

基于高光谱与电子鼻融合的番石榴机械损伤识别方法*

徐 赛^{1,2} 陆华忠^{1,2} 周志艳^{1,2} 吕恩利^{1,2} 姜焰鸣^{1,2}

(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)

摘要: 提出了一种基于高光谱与电子鼻融合的水果机械损伤识别方法。分别采用高光谱仪与电子鼻对无损伤、轻度机械损伤和重度机械损伤的番石榴进行采样,提取特征信息后,运用主成分分析(PCA)、线性判别分析(LDA)、欧氏距离分析(ED)和模糊C均值聚类(FCM)对高光谱仪、电子鼻以及高光谱与电子鼻融合3种识别方法的识别效果进行了对比。PCA和LDA的分析结果表明,高光谱与电子鼻识别番石榴机械损伤是可行的,但单独采用这两种识别方法均无法对番石榴机械损伤程度进行分级。采用高光谱与电子鼻融合方法,结合LDA分析可以较好地识别番石榴机械损伤程度,比单一识别方法具有更好的识别效果。此外,LDA比PCA对番石榴机械损伤识别效果更佳。根据PCA、LDA和ED分析结果可以推测多源信息融合的分类识别方法既可获取更多的样本信息,提高相同样本之间的聚类性,又可较多地保持单一分类识别方法得到的不同样本之间的最大距离。根据FCM分析结果,高光谱识别、电子鼻识别和高光谱与电子鼻融合识别3种方法对番石榴机械损伤识别的正确率分别为89.74%、82.05%和97.44%,验证了多源信息融合方法对提高水果机械损伤识别效果的可行性。

关键词: 番石榴 机械损伤 多源信息融合 高光谱 电子鼻

中图分类号: S24; TP29 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)07-0214-06

Identification for Guava Mechanical Damage Based on Combined Hyper-spectrometer and Electronic Nose

Xu Sai^{1,2} Lu Huazhong^{1,2} Zhou Zhiyan^{1,2} Lü Enli^{1,2} Jiang Yanming^{1,2}

(1. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

2. Key Laboratory of Key Technology on Agricultural Machine and Equipment, Ministry of Education, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: This paper proposed a method to identify the mechanical damage of fruit based on the combined hyper-spectrometer and electronic nose. We used hyper-spectrometer and electronic nose on no damage guava, light-level mechanical damage guava and heavy-level mechanical damage guava samples, respectively. After extracting the feature information, the principal component analysis (PCA), linear discriminant analysis (LDA), Euclidean distance (ED) analysis and fuzzy C-mean cluster were used to compare the classification effect of three identification methods (hyperspectral identification, electronic nose identification, combined hyper-spectrometer and electronic nose identification) for guava mechanical damage. The results of PCA and LDA show that the hyper-spectrometer and electronic nose can identify the mechanical damage of guava, but both of the single method cannot identify the mechanical damage level of guava. When using the method of combined hyper-spectrometer and electronic nose identification, LDA result shows that it can classify the mechanical damage level of guava effectively. The identification effect of LDA for guava mechanical damage was better than that of PCA. According to PCA,

收稿日期: 2015-04-12 修回日期: 2015-04-29

* 现代农业产业技术体系建设专项资金资助项目(CARS-33-13)、广东省高等学校优秀青年教师培养计划资助项目(Y92014025)和广州市珠江科技新星专项资助项目(2014J2200070)

作者简介: 徐赛, 博士生, 主要从事农产品冷链物流技术与装备研究, E-mail: 294504658@qq.com

通讯作者: 吕恩利, 副教授, 主要从事农产品冷链物流技术与装备研究, E-mail: txzzlu@sina.cn

LDA and ED results, we can also infer that the multi-source information fusion can not only gain more sample information which was useful for improving classification effect, but also keep the maximum distance of each group as large as possible. According to fuzzy C-mean cluster results, the identification accuracy of guava mechanical damage based on hyperspectral identification, electronic nose identification and combined hyper-spectrometer and electronic nose identification were 89.74% , 82.05% and 97.44% , respectively. This paper proved the feasibility of using multi-source information fusion to improve the identification effect of fruit mechanical damage.

