

基于高光谱图像的红豆品种 GA - PNN 神经网络鉴别

孙俊^{1,2} 路心资¹ 张晓东² 朱文静² 武小红¹ 杨宁¹

(1. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013; 2. 江苏大学现代农业装备与技术教育部重点实验室, 镇江 212013)

摘要: 提出一种基于高光谱图像技术的红豆品种鉴别方法。利用高光谱成像系统采集江苏、安徽、山东的 3 个品种共 162 个红豆样本高光谱图像数据,通过 ENVI 软件提取出红豆中感兴趣区域的平均光谱作为该样本原始光谱信息,利用 SG 多项式平滑对原始光谱数据进行去噪处理,由于高光谱数据信息量大,冗余性强,故需对高光谱数据进行降维,采用了连续投影算法进行特征波长选择,根据交叉验证均方根误差确定最佳特征光谱的个数为 9,采用主成分分析法和独立分量分析算法进行特征波长提取,经过 PCA 处理,根据方差累计贡献率大于 85% 的标准选出 7 个特征波长,ICA 分别提取了 7、10、17 个特征波长,通过测试集验证,选出 17 个最佳特征波长。最后分别将优选出的特征波长和提取出的最优主成分作为模型的输入。建立概率神经网络(PNN)模型测试后发现结果没有达到预期精度,引入遗传算法(GA)优化的 PNN 神经网络的阈值,并对隐含层节点进行最优选择。通过测试试验,所有的模型识别正确率均高于 85%,其中 SPA - GA - PNN 模型的效果最佳,识别正确率达到了 97.5%。

关键词: 红豆; 高光谱图像; 品种鉴别; 特征波长; 概率神经网络; 遗传算法

中图分类号: O657.3; S323; S521 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)06-0215-07

Identification of Red Bean Variety with Probabilistic GA - PNN
Based on Hyperspectral Imaging

Sun Jun^{1,2} Lu Xinzi¹ Zhang Xiaodong² Zhu Wenjing² Wu Xiaohong¹ Yang Ning¹

(1. College of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

2. Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology, Ministry of Education,
Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: A method to identify different varieties of red bean based on hyperspectral imaging technology was proposed. The hyperspectral imaging system with spectrum range of 390 ~ 1 050 nm was used to capture the hyperspectral images of 162 red bean samples, which were collected from three different areas (Anhui, Shandong and Jiangsu Provinces). ENVI software was adopted to determine the region of interest (ROI) in the hyperspectral image and extract the hyperspectral data by averaging the reflectance from all the pixels in the ROI images, and the original spectra were preprocessed by Savitzky - Golay (SG) smoothing. As there was a large number of noise and redundant information in the raw hyperspectral images and hyperspectral data, some data processing methods should be used to remove the noise, accelerate the processing efficiency and improve the performance of the models. The method of feature extraction was SPA, the number of characteristic wavelengths was determined as 9 by using the leave-one-out cross-validation. The methods of feature selection were PCA and ICA. According to the standard of the cumulative contribution rate of variance was more than 85%, seven characteristic wavelengths were selected. Through test and verification, 17 was the best number of characteristic

收稿日期: 2015 - 12 - 07 修回日期: 2016 - 01 - 13

基金项目: 国家自然科学基金项目(31471413,31401286)、江苏高校优势学科建设工程项目 PAPD(苏政办发(2011)6号)、江苏大学现代农业装备与技术重点实验室开放基金项目(NZ201306)、江苏省六大人才高峰项目(ZBZZ - 019)、中国博士后科学基金项目(2014M561594)和江苏省自然科学基金项目(BK20141165,20140550)

作者简介: 孙俊(1978—),男,教授,博士生导师,主要从事计算机技术在农业工程中的应用研究,E-mail: sun2000jun@ujs.edu.cn

wavelengths of ICA. Finally, the selected optimal characteristic wavelengths and principal components were used as the inputs of the model. However, the results did not meet the expected accuracy, the threshold of PNN neural network and hidden layer nodes were optimized by GA. The recognition rate of the model was higher than 85%, and the recognition rate of the highest SPA-GA-PNN model reached 97.5%. The results demonstrated that it was feasible to use hyperspectral imaging technology for the identification of red bean variety. PNN neural network model can identify red bean variety fast, effectively and nondestructively and provide theoretical basis and technical means for the realization of red bean variety identification based on hyperspectral image technology.

