

盐池滩羊肉脂肪含量的 高光谱预测模型构建

张 翀, 刘贵珊*, 何建国, 程丽娟, 万国玲

(宁夏大学农学院, 宁夏银川 750021)

摘要:本文利用可见-近红外高光谱成像技术预测冷鲜滩羊肉脂肪含量, 优选最佳预测模型。测定 90 个滩羊背最长肌的脂肪含量并采集其光谱图像, 对原始光谱进行不同种预处理后, 构建了全波段下的偏最小二乘回归(PLSR)和主成分回归(PCR)的光谱预测模型。为减少模型运算次数, 在预处理效果最优的全波段模型上采用连续投影算法(SPA)、应用竞争性自适应重加权(CARS)、变量组合集群分析(VCPA)和波长空间迭代收缩(IVISSA)方法提取特征波长, 构建脂肪含量的光谱预测模型。结果表明: 采用归一化(Normlize)预处理后光谱构建的 PLSR 全波段模型效果最好, 校正集模型相关系数(R_c)达到 0.921; 采用多元散射校正(MSC)预处理后光谱构建的 PCR 全波段模型效果最好, 其校正集模型相关系数(R_c)达到 0.850; 在 4 种提取特征波长过程中, IVISSA 算法所提取特征波长的交互验证均方根误差(RMSECV)最低, 为 0.0072; Normlize-IVISSA-PLSR 模型较其他 3 种算法所构建的 PLSR 模型效果最优, 其校正集相关系数(R_c)和预测集相关系数(R_p)值分别为 0.931 和 0.754, 表明利用高光谱技术对盐池滩羊肉脂肪含量进行预测是可行的。研究成果为冷鲜滩羊肉品质在线光谱快速无损检测系统开发提供理论依据。

关键词:滩羊肉, 可见-近红外高光谱, 脂肪含量, 偏最小二乘回归, 主成分回归

Establishment of Hyperspectral Prediction Models for Fat Content of Tan Sheep Mutton in Yanchi Country

ZHANG Chong, LIU Gui-shan*, HE Jian-guo, CHENG Li-juan, WAN Guo-ling

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

Abstract: In this paper, visible-near-infrared hyperspectral imaging technology was used to predict the fat content of cold Tan sheep mutton in order to optimize the best prediction model. By measuring the fat content of 90 longissimus dorsi muscles of Tan sheep and collecting their spectral images, the spectral prediction models of partial least squares regression (PLSR) and principal component regression (PCR) in full band were constructed after different pretreatments of the original spectra. After operation to reduce the model number, the pretreatment effect on the full wave model of the optimal continuous successive projection algorithm (SPA), competitive adaptive reweighted sampling (CARS), variables combination population analysis (VCPA) and interval variable iterative space shrinkage approach (IVISSA), and wavelength space iterative shrinkage method, through these methods to extract the characteristic wavelength, fat content of spectral prediction model was constructed. The results showed that, the PLSR full-band model constructed by Normlize pretreatment had the best effect, and the related coefficient of calibration set (R_c) of the correction set model reached 0.921. PCR full-band model constructed by multivariate scattering correction (MSC) pretreatment had the best effect, and the related coefficient of calibration set (R_c) of the correction set model reached 0.850. In the process of extracting characteristic wavelengths, the interactive verification root mean square error (RMSECV) of IVISSA algorithm was the lowest, which was 0.0072. Compared with the PLSR model constructed by the other three algorithms, the Normlize-IVISSA-PLSR model had the best effect, and related coefficient of calibration set (R_c) and related coefficient of prediction set (R_p) were 0.931 and 0.754, respectively. The above research showed that it was feasible to predict the fat content of Tan sheep mutton by hyperspectral method. The results provide a theoretical basis for the development of on-line fast nondestructive testing system for cold Tan sheep mutton quality.

Key words: Tan sheep mutton; visible-near-infrared hyperspectral; fat content; partial least squares regressn; principal component regression

中图分类号: TS251.7

文献标识码: A

文章编号: 1002-0306(2019)20-0237-06

收稿日期: 2019-03-14

作者简介: 张翀(1994-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 农产品无损检测, E-mail: 76456248@qq.com。

* 通讯作者: 刘贵珊(1979-), 男, 博士, 副教授, 研究方向: 农产品无损检测, E-mail: liugs@nxu.edu.cn。

基金项目: 2018 年国家自然科学基金(地区项目)(31760435)。

doi:10.13386/j.issn1002-0306.2019.20.028

引文格式:张翀,刘贵珊,何建国,等.盐池滩羊肉脂肪含量的高光谱预测模型构建[J].食品工业科技,2019,40(20):237-242.

