

高光谱成像技术检测鸡肉中挥发性盐基氮含量

赵杰文¹ 惠喆¹ 黄林^{1,2} 张燕华¹ 陈全胜^{1*}

(¹ 江苏大学食品与生物工程学院, 江苏 镇江 212013; ² 江西农业大学生物科学与工程学院, 江西 南昌 330045)

摘要 挥发性盐基氮(TVB-N)含量是评价肉制品新鲜度的重要指标。尝试采用遗传联合区间偏最小二乘(GA-Si-PLS)从高光谱数据之光谱信息中筛选出最优波长。再提取各波长所对应的灰度图像的纹理特征,纹理特征变量经主成分优化后,作为输入层,运用反向传播神经网络(BP-ANN)构建鸡肉的TVB-N含量的定量模型。实验表明,模型对训练集和预测集的均方根误差分别6.61和9.84,相关系数分别为0.9054和0.8030。研究表明可以利用高光谱中的图像信息对鸡肉TVB-N含量进行快速无损检测。

关键词 光谱学; 高光谱成像; 检测; 遗传联合区间偏最小二乘; 挥发性盐基氮; 遗传算法; 反向传播神经网络
中图分类号 O433.1 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/LOP50.073003

Quantitative Detection of TVB-N Content in Chicken Meat with Hyperspectral Imaging Technology

Zhao Jiewen¹ Hui Zhe¹ Huang Lin^{1,2} Zhang Yanhua¹ Chen Quansheng¹

¹ School of Food and Biological Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China
² College of Biological Science and Technology, Jiangxi Agricultural University, Nanchang, Jiangxi 330045, China

Abstract Total volatile basic nitrogen (TVB-N) content is an important index in evaluating the chicken's freshness. We attempt to use synergy interval partial least square coupled with genetic algorithm to select the best wavelengths. Texture features of gray images of the corresponding wavelengths are extracted. Principal component analysis (PCA) is implemented on these feature variables from image information. We take the best principal component factor numbers as the input layer. And a prediction model of the TVB-N content is developed by the back-propagation artificial neural network (BP-ANN). The results of the model are achieved as root-mean-square error (RMSE) of 6.61 and 9.84, and correlation coefficient r of 0.9054 and 0.8030 in training and prediction sets, respectively. This work demonstrates that hyperspectral imaging technique is a valid means for quick and nondestructive detection of TVB-N content in chicken.

Key words spectroscopy; hyperspectral imaging; detection; genetic synergy interval partical least square; total volatile basic nitrogen; genetic algorithm; back-propagation artificial neural network

OCIS codes 300.6170; 100.4996; 110.4234; 120.4630

1 引言

鸡肉因蛋白质含量丰富、脂肪含量较低,正逐步受到国内消费者的青睐,因此近年来我国肉鸡产业发展势头迅猛^[1]。随着生活品质的提升,消费者对鸡肉新鲜度的要求也越来越高。挥发性盐基氮(TVB-N)的含量是判断肉品新鲜度的关键指标^[2]。但其化学测定步骤烦琐,耗时费力,且对样本具有破坏性。寻求一种快速无损检测鸡肉新鲜度的方法对保障鸡肉品质安全、维护人体健康具有重要意义^[3]。

目前,国内外采用高光谱成像技术对农畜产品的众多化学指标进行定量定性研究^[4-5]已有相关报道,如

收稿日期: 2013-03-07; 收到修改稿日期: 2013-04-10; 网络出版日期: 2013-06-06

基金项目: 国家自然科学基金(31271875)、江苏省普通高校研究生科研创新计划(CXLX11_0603)