Key words: red bean; hyperspectral image; variety identification; characteristic wavelength; probabilistic neural network; genetic algorithm

引言

传统检测方法以感官和化学试验分析方法为主,这类方法费时费力、破坏性强、准确率较低^[1]。高光谱图像技术是一种无损检测技术,既包含光谱信息又包含图像信息,近年来发展较为迅速,在国内外农副产品检测中已有应用^[2-9],但尚未见红豆品种鉴别应用的报道。

红豆在我国各地均有种植,虽然各地红豆外表差异不明显,但种植地区差异、土质土壤内部养分差异以及气候差异等导致各地红豆内部的蛋白质等大分子组成含量有所不同。其内部主要结构和组成在近红外光谱中均有对应信号,同一基团或不同基团在不同环境中的近红外吸收波长与强度均有明显的差异^[10],即红豆内部含氢基团的倍频和合频吸收生成的光谱图也有差异。可见,近红外光谱图中的差异可作为区分不同品种红豆的依据。

本文以红豆为研究对象,挑选分别来自江苏、安徽、山东 3 个不同产地的红豆样本,利用高光谱图像技术获得 3 个产地红豆的高光谱图像数据,结合 3 种不同的降维方法,对得到的光谱数据进行降维,建立红豆品种的神经网络鉴别模型。

1 试验材料与方法

1.1 样本制备与高光谱图像采集

本试验采用的高光谱图像采集系统主要结构包括:高光谱图像摄像机 (ImSpector V10E, Spectral Imaging Ltd., Oulu, Finland), 2 个 150 W 的光纤卤素灯、控制箱、电控位移台和计算机等。其中高光谱图像摄像机由摄像机和光谱仪组成,摄像机为 CCD 相机,光谱仪为可见-近红外光谱仪,光谱分辨率为 2.8 nm,光谱范围为 390~1 050 nm,图像分辨率设置为 672 像素×512 像素。

试验样本采用的 3 种红豆在外观上无明显差异。每个品种中挑选颜色均匀、无明显缺陷的红豆,

将红豆表面擦拭干净,置于白纸上,并采集红豆高光谱图像,3 种红豆分别获得 48、60、54 个样本。3 种红豆样本按照 1:1 的比例分成训练集和测试集,所得训练集共 81 个样本,测试集共 81 个样本。

首先对高光谱成像系统进行黑白标定试验,获取校正图像。为了避免采集的高光谱图像出现失真,照相机曝光时间设为 20 ms,传输装置的移动速度设为 1.25 mm/s。在对所有样本进行高光谱图像采集试验时,将红豆样本整齐排列在一张长 5 cm、宽 10 cm 的长方形白纸上,然后将装上红豆的白纸放置在传输装置,随着传输装置的前进,摄像头扫描整个平面,依次对 162 个红豆样本进行高光谱图像采集。

1.2 高光谱图像的图像分割

图像分割是图像处理中最重要的步骤之一,此操作的精度决定了后续提取数据的好坏。图像分割的主要目的是把红豆从背景中分离出来。单个红豆图像的处理过程如图 1 所示。首先,经过波谱运算得到高光谱图像,其中背景和红豆的差异并不大,用一个高反射率波段除以低反射率波段,得到了更便于设置阈值的图像^[11]。通过设定阈值把背景和红豆清晰地分开,得到一个二进制图像。然后运用形态学滤波对得到的二值图像进行填充。最后通过应用掩膜处理得到最后的结果,作为主要感兴趣区域 (Region of interest, ROI),被用于提取每个样品的光谱数据。

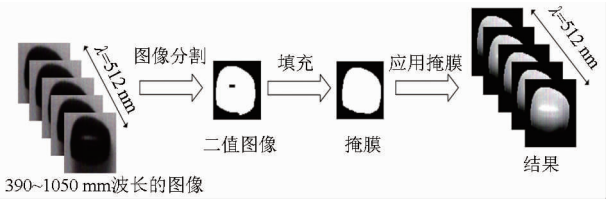


图 1 高光谱图像分割的过程

Fig. 1 Process of hyperspectral image segmentation

高光谱图像数据的采集使用 Spectral cube 软件平台 (Spectral Imaging Ltd., Finland); 数据处理采

用 ENVI 4.5 (Research System, Inc. , USA)、Matlab (Mathworks, Matlab 7.0, Inc. , USA) 和 Unscramble X10.3 等软件平台。

1.3 PNN 神经网络

概率神经网络 (Probabilistic neural networks, PNN) 是一种前馈型神经网络,采用 Parzen 提出的由高斯函数为基函数来形成联合概率密度分布的估计方法和贝叶斯优化规则,构造的一种概率密度分类估计和并行处理的神经网络。它是一类结构简单、训练简洁、应用广泛的人工神经网络^[12]。因此, PNN 既具有一般神经网络所具有的特点,又具有很好的快速学习能力。