Key words: Guava Mechanical damage Multi-source information fusion Hyper-spectrometer Electronic nose

引言

水果在采摘以及采后运输过程中极易受到机械损伤^[1]。在轻微机械损伤形成初期,水果的形态、颜色与正常水果差别不大,通过肉眼难以辨别。随着进一步的贮藏,受损区域会发生褐变甚至腐烂,若不及时清理,其腐烂滋生的病菌则会加快周围正常水果的质变速度,造成严重的损失。水果机械损伤的快速识别是近年来业内专家研究的热点。传统的人工感官评定^[2]水果机械损伤费时费力,不具有时效性。目前国内外已有多种水果机械损伤机器识别方法:高光谱识别法^[3]、多光谱识别法^[4]、热红外检测法^[5]和电子鼻识别法^[6]等,单一的检测方法各有优缺点^[7],均无法满足实际检测的需要,寻找水果机械损伤快速识别的方法仍具有重要意义。

高光谱技术可在一系列波长上获取被测对象的光谱信息,对被测物的外部特性和内部成分进行综合的定性和定量分析^[8]。近年来,随着高光谱技术的发展,国内外较多研究者对采用高光谱技术识别水果机械损伤进行了研究,研究对象如苹果^[9]、梨^[10]、猕猴桃^[11]、冬枣^[8]等,研究结果均证明高光谱技术在水果机械损伤识别上的可行性。但高光谱对番石榴机械损伤识别的研究尚未见报道。

仿生电子鼻是一种模拟生物嗅觉的仿生检测手段,通常由数个气敏传感器组成传感器阵列进行气体挥发性物质的复合检测和识别,阵列中每一个传感器对某些特定种类的气体成分敏感,使得整个电子鼻能够对气体中不同的成分进行识别并给出总体评价。已有研究将电子鼻应用于水果机械损伤识别中^[6,12],但电子鼻对番石榴机械损伤的识别研究尚未见报道。

本实验提出一种高光谱与电子鼻融合的水果机械损伤识别方法,分别采用高光谱仪与电子鼻对不同机械损伤程度的番石榴进行采样,运用主成分分析(PCA)、线性判别分析(LDA)、欧氏距离分析(ED)和模糊 C 均值聚类(FCM)进行数据分析,旨

在探究多源信息融合方法对提高水果机械损伤识别效果的可行性,为今后水果品质的快速检测与识别提供一种思路。

1 材料与方法

1.1 实验材料

实验采用番石榴作为研究对象,于广州某市场购买色泽无明显差异、表面无明显缺陷、直径约为 6~7 cm 的番石榴 39 个。随机选择 13 个样本作为无损伤组(不做任何处理),另选取 13 个样本作为轻度损伤组,剩下 13 个样本作为重度损伤组。轻度损伤组和重度损伤组采用人工模拟法进行损伤处理,将各样本分别从 40 cm 和 80 cm 的高度落在垫有洁净白纸的水平地面上,在“赤道”处形成肉眼难以辨别的圆形损伤区域用于实验。采用高光谱仪对番石榴样本进行采样后立即放入 200 mL 烧杯中,并用双层塑料膜密封,于温度(18±1)℃、相对湿度(53±1)%的室内环境静置 1 h 后,采用电子鼻进行顶空气体采样。烧杯使用前均用超声波清洗仪洗净,并于阴凉、无异味处晾干。

1.2 实验仪器及数据采集

实验采用 ASD FieldSpec3 型手持便携式高光谱仪 (Analytica Spectra Devices Inc., 美国) 获取番石榴的高光谱反射率数据,数据采集于室内进行。该光谱仪光谱范围为 350~2 500 nm,其中 350~1 000 nm 光谱采样间隔为 1.4 nm,光谱分辨率为 3 nm,1 000~2 500 nm 光谱采样间隔为 2 nm,光谱分辨率为 10 nm,输出波段数为 2 151 个(重采样间隔为 1 nm)。利用光谱仪自带的植被探头进行数据采集,该探头内置光源,可以覆盖 350~2 500 nm 波段范围。将探头垂直向下贴在番石榴待采样区域上,每个样本重复测量 5 个光谱数据,取其平均值作为该样本的光谱反射率。每次测量前,均进行标准白板校正。

采用 PEN3 型电子鼻 (Airsense Inc., 德国) 进行番石榴气体挥发物信息采样。该电子鼻系统主要由采样及清洗通道、气敏传感器阵列和模式识别子系

统构成。其中气敏传感器阵列包括 10 个金属氧化物传感器,各传感器均对不同类型的气体挥发物敏感,使得整个传感器阵列能够识别复杂的气味。电子鼻的采样参数设置为:采样时间间隔为 1 s,传感器自动清洗时间为 90 s,传感器归零时间为 10 s,分析采样时间为 80 s,进样准备时间为 5 s,进样流量为 300 mL/min。

