

# 基于高光谱成像技术的水稻叶瘟病病害程度分级方法

郑志雄<sup>1</sup>, 齐 龙<sup>1,2\*</sup>, 马 旭<sup>1,2</sup>, 朱小源<sup>3</sup>, 汪文娟<sup>3</sup>

(1. 华南农业大学工程学院, 广州 510642; 2. 华南农业大学南方农业机械与装备关键技术教育部重点实验室, 广州 510642; 3. 广东省农业科学院植物保护研究所, 广州 510640)

**摘 要:** 为了快速、准确地对水稻叶瘟病病害程度进行分级评估, 结合定性分析与定量估算, 提出了一种基于高光谱成像技术的水稻叶瘟病病害程度分级方法。利用 HyperSIS 高光谱成像系统采集了受稻瘟病感染后不同病害等级的水稻叶片高光谱图像, 通过分析叶瘟病斑区域与正常叶片部位的光谱特征, 对差异较大的 550 和 680 nm 波段进行二维散点图分析, 提取只含病斑的高光谱图像; 然后通过主成分分析 (principal component analysis, PCA) 方法得到利于褐色病斑和灰色病斑分割的第 2 主成分图像, 采用最大类间方差法 (Otsu) 分割出灰色病斑; 最后结合延伸率和受害率 2 个参数对水稻叶瘟病病害程度进行分级。试验结果表明: 测试的 166 个不同稻叶瘟病害等级的叶片样本中, 其中 160 个样本可被准确分级, 分级准确率为 96.39%。该研究为稻叶瘟病田间病害程度评估提供了基础, 也为稻瘟病抗性鉴定方法提供了新思路。

**关键词:** 主成分分析, 病害, 分级, 水稻叶瘟病, 高光谱成像, 最大类间方差法

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.19.017

中图分类号: O433.4; S435.111.4<sup>+</sup>1

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-19-0138-07

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)

## 0 引 言

稻瘟病是中国南北稻作区危害最严重的水稻病害之一, 与纹枯病、白叶枯病并称为水稻三大病害<sup>[1]</sup>。目前稻瘟病的识别和病害程度分级主要是人工通过图片对比或根据文字描述目测完成, 然而这种识别和分级方法主观性强, 对工人专业素质要求较高, 且效率低, 往往会引起人为判断的误差, 影响识别和分级结果。

光谱技术是植物病害检测中常用的一种无损检测技术。目前, 已有可见/近红外光谱技术<sup>[2-5]</sup>和多光谱成像技术<sup>[6-7]</sup>应用于稻瘟病检测方面的研究。然而, 可见/近红外光谱技术获取的仅是单个叶片或

水稻冠层范围内的平均光谱信息, 虽然能够通过这些平均光谱信息达到稻瘟病的诊断与病害程度识别, 但由于缺乏反射光谱在空间位置差异上的表现, 使得稻瘟病早期识别检测较为困难, 特别表现在发病初期小病斑的检测识别上, 其检测精度较低; 多光谱成像技术在可见光和近红外区域一般只有几个波段, 获得的光谱数据信息较少, 前人在研究叶瘟病病害等级的分级方法中, 多按照 GB/T15790-1995 标准划分为 4 级。叶片中度染病, 病斑大且多时, 分类精度较高; 但是当叶片轻微染病, 病斑少且小时, 识别的准确度往往较低。

高光谱成像技术是传统成像技术和光谱技术有机结合而成的一项新技术<sup>[8]</sup>。目前, 该技术已广泛应用于肉类<sup>[9]</sup>、水果<sup>[10-14]</sup>、蔬菜品质<sup>[15-17]</sup>等方面的检测。近年来, 有学者将该技术应用于植物病害胁迫诊断研究并取得了初步进展。Moshou 等<sup>[18-19]</sup>结合自组织图, 神经网络以及二次判别分析在冠层尺度利用光谱图像识别和提取了小麦条锈病的信息。Lee 等<sup>[20]</sup>利用航空高光谱成像检测柑橘黄龙病, 通过光谱角制图 (spectral angle mapping, SAM) 和光谱特征拟合 (spectral feature fitting, SFF) 进行图像分类。张燕<sup>[21]</sup>应用高光谱和高光谱图像技术, 提取了对水稻稻瘟病识别敏感的特征波长, 建立了基

收稿日期: 2013-01-03 修订日期: 2013-08-26

基金项目: 国家自然科学基金项目 (31101087); 高等学校博士学科点专项科研基金 (20104404120002); 现代农业产业技术体系建设专项资金资助 (CARS-01-33); 广东省现代农业产业技术体系 (粤财教 [2009]356 号)

作者简介: 郑志雄 (1987—), 男, 汉族, 湖南永州人, 主要从事机器视觉与高光谱检测技术方面的研究。广州 华南农业大学工程学院, 510642。Email: yujian.8612@163.com

