

文章编号:1004-9037(2013)03-0289-05

基于主动轮廓模型的玉米种子高光谱图像分类

黄 敏 朱 晓 朱启兵 冯朝丽

(江南大学轻工过程先进控制教育部重点实验室,无锡,214122)

摘要:提出将主动轮廓模型(Active contour model, ACM)应用于玉米种子的高光谱图像分割中。首先,通过高光谱成像系统获取9个品种共432粒玉米种子的高光谱反射图像,利用基于主动轮廓模型的图像分割法对玉米种子高光谱图像提取目标区域轮廓,得到单波段下每粒玉米种子12个形状特征参数,然后通过主成分分析法(Principal component analysis, PCA)对特征数据降维,结合波段间的相关性选出12个最优波段,最后利用误差反向传播(Back propagation, BP)神经网络模型进行建模分类,与传统的阈值分割法相比,取得了更好的分类效果。研究结果为高光谱图像目标轮廓提取提供了一种新方法。

关键词:高光谱图像;玉米种子;图像分割;主动轮廓模型

中图分类号:TP391.4; S513 **文献标志码:**A

Hyperspectral Image Classification of Maize Seeds Based on Active Contour Model

Huang Min, Zhu Xiao, Zhu Qibing, Feng Zhaoli

(Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry Ministry of Education,
Jiangnan University, Wuxi, 214122, China)

Abstract: Active contour model (ACM) is proposed for hyperspectral image segmentation and classification of maize seeds. Hyperspectral images of 432 maize seeds including nine varieties are acquired using hyperspectral imaging system. Then, the target region contours of maize seeds are extracted by active contour model for each wavelengths of hyperspectral images. Twelve morphologic feature parameters are extracted for each tested sample, and the dimension of data is reduced by principal component analysis (PCA) algorithm. Finally, classification model is developed using back propagation (BP) neural network coupled with the selected 12 optimal wavelengths according to the correlation of each wavelength. Compared with the traditional threshold segmentation method, active contour model achieve better classification accuracy. Simulation results indicate that the proposed method can provide a new approach for contour extraction of hyperspectral image.

Key words: hyperspectral image; maize seed; image segmentation; active contour model

引 言

玉米是中国最重要的农作物之一,近年来,玉米在食品、饲料等行业受到越来越高的关注度。随着杂交技术的进一步发展,玉米的杂交品种得到普遍推广,与此同时,假种子造成的坑农害农事件也频频发生。因此,玉米种子的纯度识别是中国农业

生产领域的重要问题之一。

现阶段,基于机器视觉的检测技术在玉米种子的纯度识别上有较为广泛的应用^[1-3],但是传统的机器视觉技术只能获得种子可见光的形态学特征信息,随着种子品种数目增多,种子特征的交叠现象就越严重,导致特征的可区分性变差,从而影响识别效果。高光谱图像技术是近年来出现的集成光谱技术和图像技术的无损检测新方法,高光谱图

基金项目:国家自然科学基金(61271384,61275155)资助项目;江苏省自然科学基金(BK2011148)资助项目;中国博士后基金(2011M500851)资助项目。

收稿日期:2012-04-06; **修订日期:**2012-05-28

像具有的波段数量多、数据信息量较大,所包含各品种的有效特征信息更多。但是,高光谱图像中的部分波段受到光源功率、CCD 量子效率等综合因素的影响,图像的噪声较大,导致玉米种子的轮廓边界较模糊,传统的阈值图像分割法抗噪性能低,难以准确提取玉米种子的轮廓。

基于主动轮廓模型的图像分割法具有对光照和噪声不敏感的优势,对于弱边界、多目标等复杂图像具有较好的分割效果^[4]。近年来,越来越多地应用到医学图像分割中^[5-7],该模型主要利用曲线演化和水平集方法^[8],把二维的演化曲线表示成三维的水平集函数,水平集函数在演化方程的控制下,直到演化曲线到达目标边界为止。

