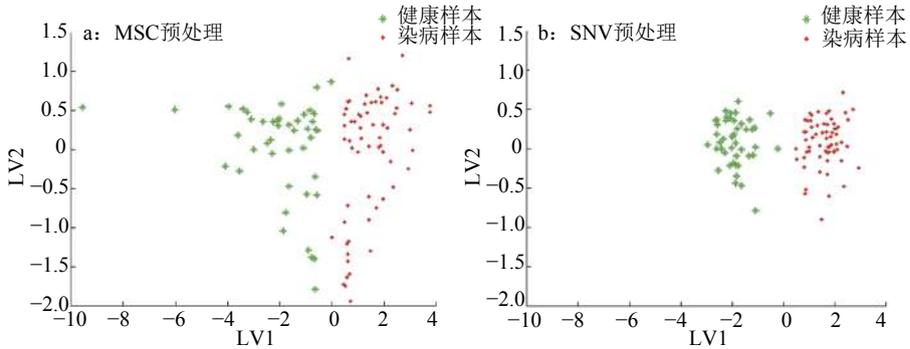


图 4 MSC 和 SNV 预处理光谱的 PLS-DA 模型建模集 LV1 和 LV2 的得分分布图

Fig. 4 Scatter plot of LV1 and LV2 scores from PLS-DA modeling sets using the spectra pretreated by MSC and SNV

### 2.4 基于 MNF 特征信息提取的水稻纹枯病病害识别

基于叶片全部光谱信息建立的 PLS-DA 模型虽然取得了较好的识别效果,但是采用 616 个波段的光谱数据不仅会增加计算的复杂度,使计算速度变慢,而且建模效果也会因为光谱数据的大量冗余信息和共线性而受到影响。因此,本文采用提取特征信息的方法来获得冠层光谱信息中的有效成分,并在此基础上建立识别模型。采用最小噪声分离 (Minimum noise fraction, MNF) 变换<sup>[29]</sup>来进行光谱特征信息提取,对冠层光谱数据进行压缩降维。

MNF 变换可以判定高光谱图像数据内在的维数也就是波段数,通过分离数据中的噪声,减少之后处理中的计算量。MNF 本质上是 2 次层叠的主成分变换。第 1 次变换 (基于估计的噪声协方差矩阵) 用于分离和重新调节数据中的噪声,这步操作使变换后的噪声数据只有最小的方差且没有波段间的相关干扰。第 2 步是对噪声白化数据的标准主成分变换。高光谱数据经过 MNF 变换后的结果包含 616 个波段的信息,由图 5 可以看出,横坐标是波段数,纵坐标是对应特征值。第 15 波段以后的信息量已经非常小了,经 MNF 变换后前 15 个波段信息,从图像上我们可以清晰地看到第 11 个波段之后特征值几乎不变,取经过 MNF 变换后前 11 个波段为有效信息波段,其余的为噪声。图 6 是健康水

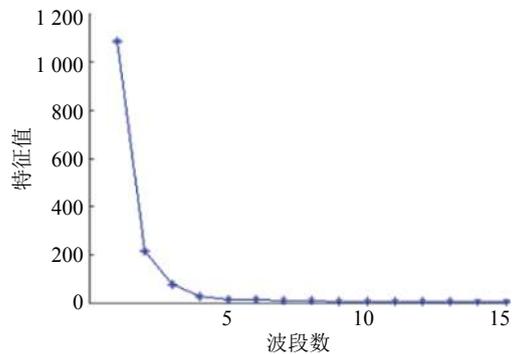


图 5 经 MNF 变换后的前 15 个波段信息

Fig. 5 Information of the first 15 bands after MNF transformation

稻冠层高光谱数据经过 MNF 变换后前 11 个波段的信息,由图 6 可以看出,第 1 个波段的图像非常清晰,包含的信息量也是最大的,越往后,信息量逐渐减少,前 11 个波段的图像上没有出现明显的噪声,由此也可以得到相同的结论,原始的 616 维光谱数据被压缩成 11 维信号,压缩后的信号几乎可以完全代表原始信息特征。