\*通信作者: 齐 龙 (1979—), 男, 汉族, 黑龙江哈尔滨人, 博士, 副研究员, 主要从事现代农业智能装备与精准农业方面的研究。广州 华南农业大学南方农业机械与装备关键技术教育部重点实验室, 510642。

于特征波长下光谱和图像信息的水稻稻瘟病识别模型, 实现基于图像信息稻瘟病识别模型的优化, 但其未涉及染病程度的定量检测分析。

本研究以感染稻瘟病的水稻叶片为研究对象, 对 HyperSIS 高光谱成像系统获取的高光谱图像进行分析, 采用定性分析与定量估算相结合的方法, 构建稻叶瘟病高光谱成像分级检测系统, 以期稻叶瘟病病害程度分级提供一种新方法。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验材料制备

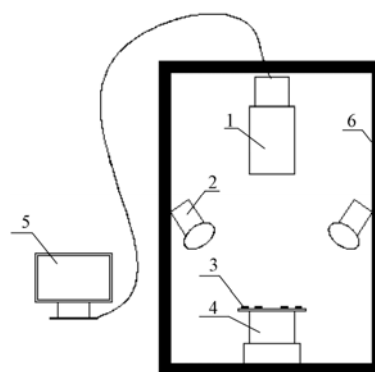
供试水稻品种为 CO39、马坝银占, 均为感病品种。经浸种、催芽后, 于 2012 年 5 月 17 日在广东省农业科学院大丰试验基地播种, 采用盘栽试验, 共 80 盘, 在育秧盘 (30 cm×20 cm×5 cm) 中, 每行播种 10 粒, 每列播种 7 粒, 均匀播种, 每盘进行相同水平的管理。2012 年 6 月 18 日, 稻苗长到第 3~4 叶时接种稻瘟病菌, 其中 70 盘接种, 10 盘不接种用于对照。接种方式采用人工喷雾接种 (将制备的孢子悬浮液摇匀后, 均匀地喷在叶表面直至叶片完全布满小水珠为止), 接种后将稻苗样本移入暗箱保湿 24 h 后再转移至温室进行保湿培养, 以促其发病。2012 年 6 月 21 日, 叶片开始出现症状时起连续 7 d 采集高光谱图像数据, 以得到不同病害等级的样本。本研究中病害程度分级标准参照国际水稻所稻瘟病抗性评价分级标准<sup>[22]</sup>, 将稻叶瘟病分为 10 个等级。

### 1.2 高光谱成像系统

利用高光谱成像系统 (HyperSIS-VNIR-QE, 北京卓立汉光仪器有限公司, 中国) 采集高光谱图像数据, 如图 1 所示。高光谱成像系统主要由光源、计算机、高光谱相机 (含 CCD) 和载物台等组成。光谱分辨率为 2.8 nm, 扫描速度为 5 mm/s, 曝光时间 15 ms, 传送带的传输速度为 5 mm/s。数据采集软件为 Gilden-Photonics 公司开发的 Spectra SENS 软件。系统采集的光谱波长范围为 400~1 000 nm, 共 512 个波段。但是在 400~450 和 900~1000 nm 波段范围内, 光谱曲线的信噪比相对较低, 因此, 选取 450~900 nm 范围内总共 373 个波段的高光谱图像数据进行分析。

### 1.3 高光谱图像采集与校正

由于水稻叶片为细长条形, 为了确保采集到的光谱信息的准确性和完整性, 试验过程中将叶片进行离体, 10 片离体的叶片样本为 1 组平铺于采样平台上, 共 27 组, 总计 270 个样本。数据采集时, 水稻叶片随着载物台匀速移动, 高光谱成像仪获取叶片每个像素在各个波长处的光谱信息和图像数据。



1. 高光谱相机 2. 光源 3. 样本 4. 载物台 5. 计算机 6. 光箱  
1. Hyperspectral camera 2. Light source 3. Sample 4. Object stage 5. Computer 6. Light box

图 1 HyperSIS 高光谱成像系统

Fig.1 HyperSIS hyperspectral imaging system

在采集高光谱图像数据之前, 为了克服光强分布弱的波段存在的图像噪声和暗电流的影响, 首先扫描标准白板采集反射率为 100% 的全白标定图像, 然后盖上摄像头盖采集反射率为 0 的全黑标定图像, 进行黑白标定后将水稻叶片放在纯黑的平板上进行样本光谱图像的采集, 由此可根据式 (1) 得到黑白标定后的相对样本光谱图像, 其像素区域在波段  $i$  处的反射率  $R$

$$R(i) = \frac{I_s(i) - I_d(i)}{I_w(i) - I_d(i)} \quad (1)$$

式中,  $I_s$  为样本光谱图像,  $I_d$  为反射率为 0 的全黑标定图像,  $I_w$  为反射率为 100% 的全白标定图像,  $R$  为光谱反射率。