PNN 的结构由输入层、模式层、求和层、输出层组成。通过相应公式根据训练样本得到函数可以连续平滑地逼近原概率密度函数,概率密度函数计算公式为

$$f_i(\mathbf{X}) = \frac{1}{(2\pi)^{P/2} \delta^P} \frac{1}{m} \sum \exp \left(-\frac{(\mathbf{X} - \mathbf{X}_{ai})^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_{ai})}{2\delta^2} \right)$$

(1)

式中 f_i ——概率密度函数
 P ——训练样本特征向量的维数
 $\mathbf{X}_{ai}$ ——训练样本特征向量
 m ——训练样本的个数
 δ ——平滑参数

1.4 GA - PNN 神经网络

遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 是模仿自然界生物进化过程而构造出的一种全局自适应搜索方法,根据适应度对种群中的个体进行选择、交叉、变异及复制等遗传操作,尽可能地去掉适应度低的个体,而保留适应度高的个体,这样新的种群将比前代种群具有更高的适应度,通过反复迭代,对最优的个体进行解码,就可以得到问题的近似最优解^[13]。

PNN 结构参数 (如输入层、隐含层、输出层节点数等因素) 在一定程度上影响着网络的泛化能力及预测精度。由于网络的结构参数没有统一的设计规则,通常采用试错法进行参数的选择,然而,这对于多参数预测的情形是难以接受的,而且试错选择的结果未必最佳。因此,有必要对网络结构加以合理的设计。GA 具有强大的全局搜索及并行处理能力,可以快速搜索到全局最优点,不易落入局部最小点,可以用来优化 PNN 的隐层节点数^[14]。

对于待预测的参数,可将其连续 m 个数据拟合成一个时变函数作为 PNN 的输入,参数本身是预测的输出目标,故设置输入和输出层节点数均为 1。运用公式

$$q = \sqrt{m + n} + a$$

(2)

式中 q ——隐含层节点数
 n ——输出层节点数
 a ——1 ~ 10 之间的整数

可以限定隐含层节点数范围。

2 结果与分析

2.1 样本的光谱特征

在提取高光谱数据之前,首先要确定样本高光谱图像的 ROI,将整个红豆样本选取为 ROI,接着对 ROI 内的所有像素点求平均,得到了所有红豆样本的平均光谱数据。样本采集了 390.8 ~ 1 050.1 nm 波段 512 个波长的光谱数据。在提取高光谱数据时,通常存在许多噪声等因素的干扰,为此对全波段光谱数据进行多项式平滑 (Savitzky - Golay, SG) 预处理,以消除其他因素的影响。预处理前后的光谱曲线如图 2 所示,经过 SG 预处理之后的光谱毛刺明显减少,光谱曲线更加平滑,说明预处理达到了预期的效果。

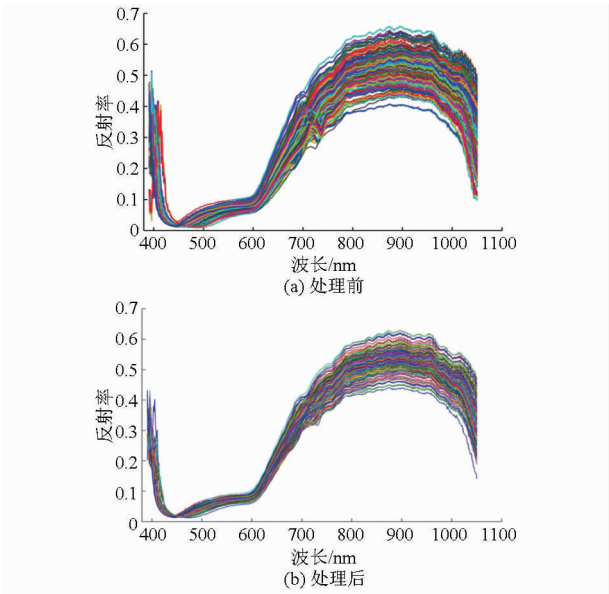


图 2 SG 平滑处理前和处理后的光谱曲线
Fig.2 Spectra curves before and after Savitzky - Golay pretreatment