盐池滩羊是宁夏特色优势畜种,其肉质鲜嫩、低脂无膻、脂肪含量分布均匀^[1]。脂肪含量是肉品品质较为重要的评价指标之一^[2],对羊肉嫩度、色泽等有着重要影响^[3]。常规检测脂肪的方法有酸式水解法、碱式水解法和索氏提取法,但耗时耗力且存在破坏性,不能满足肉品快速无损检测的需求。

高光谱成像技术作为新型快速无损检测技术之一^[4],可同时获取样本图像信息和光谱信息^[5],成为近年来的研究热点之一。国外学者 Ye 等^[6]利用高光谱技术对牛肉肌内脂肪含量进行预测,结果表明,肌内脂肪含量预测模型 Rc^2 达到 0.892,为实现牛肉肌内脂肪含量快速无损预测提供理论依据。Pu 等^[7]利用高光谱技术对鲜牛肉和冻藏牛肉分别构建了概率神经网络判别模型,结果表明,其两者的识别率分别达到 93.14% 和 90.91%。国内学者龚艳^[8]以鸡肉为研究对象,利用高光谱技术对其肌内脂肪含量不同进行产地判别分析,结果表明,判别准确率可达 87.5%。谢安国等^[9]利用高光谱技术对调理牛肉水分含量做出预测,结果表明,其预测性能 Rc^2 达到 0.908。综上所述,高光谱技术在肉品领域的应用主要集中于牛肉、鸡肉,且大多数为定性分析。而有关盐池滩羊肉脂肪含量预测研究较少,已有构建的全波段模型效果差,不足以到达预测目的。因此如何实现盐池滩羊肉脂肪含量快速无损检测及预测模型优选成文本文研究重点。

本文以盐池滩羊背最长肌脂肪含量为研究对象,利用可见-近红外高光谱系统(400~1000 nm)采集其图谱信息,采用 The Unscrambler X10.4 软件对光谱进行预处理后构建 PLSR 和 PCR 全波段模型,选取最优模型后采用 Matlab2014a 提取特征波段,建立羊肉脂肪含量最优预测模型,为盐池滩羊肉品质在线光谱快速无损检测提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 材料与仪器

盐池滩羊背部最长肌 宁夏盐池县大夏牧场食品有限公司;淀粉酶(6~8 U) 上海丹尼悦生物科技有限公司;氨水 衢州市荣泰化工有限公司;无水乙醇 杭州米克化工仪器有限公司;石油醚 淄博东方红化工厂;刚果红 上海宝曼生物科技有限公司;盐酸 北京鹏彩化学试剂有限公司;碘 润友化学有限公司。

Hyper Spec VNIR N 型可见-近红外高光谱系统(400~1000 nm) 美国 Headwall 公司,光谱分辨率为 2.8 nm,狭缝宽度为 25 μm ,狭缝长度 18 mm;CCD 相机像素尺寸 8.0 μm ,光源为卤素灯双线光源。

1.2 实验方法

1.2.1 样本采集 盐池滩羊背部最长肌经 24 h 排酸后,去除其表面多余脂肪和膜层,修整长宽高分别为 4 cm × 3 cm × 2 cm 的长方体,共 90 块备用。

1.2.2 光谱采集 采集羊肉光谱图像前需对高光谱进行预热^[10]和参数设定,30 min 后应对仪器进行校准^[11]。羊肉样本中心温度达到室温后,擦去表面水分,放置于高光谱电控位移平台,利用设备自带 Spectral cube 软件进行光谱图像扫描。采用 ENVI 4.8 软件提取样本光谱数值,采集区域应避免光斑且尽可能覆盖整块样本。

1.2.3 脂肪含量测定 参照国标《食品安全国家标准食品中脂肪的测定》(GB 5009.6-2016)^[12]。

1.2.4 样本数据前处理 由于样本光谱采集、脂肪含量测量或者仪器误差等诸多因素导致出现异常值,为提高模型精度,需剔除异常值。因此,将所得到的脂肪含量数值和光谱数值结合进行 PLSR 预建模,再利用 Matlab2014a 软件中的蒙特卡洛法^[13]剔除异常值,并采用 The Unscrambler X10.4 对样本进行校正集与预测集的划分。