本文采用基于主动轮廓模型的图像分割法,对高光谱图像中的玉米种子进行轮廓提取,并对提取出的形状特征参数进行归一化,利用主成分分析法(Principal component analysis, PCA)对形状特征参数降维,同时,为了更好地实现种子的在线检测,利用各波段间的相关性提取出 12 个最优波段,利用误差反向传播(Back propagation, BP)神经网络模型对数据样本进行分类,并与传统的阈值分割法作比较,取得了较好的分类效果。

1 实验材料和方法

1.1 玉米样本

实验中共使用玉米种子样本 432 个,每个品种的样本各 48 个,包括香甜一号、黄妃、高品乐、黄糯一号、超甜 2008、绿色超人、黄金糯玉米、早鲜金甜香糯、金糯玉米共 9 个不同的品种。所有的样本分别由不同的种子公司提供。

1.2 高光谱图像的采集

高光谱图像的采集系统主要由光谱范围为 400~1 000 nm、狭缝宽度为 25 μm 的图像光谱仪(1003A-10140 Hyperspec™ VNIR C-Series, Headwall Photonics Inc., USA), CCD (pixelfly qe IC * 285AL, Cooke, USA), 150 W 的光纤卤素灯(150 W EKE, 3 250 K, Techniquip, USA), 样本输送平台和计算机等部件组成见图 1。

系统的光谱分辨率为 1.29 nm,采集光谱图像的波段间隔为 0.64 nm,实验过程中,所有高光谱图像的像素都进行倍数为 10 的合并操作,波段间隔为 6.4 nm,空间分辨率为 0.15 mm。经过调试,得到了最佳的图像采集参数:曝光时间 350 ms,物距为 25 cm,光源功率为 60 W。

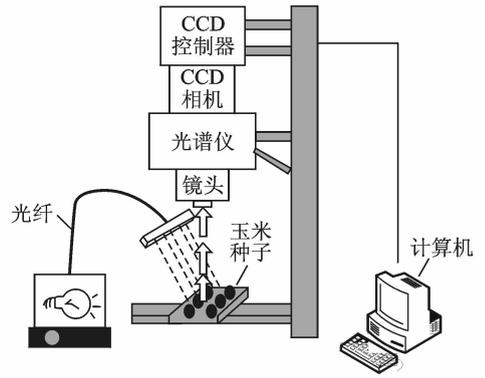


图 1 高光谱成像系统

为了降低光源的变化对图像造成的影响,本实验每采集 15 幅高光谱图像分别作一次白板标定图像和全黑标定图像的采集。

2 数据分析

2.1 数据预处理

利用实验过程中采集的白板标定图像和全黑标定图像,按照式(1)对图像进行校正。

$$R = \frac{R_{\text{sample}} - R_{\text{dark}}}{R_{\text{reference}} - R_{\text{dark}}} \quad (1)$$

式中: R 为校正后的玉米高光谱图像; R_{sample} 为样本图像; $R_{\text{reference}}$ 为白板标定图像; R_{dark} 为全黑标定图像。

对校正后的高光谱图像,利用 ENVI 图像处理软件选取每粒玉米种子样本表面 2 000 个像素的区域,计算出各类玉米种子的平均相对反射率,见图 2。

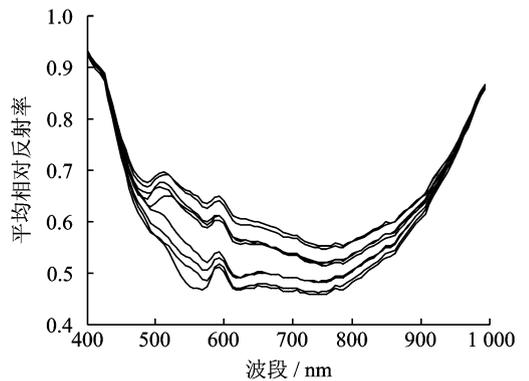


图 2 9 类玉米种子的平均相对反射率

由图 2 分析可知,9 类玉米种子的平均相对反射率在 492.7~956.5 nm 波长范围内区别较大,而在 492.7 nm 以下和 956.5 nm 以上波段,9 类玉米种子的平均相对反射率较为接近,所得到的玉米种子高光谱图像反射和吸收强度相当,在后期的图像数据处理中无明显作用。因此,本实验选取 492.7~956.5 nm 范围内的高光谱图像数据进行