原始光谱经过 MNF 运算后将 616 个波段信息压缩成 11 维的特征信息作为输入,分别建立 LDA 模型和 BPNN 模型。将冠层健康样本和染病样本这两类 LDA 分别赋值为 1 和 0,首先对每个样本的 11 维输入数据进行降维,然后找到 1 个最能使得样本点分离的判别分析函数;建立 BPNN 模型

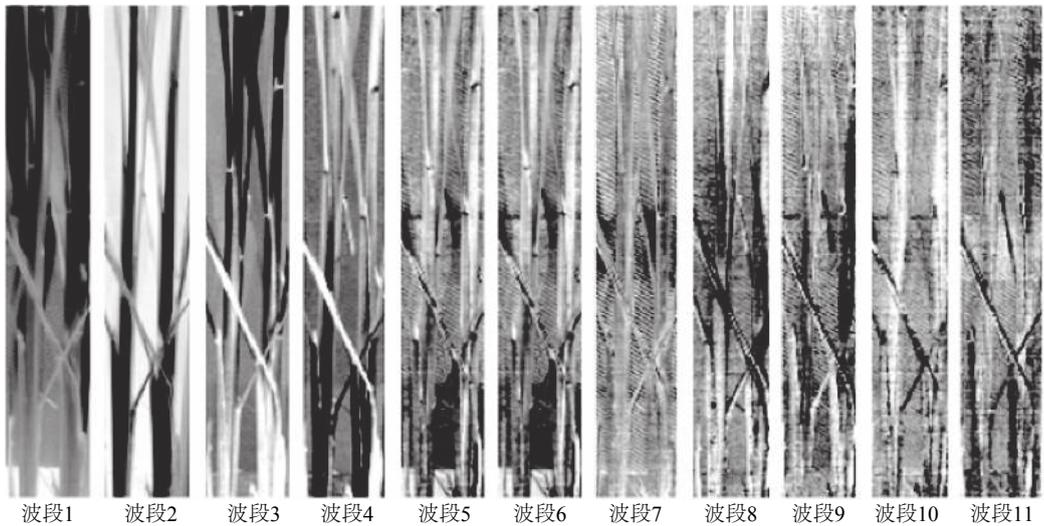


图 6 原始光谱经 MNF 变换后前 11 个波段的图像信息

Fig. 6 Information of the first 11 bands after MNF transformation of the original spectrum

中,神经网络采用单隐含层 3 层网络结构,经过多次尝试后将隐含层的节点数设置为 12, BPNN 最大迭代次数为 1 000,学习速率为 0.6,目标误差为  $10^{-5}$ ,判别阈值设置为 0.5。2 种模型的判别分析效果如表 2 所示。由表 2 可知, LDA 模型建模集正确率达 96.6%, 预测集正确率达 95.3%, 建模集与预测集的正确率均超过 95%, 取得了较好的预测效果。采用 MNF 提取的特征信息作为 BPNN 神经网络的

输入变量,选择 3 层结构的 BP 神经网络,因为 MNF 算法提取的特征信息是 11 维的,所以输入层节点数设置为 11。因为研究需要识别健康和染病样本,所以输出节点数设置为 2。BPNN 模型建模集和预测集的正确率分别为 99.1% 和 98.4%, 均接近 100%。LDA 模型与 BPNN 模型相比, BPNN 模型取得了较优的预测效果。

表 2 基于 MNF 特征信息提取的 LDA 和 BPNN 判别分析模型结果

Table 2 Discriminant analysis results of LDA and BPNN models based on MNF feature information

模型	变量数	建模集			预测集		
		样本总数	正确数	正确率/%	样本总数	正确数	正确率/%
LDA	11	116	112	96.6	64	61	95.3
BPNN	11	116	115	99.1	64	63	98.4