实验共获得 78 个数据,其中高光谱采样数据和电子鼻采样样本均为 39 个,包括无损伤样本 13 个、轻度损伤样本 13 个和重度损伤样本 13 个。

1.3 特征值提取

1.3.1 高光谱数据特征值提取

获取的光谱数据分别进行拼接校正和抛物线校正后,为提取特征波段,去除冗余信息,本实验参考 Prabhakar 等^[13]采用的敏感波段选择方法,即通过求各样本小组光谱反射率相对无损伤组光谱反射率的反射敏感度(R_s)来获得敏感波段。

$$R_s = \frac{R_l - R_H}{R_H} \times 100\%$$

(1)

式中 R_l ——待测组样本的平均反射率
 R_H ——无损伤组样本的平均反射率

图 1 为反射敏感度分析结果,重度损伤组的相对敏感光谱在波长 1 753 nm 处取得最大值。在波长 1 753 nm 附近,重度损伤组、轻度损伤组与无损伤组之间均存在一定差异,因此本实验在 1 753 nm 及附近选择 20 个相对反射率较大的波段作为光谱分析的特征波段,即采用特征波段 1 746 ~ 1 767 nm 对应的高光谱反射率作为番石榴样本的特征值。

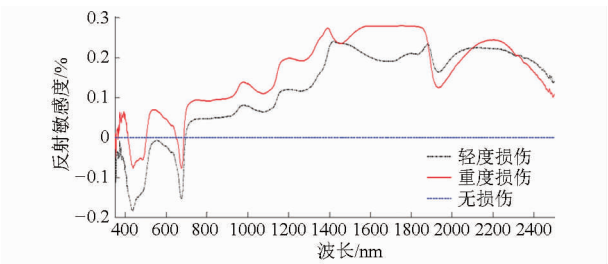


图 1 反射敏感度分析结果

Fig. 1 Analysis result of reflectance sensitivity

1.3.2 电子鼻数据特征值提取

特征值的提取应当尽可能多地包含该样本的特征信息。电子鼻中不同的传感器对不同气体有不同的响应速率,平均微分值可反映出气敏传感器对气体挥发物响应的平均速度,体现其主流特征^[14]。因此,本实验选取各传感器整体响应数据的平均微分值作为实验数据分析的特征值,其计算公式为

$$K_{ave} = \frac{1}{n-1} \sum_{z=1}^{n-1} \frac{x_{z+1} - x_z}{\Delta t}$$

(2)

式中 n ——测试点的个数,取 80 个

x_z ——一个测试样本中第 z 个响应值
 Δt ——相邻两测试点的时间差,取 1 s

1.4 数据分析方法

1.4.1 主成分分析

主成分分析(PCA)是一种常用的线性模式识别方法,采用降维的方法使得新变量中的方差分配发生变化,并选择其中占主要方差的一个或者几个成分来代替原变量^[15]。

1.4.2 线性判别分析

线性判别分析(LDA)也是一种运用降维进行模式识别的线性识别方法。与 PCA 不同的是,LDA 分析法关注的是类别中的分布以及他们之间的相互距离,能从所有传感器中收集数据信息,每一个类别通过一个特殊的向量变换所得到,使得样本内凝聚而样本间疏远^[16]。

1.4.3 欧氏距离

欧氏距离(ED)是一种常用的距离检测方法,可用于计算数据相关性^[17]。不同类别样本之间 ED 越大,数据相关性越小,分类效果越好。不同类别样本之间 ED 越小,数据相关性越强,分类效果越差。

1.4.4 模糊 C 均值聚类

模糊 C 均值聚类(FCM)是一种无监督识别方法,其算法主要通过目标函数 J_m 极小化的必要条件之间的 Pickard 迭代来实现,根据样本之间的相似性进行自然地分类。其中 m 为目标函数 J_m 的加权指数,其值决定了目标函数的不同。要达到较好的 FCM 识别效果就要选择适合的目标函数 J_m ,即选取最佳 m 值^[18]。

