

# 基于高光谱成像的绿皮马铃薯检测方法

李小昱 库 静 颜伊芸 徐梦玲 徐森森 金 瑞

(华中农业大学工学院, 武汉 430070)

**摘要:** 针对任意放置姿态下的轻微绿皮马铃薯难以检测的问题,进行了半透射与反射高光谱成像方式的不同检测方法比较研究,最终确定较优高光谱成像方式的检测方法。分别以半透射与反射高光谱成像方式对图像维提取RGB、HSV和Lab空间颜色信息,并采用等距映射、最大方差展开、拉普拉斯特征映射进行图像信息降维;分别以半透射与反射高光谱成像方式对光谱维提取感兴趣区域的平均光谱数据,并采用局部保持投影、局部切空间排列、局部线性协调进行光谱信息降维;然后分别建立不同高光谱成像方式下的图像与光谱信息的深度信念网络模型;对识别率良好的模型采用多源信息融合技术进一步优化,并建立基于图像和光谱融合或不同成像方式融合的模式。结果表明,基于半透射和反射高光谱的光谱信息融合模型最优,校正集和测试集识别率均达到100%,可实现轻微绿皮马铃薯的无损检测。

**关键词:** 绿皮马铃薯; 高光谱成像; 检测; 深度信念网络; 流形学习; 信息融合

**中图分类号:** S532; TP391.41      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2016)03-0228-06

## Detection Method of Green Potato Based on Hyperspectral Imaging

Li Xiaoyu Ku Jing Yan Yiyun Xu Mengling Xu Senmiao Jin Rui

(College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

**Abstract:** To solve the problems of difficulties in detecting the slightly green potatoes placed randomly, two detection methods were compared based on the semi-transmission and reflection hyperspectral imaging technologies and then a more optimal detection method was determined. 225 potatoes samples were selected, including 122 normal samples and 103 green samples. Semi-transmission and reflection hyperspectral imaging technologies were used to extract the RGB, HSV and Lab color information from the image; the isometric mapping (Isomap), the maximum variance unfolding (MVU) and the Laplacian feature mapping (LE) were utilized to reduce the dimension of image information. Semi-transmission and reflection hyperspectral imaging technologies were used to extract the average spectrum from the spectral region of interest; the linearity preserving projection (LPP), the local tangent space alignment (LTSA) and the locally linear coordination (LLC) were utilized to reduce the dimension of spectral information. The deep belief networks (DBN) model which is a kind of deep learning approach was developed based on the image and spectrums of different hyperspectral imaging ways. The multi-source information fusion technology was used to optimize the model with a high detection accuracy and different detection models were built based on different ways of imaging or the fusion of image and spectrum. The results show that the fusion model, which is developed based on the semi-transmission hyperspectral imaging and the reflection hyperspectral imaging, is the best option. Its detection rate can reach 100% in both the calibration and the validation. Non-distractive detecting of the slightly green potatoes can be realized with this fusion model.

**Key words:** green potato; hyperspectral imaging; detection; deep belief networks; manifold learning; information fusion

**引言**

随着我国马铃薯主粮化战略的推进,马铃薯相关产业链得到了迅速发展,马铃薯品质问题也成为关注的热点问题。但绿皮、机械损伤等缺陷马铃薯严重影响了马铃薯的整体品质,尤其是绿皮马铃薯外形复杂、缺陷不易识别更增加了检测难度。同时绿皮马铃薯龙葵素含量若超出了食用标准,食用后会导致食物中毒而造成食品安全问题。因此,研究快速无损的绿皮马铃薯检测方法对马铃薯深加工和延长产业链具有重要意义。

高光谱成像技术具有波段范围广,且能同时获取被测样本对应波段范围内的图像和光谱信息的优势,因此在农产品快速无损检测中得到广泛应用<sup>[1-6]</sup>。岳学军等<sup>[3]</sup>采用高光谱成像技术结合流形学习降维方法对柑橘叶片磷含量进行检测;魏新华等<sup>[4]</sup>利用高光谱技术结合特征波长选择及图像分割方法进行冬枣微观损伤识别;章海亮等<sup>[5]</sup>利用高光谱技术建立光谱信息和图像信息的融合模型对鱼的冷冻时间以及冻融次数进行鉴别;孙俊等<sup>[6]</sup>建立了基于高光谱成像技术特征波段选择方法结合支持向量机模型对桑叶不同程度农药残留量进行了检测。