分析。

2.2 基于主动轮廓模型的图像分割法

利用基于主动轮廓模型结合水平集的方法^[9],提取多目标条件下的玉米种子轮廓图像,该模型的能量泛函形式为

$$E(C, c_1, c_2) = \mu L(C) + \nu S_1(C) + \lambda_1 \int_{C_{\text{inside}}} |I - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{C_{\text{outside}}} |I - c_2|^2 dx dy \quad (2)$$

式中: c_1 为目标区域灰度值; c_2 为背景区域的灰度值,每次曲线演化时, c_1 和 c_2 都要重新估计;参数 λ_1, λ_2 为正的权重系数; $\mu, \nu \geq 0$ 。

在轮廓曲线演化过程中,假设初始水平集函数 ϕ_0 是根据初始曲线 $C_0(x, y)$ 构造的内正外负的符号距离函数,长度项 $L(C)$ 和面积项 $S_1(C)$ 分别表示成

$$L(C) = \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy$$

$$S_1(C) = \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \quad (3)$$

式中: Ω 为原始图像 $I(x, y)$ 的定义域; $H(\phi)$ 为 Heaviside 函数; $\delta(\phi)$ 为 Dirac 函数。根据式(3),可将式(2)扩展为

$$E(C, c_1, c_2) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |I - c_1|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |I - c_2|^2 [1 - H(\phi)] dx dy \quad (4)$$

为了得到最小的能量泛函 $E(C, c_1, c_2)$,假设 $\phi(x, y)$ 不变,可以求出参数 c_1 和 c_2 的极小值。通过构造 Euler-Lagrange 方程,得出以函数 $\phi(x, y)$ 表示的偏微分方程,按照泰勒展开式 $\phi(t + \Delta t) = \phi(t) + \Delta t \cdot \frac{\partial \phi}{\partial t}$ 可表示为

$$\phi^{n+1} = \phi^n + \Delta t \cdot \delta_{\epsilon}(\phi^n) \cdot (\mu \cdot k(\phi^n) - \lambda_1 [I(x, y) - c_1(\phi^n)]^2 + \lambda_2 [I(x, y) - c_2(\phi^n)]^2) \quad (5)$$

每次曲线演化时,该模型通过对 c_1 和 c_2 的重新估计,代入方程进行不断的迭代,实现 ϕ 函数的更新。然后通过 ϕ 函数的零水平集函数,即可获得更新后的演化曲线,如此不断循环,直到演化曲线到达最终的目标边界,得到最终的分割结果。图 3 为黄金糯玉米在 930.7 nm 波段下轮廓分割的图像。

2.3 特征提取

本实验提取出周长、面积、离心率、长轴、短轴、

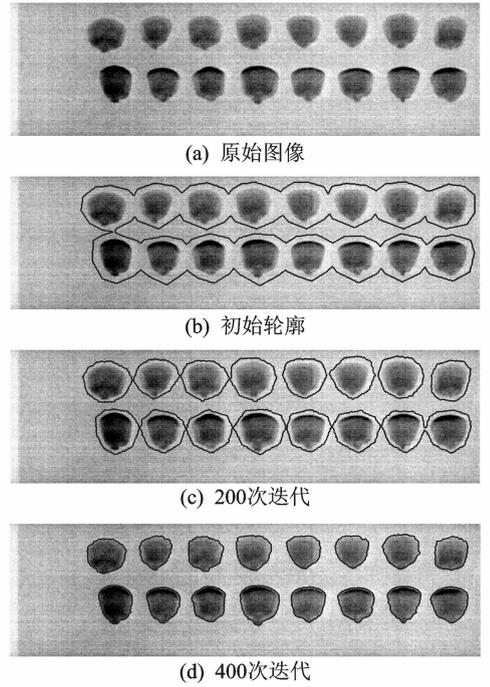


图 3 黄金糯玉米在 930.7 nm 波段下轮廓分割的结果

当量直径、长宽比、圆形度、离散度、矩形度、内切圆半径、紧凑度共 12 个形状特征信息^[10,11]。

其中,利用主动轮廓模型分割法提取 492.7~956.5 nm 共 73 个波段的图像轮廓,每粒玉米样本共有 12×73 个形状特征参数,73 表示波段个数。利用传统的阈值分割法在提取 492.7~563.6 nm 和 911.4~956.5 nm 波段时噪声较大,无法准确分割玉米种子的轮廓。因此,实验提取 563.6~911.4 nm 共 55 个波段的图像轮廓,每粒玉米共有 12×55 个形状特征参数,55 表示波段个数。

