

基于近红外光谱和机器视觉融合技术的板栗缺陷检测

展 慧, 李小昱^{*}, 周 竹, 汪成龙, 高 云

(华中农业大学工学院, 武汉 430070)

摘 要: 为提高合格和缺陷板栗分级检测识别精度, 提出了近红外光谱和机器视觉的多源信息融合技术的板栗缺陷检测方法。试验以湖北京山板栗为试验对象, 利用 BP 神经网络方法建立了基于近红外光谱、机器视觉和多源信息融合技术的板栗分级检测模型。试验结果表明, 3 种识别模型对训练集板栗回判率分别为 96.25%、96.67% 和 97.92%; 对测试集板栗的识别率为 86.25%、83.75% 和 90.00%。基于近红外光谱和机器视觉的多源信息融合技术进行板栗分级检测的方法是可行的, 融合模型较单独采用机器视觉技术或近红外光谱分析技术建立模型的识别率均有显著提高。

关键词: 农产品, 神经网络, 机器视觉, 近红外光谱, 板栗

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2011.02.058

中图分类号: TP391.41, O657.33

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2011)-02-0345-05

展 慧, 李小昱, 周 竹, 等. 基于近红外光谱和机器视觉融合技术的板栗缺陷检测[J]. 农业工程学报, 2011, 27(2): 345-349.

Zhan Hui, Li Xiaoyu, Zhou Zhu, et al. Detection of chestnut defect based on data fusion of near-infrared spectroscopy and machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(2): 345-349. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

板栗是重要的经济作物, 且营养丰富, 具有较高的药用价值^[1,3]。但霉烂、虫害等缺陷板栗严重地影响了板栗的整体质量。目前缺陷板栗剔除采用肉眼观察, 人工拣出。判别结果受人的主观因素影响很大, 且板栗形状和组织复杂, 尤其是内部病虫害和霉变造成的缺陷板栗不易识别。因此寻求一种便捷、无损识别缺陷板栗的检测方法具有重要的科学意义和实用价值。

目前, 对板栗品质检测研究还较少。方建军、刘仕良等^[4]开发了一套基于机器视觉的板栗实时分级系统, 提取板栗图像的面积、最大直径等特征数据, 采用神经网络方法对板栗进行大小分级。本课题组已采用近红外光谱与机器视觉技术对板栗品质进行了初步研究, 周竹等^[5-6]采用近红外光谱技术对霉变板栗进行识别, 但没考虑虫眼等外部缺陷板栗。展慧^[7-8]等利用机器视觉技术提取板栗图像特征, 采用 BP 神经网络法建立了板栗分级识别模型, 采用图像处理的方法对虫眼板栗进行了识别研究, 但没有考虑内部虫眼、霉变等缺陷板栗。

近红外光谱^[9-11]和机器视觉技术^[12-15]是农产品内部和外部品质检测的有效方法, 在农产品品质检测中得到了非常广泛的应用, 而随着多源信息融合技术的发展和完善, 其应用研究也逐步推广到了农业工程领域, 在农

产品的品质检测中的应用也越来越多^[16-18], 因此采用多源信息融合技术对板栗进行分级检测, 可达到内、外品质多指标综合检测的目的。

该文利用 BP 神经网络方法建立了基于近红外光谱、机器视觉及多源信息融合技术的板栗缺陷检测模型, 比较分析了不同的建模方法对板栗缺陷识别结果的影响, 以期板栗综合品质检测提供参考。

1 材料与方 法

1.1 试验材料

试验样品为湖北京山板栗, 购于湖北省武汉市徐东万吨冷库, 单粒质量范围 9.04~14.92 g, 所有样本依照行业贮藏条件保存(温度 0~2℃, 相对湿度 80%~90%), 置于 SPX 智能型生化培养箱(宁波江南仪器厂)。

试验前依据国家行业标准(GH/T 1029-2002) 6.1.1 感官检验法, 从中随机选出色泽好且着色均匀一致的 160 粒为合格板栗, 虫眼、霉变的 160 粒为缺陷板栗, 随机选取合格和缺陷板栗各 120 粒共 240 粒样品作为训练集, 其余 80 粒样品作为测试集。板栗原始图像如图 1 所示。