1.2.5 光谱数值预处理 由于仪器噪音、暗电流等因素的影响,导致样本光谱曲线产生重复和基线漂移等现象^[14-15],故利用 MatlabR2014a 软件进行多元散射校正(Multiple Scattering Correction, MSC)^[16]、消除长期趋势(De-trending)^[17]、标准正态化(Standard Normal Variable, SNV)^[18]、基线校准(Baseline)^[19]、归一化(Normalize)^[20]和 SG-卷积平滑(Savitzky-Golay convolution smoothing, SG-convolution smoothing)^[21]六种预处理方法对原始光谱进行处理,优选最佳预处理方法。

1.2.6 特征波长提取 本文利用 Matlab2014a 软件中 4 种方法对预处理优选后的全波段进行特征波长提取,分别为:连续投影算法(Successive Projection Algorithm, SPA)是一种使矢量空间共线性最小化的前向变量选择算法,它的优势在于提取全波段中效果最显著的特征波长,能够消除原始光谱矩阵中冗余的信息^[22]。应用竞争性自适应重加权算法(Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS)通过自适应重加权采样技术选择出模型中回归系数绝对值大的波长点,去掉权重小的波长点,利用交互验证选出 RMSECV 值最低的子集,可有效寻出最优变量组合^[23]。变量组合集群分析算法(Variables Combination Population Analysis, VCPA)算法是一种传统的特征波长提取方法,其中的挑选规则采用达尔文的自然进化理论中“适者生存”原理,用来确定保持和持续缩小可变空间的变量的数量。在运算过程中采用二进制矩阵采样法为每个变量提供相同的机会,与被选择者产生不同变量组合,用于构造子模型的数量^[24]。波长空间迭代收缩算法(Interval Variable Iterative Space Shrinkage Approach, IVISSA)基于消息传递算法的思想上所建立的特征波长提取方法,在每次迭代过程中逐步优化变量空间,最终达到选择最优变量组合的目的。其优势在于考虑了变量组合的影响和变量空间软性收缩,使得在交

互检测和独立集合的预测误差最小,保证所建立模型的稳定性和预测性能^[25]。

1.2.7 脂肪含量预测模型的选取 本文构建盐池滩羊脂肪含量预测模型时所选取的方法有两种,分别为偏最小二乘法 and 主成分法。

偏最小二乘回归 (Partial Least Squares Regression, PLSR) 是一种常用的线性多变量建模方法。不仅使用来自 X 数据的数据数组,也使用根据 X 数据预测的 Y 数组,统计分析所有数据。其目的是通过将 X 变量和 Y 变量投影到一个新的潜在空间中,找到一个潜在变量线性回归模型,其中这些潜在变量之间的协方差被最大化,使得数据得到降维处理^[26-28]。

主成分回归 (Principal Component Regression, PCR) 是一种降维的统计方法,它借助于一个正交变换,将其分量相关的原随机向量转化成其分量不相关的新随机向量,这在代数上表现为将原随机向量的协方差阵变换成对角形阵,在几何上表现为将原坐标系变换成新的正交坐标系,使之指向样本点散布最开的 p 个正交方向,然后对多维变量系统进行降维处理,使之能以一个较高的精度转换成低维变量系统,再通过构造适当的价值函数,进一步把低维系统转化成一维系统来达到降维目的^[29-31]。

1.2.8 模型评判标准 通过校正集相关系数 (R_c) 与校正集均方根误差 (Root-mean-square Error of Calibration set, RMSEC)、预测集相关系数 (R_p) 与预测集均方根误差 (Root-mean-square Error of Prediction set, RMSEP) 以及交互验证均方根误差 (RMSECV) 指标对滩羊肉嫩度模型的性能进行评价。 R_c 、 R_p 值越高,其模型相关性越好; RMSEC、RMSECV、RMSEP 值越低,其模型预测能力越好,也可用 $R_c + R_p$ 评价模型的检测精度。

1.3 数据处理

高光谱图像采集软件为 Spectral cube (Spectral Imaging Ltd., Finland), 高光谱图像数据分析软件为 ENVI4.8 (Research System Inc., USA), 原始样本集划分、光谱数据预处理和模型构建使用软件 The Unscrambler X10.4, 异常值剔除和特征波长提取采用 Matlab (Matlab R2014a, Mathwork, Inc., USA)。

