

壶瓶枣自然损伤的高光谱成像检测\*

薛建新 张淑娟 张晶晶

(山西农业大学工学院, 太谷 030801)

**摘要:** 采用高光谱成像技术(450~1 000 nm)对壶瓶枣的5种自然损伤(缩果病、裂纹、虫害、黑斑病、鸟啄伤)进行识别研究。利用高光谱成像系统采集了5种自然损伤及完好枣一共663个壶瓶枣样本的高光谱图像,并提取相应的感兴趣区域(ROI),得到了样本的光谱数据。应用偏最小二乘回归(PLSR)、连续投影算法(SPA)从全波段中分别提取了9条、10条特征波长,利用 Kennard-Stone 算法将各类样本按照3:1的比例随机分成训练集(500个)和测试集(163个),并对其建立最小二乘支持向量机(LS-SVM)判别模型,结果表明使用 SPA-LS-SVM 建立的壶瓶枣自然损伤模型的整体判别正确识别率为93.2%。运用主成分分析(PCA)对由 SPA 提取出的10条特征波长(535、595、657、672、685、749、826、898、964、999 nm)所对应的单波段图像进行数据压缩,分别采用 Sobel 算子、区域生长算法 Regiongrow 并结合主成分图像识别出163个壶瓶枣样本的边缘与自然损伤特征区域,得出平均正确识别率达到90.8%。研究结果表明:采用高光谱成像技术可以对壶瓶枣的自然损伤进行光谱判别和图像识别。

**关键词:** 壶瓶枣 自然损伤 高光谱成像 检测

**中图分类号:** O657.3; S665.1      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2015)07-0220-07

Application of Hyperspectral Imaging for Detection of Natural Defective Features in Huping Jujube Fruit

Xue Jianxin Zhang Shujuan Zhang Jingjing

(College of Engineering, Shanxi Agricultural University, Taigu 030801, China)

**Abstract:** Hyperspectral imaging technology covered the range of 450~1 000 nm was employed to detect natural defects (shrink, crack, insect damage, black rot and peck injury) of Huping jujube fruit. 663 sample images were acquired which included five types of natural defects and sound samples. After acquiring hyperspectral images of Huping jujube fruits, the spectral data were extracted from region of interest (ROI). Using Kennard-Stone algorithm, all kinds of samples were randomly divided into training set (500 samples) and test set (163 samples) according to the proportion of 3:1. Partial least squares regression (PLSR) and successive projections algorithm (SPA) were conducted to select optimal sensitive wavelengths (SWs), as a result, 9 SWs and 10 SWs were selected, respectively. And then, least squares-support vector machine (LS-SVM) discriminate model was established by using the selected wavebands. The results showed that the discriminate accuracy of the SPA-LS-SVM method was 93.2%. Then, images corresponding to ten sensitive bands (535, 595, 657, 672, 685, 749, 826, 898, 964, 999 nm) selected by SPA were executed to PCA. Finally, the images of PCA were employed to identify the location and area of natural defects feature through imaging processing. Using Sobel operator, region growing algorithm and the images of PCA, the edge and defect feature of 163 Huping jujube fruits could be recognized, the detect precision was 90.8%. This investigation demonstrated that hyperspectral imaging technology could detect the natural defects of shrink, crack, insect damage, black rot and peck

收稿日期: 2015-01-25    修回日期: 2015-03-12

\* 国家自然科学基金资助项目(31271973)和山西省自然科学基金资助项目(2012011030-3)

**作者简介:** 薛建新, 博士生, 主要从事农产品无损检测研究, E-mail: vickyxjx@126.com

**通讯作者:** 张淑娟, 教授, 博士生导师, 主要从事农产品无损检测研究, E-mail: zsujuan1@163.com

injury in Huping jujube fruit in spectral analysis and feature detection, which provided a theoretical reference for the natural defects nondestructive detection of jujube fruit.

**Key words:** Huping jujube   Natural defects   Hyperspectral imaging   Detection

引言

壶瓶枣既是营养丰富的食品,又是天然的保健品,而且质地酥脆,口感甜润,风味独特,深受消费者青睐<sup>[1-2]</sup>。近年来随着科学技术的发展和保鲜技术的进步,壶瓶枣供应期延长,经济效益成倍增加,大大提高了采后附加值,增加了农民收入<sup>[3]</sup>。鲜枣果在生长过程中及收获前,常出现缩果病、裂纹、虫害、黑斑病、鸟啄伤等多种类型的自然损伤。

目前为止,针对壶瓶枣的检测主要以人工分拣为主,通过人工对异形果、损伤果等进行分拣,然后再用现有的分级设备进行大小分级,进而分装出售。由于人工分拣的效率较低,分拣精度也较低,对诸如自然损伤枣的分拣难度也较大。