作者简介: 赵杰文(1945—),男,教授,博士生导师,主要从事食品与农产品无损检测等方面的研究。

E-mail: huizhe676@126.com

* 通信联系人。E-mail: qschen@usj.edu.cn

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网 www.opticsjournal.net

Kamruzzaman 等^[6]采用近红外波段(900~1700 nm)的高光谱设备检测羊肉的水分、脂肪与蛋白质,对应的预测决定系数(R^2)分别为 0.88、0.88、0.63。张雷蕾等^[7]利用可见近红外波段(400~1000 nm)的高光谱成像设备检测猪肉的 TVB-N 和 pH 值,其决定系数分别为 0.81、0.62。这些研究均取得了较好的预测效果,但都只提取高光谱图像数据中的光谱信息对各理化指标进行预测。尽管预测能力较高,然而与近红外光谱技术^[8-11]的研究思路如出一辙,未能充分应用高光谱“图谱合一”的优点。本文的研究思路是采用合适的算法在光谱信息中筛选出与指标实测值显著相关的若干特征波长,通过提取特征波长图像的特征变量实现对待测样本的预测。并根据筛选出的特征波长,进一步设计基于滤光片的多光谱系统,实现鸡肉生产、加工过程中的无损在线检测。

特征波长的筛选是实现这一目标的关键。目前常用的波长筛选方法是对光谱信息进行主成分分析(PCA),根据各主成分下各波段的权重系数高低进行筛选^[12]。该方法仅仅是一个简单的数据压缩,与待测对象缺乏联系,具有盲目性,易丢失重要信息。本文受遗传联合区间偏最小二乘(GA-Si-PLS)应用于近红外特征波长提取的启发^[11,13],尝试采用 GA-Si-PLS 来筛选高光谱数据块中光谱信息的特征波长。遗传算法(GA)最大优势在于其智能化的搜索能力,能与待测对象取得很好的联系,筛选出与待测值显著相关的变量。而 GA-Si-PLS 实际上就是 GA 和联合区间偏最小二乘法(Si-PLS)的结合。首先通过 Si-PLS 筛选几个特征波长区域,然后通过 GA 在这些特征波长区域内筛选变量。这样就缩小了搜索的范围,减少了搜索的盲目性,提高了筛选的效率。该方法虽已应用于近红外光谱的定量研究中,但还未见报道将之用于筛选高光谱的特征波长。新鲜鸡肉表面的纹理清晰有序,而随着贮藏时间的增加,纹理会逐渐紊乱、模糊。基于上述两个条件,本文尝试采用 GA-Si-PLS 来筛选特征波长,再对特征波长下的灰度图像进行统计矩等纹理特征值的提取,以此来预测鸡肉的新鲜度。

2 实验材料与方法

2.1 试样的准备

实验所用的鸡肉均为购于江苏镇江大润发超市肉制品专柜的鸡胸脯肉。运回实验室后立即在超净工作台中切割成 72 块,每块大小约为 4 cm×4 cm×1 cm,分别放于样品袋中,置于 4 °C 冰箱保存。于第 1、3、5、7、9 天相同时间各取 14 或 15 块肉样进行高光谱图像采集和 TVB-N 含量的测定。

2.2 高光谱成像系统

本实验利用如图 1 所示的系统采集鸡肉样本的高光谱图像数据。该系统主要包括基于图像光谱仪的高光谱摄像机(ImSpector, V10EB1610, 芬兰)、电控移动平台(Zolix, SC30021A, 北京)、150 W 光纤卤素灯(Fiber-Lite DC950 Illuminator, DolanJenner Industries Inc., MA, 美国)和计算机等部件。高光谱仪覆盖的波长范围是 430~960 nm,其间共 618 个波段,光谱间隔为 0.858 nm,分辨率为 2.73 nm。摄像机选取 618 pixel×1628 pixel 的分辨率。所以,一个鸡肉样本扫描完成后即可得到一个 618 pixel×1628 pixel×618 的三维数据块^[14]。

