

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.02.041

基于高光谱成像技术的小麦籽粒赤霉病识别

梁琨^{1,2} 杜莹莹¹ 卢伟^{1,2} 王策¹ 徐剑宏³ 沈明霞^{1,2}

(1. 南京农业大学工学院, 南京 210031; 2. 南京农业大学江苏省智能化农业装备重点实验室, 南京 210031;
3. 江苏省农业科学院食品质量与安全检测研究所, 南京 210014)

摘要: 利用高光谱成像技术通过光谱分析和图像处理进行小麦赤霉病的识别。采用标准正态变量变换(SNV)和多元散射校正(MSC)方法对光谱进行预处理,分别利用连续投影算法(SPA)和正自适应加权算法(CARS)进行变量筛选提取特征波段,结果表明采用MSC-SPA和SNV-SPA算法时决定系数分别为0.9019和0.9006,均方根误差分别为0.2238和0.2232,筛选波长个数分别为7个和5个。利用SVM和BP神经网络算法建立的交叉验证模型及验证模型的准确率均达到90%以上。其中,MSC-SPA-SVM和SNV-SPA-SVM方法的建模集准确率分别为97.08%和94.17%;验证集准确率分别为98.33%和97.50%,均优于MSC-SPA-BP和SNV-SPA-BP模型。为了研究染病小麦的高光谱图像信息,利用主成分分析方法,根据权重系数选择最佳特征波长为627.698 nm。利用图像处理方法对特征波长下的特征图像进行预处理、特征提取。分别提取特征波长图像的形态参数特征和纹理特征参数等,根据特征参数相关性分析选择最优的建模特征参数。分别利用10折交叉验证方法建立线性判别分析、支持向量机和BP神经网络识别模型,结果表明3种识别算法识别准确率均在90%以上,具有较好的识别效果。

关键词: 小麦; 赤霉病; 高光谱成像技术; 识别模型; 图像处理

中图分类号: S123; TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)02-0309-07

Identification of Fusarium Head Blight Wheat Based on Hyperspectral Imaging Technology

Liang Kun^{1,2} Du Yingying¹ Lu Wei^{1,2} Wang Ce¹ Xu Jianhong³ Shen Mingxia^{1,2}

(1. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China

2. Jiangsu Province Engineering Lab for Modern Facility Agriculture Technology and Equipment,
Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China

3. Institute of Food Quality and Safety, Jiangsu Academy of Agricultural Sciences, Nanjing 210014, China)

Abstract: Fusarium head blight is one of the main infection diseases in wheat, and the infection of wheat has serious impact on food safety. In order to explore the rapid and nondestructive detection of wheat scab, the identification of wheat scab was carried out using spectral analysis and image processing in hyperspectral imaging technology. Standard normal variable transform (SNV) and multiple scatter correction (MSC) methods were used for spectral data pretreatment, and continuous projection algorithm (CARS) and the positive adaptive weighted (SPA) algorithm were used to select wavelength. The results showed that the determination coefficients (R^2) of MSC-SPA and SNV-SPA were 0.9019 and 0.9006, respectively, the root mean square errors were 0.2238 and 0.2232, respectively, and the numbers of selected wavelength were 7 and 5, respectively. Support vector machine (SVM) and BP neural network algorithms were used for modeling. The results showed that the accuracy of the four models were above

收稿日期: 2015-11-16 修回日期: 2015-12-24

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(31401610)、中央高校基本科研业务费专项资金项目(KJQN201557)、江苏省自然科学基金青年基金项目(BK20130696)、江苏省科技支撑计划项目(BE2014738)和江苏省农业科技自主创新项目(CX(14)2126)

作者简介: 梁琨(1983—),女,讲师,主要从事农产品检测技术研究,E-mail: lkbb2006@126.com

通信作者: 沈明霞(1964—),女,教授,博士生导师,主要从事检测技术研究,E-mail: mingxia@njau.edu.cn

90%。The accuracy rates of MSC-SPA-SVM and SNV-SPA-SVM were 97.08% and 94.17% for model calibration set, respectively, and those for the model validation set were 98.33% and 97.50%, respectively, which were better than those for model calibration set. According to image information analysis of disease wheat in hyperspectral image, the principal component analysis method was applied, and the best wavelength image was chosen at 627.698 nm according to the weight coefficient. Image processing method was used for preprocessing, feature extraction, etc. The morphological parameters and texture feature parameters of the best wavelength image were extracted respectively, and the optimal parameters of the model were selected according to the correlation analysis of the feature parameters. Ten-fold cross-validation method was adopted to establish linear discriminant analysis, support vector machine and BP neural network identification models. The results showed that the recognition accuracy of the three identification algorithms were all above 90%, which indicated that the proposed method were feasible and effective.

