

基于线性判别法的生菜农药残留定性检测模型研究

孙俊^{1,2} 蒋淑英² 毛罕平¹ 朱文静¹ 高洪燕¹ 武小红²

(1. 江苏大学现代农业装备与技术教育部重点实验室, 镇江 212013; 2. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013)

摘要: 针对农副产品农药残留超标现象, 提出一种快速高效无损检测菜叶农药残留的方法。以4组生菜叶片为研究对象, 分别喷洒丙酮和3种不同浓度的乐果农药(乐果和丙酮的体积比为1:100、1:500、1:1000), 利用近红外高光谱成像仪采集生菜样本的高光谱图像(871.61~1766.32 nm)。在生菜高光谱图像中选取感兴趣区域(ROI)并提取该区域的平均光谱, 对ROI内的图像进行主成分分析(PCA)处理, 提取PC1、PC2图像的纹理特征。采用连续投影算法(SPA)和主成分分析方法(PCA)选取光谱数据的特征波长, 分别利用线性判别法K最近邻法(KNN)、马氏距离(MD)和Fisher判别分析(FLDA)方法建立基于全波段、特征波段下光谱特征和光谱与纹理融合特征的农药残留检测模型。结果表明, 基于SPA特征光谱和主成分图像纹理特征融合信息的Fisher模型较好, 训练集和测试集分类正确率分别为98.9%和100%, 利用近红外高光谱图像技术结合信息融合及Fisher算法鉴别农药残留等级是可行的。

关键词: 生菜; 农药残留; 近红外高光谱图像; 信息融合; 特征波长

中图分类号: S636.2; O433.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)01-0234-06

Nondestructive Identification of Pesticide Residues in Lettuce Leaves Based on Linear Discriminant Method

Sun Jun^{1,2} Jiang Shuying² Mao Hanping¹ Zhu Wenjing¹ Gao Hongyan¹ Wu Xiaohong²

(1. Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology, Ministry of Education,

Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

2. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: A new method was studied to detect pesticide residues in lettuce leaves rapidly, accurately and nondestructively. In this paper, four groups of lettuce were used as experimental samples, the first group was sprayed with acetone, the second group contained dimethoate (volume ratio between omethoate and acetone is 1:1000), the third group contained dimethoate (volume ratio between omethoate and acetone is 1:500), the last group of lettuce leaves dimethoate (volume ratio between omethoate and acetone is 1:100). Totally 384 samples of four varieties were scanned by using the NIR hyperspectral imaging system (871.61~1766.32 nm). The region of interest (ROI) in hyperspectral image of samples was selected, and the mean spectra of all pixels in the region of interest was calculated. At the same time, optimal image selection was carried out by principal component analysis (PCA). The first principal component (PC1) image and the second principal component (PC2) image were used for texture features analysis. Among the processing of spectral data, successive projections algorithm (SPA) and principal component analysis (PCA) were used to obtain characteristic wavelengths. Finally, K-nearest neighbors (KNN), Mahalanobis distance (MD), Fisher linear discriminate analysis (FLDA) algorithm were used for model establishments respectively based on spectral feature and the combined features in full and

收稿日期: 2015-05-29 修回日期: 2015-07-03

基金项目: 国家自然科学基金项目(31471413)、江苏高校优势学科建设工程 PAPD 项目(苏政办发(2011)6号)、江苏省六大人才高峰项目(ZBZZ-019)、中国博士后科学基金项目(2014M561594)、江苏大学现代农业装备与技术重点实验室开放基金项目(NZ201306)和江苏大学研究生科研创新项目(KYXX_0019)

作者简介: 孙俊(1978—),男,教授,主要从事计算机技术在农业工程中的应用研究, E-mail: sun2000jun@ujs.edu.cn

characteristic wavelength. In all models, the performance of FLDA based on the combination of texture and spectral features by SPA has its superiority in classification recognition with the training rate of 98.90% and prediction rate of 100%. The results show that it is feasible that NIR hyperspectral image with data fusion is used to discriminate the grade of pesticide residue.