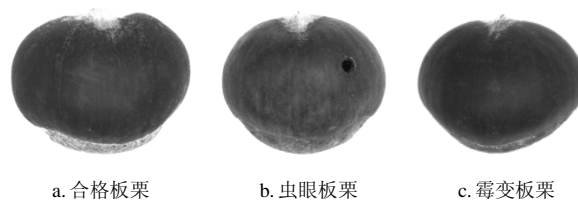


图 1 板栗原始图像

Fig.1 Original images of chestnuts

1.2 试验装置

样品光谱采集采用德国布鲁克仪器公司 VECTOR 33 型 FT-2 NIR 近红外光谱仪。图像采集采用自行构建板栗

收稿日期: 2010-06-22 修订日期: 2011-01-16

基金项目: 高等学校博士学科点专项科研基金(20090146110018)

作者简介: 展 慧(1982-), 女, 河南周口人, 研究方向: 智能化检测技术。武汉 华中农业大学工学院, 430070。Email: zhanhui459@163.com

*通信作者: 李小昱(1953-), 女, 河南叶县人, 教授, 博士生导师, 中国农业工程学会高级会员(E041200068S), 研究方向: 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

缺陷检测系统, 选用德国 Baseler scA1390-17fc 真彩摄像头和 M1214-MP 百万像素固定焦距镜头, 通过采集卡 Meteor2-1394 将图像传输到计算机。

1.3 试验设计

试验共分 2 部分: 1) 光谱采集 采集光谱时将板栗平面侧朝向光源一侧并置于光源上方; 为减小放置时间对光谱的影响, 所有样品的光谱采集在同一日内进行。扫描范围为 10 000~4 000 cm^{-1} , 分辨率为 8 cm^{-1} , 扫描次数为 64; 2) 图像采集 板栗光谱采集之后, 马上进行图像采集^[7-8]。

2 结果与分析

2.1 基于近红外光谱的板栗分级检测分析

板栗原始光谱中的一组如图 2a 所示, 为解决各种干扰因素对光谱产生的干扰, 充分从光谱中提取有效特征信息, 必须对光谱进行预处理。选择常用的基线校正 (baseline correction, 简称 BC)、最小最大归一化 (min-max normalization, 简称 MMN)、矢量归一化 (vector normalization, 简称 VN)、一阶导数 (first derivative, 简称 FD)、和一阶导数+矢量归一化 (FD+VN) 等方法对采集的板栗光谱进行预处理, 预处理在 OPUS 10.0 分析软件上进行, 不同光谱预处理方法所建立的最优 BP 神经网络模型识别结果如表 1 所示。

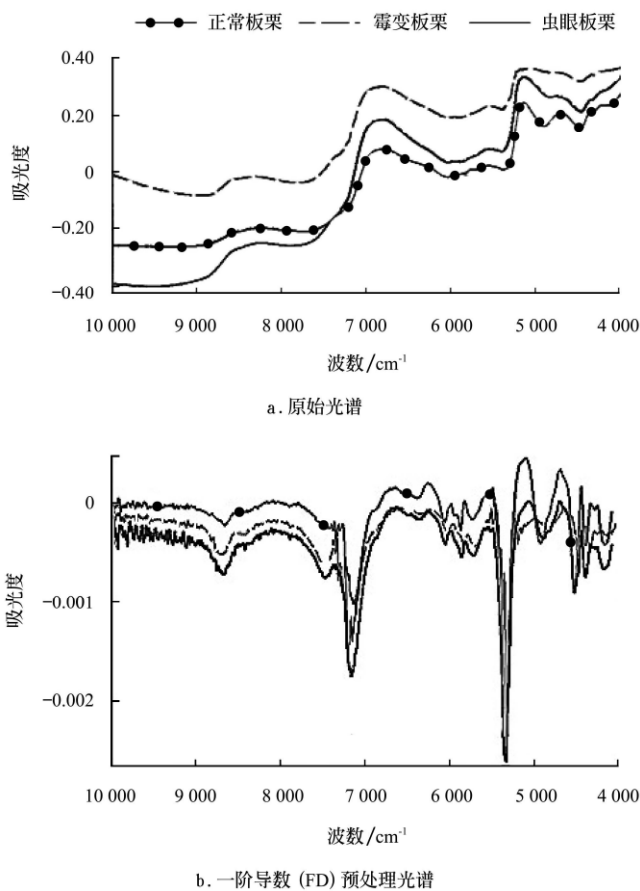


图 2 板栗的原始光谱和一阶导数 (FD) 预处理光谱
Fig.2 Raw spectra and the spectra preprocessed by first-derivative (FD) of random selected samples