Key words: wheat; fusarium head blight; hyperspectral imaging technology; identification model; image processing

引言

近年来粮食食品安全问题得到国内外的广泛关注,作为世界三大谷物之一的小麦病害问题也成为研究的重点^[1-3]。赤霉病是小麦一种常见高发病,感染赤霉病的小麦籽粒在侵染过程中会产生真菌毒素,造成产量严重损失,使出粉率降低,更为严重的是其病原菌产生的毒素还会危害人畜健康,引起食品安全问题^[4-5]。目前,用于小麦赤霉病毒检测的方法有高效液相色谱法、气相色谱法、酶联免疫法等化学生物检测方法^[6-9],但是这些方法由于耗时长、消费人力物力大等缺点,不能实现快速、无损检测^[5]。因此研究小麦赤霉病的快速、无损检测对预防小麦赤霉病及保证粮食食品安全具有重要意义。

高光谱图像包含了丰富的图像信息及光谱信息,通过高光谱成像技术可以实现光谱分析和图像处理,因此在农业食品检测等领域得到了广泛应用^[10-12]。国外学者利用高光谱技术通过光谱信息研究了小麦赤霉病感染的识别^[13-17],并取得了一定的研究进展,但是大量的波段建模限制了高光谱技术的应用。研究发现当小麦籽粒受到赤霉病毒侵染时,其内部成分的改变也会导致其外部形态、纹理等特征发生变化^[18],因此本文在探索以较少的特征波长表征光谱信息的识别基础上,结合图像处理技术,针对小麦籽粒感染的特征波长图像进行处理,提高小麦赤霉病的识别精度及为后续手持式检测仪器的开发奠定基础。

1 实验

1.1 实验材料

实验所用小麦籽粒样本均来自江苏省农业科学

研究院食品检测研究所,实验小麦品种为 AK58,其籽粒外观呈椭圆形,较饱满。健康样本与染病样本由实验员凭视觉经验区分,分别选出健康小麦和感染赤霉病小麦样本各 160 个样本进行实验,其中 120 个样本用于识别模型的建立,40 个样本用于识别模型的验证。

1.2 高光谱图像数据采集

高光谱成像系统如图 1 所示,该系统主要包括 GEV-B1621M-TC000 型 CCD 照相机(美国 Imperx 公司)、Impector 型光谱仪(芬兰 Specim 公司)、镜头(德国 Schneider 公司)、21 V/150 W 线性卤素灯光源(美国 Illumination 公司)、暗箱、计算机等主要部件。高光谱成像波段 358~1 021 nm。为了得到清晰的图像信息,多次调节实验系统参数,最终选择:光谱分辨率 2.8 nm,图像分辨率 672 像素×512 像素,传送带移动速度 3.5 mm/s,曝光时间 53 s,样本与镜头的距离 330 mm。

为了减少光照分布不均引起的噪声及误差,对

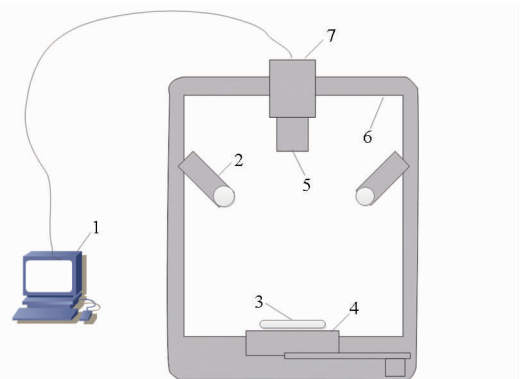


图 1 高光谱系统组成图

Fig. 1 Schematic of hyperspectral imaging system

1. 计算机
2. 光源
3. 样本
4. 移动平台
5. 镜头
6. 暗箱
7. 光谱仪

每幅样本进行校正,公式为

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

式中 I_s ——样本光谱图像

I_d ——反射率为 0 的标定图像

I_w ——反射率为 1 的标定图像

R ——校正后的光谱图像

高光谱图像数据分析与处理是基于 ENVI 4.6 (美国 Boulder 公司) 和 Matlab 2012a (美国 The MathWorks 公司) 软件完成的。

