

基于NIR高光谱成像技术的滩羊肉内部品质无损检测

王家云, 王松磊, 贺晓光, 何建国, 吴龙国, 刘贵珊

(宁夏大学农学院, 宁夏银川 750021)

摘要: 利用近红外高光谱成像技术对滩羊肉蛋白质和脂肪含量、pH 值进行无损检测研究。通过高光谱系统 (900~1700 nm) 采集 69 个羊肉样本信息, 先对全波段下的原始光谱和预处理后光谱建立偏最小二乘回归 (PLSR) 模型, 对比优选出最佳预处理算法, 后采用 PLSR 的加权 β 系数法提取特征波长, 建立特征波长下各品质参数的 PLSR 模型, 分析预测效果。结果表明: 羊肉蛋白质、脂肪含量、pH 值最佳预处理方法为基线校准 (Baseline)、多元散射校正与 S-G 卷积平滑结合算法 (MSC+SG) 和原始光谱; 利用特征波长建立预测模型, 决定系数 (R_p^2) 分别为 0.83、0.86 和 0.72, 预测均方根误差 (RMSEP) 为 0.57、0.09 和 0.12, 可替代全波段建模。利用近红外高光谱成像技术对羊肉内部品质进行快速无损检测是可行的。

关键字: NIR 高光谱; 羊肉; 内部品质; 无损检测; 偏最小二乘回归

文章编号: 1673-9078(2014)6-257-262

Nondestructive Detection for Internal Qualities of Tan-sheep Meat Using NIR Hyperspectral Imaging Technique

WANG Jia-yun, WANG Song-lei, HE Xiao-guang, HE Jian-guo, WU Long-guo, LIU Gui-shan

(School of Agriculture, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: In this paper, protein and fat content, pH value of Tan-sheep meat was nondestructively detected using near infrared hyperspectral imaging technology. Spectral information of 69 samples was collected by hyperspectral image system (900~1700 nm). The partial least squares regression (PLSR) models under full-wave spectrum established by the original spectrum were compared with pretreatment ones, and the best pretreatment algorithms were selected. In addition, the characteristic wavelengths were selected through β weight coefficient of PLSR, then the PLSR models of protein and fat content, pH value under the characteristic wavelengths were set up, and the prediction effects of models were analyzed. The results showed that: the best pretreatment algorithms for models of mutton protein and fat content, pH value were Baseline, MSC+SG and the original spectrum; the determination coefficient (R_p^2) of models built under characteristic wavelengths were 0.83, 0.86 and 0.72, and the predict root mean square error (RMSEP) were 0.57, 0.09 and 0.12, which could replace the full-wave modeling. Thus, it is feasible for testing internal qualities of mutton quickly and nondestructively using NIR hyperspectral imaging technology.

Key words: near infrared hyperspectral imaging; mutton; internal qualities; nondestructive detection; partial least squares regression

滩羊主要分布于我国贺兰山东麓平坦的山前荒原及植被稀疏的河东丘陵, 区域水质偏碱, 牧草矿物质含量丰富, 特定的生态环境赋予了滩羊肉鲜香细嫩, 低脂无膻, 营养滋补的优秀品质^[1]。为了促进滩羊肉品质提升, 以合理的价格供应市场, 大力发展品质预估分级技术成为当前研究热点。羊肉的脂肪和蛋白质含量是影响其理化指标和营养价值的重要因素; pH值

收稿日期: 2014-02-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (31101306); “十二五” 国家科技支撑计划课题 (2012BAK17B07)

作者简介: 王家云 (1990-), 女, 硕士研究生, 主要从事农产品无损检测方面的研究

通讯作者: 王松磊 (1982-), 男, 博士, 讲师, 主要从事农产品无损检测和食物物性学方面的研究

与羊肉颜色、持水力、嫩度有较高的相关性, 对羊肉烹调后的口感、风味、加工损失率也有较大影响^[2]。传统检测肉品蛋白质、脂肪、pH 的方法为凯氏定氮法、索氏提取法、酸度计测定法, 这些方法样品前处理繁琐、检测过程费时费力、损伤样品等缺点, 难以满足企业批量羊肉在线快速检测生产需求。

高光谱成像技术把二维成像和光谱有机地结合在一起而形成的技术, 具有连续多波段、分辨率高和图像光谱合一等特点^[3], 作为一种快速、无损、高效的检测方法在肉品检测上优势凸显, 国内外学者已开展了相关领域探究, 并取得了较好的成果。ElMasry.G 等^[4]利用近红外高光谱技术对牛肉的嫩度和 pH 进行研究, 决定系数 (R^2) 分别达到 0.83 和 0.73, 交互验证均方差 (RMSECV) 分别达到 40.75 和 0.06; 吴建

