

文章编号: 0253-2239(2010)09-2602-06

# 基于高光谱成像技术的猪肉嫩度检测研究

陈全胜 张燕华 万新民 蔡健荣 赵杰文

(江苏大学食品与生物工程学院, 江苏 镇江 212013)

**摘要** 提出了基于高光谱成像技术的猪肉嫩度检测方法。利用高光谱成像系统获取 78 个猪肉样本在 400~1100 nm 范围的高光谱图像数据;通过主成分分析高光谱数据进行降维,从中优选出 3 幅特征图像,并从每幅特征图像中分别提取对比度、相关性、角二阶矩和一致性等 4 个基于灰度共生矩阵的纹理特征变量,这样每个样本共有 12 个特征变量,再通过主成分分析提取 6 个主成分变量,并参照剪切力方法测得的样本嫩度等级结果,利用神经网络方法构建猪肉嫩度等级判别模型。模型对校正集样本的回判率为 96.15%,预测集样本的判别率为 80.77%。研究表明高光谱图像技术可以用于猪肉嫩度等级水平的检测。

**关键词** 光谱学;高光谱成像;检测;嫩度

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/AOS20103009.2602

## Study on Detection of Pork Tenderness Using Hyperspectral Imaging Technique

Chen Quansheng Zhang Yanhua Wan Xinmin Cai Jianrong Zhao Jiewen

(School of Food and Biological Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China)

**Abstract** Detection of pork tenderness by hyperspectral imaging technique was proposed. First, hyperspectral images of 78 pork samples were captured by hyperspectral imaging system, and the spectral region is from 400 to 1100 nm. Dimension reduction was implemented on hyperspectral data by principal component analysis (PCA) to select 3 characteristic images. Next, 4 characteristic variables were extracted by texture analysis based on gray level co-occurrence matrix (GLCM), and they are contrast, correlation, angular second moment, and homogeneity, respectively, thus 12 characteristic variables in total for 3 characteristic images. PCA was conducted on 12 characteristic variables, and 6 principal component variables were extracted as the input of the discrimination model. The detection model of pork tenderness was constructed by artificial neural network (ANN), according to the reference results of pork tenderness by Warner-Bratzler method. Detection results of ANN model are 96.15% and 80.77% in calibration and prediction sets, respectively. This work shows that it is feasible to detect pork tenderness by hyperspectral imaging technique.

**Key words** spectroscopy; hyperspectral imaging; detection; tenderness

## 1 引 言

中国是猪肉生产和消费大国,猪肉嫩度是评价其品质质量的重要标准,它直接影响着肉的食用价值和商品价值。目前,对肉嫩度的评价方法主要有人工感官评定和理化检测两种方法<sup>[1]</sup>。人工感官评定由于存在主观因素的干扰,往往误差较大;理化检测方法目前主要依据国标 NY/T 1180-2006《肉嫩

度的测定——剪切力测定法》来评定肉嫩度大小,但该方法样本前期处理过程繁琐、测定时间长,属于破损检测。因此,寻求一种快速检测猪肉嫩度的方法,在猪肉制品的品质检测、工艺控制上具有重要意义。

近红外光谱和计算机视觉技术是肉嫩度检测最常用的两种无损检测技术。赵杰文等<sup>[2]</sup>利用近红外光谱技术对牛肉嫩度进行了检测,分别建立了偏最小

收稿日期: 2009-12-27; 收到修改稿日期: 2010-01-27

基金项目: 江苏省自然科学基金(BK2009216)和江苏大学高级人才启动基金(08JDG007)资助课题。

作者简介: 陈全胜(1973—),男,博士,副研究生,主要从事光谱及光谱图像处理方面的研究。

E-mail: chenjiang0518@yahoo.com.cn

二乘和多元线性回归的定量模型;孙永海等<sup>[2]</sup>利用计算机视觉技术对冷却牛肉嫩度进行了研究,并用线性回归方法分别建立了牛肉纹理特征量与肉嫩度等级间的数量关系。Bowling<sup>[3]</sup>和 Xia<sup>[4]</sup>利用近红外光谱对牛肉嫩度进行了预测;Zheng 等<sup>[5]</sup>利用计算机视觉技术结合纹理特征对牛肉嫩度进行了分类。