1.3 数据处理

实验共获得 10 幅图像,每幅图像采集健康小麦和染病小麦样本各 16 个。每幅图像中前 2 排样本为健康小麦,后 2 排样本为染病小麦,每排各 8 个小麦籽粒排列。利用 ENVI 感兴趣区域提取工具 ROI 对健康小麦和染病小麦样本区域选取 20 像素 × 70 像素点平均反射率,用来分析健康小麦和染病小麦样本光谱信息反射率特征。

为了减少原始光谱图像中的噪声干扰小麦样本表面散射引起的光谱误差,需要对光谱信息进行预处理^[19]。本文采用标准正态变量变换(SNV)算法和多元散射校正(MSC)方法对光谱进行预处理。为了提高基于光谱信息的小麦籽粒赤霉病识别模型的有效性,需要对波段进行特征波长的提取,分别利用正自适应加权算法(CARS)和连续投影算法(SPA)提取特征波段,并结合 PLS 预测模型比较最优的预处理及特征提取算法。其中,连续投影算法能够消除波长之间的共线性问题,其目的是寻找含有最低限度的冗余信息,从而降低模型的复杂度^[20]。正自适应加权算法是通过重复筛选 PLS 模型中回归系数绝对值大的变量并去除权重小的变量,以简化模型来选择有效变量^[21]。然后分别利用 10 折交叉验证方法建立线性判别分析(Linear discriminant analysis, LDA)、支持向量机(Support vector machine, SVM)、BP 神经网络识别模型,并比较各模型的精度最终建立基于光谱信息的小麦籽粒赤霉病最优识别模型。

感染赤霉病的小麦籽粒内部成分的改变会导致其外部形态、纹理特征发生变化,人眼观察时健康样本较为饱满,染病样本较为干瘪。为了探索基于图像信息的小麦籽粒赤霉病识别方法,需要提取特征波长图像。对全波段进行冗余信息的去除,可以减少波段共线性问题,本文利用主成分分析的方法提取特征波段,得到的每个主成分特征波段是原始图像所有波段的线性组合,然后根据权重系数选择最佳特征波段图像。利用图像处理方法对特征波段图

像进行预处理、特征提取,分别提取特征波段图像中小麦籽粒的平均灰度、形态特征参数和纹理特征参数,运用相关性分析选择最优的建模特征参数。然后分别利用 10 折交叉验证方法建立线性判别分析、支持向量机、BP 神经网络识别模型,并比较 3 种识别模型的精度,最终建立基于图像信息的小麦籽粒赤霉病最优识别模型。

2 结果与分析

2.1 基于光谱反射率的小麦籽粒赤霉病定性分析

2.1.1 光谱反射率曲线分析

利用 ENVI 提取 20 像素 × 70 像素点感兴趣区域的光谱反射率特征,图 2 是所有健康小麦和感染赤霉病小麦的样本在 358 ~ 1 021 nm 波段内 1 232 个波长的光谱反射率曲线,其中部分染病小麦样本约在 680 nm 处出现波谷是由于该样本感染比较严重,表面呈现赤红的颜色,引起反射率突变。鉴于高光谱 358 ~ 400 nm 波段表现为噪声,因此在后续处理中去掉该波段的数据,图 3 分别为去掉噪声波段后的健康和染病样本平均光谱反射率曲线(400 ~ 1 021 nm 波段),可以看出染病和健康样本的平均光谱反射率曲线轮廓基本相似,没有明显区别,其中染病小麦的光谱反射率高于健康小麦样本。

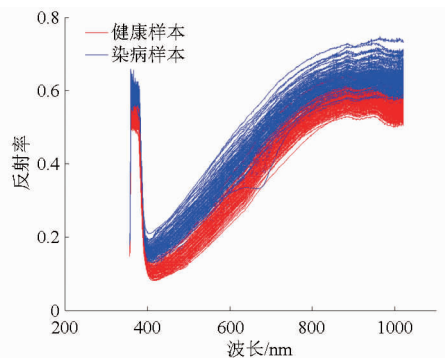


图 2 健康小麦及染病小麦样本的反射光谱
Fig. 2 Spectra reflectance curves of infected and healthy wheat kernels