针对绿皮马铃薯的研究,杨冬风等<sup>[7]</sup>采用机器视觉技术采集合格马铃薯和不同程度绿皮马铃薯图像,并提取优质表面和绿皮缺陷部位的颜色特征建立 BP 神经网络对绿皮马铃薯进行检测,识别率达到 96.88%;金晶<sup>[8]</sup>根据正常马铃薯表皮与全绿薯、部分绿薯、轻微绿薯绿色表皮的颜色色调值的差异性对黄、绿两种表皮进行逐步判别,对绿皮马铃薯的识别率达到 99.16%。本课题组前期已分别采用反射和半透射高光谱技术对马铃薯不同品质指标进行了研究<sup>[9-10]</sup>,周竹等<sup>[9]</sup>采用反射高光谱成像技术结合图像识别方法对缺陷方位正对相机下的 6 类缺陷马铃薯进行同时检测,总体识别率达到 95.65%,对绿皮马铃薯的识别率为 98.33%。上述研究对马铃薯绿皮的程度、采集方向和感兴趣区域的选取有一定要求。黄涛等<sup>[10]</sup>利用半透射高光谱成像技术采集 3 种不同缺陷且缺陷部位随机放置的马铃薯图像,并任意选取感兴趣区域图像进行分析建模,模型平均识别率达到 93.02%,但对随机放置的绿皮马铃薯识别率仅为 86.96%。

针对任意放置姿态下且轻微绿皮马铃薯不易识别的问题,本文分别采用半透射与反射高光谱成像技术进行比较分析,并确定不同高光谱成像方式下的模型识别精度。采集马铃薯样本任意放置姿态下

的半透射高光谱和反射高光谱图像,分别建立基于图像信息与光谱信息的检测模型,比较不同模型的识别率。进一步建立图像和光谱融合或不同成像方式融合模型提高模型性能,最终确定最优模型。

1 试验材料与方法

1.1 试验材料

试验所用马铃薯购于武汉市洪山区关山农产品批发市场,其产地为山东省,品种为薯引一号。从中选取 225 个马铃薯(绿皮 103 个,合格 122 个)作为研究样本,并采用随机样本划分方法选取 150 个马铃薯作为校正集,75 个马铃薯作为测试集。图 1 给出了试验所用典型的合格和轻微绿皮马铃薯样本图像。



图 1 合格和轻微绿皮马铃薯样本  
Fig.1 Normal and slightly green potato samples

1.2 不同高光谱成像系统及数据采集

半透射和反射高光谱成像系统如图 2 所示,二者均由高光谱仪(SPECIM,V10E 型,芬兰)、数据采集暗箱、光源、载物台、电控移动平台及风扇等组成。

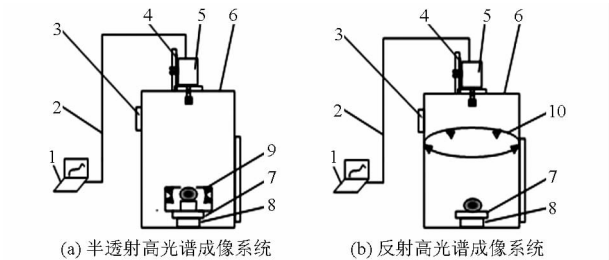


图 2 半透射和反射高光谱成像系统  
Fig.2 Semi-transmission and reflection hyperspectral systems

1. 计算机 2. 数据线 3. 风扇 4. 高度调节滑块 5. 高光谱仪  
6. 数据采集箱 7. 载物台 8. 电控移动平台 9. 半透射装置  
10. 反射光源

半透射高光谱成像系统如图 2a 所示,该系统中高光谱仪采集的光谱范围为 390 ~ 1 040 nm,分辨率为 2.8 nm。搭建的半透射光源系统装置<sup>[11]</sup>置于载物台中心位置,其内部的 4 个卤钨灯(Philips,50 W)水平安装在箱体的 4 个侧壁,光源照射方向垂直于载物台中轴线。对比分析前期多次预试验结果,确定系统最佳参数如下:高光谱相机与半透射装置距离为 400 mm、光谱采样间隔为 0.65 nm,高精度电控移动平台运行速度为 2 mm/s、移动距离为 100 mm。采集高光谱数据时将马铃薯样本置于半透射装置内