2 结果与分析

2.1 主成分分析结果

2.1.1 高光谱识别的 PCA 分析

图 2a 是高光谱对番石榴机械损伤识别的 PCA 分析结果。第 1 主成分的贡献率为 99.991%,第 2 主成分的贡献率为 0.008%,第 1、2 主成分的累积贡献率为 99.999%。无损伤组样本数据点与重度损伤组样本数据点之间无重叠部分,可以区分开来,但其样本数据点距离太近,实际应用中易发生混淆。重度损伤组和无损伤组样本数据点均与轻度损伤组样本数据点存在重叠部分,无法进行区分。因此,采用高光谱仪结合 PCA 分析无法较好地对番石榴机械损伤进行识别。

2.1.2 电子鼻识别的 PCA 分析

图 2c 是电子鼻对番石榴机械损伤识别的 PCA 分析结果。第 1 主成分的贡献率为 99.990%,第 2

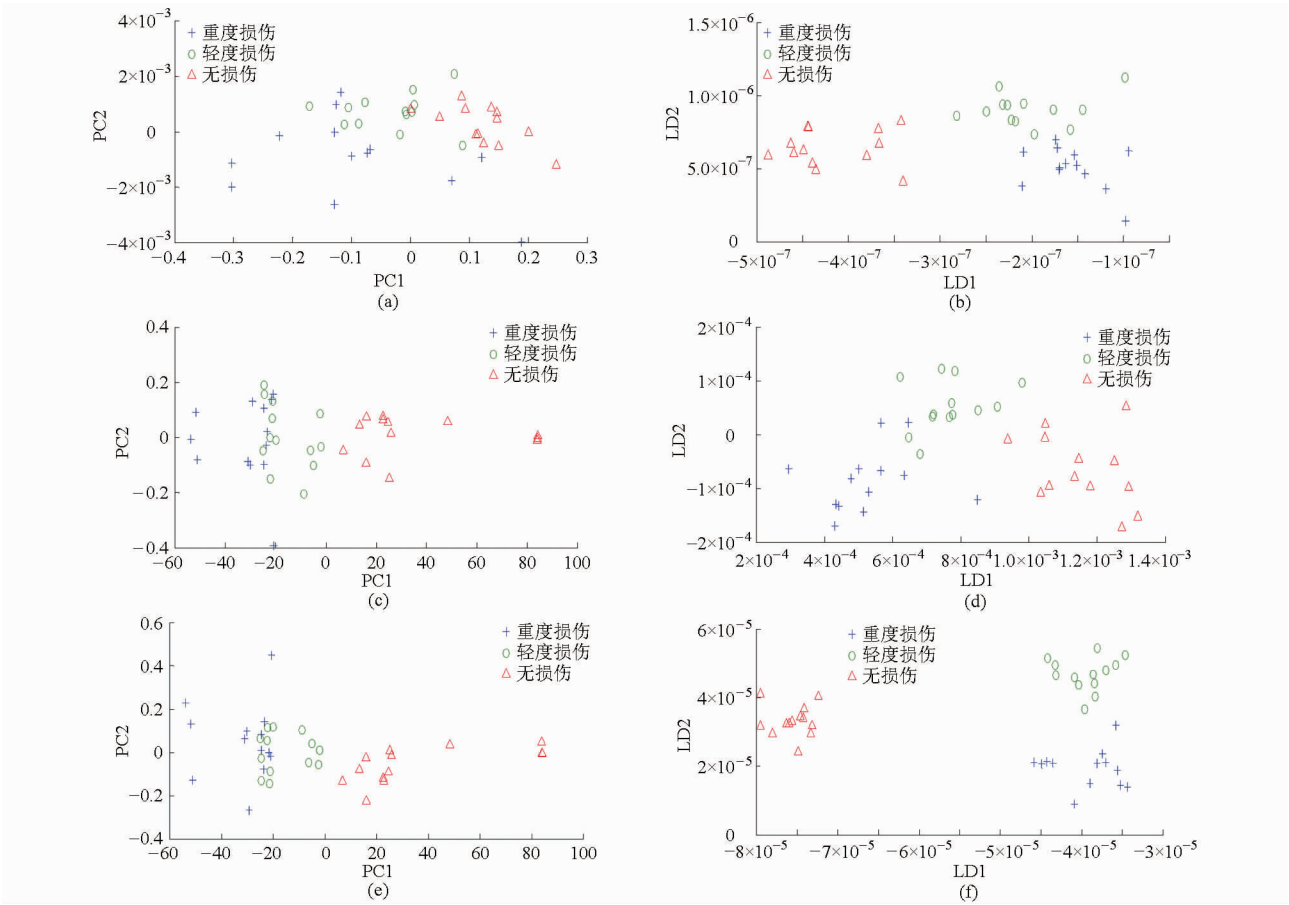


图 2 不同机械损伤程度的番石榴 PCA 与 LDA 分析结果

Fig. 2 PCA and LDA results of different mechanical damage level guavas

(a) 高光谱识别的 PCA 分析结果 (b) 高光谱识别的 LDA 分析结果 (c) 电子鼻识别的 PCA 分析结果

(d) 电子鼻识别的 LDA 分析结果 (e) 高光谱与电子鼻融合识别的 PCA 分析结果 (f) 高光谱与电子鼻融合识别的 LDA 分析结果

主成分的贡献率为 0.009%，第 1、2 主成分的累积贡献率为 99.999%。无损伤组样本数据点与损伤组（轻度损伤组和重度损伤组）样本数据点无重叠部分，可以区分开来。轻度损伤组与重度损伤组样本数据点存在重叠部分，无法进行分类识别。因此，采用电子鼻结合 PCA 可以有效地识别番石榴的机械损伤，但对损伤程度的分类识别效果不佳。

2.1.3 高光谱与电子鼻融合识别的 PCA 分析

图 2e 是高光谱与电子鼻融合对番石榴机械损伤识别的 PCA 分析结果。第 1 主成分的贡献率为 99.997%，第 2 主成分的贡献率为 0.001%，第 1、2 主成分的累积贡献率为 99.998%。其分类识别的结果与电子鼻对番石榴机械损伤识别的 PCA 分析结果一致。