2.2 高光谱的特征选择和特征提取

高光谱数据信息量大、冗余性强,既包含样本的相关信息,也包含了一些无关的信息,因此,不能直接对原始高光谱数据进行建模,否则就会导致数据建模效果不理想^[15-16]。目前,对高光谱数据进行压缩降维的方法主要分为 2 种:从获得的数据中挑选出一些最有效的变量,即特征选择;通过数学方法,用较少的特征值来描述待测对象最相关的信息,即特征提取。针对特征选择,采用连续投影算法

(Successive projection algorithm, SPA)的方法。针对特征提取,采用主成分分析法(Principal component analysis, PCA)和独立分量分析算法(Independent component analysis, ICA)2种方法。

2.2.1 基于 SPA 的特征信息选择

连续投影算法是在数据矩阵中寻找含有最低限度冗余信息的变量组,使得变量之间的共线性达到最小,利用原始数据的少数几列数据就可以概括绝大部分样本的光谱信息,最大程度地减少信息重叠^[17]。

参考浙江大学章海亮等编写的 SPA 程序^[18],利用 Matlab 7.0 软件对样本的光谱数据进行 SPA 特征选择,将 390.8 ~ 1 050.1 nm 全波段光谱数据通过 SPA 进行降维,指定波长数 N 的范围为 5 ~ 30,根据压缩后的交叉验证均方根误差来确定光谱最佳特征波长的个数,最终确定的变量个数如图 3 所示。

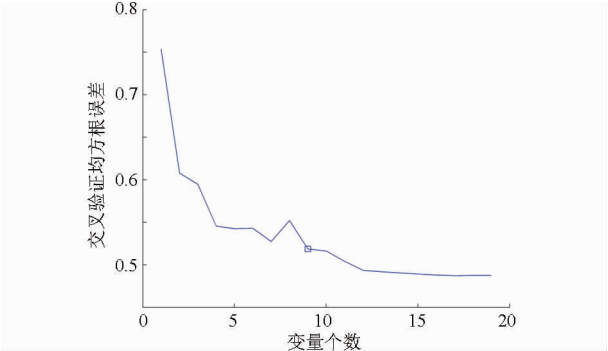


图 3 验证均方根误差随变量个数的变化
Fig.3 Variations of RMSE with different variable numbers

由图 3 可以看出,随着变量个数的增加交叉验证均方根误差一直在减小,当选择 8 个波长时,交叉验证均方根误差有一个明显的上升,到选取 9 个波长的时候交叉验证均方根误差又有一个下降,达到了一个相对平缓的低点,之后就没有明显的下降过程,交叉验证均方根误差也趋向于平缓。所以光谱的最佳特征波长数为 9,这些特征波长分别是 393、400、404、448、501、550、637、709、949 nm。

2.2.2 基于 PCA 的特征信息提取

主成分分析法是一种有效的压缩降维算法,已经广泛应用于光谱分析领域。主成分分析主要是通过利用一组新的、互相无关的变量来尽可能多地解释原变量的所有信息^[19]。对 3 类红豆的 162 个样本进行主成分分析,前 3 个主成分 PC1、PC2、PC3 的累计贡献率为 96%。前 3 个主成分累计贡献率均大于 80%,这说明了 PC1、PC2、PC3 可以表达全部光谱信息的 80% 以上。图 4 为 PC1、PC2、PC3 组成的三维散点图。

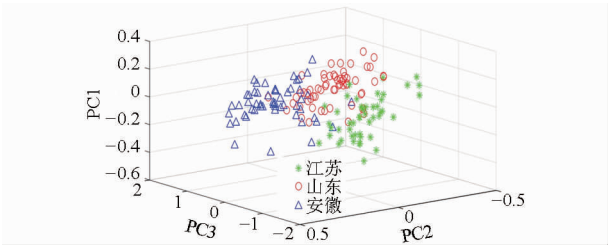


图 4 PC1、PC2 和 PC3 得分分布图
Fig.4 Score distribution map of PC1, PC2 and PC3

从图 4 可看出,3 个产地的红豆样本有明显的分类趋势,说明 PC1、PC2 和 PC3 对 3 种红豆有较好的聚类作用,能够定性鉴别不同品种的红豆。虽然江苏、山东、安徽同属华东地区,但是红豆的生长环境(气候、土壤和温差等)还是有差距的。3 个产地的样本聚合度较好,分布都比较集中,但相邻部分交叉比较多,有个别重叠,完全区分比较难。故需要对样本光谱数据作进一步处理,来正确区分红豆品种。

主成分分析得出的主成分 PC1、PC2、PC3、PC4、PC5 的累计贡献率分别为:85%、92%、96%、98%、99%。可以看出,前 5 个主成分的累计贡献率已经达到了 99%,这 5 个主成分可以表达全部光谱信息的 99%了,把 512 个波长压缩成了能代表绝大部分原来光谱信息且彼此互不影响的 5 个主成分。

