

基于高光谱图像和光谱信息融合的马铃薯多指标检测方法

金 瑞, 李小昱^{*}, 颜伊芸, 徐梦玲, 库 静, 徐森森, 胡雪雪

(华中农业大学工学院, 武汉 430070)

摘 要: 针对随机放置的马铃薯缺陷多项指标难以同时检测的问题, 提出了一种基于高光谱信息融合的流形学习降维算法与极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 相结合的方法, 该方法可同时识别马铃薯的多项缺陷指标。分别采集发芽、绿皮、黑心和合格马铃薯的反射高光谱数据 (390~1 040 nm), 在光谱维, 提取马铃薯样本感兴趣区域 (region of interest, ROI) 的平均光谱, 分别采用扩散映射 (diffusion maps, DM)、局部线性嵌入 (locally linear embedding, LLE) 和海森局部线性嵌入 (hessian locally linear embedding, HLLE) 3 种流形学习降维算法对光谱数据进行降维; 在图像维, 对马铃薯伪彩色图像进行形态学处理, 获取基于灰度共生矩阵 (gray level co-occurrence matrix, GLCM) 的图像纹理信息, 采用连续投影算法 (successive projections algorithm, SPA) 优选图像纹理特征; 融合光谱维信息和图像维信息, 分别建立基于极限学习机 (ELM) 与支持向量机 (support vector machine, SVM) 的马铃薯多分类识别模型。结果表明, 扩散映射结合极限学习机 (DM-ELM) 模型的预测结果较优, 该模型对发芽、绿皮、黑心和合格马铃薯样本的单一识别率分别为 97.30%、93.55%、94.44% 和 100%, 混合识别率达到 96.58%, 时间为 0.11 s, 可知高光谱信息融合技术结合流形学习降维算法可同时识别随机放置马铃薯的多种缺陷指标。

关键词: 信息融合; 无损检测; 算法; 高光谱成像; 流形学习; 极限学习机; 图像纹理特征; 马铃薯

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.16.034

中图分类号: S532; TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2015)-16-0258-06

金 瑞, 李小昱, 颜伊芸, 徐梦玲, 库 静, 徐森森, 胡雪雪. 基于高光谱图像和光谱信息融合的马铃薯多指标检测方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(16): 258—263. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.16.034 <http://www.tcsae.org>
Jin Rui, Li Xiaoyu, Yan Yiyun, Xu Mengling, Ku Jing, Xu Senmiao, Hu Xuexue. Detection method of multi-target recognition of potato based on fusion of hyperspectral imaging and spectral information[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(16): 258—263. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.16.034 <http://www.tcsae.org>

0 引 言

2015 年初, 中国开启马铃薯主粮化战略, 至此马铃薯正式成为除稻米、小麦、玉米之外的四大主粮作物之一。随着马铃薯的大面积种植, 其经济效益也日益增加。依据马铃薯的行业标准 NY/T1066-2006^[1], 马铃薯的缺陷包括发芽、绿皮、黑心等, 这些缺陷会影响马铃薯的营养价值和食用安全。因此, 对马铃薯缺陷指标进行快速无损检测具有重要意义。

高光谱成像技术不仅可获得被测物的光谱信息, 同时可获得对应波长的图像信息。国内学者应用光谱信息融合技术检测农产品品质的研究已有较多报道。高洪燕等^[2]基于多源信息融合技术建立的番茄冠层水分预测模型的测试集相关系数达到 0.9364; 章海亮等^[3]采用高光谱信息融合技术对 6 种绿茶品牌 (狗牯脑茶、井冈翠绿、庐山云雾、茉莉花茶、婺源毛尖和婺源绿茶) 的识别率达到 100%; 黄星奕等^[4]利用近红外光谱技术融合嗅觉可

视化可检测鱼体挥发性盐基氮 (total volatile base nitrogen, TVB-N); 陈全胜等^[5]采用近红外光谱融合机器视觉建立了茶叶品质的检测模型; 孙俊等^[6]研究的结果表明基于高光谱光谱维特征和图像维特征融合技术检测生菜氮含量效果较好; 章海亮等^[7]利用高光谱信息融合技术鉴别鱼的冷冻时间和冻融次数; 田有文等^[8]采用特征波段结合图像纹理特征对苹果虫害的识别率达到 100%。