高光谱成像技术是一种光谱和图像的融合技术,具有分辨率高、波段多等特点。近年来,在水果检测方面应用广泛<sup>[4-8]</sup>。

本文以多种自然损伤壶瓶枣为研究对象,运用高光谱成像系统采集壶瓶枣的缩果病、裂纹、虫害、黑斑病、鸟啄伤以及完好样本的图像信息,并结合化学计量学和图像处理的方法,从光谱和图像两个方面对壶瓶枣自然损伤类型样本进行快速、准确识别,为壶瓶枣自然损伤的在线判别研究提供理论依据。

1 试验材料与方法

1.1 样品采集

壶瓶枣样品采购于山西省太谷县小白村。为保

证研究的可靠性,采摘时以形状相近、大小(单果质量 10 ~ 14 g)均匀和损伤类型(完好、5 种损伤类型)齐全为原则。共选取了 663 个样品,包含缩果病样本 121 个、裂纹样本 122 个、虫害样本 120 个、黑斑病样本 104 个、鸟啄伤样本 68 个和完好样本 128 个。

采集各样本的高光谱图像,分别对 6 类数据(缩果病、裂纹、虫害、黑斑病、鸟啄伤和完好样本)赋值为 1、2、3、4、5、6,利用 Kennard - Stone 算法将各类样本按照 3:1 的比例随机分成训练集(500 个)和测试集(163 个)。

1.2 仪器设备

试验中使用的高光谱成像系统(图 1)主要包括:2 个 150 W 的光纤卤素灯(Illumination, USA),ImSpector V10E 型的光谱仪(Specim, Finland),ImSpector V10E 型的 CCD 侦测器以及 C-mount OLE23 型成像镜头(ImSpector V10E 系统),电控移动平台(IRCP0076 型),计算机和暗箱等辅助设备。高光谱图像是在特定波长范围内由一系列连续的波段图像组成的三维图像数据块。图中,X 和 Y 轴表示二维平面坐标轴, $\lambda$  表示波长信息坐标轴。高光谱图像可以同时获取 X - Y 平面内某个特定像素点下的不同波长的光谱信息和某个特定波长下的图像信息。

图像采集过程中需要设置合理的曝光时间和移动平台的移动速度,以免出现信息过度饱和与成像

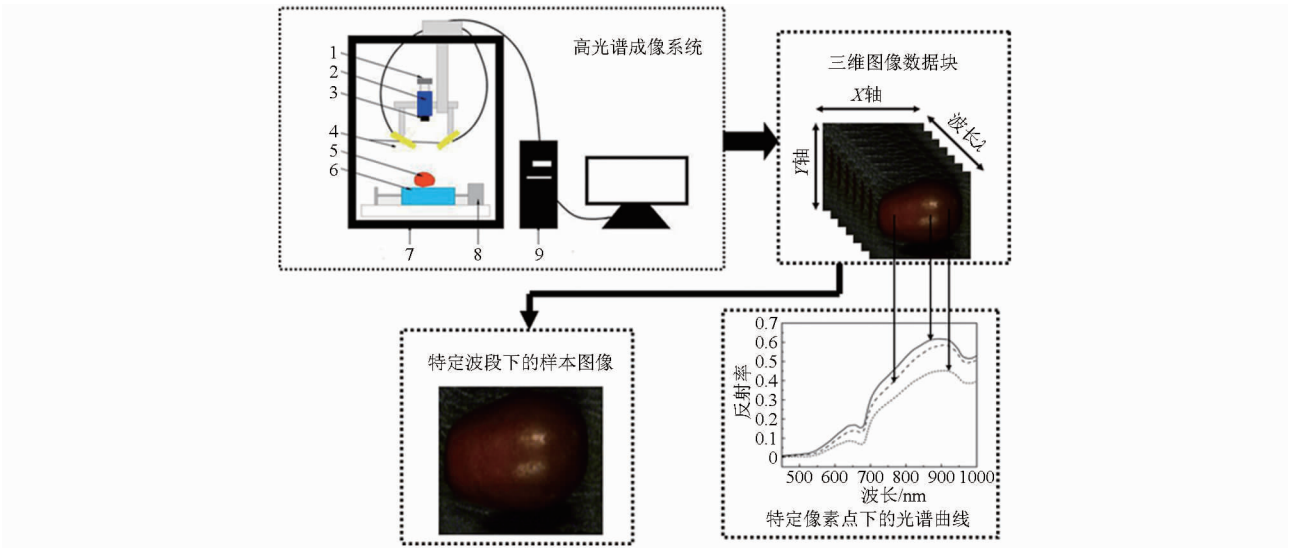


图 1 高光谱成像系统及壶瓶枣样本超立方体结构示意图

Fig. 1 Schematic illustration of hyperspectral imaging system and hypercube structure for a sample of Huping jujube

1. 相机 2. 光谱仪 3. 镜头 4. 光源 5. 样本 6. 传送带 7. 暗室 8. 步进电动机 9. 计算机

失真现象<sup>[9]</sup>。经多次试验最终确定出曝光时间  $t = 0.4\text{ s}$ , 样本与镜头的距离  $h = 235\text{ mm}$ , 传送带移动速度  $v = 2.15\text{ mm/s}$ 。为了准确收集到各个区域的光谱数据, 在采集不同样本光谱时, 分别将目标区域面向镜头。