数据处理在 ENVI 4.7 (Research System Inc, Boulder, Co., USA) 和 Matlab 7.1 (The Math Works, Natick, USA) 软件平台完成。

### 1.4 稻叶瘟病斑光谱信息提取及敏感波段选择

在 HyperSIS 高光谱成像系统采集的 270 个不同病害等级的叶片样本中, 选取 104 个叶片样本进行分析 (其中 1~8 级叶片样本各 12 个, 9 级叶片样本 8 个), 其余 166 个样本用于验证。提取叶片正常部位感兴趣区域 104 个; 褐色病斑感兴趣区域 60 个; 灰色病斑感兴趣区域 104 个用于光谱分析。图 2 为数码相机获取的水稻叶片 RGB 图像, 图中包括叶片正常部位、褐色病斑、灰色病斑和典型病斑。

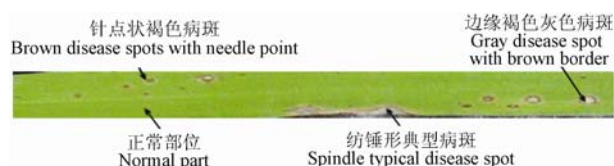


图 2 数码相机获取的水稻叶片 RGB 图像

Fig.2 RGB image of rice leaf acquired with digital camera

分别计算出这三类感兴趣区域的平均光谱,其光谱曲线如图 3 所示。由图 3 可知,在绿光波段(530~580 nm),正常部位反射率最高,灰色病斑次之,褐色病斑最低,其中在 550 nm 时差异最大;在红光波段(640~710 nm),光谱反射率呈现灰色病斑>褐色病斑>正常部位的规律,水稻叶瘟病斑曲线在红光波段的 680 nm 附近出现了一个较浅的波谷,此处叶瘟病斑区域光谱反射率与正常叶片区域光谱反射率相比,差异显著。另外在近红外波段(720~800 nm),光谱反射率呈现正常部位>褐色病斑>灰色病斑的规律。通过以上分析,确定区分稻叶瘟病斑与叶片正常部分的敏感波段为 550 和 680 nm。

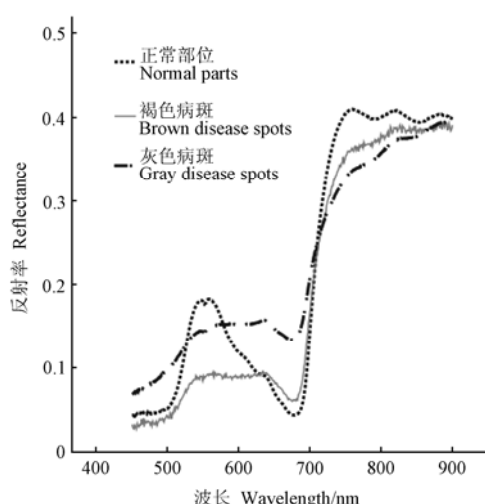
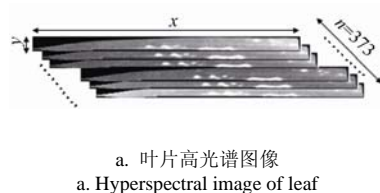


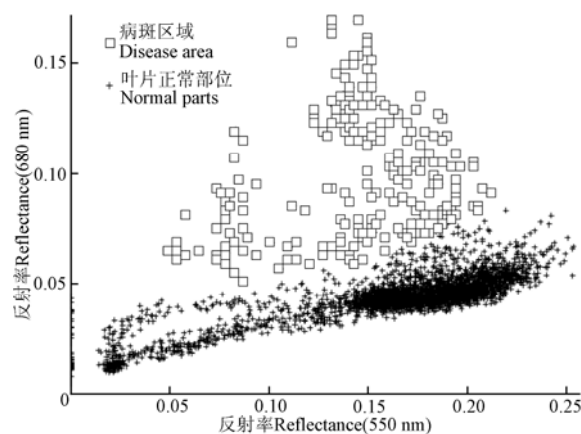
图 3 正常部位及稻叶瘟病斑感兴趣区域光谱曲线  
Fig.3 Reflectance spectrum of normal and blast regions

### 1.5 病斑高光谱图像提取

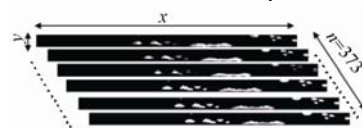
病斑区域分割的主要目的是将病斑区域与叶片正常部位、背景信息相分离。对在可见-近红外波段采集到的高光谱图像信息,通过将原始图像与掩膜图像(单个叶片图像)做逻辑与运算,提取去除背景信息后的单叶片高光谱图像(如图 4a 所示);然后通过 550 和 680 nm 的二维散点图分析(如图 4b 所示),将稻叶瘟病斑(包含褐色病斑和灰色病斑)和正常部位区分开来,得到只含稻叶瘟病斑的高光谱图像(如图 4c 所示)。



a. 叶片高光谱图像  
a. Hyperspectral image of leaf



b. 二维散点图  
b. 2-Dimension scatter plot



c. 病斑高光谱图像  
c. Hyperspectral image of disease spots

注:  $n$  表示波段数,  $x$  和  $y$  表示图像的平面坐标。  
Note:  $n$  were bands;  $x$  and  $y$  were the plane coordinates.