由表 1 可看出, 采用一阶导数 (FD) 光谱预处理方法建立的 BP 网络模型识别率最高, 其训练集回判率为 96.25%, 测试集识别率为 86.25%。因此, 确定一阶导数 (FD) 预处理方法为最优的光谱处理方法, 经一阶导数预处理的光谱如图 2b 所示。

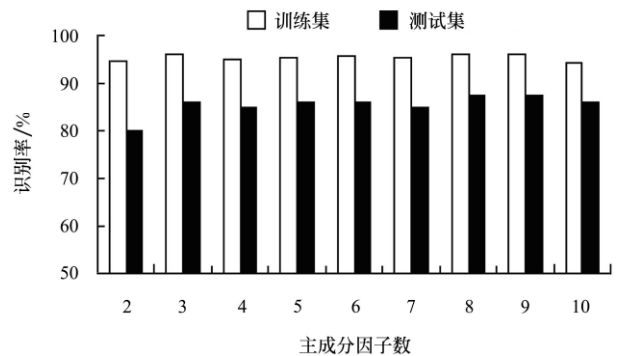
表 1 不同光谱预处理下建立模型的对比

Table 1 Performance of models based on different spectral pretreatment

方法	主成分因子数	训练集识别率/%	测试集识别率/%
基线校正	4	95.42	83.75
最小最大归一化	3	96.25	83.75
矢量归一化	2	95.42	81.25
一阶导数	3	96.25	86.25
一阶导数+矢量归一化	7	95.42	80.00
未处理 NO	3	95.00	78.75

选用 newff 函数创建 BP 网络, 输入层与中间层之间的传递函数选用 S 型正切传递函数 tansig, 中间层与输出层之间的传递函数选用线性传递函数 purelin, 训练函数 trainlm, 权值和阈值的 BP 学习算法为默认的梯度下降动量学习函数 learnngdm, 网络的性能函数为默认的均方误差性能函数 mse, 训练误差为 0.04, 训练步数为 500 步。

对经一阶导数 (FD) 处理后的光谱特征数据, 通过主成分分析, 提取不同数目的主成分因子作为神经网络输入建立基于近红外光谱和 BP 神经网络的板栗缺陷检测模型, 如图 3 所示, 由图 3 可以看出, 当主成分数为 3 时所建模型的识别率最高。以所得 3 个主成分为输入, 编写程序对中间层神经元数进行优化, 当中间层神经元数为 20 时, 模型对训练集中样品的回判率为 96.25%, 对测试集中样品总的识别率为 86.25%。



注: 神经元数为 20

图 3 光谱信息不同主成分因子数下训练集和测试集的回判率
Fig.3 Discriminating rate of training set and validation set based on different principal components

2.2 基于机器视觉的板栗分级检测分析

试验采用常用的滤波消噪方法均值滤波、维纳滤波、中值滤波、高斯低通滤波等消噪方法对板栗图像进行处理, 选择较优的板栗图像消噪方法。其中, 维纳滤波和中值滤波后的板栗图像比较清晰, 边的锐度和图像的细节保留的较好, 但维纳滤波计算量较大, 为提高检测效

率，采用中值滤波方法对板栗图像进行消噪处理^[7-8]。

对板栗图像进行消噪处理，综合运用数学形态学处理，提出边缘检测与灰度阈值分割结合地混合分割方法，结合数学形态学处理，实现了板栗图像与背景的有效分割，效果图如图 4 所示。

