DOI:10.13652/j.spjx.1003.5788.2024.80283

基于高光谱成像技术的冷鲜羊肉pH值无损检测

李孟辕[1] 张文广[1,2] 姜新华[3] 徐子洋[3] 石彩霞[1,4]

（1. 内蒙古农业大学动物科学学院,内蒙古 呼和浩特 010018；2. 内蒙古自治区农业基因组大数据工程研究中心,内蒙古 呼和浩特 010018；3. 内蒙古农业大学计算机学院,内蒙古 呼和浩特 010018；4. 内蒙古自治区高校动物营养与饲料科学重点实验室,内蒙古 呼和浩特 010018）

摘要:[**目的**]快速无损检测冷鲜羊肉pH值。[**方法**]利用可见/近红外光谱(400~1 000 nm)成像技术对冷鲜羊肉外表的散射图像进行采集,并提取样本感兴趣区域的反射光谱曲线以获取原始光谱数据。分别采用平滑滤波(SG)、多元散射校正(MSC)、标准正态变量转换(SNV)和一阶导数(FD)4种单一方法以及MSC-SG、SNV-SG、FD-SG 3种组合方法对原始光谱数据进行预处理。用偏最小二乘回归(PLSR)以及随机森林(RF)、支持向量回归(SVR)、极端梯度增强回归(XGB)分别构建了基于全波长下的冷鲜羊肉pH值的预测模型。[**结果**]FD-SG为最优预处理方法,XGB模型为最优模型,其校正集相关系数和测试集相关系数分别为0.930 1,0.830 0,校正均方根误差和预测均方根误差分别为0.052 0,0.079 2。利用XGB模型计算了冷鲜羊肉样本中每个像素点下的pH值,并建立伪彩色图像来更直观地展示冷鲜羊肉样本pH值的空间分布情况。[**结论**]可见/近红外高光谱成像技术可以实现对冷鲜羊肉pH值的无损检测。

关键词:高光谱成像技术;冷鲜羊肉;pH值;无损检测;极端梯度增强

Nondestructive detection of chilled mutton pH value using hyperspectral imaging technique

LI Mengyuan[1] *ZHANG Wenguang*[1,2] *JIANG Xinhua*[3] *XU Ziyang*[3] *SHI Caixia*[1,4]

（1. *College of Animal Science*, *Inner Mongolia Agricultural University*, *Inner Mongolia*, *Hohhot* 010018, *China*; 2. *Inner Mongolia Autonomous Region Agricultural Genome Big Data Engineering Research Center*, *Inner Mongolia*, *Hohhot* 010018, *China*; 3. *College of Computer Science*, *Inner Mongolia Agricultural University*, *Inner Mongolia*, *Hohhot* 010018, *China*; 4. *Key Laboratory of Animal Nutrition and Feed Science in Universities of Inner Mongolia Autonomous Region*, *Inner Mongolia*, *Hohhot* 010018, *China*）

Abstract: [**Objective**] To detect the pH value of chilled mutton quickly and non-destructively. [**Methods**] Visible/near-infrared hyperspectral (400~1 000 nm) imaging technology was used to collect scattering images on the surface of chilled mutton, and the reflectance spectral curve of the region of interest of the sample was extracted to obtain the original spectral data. Four single methods of savitzky-golay (SG), multiplicative scatter correction (MSC), standard normal variant transformation (SNV) and first-order derivative (FD) and three combination methods of MSC-SG, SNV-SG and FD-SG were used to preprocess the original spectral data. Linear regression model: partial least squares regression (PLSR) and nonlinear regression model: Random Forest (RF), support vector regression (SVR), extreme gradient boosting (XGB) were used to construct the prediction model of pH value of chilled mutton based on full wavelength. [**Results**] FD-SG was the optimal pretreatment method, and the XGB model was the optimal model. The R_C^2 and R_P^2 were 0.930 1 and 0.830 0, and the RMSEC and RMSEP were 0.052 0 and 0.079 2. The XGB model was used to calculate the pH value of each pixel in the chilled mutton sample, and a pseudo-color image was established to show the spatial distribution of the pH value of the chilled mutton sample more intuitively. [**Conclusion**] Visible/near-infrared hyperspectral imaging technology can realize non-destructive detection of pH value of chilled mutton.