Key words: lettuce; pesticide residues; NIR hyperspectral image; data fusion; characteristic wavelength

引言

随着农药的大量生产和广泛使用,蔬菜农药残留中毒事件屡见不鲜,农药残留问题备受关注。生菜具有极高的营养价值,适于生吃,对其进行农残检测就更显重要^[1]。传统的农药残留化学检测方法有:气相色谱法(Gas chromatography, GC)、气相色谱-质谱法(Gas chromatography mass spectrometer, GC-MS)、高效液相色谱法(High performance liquid chromatography, HPLC)和液相色谱-质谱联用技术(Liquid chromatograph mass spectrometer, LC-MS)等^[2]。这些方法虽然精度高,但检测过程较为复杂,属于有损检测,不利于推广。近年来,基于光谱技术的无损检测技术逐步应用到农产品的品质安全检测中^[3]。光谱无损检测技术虽然具有无损坏、无污染、自动化、快速高效等优点,但其点采样方式存在随机性和偶然性,且无法获取目标区域的面信息,因此会对检测结果产生一定的影响。而高光谱图像技术集光谱信息与图像信息于一身,信息较为全面。

目前,国内外已有研究人员在高光谱图像技术的应用上展开了一些研究。但大量的研究主要集中在对农副产品的品质检测^[4-7],而关于高光谱图像技术在农副产品的农药残留检测方面的研究^[8-10]相对较少。

为提高农药残留检测模型的性能,本文利用光谱特征和图像特征对生菜农药残留进行检测,同时为提高模型的运算速度,从主成分图像中提取纹理信息,并分别利用连续投影算法和主成分分析对光谱信息进行降维,最终建立农药残留检测模型。

1 实验材料与方法

1.1 实验样本的栽培与制备

栽培地点为江苏大学现代农业装备与技术教育部重点实验室 Venlo 型温室,品种为意大利全年耐抽薹生菜。生菜培育方法为:先在穴盘中培育,待苗长出 2 片叶子时,将长势和形状相似的幼苗移栽入以珍珠岩为基质的塑料盆中,每盆一株,采用营养液自动浇灌系统进行标准营养浇灌。在莲座期喷洒农

药,农药选用常用的乐果(40%乐果乳油,由南通江山晨乐化工股份有限公司生产),将长势形状相近的生菜随机分为 4 组(A、B、C、D 组),每组有 96 个叶片样本,共计 384 个样本。A、B、C、D 组分别喷洒丙酮和乐果与丙酮体积比为 1:1 000、1:500、1:100 的乐果农药。历时 24 h,采摘完叶片后依次编号并装入贴有标签的塑料袋密封保存,并立即送往实验室进行高光谱图像采集。利用化学定量实验对生菜进行农药残留检测,证实每组生菜农药残留的浓度与对应配置的农药浓度梯度相吻合。

1.2 近红外高光谱图像采集

利用近红外高光谱图像采集系统^[11]对所有样本进行采集,先将生菜叶片样本放置在一个长为 5 cm、宽为 10 cm 的长方形白纸上,然后将装有生菜叶片样本的白纸放置在移动平台上进行高光谱图像采集。在本次实验中,2 个卤素灯与移动平台的夹角分别为 45°,相机的曝光时间为 20 ms,移动平台的移动速度设为 1.25 mm/s,最后依次对所有的生菜叶片样本进行高光谱图像采集。为了消除暗电流对采集的高光谱图像的影响,高光谱成像系统需要进行白板标定^[12]。

1.3 原理与方法

1.3.1 降维算法

高光谱数据波段多、数据量大,波段之间相关性大,从而增加了信息的冗余性。目前,对高光谱数据进行降维的方法主要分为特征选择和特征提取。特征选择与特征提取都是对原始数据进行降维和压缩,剔除与待测对象无关的信息,简化建模过程,但不同的是,特征选择是通过特定方法从所获得的数据中挑选出一些最有效的变量,而特征提取是通过数学方法把原始数据进行重组从中提取新的特征^[13]。主成分分析和连续投影算法都是重要的光谱降维方法。