2.3 图像采集与标定

每次取一个鸡肉样本平铺在移动平台上采集数据。采集肉样图像前,先将高光谱成像系统打开预热 30 min,以防出现基线漂移。为获得更为清晰真实的图像,通过调试比较,确定高光谱摄像机的曝光时间为 25 ms,移动平台速度为 1.25 mm/s。数据采集时,样本随移动平台纵向移动,高光谱摄像机则沿样本运动的垂直方向同时进行光谱和图像扫描及储存。当整个鸡肉样本完全通过高光谱摄像机扫描区域后,便可得到完整的高光谱图像。采集得到的图像块既包含每个像素的光谱信息也具有特定波长下的图像信息。

数据采集完成后,为消除暗电流噪声,需要对高光谱图像做黑白标定^[15]:

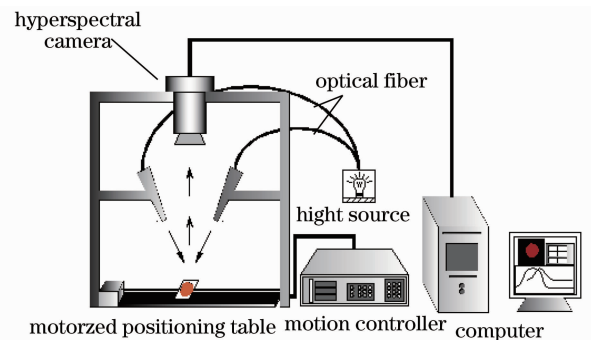


图 1 高光谱成像系统图

Fig. 1 Hyperspectral imaging system

$$R_{\lambda} = \frac{I_{\lambda} - B_{\lambda}}{W_{\lambda} - B_{\lambda}},$$

式中 I_{λ} 为采集得到的原始图像, W_{λ} 为全白标定图像, B_{λ} 为全黑标定图像, R_{λ} 为标定后的图像。

所有高光谱图像数据都是通过 SpectralCube (ImSpector, 芬兰) 软件采集的; 数据处理用 ENVI4.7 (Research System Inc., 美国) 和 Matlab R2009b (Mathworks Co., 美国) 软件完成。

2.4 鸡肉 TVB-N 的测定

肉样采集完高光谱图像数据后, 按照 GB/T 5009.44—2003 中的半微量定氮法进行 TVB-N 含量的测定。在测定过程中, 为保证环境因素在本实验中影响的一致性, 实验前分别称取剪碎后的肉样 10.0 g (± 0.1 g) 于称有 100 mL 蒸馏水的锥形瓶中, 在 190 r/min 转速的摇床下摇晃 30 min 后过滤, 滤液保存至冰箱中待测。

2.5 肉样 TVB-N 含量化学测定结果分析

图 2 表示分别在第 1、3、5、7、9 天测定的 14 或 15 个鸡肉样本的 TVB-N 值。由 GB 2707—2005 可知, 鲜肉 TVB-N 值必须在 15 mg/100 g 以下。由此得出, 第 1 天的鸡肉符合鲜肉标准, 第 3 天的鸡肉多数为次新鲜, 第 5、7、9 天的鸡肉已不符合鲜肉要求。

全部的 72 个样本被划分成训练集和预测集两部分, 选取其中的 48 个作为训练集, 剩下的 24 个作为预测集, 对训练集和预测集的 TVB-N 进行了统计。表 1 分别列出了 TVB-N 实测值的范围、平均值及标准差。

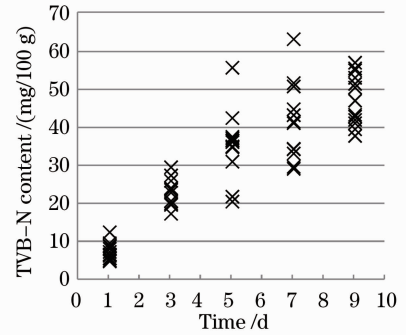


图 2 鸡肉 TVB-N 含量随贮藏天数的变化

Fig. 2 Change of TVB-N content of chicken with time

表 1 训练集和预测集中鸡肉 TVB-N 实测值

Table 1 Measured values of TVB-N content of chicken in training and prediction sets