本课题组前期研究表明基于高光谱成像技术采用不同预处理方法、不同变量选择方法和模型优化方法可识别马铃薯外部缺陷和内部缺陷^[9-10], 但黄涛等^[10]用高光谱的光谱维信息检测马铃薯缺陷多项指标中对发芽和绿皮马铃薯识别率均仅为 86.96%。针对马铃薯这 2 个指标识别率不够高的问题, 论文采用高光谱信息融合技术同时检测随机放置马铃薯的内外部缺陷多项指标, 提出一种基于高光谱光谱维信息和图像维信息融合的流形学习降维算法与极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 相结合的方法。

1 材料与方法

1.1 试验材料

试验所用马铃薯品种为克新 1 号, 购于湖北省武汉市关山农副产品批发市场。共选取马铃薯样本 367 个, 其中包括发芽样本 111 个、绿皮样本 90 个、黑心样本 46

收稿日期: 2015-06-16 修订日期: 2015-07-17

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61275156) 和湖北省自然科学基金重点项目 (2011CDA033)

作者简介: 金 瑞, 女, 研究方向为智能化检测技术。武汉 华中农业大学工学院, 430070。Email: JinR201309@163.com

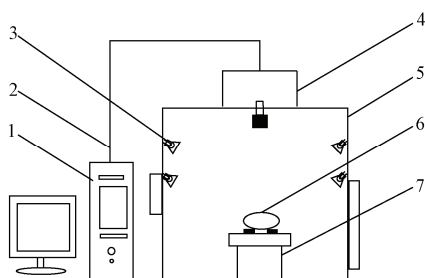
^{*}通信作者: 李小昱, 女, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能化检测技术。武汉 华中农业大学工学院, 430070。Email: lixiaoyu@mail.hzau.edu.cn

个以及合格样本 120 个。

1.2 高光谱数据采集

试验所用的高光谱成像系统如图 1 所示, 该系统主要由成像光谱仪 (SPECIM, V10E, Finland)、数据采集暗箱、配套光源系统、电控位移平台和载物台等构成。成像光谱仪的波段范围为 390~1 040 nm, 光谱仪分辨率为 2.8 nm。成像光谱仪放置于数据采集暗箱正上方, 配套光源系统规格为白光光源。电控位移平台由高速步进电机驱动, 其最大行程为 300 mm。试验设置电控位移平台移动速度为 2 mm/s, 其行程为 200 mm, 设置成像光谱仪的摄像头曝光时间为 0.1 s^[11]。采集高光谱数据时将马铃薯置于载物台上。

利用图 1 所示系统采集马铃薯 (发芽、绿皮、黑心、合格) 样本的反射高光谱数据, 由于生产实际中马铃薯是随机放置的, 因此本试验采集马铃薯外部缺陷样本数据时, 不刻意将马铃薯缺陷部位正对相机, 而是分别采集 3 种不同放置方向 (正对相机、侧对相机、背对相机) 的马铃薯数据, 3 种采集方式各占 1/3, 以使所建检测模型对随机放置的马铃薯具有更好的适应性。用标准黑白板对高光谱数据进行校正后, 由于原始光谱的首末两端有较大的噪音, 因此选取信噪比较高的 450~990 nm 波段数据进行后续处理。



1. 计算机; 2. 数据连接线; 3. 光源系统; 4. 成像光谱仪; 5. 数据采集暗箱; 6. 马铃薯样本; 7. 电控位移平台
1. Computer; 2. Data line; 3. Lighting system; 4. Imaging spectroradiometer; 5. Data acquisition box; 6. Potato samples; 7. The electric moving stage

图 1 高光谱成像系统

Fig.1 Hyperspectral image acquisition system

1.3 数据处理方法

采用灰度共生矩阵 (gray-level co-occurrence matrix, GLCM) 提取图像纹理信息。灰度共生矩阵^[12] (GLCM) 是描述图像纹理信息的一种常用方法。一幅灰度图像可产生 4 个不同方向的灰度共生矩阵, 其 4 个方向分别是 0°、45°、90°、135°。本文选择每个方向下的能量、熵、同质性、对比度、相关性、二阶矩和反差来描述图像纹理信息。