Keywords: hyperspectral imaging technology; chilled mutton; pH value; nondestructive detection; extreme gradient boosting

基金项目:国家重点研发计划(编号:2021YFD1200905)

通信作者:石彩霞(1976—),女,内蒙古农业大学副教授,博士。E-mail:shicx98@163.com

收稿日期:2024-03-26 **改回日期:**2024-10-15

冷鲜肉是指新鲜的肉类经过处理和加工后,通过低温冷冻的方式保存的肉类产品,且在此期间能够一直维持在0~4 ℃[1]。这个温度区间有利于保持肉的品质和新鲜度,从而可以更好地满足消费者的需求。近年来,羊肉因其具有较低的脂肪和胆固醇且蛋白质含量丰富等优点受到广大消费者的青睐[2],由于羊肉在市场上的占比逐年上升,因而对其品质进行检测是肉品行业的重要工作之一。pH值是评定羊肉品质的主要理化指标之一,不仅会影响肉的色泽、嫩度、持水性,还会影响肉的烹饪味道、货架寿命和肉品质量[3]。传统的pH值检测方法常用pH计和比色法,这些方法不仅耗时长、试剂用量大,而且对样品具有一定的破坏性[4]。

高光谱成像技术结合了光谱技术和成像技术的优点,可以同时获取待测样品的空间信息和光谱信息[5-6],并且不会对样品造成损害,操作简单,分析效率高。近年来被广泛应用于肉品品质评价[7-8]、食品质量及安全检测[9-10]等领域中。王文秀等[11]设计构建了在350~1 100,1 000~2 500 nm两个波段光谱下原料肉pH值的预测模型,其校正集相关系数(R_C^2)为0.92,预测集相关系数(R_P^2)为0.91;Crichyon等[12]应用可见/近红外高光谱(400~1 000 nm)对牛肉pH值的阈值进行检测,验证了高光谱成像技术在无损检测pH值领域的可用性;乔芦等[13]利用可见/近红外高光谱成像技术对黄牛肉的pH值进行预测,采用竞争性自适应加权算法(CARS)选取了特征波长并建立了PLSR模型,R_C^2达到0.84,R_P^2为0.74;Qiao等[14]使用前馈神经网络(FNN)模型对猪肉的pH值进行预测,其相关系数为0.55;Barbin等[15]用近红外高光谱(900~1 700 nm)预测猪肉的pH值并构建PLSR模型,结果表明,其相关系数为0.87。研究拟使用可见/近红外高光谱(400~1 000 nm)成像技术对小尾寒羊在屠宰后的pH值进行检测,采用平滑滤波(SG)、多元散射校正(MSC)、标准正态变量转换(SNV)、一阶导数(FD)4种单一方法及它们之间的组合等多种预处理方法剔除原始光谱数据中偏差较大及冗余的数据,并构建基于全波长下的随机森林(RF)、支持向量回归(SVR)、偏最小二乘回归(PLSR)和极端梯度增强回归(XGB)4种模型,分别对冷鲜羊肉pH值进行预测,通过对比选出最优模型,最终实现对冷鲜羊肉pH值的无损检测,以期为羊肉品质的无损、高效检测提供依据。

1　材料与方法

1.1　试验材料

小尾寒羊冷鲜肉:内蒙古巴彦淖尔市临河区嘉羊牧业有限公司。

1.2　主要仪器设备

便携式pH计:PH-5型,广州瑞彬科技有限公司;

FigSpec高光谱相机:FS1X型,浙江彩谱科技有限公司。

1.3　试验方法

1.3.1　样本采集　将6月龄的小尾寒羊屠宰后,其胴体放入0 ℃的环境中,进行48 h的排酸处理,在背最长肌处取样300 g,共采集66个样品,而后进行pH值的测定,测定完放至4 ℃冰箱贮藏。用滤纸吸干表面水分后采集样本的高光谱图像,使用高光谱仪器扫描样本前注意使样本高度低于架台高度(2.4 cm),对部分样本高度作适当调整。

1.3.2　pH值测定　采用pH计,随机选取3个位置进行测量(每个位置间距10 mm),取平均值作为最终数值。

1.3.3　高光谱图像采集　高光谱相机曝光时间为12 ms,电控平移台移动速度为0.5 mm/s。

1.3.4　感兴趣区域选择　使用ENVI Classic 5.3导入样本的光谱图像,人工选取图像清晰且光线均匀的椭圆形区域作为感兴趣区域(region of interest, ROI),大小为(100±15)×(100±15)的像素点区域。由于脂肪对光的吸收和散射特性较强,它的存在可能会影响光谱曲线的整体形状,因而在选取时应选择表面光滑、无脂肪、无筋膜等杂质的区域。为了增加样本的数量,每个图像选择10个ROI区域,共计660个样本。