部载物台上。

反射高光谱成像系统如图 2b 所示,该系统的反射光源由 4 个卤钨灯 (Philips, 50 W) 组成,并均匀分布在暗箱内的环形支架上,光源照射方向与竖直方向呈 45°。调整高度调节滑块使采集探头与载物台距离为 500 mm,采样间隔、平台运行速度及移动距离同上。

为更符合生产实际,马铃薯随机放置,用图 2 所示系统分别采集合格样本与任意放置姿态下(缺陷正对、侧对及背对相机 3 种姿态)绿皮样本的半透射和反射高光谱图像。

1.3 数据处理方法

流形学习降维方法旨在挖掘高维数据内在的低维流形结构关系,然后求解出对应的嵌入映射,最终达到降维的目的<sup>[12]</sup>。分别采用等距映射(Isometric mapping, Isomap)<sup>[13]</sup>、最大方差展开(Maximum variance unfolding, MVU)<sup>[14]</sup>、拉普拉斯特征映射(Laplacian eigenmaps, LE)<sup>[15]</sup> 3 种流形学习算法对图像信息降维。

分别采用局部保持投影(Linearity preserving projection, LPP)<sup>[16]</sup>、局部切空间排列(Local tangent space alignment, LTSA)<sup>[17]</sup>、局部线性协调(Locally linear coordination, LLC)<sup>[18]</sup> 3 种流形学习算法对光谱信息降维。

深度信念网络(Deep belief networks, DBN)是一种典型的深度学习方法,其通过模拟人脑机制从简单到复杂、从低级到高级、自下而上获取输入数据不同层次的特征,并对特征进行非线性描述,最后在网络的顶层应用 SoftMax 回归对特征进行分类,实现输入数据与类标值的非线性映射<sup>[19]</sup>。在进行深度信念网络(DBN)建模前,分别将图像特征、光谱特征、图像和光谱融合特征及不同成像方式融合特征作为 DBN 可视层输入,对深度学习网络分别进行分层训练和全局训练,获得网络最优参数值。最终确定 DBN 层数为 2,第 1 层隐含单元数为 100,学习次数为 30,学习率为 0.08;第 2 层隐含单元数为 100,学习次数为 30,学习率为 0.1。

2 结果分析

2.1 不同成像方式的图像信息检测结果分析

颜色是判断马铃薯是否合格的重要标准之一,试验所用样本中合格马铃薯表皮颜色呈褐色或者黄褐色,而绿皮马铃薯表皮呈绿色。因此,可以利用颜色特征建立绿皮马铃薯识别模型,实现采用颜色特征模型对绿皮马铃薯进行检测。

RGB 是最常见应用最广的颜色空间,但其仅仅

包含了 R、G、B 颜色通道的信息,不能全面反映图像特征。因此,可以将 RGB 颜色空间转换到 HSV(色相 H、饱和度 S、明度 V)及 Lab(亮度 L、由洋红色到绿色范围的颜色通道 a、由黄色到蓝色范围的颜色通道 b)颜色空间以获取更丰富的图像信息对马铃薯品质进行综合判断。

RGB 到 HSV 颜色空间的转换关系为

$$H = \begin{cases} 60 \frac{G - B}{M - m} & (M = R, G > B) \\ 60 \frac{G - B}{M - m} + 360 & (M = R, G < B) \\ 60 \frac{B - R}{M - m} + 120 & (M = G) \\ 60 \frac{B - R}{M - m} + 240 & (M = B) \\ H + 360 & (H < 0) \end{cases}$$
$$S = \begin{cases} 0 & (M = 0) \\ \frac{M - m}{M} & (M \neq 0) \end{cases}$$
$$V = M$$

(1)

其中

$$M = \begin{cases} R & (R > G, R > B) \\ G & (G > R, G > B) \\ B & (B > R, B > G) \end{cases}$$
$$m = \begin{cases} R & (R < G, R < B) \\ G & (G < R, G < B) \\ B & (B < R, B < G) \end{cases}$$

RGB 到 Lab 颜色空间的转换首先需要先将 R、G、B 转换到 XYZ 空间,然后转换到 Lab 空间,其转换公式为

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.3128 & 0.2267 & 0.1024 \\ 0.2764 & 0.8821 & 0.0122 \\ 0.0163 & 0.1109 & 0.7921 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}$$
$$\begin{cases} L = 116f\left(\frac{Y}{0.714}\right) - 16 \\ a = 500\left(f\left(\frac{X}{0.982}\right) - f\left(\frac{Y}{0.714}\right)\right) \\ b = 200\left(f\left(\frac{Y}{0.714}\right) - f\left(\frac{Z}{1.183}\right)\right) \end{cases}$$