图 4 病斑高光谱图像提取过程

Fig.4 Process of leaf blast hyperspectral image extracting

### 1.6 病斑高光谱图像的主成分分析

高光谱成像技术能获取许多非常窄的光谱连续的影像数据,这些影像数据具有很强的谱间相关性。而主成分分析(principal component analysis, PCA)主要是将相互相关的 1 组数据,通过正交变换使其变为 1 组相互无关的变量的方法,它能够充分去除相关性,把有用的信息集中到数目尽可能少的主分量中。

图 5 表示对整个叶片经过 PCA 分析后得到的 4 幅 PC 图像。可以看出前 4 幅 PC 图像基本上保留了原始图像绝大部分信息,PC4 图像噪声较大。与前 3 幅 PC 图像相比,由于 PC1 包含了叶片原始数据的最多信息,不利于病斑提取;PC2 图像有些较小病斑被当做噪声剔除,不能较完整的体现病斑信息;PC3 图像虽能较好的体现病斑信息,但不能反映褐色病斑与灰色病斑的差异。

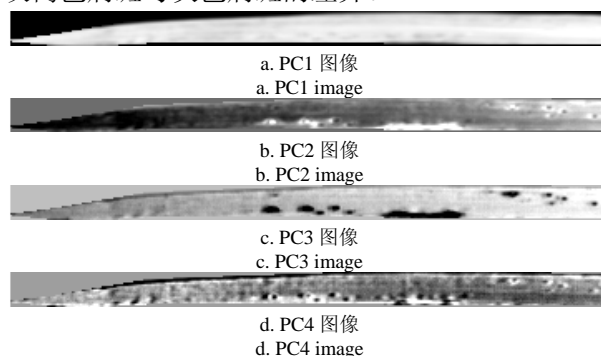


图 5 基于叶片的前 4 个主成分图像

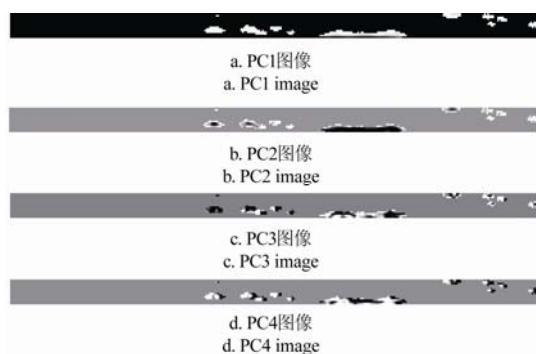
Fig.5 First four principal component images by PCA on whole leaf

对于病害等级较低的前 3 级而言, 稻叶瘟的受害面积占整个叶片面积的比较小, 如果直接将 PCA 方法应用在整个叶片上会使褐色病斑和较小的灰色病斑差异无法在主成分图像上呈现。因此, 本研究在提取稻叶瘟病斑高光谱图像的基础上, 在病斑尺度上进行 PCA 分析。根据贡献率的大小选择 PC 图像, 由表 1 可以看出, 前 4 个 PC 图像的贡献率达到了 99.88%。图 6 为水稻稻叶瘟的 PC1 到 PC4 主成分图像, 比较这 4 幅主成分图像, PC2 图像中褐色病斑和灰色病斑的灰度值有明显的差异, 利于分割。

表 1 部分主成分图像的累积贡献率

Table 1 Cumulative contribution rate of first 8 PC images

主成分 Principal component	特征值 Eigenvalue	累积贡献率 Cumulative contribution/%
1	1.5047	99.36
2	0.0053	99.71
3	0.0017	99.82
4	0.0008	99.88
5	0.0005	99.91
6	0.0002	99.92
7	0.0001	99.92
8	0.0000	99.93



注: PC2 图像中亮区域为褐色病斑, 暗区域为灰色病斑。

Note: White areas were brown disease spots and black areas were gray disease spots in PC2 image.