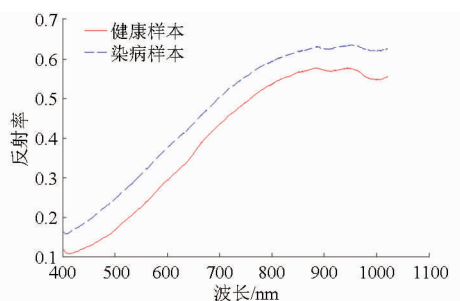


图 3 健康小麦及染病小麦样本的平均反射光谱
Fig. 3 Mean reflectance spectra curves of healthy and infected wheat kernels

2.1.2 主成分分析

利用主成分分析方法对提取的所有样本去掉噪声后的 400 ~ 1021 nm 波段光谱数据进行处理,得到第 1 主成分贡献率为 90.53%,第 2 主成分贡献率为 4.38%,第 3 主成分贡献率为 1.59%,其中,图 4a 为第 1 主成分与第 2 主成分的关系,图 4b 为第 1 主成分与第 3 主成分的关系,由图可知健康小麦与染

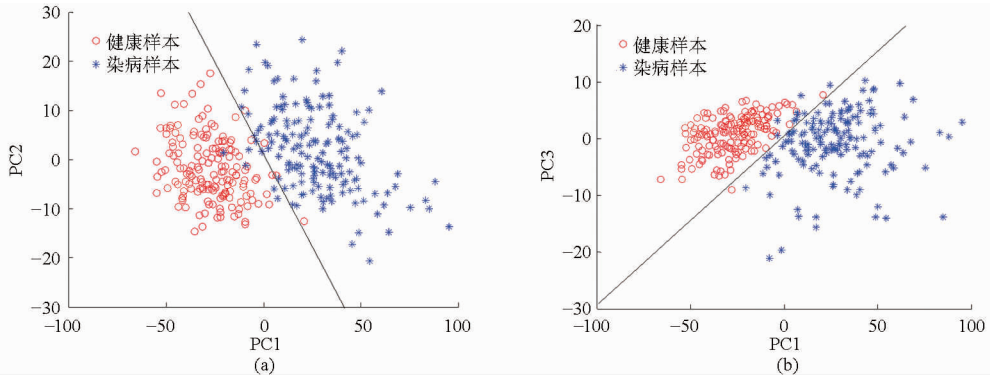


图 4 主成分分析结果

Fig. 4 Principal component analysis results performed on cultivars

2.1.3 特征波长提取

采用标准正态变量变换(SNV)和多元散射校正(MSC)方法对光谱进行预处理,并分别利用连续投影算法(SPA)和正自适应加权算法(CARS)进行变量筛选来提取特征波长。在 CARS 算法中,蒙特卡罗采样次数为 50,利用交叉验证建立 PLS 模型,比较最优预处理及特征提取算法,其中健康样本输出值为 0,染病样本输出值为 1。图 5 为 MSC-CARS 和 SNV-CARS 算法变量筛选的过程,当采样次数分别为 26 和 29 次时对应的变量个数分别为 45 个和 35 个特征波长。基于 SPA 算法变量筛选结果如

图 6 所示, MSC-SPA 算法提取的 7 个特征波长为 574.430、647.740、680.377、742.232、785.164、1007.045、1007.598 nm; SNV-SPA 算法提取的 5 个特征波长为 634.732、675.471、760.376、798.956、917.928 nm。表 1 为不同预处理方法和特征波长提取方法的结果,由表可知采用 MSC-SPA 算法和 SNV-SPA 算法时决定系数分别为 0.9019 和 0.9006,均方根误差分别为 0.2238 和 0.2232,因此 MSC-SPA 和 SNV-SPA 算法挑选变量具有优越性,同时筛选波长个数符合在线快速检测,为后续手持检测仪器开发奠定基础。

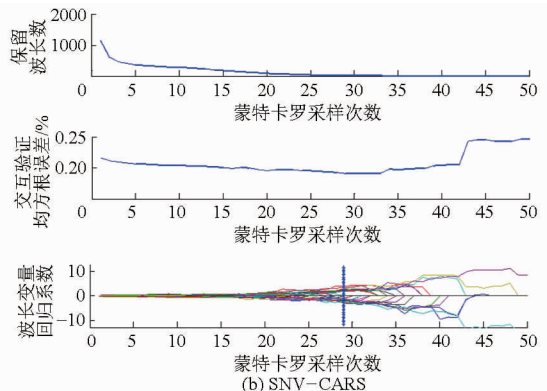
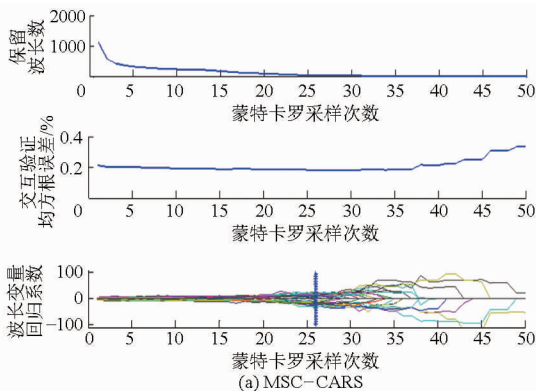