2.2.3 基于 ICA 的特征信息提取

独立分量分析算法是近几年发展起来的一种新的统计方法,可看作目标函数和其优化算法的结合。在目标函数明确的情况下,可采用经典的优化算法来优化目标函数。ICA 源于盲信号分离技术,原理是从观测信号出发,对已知信息量很少的源信号进行估计,获得互相独立的原始信号近似值^[20-21]。ICA 提取的特征尽可能地相互统计独立,因此能全面反映图像光谱信息的全面特征。

设有观测信号 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ 分别由 m 个独立成分组合,即

$$x_i = a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + \dots + a_{in}s_n \quad (i = 1, 2, \dots, m)$$

(3)

用矩阵形式表达为

$$\mathbf{X} = \mathbf{AS}$$

(4)

式中 $\mathbf{X}$ ——观测变量,为 $[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]^T$

$\mathbf{A}$ ——混合矩阵,为 $[a_{ij}]$

$\mathbf{S}$ ——源变量,为 $[s_1 \ s_2 \ \dots \ s_n]^T$

选择芬兰赫尔辛基工业大学计算机及信息科学实验室 Hyvarinen 提出的 FastICA 算法,通过 Matlab 自带的 FastICA 工具箱,调用 FastICA 程序对样本光谱数据进行特征提取,根据 FastICA 算法最优选择,分别提取了 7、10、17 个独立主成分进行建模和预测。先训练模型,然后通过测试集验证,发现当独立

主成分数为 17 时,模型的效果最优,因此本文选 17 个独立主成分进行建模预测。

2.3 GA - PNN 神经网络鉴别模型分析

本试验中,PNN 神经网络用的是径向基函数,一般径向基函数的分布密度默认为 0.1。对网络的分类性能有很大的影响,分别选取了不同的径向基函数的分布密度进行了试验,试验分类的结果如图 5 所示。从图 5 中可以看出,试验样本分类的正确率随着径向基函数分布密度的取值而变化。当径向基函数的分布密度取值在 0 ~ 0.03 时,灵敏度较高,试验样本分类的正确率急速拉升。在 0.03 ~ 0.06 时,试验样本分类的正确率达到了最高,然后随着径向基函数的分布密度的增大,正确率不断下降。由于在 0.03 ~ 0.06 时的正确率最高,而在两端的径向基函数的分布密度都比较活跃,因此本文取相对中间的值,即 0.05。

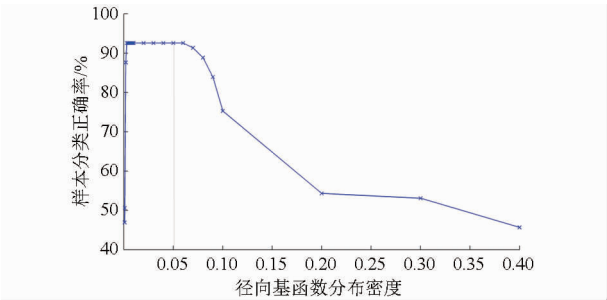


图 5 径向基函数的分布密度取不同值时的样本分类正确率

Fig.5 Classification accuracy of samples based on different distribution densities of radial basic function

运行 PNN 算法后发现,对于相同的训练样本和同一初始训练速度,用测试样本对训练好的网络进行测试,结果并没有达到预期精度,说明网络训练时陷入了局部极小值。为了消除训练时的阈值对

PNN 收敛精度的影响,引入 GA 优化网络的阈值。如图 6 所示,采用 GA 优化 PNN 神经网络,选出最佳阈值,当迭代 40 次的时候阈值趋于平稳,达到最佳参数值。

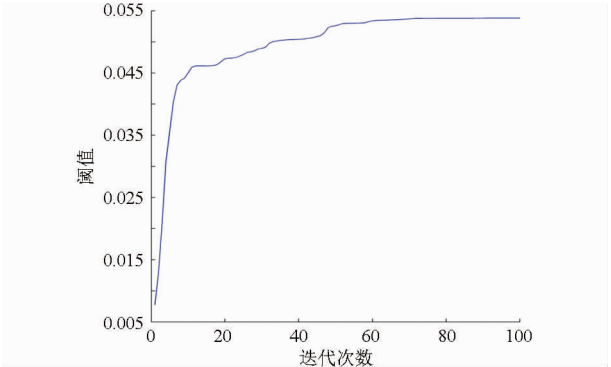


图 6 最优阈值曲线

Fig.6 Optimal threshold curve

首先,利用 PNN 算法对预处理后得到的全波段光谱数据和 3 种特征降维方法得到的特征光谱信息进行建模试验,然后再用 GA 优化的 PNN 算法进行建模试验。建模试验的结果如表 1 所示。从表 1 可以看出,PNN 模型与 GA - PNN 模型相比较,经过优化的模型正确率普遍较高,说明优化取得了较好的效果。