(2)

(3)

其中

$$f(x) = \begin{cases} 7.78x + 0.138 & (x \leq 0.008856) \\ \sqrt[3]{x} & (x > 0.008856) \end{cases}$$

运用 ENVI 4.7 结合竞争性自适应重加权算法获取图像 3 个波长(639.92、549.48、460.29 nm)组合的 RGB 图像,然后采用式(1)~(3)将 RGB 颜色空间转换到 HSV 和 Lab 颜色空间。马铃薯样本半透射和反射图像的 RGB、HSV、Lab 空间图像及各分量图如图 3 所示。

分别提取图像 RGB、HSV、Lab 空间下的 9 个分量图像的均值、标准差、方差、偏度、相关系数、相对散度共 54 项图像特征值,并将其进行归一化后作为图像信息。

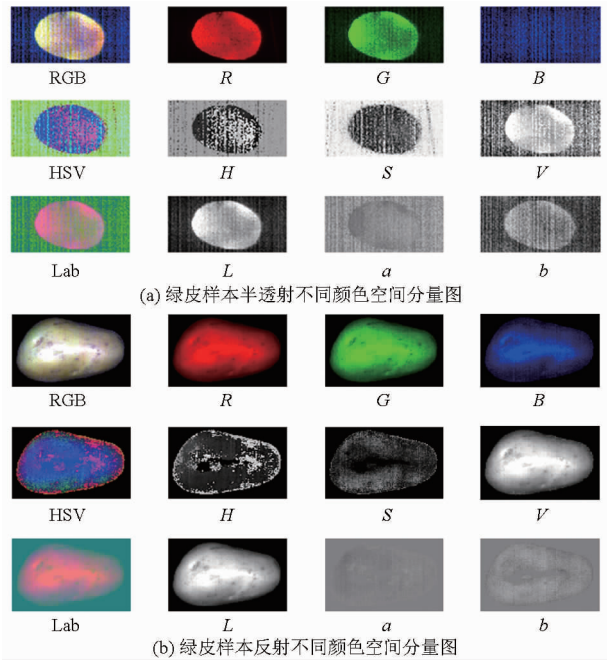


图 3 绿皮样本半透射和反射不同颜色空间分量图  
Fig. 3 Green component image of different color spaces based on semi-transmission and reflection

分别采用等距映射 (Isomap)、最大方差展开 (MVU)、拉普拉斯特征映射 (LE) 对半透射和反射图像信息降维。对图像数据采用相关维度函数 (Correlation dimension, CorrDim) 进行本质维度估计,预估图像特征目标维数为 4~5,经建模比较分析,确定 3 种数据降维方法最优参数值,包括邻近点数  $k$  和目标维数  $d$ 。Isomap 的参数设置为  $k=7, d=5$ ;MVU 的参数设置为  $k=7, d=4$ ;LE 的参数设置为  $k=7, d=4$ 。

分别以 Isomap、MVU、LE 对 150 个校正集样本的图像信息降维所得低维数据作为模型的输入,建立基于图像信息的 DBN 模型,然后用 75 个测试集样本对所建模型进行测试。表 1 给出了模型测试集识别结果。

由表 1 可知,6 种模型对绿皮样本的识别率均较低,其中采用半透射图像信息建立的 Isomap-DBN

表 1 图像信息 DBN 模型识别结果

Tab. 1 Results of DBN model based on image information

| 图像信息<br>降维方法 | 测试集<br>样本数 | 半透射图像 |       | 反射图像 |       |
|--------------|------------|-------|-------|------|-------|
|              |            | 误判数   | 准确率/% | 误判数  | 准确率/% |
| Isomap       | 75         | 16    | 78.67 | 21   | 72.00 |
| MVU          | 75         | 23    | 69.33 | 17   | 77.33 |
| LE           | 75         | 20    | 73.33 | 27   | 64.00 |

模型识别率最高仅达到 78.67%;采用反射图像信息建立的 MVU-DBN 模型识别率最高也仅达到 77.33%。

2.2 不同成像方式的光谱信息检测结果分析

从马铃薯样本图像中随机选取合格马铃薯和绿皮马铃薯非绿皮部位 50 像素  $\times$  60 像素的感兴趣区域 (Region of interest, ROI),计算光谱平均值作为原始光谱数据。合格马铃薯样本和绿皮马铃薯样本平均光谱曲线如图 4 所示。