Sample set	Number of samples	Range / (mg/100 g)	Mean value / (mg/100 g)	Standard deviation / (mg/100 g)
Training	48	5.04~63.27	30.83	15.92
Prediction	24	5.29~57.12	30.89	15.96

2.6 特征波长的筛选

2.6.1 光谱预处理

提取鸡肉样本时, 避开高光谱图像 50 pixel \times 50 pixel 选定区域的平均原始光谱如图 3(a) 所示, 由于环境、高光谱仪器所带来的噪声以及鸡肉样本表面的不均匀性, 导致所采集的光谱数据中夹杂一些无关信息, 若以此数据建立模型, 势必降低模型的预测能力。因此需要对原始光谱数据进行一些数学变换, 以减少噪声。本研究采用多元散射校正 (MSC) 先对原始光谱进行预处理。预处理后的光谱如图 3 所示, 可以看出有

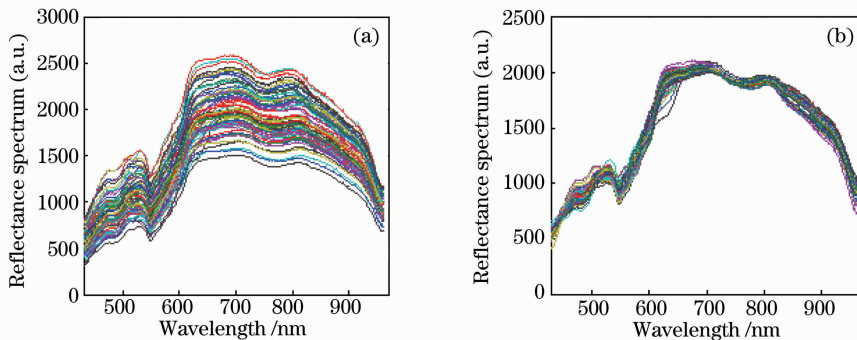


图 3 鸡肉样本的光谱图。(a) 鸡肉样本的原始光谱; (b) MSC 预处理后的光谱

Fig. 3 Spectra profiles in hyperspectral images of chicken samples. (a) Original spectra of chicken samples; (b) spectra of chicken samples after MSC spectral preprocessing

效消除了由散射所导致的基线漂移现象。

2.6.2 Si-PLS 对光谱的初步筛选

由于全波长包含 618 个变量,若直接作为 GA 的输入层,运算量大,重复性差,因此需要对变量进行初筛。Si-PLS 可以避开那些噪声较大以及与测定值无关的光谱区域,找到与测定指标高度相关的特定光谱区间。该算法将整个光谱划分成若干较小的等距区间,再联合其中 2~4 个区间,与实测化学指标(TVB-N 值)建立 PLS 模型,交互验证均方根误差(RMSECV)的值是评价这些区间组合预测能力的指标^[16]。当 RMSECV 最小时,得到最佳的区间组合。提取出区间中的全部变量,完成光谱的初步筛选。

数据处理的结果表明,将全谱系划分成 25 个子区间,联合其中 4 个(第 7、9、15、16 个)与 TVB-N 值建立 PLS 模型,当主成分因子数为 6 时, RMSECV 最小,提取该 4 个区间中的 100 个变量作为经初筛得到的特征变量。图 4 中蓝色带状区域为优选出的子区间,它们对应的波长范围分别是 556.73~577.13 nm, 599.31~619.87 nm, 728.69~749.57 nm, 750.44~771.35 nm。