2.2 线性判别分析结果

2.2.1 高光谱识别的 LDA 分析

图 2b 是高光谱对番石榴机械损伤识别的 LDA 分析结果。第 1 线性判别因子的贡献率为 76.56%，第 2 线性判别因子的贡献率为 19.44%，第 1、2 线性判别因子的累积贡献率为 96%。无损

伤组、轻度损伤组和重度损伤组样本数据点均无重叠部分，可以进行区分。但轻度损伤组和重度损伤组样本数据点距离较近，实际应用中易发生混淆。因此，采用高光谱仪结合 LDA 可以对番石榴机械损伤进行识别，但无法对其损伤程度进行分级。高光谱仪结合 LDA 对番石榴机械损伤的识别效果优于高光谱仪结合 PCA 对番石榴机械损伤的识别效果。

2.2.2 电子鼻识别的 LDA 分析

图 2d 是电子鼻对番石榴机械损伤识别的 LDA 分析结果。第 1 线性判别因子的贡献率为 80.37%，第 2 线性判别因子的贡献率为 19.61%，第 1、2 线性判别因子的累积贡献率为 99.98%。重度损伤组与轻度损伤组样本数据点具有重叠部分，无法进行分类识别。无损伤组样本数据点均无重叠，可以进行区分。因此，电子鼻结合 LDA 可以有效地识别番石榴机械损伤，但对损伤程度的分类识别效果不佳。对比图 2c 的电子鼻结合 PCA 分类识别结果，电子鼻结合 LDA 分类识别得到的轻度损伤与重度损伤番石榴重叠区域更小，识别效果更好。

2.2.3 高光谱与电子鼻融合识别的 LDA 分析

图 2f 是高光谱与电子鼻融合对番石榴机械损伤识别的 LDA 分析结果。第 1 线性判别因子的贡献率为 85.31%,第 2 线性判别因子的贡献率为 14.68%,第 1、2 线性判别因子的累积贡献率为 99.99%。重度损伤组、轻度损伤组和无损伤组样本数据点之间均无重叠部分,具有较好的分类识别效果。因此,采用高光谱与电子鼻融合的方法,结合 LDA 进行模式识别,既可以有效地对番石榴机械损伤进行识别,也可以对番石榴机械损伤程度进行分级,具有很好的分类识别效果。