图 5 基于 CARS 的变量筛选

Fig. 5 Wavelengths selected by CARS

2.1.4 基于特征波长的模型建立

表 2 为 MSC-SPA 和 SNV-SPA 算法筛选变量后,分别运用 SVM 和 BP 神经网络建立的交叉验证模型及验证模型的准确率,建模采用 10 折交叉

验证方法。由表 2 可知 4 种模型建模集和验证集准确率均达到 90% 以上。其中, MSC-SPA-SVM 和 SNV-SPA-SVM 方法的建模集准确率分别为 97.08% 和 94.17%; 验证集准确率分别为 98.33%

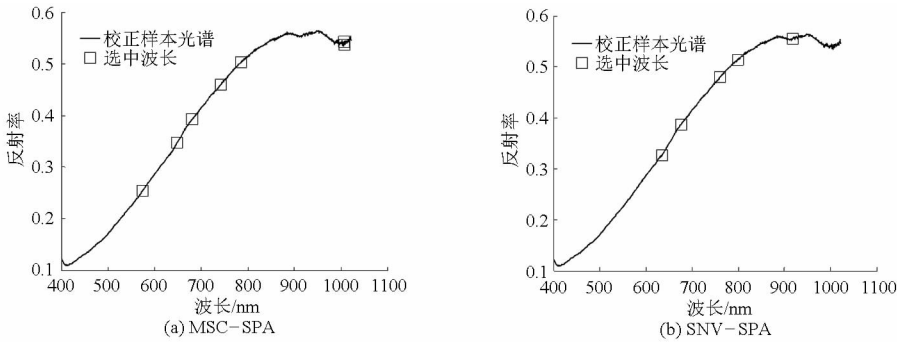


图 6 基于 SPA 的变量筛选

Fig. 6 Wavelengths selected by SPA

和 97.50%，均优于 MSC-SPA-BP 和 SNV-SPA-BP 模型。

表 1 不同特征波长提取方法的 PLS 模型结果

Tab.1 PLS model results with different pretreatments and characteristic wavelengths extraction methods

预处理及特征波长提取方法	特征波长个数	R^2	均方根误差
MSC-CARS	45	0.875 8	0.177 4
MSC-SPA	7	0.901 9	0.223 8
SNV-CARS	35	0.854 2	0.190 9
SNV-SPA	5	0.900 6	0.223 2

表 2 模型识别结果

Tab.2 Identification results with two classification algorithms

预处理及建模方法	建模集准确率/%	验证集准确率/%
MSC-SPA-SVM	97.08	98.33
MSC-SPA-BP	91.67	93.52
SNV-SPA-SVM	94.17	97.50
SNV-SPA-BP	90.74	93.05

2.2 基于高光谱图像特征的小麦籽粒赤霉病检测

2.2.1 特征波长图像的选择

在 2.1.2 节中,对 400~1 021 nm 波段光谱数据进行了主成分分析,得到前 3 个主成份 PC1、PC2、PC3 所占全波段信息的比例分别 90.53%、4.38%、1.59%。其中,得到的每个主成分特征波段是原始图像所有波段的线性组合,本文选择表达信息量最

多的 PC1,根据权重系数选择其中权重系数最大的波长作为最佳特征波长图像,图 7a 为提取的最佳特征波长 627.698 nm 图像。图像灰度化、Otsu 二值化算法提取小麦样本区域如图 7b 所示。

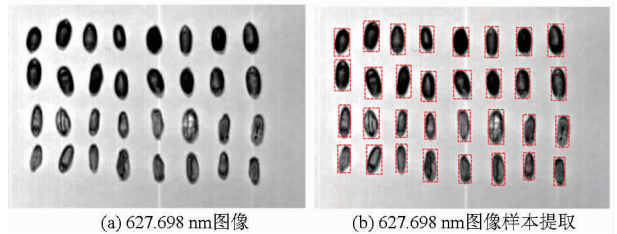


图 7 第 1 主成分图像的基于最大权重系数提取的最佳特征波长灰度图像

Fig. 7 Single-band gray images based on sensitive bands of maximum weight coefficient in the first principal component