2.6.3 GA-Si-PLS 筛选特征波长

经 Si-PLS 筛选得到的 100 个变量作为待筛选对象,控制参数设为:初始群体大小为 72,最大选取变量数为 100,交叉概率 $P_c=0.5$,变异概率 $P_m=0.01$,遗传迭代次数为 100,以 RMSECV 为适应度函数。因遗传算法随机性较大,本实验共进行 10 次运算,如表 2 所示,根据训练集与预测集各自的相关系数(R_c, R_p)及均方根误差(RMSECV, RMSEP),第 1 次运算所得的模型为最佳。所以本实验根据模型 1 建立过程中选用变量的频次来进行分析。如图 5 所示,被选用次数在 20 次以上的变量有 9 个。由于间隔较小的波段间相关性较高,选取波长时应有至少 10 nm 的间隔。

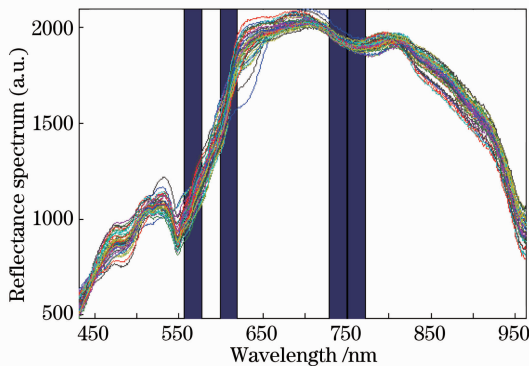


图 4 联合区间偏最小二乘模型选择的最佳子区间[7,9,15,16]

Fig. 4 Optimal spectral regions [7,9,15,16] selected by SiPLS

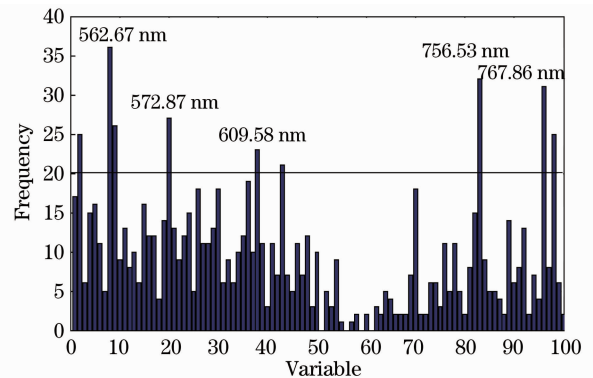


图 5 第 1 次 GA 运算各变量被选用频次图

Fig. 5 Cumulative frequencies of variables selected after 100 runs by the 1st GA

表 2 10 次 GA-Si-PLS 运算预测鸡肉中 TVB-N 的结果

Table 2 Results of GA-Si-PLS model by 10 runs for prediction of TVB-N content in chicken

Model number	Number of variables	Principal component	R_c	RMSECV	R_p	RMSEP
1	19	5	0.9110	6.56	0.8848	7.95
2	27	9	0.9126	6.71	0.8711	8.72
3	18	5	0.9175	6.32	0.8742	8.06
4	26	7	0.9197	6.29	0.8609	8.31
5	17	5	0.8946	7.18	0.8430	8.77
6	12	6	0.8927	7.24	0.8248	9.11
7	32	8	0.9160	6.49	0.8648	8.53
8	13	5	0.8815	7.57	0.8763	8.02
9	12	6	0.8927	7.22	0.8054	9.62
10	42	9	0.9079	6.99	0.8376	9.19

