

基于高光谱和极限学习机的冷鲜羊肉颜色无损检测

梁晓燕¹, 郭中华^{1,2,*}, 线文瑶¹, 魏 菁¹

(1. 宁夏大学物理电气信息学院, 宁夏银川 750021;

2. 宁夏沙漠信息智能感知重点实验室, 宁夏银川 750021)

摘要:利用 400~1000 nm 近红外高光谱成像系统对冷鲜羊肉颜色进行快速无损检测研究。采集 140 个冷鲜羊肉样品(贮藏 1~7 d)光谱图像,并测量其亮度(L^*)、红度(a^*)、黄度(b^*)和饱和度(C^*)等颜色参数。选取感兴趣区域获取样品代表性光谱,利用联合区间偏最小二乘法(siPLS)对一阶微分、多元散射校正、标准正态变量变换(SNV)等方法预处理后的光谱数据筛选特征波段,建立冷鲜羊肉颜色各参数的 siPLS-ELM 神经网络校正模型。对于 L^* 、 a^* 、 b^* 和 C^* ,模型的预测集相关系数(R_p)分别为 0.9219、0.9391、0.9603 和 0.8839,预测集均方根误差(RMSEP)分别为 1.1935、0.2333、0.6009 和 0.3586。结果表明:采用可见-近红外高光谱成像技术结合 siPLS-ELM 神经网络对冷鲜羊肉颜色的快速无损检测是可行的。

关键词:高光谱成像技术,冷鲜羊肉,颜色参数,联合区间偏最小二乘法,极限学习机,无损检测

Non-destructive detection of color in chilled mutton based on hyperspectral technique and extreme learning machine

LIANG Xiao-yan¹, GUO Zhong-hua^{1,2,*}, XIAN Wen-yao¹, WEI Jing¹

(1. School of Physics and Electronic Information Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China;

2. Ningxia Key Laboratory of Intelligent Sensing for Desert Information, Yinchuan 750021, China)

Abstract: Near-infrared hyperspectral imaging system that was ranging from 400 nm to 1000 nm was used to finish the research of non-destructive and rapid testing of the chilled mutton colors. Hyperspectral images were taken from the 140 chilled mutton samples (storing 1~7 d), and it measured the colors parameters: brightness (L^*), redness (a^*), yellowness (b^*) and saturation (C^*). Then it selected an interested area to get a representative sample spectra, and utilized the spectral data which was gotten from the preprocess synergy interval partial least squares regression (siPLS), the first derivative (FD), multiplicative scatter correction (MSC) and SNV and it was used to select the characteristic bands. It established siPLS-ELM neural network calibration model that was based on the colors parameters of the chilled mutton. The correlation coefficient (R_p) of the model prediction was 0.9219, 0.9391, 0.9603, 0.8839 which was corresponded to the L^* , a^* , b^* and C^* . The root mean square error prediction (RMSEP) was 1.1935, 0.2333, 0.6009, 0.3586. The results showed that: the near-infrared hyperspectral imaging technologies combing with siPLS-ELM neural network was feasible for the non-destructive and rapid testing of the chilled mutton colors.

Key words: hyperspectral imaging technology; chilled mutton; color parameters; siPLS; ELM; non-destructive detection

中图分类号: TS207.3

文献标识码: A

文章编号: 1002-0306(2016)24-0069-05

doi: 10.13386/j.issn1002-0306.2016.24.005

羊肉由于其肉质细嫩、味道鲜美、营养价值高,深受人们喜爱,在肉类消费中占有较大比例。近年来,随着消费者对健康、食品安全和质量的日益重视,冷鲜肉逐渐成为了我国生鲜肉消费的主流,受到

越来越多消费者的青睐^[1-2]。颜色是选择羊肉最常用的指标,也是色、香、味、质中最先导的感官要素,对于普通消费者来说,购买肉制品时,颜色更为直观,并且在非接触状态下,颜色是消费者评判产品质量