虎、彭彦昆等^[5]利用光谱散射特性预测牛肉的 pH 值、嫩度和颜色,用逐步回归方法,选择优化波长并建立多元线性回归模型,对嫩度的分级准确率达到 91%, pH 值的预测相关系数为 0.86,对颜色参数 L*、a*、b* 的预测相关系数分别达到 0.92、0.90 和 0.88, Da-Wensun, Mohammed. K 等^[5-7]利用近红外高光谱成像技术对牛肉、猪肉颜色、pH、持水率、嫩度及羊肉品种等进行了研究。国内利用高光谱技术对肉类研究多在 400~1000 nm 波长范围,检测指标主要为嫩度、颜色、新鲜度、pH 值等,研究对象主要为牛肉、猪肉等,对于肉内部品质检测研究方面,多利用近红外光谱技术^[8],利用近红外高光谱对羊肉内部蛋白、脂肪含量及 pH 值检测研究较少。

本文采用近红外高光谱成像技术对滩羊肉的蛋白质、脂肪含量以及 pH 值进行研究。通过对比分析,优选出最佳的羊肉蛋白质、脂肪含量以及 pH 值预测最佳预处理、特征波长提取及建模方法,以期为今后高光谱成像技术应用于羊肉品质检测提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 试验材料

试验羊肉品种选自宁夏滩羊,随机挑选 35 只 10 月龄羊,经 0 °C 冷库排酸 24 h 后采集腿部肉样本 44 个和脊柱肉样本 25 个,置于保鲜箱低温保存当天运至实验室,至实验室的温度为 4~8 °C,去除样本表面的脂肪和肌膜,整形切块(大小为 30 mm×30 mm×10 mm)用保鲜袋包装 4 °C 下预冷 12 h。次日取出常温下放置 1 h 后即对样本进行高光谱图像采集和 pH 值测定,然后将样本真冷冻干燥后真空包装,4 °C 下冷藏,第 4 d 开始同步进行蛋白、脂肪含量的化学方法测定。从样本的采集到完成全部化学值的测定实验周期为两周。

1.2 主要实验仪器

NIR 高光谱成像系统(波长范围 900~1700 nm,光谱分辨率 5 nm, 256 个波段):由高光谱成像光谱仪(Inspector N17E, Spectral Imaging Ltd., Oulu, Finland)、CCD 相机(Zelos-285GV, Kappa optronics GmbH, Gleichen, Germany)、4 个 35W 卤钨灯(HSIA-LS-TDIF, Zolix instruments Co., Ltd, Beijing, China)、电控位移平台(PSA200-11-X, Zolix Instruments Co., Ltd., Beijing, China)、计算机(Lenovo Inter(R) Core i7-2600CPU@3.40 GHz, RAM 4.00G)和数据采集软件(SpectraSENS, Zolix Instruments Co.,

Ltd., Beijing, China)五部分组成(见图 1),北京卓立汉光仪器有限公司;自动凯氏定氮仪(SKD-100),上海沛欧分析仪器有限公司;脂肪测定仪(FOSS-2050),北京福斯华科贸有限公司;pH 酸度计(Testo 205 型),深圳市卓越仪器仪表有限公司;电热恒温水浴锅(HWS-24),西安禾普生物科技有限公司。



图 1 NIR 高光谱成像系统

Fig.1 NIR hyperspectral imaging system

1.3 高光谱图像采集

经预试验确定最佳的图像采集参数:物距为 390 mm,输送步距为 14 mm/s,成像光谱仪曝光时间为 10 ms,扫描线实际长度为 200 mm。样品图像扫描前,为减弱成像光谱仪暗电流和室内照明对图像的影响,需对仪器进行黑白校正^[9],如公式(1)所示。

$$R = \frac{R_0 - D}{W - D} \times 100 \quad (1)$$

式(1)中:R₀是样本原始的漫反射光谱图像强度,W是白板的漫反射图像强度,D是暗图像强度,R是校正后的漫反射光谱图像强度。

试验过程中,每组取 2 个羊肉样本,按照一定的顺序摆放在载物台上,关闭暗箱门,连接位移平台控制电机,开始扫描。

1.4 羊肉理化指标的化学测定

蛋白质含量测定:采用 GB 5009.3-2010 方法进行测定;脂肪含量测定:采用 GB/T9695-7-2008 方法进行测定;pH 值的测定:利用 pH 酸度计进行测定,将 pH 酸度计的探头刺入样品约 8 mm 深,选择邻域内的 3 点进行测定,取平均值作为样本的 pH 值。