最终选取 562.67, 572.87, 609.58, 756.53 和 767.86 nm 5 个波长下的灰度图像作为特征图像, 如图 6 所示。

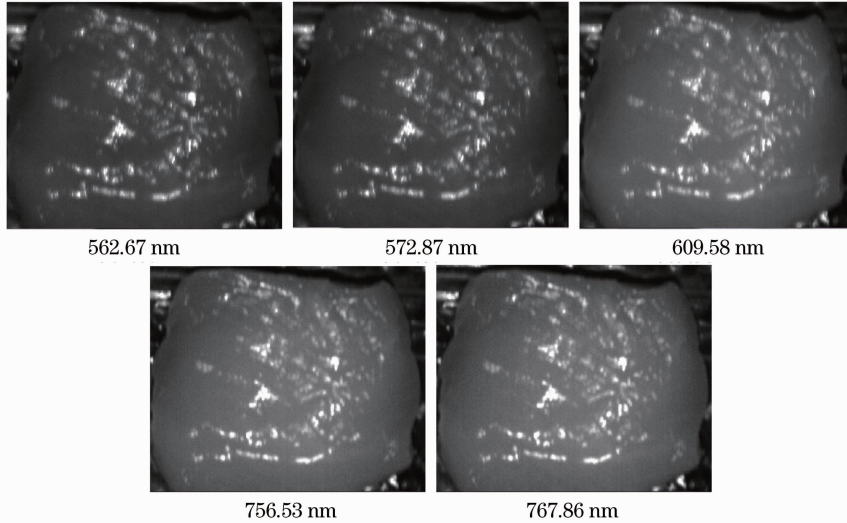


图 6 鸡肉样本在 5 个特征波长下的图像

Fig. 6 Five feature images of chicken

特征图像选定完成后, 将每个样本的特征图像中纹理清晰有序, 大小为 200 pixel \times 200 pixel 的区域作为感兴趣区域(ROI), 如图 7 所示。

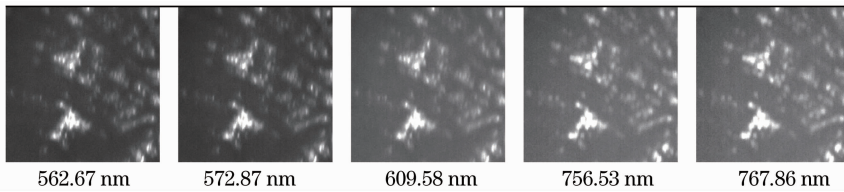


图 7 鸡肉样本的感兴趣区域

Fig. 7 Regions of interest of chicken sample

3 结果与讨论

3.1 纹理特征变量的提取及模型的建立与结果

随着贮藏时间的延长, 鸡肉因细菌侵入及酶解作用, 蛋白质等营养物质被分解, 同时肌肉纤维也遭到破坏, 肉样表面的纹理特征也随之发生变化。完成 562.67, 572.87, 609.58, 756.53 和 767.86 nm 5 个特征波长图像的选取之后, 需要提取图像感兴趣区域的纹理特征, 分别提取平均值、标准差、平滑度、三阶矩、一致性和熵等 6 个基于统计矩的纹理特征变量。每个样本各得到 30 个纹理特征变量, 将这 30 个纹理变量与 TVB-N 测定值做相关性分析, 剔除若干与测定值无关的变量, 最终得到 17 个相关变量。

3.2 模型的建立与结果

TVB-N 实际就是肉品中多种酶和细菌的作用使蛋白质分解而产生的氨以及胺类等碱性含氮物质。TVB-N 的产生与细菌数量及酶的分解作用密切相关, 其含量变化比较复杂, 故肉样纹理的变化应与其存在非线性关系。因此, 本研究尝试采用非线性算法——反向传播人工神经网络(BP-ANN)方法建立模型实现对鸡肉 TVB-N 含量的预测。经反复调试, 最终确定相关参数为: 输入层单元数是 17 个图像特征变量经主成分分析后的主成分数, 输出层单元数为 1, 即 TVB-N 含量; 选用双曲正切函数(tanh)作为传递函数; 训练过程中的学习因子和动量因子都置为 0.1, 初始权重为 0.3, 模型中间层单元数通过训练的结果来优化, 训练迭代 1000 次。

将鸡肉高光谱数据中分别提取的 17 个图像信息特征变量进行主成分分析, 提取不同数目的主成分因子数作为 BP-ANN 的输入层, 建立鸡肉 TVB-N 含量的定量预测模型。如图 8 所示, 依据 RMSECV 作为评判