图 6 基于稻叶瘟病斑的前 4 个主成分图像

Fig.6 First four principal component images by PCA on blast spots

### 1.7 褐色病斑与灰色病斑的分割方法

图像分割是提取目标物常用的图像处理方法之一, 高光谱影像经过主成分处理后, 数据维数大大下降, 同时信息在前几个主要分量的图像中得到了压缩与集中。通过图 6 各分量效果可以看出, 褐色病斑和灰色病斑的差异在 PC2 图中能较完整的体现出来。其中亮区域为褐色病斑, 暗区域为灰色病斑。在 PC2 图中, 灰色病斑区域为目标区域, 其他的区域看做为背景区域。对 PC2 图采用最大类间方差法<sup>[23]</sup>进行分割处理。具体的步骤为: 1) 计算这两个区域的类间方差  $\sigma$ , 选取最佳阈值  $T$ , 使得

不同类间的分离性最好。2) 标记每个独立的区域, 计算每个区域的平均灰度值  $m$ 。3) 对于 PC2 图像中的每一个独立的区域, 如果  $m$  小于分割阈值  $T$ , 则认为该块内的所有点都是目标点, 将该块作为目标区域; 否则, 将该块作为背景区域。4) 提取出灰色病斑的二值图像  $Im_1$  见图 7a, 将其进行求反处理后得到二值图像  $Im_2$ ,  $Im_2$  与稻叶瘟病斑二值图像 (包含褐色病斑与灰色病斑) 进行相乘运算, 得到褐色病斑的二值图像见图 7b。

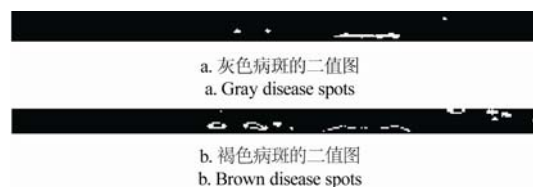


图 7 稻叶瘟病斑二值图像

Fig.7 Binary image of rice leaf blast

### 1.8 稻叶瘟病害程度分级

0 级为健康样本, 无病斑。1 级和 2 级样本只有褐点型病斑出现, 无灰色病斑, 且病斑不具传染性, 因此, 1 和 2 级不做区分。3 级出现灰色病斑, 通过前面所述的褐色病斑与灰色病斑的分割方法, 可与 1 级和 2 级进行区分。PC2 图像中分割出灰色病斑二值图像后, 由于 3 级和 4 级的灰色病斑在形态上差别较大, 3 级圆形至椭圆形灰色病斑, 边缘褐色, 而 4 级灰色病斑呈狭长纺锤形。因此本研究定义形态学参数延伸率对 3 级和 4 级病斑进行分级, 延伸率  $S$  的定义如下。

$$S = W / L \quad (2)$$

式中,  $L$ 、 $W$  分别为目标最小外接矩形的长和宽, 像素个数。对于圆形来说, 延伸率为 1, 目标越细长, 延伸率越小。根据植保专家的目测认定了 30 个纺锤形灰色病斑, 计算其延伸率, 选定延伸率为 0.3 可以作为区分 3 级和 4 级的阈值, 如果  $S \geq 0.3$  为 3 级,  $0 < S < 0.3$  为 4 级以上。

4 级以上根据其受害面积所占叶片面积的百分比大小进行分级。

$$R = (A_2 / A_1) \times 100\% \quad (3)$$

式中,  $R$  为受害率;  $A_1$  为单个叶片的总面积, 像素个数;  $A_2$  为稻叶瘟病斑的面积, 像素个数。

稻叶瘟病害程度分级具体流程图如图 8 所示。

## 2 结果与分析

### 2.1 稻叶瘟病害程度分级结果

在 HyperSIS 高光谱成像系统采集的 270 个不同病害等级的叶片样本中, 166 个叶片样本用于验证 (0~3 级叶片样本以植保专家目测为标准, 4~9

级叶片样本以 ENVI 软件人工实测为标准), 测试样本分类的准确率如表 2 所示。

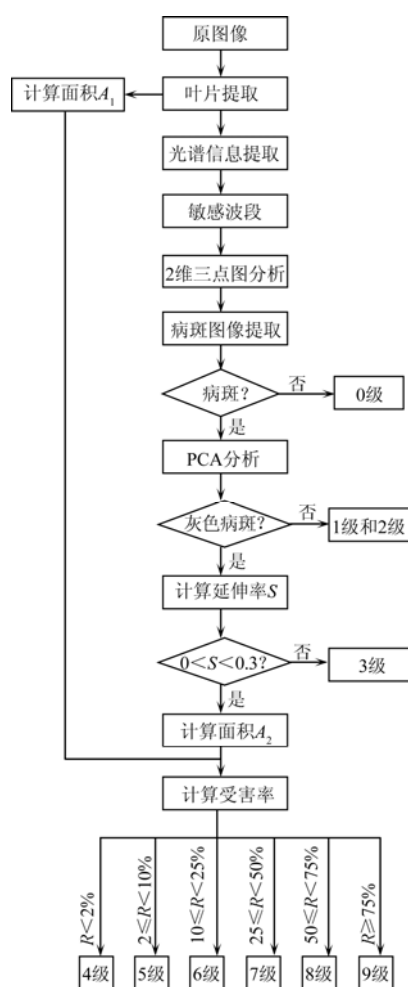


图 8 稻叶瘟病害程度分级流程图

Fig.8 Flowchart of rice leaf blast grading

表 2 稻叶瘟病害程度分级测试结果

Table 2 Test results of rice leaf blast grading

级别 Grade	样本数量 Sample size	误识别数 Error classification	识别正确率 Classification accuracy/%
0	20	0	100.00
1、2	19	2	89.47
3	18	1	94.44
4	22	2	90.91
5	23	0	100.00
6	27	1	96.30
7	18	0	100.00
8	10	0	100.00
9	9	0	100.00
0~9	166	6	96.39