2.3 欧氏距离分析结果

为进一步探究高光谱与电子鼻融合方法对提高单一检测方法识别番石榴机械损伤效果的可行性,本实验采用 ED 分析,计算上述 PCA 和 LDA 分析结果得到的各小组样本数据中心点(X_{ave}, Y_{ave})之间的欧氏距离,对高光谱(采用高光谱参数识别)、电子鼻(采用电子鼻参数识别)、高光谱与电子鼻融合(采用高光谱与电子鼻融合参数识别)3 种识别方法的识别效果进行进一步研究。 X_{ave}, Y_{ave} 计算式分别为

$$X_{ave} = \frac{\sum_{i=1}^{13} x_i}{13} \tag{3}$$

$$Y_{ave} = \frac{\sum_{i=1}^{13} y_i}{13} \tag{4}$$

式中 x_i 和 y_i 分别代表某番石榴第 i 个样本在第 1 和第 2 主成分(或线性判别因子)中对应的元素值。

表 1 为 3 种识别方法结合 PCA 分析得到的不同机械损伤组之间的 ED。电子鼻识别比高光谱识别得到不同机械损伤组之间的 ED 大,且高光谱与电子鼻结合得到的结果更接近于电子鼻识别得到的

结果。

表 2 为 3 种识别方法结合 LDA 分析得到的不同机械损伤组之间的 ED。LDA 识别得到不同机械损伤组之间的 ED 比 PCA 识别得到不同机械损伤组之间的 ED 大,这与 LDA 比 PCA 对番石榴机械损伤具有更好的分类识别效果的结论相一致。高光谱与电子鼻融合方法得到的不同损伤程度番石榴之间的 ED 更接近于高光谱与电子鼻识别方法得到的不同损伤程度番石榴之间的 ED 中的较大者,这与 PCA 分析得到的不同机械损伤组之间的 ED 相一致,据此可以推测采用多源融合的识别方法在获取更多样本信息的同时,还可以较多地保持单一分类识别方法得到的不同样本之间的最大距离。

因此,在实际水果机械损伤识别中,可采用多源信息融合的方法,获取更多样本信息,有效地弥补单一识别方法的不足,并结合具有较强分类识别能力的模式识别方法对水果机械损伤程度进行分级。

2.4 模糊 C 均值聚类分析结果

为对比多源信息融合与单一识别方法的识别效果,本文采用 FCM 分析 3 种识别方法(高光谱识别、电子鼻识别和高光谱与电子鼻融合识别)对番石榴机械损伤程度进行识别。由于 LDA 在番石榴机械损伤识别上取得了较好效果,采用实验得到的第 1 与第 2 线性判别因子作为输入数据,进行 FCM 分析。由于在 FCM 分析过程中加权值 m (目标函数 J_m 的加权指数)对识别结果影响较大,需选择最佳 m 值。经反复分析, m 值的选择以及分析结果如表 3 所示。其中高光谱识别、电子鼻识别和高光谱与电子鼻融合识别 3 种识别方法对番石榴机械损伤识别的正确率分别为 89.74%、82.05% 和 97.44%。因此,多源信息融合的方法相对单一识别方法对水果机械损伤的识别效果更佳。

表 1 3 种识别方法 PCA 分析不同机械损伤组之间的欧氏距离

Tab.1 Euclidean distance of different damage level guavas analyzed by PCA based on three identification methods						
损伤程度	轻度损伤			无损伤		
	高光谱识别	电子鼻识别	高光谱与电子鼻	高光谱识别	电子鼻识别	高光谱与电子鼻
	方法	方法	融合方法	方法	方法	融合方法
重度	0.060	15.511	15.511	0.216	67.753	67.753
轻度				0.155	52.242	52.242

表 2 3 种识别方法 LDA 分析不同机械损伤组之间的欧氏距离

Tab.2 Euclidean distance of different damage level guavas analyzed by LDA based on three identification methods						
损伤程度	轻度损伤			无损伤		
	高光谱识别	电子鼻识别	高光谱与电子鼻	高光谱识别	电子鼻识别	高光谱与电子鼻
	方法	方法	融合方法	方法	方法	融合方法
重度	3.991×10^{-7}	2.755×10^{-4}	2.731×10^{-5}	2.937×10^{-7}	6.264×10^{-4}	3.860×10^{-5}
轻度				3.370×10^{-7}	4.069×10^{-4}	3.860×10^{-5}

表 3 3 种识别方法不同机械损伤组别的 FCM 识别
Tab.3 FCM analysis results for different damage level guavas based on three identification methods

识别方法	加权 值 m	正确识别样本数			正确 率/%
		重度损伤	轻度损伤	无损伤	
高光谱	2	9	13	13	89.74
电子鼻	5	11	8	13	82.05
高光谱与电 子鼻融合	1.5	12	13	13	97.44