指标,当图像信息主成分数达到 6 时,预测效果达到最佳。

图 9 为高光谱在主成分因子数为 6 时,所构建模型对训练集和预测集的测定结果。

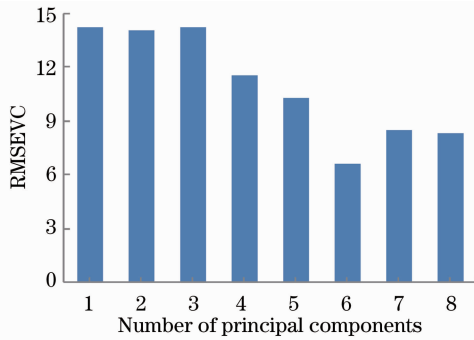


图 8 图像信息在不同主成分数下的 RMSECV

Fig. 8 RMSECV of image information under different numbers of principal components

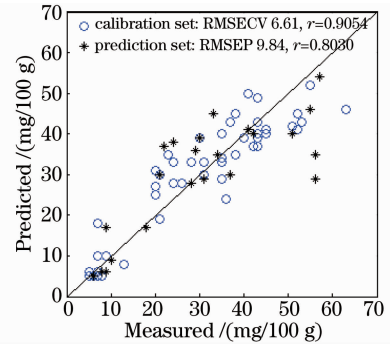


图 9 模型预测值与实测值之间的散点图

Fig. 9 Scatter diagram of model's predictive data and measured data

数据显示,通过鸡肉的纹理变量与 TVB-N 的含量所建的模型,鸡肉 TVB-N 的预测值与实测值之间的相关系数达到 0.8030,均方根误差为 9.84,达到高度相关。

4 结 论

利用高光谱成像技术检测鸡肉中的 TVB-N 含量。实验采集了 9 天内贮藏不同天数的鸡肉样本的高光谱图像数据后,将获取的光谱信息利用 GA-Si-PLS 筛选出最优波长,再对相应波长下的灰度图像进行特征提取,然后将特征变量加以筛选和主成分优化,通过 BP-ANN 算法建立鸡肉的 TVB-N 预测模型。研究表明,利用经 GA-Si-PLS 筛选的高光谱图像信息快速无损检测鸡肉中的 TVB-N 含量是可行的。但考虑到高光谱难以实现实时在线检测的缺点,而且预测精度仍有提高空间,今后将选取分辨率更高的 CCD 摄像头,设计基于滤光片的多光谱设备,以实现鸡肉新鲜度更为精确、快速的检测。

参 考 文 献

- Liu Xiaodi. Study on the Sustainable Development of Chinese Broiler Industry[D]. Beijing: University of International Business and Economics, 2010.
刘晓迪. 中国肉鸡产业可持续发展研究[D]. 北京: 对外经济贸易大学, 2010.
- P Castro, J C P Padrón, M J C Cansino, *et al.*. Total volatile base nitrogen and its use to assess freshness in European sea bass stored in ice[J]. Food Control, 2006, 17(4): 245–248.
- Li Jiangbo, Rao Xiuqin, Ying Yibin, *et al.*. Advance on application of hyperspectral imaging to nondestructive detection of agricultural products external quality[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(8): 2021–2026.
李江波, 饶秀勤, 应义斌, 等. 农产品外部品质无损检测中高光谱成像技术的应用研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(8): 2021–2026.
- Zhou Zhu, Li Xiaoyu, Gao Hailong, *et al.*. Comparison of different variable selection methods on potato dry matter detection by hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(2): 128–133.
周 竹, 李小昱, 高海龙, 等. 马铃薯干物质含量高光谱检测中变量选择方法比较[J]. 农业机械学报, 2012, 43(2): 128–133.
- Gamal ElMasry, Da-wen Sun, Paul Allen. Near-infrared hyperspectral imaging for predicting colour, pH and tenderness of fresh beef[J]. J Food Engineering, 2012, 110(1): 127–140.
- Mohammed Kamruzzaman, Gamal ElMasry, Da-Wen Sun, *et al.*. Non-destructive prediction and visualization of chemical composition in lamb meat using NIR hyperspectral imaging and multivariate regression[J]. Innovative Food Science & Emerging Technologies, 2012, 16: 218–226.
- Zhang Leilei, Li Yongyu, Peng Yankun, *et al.*. Determination of pork freshness attributes by hyperspectral imaging technique[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Engineering, 2012, 28(7): 254–259.
张雷蕾, 李永玉, 彭彦昆, 等. 基于高光谱成像技术的猪肉新鲜度评价[J]. 农业工程学报, 2012, 28(7): 254–259.
- Rau Grau, Antonio J Sanchez, Joel Giron, *et al.*. Nondestructive assessment of freshness in packaged sliced chicken breasts using SW-NIR spectroscopy[J]. Food Research International, 2011, 44(1): 331–337.