主成分分析(Principal component analysis, PCA)^[14]是一种数学变换的方法,是把原始的相关变量通过线性变换转换成另一组不相关的变量以获得少量的无关变量的方法。它主要是通过利用一组新的、互相无关的变量来尽可能多地解释原变量的所有信息,利用 PCA 降维后的图像表达式为

$$P_{c_m} = \sum_{i=1}^n \alpha_i I_i \quad (1)$$

式中 P_{c_m} ——第 m 个主成分图像

n ——图像数量

I_i ——第 i 个波段所对应的图像

α_i ——该主成分在第 i 个波段所对应图像的权重系数

连续投影算法 (Successive projections algorithm, SPA)^[15] 是一种前向循环选择方法, 它从一个波长开始, 每次循环计算它在未选入的波长上的投影, 将投影向量最大的波长引入到波长组合, 直到循环 N 次。连续投影算法是在数据矩阵中寻找含有最低限度冗余信息的变量组, 能够有效消除众多波长变量之间的共线性影响, 降低模型的复杂度。

1.3.2 线性判别法

线性判别法简单、易实现, 是最常用的方法之一。线性判别法有 K 最近邻法 (K - nearest neighbors, KNN)、马氏距离 (Mahalanobis distance, MD) 和 Fisher 判别分析 (Fisher linear discriminate analysis, FLDA) 等。

K 最近邻法^[16] 是将训练集的全体样本数据存储在计算机内, 对每个待判别的未知样本, 逐一计算与各训练样本之间的距离, 找出其中最近的 K 个进行判别。

马氏距离判别分析^[17] 是通过计算每个训练样

本的光谱减去对应类别的平均光谱的差值, 利用差值光谱建立分类模型, 再通过测试集样本计算马氏距离, 马氏距离越接近于零, 说明匹配效果越好。

Fisher 判别分析^[18] 是根据组内方差尽量小、组间方差尽量大的原则利用训练集建立一个或者多个判别函数, 通过 Wilk's lambda 统计量决定最终的判别函数。然后将测试集代入判别函数进行测试。

2 实验结果分析

2.1 光谱与纹理数据的提取

实验统一在样本中心区域内选取大小为 250 像素 \times 250 像素的正方形区域作为 ROI, 如图 1a 所示。首先通过计算 ROI 内所有像素点的平均值, 得到每个样本的原始光谱数据, 见图 1b。然后采用标准归一化变换^[19] (Standard normal variate, SNV) 对光谱数据进行预处理, 如图 1c 所示, SNV 预处理在一定程度上消除了基线漂移和光散射。通过主成分分析^[14] 对 ROI 内的图像进行特征图像提取, 从图像 1d 中可以看出, 图像清晰度随着主成分数的增加而降低, PC3 图像因噪声影响已经严重失真。因此, 本文选取各样本的前 2 幅主成分图像作为特征图像。从 4 个角度 (0° 、 45° 、 90° 、 135°) 对 PC1 和 PC2 图像进行基于灰度共生矩阵的纹理特征^[20] (对比度、相关性、能量、同质性) 提取。