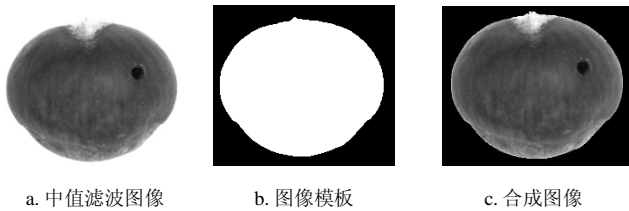
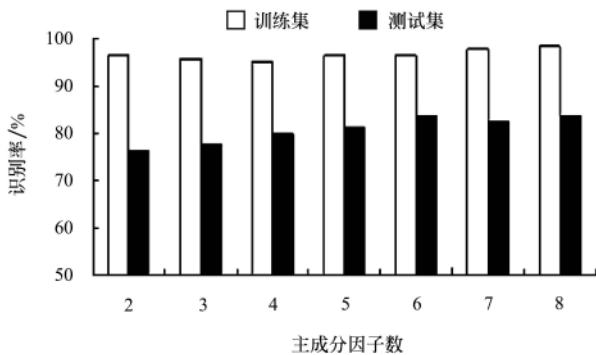


图 4 板栗图像预处理
Fig.4 Images of preprocessed chestnut

通过分析板栗图像的特点，提取的板栗图像的颜色特征 (L^* 、 a^* 、 b^*) 等、纹理特征 (角二阶矩、对比度、熵、逆差矩)、相关 (度量空间灰度共生矩阵元素在行或列方向上的相似程度)、缺陷特征等参数，能有效地表征缺陷和合格板栗在色泽、纹理等方面的差异。

BP 网络参数设置同 2.1。通过主成分分析，提取不同数目的主成分因子作为神经网络输入来建立 BP 判别模型。不同主成分因子数对模型识别率的影响如图 5 所示，当主成分数为 6 时所建模型的识别率最高。以所得 6 个主成分为输入，编写程序对中间层神经元数进行优化，当中间层神经元数为 16 时，此时模型对训练集中样品的识别率为 96.67%，对测试集中样品的识别率为 83.75%。



注：神经元数为 16

图 5 图像信息不同主成分因子数下训练集和预测集的识别率
Fig.5 Discriminating rate of training set and validation set based on different principal components

2.3 基于近红外光谱与机器视觉融合技术的板栗缺陷检测分析

由 2.1 分析可知，基于近红外光谱技术建立的板栗缺陷检测模型对测试集板栗样品识别率为 86.25%，误判的样品中多为外部有缺陷而内部果肉好的板栗，由此可见近红外光谱信息能很好的反映的内部品质，而对板栗外部霉变、虫眼等缺陷却不易识别；由 2.2 分析可知，基于机器视觉技术建立的板栗缺陷检测模型对测试集板栗样品识别率为 83.75%，误判样品多为内部有虫眼或霉变的，而外部合格的板栗样品，由此可见，图像特征信息

可以很好的表征板栗的外部品质，但对其内部品质的识别效率却不高。为提高板栗检测的精度，进一步提高效率，提出将光谱特征信息与图像特征信息进行融合，采用 BP 神经网络方法，建立基于近红外光谱和机器视觉融合技术的板栗缺陷检测模型。

该研究采用特征层融合方式对板栗缺陷进行检测，选用具有 3 层结构的 BP 神经网络进行特征层数据融合，BP 网络参数设置同 2.1。在模型建立过程中，首先对提取的特征数据进行归一化处理，BP 网络的输入和输出层的神经元数目是由输入和输出向量的维数确定的，输入向量选取 3 个光谱特征和 6 个图像特征参数，所以输入层的神经元数为 9，输出层的神经元数为 2，目标输出模式为 (0 1) 和 (1 0) 分别对应缺陷板栗和合格板栗。

中间层神经元个数对网络的非线性预测性能有直接的影响，为提高 BP 网络的性能，需对中间层数目进行优化。在 MATLAB 中编写程序对中间层神经元数进行优化，不同中间层神经元数建立模型的识别结果如表 2 所示。

表 2 中间层神经元数优化
Table 2 Optimized results of middle layer neurons

中间层神经元数	测试集识别率/%	中间层神经元数	测试集识别率/%
3	80.00	12	86.25
4	85.00	13	87.50
5	86.25	14	83.75
6	86.25	15	90.00
7	86.25	16	83.75
8	82.50	17	76.25
9	87.50	18	83.75
10	87.50	19	87.50
11	85.00	20	87.50