3 结果与讨论

3.1 全波段 BP 神经网络建模分类

首先,将两种图像分割法所得到的特征参数均作归一化处理,对不同种类的玉米种子样本,每个品种选取 36 个玉米种子样本作为分类器的训练样本集,剩下的 12 个玉米种子样本作为分类器的测试样本集。

采用主成分分析法对形状特征参数进行数据压缩,主动轮廓模型分割法的特征参数前 16 个主成分变量累积贡献率达到 99.24%,阈值分割法的特征参数前 16 个主成分变量累积贡献率达到 99.69%,有效地保留了原始变量的特征信息。最后,将经过 PCA 处理后的训练样本数据和测试样本数据输入 BP 神经网络中进行分类识别。

建立 BP 神经网络模型时,把前 16 个主成分

作为 BP 神经网络的输入变量,输出变量为输入变量所对应的 9 个样本品种,建立 16-30-9 的三层 BP 神经网络模型,隐含层使用正切 S 型函数,输出层采用对数 S 型函数,采用 trainrp 训练函数来训练网络,分类结果见表 1。

表 1 BP 神经网络对 9 类玉米种子的分类结果 %

玉米品种	阈值分割法		主动轮廓模型	
	训练	测试	训练	测试
超甜 2008	94.44	83.33	100.00	91.67
高品乐	100.00	100.00	100.00	91.67
黄妃	97.22	75.00	100.00	91.67
黄金糯	100.00	91.67	100.00	91.67
黄糯一号	100.00	100.00	100.00	100.00
金糯	100.00	91.67	100.00	100.00
绿色超人	97.22	83.33	100.00	100.00
香甜一号	88.89	75.00	100.00	91.67
早鲜金	97.22	83.33	100.00	91.67
平均率	97.22	87.04	100.00	94.44

由表 1 分析,利用主动轮廓模型分割法得到的特征参数所建立的 BP 神经网络模型,训练和测试平均正确识别率均优于传统阈值分割法的特征参数所建立的模型。表明利用主动轮廓模型分割法得到的特征参数为分类模型提供了更充足有效的特征,分类效果更加显著。

3.2 波段选择与 BP 神经网络建模分类

由于本实验提取出的波段数目较多,在线获取如此多的波段必将影响到玉米检测分类的实时性。因此,解决这一问题的途径是选择适合于玉米分类检测的最优波段并建立其分类模型。本文结合玉米样本的类间离散度、类内离散度以及波段间的相关性研究了玉米分类的最优波段选择问题。

类内离散度表达的是同一类样本到类内中心的距离,其值越小,说明同类样本相对越集中;类间离散度是不同类的类间中心距离,选择的波段应能使所有品种间的类间离散度尽可能大些,而类内离散度尽可能小^[12],即

$$\max_{\lambda} E_{\lambda} = \frac{W_{\lambda}}{S_{\lambda}} \quad (6)$$

式中: W_{λ} , S_{λ} 分别表示第 λ 个波段下的类间离散度和类内离散度; E_{λ} 越大,表明该波段所能代表的玉米品种特征区分有效性越大。 W_{λ} , S_{λ} 按照式(7,8)计算

$$W_{\lambda} = \sum_{i=1, k=1}^n \|c_i^{\lambda} - c_k^{\lambda}\| \quad (7)$$

$$S_{\lambda} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \|x_i^{\lambda, j} - c_i^{\lambda}\| \quad (8)$$

式中: $n=9$ 表示玉米品种个数; $m=36$ 表示每类品种的训练集样本个数; $x_i^{\lambda, j} \in \mathbf{R}^{12}$, 表示第 i 类品种