研究都是基于单一技术手段下完成的,由于猪肉的嫩度与其肌肉结构(结缔组织)和生物化学组成(肌原纤维的蛋白水解作用和细胞骨架蛋白)密切相关<sup>[6]</sup>。传统的计算机视觉技术能够检测得到描述肌肉结构的外部纹理特征信息,但无法获取猪肉样本中内部特征信息;反之,近红外光谱技术能够提供反映猪肉内部生物化学组成信息,但无法获取样本的外部特征信息。因此,单一的检测手段一般不足以全面地描述猪肉嫩度品质。高光谱图像集光谱信息和图像信息于一身,高光谱成像技术是光谱分析和图像处理在技术层面上的融合技术,兼有这两种技术的优势,在农产品检测中已有许多应用<sup>[7~10]</sup>。目的就是尝试利用高光谱图像技术评判猪肉的嫩度等级。

## 2 试验材料与方法

### 2.1 试验材料

试验所用猪肉为当天屠宰的取自不同猪身上的冷鲜梅花肉,购于雨润肉制品卖场。试验前根据标准 NY/T 1180-2006 对测试样本的要求共采集得样本 78 个。

### 2.2 高光谱采集方法

高光谱图像数据是基于光谱仪的高光谱图像系统采集得到的,该系统装置如图 1 所示,主要包括基于图像光谱仪的高光谱摄像机(ImSpector, V10E, Specim, 芬兰), 150 W 光纤卤素灯(Fiber-Lite DC950 Illuminator, DolanJenner Industries Inc, MA, 美国),移动平台输送装置(Zolix, SC30021A, 北京)和计算机等部件组成。

将猪肉样本平铺在底板的移动平台上进行数据采集。设定高光谱系统摄像机曝光时间为 50 ms,输送装置的速度为 1.25 mm/s。数据采集时,线阵的探测器在光学焦面的垂直方向作横向扫描,获取

条状空间中每个像素在各个波长处的光谱信息;随着样本的纵向前进,线阵探测器就完成了整个样本数据的采集。采用的高光谱摄像头的图像分辨率为 450 pixel×1280 pixel,光谱范围是 408~1117 nm,光谱采样间隔为 0.69 nm,采集得到 1024 个波长下的图像,最终得到一个大小为 450 pixel×1280 pixel×1024 pixel 的高光谱图像数据块,如图 2 所示。