1.3 高光谱图像校正方法

为了消除光强变化和镜头中暗流对成像造成影响, 以及计算扫描物体的相对反射光谱值, 要在光谱采集前进行黑板校正<sup>[10]</sup>。计算公式为

$$R = \frac{I_R - I_D}{I_W - I_D} \tag{1}$$

式中  $R$ ——校正后图像  
 $I_R$ ——原始图像  
 $I_D$ ——黑板校正图像  
 $I_W$ ——白板校正图像

1.4 光谱处理和数据分析软件

本研究中的数据处理和分析主要是基于以下软件来实现: ENVI 4.6 (ITT Visual Informagtion Solutions, Boudler, USA); Matlab R2010b (The MathWorks, Natick, USA); The Unscramber X10.1 (CAMO AS, Oslo, Norway); Origin 8.5 (Origin Lab, USA)。

2 基于光谱特征的壶瓶枣自然损伤判别

2.1 壶瓶枣自然损伤类型的平均光谱曲线分析

使用 ENVI 的提取感兴趣区域函数分别提取壶瓶枣的 5 种自然损伤样本 (缩果病、裂纹、虫害、黑斑病、鸟啄伤) 以及完好样本的光谱数据, 然后求取各自的平均光谱, 并将含有大量噪声的波段去除, 只保留 450 ~ 1 000 nm 波段对应的吸收光谱 (图 2) 进行后续研究。

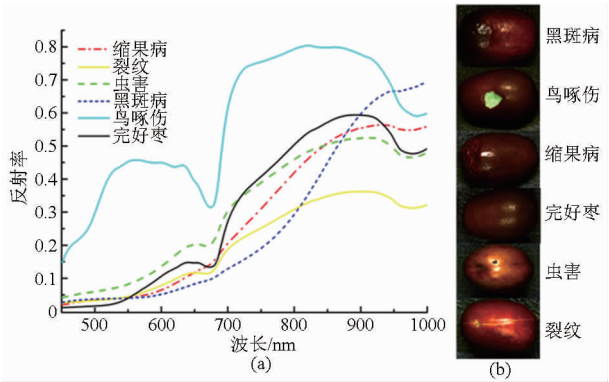


图 2 6 种不同壶瓶枣样本的平均光谱曲线与图像  
Fig.2 Average spectral curves of six different jujube samples  
(a) 样本光谱 (b) 样本图像

观察完好壶瓶枣样本的光谱曲线可知, 样本在 680 nm 和 980 nm 处出现吸收峰。其中, 680 nm 处

吸收峰处于合成的胶体金吸收区域 (570 ~ 750 nm)<sup>[11]</sup>; 980 nm 处的吸收峰主要由壶瓶枣内部水分的吸收引起, 该波段为水中 O—H 基团的二级倍频特征吸收峰<sup>[12]</sup>。

鸟啄伤样本的平均曲线明显区别于其他样本的光谱曲线, 其光谱反射率明显高于其他样本, 这是由于鸟啄伤样本无果皮, 果肉外露, 因此该光谱曲线所表征的信息为采集到的果肉光谱特性。黑斑病样本及缩果病样本在 680 nm 没有吸收峰, 同时由于黑斑病样本较正常枣样本含水率下降较多, 因此在 960 nm 没有明显吸收峰。裂纹样本的反射率低于完好样本。虫害样本由于损伤面积较小, 与完好样本的光谱曲线差别不大。

2.2 特征波长提取

特征提取的目的是提取原始标准样本光谱中的有效信息, 克服原始数据的线性相关性、奇异性和不稳定性, 以提高预测可靠性。提取特征光谱时, 既要尽可能降低数据的维数或减少变量个数, 又要尽可能不遗漏有用的解释信息。

2.2.1 基于 SPA 提取特征波长

连续投影算法 (Successive projections algorithm, SPA) 是一种常用的数据降维方法<sup>[13]</sup>。本试验在 Matlab 软件中编程实现用 SPA 对 663 个壶瓶枣样本的光谱数据进行特征波长的提取。由图 3 可知, 特征波长数为 10 时, 其均方根误差达到最小 1.812 3。由图 4 可知, 所提取的 10 个特征波长分别为 826、999、898、749、964、672、657、595、535、685 nm, 其重要程度依次递减。

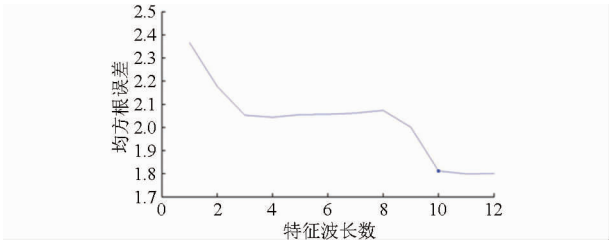


图 3 SPA 算法选择不同变量数的 RMSE 分布  
Fig.3 RMSE distribution of SPA in different variables