1.5 光谱分析及模型评估

为了表示羊肉表面的漫反射特性,分别采用反射率(R)对滩羊羊肉的内部品质进行定量分析。模型采用校正集/交互验证/预测集决定系数(R_c²、R_{cv}²、R_p²)、均方根校正/交互验证/预测误差(RMSEC、RMSECV、RMSEP)进行评估,一个好的模型应该具有较高的决定系数和较低的均方根误差。高光谱图像

数据处理的分析软件有仪器自带的ENVI 4.6 (Research System, Inc., USA)、以及Unscrambler X 10.2 (CAMO Software AS, OSLO, Norway) 软件。

模型建立采用偏最小二乘回归方法 (PLSR), PLSR对光谱矩阵X和浓度矩阵Y同时进行分解, 并将Y引入X矩阵分解过程, 使光谱矩阵X和浓度矩阵Y最大程度相关, 这样使自变量矩阵方差尽可能大, 以提取有效信息, 并考虑两者间的相关性从而获得最佳校正模型。PLSR融合了主成分分析、典型相关分析及多元线性回归优点, 在处理线性回归多重共线性问题具有较好的效果^[9]。模型最终采用交互验证 (Cross

validation) 进行评价。

2 结果与分析

2.1 羊肉理化指标的测定

为保证采集的羊肉样本具有代表性, 随机选取了35只滩羊的腿部与脊柱部共69个样本, 取46的个样本作为校正集, 23个样本作为预测集, 并将最大值和最小值入选校正集中, 确保了校正集的容括性, 羊肉理化参数如表1所示。

表1 羊肉的理化参数

样本集	数目	蛋白质		脂肪		pH 值	
		平均±标准差	范围	平均±标准差	范围	平均±标准差	范围
校正集	46	24.64±1.50	20.95~27	2.14±0.22	1.52~2.48	5.56±0.16	5.28~6.12
验证集	23	25.15±1.51	21.35~26.95	2.10±0.22	1.55~2.41	5.51±0.18	5.3~6.11

2.2 光谱数据提取与分析

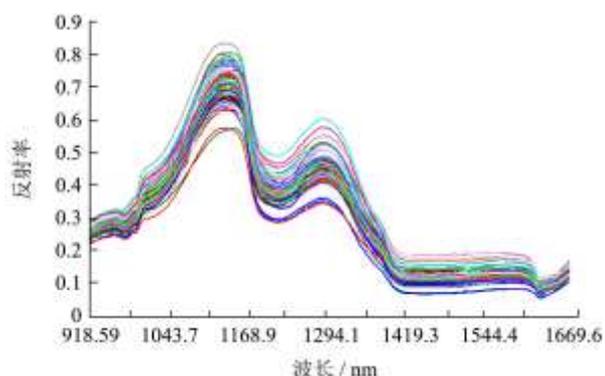


图2 原始图像

Fig.2 Raw spectral image

肉由肌纤维、脂肪及结缔组织组成, 脂肪分布于肌肉内部形成大理石花纹^[2], 光谱图像采集应反映肉均体状况, 因此选取羊肉样整个上表面作为感兴趣区域, 提取感兴趣区域漫反射平均光谱作为原始光谱, 如图2所示, 光谱曲线两端比较平滑, 从走势来看, 呈先增后减的趋势。由于原始光谱中除含样本化学成分及物理结构信息外, 还包含了其它无关的信息 (噪音、背景色、暗电流等)^[3], 光谱曲线存在基线漂移现象, 试验选取噪音干扰较小的918-1687 nm波段进行后续分析, 为消减干扰信息并提高信噪比, 改善建模效果, 利用常用数据预处理方法, 并采用PLSR建立模型, 对比分析全波段下不同预处理与原始光谱建立模型的效果。