采用连续投影算法 (successive projections algorithm, SPA) 对图像纹理信息进行特征变量选择。连续投影算法^[13] (SPA) 是一种前向特征变量优选方法, 可降低变量的冗余信息, 在优选光谱维特征波长时连续投影算法得到广泛应用^[14-16]。论文将 SPA 算法引入到图像纹理信息的优选中来, 采用该算法对获取的 84 个图像纹理特征

进行变量选择。

采用流形学习算法对光谱维信息进行降维, 流形学习的基本思想是从高维采样数据中恢复低维流形结构^[17]。分别采用扩散映射 (diffusion maps, DM)、局部线性嵌入 (locally linear embedding, LLE) 和海森局部线性嵌入 (hessian locally linear embedding, HLLE) 3 种流形学习降维算法对高光谱光谱维数据进行降维处理。

1.4 建模方法

比较了支持向量机 (support vector machine, SVM) 与极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 模型识别马铃薯多项指标的结果。支持向量机^[18-20]的基本思想是建立一个分类超平面, 其具有通用性、鲁棒性以及计算简单等优点。采用一对一 (one-versus-one) 法构造可识别马铃薯多指标的多分类支持向量机, 即在任何两类样本间均设计一个 SVM, 模型需对发芽、绿皮、黑心和合格样本马铃薯进行识别, 根据一对一法则, 需构造 6 个支持向量机。

极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 是在单隐层前馈神经网络 (single-hidden layer feedforward neural network, SLFN) 的基础上提出的一种新算法^[21-22]。与传统的神经网络 (neural network, NN) 相比, 极限学习机训练过程具有训练速度快、泛化能力好等优点。使用极限学习机对数据集进行训练时, 仅需确定隐含层神经元的数量。试验表明, 当隐含层神经元数量为 80 个, 激活函数为 sig, ELM 建模效果较优。

对高光谱降维后的光谱维信息和优选后的图像维信息进行特征层融合, 分别建立 SVM 和 ELM 模型识别马铃薯多种缺陷。

2 结果与分析

2.1 光谱维特征提取

随机提取马铃薯非缺陷部位作为感兴趣区域 (region of interest, ROI), 平均光谱曲线如图 2 所示。

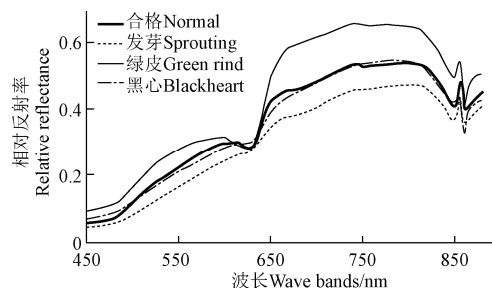


图 2 马铃薯平均光谱曲线

Fig.2 Average spectra curves of potatoes

样本集划分方法为随机法, 校正集和测试集的样本数量比例大约为 2:1。由表 1 可知, 校正集中发芽、绿皮、黑心和合格马铃薯样本数共 250 个, 测试集中发芽、绿皮、黑心和合格马铃薯样本数共 117 个。

对马铃薯样本的光谱维数据进行预处理, 论文分析比较了标准化 (autoscale)、标准正态变量变换 (standard normalized variate, SNV)、去趋势变换 (detrend) 和中

心化 (mean center, MC) 等方法对原始光谱预处理的效果, 结果如表 2 所示, 在这 5 种预处理方法中, 基于 Detrend 建立的 SVM 模型对马铃薯样本的测试集识别率最高, 为 95.73%。因此确定去趋势变换 (detrend) 为较优光谱预处理方法。

表 1 数据集样本数量
Table 1 Sample number of data set

类型 Types	训练集 Train set	测试集 Test set	总计 Total
发芽 Sprouting	74	37	111
绿皮 Green rind	59	31	90
黑心 Blackheart	28	18	46
合格 Normal	89	31	120
总计 Total	250	117	367

表 2 基于不同预处理方法的 SVM 建模结果
Table 2 Recognizing results of SVM based on different pretreatment

预处理 Pretreatment	混合识别率 Accuracy/%		建模时间 Modeling time/s
	训练集 Train set	测试集 Test set	
无预处理 None	98.80	93.16	91.66
标准正态变量变换 SNV	98.80	93.16	92.18
标准化 Autoscale	98.80	93.16	89.92
去趋势变换 Detrend	99.20	95.73	90.80
中心化 Mean center	98.80	93.16	88.12