分别比较全波段光谱模型、SPA - GA - PNN、PCA - GA - PNN、ICA - GA - PNN 这 4 类鉴别模型,PCA - GA - PNN 模型的鉴别效果仅优于全波段光谱模型,而 ICA - GA - PNN 模型的鉴别效果也只是比前 2 个模型效果略有提高。SPA - GA - PNN 模型的鉴别效果最佳,测试集正确率达到了 97.5%,相对另外 3 种模型的效果有了显著提升。根据模型鉴别效果,在特征提取和特征选择的方法比较中,特征选择的模型效果更佳,即 SPA - GA - PNN 模型最优。

表 1 PNN 与 GA - PNN 模型分类结果

Tab.1 Classification results of PNN and GA - PNN neural network

模型		PNN				GA - PNN			
特征方法	特征波长数	训练集识别数	识别正确率/%	测试集识别数	识别正确率/%	训练集识别数	识别正确率/%	测试集识别数	识别正确率/%
		别数		别数		别数		别数	
全波段光谱		78	96.3	62	76.5	78	96.3	65	80.2
SPA	9	79	97.5	75	92.6	81	100	79	97.5
PCA	7	81	100	65	80.2	81	100	69	85.2
ICA	7	72	89	53	65.4	75	92.6	58	71.6
	10	77	95	64	79.0	77	95.0	68	83.9
	17	81	100	68	83.9	81	100	75	92.6

3 结束语

利用高光谱图像采集系统,采集 3 个不同产地(山东、安徽、江苏)的 162 个红豆样本的高光谱图

像,采用 ENVI 软件通过图像分割的方法提取红豆样本的平均光谱数据,利用 PCA、ICA、SPA 对得到的光谱数据进行特征降维,讨论了全波段光谱模型、SPA - GA - PNN、PCA - GA - PNN、ICA - GA - PNN

这 4 类鉴别模型。相对于全波段光谱模型,3 种特征降维模型都取得了较好的效果,分类正确率均达到了 85% 以上,其中 SPA-GA-PNN 模型的正确率最高,达到了 97.5%。由此可见,利用特征选择方法选出特征波长数据然后建模的效果更佳。总

之,试验结果表明高光谱图像技术用于红豆品种鉴别是可行的,能够快速、有效、无损的鉴别红豆的品种,为 GA-PNN 神经网络算法用于红豆品种鉴别提供了一定的理论依据。

参 考 文 献

1 王雷,乔晓艳,董有尔,等. 高光谱图像技术在农产品检测中的应用进展[J]. 应用光学, 2009, 30(4):639-645.
WANG Lei. QIAO Xiaoyan, DONG Youer, et al. Application of hyper-spectral image technology in detecting agricultural product [J]. Journal of Applied Optics, 2009, 30(4):639-645. (in Chinese)

2 KANEKO H, FUNATSU K. Classification of drug tablets using hyperspectral imaging and wavelength selection with a GAWLS method modified for classification[J]. International Journal of Pharmaceutics, 2015, 491(1-2):130-135.

3 SIMKO I, JIMENEZ-BERNI J A, FURBANK R T. Detection of decay in fresh-cut lettuce using hyperspectral imaging and chlorophyll fluorescence imaging[J]. Postharvest Biology & Technology, 2015, 106:44-52.

4 KANDPAL L M, LEE S, KIM M S, et al. Short wave infrared (SWIR) hyperspectral imaging technique for examination of aflatoxin B 1 (AFB 1) on corn kernels[J]. Food Control, 2015, 51:171-176.

5 RAVIKANTH L, SINGH C B, JAYAS D S, et al. Classification of contaminants from wheat using near-infrared hyperspectral imaging[J]. Biosystems Engineering, 2015, 135:73-86.