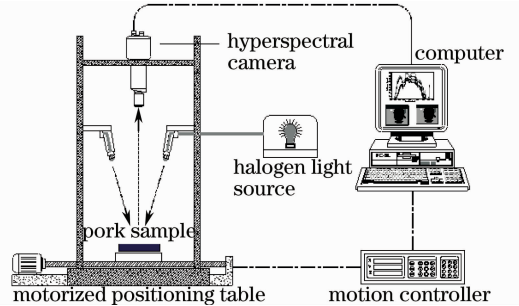


图 1 基于图像光谱仪的高光谱图像采集系统示意图

Fig. 1 Hyperspectral imaging system based on

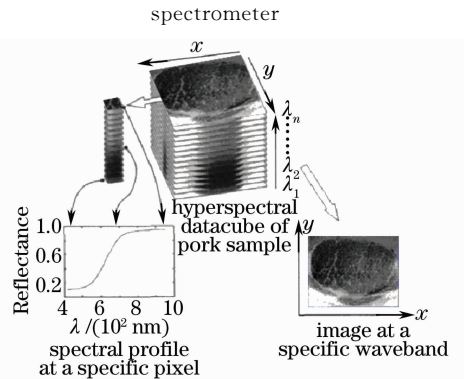


图 2 高光谱图像数据块示意图

Fig. 2 Hyperspectral image datacube

### 2.3 猪肉剪切力的测定及其嫩度划分标准

在高光谱图像采集后,按照 NY/T 1180-2006 标准,利用 TA-X12i 型质构仪(Stable Micro Systems Co., 英国)测定猪肉样本的剪切力大小,利用 Warner-Bratzler 刀具沿着垂直于样本中肌纤维方向进行剪切,测得刀具切割这一用力过程中的最大剪切力(峰值)作为该样本剪切力的测定值。样品测试完后选取其中的 52 个猪肉样本作为校正集建立模型,其余的 26 个作为预测集来验证模型的稳定性。表 1 列出了猪肉剪切力实测值的变化范围、平均值和标准偏差。

表 1 校正集和预测集中猪肉剪切力实测值的范围、平均值和标准偏差

Table 1 Reference measurements by Warner-Bratzler method in the calibration and prediction sets

Subsets	Sample number	Range/(9.8 N)	Mean/(9.8 N)	Standard deviation/(9.8 N)
Calibration set	52	2.5763~10.8434	5.5305	2.0543
Prediction set	26	2.7178~10.7736	5.5156	2.0377

由于目前还没有关于肉嫩度等级划分方面的标准,研究拟采用人工感官评判方法。由 10 位受过专门培训并积累了一定经验的评审人员对 78 个猪肉样本的柔软性、易碎性和可咽性进行打分,共 1~10 分,其中分数越低,表示越柔软,越容易嚼碎下咽(咀嚼后剩余的残渣越少),即该样本越嫩;反之,则该猪肉样本越老。最后取这三项的平均值作为该猪肉的最后评分。根据最后的评分进行样本的嫩度分级,共分成 1#, 2#, 3# 三级:1# 指嫩猪肉;2# 指较嫩的猪肉;3# 指老猪肉。依据感官评判和剪切力猪肉嫩度划分标准如表 2 所示。

表 2 猪肉嫩度等级划分标准

Table 2 Standard of pork tenderness grade

Tenderness grades	1#	2#	3#
Score by human sensory panel	1~4	5~7	8~10
Warner-Bratzler force / (9.8 N)	<5	5~8	>8

## 2.4 高光谱图像标定

由于光源的强度在各波段下分布不均匀以及摄像头中暗电流噪音的存在,造成在光源强度分布较弱的波段下所获得的图像含有较大的噪音。因此,需要对所获得的高光谱图像进行黑白标定<sup>[11]</sup>。在与样品采集相同的系统条件下,扫描标准白色校正板得到全白的标定图像  $W$ ,关闭相机镜头进行图像采集得到全黑的标定图像  $B$ ,然后按照(1)式对原始图像进行标定:

$$R_{\lambda} = \frac{I_{\lambda} - B_{\lambda}}{W_{\lambda} - B_{\lambda}} \quad (1)$$

所有高光谱图像数据的采集都是基于 Spectral Cube (Spectral Imaging Ltd., Finland) 软件平台;原始数据的处理是基于 ENVI V 4.3 (Research System, Inc., USA) 和 Matlab V 7.4 (Mathworks Co., USA) 软件平台。

## 3 结果与讨论

### 3.1 高光谱图像区域的选择

图 3 为高光谱图像不同区域在 408~1117 nm 范围内的光谱曲线,其中,曲线 A 为猪肉的光谱曲线,曲线 B 为图像背景光谱曲线。可以看出,在 600 nm 以下区域猪肉的光谱曲线与背景的光谱曲线接近,而 800 nm 以上,这些区域的光谱曲线存在明显噪音。因此,在后期的数据处理过程中,选取 600~800 nm 范围内的高光谱图像数据进行分析。