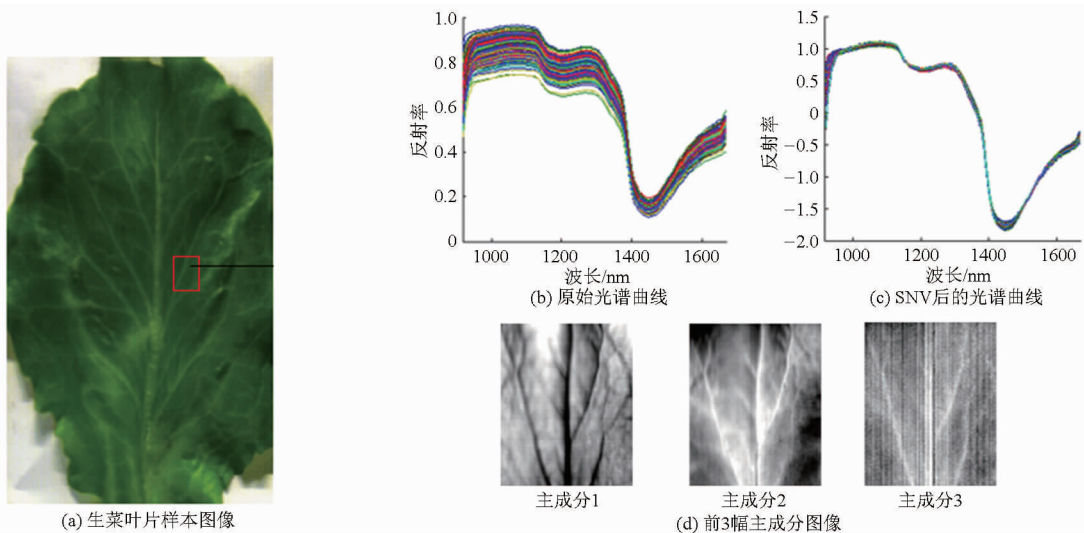


图 1 ROI 选取与光谱纹理数据的提取示意图

Fig. 1 Schematic diagram of ROI selection and spectrum texture extraction

2.2 特征波段的获取

2.2.1 连续投影算法选取的特征波段

通过连续投影算法 (Successive projections algorithm, SPA) 计算特征波长组下的均方根误差 (Root mean square error, RMSE), 然后根据验证均方

根误差来判定特征波长。设定所提取波长个数的最大值为 20, 当特征波长达到 11 个时, 符合验证均方根误差相对较低和波长个数相对较少的要求, 此时均方根误差为 0.491 15, 这 11 个光谱特征波长分别为: 944.25、984.73、1 083.30、1 150.28、1 153.71、

1 420.38、1 513.47、1 526.65、1 651.22、1 662.20、1 665.88 nm,如图 2 所示。

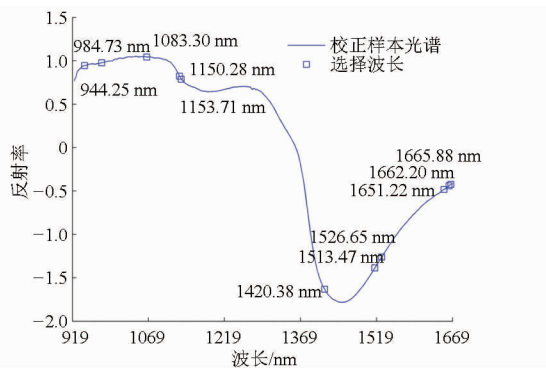


图 2 SPA 提取出的特征波长

Fig. 2 Characteristic wavelengths extracted by SPA

2.2.2 主成分分析算法选取的特征波长

通过主成分分析算法对原始光谱数据进行特征提取,从表 1 中可以看出,当主成分数取 3 时,累计贡献率就已经达到了 99%,但是在实际应用中发现分类效果并不理想。为在降低数据冗余性的同时,尽可能地保留最大信息量,因此选取主成分数为 8,此时的累计贡献率为 99.992%。

表 1 不同主成分数下的累积贡献率

Tab. 1 Cumulative contribution rate using different numbers of principal component %

主成分	累计贡献率	主成分	累计贡献率
PC1	88.977	PC6	99.985
PC2	96.241	PC7	99.990
PC3	99.777	PC8	99.992
PC4	99.926	PC9	99.993
PC5	99.973	PC10	99.995

2.3 基于线性判别法的光谱建模

分别从每类数据中随机选取一半样本作为训练集(每类 48 个,共计 192 个),剩余的则作为测试集(每类 48 个,共计 192 个)。然后利用 K 最近邻法、马氏距离和 Fisher 判别分析 3 种线性判别分析方法对全光谱、特征波长下的光谱数据进行建模。

在 KNN 算法建模中,依据训练集和测试集的正确率选择最佳的 K 值(K=1,2,...,10)。如图 3 所示,当 K=2 时,基于 SPA 特征光谱的 KNN 模型取得较好的正确率,训练集和测试集正确率分别为 98.96% 和 83.33%。表 2 中记载的 KNN 的识别率为最佳 K 值下的模型正确率。

在马氏距离算法建模中,通过计算预测集样本到不同浓度梯度的农药残留的马氏距离,最小马氏距离对应的类别为预测样本的判定类别。基于全光谱的模型相对较好,训练集和测试集正确率分别为