收稿日期: 2016-04-29

作者简介: 梁晓燕(1990-),女,硕士研究生,研究方向: 计算机网络与多媒体通信, E-mail: lxy19900212@163.com。

* 通讯作者: 郭中华(1973-),男,博士,教授,研究方向: 电路与系统,信号处理与检测, E-mail: guozhh@nxu.edu.cn。

基金项目: 国家自然科学基金(61565014)。

的重要依据^[3]。目前,对于肉色的评价多偏重于主观性,误差较大,其客观评价主要通过精密色差仪测定,在测定过程中容易带来污染以及安全问题,因此,亟需开发一种快速无损的冷鲜肉颜色等品质指标检测手段。

近年来,高光谱成像技术^[4-5]已经广泛应用于食品及农畜产品无损检测中。其融合了图像和光谱技术的优势,可全面地反映样品内外品质特征,具有广阔的应用前景,引起了国内外研究学者的广泛关注。Thyholt^[6]和王文秀^[7]等利用可见-近红外光谱成像技术对冷鲜肉与解冻肉进行了识别研究;J Qiao^[8-9]等结合高光谱成像技术和人工神经网络对猪肉品质进行了分级;G.K Naganathan^[10-11]等利用 400~1100 nm 波长范围高光谱成像技术对牛肉嫩度进行分级,邹小波^[12]等利用高光谱成像技术和偏最小二乘回归(PLSR)法建立模型对肴肉新鲜度进行快速无损检测,吴建虎^[13]等利用高光谱散射特征对牛肉品质参数进行预测研究。

本实验以宁夏滩羊为研究对象,利用 400~1000 nm 可见-近红外高光谱成像技术对贮藏 1~7 d 的冷鲜羊肉颜色进行无损检测,采用联合区间偏最小二乘法(siPLS)筛选特征波段,并结合极限学习机(ELM)神经网络算法,对冷鲜羊肉颜色各参数(亮度 L^* 、红度 a^* 、黄度 b^* 和饱和度 C^*)建立模型并通过预测集进行评价,为建立羊肉新鲜度的相关检测方法提供依据。

1 材料与方法

1.1 材料与仪器

羊肉 选用宁夏盐池滩羊为实验对象,购于宁夏鑫冷鲜羊肉直销店出售的里脊肉,生产日期均为购买前 1 d。

Hyper VNIR 高光谱成像系统(波长范围 400~1000 nm) 美国的 Headwall Photonics 公司;JA3102 分析天平 上海海康电子仪器厂;HDLAPPARATUS 超净工作台 北京东联哈尔仪器制造有限公司;精密色差仪 KONICA MINOLTA 公司。

1.2 实验方法

1.2.1 羊肉的处理 羊被屠宰后,取羊脊椎骨内侧的条状里脊肉,将其制成大约长×宽×厚为 4 cm×3 cm×1.5 cm 的实验样本,共 140 块。样品用密封袋密封、按序编号,置于保鲜箱低温保存运至实验室,在 0~4 ℃ 下贮藏 7 d。

1.2.2 光谱采集 贮藏期 7 d 测量期间,每天随机从 4 ℃ 冰箱中取出 20 个待测样本,置于室温下 1 h。待样品中心温度达到室温水平后,放置于可见-近红外

高光谱电控位移平台,进行高光谱图像扫描。光谱数据采集前系统设置:光谱范围 400~1000 nm,曝光时间为 15 ms,曝光速度为 16 mm/s,扫描宽度为 180 mm,以确保图像清晰不失真。在采集样本图像之前,为校正相机暗电流和室内照明对图像的影响,进行黑白校正。校正后的高光谱图像计算公式如下:

$$R = (R_0 - D) / (W - D) \quad \text{式(1)}$$

式中, R 为校正后的高光谱图像, R_0 为原始高光谱图像, W 为白板图像, D 为暗图像。后期实验中所用数据的分析均是基于黑白校正后的高光谱图像。

1.3 颜色参数测定

根据国际照明委员会(CIE)的标准,颜色参数用 L^* 、 a^* 、 b^* 和 C^* 表示。通过测量 L^* 、 a^* 、 b^* 值,来确定样品的明亮度及色彩度。 C^* 与 a^* 、 b^* 值的关系式如下:

$$C^* = \sqrt{a^{*2} + b^{*2}} \quad \text{式(2)}$$

羊肉样品经高光谱图像采集后,采用精密色差仪测量羊肉的 L^* 、 a^* 、 b^* 颜色参数。具体方法是:色差仪使用标准黑板校正后进行测量,为避免测量误差,对每一块样品的三个不同的部位测量,取平均值作为该样品肉色参数的最终测定值。