采用扩散映射 (DM)、局部线性嵌入 (LLE) 和海森局部线性嵌入 (HLLE) 3 种典型的流形学习方法对预处理后的马铃薯光谱数据进行降维。经过多次数据处理分析, 确定 LLE 和 HLLE 的参数均为: 目标维数 $d=20$, 邻近点数 $k=20$; DM 的参数为: 目标维数 $d=20$, 高斯核方差 $\sigma=10$, 3 种方法均将 431 维原始光谱变量降到 20 维。DM、LLE、HLLE 3 种流形学习降维方法分别结合支持向量机对马铃薯样本的混合识别率依次为 97.44%、94.87%、91.45%, 其中马铃薯样本混合识别率最高的是基于扩散映射 (DM) 的 SVM 模型, 因此最终确定扩散映射 (DM) 为较优的光谱降维算法。

2.2 图像维特征提取

马铃薯图像的形态学处理如图 3 所示。图 3a 是由 3 个波段组成的马铃薯伪彩色图像, 从左至右依次为合格、发芽、绿皮和黑心马铃薯样本。图 3b 是在对图像进行膨胀、腐蚀、去除小区域等处理后得到的马铃薯掩膜图像。图 3c、d、e 依次是由伪彩色图像转换的 R 灰度图、G 灰度图和 B 灰度图。为获取马铃薯灰度图像的纹理特征, 首先提取 3 幅灰度图 (R 灰度图、G 灰度图、B 灰度图), 对这 3 幅灰度图分别提取 4 个方向的灰度共生矩阵, 则有 12 个灰度共生矩阵, 再对这 12 个灰度共生矩阵分别提取 7 种特征参数 (能量、熵、同质性、对比度、相关性、二阶矩和反差), 则共提取出了 84 个纹理信息。

采用 SPA 算法对这 84 个图像纹理信息进行特征变量优选。设置 SPA 变量选择的范围为 1~20, 优选过程如图 4 所示, 当变量数量为 10 时, 可获得较小的均方根误差 (root mean square error, RMSE), 此时 $RMSE=0.78732$, 最终从 84 个变量中优选出 10 个变量作为图像纹理特征, 这 10 个纹理特征分别为: R 灰度图下 $45^\circ GLCM$ 的同质

性, R 灰度图下 $90^\circ GLCM$ 的能量, R 灰度图下 $90^\circ GLCM$ 的相关性, R 灰度图下 $135^\circ GLCM$ 的对比度; G 灰度图下 $0^\circ GLCM$ 的相关性, G 灰度图下 $0^\circ GLCM$ 的对比度, G 灰度图下 $90^\circ GLCM$ 的相关性; B 灰度图下 $45^\circ GLCM$ 的同质性, B 灰度图下 $90^\circ GLCM$ 的相关性和 B 灰度图下 $135^\circ GLCM$ 的对比度。从优选后的图像特征可知, 图像特征变量主要集中在灰度共生矩阵 (GLCM) 的对比度、相关性、同质性和能量上; 从图像纹理特征在 R、G、B 灰度图的分布来看, 从各灰度图提取出的特征变量数依次为 4、3、3, 这表明特征变量均布于 R、G、B 3 种灰度图。