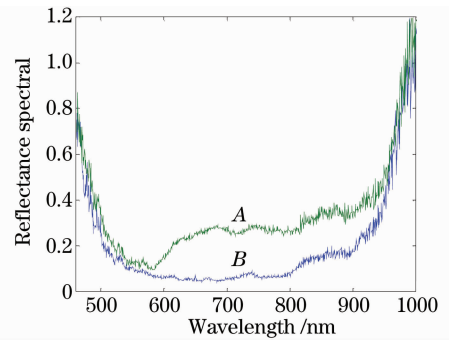


图 3 猪肉高光谱图像不同区域的光谱曲线  
Fig. 3 Spectral profile from the different regions in hyperspectral image of pork

### 3.2 特征波长图像的选择

试验通过 ENVI 对原始高光谱图像数据进行重采样,截取 600~800 nm 范围内的高光谱图像数据进行分析,得到一个  $550 \times 300 \times 293$  的三维数据块。该数据块由 293 张波长在 600~800 nm 范围内且大小为  $550 \text{ pixel} \times 300 \text{ pixel}$  的图像组成,它包含的数据量比二维图像和一维光谱的数据量都要大得多。数据量过大影响后期数据处理的速度,波段相邻的两幅图像之间又具有较强的相关性,造成高光谱图像数据中存在大量的冗余信息。因此,有必要对高光谱数据进行降维处理,以寻找最能表征猪肉样本嫩度品质指标的特征图像,以提高后期数据处理的速度,并去除数据中的冗余信息。

主成分分析(PCA)是沿着协方差最大的方向由高维数据空间向低维数据空间投影。PCA 得到的各个主成分向量之间互相独立,既可以实现降维,又能消除原始数据中的冗余信息。试验通过 PCA 来优选特征波长,根据方差贡献率的大小提取前面几个主成分图像,从中找到最能表征原始信息的主成分图像。每个主成分图像都是由原始数据中的各个波长下的图像经过线性组合而成的,通过比较线性组合中的权重系数,局部最大权重系数所对应波长下的图像为特征图像<sup>[10~12]</sup>。

图 4 为经过 PCA 后得到的前 3 个主成分图像 PC1, PC2 和 PC3。可以看出第一主成分图像(PC1)最能表征猪肉图像的原始信息,因此,根据 PC1 寻找特征波长图像。PC1 是由 293 个波段下的图像经过线性组合而成的,即

$$PC1 = \sum_{i=1}^{293} \alpha_i \lambda_i = a_1 \lambda_1 + a_2 \lambda_2 + \dots + a_{293} \lambda_{293} \quad (2)$$

在该线性组合中,权重系数越大,所对应波长下

的图像对 PC1 图像的贡献越大,通过比较这 293 个权重系数,搜索到 3 个局部最大权重系数,它们分别是  $\alpha_{83}$ 、 $\alpha_{133}$  和  $\alpha_{233}$ ,所对应的波长分别为 656,690 和

759 nm。因此,根据 PCA 优选出的 3 个特征图像如图 5 所示。

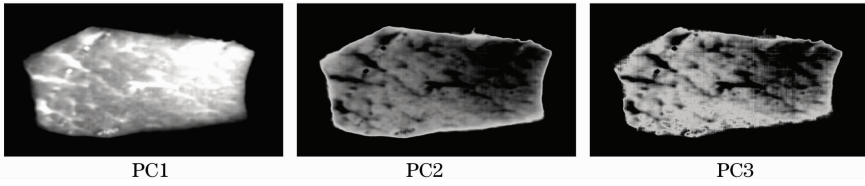


图 4 主成分分析得到的前 3 个主成分图像

Fig. 4 Top three principal component images obtained with principal component analysis