2.2.2 形态及纹理特征选取

为了探索基于高光谱图像信息的染病小麦识别,提取特征波长图像的小麦籽粒平均灰度、形状特征参数及纹理特征参数。其中,形态特征参数包括面积、周长、长轴长、短轴长、圆形度 5 个参数;基于灰度共生矩阵分析方法提取惯性矩、相关性、能量、熵 4 个纹理特征参数。选择合理的健康小麦和染病小麦特征参数可以有效建立识别模型,因此将提取的特征波长图像小麦籽粒区域的平均灰度、形态特征参数、纹理特征参数做相关性分析以提取有效的特征。表 3 为提取的小麦籽粒区域平均灰度、形态

表 3 图像特征相关性分析

Tab.3 Correlation analysis of image features

参数	面积	周长	长轴长	短轴长	圆形度	能量	熵	惯性矩	相关性	平均灰度	识别种类
面积	1.00	0.82	0.63	0.91	-0.19	0.23	-0.21	-0.21	0.12	-0.35	-0.53
周长	0.82	1.00	0.75	0.69	0.39	0.10	-0.06	-0.01	0.08	-0.09	-0.28
长轴长	0.63	0.75	1.00	0.27	0.26	-0.03	0.03	-0.03	0.01	0.04	-0.02
短轴长	0.91	0.69	0.27	1.00	-0.27	0.28	-0.25	-0.25	0.12	-0.42	-0.62
圆形度	-0.19	0.39	0.26	-0.27	1.00	-0.18	-0.30	0.20	-0.03	0.39	0.35
能量	0.28	0.10	-0.03	0.30	-0.19	1.00	-0.96	-0.76	0.50	-0.71	-0.52
熵	-0.24	-0.07	0.03	-0.30	0.24	-0.96	1.00	0.90	-0.39	0.81	0.61
惯性矩	-0.25	-0.09	-0.05	-0.27	0.20	-0.76	0.90	1.00	-0.29	0.77	0.62
相关性	0.13	0.08	0.01	0.13	-0.05	0.50	-0.40	-0.29	1.00	-0.20	-0.16
平均灰度	-0.36	-0.09	0.04	-0.45	0.40	-0.71	0.81	0.77	-0.21	1.00	0.81
识别种类	-0.53	-0.28	-0.02	-0.62	0.35	-0.52	0.61	0.62	-0.16	0.81	1.00

特征参数、纹理特征参数相关性分析结果,由表可知短轴长、熵、惯性矩、平均灰度与染病小麦识别具有较好的相关性,相关系数分别为 -0.62 、 0.61 、 0.62 、 0.81 。但是纹理特征中的熵和惯性矩之间的相关性较高,相关系数为 0.90 ,因此本文选择短轴长、惯性矩、平均灰度这3个特征参数建立模型。短轴长作为特征参数主要反映染病小麦的外观较干瘪,因此其形态的短轴长有别于健康小麦。惯性矩和平均灰度作为特征参数主要反映染病小麦的表面纹理及颜色有别于健康小麦样本。

2.2.3 模型建立与验证

利用线性判别分析、支持向量机、BP神经网络3种方法建立10折交叉验证模型,模型的识别精度如表4所示。训练集样本和验证集样本的识别准确率都在90%以上,其中线性判别分析训练样本的准确率为96.37%,验证样本准确率为95.68%,BP神经网络的训练样本的准确率为93.33%,验证样本

表4 健康小麦和染病小麦模型识别准确率

Tab.4 Identification accuracy of healthy and infected wheat kernels

模型算法	训练样本			验证样本		
	健康	染病	准确	健康	染病	准确
	小麦	小麦	率/%	小麦	小麦	率/%
LDA	120	120	96.37	40	40	95.68
SVM	120	120	95.89	40	40	94.43
BP神经网络	120	120	93.33	40	40	96.87

准确率为96.87%。

3 结论

(1) 研究结果表明采用MSC-SPA算法和SNV-SPA算法决定系数分别为0.9019和0.9006,均方根误差分别为0.2238和0.2232,筛选波长个数分别为7个和5个,有效降低了光谱的维数。利用SVM和BP神经网络建立的交叉验证模型及验证模型的准确率表明4种模型建模集和验证集准确率均达到90%以上。其中,MSC-SPA-SVM和SNV-SPA-SVM方法的建模集准确率分别为97.08%和94.17%;验证集准确率分别为98.33%和97.50%,均优于MSC-SPA-BP和SNV-SPA-BP模型。提出的模型识别方法有效降低了光谱的维数,符合在线快速检测,为后续手持检测仪器开发奠定基础。