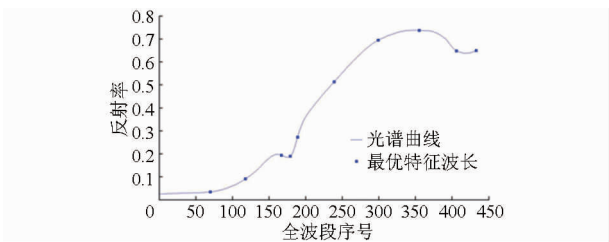


图 4 SPA 算法选择的最优特征波长  
Fig.4 Optimum characteristic wavelength selected by SPA

2.2.2 基于 PLSR 提取特征波长

偏最小二乘回归 (Partial least squares

regression, PLSR) 基于 PLS 的算法原理,通过选取回归系数(Regression coefficient, RC)中的局部极值从而对最佳敏感波段进行选择<sup>[14-15]</sup>。本研究通过 PLSR 的 RC 选取了 537、608、649、667、683、727、834、906、956 nm 共 9 个特征波长(图 5)。

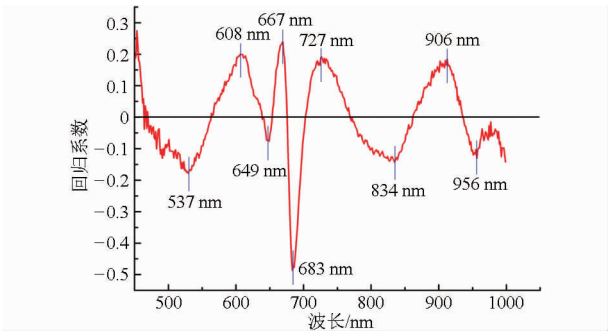


图 5 PLSR 模型的回归系数图

Fig. 5 Regression coefficients of PLSR model

2.3 LS-SVM 自然损伤判别模型

最小二乘支持向量机(Least squares-support vector machine, LS-SVM)<sup>[16-17]</sup>是一种改进的支持向量机(SVM)算法,不仅比 SVM 有更好的泛化能力,而且还能减少训练的时间、简化计算复杂程度。研究的判别结果如图 6、7 所示。

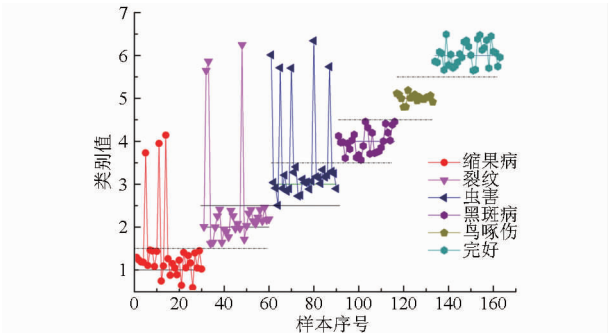


图 6 PLSR-LS-SVM 模型判别结果

Fig. 6 Discriminant result of PLSR-LS-SVM model

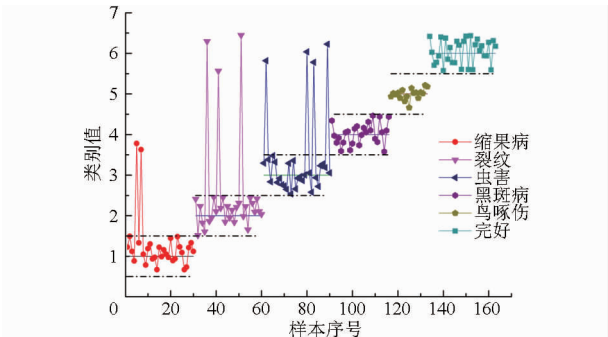


图 7 SPA-LS-SVM 模型判别结果

Fig. 7 Discriminant result of SPA-LS-SVM model

从图 6 中可知,在运用 PLSR-LS-SVM 建立的判别模型中,误判样本数为 11,全部样本正确识别率为 91.7%。其中,鸟啄伤样本的判别正确率为 100%,这是由于鸟啄伤样本的光谱为果肉部分的光

谱,明显区别于其他样本;缩果病样本的判别正确率为 90%,有 3 个样本误判为黑斑病样本;裂纹样本的判别正确率为 90%,由于有些裂纹出现在果顶部位且不明显,不易被采集到,有 3 个样本被误判为完好样本;虫害样本的判别正确率为 83.3%,由于虫害区域过小没有采集到有效信息,有 5 个样本误判为完好样本;黑斑病样本和完好样本的判别正确率均达到 100%。

观察图 7 可知,在运用 SPA-LS-SVM 建立的判别模型中,误判样本数为 9,全部样本正确识别率为 93.2%,整体判别精度优于 PLSR-LS-SVM 模型。其中,鸟啄伤样本、黑斑病样本和完好样本的判别正确率均达到 100%;缩果病样本的判别正确率为 93.3%,有 2 个样本误判为黑斑病样本;裂纹样本、虫害样本的判别正确率分别为 90%、86.7%,误判样本均被误判为完好样本。