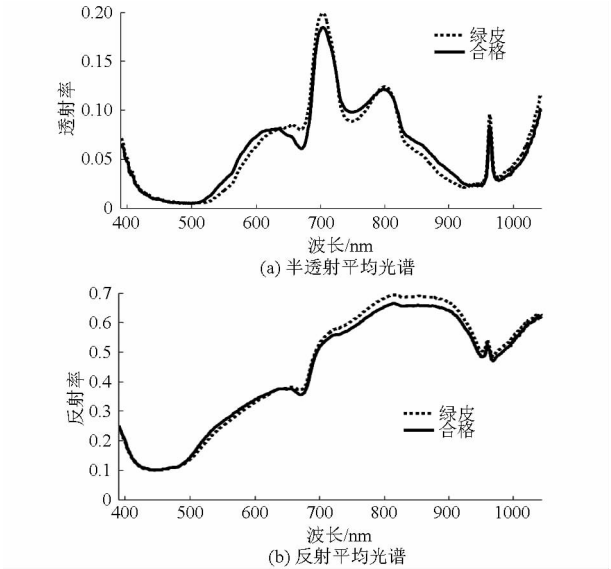


图 4 半透射和反射平均光谱曲线  
Fig. 4 Average spectral curves of semi-transmission and reflection

由图 4 可知,合格与绿皮马铃薯样本的半透射和反射光谱特性相似度均很高,且光谱曲线出现了一定程度的重合。

为了消除图像采集过程中系统噪声和图像背景等因素对样本光谱的影响,比较分析了采用标准化 (Autoscale)、标准正态变量校正 (Standard normal variate, SNV)、多元散射校正 (Multiplicative scatter correction, MSC)、归一化 (Normalize)、平滑 (Smoothing) 5 种方法对马铃薯样本原始光谱预处理结果,确定 MSC 为半透射光谱最优预处理方法, Autoscale 为反射光谱最优预处理方法。

为了进一步减小样本光谱数据冗余信息量、降低模型复杂度、提高模型识别率,分别采用局部保持投影 (LPP)、局部切空间排列 (LTSA)、局部线性协调 (LLC) 3 种方法对预处理后的光谱信息进行降维。对光谱数据采用最大似然估计 (Maximum likelihood estimator, MLE) 函数进行本质维度估计,预估光谱特征目标维数为 6~7,经建模比较分析,确定 3 种数据降维方法最优参数值,包括邻近点数  $k$  和目标维数  $d$ 。LPP 的参数设置为  $k=12, d=6$ ;

LTSA 的参数设置为  $k = 12, d = 6$ ; LLC 的参数设置为  $k = 12, d = 7$ 。

分别以 LPP、LTSA、LLC 对 150 个校正集样本的光谱信息降维所得低维数据作为模型的输入,建立基于光谱信息的 DBN 模型,然后用 75 个测试集样本对所建模型进行测试。表 2 给出了模型测试集识别结果。

表 2 光谱信息 DBN 模型识别结果

Tab.2 Results of DBN model based on spectral information

| 光谱信息<br>降维方法 | 测试集<br>样本数 | 半透射图像 |       | 反射图像 |       |
|--------------|------------|-------|-------|------|-------|
|              |            | 误判数   | 准确率/% | 误判数  | 准确率/% |
| LPP          | 75         | 9     | 88.00 | 8    | 89.33 |
| LTSA         | 75         | 5     | 93.33 | 7    | 90.67 |
| LLC          | 75         | 6     | 92.00 | 8    | 89.33 |

由表 2 可知,6 种模型对绿皮马铃薯的识别率均在 88% 以上,其中采用半透射光谱信息建立的 LTSA - DBN 模型识别率最高为 93.33%;采用反射光谱信息建立的 LTSA - DBN 模型识别率最高为 90.67%。

2.3 基于多源信息融合识别模型的建立

由 2.1 节、2.2 节分析可知,用图像信息建立的绿皮马铃薯的最佳模型识别率仅为 78.67%,这是由于图像信息只反映了马铃薯表皮信息且绿皮颜色特征不易识别。用光谱信息建立的绿皮马铃薯的模型识别率为 88.00% ~ 93.33%,可知光谱信息能够较好地检测马铃薯龙葵素所致的绿皮指标,尤其是半透射光谱检测效果更好,为 93.33%,但识别率仍有待提高。为了提高马铃薯检测模型识别率,可进一步采用多源信息融合技术结合深度信念网络建模方法对绿皮马铃薯进行检测。