6 孙俊,张梅霞,毛罕平,等. 基于高光谱图像的桑叶农药残留种类鉴别研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(6):251-256.
SUN Jun, ZHANG Meixia, MAO Hanping, et al. Identification of pesticide residues on mulberry leaves based on hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(6):251-256. (in Chinese)

7 张初,刘飞,章海亮,等. 近地高光谱成像技术对黑豆品种无损鉴别[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(3):746-750.
ZHANG Chu, LIU Fei, ZHANG Hailiang, et al. Identification of varieties of black bean using ground based hyperspectral imaging [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(3):746-750. (in Chinese)

8 胡耀华,刘聪,何勇. 近红外光谱鉴别鲜枣品种及裂果研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(12):3231-3234.
HU Yaohua, LIU Cong, HE Yong. Discrimination of the fresh jujube varieties and dehiscent fruit by NIR spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(12):3231-3234. (in Chinese)

9 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 hyperspectra imaging technology [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(5):1373-1377. (in Chinese)

10 王多加,周向阳,金同铭,等. 近红外光谱检测技术在农业和食品分析上的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2004, 24(4):447-450.
WANG Duoia, ZHOU Xiangyang, JIN Tongming, et al. Application of near-infrared spectroscopy to agriculture and food analysis [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2004, 24(4):447-450. (in Chinese)

11 孙俊,金夏明,毛罕平,等. 基于高光谱图像的生菜叶片氮素含量预测模型研究[J]. 分析化学, 2014, 42(5):672-677.
SUN Jun, JIN Xiaming, MAO Hanping, et al. A model for predicting nitrogen of lettuce leaves based on hyperspectral imaging [J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2014, 42(5):672-677. (in Chinese)

12 李波,刘占宇,黄敬峰,等. 基于 PCA 和 PNN 的水稻病虫害高光谱识别[J]. 农业工程学报, 2009, 25(9):143-147.
LI Bo, LIU Zhanyu, HUANG Jingfeng, et al. Hyperspectral identification of rice diseases and pests based on principal component analysis and probabilistic neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(9):143-147. (in Chinese)

13 胡瑾,何东健,任静,等. 基于遗传算法的番茄幼苗光合作用优化调控模型[J]. 农业工程学报, 2014, 30(17):220-227.
HU Jin, HE Dongjian, REN Jing, et al. Optimal regulation model of tomato seedlings' photosynthesis based on genetic algorithm [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(17):220-227. (in Chinese)

14 贾渊,姬长英,罗霞,等. 用基于遗传算法的 BP 神经网络识别牛肉肌肉与脂肪[J]. 农业工程学报, 2007, 23(11):216-219.
JIA Yuan, JI Changying, LUO Xia, et al. Classifying beef muscle and fat pixels using BP-GA neural network [J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(11):216-219. (in Chinese)

15 孙俊,金夏明,毛罕平,等. 高光谱图像技术在掺假大米检测中的应用[J]. 农业工程学报, 2014, 30(21):301-307.
SUN Jun, JIN Xiaming, MAO Hanping, et al. Application of hyperspectral imaging technology for detecting adulterate rice [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(21):301-307. (in Chinese)

16 郭婷婷,邬文锦,苏谦,等. 近红外玉米品种鉴别系统预处理和波长选择方法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(增刊):88-92.
GUO Tingting, WU Wenjin, SU Qian, et al. Effects of spectral pretreatment and wavelength selection on discrimination of maize seed varieties by NIR spectroscopy [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(Supp.):88-92. (in Chinese)

17 刘飞,张帆,方慧,等. 连续投影算法在油菜叶片氨基酸总量无损检测中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(11):3079-3093.

LIU Fei, ZHANG Fan, FANG Hui, et al. Analysis of chorophyll in gannan navel orange with algorithm of GA and SPA based on hyperspectral[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(11):3079 - 3093. (in Chinese)

18 章海亮,刘雪梅,何勇. SPA - LS - SVM 检测土壤有机质和速效钾研究[J]. 光谱学与光谱分析,2014,34(5):1348 - 1351. ZHANG Hailiang, LIU Xuemei, HE Yong. Measurement of soil organic matter and available K based on SPA - LS - SVM[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(5):1348 - 1351. (in Chinese)

19 魏远隆,尹昌海,陈贵平,等. 近红外光谱结合主成分分析鉴别不同产地的南丰蜜桔[J]. 光谱学与光谱分析,2013, 33(11):3024 - 3027. WEI Yuanlong, YIN Changhai, CHEN Guiping, et al. Identification of Nanfeng mandarin from different origins by using near infrared spectroscopy coupled with principal components analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(11):3024 - 3027. (in Chinese)

20 贾伟宽,赵德安,阮承治,等. 苹果夜视图像小波变换与独立成分分析融合降噪方法[J]. 农业机械学报,2015, 46(9):9 - 17. JIA Weikuan, ZHAO Dean, RUAN Chengzhi, et al. Combined method for night vision image denoising based on wavelet transform and ICA[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9):9 - 17. (in Chinese)