1.4 特征波长的筛选

经预处理后的光谱,在 400~1000 nm 波长范围,共有 125 个波长,若采用全部波长作为建模的输入信息数据量太大,存在大量的冗余信息,因此要选取合适的光谱区间或波长进行建模,去除无关信息,提取有用信息,降低数据分析的计算量,提高分析模型的精度。联合区间偏最小二乘法^[14](siPLS)是一种有效的特征波长筛选方法。该方法将整个光谱等分成若干个子区间,然后联合其中的几个子区间建立局部模型,利用验证均方根误差(RMSECV)和预测样本均方根误差(RMSEP)来评价与对比各个局部模型的准确度,准确度最好的局部模型所对应的联合子区间即为最优子区间。

2 结果与分析

2.1 颜色参数的统计分析

羊肉样品的 L^* 、 a^* 、 b^* 等颜色参数值的统计结果由表 1 所示。将利用色差仪所获得的 140 个羊肉样品各颜色参数值,按照 3:1 的比例随机取 3/4 (105 个)样本作为校正集用于模型建立,其余 1/4 (35 个)样本作为预测集用于模型验证,本实验所取校正集肉样的颜色测定值范围分布较广,覆盖了冷鲜羊肉颜色测定值的最大值和最小值,且预测集样本颜色值变化范围基本在校正集变化范围之内,样本集划

表 1 颜色参数数据统计

Table 1 Statistics of color parameters

参数	校正集				预测集			
	样本数	范围	平均值	标准偏差	样本数	范围	平均值	标准偏差
亮度 L^*	105	35.58~51.51	44.31	3.448	35	35.77~49.87	44.19	3.322
红度 a^*		9.68~17.09	12.74	1.717		9.42~15.33	12.59	1.692
黄度 b^*		4.25~10.24	7.83	1.291		4.55~9.81	7.75	1.275

分合理,具有较好的代表性。

2.2 光谱数据处理与分析

高光谱图像数据分析采用 ENVI4.6 软件平台。提取 140 个羊肉样本感兴趣区域 (range of interest, ROI) 的平均光谱信息作为原始光谱,为综合反映肉品均体特征,选取样品整块肉表面作为感兴趣区域 (range of interest, ROI),计算 ROI 内的平均反射光谱,得到 140 个样本的原始光谱反射曲线如图 1 所示。由图 1 可以看出,原始光谱反射曲线上夹杂了明显的噪声信息,使曲线不光滑,这些信息对模型的准确性和稳定性存在一定影响。