## 2.5 不同判别分析模型效果比较

基于叶片全谱的 PLS-DA 判别分析模型在 SG、SNV 和 MSC 这 3 种预处理方式下的预测集准确率分别为 82.8%、92.1% 和 89.1%, 其中采用 SNV 进行预处理后建立的 PLS-DA 模型取得了最优的判别分析效果。基于 MNF 冠层特征信息提取的 LDA 和 BPNN 判别分析模型的预测集的正确率分别为 95.3% 和 98.4%, 2 个模型的识别效果均优于 PLS-DA 模型。通过 MNF 特征信息提取后建立的 LDA 模型和 BPNN 模型的输入量个数与 PLS-DA 模型的输入量个数相比, 减少了 98.2%, 极大地减少了计算量和计算复杂度。3 个模型相比较, 基于 MNF 特征信息提取的 BPNN 模型取得了较优的判别分析效果。试验结果表明, 采用高光谱成像技术对水

稻纹枯病生理特征进行无损鉴别是可行的。

## 3 结论

本研究采用高光谱成像技术实现了对水稻纹枯病的病害识别。试验对原始光谱分别进行不同的预处理后建立 PLS-DA 判别分析模型, 得到了较好的效果。以 SG、SNV 和 MSC 这 3 种预处理方法下预测样本判别的正确率分别为 82.8%、92.1% 和 89.1%, 其中以 SNV 预处理的光谱建立的 PLS-DA 模型正确率最高, 而以 SG 预处理的光谱建立的 PLS-DA 模型正确率最低, 但正确率均超过了 80%, 故这 3 种方法都是可行的。基于 MNF 特征信息提取建立的 LDA 和 BPNN 判别模型预测集的正确率分别为 95.3% 和 98.4%, 优于基于全部波段建立的

PLS-DA 模型。综合比较 3 种模型,基于 MNF 特征信息提取建立的 BPNN 模型取得了最优判别效果,建模集和预测集正确率分别为 99.1% 和 98.4%。试验结果表明采用高光谱成像技术能够识别水稻纹枯病,采用 MNF 算法提取特征信息可以代表原始光谱,并极大地减少计算量,该算法在水稻病害快速识别建模过程中具有广泛的应用前景。