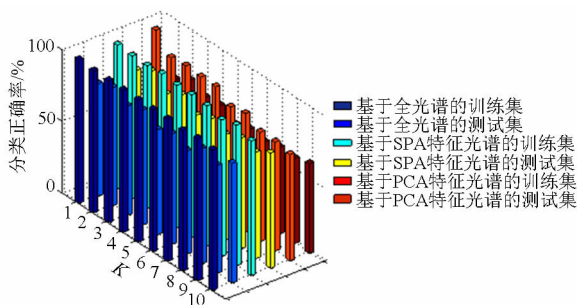


图 3 基于光谱数据的不同 K 值下的建模结果

Fig. 3 Results of KNN models of different K values using spectral data

表 2 基于全波长光谱、特征波长光谱的不同分类器建模结果

Tab. 2 Results of different classification models using full spectra and characteristic spectra %

数据	模型	训练集	测试集
		正确率	正确率
全光谱	KNN (K=10)	97.92	83.33
	Fisher 判别分析	92.71	98.90
	马氏距离判别分析	92.71	90.63
SPA 特征光谱	KNN (K=2)	98.96	83.33
	Fisher 判别分析	96.88	97.92
	马氏距离判别分析	87.50	84.38
PCA 特征光谱	KNN (K=2)	87.50	66.67
	Fisher 判别分析	100	96.88
	马氏距离判别分析	35.42	31.25

92.71% 和 90.63%。

在 Fisher 算法建模中,利用全光谱数据进行 Fisher 判别分析建立农药残留定性鉴别模型,得到 3 个判别函数

$$Y_1 = 6.020x_1 - 6.022x_2 - 2.894x_3 + 3.670x_4 + 6.842x_5 - 7.639x_6 - 0.229x_7 + 4.095x_8 - 0.693x_9 + 2.759x_{10} + 10.781x_{11} - 10.587x_{12} - 0.350x_{13} + 12.899x_{14} - 10.017x_{15} + 0.948x_{16} - 1.973x_{17} \quad (2)$$

$$Y_2 = 12.062x_1 - 14.327x_2 - 1.562x_3 - 2.353x_4 - 6.608x_5 + 8.615x_6 - 0.250x_7 - 6.183x_8 - 0.272x_9 - 1.511x_{10} + 6.057x_{11} + 2.867x_{12} + 2.206x_{13} - 10.745x_{14} + 15.031x_{15} + 3.270x_{16} - 3.733x_{17} \quad (3)$$

$$Y_3 = 3.166x_1 - 3.087x_2 + 1.221x_3 + 0.164x_4 + 0.910x_5 - 2.232x_6 + 2.299x_7 - 0.196x_8 - 1.157x_9 + 1.217x_{10} - 4.352x_{11} + 3.814x_{12} + 0.095x_{13} + 8.417x_{14} - 9.310x_{15} + 0.690x_{16} - 0.857x_{17} \quad (4)$$

式中 $Y_1、Y_2、Y_3$ ——农药残留的梯度

x ——光谱数据

将建立的 Fisher 模型应用于全光谱数据的测试集中。如表 2 所示,基于全光谱的 Fisher 模型识别率优于其他分类器,训练集和测试集正确率分别为 92.71% 和 98.90%。与其他 2 个分类模型相比,

Fisher 模型取得了较好的效果。特征波长选择算法降低了数据的维数,去除了冗余信息,但在一定程度上降低了数据的信息量。

2.4 基于线性判别法的光谱纹理融合建模

为了提高分类效果,分别将全光谱、特征光谱数据与纹理数据进行融合,利用 K 最近邻法、马氏距离和 Fisher 判别分析方法对融合后的数据进行建模,分别建立全光谱数据与主成分图像纹理数据融合模型、SPA 特征光谱数据与主成分图像纹理数据融合模型、PCA 特征光谱数据与主成分图像纹理数据融合模型,结果如表 3 所示。

表 3 基于信息融合的不同分类器建模结果

Tab.3 Results of different classification models using data fusion %

数据	模型	训练集 正确率	测试集 正确率
全光谱 + 主成分 图像纹理	KNN(K=4)	97.92	89.58
	Fisher 判别分析	92.71	98.90
	马氏距离判别分析	92.71	90.63
SPA 特征光谱 + 主成分图像纹理	KNN(K=2)	94.79	86.46
	Fisher 判别分析	98.90	100
	马氏距离判别分析	87.50	84.38
PCA 特征光谱 + 主成分图像纹理	KNN(K=2)	88.54	68.75
	Fisher 判别分析	62.50	61.46
	马氏距离判别分析	62.50	61.46