2.3 特征波长提取

由于原始光谱数据高达256个波段, 信息冗余量大, 处理时间长, 不能满足在线快速生产需求。特征波长提取可以使分散在波段间的信息集中在几个特征波段内, 剔除大量冗余信息, 提高分析效率。试验对全波段下的原始光谱反射 (R) 曲线进行PLS回归, 由加权 β 系数得到回归系数曲线 (图3、4、5), 基于局部最大值与最小值选择特征波长。图3为羊肉蛋白质含量的权重回归系数图, 其中930、987、1192、1350 nm五个特征波长的光谱反射值与羊肉蛋白质含量呈负相关, 而1109、1240、1669 nm处的光谱反射值与羊肉蛋白质含量呈正相关; 图4为羊肉脂肪含量权重系数图, 其中963、1016、1109、1431、1669 nm的光谱反射值与羊肉脂肪含量呈正相关, 而1303、1347 nm处的光谱反射值与羊肉脂肪含量呈负相关; 图5为羊肉pH的权重系数图, 其中978、1192、1356 nm的反射值与羊肉pH呈正相关, 在1127、1240、1455 nm处的反射值与羊肉pH呈负相关。由分子振动量子理论可知, 分子对近红外谱区光谱吸收主要是含氢基团倍频与合频振动吸收能量, 由于含氢基团振动方式不同, 其吸收波长特征频率不同, 每种物质分子所含基团种类多且差异性大, 因此具有特定的波长吸收组合^[9]。蛋白质主要含-OH、-CH₂、-NH₂等基团, 因此特征波长可解释为930 nm为O-H的三倍频特征吸收带, 1192 nm为C-H基团三倍频吸收带; 1109 nm为N-H的三倍频特征吸收带; 脂肪主要含-OH、-CH₂等基团, 963 nm可解释为O-H的三倍频特征吸收带, 1431 nm为O-H的二倍频特征吸收带, 1669 nm为C-H基团二倍频吸收带; pH值主要与肉中所含H⁺有关, 而H⁺有与乳酸含量有关, 因此

pH值在近红外光谱中有间接较强的信息，其中1192 nm应为C-H基团三倍频吸收带，1455 nm出峰值幅频较宽应为H₂O的吸收带。上述理论为羊肉蛋白质、脂肪、pH的定量分析提供了理论依据。

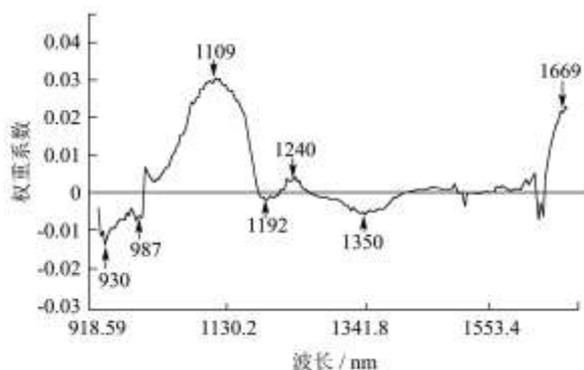


图3 羊肉蛋白质含量的权重系数图

Fig.3 Weight coefficient of mutton protein content content

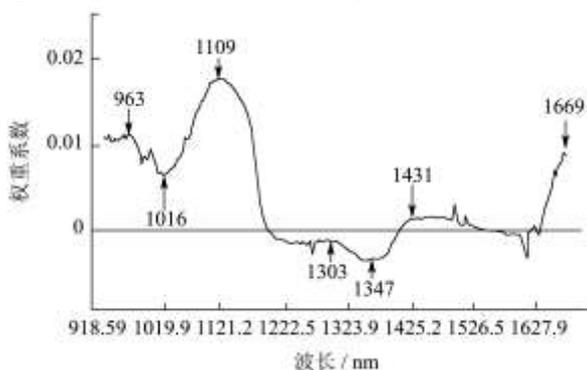


图4 羊肉脂肪含量的权重系数图

Fig.4 Weight coefficient of mutton fat

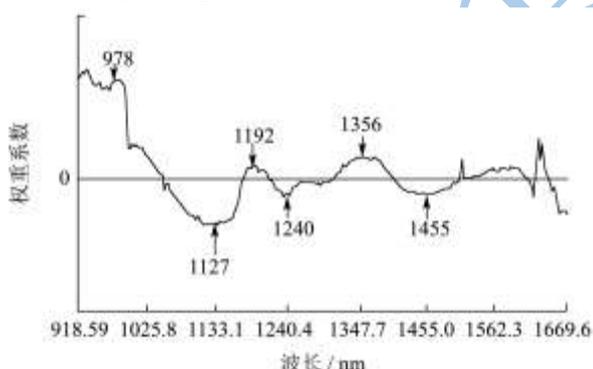


图5 羊肉 pH 值的权重系数图

Fig.5 Weight coefficient of mutton pH value

2.4 全波段下羊肉内部品质的 PLSR 模型

2.4.1 蛋白质含量的 PLSR 模型

为了研究全波段下不同预处理方法对建模的影响，选择合适的光谱预处理方法^[10]，对原始光谱采用基线校准 (Baseline)、标准正态化 (SNV)、多元散射校正 (MSC)、归一化 (Normalization)、移动平均平