由表 2 看出，当中间层神经元数 S 取 15 时，融合模型训练效果最好，模型训练的识别率达到了 97.92%，模型对测试集的识别率达到了 90%。不同方法所建模型的识别结果如表 3 所示。

表 3 不同模型在测试集中的识别结果
Table 3 Discriminating results of different models in validation set

方法	耗时/s	收敛步长	样本数	误判数	训练集识别率/%	测试集识别率/%
近红外光谱	4.662	40	80	11	96.25	86.25
机器视觉	4.558	15	80	13	96.67	83.75
多源信息融合	3.454	8	80	8	97.92	90.00

由表 3 知，基于 BP 神经网络的融合模型对测试集的识别率较采用基于近红外光谱或机器视觉技术建立的板栗缺陷检测模型对测试集的识别率分别提高了 3.75% 和 6.25%，即融合方法建立的模型识别率高于单一信息源建立模型的识别率。

3 结 论

以湖北京山板栗为研究对象，研究了近红外光谱与机器视觉融合技术的板栗缺陷检测方法。建立了网络结构为 9-15-2 的 3 层 BP 神经网络融合识别模型，该模型对

测试集样本的识别率为 90%。结果表明, 基于近红外光谱和机器觉的多源传感器信息融合技术的板栗缺陷检测方法是可行的, 融合方法较采用近红外或机器视觉方法的识别率分别提高了 3.75% 和 6.25%, 可为多源信息融合技术应用于板栗品质的快速准确评判提供参考。

[参 考 文 献]