针对 KNN 分类器,当 $K=4$ 时,基于全光谱和主成分图像纹理的 KNN 模型取得较好的正确率,训练集和测试集正确率分别为 97.92% 和 89.58%,如图 4 所示。但 Fisher 分类效果总体上优于其他 2 个分类器,其中基于 SPA 选取的特征波长下的 Fisher 模型的效果最佳,训练集和测试集识别正确率分别为 98.90% 和 100%。与表 2 比较可以看出,通过光谱与纹理信息融合之后,构建的模型正确率得到了提升,这是因为光谱与纹理信息的融合使得整体信息更加全面完整。同时也可以看出特征信息的筛选在一定程度上消除了部分冗余信息,提高了模型的

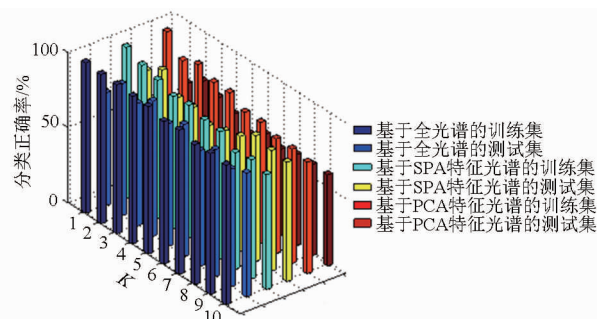


图 4 基于融合数据的不同 K 值下的建模结果

Fig.4 Results of KNN models of different K values using spectral feature and texture feature

预测能力。

3 结论

(1) 利用高光谱图像系统采集生菜叶片图像,采用连续投影算法和主成分分析对光谱信息进行降维,采用主成分分析提取前 2 幅主成分图像,并提取主成分图像上的纹理信息。最后分别利用全光谱数据、特征光谱数据、纹理数据、融合数据来建立生菜叶片残留农药检测模型。

(2) 与全光谱模型相比,特征波长下的模型具有一定优势,提高了模型的鉴别速度,但也存在信息量不足的缺点。其中特征选择算法 SPA 能快速有效地选取最佳特征波长。

(3) 与光谱特征相比较,整个模型性能通过信息融合有所提高,说明信息融合是提高检测模型性能的方法之一。

(4) 在线性分类器中,Fisher 判别分析总体上优于其他 2 种分类器,特别是基于 SPA 光谱信息和纹理信息下的 Fisher 模型测试集正确率达到 100%。

(5) 综上所述,特征提取和信息融合可以用于提高农药残留检测模型性能,同时基于 SPA 光谱信息和纹理信息下的 Fisher 模型可以用于生菜叶片残留农药的检测,这也为农作物在线无损检测提供了一种新的方法。