3 基于图像信息的壶瓶枣自然损伤判别

3.1 主成分分析

主成分分析(Principal component analysis, PCA)是一种去除波段之间多余信息、将多波段的图像信息压缩到比原波段更有效的少数几个转换波段的方法。由于各波段之间不相关,主成分波段可以生成更多颜色、饱和度更好的彩色合成图像<sup>[18]</sup>。

以壶瓶枣缩果病为例,对其样本获得的 ENVI 图像进行主成分分析,结果如表 1 所示,前 3 个 PC 图像的累计贡献率已经高达 99.67%。

表 1 图像前 10 个主成分累计贡献率

Tab. 1 Cumulative contribution rate of ten principal component in the front of the image

| 主成分 | 特征值            | 贡献率/%  |
|-----|----------------|--------|
| 1   | 5 826 330. 555 | 88. 57 |
| 2   | 698 262. 890 4 | 99. 19 |
| 3   | 31 184. 291 03 | 99. 67 |
| 4   | 10 801. 586 02 | 99. 83 |
| 5   | 4 188. 813 964 | 99. 89 |
| 6   | 2 600. 345 76  | 99. 93 |
| 7   | 2 179. 484 078 | 99. 96 |
| 8   | 1 306. 596 557 | 99. 98 |
| 9   | 673. 053 937   | 99. 99 |
| 10  | 387. 284 742   | 100    |

图 8 表示对 SPA 提取出的 10 条特征波长(535、595、657、672、685、749、826、898、964、999 nm)所对应的单波段图像进行主成分分析后得到的壶瓶枣自然损伤样本的前 6 个 PC 图像。从图 8 可以看出,不同自然损伤鲜枣的前 4 个主成分图像基本保留了绝大部分的信息,PC5、PC6 图像噪声干扰严重。以缩果病为例,比较前 4 幅 PC 图像可

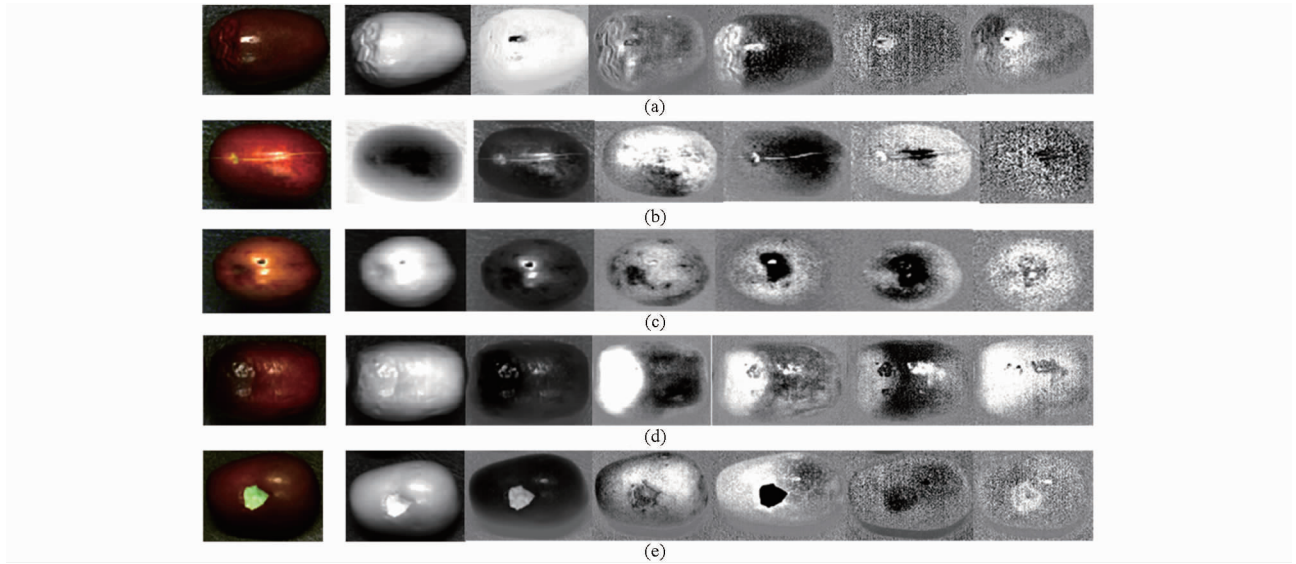


图 8 鲜枣自然损伤样本前 6 个主成分的灰度图

Fig. 8 The first six principal components gray scale of natural defect samples

(a) 缩果病样本 (b) 裂纹样本 (c) 虫害样本 (d) 黑斑病样本 (e) 鸟啄伤样本

知:PC1 包含的原始数据的信息最多,但这些信息中绝大部分为外表皮轮廓信息,而相比 PC4 图像中的缩果信息十分显著,其缩果部分的表面凹坑、不平整与原图像最为相似,更适用于对缩果区域的分割。同理,选定 PC4 图像对样本中自然损伤部分进行识别。