- [1] 杨志斌, 杨柳, 徐向阳. 板栗加工现状及剩余物利用前景[J]. 湖北林业科技, 2007, 143(1): 57—59.
Yang Zhibin, Yang Liu, Xu Xiangyang. Prospect on Utilization of Current Status and Residual for Castanea mollissima[J]. Hubei Fortitry Science and Technology, 2007, 143(1): 57—59. (in Chinese with English abstract)
- [2] 王海霞. 板栗贮藏期实腐病及其病理和防腐保鲜研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2007.
Wang Haixia. Chestnut Seed Rot during Storage and Studies of the Physiological and Biochemical Changes and the Antiseptic Technique[D]. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2007. (in Chinese with English abstract)
- [3] 高海生, 李春华, 蔡金星. 天然果蔬保鲜剂研究进展[J]. 中国食品学报, 2003, 3(1): 86—91.
Gao Haisheng, Li Chunhua, Cai Jinxing. Advances on the study of natural fresh-keeping agents for fruits and vegetables [J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2003, 3(1): 86—91. (in Chinese with English abstract)
- [4] 方建军, 刘仕良. 基于机器视觉的板栗实时分级系统[J]. 轻工机械, 2004(3): 92—94.
Fang Janjun, Liu Shiliang. Real-time chestnut sorting system by machine vision[J]. Light Industry Machinery, 2004(3): 92—94. (in Chinese with English abstract)
- [5] 周竹, 刘洁, 李小昱, 等. 霉变板栗的近红外光谱和神经网络方法判别[J]. 农业机械学报, 2009, 40(增刊 1): 109—112.
Zhou Zhu, Liu Jie, Li Xiaoyu, et al. Discrimination of moldy Chinese chestnut based on artificial neural network and near infrared spectra[J]. Transactions of the CSAM, 2009, 40(Supp1): 109—112. (in Chinese with English abstract)
- [6] 刘洁, 李小昱, 李培武, 等. 基于近红外光谱的板栗水分检测方法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(2): 338—341.
Liu Jie, Li Xiaoyu, Li Peiwu, et al. Determination of moisture in chestnuts using near infrared spectroscopy[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(2): 338—341. (in Chinese with English abstract)
- [7] 展慧, 李小昱, 王为, 等. 基于机器视觉的板栗分级检测方法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(4): 327—331.
Zhan Hui, Li Xiaoyu, Wang Wei, et al. Determination of chestnuts grading based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(4): 327—331. (in Chinese with English abstract)
- [8] 展慧, 李小昱, 王为, 等. 虫眼板栗的图像识别方法研究[J]. 农机化研究, 2010, 32(8): 121—124.
Zhan Hui, Li Xiaoyu, Wang Wei, et al. Research on image recognition technology of wormhole chestnut[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2010, 32(8): 121—124.
- [9] Delwiche S R, Graybosch R A. Identification of waxy wheat by near-infrared reflectance spectroscopy[J]. Journal of Cereal Science, 2002, 35(1): 29—38.
- [10] Haff R P, Pearson T. Spectral band selection for optical sorting of pistachio nut defects[J]. Transactions of the ASABE, 2006, 49(4): 1105—1113.
- [11] Burks C S, Dowell F E, Xie F. Measuring fig quality using near-infrared spectroscopy[J]. Journal of Stored Products Research, 2000, 36(3): 289—296.
- [12] Ninomiya K, Kondo N, Chong V K, et al. Machine vision systems of eggplant grading system[C]//Automation Technology for Off - Road Equipment, Proceedings of the 7-8 October 2004 Conference, Kyoto, Japan, 2004, 10, 701P1004.
- [13] 陈红, 熊利荣. 基于神经网络与图像处理的花生仁霉变识别方法[J]. 农业工程学报, 2007, 23(4): 158—161.
Chen Hong, Xiong Lirong. Identification method for moldy peanut kernels based on neural network and image processing[J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(4): 158—161. (in Chinese with English abstract)
- [14] 冯斌, 汪懋华. 基于颜色分形的水果计算机视觉分级技术[J]. 农业工程学报, 2002, 18(2): 141—144.
Feng Bing, Wang Maohua. Computer vision classification of fruit based on fractal color[J]. Transactions of the CSAE, 2002, 18(2): 141—144. (in Chinese with English abstract)
- [15] 成芳, 应义斌. 基于颜色特征的稻种霉变检测算法[J]. 农业机械学报, 2004, 35(4): 102—105.
Cheng Fang, Ying Yibin. Inspection of mildewed rice seeds based on color feature[J]. Transactions of the CSAM, 2004, 35(4): 102—105. (in Chinese with English abstract)
- [16] 包晓安, 张瑞林. 基于人工神经网络与图像处理的苹果识别方法研究[J]. 农业工程学报, 2004, 20(3): 109—112.
Bao Xiao'an, Zhang Ruilin. Apple grade identification method based on artificial neural network and image processing[J]. Transactions of the CSAE, 2004, 20(3): 109—112. (in Chinese with English abstract)
- [17] 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—9.
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 CSAE, 2008, 24(3): 5—9. (in Chinese with English abstract)
- [18] 肖武, 李小昱, 李培武, 等. 近红外光谱和机器视觉信息融合的土壤含水率检测[J]. 农业工程学报, 2009, 25(8): 14—17.
Xiao Wu, Li Xiaoyu, Li Peiwu, et al. Soil moisture detection based on data fusion between near-infrared spectroscopy and machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(8): 14—17. (in Chinese with English abstract)
- [19] 张明社, 李小昱, 雷廷武, 等. 基于神经网络的数据融合法测量水流泥沙[J]. 农业工程学报, 2002, 18(4):

41—43.

Zhang Mingshe, Li Xiaoyu, Lei Tingwu, et al. Data fused method based on artificial neural network to measure

sediment concentration in flow-water[J]. Transactions of the CSAE, 2002, 18(4): 41—43. (in Chinese with English abstract)

Detection of chestnut defect based on data fusion of near-infrared spectroscopy and machine vision

Zhan Hui, Li Xiaoyu¹, Zhou Zhu, Wang Chenglong, Gao Yun

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

Abstract: In order to improve the detecting precision of the eligible and defected chestnut, a multisource information fusion technique based on near-infrared spectroscopy and machine vision was proposed. Chestnuts from Jingshan area in Hubei province were taken as test samples. BPNN models for discriminating chestnuts based on near infrared spectroscopy, machine vision and multisource information fusion technique were built respectively. The discriminating rates of 3 models were 96.25%, 96.67% and 97.92% in training set, and 86.25%, 83.75% and 90.00% in prediction set. The overall results showed that it is feasible to discriminate chestnut quality using multisource information fusion technique. The recognizing rate of integration model was higher than that of the model built by machine vision technology or near-infrared spectroscopy alone.

Key words: agricultural products, neural network, machine vision, near infrared spectroscopy, chestnut