3 结论

(1)实验证明了采用高光谱仪和电子鼻识别番石榴机械损伤的可行性,多源信息融合方法对于提高单一检测方法的识别效果是有效的。

(2)单独采用高光谱或电子鼻,结合 PCA 或

LDA 无法对番石榴机械损伤程度进行识别。采用高光谱与电子鼻融合,结合 LDA 可以有效地区分番石榴机械损伤程度,比采用单一的电子鼻或者高光谱仪进行分析具有更好的分类识别效果。

(3)根据 PCA、LDA 和 ED 分析结果可知 LDA 比 PCA 对番石榴机械损伤识别具有更好的分类识别效果。多源信息融合的分类识别方法既可获取更多的样本信息,提高相同样本之间的聚类性,又可较多地保持单一分类识别方法得到不同样本之间的最大距离。

(4)根据 FCM 分析结果,高光谱识别、电子鼻识别和高光谱与电子鼻融合识别 3 种识别方法对番石榴机械损伤识别的正确率分别为 89.74%、82.05% 和 97.44%。多源信息融合的方法相对单一识别方法对水果机械损伤的识别效果更佳。

参 考 文 献

1 Zhou R, Su S, Yan L, et al. Effect of transport vibration levels on mechanical damage and physiological responses of Huanghua pears (*Pyrus pyrifolia* Nakai, cv. Huanghua)[J]. Postharvest Biology and Technology, 2007, 46(1): 20–28.

2 Brusewitz G H, Puchalski C. Watermelon surface abrasion—a sensory method[J]. International Agrophysics, 1996, 10(2): 117–122.

3 Rivera N V, Gomez-Sanchis J, Chanona-Pérez J, et al. Early detection of mechanical damage in mango using NIR hyperspectral images and machine learning[J]. Biosystems Engineering, 2014, 122: 91–98.

4 Huang W, Li J, Wang Q, et al. Development of a multispectral imaging system for online detection of bruises on apples[J]. Journal of Food Engineering, 2015, 146: 62–71.

5 Vereycken R, Bravo C, Ramon H, et al. Detection technique for tomato bruise damage by thermal imaging[C] // International Conference: Postharvest Unlimited 599, 2002: 389–394.

6 Di Natale C, Macagnano A, Martinelli E, et al. The evaluation of quality of post-harvest oranges and apples by means of an electronic nose[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2001, 78(1): 26–31.

7 Li Z, Thomas C. Quantitative evaluation of mechanical damage to fresh fruits[J]. Trends in Food Science & Technology, 2014, 35(2): 138–150.

8 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 hyper-spectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 242–246. (in Chinese)

9 Lu R. Detection of bruises on apples using near-infrared hyperspectral imaging[J]. Transactions of the ASAE, 2003, 46(2): 523–530.

10 Dang H, Kim I, Cho B, et al. Detection of bruise damage of pear using hyperspectral imagery[C] // 2012 12th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), 2012: 1258–1260.

11 Lü Q, Tang M. Detection of hidden bruise on kiwi fruit using hyperspectral imaging and parallelepiped classification[J]. Procedia Environmental Sciences, 2012, 12: 1172–1179.

12 朱娜,潘磊庆,毛淑波,等. 基于电子鼻判别桃果实瘀伤的研究[J]. 南京农业大学学报, 2013, 36(1): 137–141.

13 Prabhakar M, Prasad Y G, Vennila S, et al. Hyperspectral indices for assessing damage by the solenopsis mealybug (Hemiptera: Pseudococcidae) in cotton[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 97: 61–70.

14 周海涛,殷勇. 主成分分析在电子鼻鉴别分析中存在的缺陷及其改进方法[J]. 传感器世界, 2008(10): 39–42.

15 Sahoolizadeh A H, Heidari B Z, Dehghani C H. A new face recognition method using PCA, LDA and neural network[J]. International Journal of Computer Science and Engineering, 2008, 2(4): 218–223.

16 Zhang H, Wang J. Detection of age and insect damage incurred by wheat, with an electronic nose[J]. Journal of Stored Products Research, 2007, 43(4): 489–495.

17 Draisma J, Horobet E, Ottaviani G, et al. The Euclidean distance degree of an algebraic variety [C] // Foundations of Computational Mathematics, 2015. DOI: 10.1007/s10208–014–9240–x.

18 高新波,裴继红,谢维信. 模糊 c-均值聚类算法中加权指数 m 的研究[J]. 电子学报, 2000(4): 80–83.