滑 (Moving Average)、中值滤波 (Median Filter)、S-G 卷积平滑 (Savitzky-Golay)、一阶导数 (First Derivation)、一阶导数+S-G 卷积平滑 (FD+SG) 方法进行预处理分析，采用 PLSR 建立羊肉蛋白质含量预测模型，并与原始光谱进行比较，结果如表 2 所示。

表 2 羊肉蛋白质含量的原始光谱和预处理光谱的偏最小二乘回归模型效果

Table 2 PLSR Modeling results of raw and pretreated spectra for mutton protein content

光谱类型	校正集		交互验证		验证集	
	R _c ²	RMSEC	R _{cv} ²	RMSECV	R _p ²	RMSEP
原始光谱	0.86	0.55	0.82	0.63	0.83	0.57
归一化	0.78	0.69	0.47	1.08	0.52	0.99
基线校准	0.86	0.55	0.81	0.65	0.86	0.52
标准正态化	0.83	0.59	0.55	0.99	0.48	1.15
多元散射校正	0.79	0.66	0.49	1.06	0.44	1.21
移动平均平滑	0.86	0.55	0.82	0.63	0.85	0.54
中值滤波	0.86	0.54	0.83	0.60	0.85	0.54
S-G卷积平滑	0.86	0.55	0.82	0.63	0.85	0.55
一阶导数	0.89	0.48	0.80	0.66	0.81	0.63
一阶导数+SG	0.88	0.50	0.81	0.65	0.57	1.57

从表 2 可以看出：采用 First Derivation 及 FD+SG 方法建立校正模型可得到较高的 R_c²，但两种方法预测模型 R_p² 较低，模型预测效果较差；Normalization、MSC、SNV 处理的模型的 R_c²、R_{cv}²、R_p² 均小于原始光谱 PLSR 模型的 R_c²、R_{cv}²、R_p²，并且有较高的 RMSEC、RMSECV、RMSEP 值，说明这三种预处理方法可能消除了与羊肉蛋白质品质相关的有用信息，导致建立的 PLSR 预测模型效果较差；采用 Baseline 方法的 PLSR 模型具有较高的 R_p² 最大，与其 R_c²、R_{cv}² 值相当，且具有较低的 RMSEC、RMSECV、RMSEP 值，优于原始光谱，说明该方法可以有效的提取出羊肉的有效信息，并有效剔除干扰信息。模型校正集 R_c²=0.86、RMSEC=0.55，预测集 R_p²=0.86、RMSEC=0.52，采用交互验证方法对模型预测效果进行检验得 R_{cv}²=0.81，RMSECV=0.65；选择 Baseline 预处理的数据进行后续的蛋白质含量预测模型建立可以获得较好的预测效果。

2.4.2 脂肪含量的 PLSR 模型

研究脂肪含量全波段下预处理对建模的影响，对原始光谱采用 SNV、Baseline、Normalization、MSC、Savitzky-Golay、Moving Average 单一方法及 Moving Average+SG、Normalization+SG、MSC+SG、MSC+SG+Baseline 融合算法进行预处理^[11-12]，得到数据采用

PLSR 建立羊肉脂肪含量预测模型, 结果如表 3 所示。

表 3 羊肉脂肪含量的原始光谱和预处理光谱的偏最小二乘回归模型效果

Table 3 PLSR Modeling results of raw and pretreated spectra

光谱类型	for mutton fat content					
	校正集		交互验证		验证集	
	Rc ²	RMSEC	Rcv ²	RMSECV	Rp ²	RMSEP
原始光谱	0.87	0.08	0.86	0.09	0.85	0.08
标准正态化	0.79	0.10	0.64	0.14	0.60	0.15
基线校准	0.84	0.09	0.81	0.10	0.80	0.10
归一化	0.80	0.10	0.56	0.15	0.58	0.15
多元散射校正	0.89	0.08	0.79	0.10	0.84	0.09
S-G 卷积平滑	0.87	0.08	0.86	0.09	0.85	0.08
移动平均平滑	0.87	0.08	0.86	0.09	0.85	0.08
移动平均平滑+SG	0.87	0.08	0.86	0.09	0.85	0.08
归一化+SG	0.83	0.10	0.74	0.14	0.79	0.14
多元散射校正+SG	0.89	0.07	0.87	0.08	0.86	0.08
多元散射校正+SG+ 基线校准	0.88	0.08	0.87	0.08	0.85	0.08