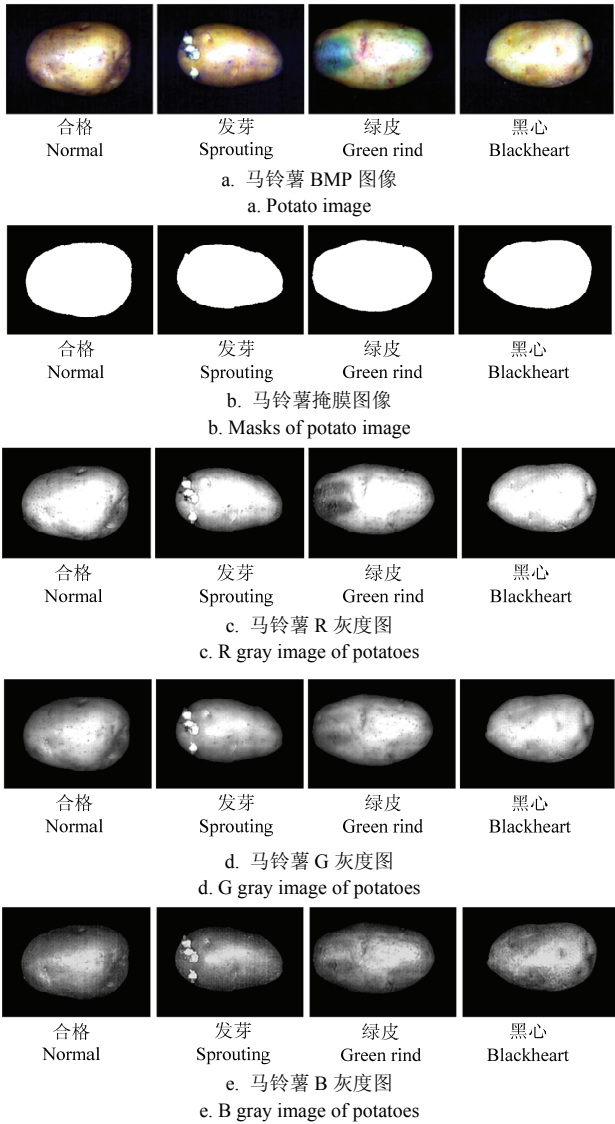


图 3 马铃薯图像的形态学处理
Fig.3 Morphological processing of potato images

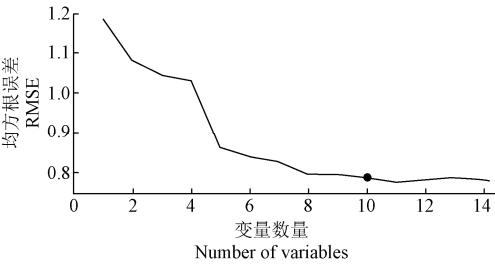


图 4 连续投影算法优选变量过程
Fig.4 Processing of selecting texture features by SPA

2.3 光谱维特征和图像维特征融合建模

高光谱有着图谱合一的特点，检测马铃薯的多项指标时，光谱维信息可较好地表征马铃薯内部缺陷的特征，图像维信息可较好地表征马铃薯外部缺陷的特征，将光谱维特征和图像维特征融合可更好地检测马铃薯的内外部缺陷的多项指标。

数据融合方式包括数据层融合、特征层融合和决策层融合，本文采用特征层融合。将 20 个光谱维特征和 10 个图像维特征融合，并输入 SVM 和 ELM 模型中，分别建立马铃薯缺陷多分类识别模型，模型识别率如表 3 所示。从表 3 可看出，由 SVM 建立的 3 个模型中，基于扩散映射（diffusion maps, DM）的 SVM 模型识别结果最优，模型对绿皮和合格马铃薯没有误判，其单一识别率均达到 100%；发芽马铃薯的误判数为 2 个，单一识别率达到 94.59%；黑心马铃薯有 1 个误判，其单一识别率为 94.44%。该模型对合格、绿皮、发芽、黑心 4 类马铃薯混合识别率达到 97.44%。由 ELM 建立的 3 个模型中，基于扩散映射（DM）的 ELM 模型识别结果最优，共 4 个样本被误判，其混合识别率达到 96.58%，其中对发芽和黑心马铃薯各误判 1 个，单一识别率分别达到 97.30%、

94.44%；对绿皮马铃薯误判 2 个，单一识别率为 93.55%；对合格马铃薯没有误判，单一识别率达到 100%。扩散映射（DM）是一种全局非线性降维方法，比局部线性嵌入（LLE）和海森局部线性嵌入（HLLE）对马铃薯样本的高光谱信息具有更强的鲁棒性。由建模结果可知，无论是 SVM 模型还是 ELM 模型，扩散映射（DM）建立的模型对马铃薯的识别率均最高，由此可得最优光谱降维方法是扩散映射（DM）。表 4 为分别建立 6 种融合模型所需时间，结合表 3 和表 4 可知，由 SVM 建立的 3 种模型中，对样本混合识别率最高的是扩散映射结合支持向量机（DM-SVM）模型，该模型误判数为 3 个，混合识别率达到 97.44%，耗时 21.53 s；由 ELM 建立的 3 种模型中，对样本混合识别率最高的是扩散映射结合极限学习机（DM-ELM）模型，该模型误判数为 4 个，混合识别率达到 96.58%，耗时 0.11 s。SVM 建模时间较长是因为在建模过程中进行了参数寻优。由此可知，DM-ELM 模型混合识别率虽然稍低于 DM-SVM 模型，但用时远远小于 DM-SVM 模型，因此确定扩散映射结合极限学习机（DM-ELM）为检测马铃薯多项指标的较优融合模型。