2 结果与分析

2.1 样本集脂肪含量分析

按照蒙特卡洛法剔除 18 号和 80 号异常样本后,按照 3:1 比例进行随机划分校正集 (66 个样本) 和预测集 (22 个样本)。如图 1 和图 2 所示,分别为校正集样本和预测集样本的脂肪含量分析,校正集样本脂肪含量范围为 0.0134~0.0701 g/g, 预测集样本脂肪含量范围为 0.0188~0.0697 g/g。

2.2 原始光谱分析

如图 3 所示,滩羊肉样本原始光谱曲线中出现三个较为明显的波峰 (478、732、809 nm) 和一个较为明显的波谷 (761 nm); 478 nm 有可能是在光谱反射时由于和样品蛋白质中 C-H 键共振所产生的; 732 nm 是由于羊肉中脂肪酸反射光谱后产生; 809 nm 是羊肉样

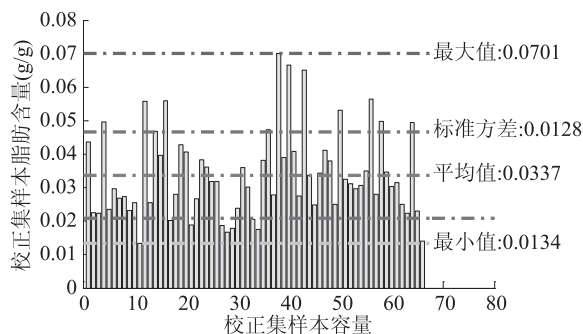


图 1 校正集样本脂肪含量分析

Fig.1 Analysis of fat content in calibration set samples

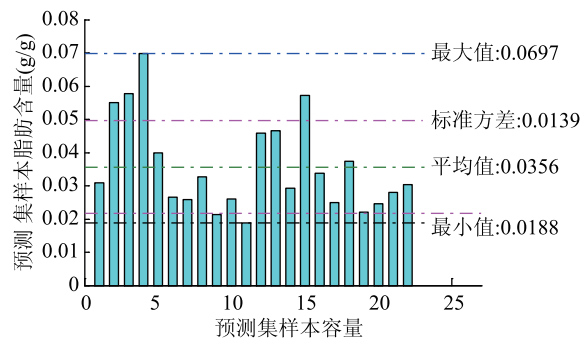


图 2 预测集样本脂肪含量分析

Fig.2 Analysis of fat content in predictive set samples

本本身所带有的水分所引起^[32]; 而 761 nm 处是由于样本本身肉色吸收光源的光能所产生。

从图 3 中可以看出 90 个样本所产生的原始光谱曲线整体分离为两个部分,其原因如下:在羊肉样本光谱图像采集过程中,受到外界噪音影响导致;由于外界光源的影响,导致了光谱曲线的分离程度过高;在样本图像信息采集前没有将样本表面水分擦拭干净,从而致使部分样本反射曲线被水分吸收,导致反射率降低^[33]。基于此,采用不同预处理方法处理原始光谱,避免其对模型构建效果的影响。

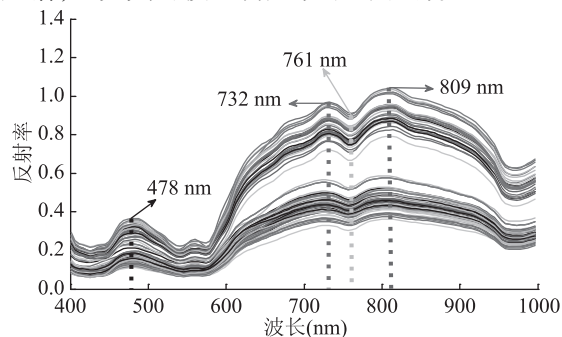


图 3 滩羊样本原始光谱曲线图

Fig.3 Original spectral curve of Tan sheep samples

2.3 全波段建模效果评价

如表 1 所示,在同种预处理方法下所构建的 PLSR 模型 R_c 值和 R_p 值均大于 PCR 模型,说明 PLSR 模型更加适用于盐池滩羊脂肪含量预测。这是由于 PLSR 模型是一种多因变量 Y 对多自变量 X 的回归建模方法,该算法在建立回归的过程中,既考虑了尽量提取 Y 和 X 中的主成分,又考虑了分别从 X 和 Y 提取出的主成分之间的相关性最大化,可使

表1 不同预处理下所构建的PLSR和PCR模型效果对比

Table 1 Comparison of PLSR and PCR models constructed under different pretreatments