从表 3 可以看出: Savitzky-Golay、Moving Average、Moving Average+SG、MSC+SG+Baseline 预处理效果与原始光谱效果差异不显著, 说明该方法无法有效的提取出羊肉脂肪的有用信息, 预处理效果不佳; SNV、Baseline、Normalization 方法预处理的模型中 Rc²、Rcv²、Rp² 值均小于原始光谱 PLSR 模型, 并且有较高的 RMSEC、RMSECV、RMSEP 值, 说明这些预处理方法消除了与羊肉脂肪相关的信息, 导致建立的 PLSR 预测模型效果变差; MSC 方法虽对校正模型 Rc² 有所提高, 但 Rcv²、Rp² 值均小于原始光谱, 预测模型效果较差, 而 MSC+SG 方法则可有效提升 Rc²、Rcv²、Rp² 值, 且得到了较原始光谱低的 RMSEC、RMSECV、RMSEP 值, 模型校正集 Rc²=0.89、RMSEC=0.07, 预测集 Rp²=0.86、RMSEC=0.08, 采用交互验证方法对模型预测效果进行检验得 Rcv²=0.87, RMSECV=0.08; 预处理方法可有效提取出羊肉脂肪相关信息, 并去除部分干扰信息, 因此, 选择 MSC+SG 数据预处理方法进行后续的脂肪含量模型的建立。

2.4.3 pH 值的 PLSR 模型

研究 pH 值全波段下预处理对建模效果的影响, 对原始光谱进行 Baseline、MSC、SNV、Normalization、高斯滤波 (Gaussian Filter)、Savitzky-Golay、First Derivation、二阶导数 (Second Derivation)、First Derivation+SG、MSC+SG、MSC+SG+FD 等方法预处理^[13], 处理后数据采用 PLSR 建立羊肉 pH 值预测模型, 结果如表 4 所示。

表 4 羊肉 pH 值的原始光谱和预处理光谱的偏最小二乘回归模型效果

Table 4 PLSR Modeling results of raw and pretreated spectra for mutton pH value

光谱类型	校正集		交互验证		验证集	
	Rc ²	RMSEC	Rcv ²	RMSECV	Rp ²	RMSEP
	原始光谱	0.80	0.07	0.72	0.09	0.71
基线校准	0.67	0.09	0.52	0.11	0.56	0.15
多元散射校正	0.70	0.09	0.49	0.13	0.56	0.13
标准正态化	0.77	0.08	0.58	0.13	0.58	0.12
归一化	0.69	0.09	0.57	0.13	0.48	0.14
高斯滤波	0.80	0.07	0.72	0.09	0.70	0.12
S-G 卷积平滑	0.80	0.07	0.72	0.09	0.70	0.12
一阶导数	0.92	0.02	0.55	0.11	0.60	0.18
二阶导数	0.90	0.03	0.62	0.10	0.48	0.19
一阶导数+SG	0.78	0.08	0.68	0.11	0.62	0.17
多元散射校正+SG	0.68	0.09	0.47	0.14	0.70	0.12
多元散射校正+SG+ 一阶导数	0.49	0.13	0.42	0.15	0.52	0.12

从表 4 可以看出: Gaussian Filter、Savitzky-Golay 预处理效果与原始光谱效果差异不显著, 说明该方法无法有效的提取出羊肉脂肪的有用信息, 预处理效果不佳; Baseline、MSC、SNV、Normalization、First Derivation+SG、MSC+SG、MSC+SG+FD 方法预处理的模型中 Rc²、Rcv²、Rp² 值均小于原始光谱 PLSR 模型, 并且有较高的 RMSEC、RMSECV、RMSEP 值, 说明这些预处理方法消除了与羊肉脂肪相关的信息, 导致建立的 PLSR 预测模型效果变差; First Derivation、Second Derivation 预处理方法虽得到校正模型 Rc² 较高, 达 0.90 以上, 然而 Rp² 值均小于原始光谱 PLSR 模型, 且交互验证 Rcv² 值较低, 与校正模型相差较大, 说明所建模型稳健性较差, 不能用来做建模预处理方法; 因此, 选择未经预处理的原始光谱进行后续的羊肉 pH 模型的建立。

综上所述, 羊肉蛋白质含量的最佳模型为 Baseline 处理的 PLSR 模型, 脂肪含量检测预处理最佳方法为 MSC+SG, pH 值的最佳模型为未经处理原始光谱的 PLSR 模型。