病害等级为 0~9 级别的 166 个测试样本中, 有 6 个样本被错误分类, 分类的准确率为 96.39%。其中病害等级为 0、5、7、8 和 9 级的 80 个测试样本分类的准确率为 100%; 病害等级为 1、2 级的 19

个样本中, 有 2 个样本被错误分类为 0 级, 分类的准确率为 89.47%; 病害等级为 3 级的 18 个样本中, 有 1 个样本被识别为 4 级, 分类的准确率为 94.44%; 病害等级为 4 级的 22 个样本中, 有 2 个样本被误分为 3 级, 分类的准确率为 90.91%; 病害等级为 6 级的 27 个样本中, 有 1 个样本被误分为 5 级, 分类的准确率为 96.30%。

影响分类精度原因: 1) 高光谱成像仪分辨率的限制。褐点病斑呈针点状时, 由于高光谱成像仪分辨率的限制, 高光谱成像仪获取的图像中不能将针尖状褐点病斑较完整的体现出来, 容易将 1 级样本误分为 0 级, 影响测试精度。2) 临界样本的影响。不同病害级别之间的病斑受害面积与叶片面积的比值指标仅相差 1%, 如果测试样本的病害等级处于两级别之间的临界点左右, 就容易被错误分类。

## 2.2 4~9 级样本病害程度的定量估算与验证

由于 0、1 或 2、3 级为离散特征数据, 而 4 级以上为连续特征数据, 以受害率为评价标准人为分为 4~9 级, 分级检验的结果受检验样本特征及数据分布情况的影响。因此, 在 ENVI 软件中对 4~9 级 109 个不同病害等级的检验样本进行人工实测, 人为地勾画测量出每个叶片样本的受害面积和叶片面积, 计算出实际的受害率。对 4~9 级检验样本受害率的分布情况 (实测值和预测值) 进行相关分析, 受害率的实测值与预测值的散点图如图 9 所示。实测值与预测值之间的决定系数  $R^2=0.934$ , 均方根误差  $RMSE=0.26$ , 表明受害率的实测值和预测值有较好的拟合度, 可用于试验结果的预测。

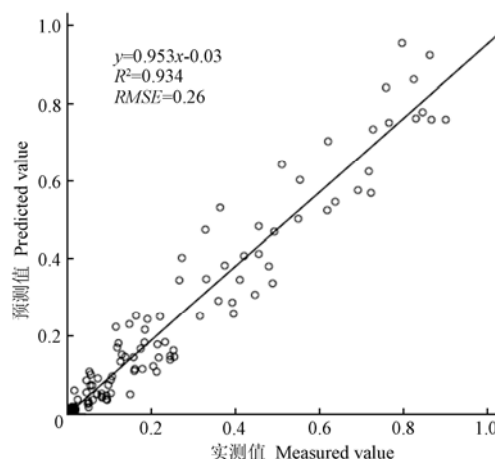


图 9 受害率预测值与实测值的散点图

Fig.9 Scatter plot of measured and predicted infestation rate

## 3 结 论

本文应用高光谱成像技术研究了一种水稻叶瘟病害程度分级检测方法, 得到结论如下:

1) 根据稻叶瘟病斑与正常叶片部位在 550 和 680 nm 的光谱差异, 通过二维散点图滤除叶片提取

了稻叶瘟病斑高光谱图像; 采用 PCA 方法对病斑高光谱图像数据进行降维处理, 得到易于区分褐色病斑和灰色病斑的 PC2 图像, 在此基础上, 完成了褐色病斑和灰色病斑的图像分割, 克服了叶片尺度上应用 PCA 方法时由于病斑小或褐色病斑和灰色病斑灰度值差异不明显而无法检测的弊端。

2) 综合利用褐色病斑与灰色病斑的光谱差异、不同病害等级病斑的形态差异以及叶片的受害率等参数, 定性分析与定量估算相结合, 建立了与国际水稻所抗性分级标准一致的基于高光谱成像技术的稻叶瘟病害程度分级标准, 对 166 个样本进行测试, 准确率为 96.39%。该研究可为水稻叶瘟病的田间病害程度检测提供研究基础, 也为稻瘟病抗性分级检测提供了新思路。