建模方法	预处理方法	主成分	校正集		RMSECV	预测集	
			Rc	RMSEC		Rp	RMSEP
PLSR	原始光谱	11	0.859	0.0065	0.0100	0.665	0.0103
	1-SG	11	0.839	0.0069	0.0103	0.464	0.0190
	2-SG	11	0.830	0.0071	0.0105	0.243	0.0443
	3-SG	11	0.837	0.0069	0.0104	0.251	0.0759
	4-SG	11	0.838	0.0070	0.0102	0.246	0.0826
	Normlize	17	0.921	0.0049	0.0096	0.738	0.0097
	Baseline	15	0.910	0.0053	0.0097	0.714	0.0096
	SNV	10	0.864	0.0064	0.0093	0.681	0.0106
	De-trending	8	0.837	0.0069	0.0098	0.669	0.0102
	MSC	10	0.860	0.0065	0.0092	0.689	0.0104
PCR	原始光谱	16	0.809	0.0074	0.0105	0.601	0.0113
	1-SG	17	0.819	0.0073	0.0105	0.483	0.0172
	2-SG	14	0.778	0.0080	0.0109	0.271	0.0320
	3-SG	3	0.521	0.0109	0.0117	0.263	0.0147
	4-SG	3	0.525	0.0108	0.0116	0.213	0.0146
	Normlize	18	0.846	0.0068	0.0102	0.602	0.0114
	Baseline	15	0.818	0.0073	0.0101	0.626	0.0109
	SNV	17	0.842	0.0068	0.0100	0.661	0.0106
	De-trending	14	0.828	0.0071	0.0098	0.638	0.0107
	MSC	18	0.850	0.0067	0.0096	0.701	0.0106

脂肪含量特征信息被最大限度提取。而 PCR 模型则是用尽量少的主成份代表众多的变量,来减少模型的运算次数,反而使得所挑选的脂肪含量特征信息量过少,导致模型效果差。

在所构建的 PLSR 模型中,利用原始光谱构建的校正集模型 Rc 达到 0.859,预测集 Rp 为 0.665。说明采用滩羊肉样本脂肪含量与其光谱数值构建 PLSR 预测模型是可行的。通过表 1 可知,在经过 Normlize、Baseline、SNV 和 MSC 四种预处理方法后,校正集样本所构建的 PLSR 模型相关性从 0.859 分别提高到 0.921、0.910、0.864 和 0.860。同时预测集的预测性从 0.665 分别提高到 0.738、0.714、0.681 和 0.689。这是由于在对原始光谱曲线进行预处理后,使得原始光谱信息中样本脂肪含量的特征信息增强,提高了模型的精度,保证了模型的稳定性,而经过 1~4-SG 和 De-trending 预处理后,反而使得样本所构建的 PLSR 模型相关性从 0.859 分别降低到 0.839、0.830、0.837、0.838 和 0.837,特别是经过 SG 预处理后,预测集的预测性由原来的 0.665 降低至 0.464 以下。这是由于对原始光谱曲线进行预处理后得到的光谱数值包含了大量的无用信息,并且在这五种预处理后的光谱数值不适用于 PLSR 模型的构建。通过比较后可知,经 Normlize 预处理后的光谱效果最好,其校正集 Rc 值最大为 0.921, RMSEC 值最小为 0.0049; RMSECV 值为 0.0096, 低于原始光谱,保证了模型的稳定性;预测集值 Rp 最大为 0.738, RMSEP 值为 0.0097。

如图 4 所示为经 Normlize 处理后的原始光谱曲

线图,相比较图 3 中原始光谱曲线,其分离程度大幅度降低,保证了样本脂肪含量特征信息的获取,避免了过多外界因素的影响。因此,在后续特征波长提取过程中采用 Normlize 预处理后的光谱数值构建 PLSR 模型。

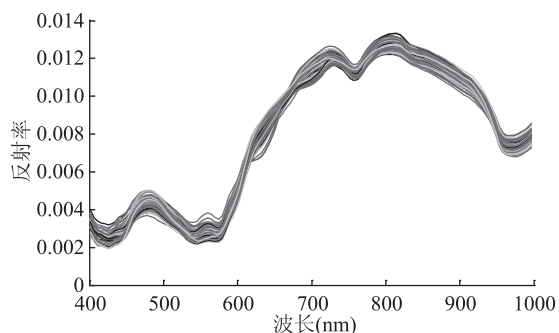


图4 经 Normlize 处理后的原始光谱曲线图

Fig.4 Original spectral curve after treatment with Normlize

2.4 特征波长提取

如图 5 为 SPA 算法在 Normlize 预处理后的光谱数据上进行降维处理过程。优选过程中, RMSECV 值逐渐减小,在第 21 个变量数出现 RMSECV 最小值为 0.0090,后小幅度增大。因此,选用 SPA 算法优选出的前 21 个波段建立 PLSR 模型,其波段分别为: 40、410、415、420、425、434、439、468、511、588、631、660、675、708、727、747、771、910、929、948 和 963 nm, 占 125 个总波段的 17%。