2.5 特征波长下的羊肉内部品质的 PLSR 模型

特征波长选择不仅可剔除与检测指标不相关非线性变量, 得到预测能力强, 稳健性好的校正模型, 而且还可以使模型简化^[14], 但特征波长提取可能剔除与检测指标紧密相关的有效信息, 降低模型预测准确率; 为探讨全波段与特征波长下羊肉蛋白质含量、脂肪含

量、pH值模型的差异性，验证特征波长提取有效性，对特征波长下的反射光谱建立PLSR模型，并与全波段建模效果对比，试验数据如表5所示：

表 5 全波段与特征波长下的 PLSR 模型结果

Table 5 The PLSR model results under full-wave bands and optimal wavelengths

光谱类型	品质参数	波段维数	校正集		交互验证		验证集	
			R _C ²	RMSEC	R _{CV} ²	RMSECV	R _P ²	RMSEP
全波段	蛋白	256	0.86	0.55	0.81	0.65	0.86	0.52
	脂肪	256	0.87	0.08	0.86	0.09	0.85	0.08
	pH	256	0.80	0.07	0.72	0.09	0.71	0.12
特征波段	蛋白	7	0.86	0.54	0.83	0.62	0.83	0.58
	脂肪	7	0.88	0.08	0.86	0.08	0.86	0.09
	pH	6	0.80	0.07	0.71	0.08	0.72	0.12

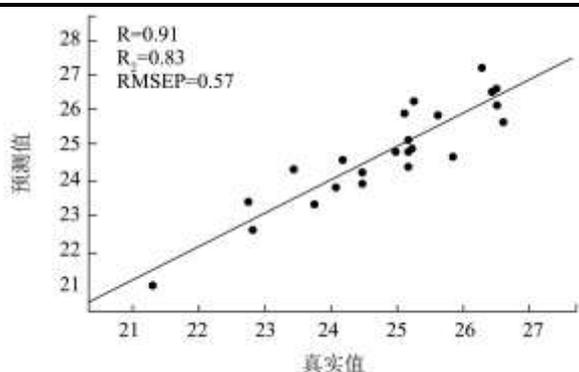


图 6 羊肉蛋白质特征波长下的模型预测

Fig.6 Prediction of protein content under optimal wavelengths

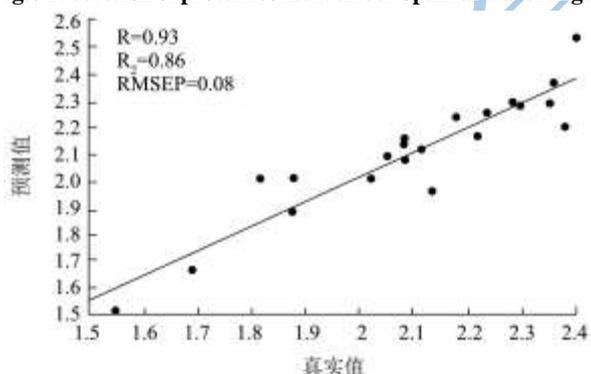


图 7 羊肉脂肪特征波长下的模型预测

Fig.7 Prediction of fat content under optimal wavelengths

由表5分析可知：脂肪含量特征波长下的PLSR模型得R_C²_{脂肪}为0.88，R_P²_{脂肪}为0.86，不论是校正集还是预测集，均优于全波段下的模型，且由交互验证的R_{CV}²与RMSECV值显示模型稳健性好；而对特征波长下蛋白质含量、pH值的PLSR模型得到R_C²_{蛋白}为0.86，R_P²_{蛋白}为0.83，R_C²_{pH}为0.80，R_P²_{pH}为0.72，与全波段的模型得到的决定系数差异不显著，交互验证结果显示预测结果与参比值偏离值在允许范围内，模型预测性较好，但特征波长下的PLSR模型建立仅需6~7个波段光谱反