采用特征层融合的方法对绿皮样本进行检测。将 2.1 节、2.2 节优选出的 5 个半透射图像特征、4 个反射图像特征、6 个半透射光谱特征、6 个反射光谱特征作为融合的特征。然后分别建立半透射图像和半透射光谱、反射图像和反射光谱、半透射光谱和反射光谱的融合模型,表 3 给出了模型识别结果。

由表 3 可知,3 种模型校正集的识别率均在 96% 以上,测试集的识别率也均在 92% 以上。且半

透射光谱和反射光谱的融合模型识别率明显优于另外 2 种融合模型,其对校正集测试集的识别率均达到 100%。

表 3 多源信息融合的 DBN 模型识别结果

Tab.3 Results of DBN model based on multi-source information fusion

| 融合特征             | 校正集<br>样本数 | 校正集     |           | 测试集<br>样本数 | 测试集     |           |
|------------------|------------|---------|-----------|------------|---------|-----------|
|                  |            | 误判<br>数 | 准确<br>率/% |            | 误判<br>数 | 准确<br>率/% |
| 半透射图像 +<br>半透射光谱 | 150        | 4       | 97.33     | 75         | 4       | 94.67     |
| 反射图像 +<br>反射光谱   | 150        | 6       | 96.00     | 75         | 6       | 92.00     |
| 半透射光谱 +<br>反射光谱  | 150        | 0       | 100       | 75         | 0       | 100       |

3 结论

(1) 比较了不同高光谱成像方式的图像信息识别模型的精度。采用半透射图像信息建立的等距映射结合深度信念网络(Isomap - DBN)模型识别率最高仅达到 78.67%;采用反射图像信息建立的最大方差展开结合深度信念网络(MVU - DBN)模型识别率最高仅达到 77.33%。结果表明,采用单一图像信息对轻微绿皮马铃薯检测的精度不高。

(2) 比较了不同高光谱成像方式的光谱信息识别模型的精度。采用半透射光谱信息建立的局部切空间排列结合深度信念网络(LTSA - DBN)模型识别率最高为 93.33%;采用反射光谱信息建立的局部切空间排列结合深度信念网络(LTSA - DBN)模型识别率最高为 90.67%。结果表明,采用单一光谱信息对轻微绿皮马铃薯检测是可行的,但识别率有待进一步提高。

(3) 比较了 3 种多源信息融合方式对识别精度的影响。半透射图像和半透射光谱、反射图像和反射光谱、半透射光谱和反射光谱 3 种融合模型精度较单一图像或者光谱模型均有提高,且半透射光谱和反射光谱的深度信念网络融合模型最优,对校正集和测试集识别率均达到 100%。结果表明,半透射光谱和反射光谱的 DBN 融合模型可实现轻微绿皮马铃薯的无损检测。

参 考 文 献

1 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)

2 张保华,李江波,樊书祥,等. 高光谱成像技术在果蔬品质与安全无损检测中的原理及应用[J]. 光谱学与光谱分析,2014, 34(10):2743 - 2751.