1.3.5　光谱数据预处理　在采集光谱图像和数据的过程中,通常会受到仪器噪声、暗电流、基线偏移、散射光等的干扰[16-18],而存在一些冗余和无用的信息,影响建模的结果。因此,使用MSC、SNV、FD、SG 4种单一预处理以及MSC-SG、SNV-SG、FD-SG 3种组合预处理方法剔除原始数据中偏差较大及冗余的数据,并比较单一方法和组合方法的效果,寻求适合冷鲜羊肉光谱数据pH值含量预测的最佳预处理方法。

1.3.6　样本集划分　在构建冷鲜羊肉pH值预测模型之前,先对660个样本的光谱数据进行样本集的划分,每个样本按照3∶1的比例随机划分为校正集和预测集。最终,校正集包含495个样本,预测集包含165个样本。

1.3.7　模型构建与评价　使用PLSR、RF、SVR、XGB 4种方法构建基于绵羊冷鲜肉pH值的预测模型。以校正集相关系数(R_C^2)、测试集相关系数(R_P^2)、校正均方根误差(RMSEC)、预测均方根误差(RMSEP)[19-20]、交互验证均方根误差(RMSECV)以及预测偏差比(RPD)对模型的预测性能进行评估,其中相关系数R_C^2和R_P^2的值越接近1,RMSEC、RMSEP和RMSECV的值越接近于0,RPD的值越大,所建模型的预测效果越好[21-22]。

1.3.8　冷鲜羊肉pH值伪彩色图像的绘制　通过对冷鲜羊肉高光谱图像上的每个像素点进行计算,将图像中不同波段的信息映射到RGB通道中,并根据最优的XGB模型预测结果,经二值化处理后进行显色,得到冷鲜羊肉pH值的伪彩色图像。

1.4　数据处理

数据分析使用IBM SPSS Statistics 26;样品的光谱图像采集使用FigSpec-V1.0.0.11;高光谱图像处理及ROI选取使用ENVI Classic 5.3 (64-bit);原始光谱数据预处理及模型构建使用Jupyter Notebook (Anaconda3)。

2　结果与分析

2.1　冷鲜羊肉样本划分及 pH 值

样本集的划分可以改善模型的预测能力和稳定性，因此选择合适的划分方法至关重要。研究按 3∶1 的比例将 660 个冷鲜羊肉样本随机划分为校正集（n=495），预测集（n=165），尽可能地保证了样本集的代表性。表 1 为样本集的划分与 pH 值测定结果。

表 1　冷鲜羊肉样本集的划分及 pH 值测定结果

Table 1　The division of chilled mutton sample set and the determination results of pH value

样本集	数量	pH 值			
		最大值	最小值	平均值	标准差
校正集	495	5.96	5.16	5.47	0.19
预测集	165	5.91	5.18	5.49	0.20

从表 1 可以看出，校正集与预测集的平均值分别为 5.47 和 5.49，标准差分别为 0.19 和 0.20，整体数值相差较小，有利于构建稳定的模型。

2.2　冷鲜羊肉样本原始光谱与预处理结果对比

2.2.1　原始光谱　图 1 为样本的原始光谱曲线，其中包含 3 个明显的吸收峰：脱氧肌红蛋白、氨基团的 3 级倍频及样品自身的水分吸收峰分别位于 580，620，810 nm 处。然而，由于光散射、外部噪声及仪器的暗电流等影响，原始光谱曲线表现出较大的波动和离散度，还存在基线偏移现象，这些都会影响模型的稳定性和准确性[23]。因而需要选用合适的预处理方法处理原始数据，以消除噪声、暗电流等因素的干扰，提高光谱数据与 pH 值之间的相关性以及模型的准确性[24−25]。

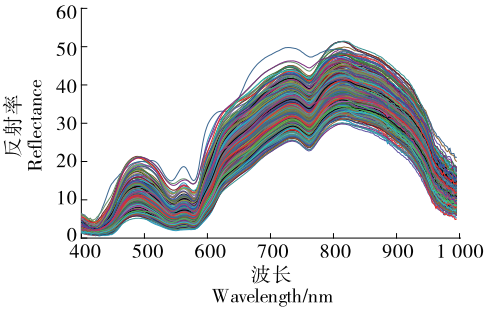


图 1　冷鲜羊肉样本的原始光谱

Figure 1　The original spectral of chilled mutton samples

2.2.2　单一预处理　从图 2 可以看出，经过 MSC 和 SNV 预处理后，消除了由光散射造成的基线偏移现象；SG 预处理后光谱曲线变得更平滑，轮廓也更清晰；而 FD 处理放大了原始光谱曲线，使峰值更明显。