(2) 利用主成分分析的方法,根据权重系数选择最佳特征波长为627.698 nm。利用图像处理方法对特征波长下的特征图像进行预处理和特征提取。分别提取特征波长图像小麦籽粒的平均灰度、形态特征参数和纹理特征参数,利用相关性分析选择最优的建模特征参数。分别利用10折交叉验证方法建立线性判别分析,支持向量机和BP神经网络识别模型,结果表明3种识别算法识别准确率均在90%以上,具有较好的识别效果。

参 考 文 献

- 史建荣,刘馨,仇剑波,等. 小麦中镰刀菌毒素脱氧雪腐镰刀菌烯醇污染现状与防控研究进展[J]. 中国农业科学,2014,47(18):3641-3654.
Shi Jianrong, Liu Xin, Qiu Jianbo, et al. Deoxynivalenol contamination in wheat and its management[J]. Scientia Agricultura Sinica,2014,47(18):3641-3654. (in Chinese)
- 郭青,王璐雯,董方敏,等. 基于方向一致性特征的小麦条锈病与白粉病识别方法[J]. 农业机械学报,2015,46(1):26-33.
Guo Qing, Wang Liwen, Dong Fangmin, et al. Identification of wheat stripe rust and powdery mildew using orientation coherence feature[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1): 26-33. (in Chinese)
- Ravikanth L, Singh C B, Jayas D S, et al. Classification of contaminants from wheat using near-infrared hyperspectral imaging[J]. Biosystems Engineering,2015,135:73-86.
- Pestka J J. Deoxynivalenol: toxicity, mechanisms and health risks[J]. Animal Feed Science and Technology, 2007, 137(3-4): 283-298.
- Barbedo J G A, Tibola C S, Fernandes J M C. Detection fusarium head blight in wheat kernels using hyperspectral imaging[J]. Biosystems Engineering,2015,131:65-76.
- Simsek S, Burgess K, Whitney K L, et al. Analysis of deoxynivalenol and deoxynivalenol-3-glucoside in wheat[J]. Food Control, 2012,26(2):287-292.
- Atoui A, Khoury E A, Kallassy M, et al. Quantification of *Fusarium graminearum* and *Fusarium culmorum* by real-time PCR system and zearalenone assessment in maize[J]. International Journal of Food Microbiology,2012,154(1-2):59-65.
- 李华,祭芳,徐剑宏,等. 赤霉毒素脱氧雪腐镰刀菌烯醇酶联免疫检测方法研究[J]. 中国农业科学,2007,40(4):721-726.
Li Hua, Ji Fang, Xu Jianhong, et al. Enzyme-lined immunosorbent-assay for deoxynivalenol[J]. Scientia Agricultura Sinica,2007,40(4):721-726. (in Chinese)
- 杜英秋,张瑞英,苏萍,等. 小麦中脱氧雪腐镰刀菌烯醇的测定及方法研究[J]. 河南工业大学学报:自然科学版,2012,33(3):61-65.