在第 λ 个波段下第 j 个样本($i=1, \dots, 9, j=1, \dots, 36$)的特征向量; $c_i^{\lambda} \in \mathbf{R}^{12}$ 表示第 i 类品种所有在第 λ 个波段下的均值特征向量。

选取最大值 E_{λ} 对应的波段为首先最优波段 λ_1 , 将第 λ 个波段下每类品种的均值特征向量 $c_i^{\lambda} \in \mathbf{R}^{12}$ ($i=1, \dots, 9$) 首尾相接, 得到反映类别信息的新

的特征向量 $T_{\lambda} = \begin{bmatrix} c_1^{\lambda} \\ c_2^{\lambda} \\ \vdots \\ c_9^{\lambda} \end{bmatrix}$ 。计算 T_{λ} 与 T_{λ_1} 的内积

$H_{\lambda} = T_{\lambda}^T \cdot T_{\lambda_1}$ 。 H_{λ} 反映了波段 λ 下的特征 T_{λ} 与已选波段 λ_1 的特征 T_{λ_1} 的相关性,若 H_{λ} 大,表示 T_{λ} 与 T_{λ_1} 的相似性较大,不利于分类。因此,应选择 H_{λ} 最小的波段为第 2 个最优波段,记为 λ_2 。再分别计算剩余的波段与 T_{λ_1} , T_{λ_2} 的内积和,选择内积和最小的波段,记为 λ_3 。以此类推,可获得选择后的最优波段排列 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots$ 。

利用上述方法选择出两种图像分割法所提出的所有波段中的各 15 个波段,依次对波段个数为 1, 2, \dots , 15 时的特征参数经过数据归一化和主成分分析后,主动轮廓模型分割法的特征参数建立 16-30-9 的三层 BP 神经网络进行建模,阈值分割法的特征参数建立 16-23-9 的三层 BP 神经网络进行建模,隐含层使用正切 S 型函数,输出层采用对数 S 型函数,采用 trainrp 训练函数来训练网络,训练结果见图 4。

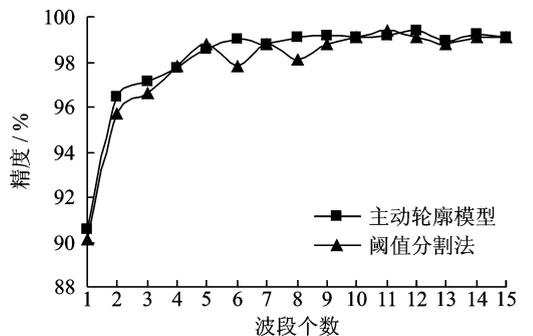


图 4 不同波段个数下的训练结果

由图 4 分析,主动轮廓模型的图像分割法中,通过 BP 神经网络建模的训练精度在 12 个波段个数时最高,达到 99.38%, 12 个最优波段依次为 917.9, 795.5, 756.8, 524.9, 685.9, 518.5, 801.9, 679.5, 847, 885.6, 602.2 和 782.6 nm。传统的阈值分割法中,通过 BP 神经网络建模的训练精度在 11 个波段个数时最高,达到 99.38%, 11 个最优波段依次为 885.6, 628, 789, 782.6, 582.8, 570, 763.3, 711.7, 866.3, 911.4 和 892.1 nm。

利用最优波段个数建立的 BP 神经网络模型,将每个品种剩下的 12 个玉米种子样本共 108 个样本输入模型进行验证,得到的分类结果见表 2。

表 2 BP 神经网络对最优波段选择后 9 类玉米种子的分类结果 %

玉米品种	阈值分割法		主动轮廓模型	
	训练	测试	训练	测试
超甜 2008	100.00	83.33	97.22	91.67
高品乐	100.00	100.00	100.00	91.67
黄妃	97.22	83.33	100.00	83.33
黄金糯	97.22	91.67	100.00	100.00
黄糯一号	97.22	91.67	100.00	100.00
金糯	100.00	91.67	100.00	100.00
绿色超人	97.22	83.33	100.00	100.00
香甜一号	100.00	83.33	97.22	91.67
早鲜金	100.00	91.67	100.00	91.67
平均率	98.77	88.89	99.38	94.44