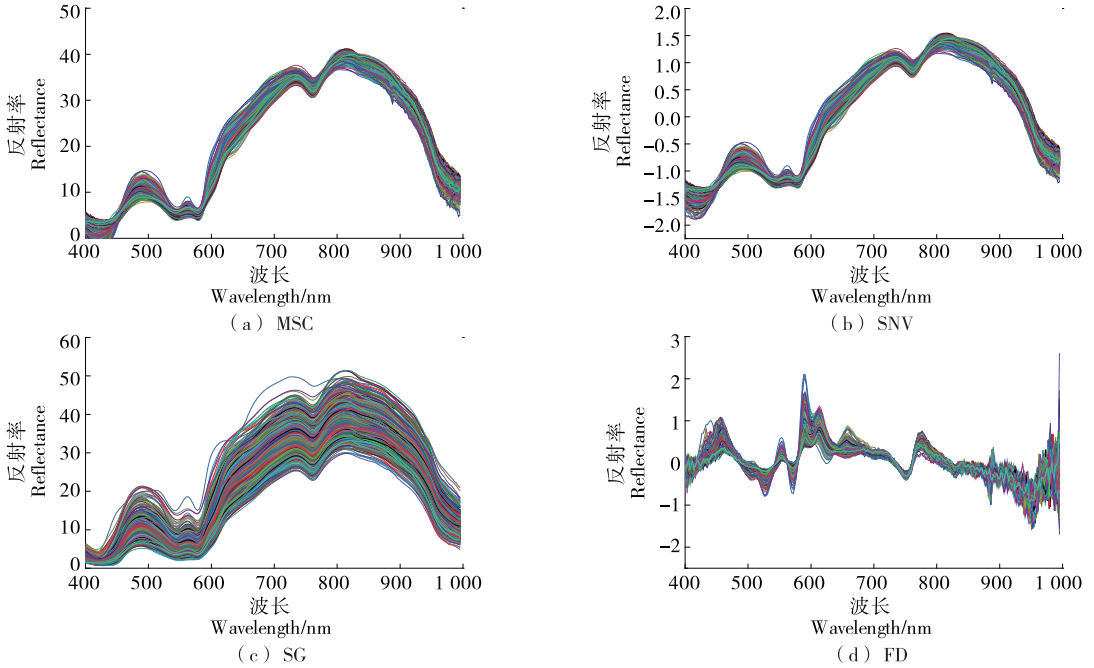


图 2　单一预处理后的冷鲜羊肉光谱

Figure 2　Spectral of chilled mutton after single pre-treatment

单一预处理后的光谱及原始光谱数据的 PLSR、SVR、RF、XGB 建模结果如表 2 所示。由表 2 可知，与原始光谱数据对比，经 SNV、SG、FD 预处理后的数据的 R_C^2、R_P^2 均有所提高，且 RMSEC、RMSEP、RMSECV 更低，RPD 的值更大，模型的预测结果有了提升。而经 MSC 预处理后的数据在校正集和测试集上的表现略低于原始光谱数

据,可能是由于MSC法在对数据进行缩放和中心化处理时,导致一些数据的特征信息丢失,影响了对有效信息的检测,使得模型预测的准确性下降,这表明MSC法可能不适用于这批数据。经SNV法构建的模型预测结果稍优于SG法。通过比较4种预处理方法的建模结果,最终确定FD法为最优单一预处理方法。

表2　单一预处理方法建模结果及对比

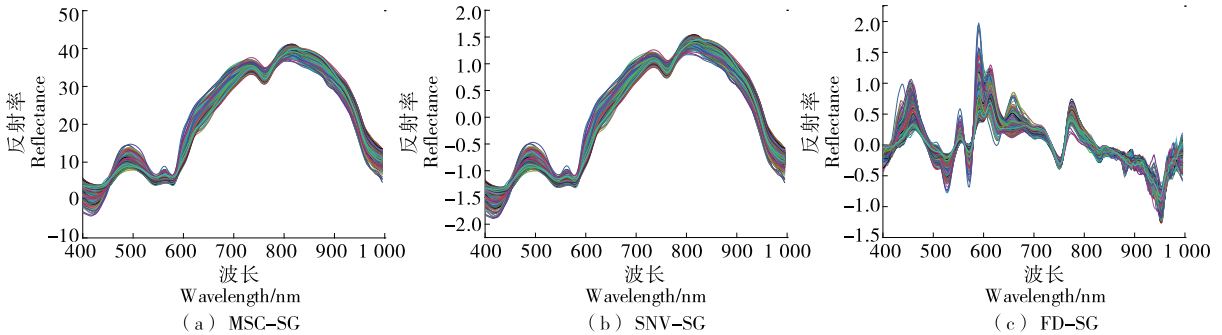
Table 2　Single method pretreatment modelling results and comparison