射值，与全波段256个波段相比，极大降低了数据冗余量与处理时间，为实现在线快速检测提供技术条件。

通过上述分析，特征波长下23个样本建立的蛋白质含量、脂肪含量、pH值的PLSR预测模型可以替代全波段建模，预测模型如图6~8所示。

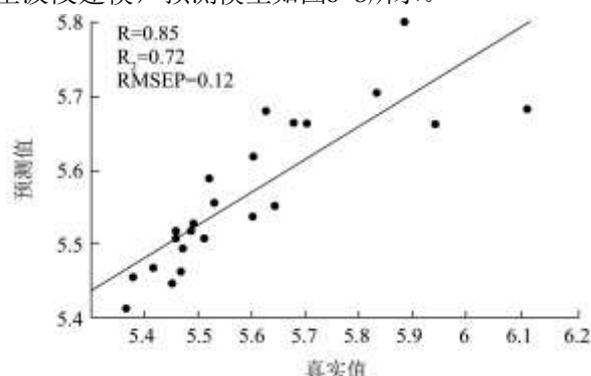


图 8 羊肉 pH 值特征波长下的模型预测

Fig.8 Prediction of pH value under optimal wavelengths

3 结论

3.1 在 918~1687 nm 全波段范围内，对羊肉蛋白质含量、脂肪含量、pH 值进行光谱检测，优选出了蛋白质含量检测数据预处理方法为 Baseline，脂肪含量检测数据预处理方法为 MSC+SG，pH 值检测则用原始光谱效果最佳。

3.2 利用 PLSR 结合加权 β 系数选择特征波长，得到羊肉蛋白质、脂肪、pH 的特征波长分别为 930、987、1109、1192、1240、1350、1669 nm，963、1016、1109、1303、1347、1431、1669 nm，978、1192、1356、1127、1240、1455 nm。可以看出特征波长提取与分子基团光谱吸收峰值具有一定相关性。

3.3 利用 NIR 高光谱成像技术结合化学计量学方法，选择最佳数据预处理方法结合特征波长对 69 个滩羊肉样本建立 PLSR 模型，并进行交互验证。得 R²_{蛋白}=0.83，RMSEP_{蛋白}=0.58；R²_{脂肪}=0.86，RMSEP_{脂肪}=0.09；R²_{pH}=0.72，RMSEP_{pH}=0.12，特征波长对比全波段建模，相关评价参数无明显差异，可以替代全波段的 PLSR 模型。试验结果表明：NIR 高光谱成像技术用于宁夏滩羊肉蛋白质含量、脂肪含量、pH 值的内部品质的无损检测是可行的。

参考文献

[1] 李伟,罗瑞明,李雅蕾.宁夏滩羊肉的特征香气成分分析[J].现代食品科技,2013,29(5):1173-1176
 [2] 任发政,李兴民,张原飞.现代肉品加工与质量控制[M].北京:中国农业大学出版社,2006:179-190
 [3] 吴建虎,彭彦昆.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
- [4] ElMasry G, Sun Da-wen, Allen P. Near-infrared hyperspectral imaging for predicting colour, pH and tenderness of fresh beef [J]. Journal of Food Engineering, 2012, 110: 127-140
- [5] Mohammed. K, Gamal. E, Da-Wen Sun. Prediction of some quality attributes of Lamb meat using near-infrared hyperspectral imaging and multivariate analysis [J]. Analytica Chimica Acta, 2012(714): 57-67
- [6] Mohammed K, Gamal E, Da-Wen Sun, et al. Application of NIR hyperspectral imaging for discrimination of lamb muscles [J]. Journal of Food Engineering, 2011, 104: 332-340
- [7] Douglas. B, Gamal. E, Da Wensun. Non-destructive of chemical composition intact and minced pork using near-infrared hyperspectral imaging [J]. Food Chemistry, 2013, 138: 1162-1171
- [8] 徐霞,成芳,应义斌.近红外光谱技术在肉品检测中的应用和研究进展[J].光谱学与光谱分析,2009,29(7):1176-1180
- [9] 褚小立, 陆婉珍, 袁洪福.化学计量学方法与分子光谱分析技术[M].北京:化学工业出版社,2011,2:41-49
- [10] Ripoll. G, Albertí P, Panea. B, et al. Near-infrared reflectance spectroscopy for predicting chemical instrumental and sensory quality of beef [J]. Meat Science, 2008, 80: 697-702
- [11] Mohammed. K, Gamal. E, Da-Wen Sun. Non-destructive prediction and visualization of chemical composition in lamb meat using NIR hyperspectral imaging and multivariate regression [J]. Innovative Food Science and Emerging Technologies, 2012, 6(3): 4-12
- [12] Gamal. E, Da-Wensun, Paul. A. Non-determination of water-holding capacity in fresh beef by using NIR hyperspectral imaging [J]. Food Research International, 2011, 44: 2624-2633
- [13] Douglas. B, Gamal. E, Da Wensun. Near-infrared hyperspectral imaging for grading and classification of pork [J]. Meat Science, 2012, 90: 259-268
- [14] Polder G, Gerie WAM, Van DerHeijden. Calibration and characterization of imaging spectrographs [J]. Near-Infrared Spectroscopy, 2003, 11: 193-210