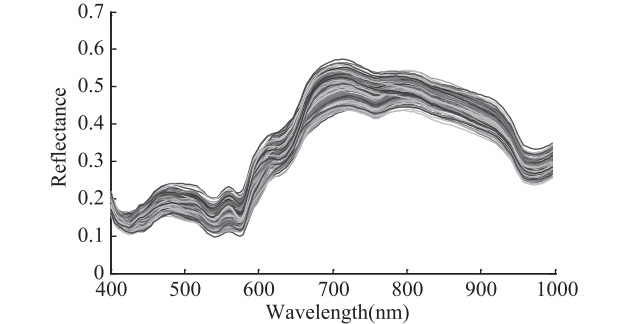


图 1 样本原始光谱

Fig.1 Original spectroscopy for all samples

2.3 光谱预处理的方法选择

为了消除干扰信号影响以及突出光谱中各参数特征信息,需要对光谱进行预处理。为获得较好的建模效果,本实验中使用多元散射校正 (MSC)、导数法 (derivative)、标准正态变量变换 (SNV) 以及其相结合的算法对原始光谱进行预处理。最后代入羊肉颜色建立模型,通过评价指标进行比较分析,可以得出各参数最佳光谱预处理方法,有效的解决了基线漂移、散射等的影响。参数 a^* 采用多元散射校正和一阶导数相结合 (MSC + FD), 参数 b^* 采用多元散射校正和标准正态变量变换相结合 (MSC + SNV), 参数 C^* 和参数 L^* 采用一阶导数和均值中心化相结合 (FD + MC)。图 2 为各参数建模最佳预处理光谱图。对比图 2 和图 1 可以看出,经过预处理过的光谱更加收敛紧凑,光谱曲线上的噪声干扰明显减少,平滑度也有所提高,并改善了谱峰的分辨率。

2.4 特征波长的筛选

本实验将全光谱划分为 10、11、12、……、25 个子区间,并考察划分不同子区间时分别联合 2、3、4 个子区间建立预测模型。表 2 为用联合区间偏最小二乘模型进行特征波长筛选结果。图 3 为联合区间偏

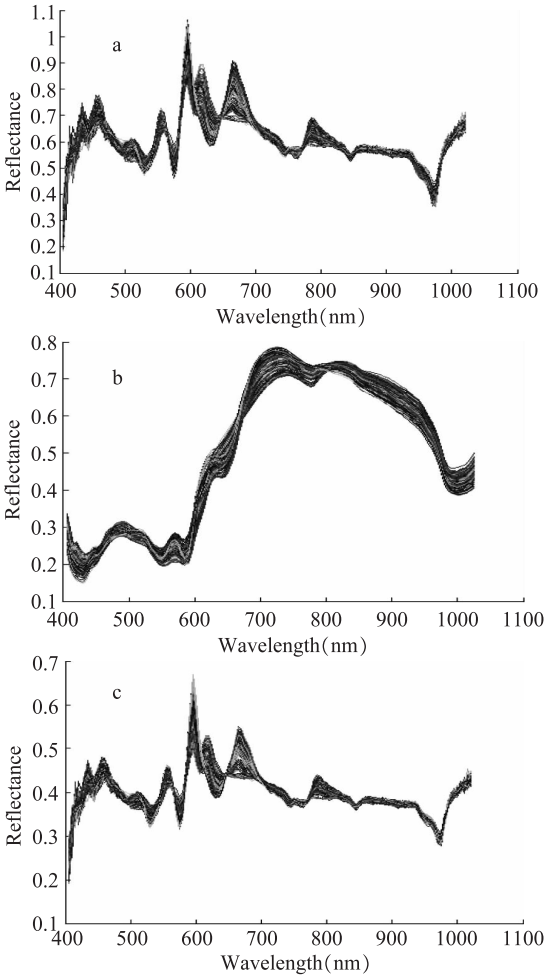


图 2 各参数建模最佳预处理光谱图

Fig.2 The best preprocessed spectroscopy of prediction model
注:(a) a^* (MSC + FD); (b) b^* (MSC + SNV);
(c) L^* 、 C^* (FD + MC)。

最小二乘法选取的最优区间。数据处理的结果表明,参数 L^* 的特征区间划分为 17 个区间,联合第 2、7、11、12 这 4 个区间与实测值建立 PLS 模型,主成分因子数为 7 时, RMSECV 最小,为参数 L^* 的最优子区间。参数 a^* 的特征区间划分为 23 个区间,联合第 1、6、12、21 这 4 个区间,主成分因子数为 7 时, RMSECV 最小,为参数 a^* 的最优子区间。参数 b^* 的特征区间划分为 18 个区间,联合第 1、3、4、18 这 4 个区间,主成分因子数为 6 时, RMSECV 最小,为参数 b^* 的最优子区间。参数 C^* 特征区间划分为 21 个区间,联合第 1、6、12、20 这 4 个区间,主成分因子数为 4 时, RMSECV 最小,为参数 C^* 的最优子区间。图中带状

表 2 颜色各参数 (L^* 、 a^* 、 b^* 、 C^*) 特征区间的 siPLS 模型分析结果
Table 2 Feature spectra of siPLS for determination of color parameters