3.2 自然损伤判别算法

由上述研究可知,使用 SPA 提取的特征波段更适合于对壶瓶枣的自然损伤进行检测研究,因此,在

图像判别部分也使用由 SPA 提取得到的主成分图像进行图像数据的压缩处理。按图 9 的步骤,以缩果病样本为例,在 450 ~ 1 000 nm 波段范围内对缩果病样本的损伤图像进行了特征波长的提取(图 8a)。选择特征波长 535、595、657、672、685、749、826、898、964、999 nm 下的图像进行主成分分析,得到样本前 4 个主成分图。其中 PC1 图像的外轮廓最为明显,PC4 图像的缩果区域最为明显。观察图 2 的平均光谱图可以发现,完好枣的平均光谱图在 894 nm 处出

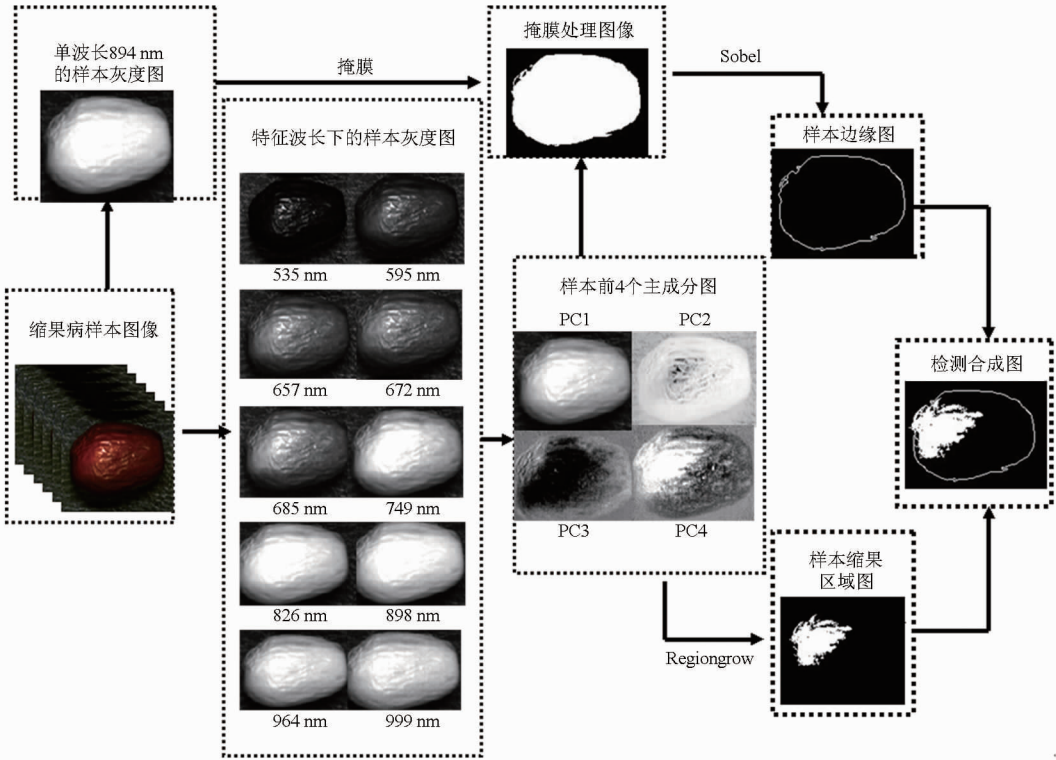


图 9 缩果病样本检测算法关键步骤流程图

Fig. 9 Flow chart of key steps involved in sample of shrink feature detection algorithm

现了最高的反射率,因此选用这个波段的样本灰度图进行掩膜处理。运用 Sobel 算子<sup>[19]</sup>对掩膜图像的边缘进行识别,得到样本边缘图像。对 PC4 图像采用区域生长 Regiongrow<sup>[20]</sup>提取得到缩果病自然损伤区域图像。将边缘图和缩果区域图做加法运算得