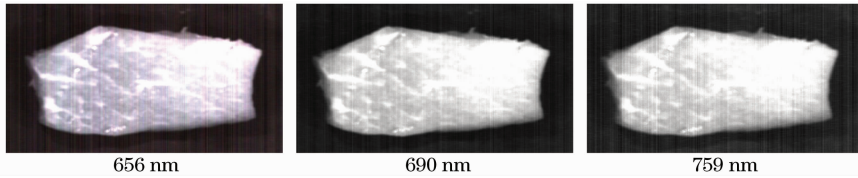


图 5 猪肉样本在 3 个特征波长下的图像

Fig. 5 Pork images at three characteristic wavelengths

### 3.3 猪肉图像的纹理特征提取

肌肉和脂肪在猪肉中的分布直接影响猪肉的嫩度,而该分部状况可以通过图像的纹理特征来描述。图像的纹理表现为图像像素灰度级或颜色的某种变化,在图像分类中得到广泛应用<sup>[13~15]</sup>。猪肉内部存在大量肌原纤维蛋白和细胞骨架蛋白,这些内部化学组成直接影响猪肉嫩度。由于肌原纤维蛋白和细胞骨架蛋白中含有大量基团(如含氢基团),这些基团的伸缩振动在可见光的长波区域和近红外区域都会产生吸收,另外光谱范围在 800 nm 以上,研究中的高光谱摄像机检测得到的数据就存在明显噪音信号,如图 3 所示。研究通过 PCA 方法优选出 656,690 和 759 nm 等 3 个特征波长,猪肉内部大量肌原纤维蛋白和细胞骨架蛋白在这三个波长下产生一定的吸收,这样三个特征波长所对应的猪肉图像有一定的灰度变化。因此,研究采用基于灰度共生矩阵方法来提取猪肉图像的纹理特征,提取三个特征波长下的纹理特征作为特征变量:

(contrast)、相关性(correlation)、角二阶矩(angular second moment)和一致性(homogeneity)等 4 个基于灰度共生矩阵的纹理特征变量。灰度共生矩阵与其生成方向  $\theta$ 、生成步长  $d$  和图像灰度级  $g$  有关<sup>[15]</sup>。由于 256 级灰度能保持图像最大的信息量,所以这里没有对图像的灰度级进行压缩,即仍采用 256 级灰度,以提高特征参数的保真度;生成步长  $d$  较大时,会有大量像素点不参与灰度共生矩阵的生成,造成大量信息丢失,研究选用默认值 1;猪肉样本的图像纹理并不受方向的影响,因此研究仅选取  $\theta=0$  计算灰度共生矩阵,在三个特征波长下分别提取这四个特征参数,一共得到 12 个纹理变量。试验选取  $3 \times 3$  的模板,每个样本生成的 12 个纹理特征变量图像如图 6 中所示。

$$Y_{CON} = \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j), \quad (3)$$

$$Y_{COR} = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}, \quad (4)$$

$$Y_{ASM} = \sum_{i,j} p(i, j)^2, \quad (5)$$

$$Y_{HOM} = \sum_{i,j} \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|}. \quad (6)$$

在提取灰度共生矩阵前,首先沿着图像中心附近截取 150 pixel  $\times$  400 pixel 的感兴趣区域(ROI)如图 6 第一行,然后按照(3)~(6)式分别提取对比度

	656 nm	690 nm	759 nm
ROI			
$Y_{HOM}$			
$Y_{CON}$			
$Y_{ASM}$			
$Y_{COR}$			

图 6 猪肉样本感兴趣区域(ROI)及其四个灰度共生矩阵图像

Fig. 6 Region of interest (ROI) of pork sample and four GLCM images

### 3.4 模型建立与结果

试验利用校正集中 52 个已知样本通过 3 层的反向传播人工神经网络(BP-ANN)来构建猪肉嫩度等级标准判别模型,模型建立好以后,再利用预测集中 26 个样本来验证模型的可靠性。模型预测结果与该样本的嫩度等级标准值(通过剪切力方法检测的结果)相比较来衡量模型的性能。以校正集和预测集中模型的识别率作为指标来优化相应的模型参数。在构建 BP-ANN 模型过程时,需对模型中的相关参数进行优化,研究通过优化得到相关参数如下:隐含层神经元个数为 8,传递函数为双曲正切函数(tanh),学习速率为 0.1,动量因子为 0.1,初始权重为 0.3,训练迭代为 1000 次。