- ZHANG Baohua, LI Jiangbo, FAN Shuxiang, et al. Principles and applications of hyperspectral imaging technique in quality and safety inspection of fruits and vegetables[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(10):2743–2751. (in Chinese)
- 3 岳学军, 全东平, 洪添胜, 等. 不同生长期柑橘叶片磷含量的高光谱预测模型[J]. 农业工程学报, 2015, 31(8):207–213.  
YUE Xuejun, QUAN Dongping, HONG Tiansheng, et al. Prediction model of phosphorus content for citrus leaves during different growth periods based on hyperspectrum[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(8):207–213. (in Chinese)
- 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 hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3):242–246. (in Chinese)
- 5 章海亮, 朱逢乐, 刘雪梅, 等. 基于图像光谱信息融合的鱼不同冻藏时间及冻融次数鉴别[J]. 农业工程学报, 2014, 30(6):272–278.  
ZHANG Hailiang, ZHU Fengle, LIU Xuemei, et al. Classification of fresh and frozen-thawed fish fillets based on information fusion of image and spectrum[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(6):272–278. (in Chinese)
- 6 孙俊, 张梅霞, 毛罕平, 等. 基于高光谱图像的桑叶农药残留鉴别研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(6):251–256.  
SUN Jun, ZHANG Meixia, MAO Hanping, et al. Identification of pesticide residues in mulberry leaves based on hyper-spectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(6):251–256. (in Chinese)
- 7 杨冬风, 陈争光. 基于颜色特征的马铃薯绿皮检测[J]. 黑龙江八一农垦大学学报, 2011, 23(1):83–87.  
YANG Dongfeng, CHEN Zhengguang. Greened surface detection of potatoes based on color character[J]. Journal of Heilongjiang Bayi Agricultural University, 2011, 23(1):83–87. (in Chinese)
- 8 金晶. 基于计算机视觉的马铃薯外部品质检测应用研究[D]. 长沙: 湖南农业大学, 2009.  
JIN Jing. Potato external quality detection based on computer vision[D]. Changsha: Hunan Agricultural University, 2009. (in Chinese)
- 9 周竹, 李小昱, 陶海龙, 等. 基于高光谱成像技术的马铃薯外部缺陷检测[J]. 农业工程学报, 2012, 28(21):221–228.  
ZHOU Zhu, LI Xiaoyu, TAO Hailong, et al. Detection of potato external defects based on hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(21):221–228. (in Chinese)
- 10 黄涛, 李小昱, 金瑞, 等. 半透射高光谱结合流形学习算法同时识别马铃薯内外部缺陷多项指标[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(4):992–996.  
HUANG Tao, LI Xiaoyu, JIN Rui, et al. Multi-target recognition of internal and external defects of potato by semitransmission hyperspectral imaging and manifold learning algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(4):992–996. (in Chinese)
- 11 黄涛, 李小昱, 徐梦玲, 等. 半透射高光谱成像技术与支持向量机的马铃薯空心病无损检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(1):198–202.  
HUANG Tao, LI Xiaoyu, XU Mengling, et al. Non-destructive detection research for hollow heart of potato based on semitransmission hyperspectral imaging and SVM[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(1):198–202. (in Chinese)
- 12 徐伟. 基于多信息融合的流形学习方法研究[D]. 扬州: 扬州大学, 2013.  
XU Wei. Research on manifold learning method based on multi-information fusion[D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2013. (in Chinese)
- 13 邵超, 万春红. 基于等距映射的监督多流形学习算法[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(2):111–119.  
SHAO Chao, WAN Chunhong. Supervised multi-manifold learning algorithm based on ISOMAP[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2014, 27(2):111–119. (in Chinese)
- 14 杨正永, 王昕, 王振雷, 等. 一种非线性过程监控方法[J]. 计算机与应用化学, 2013, 30(10):1131–1134.  
YANG Zhengyong, WANG Xin, WANG Zhenlei, et al. A monitoring method for nonlinear process[J]. Computers and Applied Chemistry, 2013, 30(10):1131–1134. (in Chinese)
- 15 罗磊, 李跃华, 栾英宏, 等. 基于 Laplacian 特征映射的被动毫米波目标识别[J]. 中国工程科学, 2010, 12(3):77–81.  
LUO Lei, LI Yuehua, LUAN Yinghong, et al. Passive millimeter-wave target recognition based on Laplacian eigenmaps[J]. Engineering Science, 2010, 12(3):77–81. (in Chinese)
- 16 简彩仁, 陈晓云. 基于局部保持投影和稀疏表示的无监督特征选择方法[J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28(3):247–252.  
JIAN Cairen, CHEN Xiaoyun. Unsupervised feature selection based on locality preserving projection and sparse representation[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2015, 28(3):247–252. (in Chinese)
- 17 万鹏, 王红军, 徐小力, 等. 局部切空间排列和支持向量机的故障诊断模型[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(12):2789–2795.  
WAN Peng, WANG Hongjun, XU Xiaoli, et al. Fault diagnosis model based on local tangent space alignment and support vector machine[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(12):2789–2795. (in Chinese)
- 18 HOU Y, ZHANG P, XU X, et al. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear inlaying[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(2):300–315.
- 19 梁淑芬, 刘银华, 李立琛, 等. 基于 LBP 和深度学习的非限制条件下人脸识别算法[J]. 通信学报, 2014, 35(6):154–160.  
LIANG Shufen, LIU Yinhua, LI Lichen, et al. Face recognition under unconstrained based on LBP and deep learning[J]. Journal on Communications, 2014, 35(6):154–160. (in Chinese)