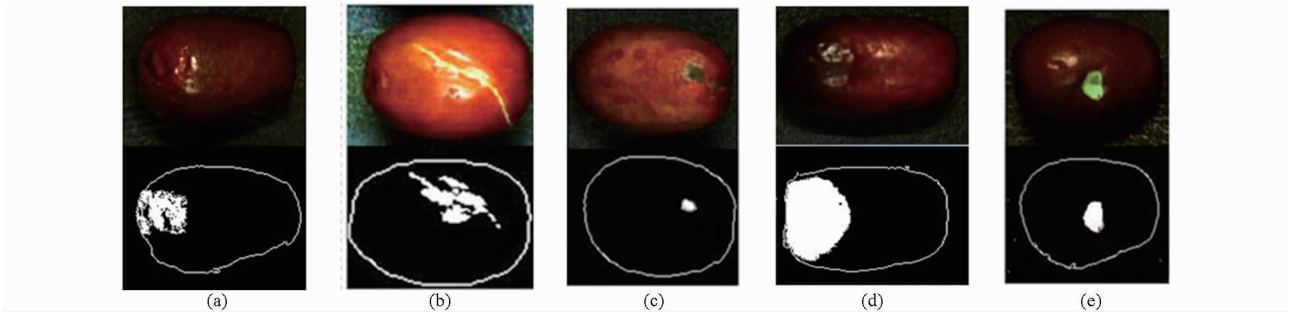


图 10 鲜枣自然损伤特征识别结果图

Fig. 10 Identification of jujube fruits of natural defects

(a) 缩果病样本 (b) 裂纹样本 (c) 虫害样本 (d) 黑斑病样本 (e) 鸟啄伤样本

3.3 自然损伤样本与正常壶瓶枣的判别结果

基于图 9 的识别流程对 163 个壶瓶枣样本进行图像识别,结果如表 2 所示,所有样本的正确识别率达到 90.8%。表明,该种检测方法能够有效检测出壶瓶枣的各类型自然损伤样本。

表 2 鲜枣自然损伤图像识别检测结果  
Tab.2 Detection results of natural defects  
on Huping jujube fruit

| 分类 | 自然损伤类型 | 样本数 | 检出数(未检出数) | 正确率/% |
|----|--------|-----|-----------|-------|
| 损伤 | 缩果病    | 30  | 28(2)     | 93.3  |
|    | 裂纹     | 30  | 27(3)     | 90.0  |
|    | 虫害     | 30  | 25(5)     | 83.3  |
|    | 黑斑病    | 26  | 26(0)     | 100   |
|    | 鸟啄伤    | 17  | 17(0)     | 100   |
| 完好 |        | 30  | 25(5)     | 83.3  |
| 总计 |        | 163 | 148       | 90.8  |

由表 2 知,共有 15 个样本未被检出,包括 2 个缩果病样本、3 个裂纹样本、5 个虫害样本和 5 个正常样本。其中,2 个缩果病样本由于缩果程度较为轻微而未被检出;未被检出的裂纹样本是由于样本裂纹过于细小,不适合用于该判别算法;虫害样本由于虫害区域过小且存在有反光现象,因此未被完全检出;完好样本的误判是由于反光和个别样本表皮颜色不均匀而造成。

4 结论

(1) 分别运用 SPA、PLSR 提取特征波段,通过建立 LS-SVM 模型比较可知:运用 SPA-LS-SVM 模

到最终的缩果识别图像。  
按照上述方法,分别对 133 个壶瓶枣自然损伤样本和 30 个完好枣样本(共 163 个样本)进行图像识别。图 10 给出 5 种自然损伤类型的典型样本识别图。

型对壶瓶枣的 5 种自然损伤(缩果病、裂纹、虫害、黑斑病、鸟啄伤)和完好枣样本(共 163 个)识别效果最好,正确率为 93.2%。从光谱技术的检测研究结果可以看出,使用单一光谱技术无法完全对文中提出的 5 种损伤类型进行全部检测。由于虫害枣的虫洞面积较小、裂纹枣的裂纹较窄,光谱技术又是对这些样本局部的检测,因此有误判产生,所以,针对这 2 种损伤类型也考虑从图像处理技术的角度进行分析检测。

(2) 采用 PCA 对 SPA 提取的 10 个特征波长下的单波段图像进行数据压缩,然后分别采用 Sobel 算子和区域生长算法 Regiongrow 提取图像的边缘与自然损伤特征区域。图像判别结果表明:使用该判别算法对壶瓶枣 5 种自然损伤的检测精度达到 90.8%。从图像处理的检测研究结果可以看出,图像处理技术也不能对所有的损伤进行判别分析,这主要是由于枣果表面存在反光现象从而在一定程度上影响了检测精度。

(3) 本研究以光谱检测技术为主进行判别分析,同时也考虑到了在未来研发鲜枣在线检测线也需要对异形果(无法用光谱技术进行检测)、轻微损伤果(无法用图像技术进行检测)进行检测研究,因此在实际检测中需要对光谱技术和图像处理技术进行融合。