表 3 不同融合模型识别结果
Table 3 Recognizing results based on different fusion models

建模方法 Modeling methods	类型 Types	扩散映射 DM		局部线性嵌入 LLE		海森局部线性嵌入 HLLE	
		误判数	识别率	误判数	识别率	误判数	识别率
		Misjudgement	Accuracy/%	Misjudgement	Accuracy/%	Misjudgement	Accuracy/%
SVM	发芽 Sprouting	2	94.59	0	100	2	94.59
	绿皮 Green rind	0	100	0	100	2	93.55
	黑心 Blackheart	1	94.44	3	83.33	3	83.33
	合格 Normal	0	100	3	90.32	3	90.32
	混合 Total	3	97.44	6	94.87	10	91.45
ELM	发芽 Sprouting	1	97.30	1	97.30	5	86.49
	绿皮 Green rind	2	93.55	3	90.32	3	90.32
	黑心 Blackheart	1	94.44	3	83.33	4	77.78
	合格 Normal	0	100	3	90.32	6	80.65
	混合 Total	4	96.58	10	91.45	18	84.62

表 4 不同融合模型建模时间比较
Table 4 Spending time of different fusion models

模型 Models	DM-SVM	LLE-SVM	HLLE-SVM	DM-ELM	LLE-ELM	HLLE-ELM
时间 Time/s	21.53	21.39	10.98	0.110	0.104	0.104

3 结 论

针对随机放置马铃薯的多指标难以同时检测的问题，对高光谱光谱维信息和图像维信息进行特征层融合，提出一种基于高光谱信息融合技术的流形学习结合极限学习机（extreme learning machine, ELM）的算法，该方法可同时识别马铃薯内外部缺陷的多项指标。

1）试验分别比较了扩散映射结合支持向量机（diffusion maps with support vector machine, DM-SVM）、局部线性嵌入结合支持向量机（locally linear embedding with support vector machine, LLE-SVM）、海森局部线性

嵌入结合支持向量机（hessian locally linear embedding with support vector machine, HLLE-SVM）、扩散映射结合极限学习机（diffusion maps with extreme learning machine, DM-ELM）、局部线性嵌入结合极限学习机（locally linear embedding with extreme learning machine, LLE-ELM）和海森局部线性嵌入结合极限学习机（hessian locally linear embedding with extreme learning machine, HLLE-ELM）6 种模型识别结果，确定扩散映射（DM）为较优光谱降维算法。

2）采用灰度共生矩阵（gray level co-occurrence matrix, GLCM）提取了马铃薯样本的 84 个图像纹理信

息。利用连续投影算法 (successive projections algorithm, SPA) 从 84 个图像纹理信息中优选了 10 个图像纹理特征。

3) 对降维后的光谱信息和优选后的图像纹理特征进行特征层融合, 建立了马铃薯多缺陷混合识别模型, 并比较建模所需时间, 确定扩散映射结合极限学习机 (DM-ELM) 模型为马铃薯缺陷的较优检测模型, 该模型对发芽、绿皮、黑心和合格马铃薯的单一识别率分别达到 97.30%、93.55%、94.44%、100%, 其混合识别率达到 96.58%, 时间为 0.11 s。