21 李朝晖,粘永健. 基于独立分量分析的高光谱图像降维与压缩算法[J]. 计算机与数字工程,2014,42(8):1472 - 1475. LI Zhaohui, NIAN Yongjian. Dimensionality reduction and compression of hyperspectral imagery based on independent component analysis[J]. Computer and Digital Engineering, 2014, 42(8):1472 - 1475. (in Chinese)

(上接第 214 页)

14 范晓旭,贤建伟,初雷哲,等. 生物质鼓泡流化床和循环流化床对比试验[J]. 农业机械学报,2011,42(4):96 - 99. FAN Xiaoxu, XIAN Jianwei, CHU Leizhe, et al. Comparison of bubbling fluidized bed and circulating fluidized bed in gasification of biomass[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011,42(4):96 - 99. (in Chinese)

15 谢军,吴创之,陈平,等. 中型流化床中的生物质气化实验研究[J]. 太阳能学报,2007,28(1):86 - 90. XIE Jun, WU Chuangzhi, CHEN Ping, et al. An experimental study on biomass gasification in a medium fluidized bed gasifier [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2007,28(1):86 - 90. (in Chinese)

16 盖超,董玉平. 下吸式固定床生物质气化温度场和组分场分布特性[J]. 农业机械学报,2012,43(5):91 - 96. GAI Chao, DONG Yuping. Temperature distribution and gas composition of biomass gasification in downdraft fixed bed gasifier [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(5):91 - 96. (in Chinese)

17 姚宗路,孟海波,田宜水,等. 抗结渣生物质固体颗粒燃料燃烧器研究[J]. 农业机械学报,2010,41(11):89 - 93. YAO Zonglu, MENG Haibo, TIAN Yishui, et al. Design and experiment on anti-slagging biomass pellet fuel burner[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2010,41(11):89 - 93. (in Chinese)

18 谭力. 生物质燃烧过程中碱金属迁移及结渣特性的研究[D]. 北京:华北电力大学,2014.

19 黄芳. 秸秆燃烧过程中受热面沉积腐蚀问题研究[D]. 杭州:浙江大学,2012.

20 臧云浩,刘运权,王夺,等. 两级下吸式生物质气化炉气化性能的研究[J]. 可再生能源,2014,32(6):836 - 841. ZANG Yunhao, LIU Yunquan, WANG Duo, et al. Study on gasification performance of a two-stage downdraft gasifier[J]. Renewable Energy Resources,2014,32(6):836 - 841. (in Chinese)

21 潘贤齐,苏德仁,周肇秋,等. 生物质流化床气化中试试验研究[J]. 农业机械学报,2014,45(10):175 - 179. PAN Xianqi, SU Deren, ZHOU Zhaoqiu, et al. Experimental investigation of biomass gasification in a pilot-scale fluidized bed gasifier [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(10):175 - 179. (in Chinese)

22 孙立,张晓东. 生物质热解气化原理与技术[M]. 北京:化学工业出版社,2012.

23 初雷哲,范晓旭,肖琦,等. 双循环流化床生物质解耦气化实验[J]. 农业机械学报,2010,41(增刊):117 - 120. CHU Leizhe, FAN Xiaoxu, XIAO Qi, et al. Dual fluidized bed biomass decoupled gasification experiments [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2010,41(Supp.):117 - 120. (in Chinese)

24 赖喜锐,周肇秋,刘华财,等. 生物质灰烧结熔融规律实验研究[J]. 农业机械学报,2016,47(3):158 - 166. LAI Xirui, ZHOU Zhaoqiu, LIU Huacai, et al. Experiment study of biomass ash sintering and melting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(3):158 - 166. (in Chinese)

25 姚宗路,吴同杰,赵立欣,等. 生物质固定燃烧源烟气稀释采样装置设计与试验[J]. 农业机械学报,2016,47(3):174 - 178. YAO Zonglu, WU Tongjie, ZHAO Lixin, et al. Design and experiment of flue gas dilution sampler for biomass fixed combustion source[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(3):174 - 178. (in Chinese)

26 姚锡文,许开立,徐晓虎. 灰化温度对生物质灰特性与沾污结渣的影响[J]. 农业机械学报,2016,47(1):182 - 189. YAO Xiwen, XU Kaili, XU Xiaohu. Influence of ashing temperature on slagging and fouling characteristics of biomass ash[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(1):182 - 189. (in Chinese)