参数	特征波长 (nm)					模型	主因子数	交互验证均方根误差
L^*	439.75~473.36	627.01~655.82	761.45~790.26	795.07~823.87		SI-PLS	7	1.0614
a^*	401.34~425.35	545.39~569.39	708.64~727.84	924.71~943.91		SI-PLS	7	1.0500
b^*	401.34~430.15	468.56~497.37	502.17~530.98	972.72~996.73		SI-PLS	6	0.5664
C^*	401.34~425.35	545.39~569.39	718.24~742.25	948.71~967.92		SI-PLS	4	1.0900

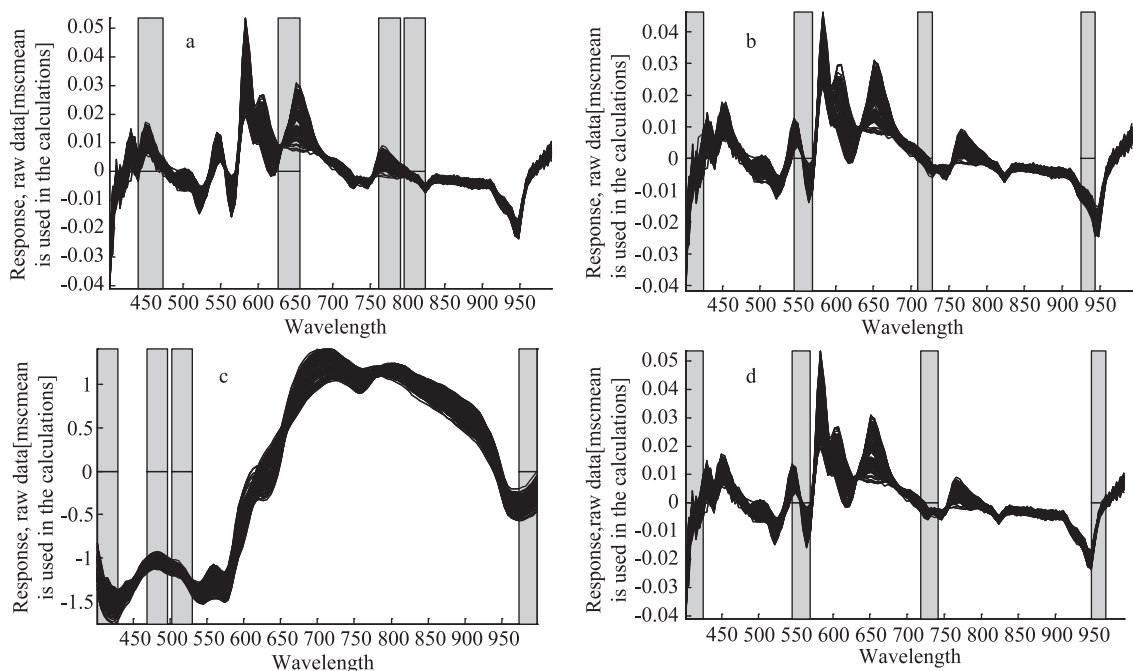


图3 通过 siPLS 对颜色各参数的特征光谱区域筛选

Fig.3 Optimal feature spectral regions selected by siPLS of color parameters

注:(a) L^* ;(b) a^* ;(c) b^* ;(d) C^* 。

区域为优选出的子区间。

2.5 模型建立与结果

利用上述选定的特征波长区间,通过采用 siPLS 和极限学习机 (ELM) 两种校正方法建立 L^* 、 a^* 、 b^* 和 C^* 各颜色参数的校正模型,找出了适合本研究的最佳校正模型。

2.5.1 ELM 建模 极限学习机^[15-16] (Extreme learning machine, ELM) 是一种单隐层前馈神经 (SLFN) 网络学习算法。该算法随机设定输入层与隐含层间连接权值和隐含层神经元的阈值,并且在训练过程中无需调整,只需要设置隐含层节点数目就可以获得唯一的最优解。相比于传统的神经网络算法,其优势是:不会陷入局部最优;无需迭代,可快速求解;无需设置复杂的参数。本实验中,隐含层激励函数选择 sigmoid 函数,隐含层节点数初始化为 10,以 5 为周期增加隐层节点数,通过交互验证的手段对 ELM 的隐层节点数进行优化。得出最佳隐含层节点数为 20。