**致谢:** 感谢南京农业大学戴芳老师的支持和帮助!

#### 参考文献:

- [1] 黄玉祥, 杨青. 精细农业的环境效应[J]. 农业工程学报, 2009, 25(S2): 250-254.
- [2] 王大帅, 张俊雄, 李伟. 植保无人机动态变量施药系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2017, 48(5): 86-93.
- [3] 刘飞, 王莉, 何勇, 等. 应用可见/近红外光谱进行黄酒品种的判别[J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(3): 586-589.
- [4] 鲍一丹. 番茄病害早期快速诊断与生理信息快速检测方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2012.
- [5] 杨燕. 基于高光谱成像技术的水稻稻瘟病诊断关键技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2012.
- [6] 赵芸. 基于高光谱和图像处理技术的油菜病虫害早期监测方法和机理研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
- [7] 张初, 刘飞, 孙汶汶, 等. 利用近红外高光谱图像技术快速鉴别西瓜种子品种[J]. 农业工程学报, 2013, 29(20): 270-277.
- [8] PONTIUS J, HALLETT R, MARTIN M. Assessing hemlock decline using visible and near-infrared spectroscopy: Indices comparison and algorithm development[J]. Appl Spectrosc, 2005, 59(6): 836-843.
- [9] GRAEFF S, LINK J, CLAUPEIN W. Identification of powdery mildew (*Erysiphe graminis* sp. *tritici*) and take-all disease (*Gaeumannomyces graminis* sp. *tritici*) in wheat (*Triticum aestivum* L.) by means of leaf reflectance measurements[J]. Cent Eur J Biol, 2006, 1(2): 275-288.
- [10] HUANG W J, LAMB D W, NIU Z, et al. Identification of yellow rust in wheat using in-situ spectral reflectance measurements and airborne hyperspectral imaging[J]. Precis Agric, 2007, 8(4/5): 187-197.
- [11] BELASQUE J J, MARCASSA L G, GASPAROTO M C G. Detection of mechanical and disease stresses in citrus plants by fluorescence spectroscopy[J]. Appl Opt, 2008, 47(11): 1922-1926.
- [12] MARCASSA L G, GASPAROTO M C G, BELASQUE J J, et al. Fluorescence spectroscopy applied to orange trees[J]. Laser Phys, 2006, 16(5): 884-888.
- [13] LINS E C, BELASQUE J, MARCASSA L G, et al. Detection of citrus canker in citrus plants using laser induced fluorescence spectroscopy[J]. Precis Agric, 2009, 10(4): 319-330.
- [14] KOBAYASHI T. Detection of rice panicle blast with multispectral radiometer and the potential of using airborne multispectral scanners[J]. Phytopathology, 2001, 91(3): 316-323.
- [15] SASAKI Y, OKAMOTO T, IMOU K, et al. Automatic diagnosis of plant disease[J]. J Jap Soc Agr Mach, 1999, 61(2): 119-126.
- [16] 朱大洲, 王坤, 周光华. 单粒大豆的近红外光谱特征及品种鉴别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(12): 3217-3221.
- [17] 刘天玲, 苏琪雅, 孙群, 等. 基于 NIR 分析和模式识别技术的玉米种子识别系统[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(6): 1550-1553.
- [18] 张初, 刘飞, 孙汶汶, 等. 近地高光谱成像技术对黑豆品种无损鉴别[J]. 光谱与光谱学分析, 2014, 31(3): 746-750.
- [19] 张初, 刘飞, 孙汶汶, 等. 近红外光谱技术用于豆浆粉品牌与假冒豆浆粉的鉴别[J]. 光谱与光谱学分析, 2014, 34(7): 1830-1836.
- [20] 周竹, 李小昱, 陶海龙, 等. 基于高光谱成像技术的马铃薯外部缺陷检测[J]. 农业工程学报, 2012, 28(21): 221-228.
- [21] 邹伟, 方慧, 刘飞, 等. 基于高光谱图像技术的油菜籽品种鉴别方法研究[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2011, 37(2): 175-180.
- [22] 黄敏, 朱晓, 朱启兵, 等. 基于高光谱图像的玉米种子特征提取与识别[J]. 光子学报, 2012, 41(7): 868-873.
- [23] 宋海燕, 秦刚, 韩小平, 等. 基于近红外光谱和正交信号-偏最小二乘法对土壤的分类[J]. 农业工程学报, 2012, 28(7): 168-171.
- [24] LUNA A S, DA SILVA A P, PINHO J S, et al. Rapid characterization of transgenic and non-transgenic soybean oils by chemometric methods using NIR spectroscopy[J]. Spectrochim Acta A, 2013, 100(12): 115-119.
- [25] CANAZA-CAYO A W, COZZOLINO D, ALOMAR D, et al. A feasibility study of the classification of Alpaca (*Lama pacos*) wool samples from different ages, sex and color by means of visible and near infrared reflectance spectroscopy[J]. Comput Electron Agr, 2012, 88: 141-147.
- [26] 宋海燕, 何勇. 基于 OSC 和 PLS 的土壤有机质近红外光谱测定[J]. 农业机械学报, 2007, 38(12): 113-115.
- [27] 张娴, 袁洪福, 郭峥, 等. 正交信号校正应用于多元线性回归建模的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(12): 3228-3231.
- [28] GONG A P, QIU Z J, HE Y, et al. A non-destructive method for quantification the irradiation doses of irradiated sucrose using Vis/NIR spectroscopy[J]. Spectrochimic Acta A, 2012, 99(99C): 7-11.
- [29] 白璘, 惠萌. 基于改进最小噪声分离变换的特征提取与分类[J]. 计算机工程与科学, 2015, 37(7): 1344-1348.

【责任编辑 霍欢, 周志红】