图 6 为 CARS 算法提取特征波长过程,设定其运行次数为 1000。两图中曲线 A 为筛选特征变量数的

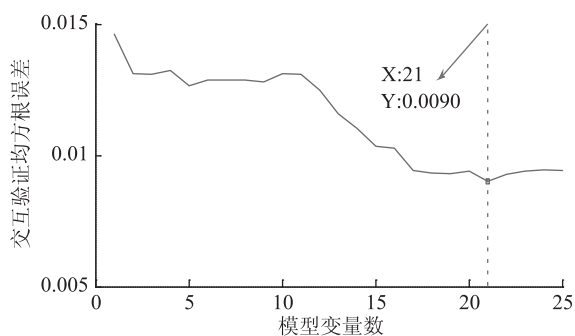


图5 SPA 算法挑选特征波长

Fig.5 SPA algorithm for feature wavelength selection

过程,伴随着运行次数的增大,特征变量数呈现出由快到慢的递减趋势,在挑选到最小 RMSECV 值后出现平稳的下降幅度。曲线 B 为 RMSECV 的变化趋势图,最初所挑选的特征光谱值与样本化学值所建立模型的 RMSECV 值不断减小,说明在挑选特征波长过程中无用的光谱变量被剔除。随着运行次数的逐渐增大, RMSECV 值开始保持稳定,表明变量变化不明显。但随着特征波长挑选次数的增加, RMSECV 逐渐开始上升,表明挑选特征波长变量时,部分关键变量被消除。因此,根据两图中曲线 B 中 RMSECV 值最小时挑选出的最优特征波段,其图 6 中 RMSECV 值最小为 0.0082,挑选出 11 个特征波长,分别为:550、588、631、646、679、727、737、742、747、756 和 785 nm,占 125 个总波段的 9%;图中曲线 C 中每条线代表回归系数的变化趋势。

VCPA 算法在 Normlize 预处理后光谱基础上所提取的特征波长共 10 个,分别为:401、559、751、756、761、766、876、915、919 和 939 nm 处,占总波段数的 8%,其挑选过程中 RMSECV 值最小时为 0.0088。

IVISSA 算法在 Normlize 预处理后光谱基础上所挑选的特征波长个数为 58 个,占总波段数的 46%,其 RMSECV 最小值为 0.0075;在 MSC 预处理后光谱基础上所挑选的特征波长个数为 52 个,占总波段数的 42%,其 RMSECV 最小值为 0.0072。

2.5 特征波长模型效果对比

如表 2 所示,为采用 4 种特征波长提取方法所挑选出特征波段构建的 PLSR 模型效果对比表。其中,经 IVISSA 算法提取特征波长后所建立的 PLSR 模型 Rc 值和 Rp 值最高,分别为 0.931 和 0.754;RMSEC 值、RMSECV 值和 RMSEP 值最低,分别为 0.0046、0.0088 和 0.0096。这是由于在 4 种特征波长提取方法中,前 3 种算法将特征信息排除,无用信息挑选

表 2 基于不同特征波长提取方法下建模效果对比

Table 2 Comparison of modeling effects based on different feature wavelength extraction methods

建模方法	特征波长提取方法	波长数	校正集			预测集	
			Rc	RMSEC	RMSECV	Rp	RMSEP
PLSR	SPA	21	0.864	0.0064	0.1002	0.751	0.0091
	CARS	11	0.564	0.0105	0.0122	0.110	0.2338
	VCPA	10	0.849	0.0067	0.0079	0.697	0.0104
	IVISSA	58	0.931	0.0046	0.0088	0.754	0.0096