参 考 文 献

- 1 Qin Guofu, Li Yongbo, Chen Yan, et al. Pesticide residues determination in China vegetables in 2010—2013 applying gas chromatography with mass spectrometry[J]. Food Research International, 2015, 72:161—167.
- 2 曾鑫,柏连阳.农产品中农药残留检测技术研究进展和发展方向[J].安徽农业科学,2011,39(26):16465—16467. Zeng Xin, Bo Lianyang. Advances and trends in testing technology for residue pesticide of agricultural products[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2011, 39(26): 16465—16467. (in Chinese)
- 3 李晓婷,王纪华,朱大洲,等.果蔬农药残留快速检测方法研究进展[J].农业工程学报,2011,27(2):363—370. Li Xiaoting, Wang Jihua, Zhu Dazhou, et al. Research progress of fast detection methods of fruits and vegetables pesticide residues [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(2):363—370. (in Chinese)
- 4 陈树人,邹华东,吴瑞梅,等.基于高光谱图像技术的稻田苗期杂草稻的识别[J].农业机械学报,2013,44(5):253—257. Chen Shuren, Zou Huadong, Wu Ruimei, et al. Identification for weedy rice at seeding stage based on hyper-spectral imaging technique[J]. Transaction of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(5):253—257. (in Chinese)
- 5 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,2015,31(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 CSAE, 2015, 31(4):325-331. (in Chinese)
- 6 余克强, 赵艳茹, 李晓丽, 等. 高光谱成像技术的不同叶位尖椒叶片氮素分布可视化研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(3):746-750.
- Yu Keqiang, Zhao Yanru, Li Xiaoli, et al. Application of hyperspectral imaging for visualization of nitrogen content in pepper leaf with different positions[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(3):746-750. (in Chinese)
- 7 Zhang Wei, Pan Leiqing, Tu Sicong, et al. Non-destructive internal quality assessment of eggs using a synthesis of hyperspectral imaging and multivariate analysis[J]. Journal of Food Engineering, 2015, 157: 41-48.
- 8 Yao Haibo, Huang Yanbo, Zuzana Hruska, et al. Using vegetation index and modified derivative for early detection of soybean plant injury from glyphosate[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 89:145-157.
- 9 张令标, 何建国, 刘贵珊, 等. 基于可见/近红外高光谱成像技术的番茄表面农药残留无损检测[J]. 食品与机械, 2014, 30(1):82-85.
- Zhang Lingbiao, He Jianguo, Liu Guishan, et al. Detection of pesticide residue on cherry tomatoes by hyperspectral image technology[J]. Food & Machinery, 2014, 30(1):82-85. (in Chinese)
- 10 薛龙, 黎静, 刘木华. 基于高光谱图像技术的水果表面农药残留检测试验研究[J]. 光学学报, 2008, 28(12):2277-2280.
- Xue Long, Li Jing, Liu Muhua. Detecting pesticide residue on navel orange surface by using hyperspectral imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(12):2277-2280. (in Chinese)
- 11 魏新华, 吴姝, 范晓东, 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)
- 12 Tan Kezhu, Chai Yuhua, Song Weixian, et al. Identification of soybean seed varieties based on hyperspectral image [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(9): 235-242.
- 13 贾仕强, 刘哲, 李绍明, 等. 基于高光谱图像技术的玉米杂交种纯度鉴别方法探索[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(10): 2847-2852.
- Jia Shiqiang, Liu Zhe, Li Shaoming, et al. Study on method of maize hybrid purity identification based on hyperspectral image technology [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(10):2847-2852. (in Chinese)
- 14 Huang Lin, Zhao Jiewen, Chen Quansheng, et al. Rapid detection of total viable count (TVC) in pork meat by hyperspectral imaging [J]. Food Research International, 2013, 54(1):821-828.
- 15 Gao Junfeng, Li Xiaoli, Zhu Fenge, et al. Application of hyperspectral imaging technology to discriminate different geographical origins of *Jatropha curcas* L. seeds[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 99: 186-193.
- 16 Wang Chaoxue, Dong Lili, Pan Zhengmao. Classification for unbalanced dataset by an improved KNN algorithm based on weight [J]. Information—an International Interdisciplinary Journal, 2012(11B): 4983-4988.
- 17 薛岗, 宋文琦, 李树超. 基于近红外光谱技术的钢结构防火涂料品牌鉴别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(1): 104-107.
- Xue Gang, Song Wenqi, Li Shuchao. Study on discrimination of varieties of fire resistive coating for steel structure based on near-infrared spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(1):104-107. (in Chinese)
- 18 许章华, 李聪慧, 刘健, 等. 马尾松毛虫害等级的 Fisher 判别分析[J]. 农业机械学报, 2014, 45(6):275-283.
- Xu Zhanghua, Li Conghui, Liu Jian, et al. Fisher discriminant analysis of dendrolimus punctatus walker pest levels [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(6):275-283. (in Chinese)
- 19 李金梦, 叶旭军, 王巧男, 等. 高光谱成像技术的柑橘植株叶片含氮预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(1):212-216.
- Li Jinmeng, Ye Xujun, Wang Qiaonan, et al. Development of prediction models for determining N content in citrus leaves based on hyperspectral imaging technology [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(1):212-216. (in Chinese)
- 20 Wang Songjing, Liu Kangsheng, Yu Xinjie, et al. Application of hybrid image features for fast and non-invasive classification of raisin[J]. Journal of Food Engineering, 2012, 109: 531-537.