#### [参 考 文 献]

- [1] 傅强, 黄世文. 水稻病虫害诊断与防治原色图谱[M]. 北京: 金盾出版社, 2005.
- [2] Kobayashi T, Kanda E, Kitada K, et al. Detection of rice panicle blast with multispectral radiometer and the potential of using airborne multispectral scanners[J]. *Phytopathology*, 2001, 91(3): 316—323.
- [3] Kobayashi T, Kanda E, Naito S, et al. Ratio of rice reflectance for estimating leaf blast severity with a multispectral radiometer[J]. *J Gen Plant Pathol*, 2003, 69(1): 17—22.
- [4] 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—76.  
Wu Shuwen, Wang Renchao, Chen Xiaobin, et al. Effects of rice leaf blast on spectrum reflectance of rice[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University: Agriculture Science*, 2002, 20(1): 73—76. (in Chinese with English abstract)
- [5] 程术希, 邵咏妮, 吴迪, 等. 稻叶瘟染病程度的可见-近红外光谱检测方法[J]. 浙江大学学报: 农业与生命科学版, 2011, 37(3): 307—311.  
Cheng Shuxi, Shao Yongni, Wu Di, et al. Determination of rice leaf blast disease level based on visible-near-infrared spectroscopy[J]. *Journal of Zhejiang University: Agric and Life Sci*, 2011, 37(3): 307—311. (in Chinese with English abstract)
- [6] 齐龙, 马旭, 廖醒龙, 等. 基于多光谱视觉的稻瘟病抗病性分级检测技术[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2009, 39(1): 356—359.  
Qi Long, Ma Xu, Liao Xinglong, et al. Rice blast resistance identification based on multi-spectral computer vision[J]. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2009, 39(1): 356—359. (in Chinese with English abstract)
- [7] 冯雷, 柴荣耀, 孙光明, 等. 基于多光谱成像技术的水稻叶瘟检测分级方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(10): 2730—2773.  
Feng lei, Chai Rongyao, Sun Guangming, et al. Identification and classification of rice leaf blast based on multi-spectral imaging sensor[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2009, 29(10): 2730—2773. (in Chinese with English abstract)
- [8] 王雷, 乔晓燕, 董有尔, 等. 高光谱图像技术在农产品检测中的应用进展[J]. 应用光学, 2009, 30(4): 639—645.  
Wang Lei, Qiao Xiaoyan, Dong Youer, et al. Application of hyper-spectral image technology in detecting agricultural product[J]. *Journal of Applied Optics*, 2009, 30(4): 639—645. (in Chinese with English abstract)
- [9] Douglas Barbin, Gamal Elmasry, Sun Dawei, et al. Near-infrared hyper spectral imaging for grading and classification of pork[J]. *Meat Science*, 2012, 90(1): 259—268.
- [10] Qin J W, Burks T F, Ritenour M A, et al. Detection of citrus canker using hyperspectral reflectance imaging with spectral information divergence[J]. *Journal of Food Engineering*, 2009, 93(2): 183—191.
- [11] Juan Xing, Cedric Bravo, Pal T Jancsok, et al. Detecting bruises on 'Golden Delicious' apples using hyper spectral imaging with multiple wavebands[J]. *Biosystems Engineering*, 2005, 90(1): 27—36.
- [12] 洪添胜, 乔军, Ning Wang, 等. 基于高光谱图像技术的雪花梨品质无损检测[J]. 农业工程学报, 2007, 23(2): 151—155.  
Hong Tiansheng, Qiao Jun, Ning Wang, et al. Non-destructive inspection of Chinese pear quality based on hyperspectral imaging technique[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE)*, 2007, 23(2): 151—155. (in Chinese with English abstract)
- [13] 蔡健荣, 王建黑, 陈全胜, 等. 波段比算法结合高光谱图像技术检测柑橘果锈[J]. 农业工程学报, 2009, 25(1): 127—131.  
Cai Jianrong, Wang Jianhei, Chen Quansheng, et al. Detection of rust in citrus by hyperspectral imaging technology and band ratio algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE)*, 2009, 25(1): 127—131. (in Chinese with English abstract)
- [14] 李江波, 饶秀勤, 应义斌, 等. 基于高光谱成像技术检测脐橙溃疡[J]. 农业工程学报, 2010, 26(8): 222—228.  
Li Jiangbo, Rao Xiuqin, Ying Yibin, et al. Detection of navel oranges canker based on hyperspectral imaging technology[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE)*, 2010, 26(8): 222—228. (in Chinese with English abstract)
- [15] Chai A L, Liao N F, Tian Y W, et al. Identification of cucumber disease using hyperspectral imaging and discriminate analysis[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2010, 30(5): 1357—1361.
- [16] 田有文, 李天来, 张琳, 等. 高光谱图像技术诊断温室黄瓜病害的方法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(5): 202—206.  
Tian Youwen, Li Tianlai, Zhang Lin, et al. Diagnosis method of cucumber disease with hyperspectral imaging in greenhouse[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE)*, 2010, 26(5): 202—206. (in Chinese with English abstract)
- [17] 冯雷, 张德荣, 陈双双, 等. 基于高光谱成像技术的茄子叶片灰霉病早期检测[J]. 浙江大学学报: 农业与生命科学版, 2012, 38(3): 311—317.  
Feng Lei, Zhang Derong, Chen Shuangshuang, et al. Early detection of gray mold on eggplant leaves using hyperspectral imaging technique[J]. *Journal of Zhejiang University: Agric And Life Sci*, 2012, 38(3): 311—317. (in Chinese with English abstract)
- [18] Moshou D, Bravo C, West J, et al. Automatic detection of 'yellow rust' in wheat using reflectance measurements and neural networks[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2004, 44(3): 173—188.