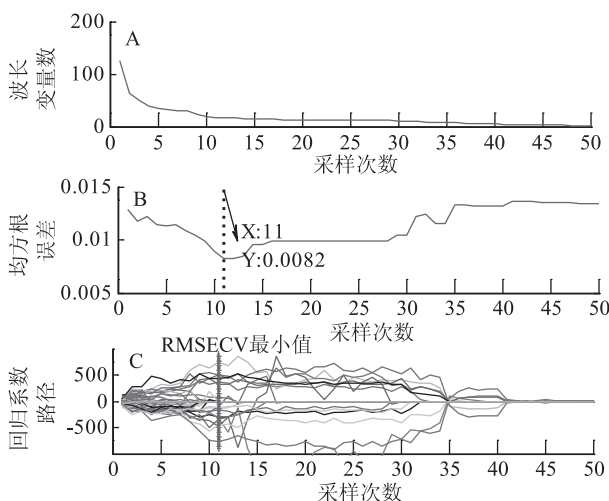


图6 CARS 算法挑选特征波长

Fig.6 CARS algorithm for feature wavelength selection

注:A:筛选过程趋势图;B:RMSECV 变化趋势图;

C:回归过程趋势图。

出,特别是在采用 CARS 算法挑选特征波长过程中比较明显,Rc 值和 Rp 值均大幅度降低且低于全波段所构建的 PLSR 模型,只有 IVISSA 算法提高了模型的相关性和预测能力,同时降低了 RMSEC、RMSECV 和 RMSEP 值,保证了模型的稳定结构。说明通过 IVISSA 算法提取出的特征波长可有效与滩羊样本脂肪含量的特征信息进行拟合,同时也说明了 IVISSA 算法在挑选特征波长过程中可以有效的排除无关脂肪的光谱信息,使得模型效果更加优越。与全波段相比,模型效果有所改善。如图 7 为脂肪含量实测值与预测值线性拟合曲线。因此采用 Normlize-IVISSA-PLSR 模型来预测滩羊脂肪含量是可行的。

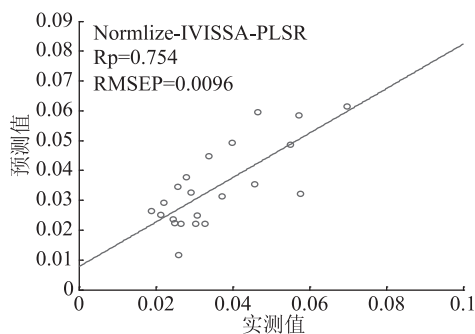


图7 滩羊样本脂肪含量预测模型

Fig.7 Prediction models of fat contents in Tan sheep

3 结论

本文以滩羊背部最长肌脂肪含量为研究对象,

利用高光谱成像技术采集样本光谱图像,提取光谱数值。剔除异常样本后,对样本的原始光谱使用不同预处理方法,在构建的PLSR模型中,采用Normlize预处理后构建模型效果较好,Rc和Rp值分别为0.921和0.738;后利用SPA、CARS、VCPA和IVISSA四种方法提取了特征波长,构建了PLSR模型并进行优选。结果表明:Normlize-IVISSA-PLSR模型效果最好,其Rc值分别为0.931,Rp值为0.754,较预处理前构建的模型效果更优。综上所述,利用高光谱成像技术对滩羊肉脂肪含量的预测是可行的,研究成果为开发肉品质在线光谱检测系统提供理论依据。