- Du Yingqiu, Zhang Ruiying, Su Ping, et al. Determination of deoxynivalenol in wheat [J]. Journal of Henan University of Technology: Natural Science Edition, 2012, 33(3): 61 - 65. (in Chinese)
- 10 褚璇, 王伟, 张录达, 等. 高光谱最优波长选择及 Fisher 判别分析法判别玉米颗粒表面黄曲霉毒素[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(7): 1811 - 1815.
Chu Xuan, Wang Wei, Zhang Luda, et al. Hyperspectral optimum wavelengths and Fisher discrimination analysis to distinguish different concentrations of Aflatoxin on corn kernel[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(7): 1811 - 1815. (in Chinese)
- 11 章海亮, 高俊峰, 何勇. 基于高光谱成像技术的柑橘缺陷无损检测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(9): 177 - 180.
Zhang Hailiang, Gao Junfeng, He Yong. Nondestructive detection of citrus defection using hyper-spectra imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9): 177 - 180. (in Chinese)
- 12 孙俊, 金夏明, 毛罕平, 等. 基于高光谱图像光谱与纹理信息的生菜氮素含量检测[J]. 农业工程学报, 2014, 30(10): 167 - 173.
Sun Jun, Jin Xiaming, Mao Hanping, et al. Detection of nitrogen content in lettuce leaves based on spectroscopy and texture using hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(10): 167 - 173. (in Chinese)
- 13 Serranti S, Cesare D, Bonifazi G. The development of a hyperspectral imaging method for the detection of fusarium-damaged, yellow berry and vitreous Italian durum wheat kernels[J]. Biosystems Engineering, 2013, 115: 20 - 30.
- 14 Shahin M A, Symons S S. Detection of fusarium damaged kernels in Canada Western Red Spring wheat using visible/near-infrared hyperspectral imaging and principal component analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 75(1): 107 - 112.
- 15 Bauriegel E, Giebel A, Geyer M, et al. Early detection of fusarium infection in wheat using hyper-spectral imaging [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 75(2): 304 - 312.
- 16 Beyer M, Pogoda F, Ronellenfisch F K, et al. Estimating deoxynivalenol contents of wheat samples containing different levels of fusarium-damaged kernels by diffuse reflectance spectrometry and partial least square regression[J]. International Journal of Food Microbiology, 2010, 142(3): 370 - 374.
- 17 Jaillais B, Roumet P, Pinson-Gadais L, et al. Detection of fusarium head blight contamination in wheat kernels by multivariate imaging[J]. Food Control, 2015, 54: 250 - 258.
- 18 Delwiche S R, Kim M S, Dong Y H. Fusarium damage assessment in wheat kernels by vis/NIR hyperspectral imaging[J]. Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety, 2011, 5(2): 63 - 71.
- 19 褚小立, 袁洪福, 陆婉珍. 近红外分析中光谱预处理及波长选择方法进展与应用[J]. 化学进展, 2004, 16(4): 528 - 541.
Chu Xiaoli, Yuan Hongfu, Lu Wanzhen. Process and application of spectral data pretreatment and wavelength selection methods in NIR analytical technique[J]. Progress in Chemistry, 2004, 16(4): 528 - 541. (in Chinese)
- 20 刘燕德, 张光伟, 蔡丽君. 基于高光谱的 GA 和 SPA 算法对赣南脐橙叶绿素定量分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(12): 3377 - 3380.
Liu Yande, Zhang Guangwei, Cai Lijun. Analysis of chlorophyll in gannan navel orange with algorithm of GA and SPA based on hyperspectral[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(12): 3377 - 3380. (in Chinese)
- 21 刘燕德, 施宇, 蔡丽君, 等. 基于 CARS 算法的脐橙可溶性固形物近红外在线检测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(9): 138 - 144.
Liu Yande, Shi Yu, Cai Lijun, et al. On-line NIR detection model optimization of soluble solids content in navel orange based on CARS[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9): 138 - 144. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 279 页)

- 26 Tao Y S, Li H, Wang H, et al. Volatile compounds of young Cabernet Sauvignon red wine from Changli County (China) [J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2008, 21: 689 - 694.
- 27 Díaz-Maroto M C, Schneider R, Baumes R. Formation pathways of ethyl esters of branched short-chain fatty acids during wine aging [J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2005, 53: 3053 - 3059.
- 28 Lilly M, Lambrechts M G, Pretorius I S. Effect of increased yeast alcohol acetyltransferase activity on flavor profiles of wine and distillates [J]. Applied and Environmental Microbiology, 2000, 66(2): 744 - 753.
- 29 Aleu J, Collado I G. Biotransformations by Botrytis species [J]. Journal of Molecular Catalysis B: Enzymatic, 2001, 13: 77 - 93.
- 30 Kishimoto K, Matsui K, Ozawa R, et al. Direct fungicidal activities of C6-aldehydes are important constituents for defense responses in Arabidopsis against *Botrytis cinerea* [J]. Phytochemistry, 2008, 69: 2127 - 2132.
- 31 Wassim Chehab E, Kaspi R, Savchenko T, et al. Distinct roles of jasmonates and aldehydes in plant-defense responses [J]. Plos One, 2008, 3(4): e1904.
- 32 Vaughn S F, Spencer G F, Shasha B S. Volatile compounds from raspberry and strawberry fruit inhibit postharvest decay fungi [J]. Journal of Food Science, 1993, 58: 793 - 796.
- 33 Croser B. Botrytis affected wines [J]. Australian and New Zealand Wine Industry Journal, 1989, 4(3): 155 - 158.