参 考 文 献

- [1] NY/T 1066—2006《中华人民共和国农业行业标准——马铃薯等级规格》[S]. 2006.
- [2] 高洪燕, 毛罕平, 张晓东, 等. 基于多信息融合的番茄冠层水分诊断[J]. 农业工程学报, 2012, 28(16): 140—144. Gao Hongyan, Mao Hanping, Zhang Xiaodong, et al. Water moisture diagnosis of tomato canopy based on multi-information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(16): 140—144. (in Chinese with English abstract)
- [3] 章海亮, 李晓丽, 朱逢乐, 等. 应用高光谱成像技术鉴别绿茶品牌研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(5): 1373—1377. Zhang Hailiang, Li Xiaoli, Zhu Fengle, et al. Identification of green tea brand based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(5): 1373—1377. (in Chinese with English abstract)
- [4] 黄星奕, 管超, 丁然, 等. 基于嗅觉可视化和近红外光谱融合技术的海鲈鱼新鲜度评价[J]. 农业工程学报, 2015, 31(8): 277—282. Huang Xingyi, Guan Chao, Ding Ran, et al. Freshness evaluation of sea bass using multi-sensor information fusion based on olfactory visualization and NIR spectroscopy technique[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(8): 277—282. (in Chinese with English abstract)
- [5] 陈全胜, 赵杰文, 蔡健荣, 等. 基于近红外光谱和机器视觉的多信息融合技术评判茶叶品质[J]. 农业工程学报, 2008, 24(3): 5—10. Chen Quansheng, Zhao Jiewen, Cai Jianrong, et al. Inspection of tea quality by using multi-sensor information fusion based on NIR spectroscopy and machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2008, 24(3): 5—10. (in Chinese with English abstract)
- [6] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(10): 167—173. (in Chinese with English abstract)
- [7] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(6): 272—278. (in Chinese with English abstract)
- [8] 田有文, 程怡, 王小奇, 等. 基于高光谱成像的苹果虫害检测特征向量的选取[J]. 农业工程学报, 2014, 30(12): 132—139. Tian Youwen, Cheng Yi, Wang Xiaoqi, et al. Feature vectors determination for pest detection on apples based on hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(12): 132—139. (in Chinese with English abstract)
- [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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(21): 221—228. (in Chinese with English abstract)
- [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 semi-transmission hyperspectral imaging and manifold learning algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(4): 992—996. (in Chinese with English abstract)
- [11] 高海龙, 李小昱, 徐森森, 等. 透射和反射高光谱成像的马铃薯损伤检测比较研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(10): 3366—3371. Gao Hailong, Li Xiaoyu, Xu Senmiao, et al. Comparative study of transmission and reflection hyperspectral imaging technology for potato damage detection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(10): 3366—3371. (in Chinese with English abstract)
- [12] 刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图像图形学报, 2009, 14(4): 622—634. Liu Li, Kuang Gangyao. Overview of image textural feature extraction methods[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(4): 622—634. (in Chinese with English abstract)
- [13] Araújo M C U, Saldanha T C B, Galvão R K H, et al. The successive projections algorithm for variable selection in spectroscopic multicomponent analysis[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2001, 57(2): 65—73.
- [14] 洪涯, 洪添胜, 代芬, 等. 连续投影算法在砂糖橘总酸无损检测中的应用[J]. 农业工程学报, 2010, 26(增刊 2): 380—384. Hong Ya, Hong Tiansheng, Dai Fen, et al. Successive projections algorithm for variable selection in nondestructive measurement of citrus total acidity[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(Supp.2): 380—384. (in Chinese with English abstract)
- [15] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(20): 270—277. (in Chinese with English abstract)
- [16] 程术希, 谢传奇, 王巧男, 等. 不同波长提取方法的高光谱成像技术检测番茄叶片早疫病的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(5): 1362—1366. Cheng Shuxi, Xie Chuanqi, Wang Qiaonan, et al. Different wavelengths selection methods for identification of early

- blight on tomato leaves by using hyperspectral imaging technique[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(5): 1362–1366. (in Chinese with English abstract)
- [17] 徐蓉, 江峰, 姚鸿勋, 等. 流形学习概述[J]. *智能系统学报*, 2006, 1(1): 45–51.
Xu Rong, Jiang Feng, Yao Hongxun, et al. Overview of manifold learning[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2006, 1(1): 45–51. (in Chinese with English abstract)
- [18] Vapnik V N. *The Nature of Statistical Learning Theory*[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [19] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. *自动化学报*, 2000, 26(1): 32–42.
Zhang Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(1): 32–42. (in Chinese with English abstract)
- [20] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. *电子科技大学学报*, 2011, 40(1): 2–10.
Ding Shifei, Qi Bingjuan, Tan Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2011, 40(1): 2–10. (in Chinese with English abstract)
- [21] Huang Guangbin, Wang Dianhui, Lan Yuan. Extreme learning machines: a survey[J]. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2011, 2(2): 107–122.
- [22] Deng Chenwei, Huang Guangbin, Xu jia, et al. Extreme learning machines: new trends and applications[J]. *Science China Information Sciences*, 2015, 58(2): 1–16.