- 9 Zhao Jiewen, Zhang Yanhua, Chen Quansheng, *et al.*. Measurement of the TVB-N content by multi-information fusion technique based on spectroscopy and imaging[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2012, 49(6): 063003.
赵杰文, 张燕华, 陈全胜, 等. 光谱和成像融合技术检测猪肉中挥发性盐基氮[J]. *激光与光电子学进展*, 2012, 49(6): 063003.
- 10 Guo Weiliang, Wang Dan, Song Jia, *et al.*. Simultaneous and rapid quantitative analysis of four components in *Cordyceps Militaris* Mycelium powder using near infrared spectroscopy[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(2): 0230002.
郭伟良, 王丹, 宋佳, 等. 近红外光谱法同时快速定量分析蛹虫草菌丝体中4种有效成分[J]. *光学学报*, 2011, 31(2): 0230002.
- 11 Guo Zhiming, Chen Liping, Huang Wenqian, *et al.*. Application of genetic algorithm-least squares support vector regression with near infrared spectroscopy for prediction of nicotine content in tobacco[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2012, 49(2): 021201.
郭志明, 陈立平, 黄文倩, 等. 近红外光谱结合 GA-LSSVR 分析烟草尼古丁含量[J]. *激光与光电子学进展*, 2012, 49(2): 021201.
- 12 Zhang Denghui, Mao Shengyi. PCA SVM classification for hyperspectral remote sensing images[C]. 2010 International Conference on Circuit and Signal Processing, 2010.
- 13 Zhu Weixing, Jiang Hui, Chen Quansheng, *et al.*. Application of characteristic wavelengths selection in determination of pear firmness by near infrared (NIR) spectroscopy[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Engineering*, 26(8): 368-372.
朱伟兴, 江辉, 陈全胜, 等. 特征波长筛选在近红外光谱测定梨硬度中的应用[J]. *农业工程学报*, 26(8): 368-372.
- 14 Chen Quansheng, Zhang Yanhua, Wan Xinmin, *et al.*. Study on detection of pork tenderness using hyperspectral imaging technique[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(9): 2602-2607.
陈全胜, 张燕华, 万新民, 等. 基于高光谱成像技术的猪肉嫩度检测研究[J]. *光学学报*, 2010, 30(9): 2602-2607.
- 15 Shi Jiyong, Zou Xiaobo, Zhao Jiewen, *et al.*. Measurement of chlorophyll distribution in cucumber leaves based on hyperspectral imaging technique[J]. *Chinese J Analytical Chemistry*, 2011, 39(2): 243-247.
石吉勇, 邹小波, 赵杰文, 等. 高光谱图像技术检测黄瓜叶片的叶绿素叶面分布[J]. *分析化学*, 2011, 39(2): 243-247.
- 16 L Norgaard, A Saudland, J Wagner, *et al.*. Interval partial least squares regression (iPLS): a comparative chemometric study with an example from near-infrared spectroscopy[J]. *Applied Spectroscopy*, 2000, 54(3): 413-419.