2.5.2 建模结果比较 对比 ELM 和 PLS 两种模型预测结果,见表 4,以训练集和预测集的相关系数 (R)

作为模型评价指标,并且以预测集指标为主,可以看出,两种建模方法中,ELM 模型校正集相关系数 (R_c) 和预测集相关系数 (R_p) 高于 PLS 模型,模型预测能力得到提高。可以得出 ELM 模型的性能要优于 SI-PLS 模型。图 4 给出了颜色各参数基于 ELM 建模方法预测的预测值和实测值之间的关系。从图 4 中可以看出,当预测值越接近理想预测线,说明其相关性越好,所建模型精度越高。ELM 具有很好的全局搜索能力,可以克服传统梯度算法 (支持向量机等) 常有的局部极小、过拟合和学习率选择不合适等问题,并且有更好的泛化能力,所以其模型精度要高于线性 PLS 模型,在利用 siPLS 对特征区间进行筛选,模型精度得到了进一步的提高。

3 结论

本实验利用可见/近红外高光谱成像技术对冷鲜羊肉颜色参数进行无损检测,首先使用多元散射校正 (MSC)、导数法 (derivative)、标准正态变量变换 (SNV) 以及其相结合的算法对原始光谱进行预处理,选择最优预处理方法。其次对最优预处理后的

表4 siPLS 和 ELM 模型结果对比

Table 4 Comparison of the results of siPLS and ELM models

参数	模型	R_c	$RMSE_c$	R_p	$RMSE_p$
L^*	SI-PLS	0.92730	1.09501	0.90581	1.06571
	ELM-ANN	0.93767	0.23182	0.92193	1.19350
a^*	SI-PLS	0.94970	0.52194	0.91730	0.54570
	ELM-ANN	0.96049	0.57137	0.93910	0.23326
b^*	SI-PLS	0.97202	0.34760	0.94291	0.51960
	ELM-ANN	0.98507	0.32272	0.96034	0.60087
C^*	SI-PLS	0.90041	0.53880	0.86022	0.62070
	ELM-ANN	0.92836	0.14757	0.88390	0.35864