每个样本有 12 个纹理特征变量,分别从 3 个特征波长图像中提取的,它们之间存在一定的相关性。所以在模型建立之前,有必要对它们进行主成分分析,提取主成分因子构成 BP-ANN 模型的输入。模型在训练过程中,主成分因子数的多少会影响到模型的精度和稳定性,主成分因子数过少,信息损失过大,将会影响到模型的精度,但是主成分因子数过大,又会引入过多的冗余信息,势必增加模型的复杂度,影响模型的稳健性。因此,在模型建立过程中有必要对主成分因子数进行优化。试验以 BP-ANN 模型在校正集和预测集中的识别率为指标来优化主成分因子数,优化的结果如图 7 所示,从图 7 可看出,开始时随着主成分因子数的增加,校正集和预测

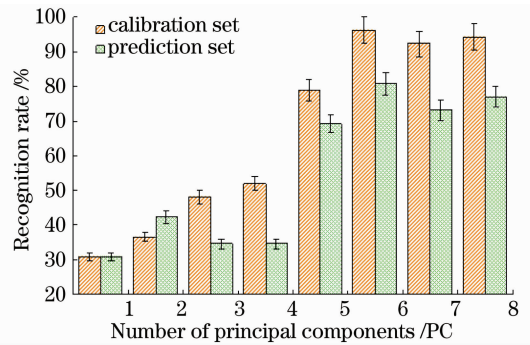


图 7 不同主成分因子数下的校正和预测时的识别结果

Fig. 7 Recognition results in the calibration and prediction sets with different number of PC

集中的识别率总体上呈现上升趋势,当主成分因子数达到 6 以后,模型的校正集和预测集识别率都变化不大,并且有略微下降,此时,前 6 个主成分的累积方差贡献率已经超过了 99%,基本上已经能全部放映原始数据信息。如继续增加主成分因子,带来的几乎都是冗余信息,增加模型复杂度,降低模型稳定性,致使模型的识别率有略微下降。

模型对校正集和预测集中的识别结果如表 3 所示,从表 3 中可见,发生误判的样本主要集中在两个相邻的级别之间,因为试验中样本嫩度等级标准是根据剪切力大小由人工感官评判来划分的,在两个相邻的等级之间,它们的品质指标往往十分相近。所以这些样本在识别过程中往往会产生一定的误差。

表 3 校正集和预测集中猪肉嫩度等级的判别结果

Table 3 Recognition results of pork tenderness in the calibration and prediction sets

Subset	Grade	Sample number	Recognition results			Total recognition ratio
			1 #	2 #	3 #	
Calibration set	1 #	15	15	0	0	96.15%
	2 #	16	0	15	1	
	3 #	21	0	1	20	
Prediction set	1 #	7	6	1	0	80.77%
	2 #	8	1	6	1	
	3 #	11	1	1	9	

## 4 结 论

研究尝试利用高光谱成像技术检测猪肉的嫩度等级。通过对猪肉高光谱数据进行主成分分析优选 3 个特征波长图像,并从每个特征波长图像中提取 4 个基于灰度共生矩阵的纹理特征变量,共 12 个特征变量,最后再对这 12 个变量进行主成分分析,提取 6 个主成分因子数构建基于 BP-ANN 的猪肉嫩度评判模型。模型校正和预测时的识别率分别为

96.15%和 80.77%。研究表明,利用高光谱成像技术检测猪肉嫩度等级是可行的。

### 参 考 文 献

- 1 J. W. Zhao, J. M. Zhai, M. H. Liu *et al.*. The determination of beef tenderness using near infrared spectroscopy [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, **26**(4): 640~642
- 2 赵杰文, 翟剑妹, 刘木华等. 牛肉嫩度的近红外光谱法检测技术研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2006, **26**(4): 640~642
- 3 Y. H. Sun, J. C. Xianyu, J. Shi. Analysis method of