参考文献

- [1]王松磊,吴龙国,马天兰,等.高光谱技术的羊肉品种多波段识别研究[J].光谱学与光谱分析,2016,36(9):2937-2945.
- [2]王瑶,牛乐宝,张一敏,等.我国不同品种黄牛肉质研究概述[J/OL].食品与发酵工业:1-10[2019-08-13].<https://doi.org/10.13995/j.cnki.11-1802/ts.019733>.
- [3]田晓静,刘元林,蒙秋柏,等.多指标综合评价风干牛肉品质的研究[J].食品工业科技,2017(14):16-20.
- [4]王婉娇.基于高光谱成像技术的冷鲜羊肉品质无损检测研究[D].银川:宁夏大学,2016.
- [5]樊阳阳,袁正军,陈俭,等.基于近红外高光谱成像技术的干制红枣品种鉴别[J].光谱学与光谱分析,2017,37(3):836-840.
- [6]Ye X, Iino K, Zhang S. Monitoring of bacterial contamination on chicken meat surface using a novel narrowband spectral index derived from hyperspectral imagery data[J]. Meat Science, 2016, 122:25-31.
- [7]Pu H, Sun D, Ma J, et al. Classification of fresh and frozen-thawed pork muscles using visible and near infrared hyperspectral imaging and textural analysis[J]. Meat Science, 2015, 99:81-88.
- [8]龚艳.近红外光谱法用于鸡肉定性鉴别及定量分析研究[D].北京:中国农业科学院,2015.
- [9]谢安国,康怀彬,王飞翔,等.高光谱成像检测煎制中调理牛肉品质的变化[J].食品与机械,2018,34(11):20-23,54.
- [10]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.
- [11]丁佳兴,吴龙国,何建国,等.高光谱成像技术对灵武长枣果皮强度的无损检测[J].食品工业科技,2016,24(1):59-60.
- [12]国家食品药品监督管理总局,国家卫生和计划生育委员会.GB 5009.6-2016 食品安全国家标准食品中脂肪的测定[S].北京:中国标准出版社,2016.
- [13]刘志鹏.基于蒙特卡洛法的火箭炮调炮精度测量研究[D].南京:南京理工大学,2017.
- [14]刘燕德,周延睿,彭彦颖,等.基于近红外漫反射光谱检测鸡蛋品质[J].光学精密工程,2013(1):40-45
- [15]蒋蕪,罗亚辉,胡文武,等.基于高光谱的油茶籽内部品质检测最优预测模型研究[J].农机化研究,2015(7):56-60.
- [16]王动民,纪俊敏,高洪智.多元散射校正预处理波段对近红外光谱定标模型的影响[J].光谱学与光谱分析,2014,34(9):2387-2390.
- [17]孙俊,周鑫,毛罕平,等.基于荧光光谱的生菜农药残留检测[J].农业工程学报,2016,32(19):302-307.
- [18]高鹏飞,杨蕊,季江,等.拉曼光谱的局域动态移动平均全自动基线校准算法[J].光谱学与光谱分析,2015,35(5):1281-1285.
- [19]王利民,刘佳,邵杰,等.基于高光谱的春玉米大斑病害遥感监测指数选择[J].农业工程学报,2017,33(5):170-177.
- [20]马艳,张若宇.不同光谱预处理方法的鲜杏缺陷支持向量机识别[J].新疆农垦科技,2017,40(4):39-41.
- [21]王松磊,吴龙国,康宁波,等.基于高光谱图谱融合技术的宁夏滩羊肉嫩度检测方法研究[J].光电子·激光,2016(9):987-995.
- [22]王涛,白铁成,喻彩丽,等.SPA-PLS和GA-PLS算法预测胡杨叶片含水量的对比[J].江苏农业科学,2018,46(19):269-272.
- [23]程丽娟,刘贵珊,何建国,等.灵武长枣蔗糖含量的高光谱无损检测[J].食品科学,2019,40(10):285-291.
- [24]赵环宦,石晓光,郑峰刘,等.基于自加权变量组合集群分析法的近红外光谱变量选择方法研究[J].分析化学,2018,46(1):136-142.
- [25]赵环.小麦蛋白质含量近红外无损检测方法研究[D].吉林:长春理工大学,2016.
- [26]Chen Q, Zhao J, Liu M, et al. Determination of total polyphenols content in green tea using FT-NIR spectroscopy and different PLS algorithms[J]. Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis, 2008, 46(3):568-573.
- [27]Zhang B, Gu B, Tian G, et al. Challenges and solutions of optical-based nondestructive quality inspection for robotic fruit and vegetable grading systems: A technical review[J]. Trends in Food Science & Technology, 2018, 81:213-231.
- [28]冯愈钦.红葡萄酒中白藜芦醇含量的高光谱快速检测算法优化[D].宁夏:宁夏大学,2017.
- [29]陆振宇,傅佑,邱雨楠,等.改进的二维主成分分析的人脸识别新算法[J].现代电子技术,2019(6):55-59.
- [30]张曷熹,朱熙,朱少川,等.基于核主成分分析的空域复杂度无监督评估[J/OL].航空学报:1-8[2019-08-13].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20190315.1727.002.html>.
- [31]余文新,林励,李智.聚类分析和主成分分析法研究檀香HPLC特征图谱[J].中药材,2019,42(3):585-588.
- [32]Rajkumar P, Wang N, Eimasry G, et al. Studies on banana fruit quality and maturity stages using hyperspectral imaging[J]. Journal of Food Engineering, 2012, 108(1):194-200.
- [33]任迎春,刘贵珊,张晶晶,等.不同贮藏温度下滩羊肉pH的近红外高光谱动力学模型建立[J].发光学报,2019,40(3):396-403.