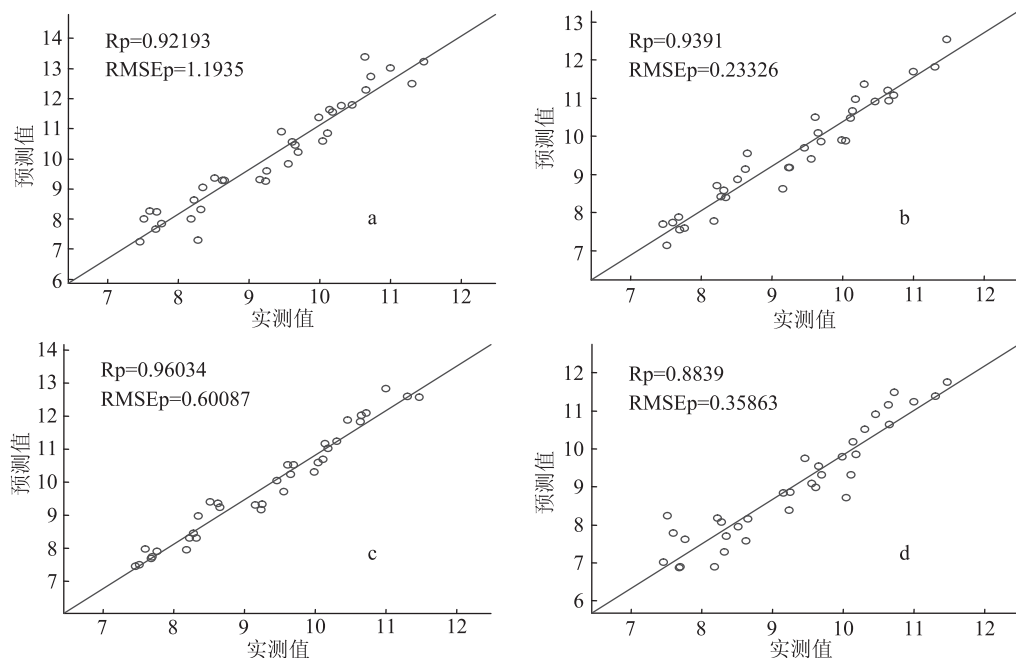


图4 ELM模型预测集相关图

Fig.4 Correlation diagram of prediction set in ELM model

注:(a) L^* ;(b) a^* ;(c) b^* ;(d) C^* 。

样品光谱采用联合区间偏最小二乘法 (siPLS) 进行了特征波段的筛选,最后结合 SI-PLS 和 ELM 方法分别建立预测模型,结果表明两种模型都表达了羊肉颜色参数 (L^* 、 a^* 、 b^* 、 C^*) 较好的预测能力,其中,ELM 模型对冷鲜羊肉颜色各参数的预测效果优于 SI-PLS 模型。说明高光谱图像技术结合化学计量学分析方法能够实现对冷鲜羊肉颜色的快速无损检测,为实际的生产和在线检测提供了重要的理论依据。

参考文献

- [1] 刘珂,刘骞.冷却肉品质控制技术[J].肉类工业,2010(6):1-3.
- [2] 王婉娇,王松磊,贺晓光,等.冷鲜羊肉冷藏时间和水分含量的高光谱无损检测[J].食品科学,2015,36(16):112-116.
- [3] 朱彤,王宇,杨君娜,等.肉色研究的概况及最新进展[J].肉类研究,2008(2):11-18.
- [4] 郭中华,王磊,金灵,等.基于近红外透射光谱的乳制品蛋白质、脂肪含量检测[J].光电子·激光,2013,24(6):1163-116.
- [5] 吴龙国,何建国,刘贵珊,等.基于近红外高光谱成像技术的长枣含水量无损检测[J].光电子·激光,2014,25(1):135-140.
- [6] THYHOLT K, SAKSSON T. Differentiation of frozen and unfrozen beef using near-infrared spectroscopy[J].Journal of the Science of Food and Agriculture,1997,73(4):525-532.
- [7] 王文秀,彭彦昆.基于近红外光谱的冷鲜肉-解冻肉的判别研究[J].食品安全质量检测学报,2014,5(3):754-760.
- [8] Qiao J, Ngadimo, Wang N, et al. Pork quality and marbling

level assessment using a hyperspectral imaging system[J].Journal of Food Engineering,2007,83(1):10-16.

[9] Qiao J, Wang N, Ngadimo, et al. Prediction of driploss, pH, and color for pork using a hyperspectral imaging technique[J]. Meat Science,2007,76(1):1-8.

[10] Naganathan G K, Grimes L M. Partial least square analysis of near-infrared hyperspectral images for beef tenderness prediction [J]. Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety, 2008,2(3):178-188.

[11] Naganathan G K, Grimes L M. Visible/near-infrared hyperspectral imaging for beef tenderness prediction [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 64 (2): 225-233.

[12] 邹小波,李志华,石吉勇,等.高光谱成像技术检测猪肉新鲜度[J].食品科学,2014,35(8):89-93.

[13] 吴建虎,彭彦昆,陈菁菁,等.基于高光谱散射特征的牛肉品质参数的预测研究[J].光谱学与光谱分析,2010,30(7):1815-1819.

[14] 赵杰文,毕夏坤,林颖,等.鸡蛋新鲜度的可见-近红外透射光谱快速识别[J].激光与光电子学进展,2013,50(5):1-8.

[15] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine: a new learning scheme of feed forward neural networks [C]. Budapest, Hungary: In Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 2004:985-990.

[16] Guangbin Huang, Hongming Zhou, Xiaojian Ding, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification [J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2012, 42(2):513-529.