Detection method of multi-target recognition of potato based on fusion of hyperspectral imaging and spectral information

Jin Rui, Li Xiaoyu^{*}, Yan Yiyun, Xu Mengling, Ku Jing, Xu Senmiao, Hu Xuexue

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

Abstract: In order to conquer the difficulty of simultaneously recognizing the multiple defects of potatoes samples placed randomly, this paper proposed a non-destructive detection method which combined manifold learning dimension reduction algorithm based on hyperspectral information fusion and extreme learning machine (ELM) to simultaneously distinguish the multiple defects of potatoes. In this paper, 367 potatoes were picked which were made up of 111 sprouting potatoes, 90 green rind potatoes, 46 blackheart potatoes and 120 normal potatoes. The hyperspectral image acquisition system contained imaging spectroradiometer (SPECIM, V10E, Finland), data acquisition box, lighting system, electric moving stage and objective table. The reflection hyperspectral information of all those potatoes was acquired by using the hyperspectral image acquisition system, whose spectral wavelength ranged from 390 to 1040 nm. The hyperspectral information included the spectral information from 520 wave bands and the imaging information from 520 gray images. After the correction to hyperspectral data with the standard black and white board, hyperspectral data in the range of 450–990 nm, which had high signal-to-noise ratio (SNR), were selected as original spectrum for subsequent processing. To deal with the spectral information, the average spectrum was abstracted from the region of interests (ROI) on every potato sample by using the environment for visualizing images (ENVI). Comparing several data preprocessing methods, detrend was determined as the optimal spectral preprocessing method. Diffusion maps (DM), locally linear embedding (LLE) and hessian locally linear embedding (HLLE) were respectively utilized for the purpose of cutting down the dimension of spectrum data after the spectral preprocessing named detrend. To deal with the hyperspectral imaging information, every pseudo-color image of potatoes was morphologically processed before extracting 84 image texture characteristics based on gray level co-occurrence matrix (GLCM). By using successive projections algorithm (SPA), 10 texture features were properly selected, which consisted of homogeneity of 45° GLCM in R gray image, energy of 90° GLCM in R gray image, correlation of 90° GLCM in R gray image, contrast of 135° GLCM in R gray image, correlation of 0° GLCM in G gray image, contrast of 0° GLCM in G gray image, correlation of 90° GLCM in G gray image, homogeneity of 45° GLCM in B gray image, correlation of 90° GLCM in B gray image and contrast of 135° GLCM in B gray image. After the fusion of the spectral characteristics and image features, the 367 potato samples were divided into calibration set and test set. The calibration set had 250 potato samples including 74 sprouting potatoes, 59 green rind potatoes, 28 blackheart potatoes and 89 normal potatoes. The whole number of samples in test set was 117 which contained 37 sprouting potatoes, 31 green rind potatoes, 18 blackheart potatoes and 31 normal potatoes. Six models were respectively established based on support vector machine (SVM) and ELM, which were DM-SVM, LLE-SVM, HLLE-SVM, DM-ELM, LLE-ELM and HLLE-ELM. Comparing and analyzing the results of the 6 models and the spending time, we discovered that the DM was the best manifold learning dimension reduction algorithm to deduce the spectral information. We also found that the DM-ELM model was the best model because of the better recognition rate for recognizing the multiple defects of potatoes and spending less time. For the DM-ELM model, the single recognition rate of sprouting potatoes, green rind potatoes, blackheart potatoes and normal potatoes respectively reached 97.30%, 93.55%, 94.44% and 100%, and the mixed recognition rate reached 96.58%. It only cost 0.11 s to build the DM-ELM model. The results indicate that combining hyperspectral information fusion with manifold learning dimension reduction algorithm can simultaneously distinguish the multiple defects of potatoes.

Key words: information fusion; nondestructive examination; algorithms; hyperspectral imaging; manifold learning; extreme learning machine; texture features; potato