- tenderness of chilled beef based on computer vision [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2003, **34**(5): 102~105
- 孙永海, 鲜于建川, 石 晶. 基于计算机视觉的冷却牛肉嫩度分析方法[J]. *农业机械学报*, 2003, **34**(5): 102~105
- 3 M. B. Bowling, D. J. Vote, K. E. Belk *et al.*. Using reflectance spectroscopy to predict beef tenderness [J]. *Meat Science*, 2009, **82**(1): 1~5
- 4 J. J. Xia, E. P. Berg, J. W. Lee *et al.*. Characterizing beef muscles with optical scattering and absorption coefficients in VIS-NIR region[J]. *Meat Science*, 2007, **75**(1): 78~83
- 5 C. Zheng, D. W. Sun, L. Zheng. Classification of tenderness of large cooked beef joints using wavelet and Gabor textural features [J]. *Transactions of the ASAE*, 2006, **49**(5): 1447~1454
- 6 M. Koohmaraie. Muscle proteinases and meat aging [J]. *Meat Science*, 1994, **36**(1-2): 93~104
- 7 Chen Quansheng, Zhao Jiewen, Cai Jianrong *et al.*. Estimation of tea quality level using hyperspectral imaging technology [J]. *Acta Optica Sinica*. 2008, **28**(4): 669~674
- 陈全胜, 赵杰文, 蔡健荣等. 利用高光谱图像技术评判茶叶的质量等级[J]. *光学学报*, 2008, **28**(4): 669~674
- 8 J. W. Qin, R. F. Lu. Measurement of the optical properties of fruits and vegetables using spatially resolved hyperspectral diffuse reflectance imaging technique [J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2008, **49**(3): 355~365
- 9 G. Elmasry, N. Wang, A. Elsayed *et al.*. Hyperspectral imaging for nondestructive determination of some quality attributes for strawberry [J]. *Journal of Food Engineering*, 2007, **81**(1): 98~107
- 10 J. W. Zhao, J. H. Liu, Q. S. Chen *et al.*. Detecting subtle bruise on fruits with hyperspectral imaging [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2008, **39**(1): 106~109
- 赵杰文, 刘剑华, 陈全胜等. 利用高光谱图像技术检测水果轻微损伤[J]. *农业机械学报*, 2008, **39**(1): 106~109
- 11 G. Polder, G. W. A. M. Van Der Heijden, L. C. P. Keizer *et al.*. Calibration and characterization of imaging spectrographs [J]. *Near Infrared Spectroscopy*, 2003, **11**(3): 193~210
- 12 Xun Lina, Fang Yonghua, Li Xin. A small target detection approach based on endmember extraction in hyperspectral image [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(7): 1178~1182
- 寻丽娜, 方勇华, 李 新. 高光谱图像中基于端元提取的小目标检测算法[J]. *光学学报*, 2007, **27**(7): 1178~1182
- 13 Li Na, Zhao Huijie, Jia Guorui *et al.*. Anomaly detection based on extended mathematical morphology for hyperspectral imagery [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(8): 1480~1484
- 李 娜, 赵慧洁, 贾国瑞等. 基于扩展数学形态学的高光谱图像异常检测[J]. *光学学报*, 2008, **28**(8): 1480~1484
- 14 Luo Qin, Tian Zheng, Zhao Zhixiang. Shrinkage-divergence-proximity locally linear embedding algorithm for dimensionality reduction of hyperspectral image [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2008, **6**(8): 558~560
- 15 H. Bo, F. L. Ma, L. C. Jiao. Research on computation of GLCM of image texture [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, **34**(1): 155~158
- 薄 华, 马缚龙, 焦李成. 图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析[J]. *电子学报*, 2006, **34**(1): 155~158