由表 2 分析,主动轮廓模型分割法得到的特征参数在最优波段选择后所建立的 BP 神经网络模型的测试样本正确识别率较高,经过最优波段的提取后的特征参数与全波段下的特征参数具有相同的有效性,测试分类结果相同,而且运行时间明显减少。

4 结束语

本文针对传统的阈值图像分割法难以提取高光谱图像中部分波段的图像,利用基于主动轮廓模型的图像分割法对高光谱图像中的玉米种子进行轮廓分割,提取玉米种子的形状特征后,采用不同波段特征参数间的相关性进行波段选择,采用全波段和最优波段的特征参数,利用 BP 神经网络模型分别建立分类模型。与传统的阈值分割法相比,本文方法取得了更好的分类效果,为高光谱图像在玉米品种纯度检测上的应用提供了一种新的方法。

参考文献:

- [1] 闫小梅,刘双喜,张春庆,等. 基于颜色特征的玉米种子纯度识别[J]. 农业工程学报, 2010, 26(S1): 46-50.
Yan Xiaomei, Liu Shuangxi, Zhang Chunqing, et al. Purity identification of maize seed based on color characteristics[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(S1): 46-50.
- [2] 苏谦,邬文锦,王红武,等. 基于近红外光谱和仿生模式识别玉米品种快速鉴别方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(9): 2413-2416.
Su Qian, Wu Wenjin, Wang Hongwu, et al. Fast discrimination of varieties of corn based on near infrared spectra and biomimetic pattern recognition[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(9): 2413-2416.

- [3] 程洪,史智兴,么炜,等. 基于支持向量机的玉米品种识别[J]. 农业机械学报, 2009, 40(3): 180-183.
Cheng Hong, Shi Zhixing, Me Wei, et al. Corn breed recognition based on support vector machine[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 40(3): 180-183.
- [4] 危自福,毕笃彦,马时平. 一种改进的快速 C-V 水平集红外图像分割[J]. 数据采集与处理, 2010, 25(3): 347-352.
Wei Zifu, Bi Duyan, Ma Shiping. Improved fast C-V level set infrared image segmentation[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2010, 25(3): 347-352.
- [5] Sun Kaiqiong, Chen Zhen, Jiang Shaofeng. Local morphology fitting active contour for automatic vascular segmentation[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2012, 59(2): 464-473.
- [6] Kang D G, Suh D C, Ra J B. Three-dimensional blood vessel quantification via centerline deformation [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(3): 405-411.
- [7] Shang Yanfeng, Deklerck R, Nyssen E, et al. Vascular active contour for vessel tree segmentation[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(4): 1023-1032.
- [8] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed; algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation[J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1): 12-49.
- [9] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [10] 王玉亮. 基于机器视觉的玉米种子品种识别与检测研究[D]. 泰安: 山东农业大学机械与电子工程学院, 2008.
Wang Yuliang. Maize seed identification and detection based on the machine vision[D]. Tai'an: College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agriculture University, 2008.
- [11] 金飞剑. 基于机器视觉的杂草图像特征提取及识别研究[D]. 镇江: 江苏大学电气信息与工程学院, 2007.
Jin Feijian. Feature of weeds extraction and identification based on the machine vision[D]. Zhenjiang: School of Electronic and Information Engineering, Jiangsu University, 2007.
- [12] 曹玲玲,潘建寿. 基于 Fisher 判别分析的贝叶斯分类器[J]. 计算机工程, 2011, 37(10): 162-164.
Cao Lingling, Pan Jianshou. Bayesian classifier based on Fisher discriminant analysis[J]. Computer Engineering, 2011, 37(10): 162-164.

作者简介:黄敏(1974-),女,博士,副教授,研究方向:农产品无损检测, E-mail: huangmzqb@163.com; 朱晓(1988-),男,硕士研究生,研究方向:高光谱图像农产品无损检测;朱启兵(1973-),男,博士,副教授,研究方向:农产品无损检测;冯朝丽(1986-),女,硕士研究生,研究方向:高光谱图像农产品无损检测。