- [19] 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.
- [20] Lee W S, Ehsani R, Albrigo L G. Citrus greening disease (Huanglongbing) detection using aerial hyperspectral imaging[C]// *The Proceedings of the 9<sup>th</sup> International Conference on Precision Agriculture*, 2008, Denver, CO.
- [21] 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.
- Yang Yan. The Key Diagnosis Technology of Rice Blast Based on Hyper-spectral Image[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012. (in Chinese with English abstract)
- [22] Chaudhary R C. Standard Evaluation System for Rice (2nd edition)[M]. Manila: International Rice Research Institute. 1980.
- [23] 杜奇, 向健勇, 袁胜春. 一种改进的最大类间方差法[J]. *红外技术*, 2003, 25(5): 33—36.
- Du Qi, Xiang Jianyong, Yuan Shengchun. An improved method of maximum classes square error[J]. *Infrared Technology*, 2003, 25(5): 33—36. (in Chinese with English abstract)

## Grading method of rice leaf blast using hyperspectral imaging technology

Zheng Zhixiong<sup>1</sup>, Qi Long<sup>1,2\*</sup>, Ma Xu<sup>1,2</sup>, Zhu Xiaoyuan<sup>3</sup>, Wang Wenjuan<sup>3</sup>

(1. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 501642, China; 2. Key Laboratory of Key Technology on Agricultural Machine and Equipment, Ministry of Education, South China Agricultural University, Guangzhou 501642, China; 3. The Plant Protection Research Institute, Guangdong Academy of Agricultural Science, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** Rice blast is one of the important diseases in rice production. Identification and classification of rice blast is mainly completed by visual observation according to image contrast or literal description currently, however, these methods are subjective and inefficient, besides requiring workers with high professional knowledge. In order to quickly and accurately evaluate the disease level of rice leaf blast, a grading method of rice leaf blast based on hyperspectral imaging technology was proposed. Hyperspectral images of leaf blast at different levels were captured with a HyperSIS hyperspectral system. The logical AND operation was conducted by using the original image and mask image (single leaf image) to remove the background information and a hyperspectral image of a single leaf was obtained. Based on a whole leaf scale, the principal component analysis (PCA) method was used, but the operation results showed that principal component images (PCI) cannot significantly reflect the difference between brown disease spots and gray disease spots. To solve the above problem, a 2-D scatter chart analysis with two sensitive bands (550nm and 680nm) was used to extract hyperspectral images which contained only disease spots (brown disease spots and gray disease spots) through analyzing spectral features of leaf blast areas and normal areas. Based on a disease spots scale, the second principal component image was obtained to identify brown disease spots and gray disease spots by using a PCA method. On this basis, gray disease spots were efficiently identified using an Otsu method. And disease levels of grade 1 or 2 and above grade 3 were classified based on whether there existed gray disease spots. Combined with two parameters (elongation and infestation rate), the disease level above grade 3 of rice leaf blast was classified. Through calculating the elongation of a set of 30 spindle disease spots, the elongation of 0.3 was selected as the threshold to distinguish grade 3 and 4. If elongation  $\geq 0.3$ , the disease level was grade 3. If  $0 < \text{elongation} < 0.3$ , it was above grade 3. A disease level more than grade 4 was classified according to the area occupied by the infestation area on a whole leaf. The testing result showed that 160 samples could be accurately classified in the 166 test samples at different levels of rice leaf blast and the overall classification accuracy was 96.39%. Classification as Grades 0, 1 or 2 and grade 3 are based on discrete characteristic data, while above grade 4 is based on continuous characteristic data. Utilizing infection rate as an evaluation criteria to artificially classify into grade 4~9, the result of the classification was affected by the characteristics of the test samples and the distribution of data. The linear regression methods were developed to analyze the correction between the measured and predicted values of the infestation rates within the disease levels of 4~9. The validation results showed good performance with the determination coefficient ( $R^2$ ) between actual measured and predictive value in the model being 0.934 and the root mean square error (RMSE) determined to be 0.26. The result is able to satisfy the precision demand of the quantitative calculation. This research result provided a foundation to evaluate the field disease level of rice blast and a new idea for resistance identification method of rice blast.

**Key words:** principal component analysis, diseases, grading, rice leaf blast, hyperspectral imaging, Otsu method

(责任编辑: 张俊芳)