(4) 研究表明,通过光谱判别和图像识别两种手段都可以达到对壶瓶枣 5 种自然损伤进行快速判别的目的,为研究开发壶瓶枣在线检测设备提供理论支持和依据。

## 参 考 文 献

- 1 樊军,吕磊,尚宏伟. 大枣的研究与开发进展[J]. 食品科学,2003(4):161-163.
- 2 薛建新,孙海霞,周靖博,等. 基于机器视觉和近红外光谱的壶瓶枣无损检测[J]. 山西农业大学:自然科学版,2012,32(6):571-573.  
Xue Jianxin, Sun Haixia, Zhou Jingbo, et al. Nondestructive detection of Huping jujube quality based on machine vision and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy technology[J]. Journal of Shanxi Agricultural University: Natural Science Edition,2012,32(6):571-573. (in Chinese)
- 3 Zhang S, Zhang H, Zhao Y, et al. A simple identification model for subtle bruises on the fresh jujube based on NIR spectroscopy[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2013,58(3-4):545-550.
- 4 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)
- 5 王斌,薛建新,张淑娟. 基于高光谱成像技术的腐烂、病害梨枣检测[J]. 农业机械学报,2013,44(增刊1):205-209.  
Wang Bin, Xue Jianxin, Zhang Shujuan. Detection of decay and disease pear jujube based on hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2013,44(Supp.1):205-209. (in Chinese)
- 6 Lee W H, Kim M S, Lee H, et al. Hyperspectral near-infrared imaging for the detection of physical damages of pear[J]. Journal of Food Engineering,2014,130:1-7.
- 7 迟茜,王转卫,杨婷婷,等. 基于近红外高光谱成像的猕猴桃早期隐形损伤识别[J]. 农业机械学报,2015,46(3):235-241.  
Chi Qian, Wang Zhuanwei, Yang Tingting, et al. Recognition of Kiwifruits with early hidden bruises based on near-infrared hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2015,46(3):235-241. (in Chinese)
- 8 吴龙国,何建国,刘贵珊,等. 基于 NIR 高光谱成像技术的长枣虫眼无损检测[J]. 发光学报,2013,34(11):1527-1532.  
Wu Longguo, He Jianguo, Liu Guishan, et al. Non-destructive detection of insect hole in jujube based on near-infrared hyperspectral imaging[J]. Chinese Journal of Luminescence, 2013, 34(11):1527-1532. (in Chinese)
- 9 张初,刘飞,孔汶汶,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.  
Zhang Chu, Liu Fei, Kong Wenwen, et al. Fast identification of watermelon seed variety using near infrared hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the CSAE,2013,29(20):270-277. (in Chinese)
- 10 Baranowski P, Mazurek W, Wozniak J, et al. Detection of early bruises in apples using hyperspectral data and thermal imaging[J]. Journal of Food Engineering,2012,110(3):345-355.
- 11 屠振华,籍保平,孟超英,等. 基于遗传算法和间隔偏最小二乘的苹果硬度特征波长分析研[J]. 光谱学与光谱分析,2009,29(10):2760-2764.  
Tu Zhenhua, Ji Baoping, Meng Chaoqing, et al. Analysis of NIR characteristic wavelengths for apple flesh firmness based on GA and iPLS[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009,29(10):2760-2764. (in Chinese)
- 12 Rajkumar P, Wang N, Elmasry G, et al. Studies on banana fruit quality and maturity stages using hyperspectral imaging[J]. Journal of Food Engineering, 2012,108(1):194-200.
- 13 张淑娟,张海红,赵艳茹,等. 鲜枣可溶性固形物可见/近红外光谱检测建模方法比较[J]. 农业机械学报,2012,43(3):108-112.  
Zhang Shujuan, Zhang Haihong, Zhao Yanru, et al. Comparison of modeling methods of fresh jujube soluble solids measurement by NIR spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2012,43(3):108-112. (in Chinese)
- 14 ElMasry G, Sun D W, Allen P. Non-destructive determination of water-holding capacity in fresh beef by using NIR hyperspectral imaging[J]. Food Research International, 2011,44(9):2624-2633.
- 15 Wu D, Sun D W, He Y. Application of long-wave near infrared hyperspectral imaging for measurement of color distribution in salmon fillet[J]. Innovative Food Science & Emerging Technologies, 2012,16:361-372.
- 16 Zhu F, Zhang D, He Y, et al. Application of visible and near infrared hyperspectral imaging to differentiate between fresh and frozen-thawed fish fillets[J]. Food and Bioprocess Technology,2013,10(6):2931-2937.
- 17 薛建新,张淑娟,孙海霞,等. 可见/近红外光谱结合软化指标快速判定沙果货架期[J]. 农业机械学报,2013,44(8):169-173.  
Xue Jianxin, Zhang Shujuan, Sun Haixia, et al. Detection of shelf life of Malus asiatica using near-infrared spectroscopy and softening index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2013,44(8):169-173. (in Chinese)
- 18 邓书斌. ENVI 遥感图像处理办法[M]. 北京:科学出版社,2010.
- 19 袁春兰,熊宗龙,周雪花,等. 基于 Sobel 算子数学图像的边缘检测[J]. 激光与红外, 2009, 39(1):85-87.  
Yuan Chunlan, Xiong Zonglong, Zhou Xuehua, et al. Study of infrared image edge detection based on Sobel operator[J]. Laser & Infrared,2009,39(1):85-87. (in Chinese)
- 20 Yu K, Zhao Y, Liu Z, et al. Application of visible and near-infrared hyperspectral imaging for detection of defective features in Loquat[J]. Food Bioprocess Technology,2014,7(11):3077-3087.