建模方法	预处理方法	R_C^2	RMSEC	R_P^2	RMSEP	RMSECV	RPD
PLSR	原始光谱	0.836 7	0.078 8	0.752 9	0.093 4	0.075 5	1.947 2
	MSC	0.810 9	0.082 6	0.750 2	0.094 0	0.077 2	1.931 1
	SNV	0.823 1	0.080 2	0.785 3	0.087 5	0.070 4	1.980 1
	SG	0.811 1	0.082 5	0.789 1	0.086 8	0.071 3	1.978 8
	FD	0.843 9	0.078 0	0.792 5	0.085 8	0.067 2	1.994 3
SVR	原始光谱	0.873 4	0.074 9	0.798 4	0.085 4	0.065 1	2.016 8
	MSC	0.867 6	0.075 5	0.792 4	0.085 8	0.065 8	2.015 9
	SNV	0.913 9	0.059 2	0.815 6	0.081 7	0.060 3	2.045 3
	SG	0.902 1	0.068 1	0.805 1	0.083 7	0.061 1	2.043 7
	FD	0.906 7	0.065 5	0.820 3	0.080 8	0.059 8	2.046 4
RF	原始光谱	0.882 1	0.073 8	0.789 7	0.086 6	0.064 3	2.016 6
	MSC	0.893 9	0.070 1	0.774 7	0.088 8	0.064 7	2.016 3
	SNV	0.897 5	0.069 3	0.807 8	0.083 3	0.061 6	2.035 1
	SG	0.897 1	0.069 4	0.801 9	0.084 4	0.061 9	2.032 9
	FD	0.875 1	0.074 6	0.804 3	0.083 9	0.062 2	2.021 7
XGB	原始光谱	0.862 8	0.075 9	0.808 3	0.083 1	0.062 4	2.017 4
	MSC	0.857 8	0.076 3	0.799 8	0.084 9	0.062 9	2.016 1
	SNV	0.913 5	0.059 3	0.820 1	0.080 9	0.059 2	2.065 9
	SG	0.897 2	0.069 4	0.811 6	0.082 3	0.061 2	2.061 4
	FD	0.918 3	0.056 3	0.823 4	0.080 1	0.058 4	2.068 3

2.2.3　组合预处理　使用SG分别与其他3种预处理方法相结合,测试能否提升对pH值的预测效果。由图3可知,组合预处理后的光谱曲线在单一预处理的基础上进行平滑处理,使得光谱曲线中的噪声明显减少,并使曲线更平滑,同时具备了两种预处理方法的优点。

组合预处理后的光谱及原始光谱数据的PLSR、SVR、RF、XGB建模结果如表3所示。由表3可知,经过SNV-SG、FD-SG预处理后的数据其模型预测结果比原始光谱的更好,而经MSC-SG预处理结果与原始光谱数据基本相同。通过对比3种组合预处理方法可知,FD-SG法为最优预处理方法。

王翊同[26]使用多种去噪方法对莜麦样本的光谱信息进行处理,发现经过一阶导数和平滑滤波组合处理后的BP神经网络训练模型预测效果明显优于只用一阶导数处理后的模型,与试验结果相似。Xu等[27]使用MSC、SG、FD、FD-SG、MSC-SG等多种方法对核桃的原始光谱数据进行预处理并构建模型,结果发现用SG、MSC-SG和FD-SG法所构建的模型准确率为80.5%,MSC和FD所建模型准确率为82%,该研究所建模型的预测效果与试验中的相比略差。试验中,通过比较MSC-SG、SNV-SG、FD-SG与未经



（a）MSC-SG　（b）SNV-SG　（c）FD-SG

图3　组合预处理后的冷鲜羊肉光谱

Figure 3　Spectral of chilled mutton after combined pre-treatment

表 3　组合预处理方法建模结果及对比

Table 3　Combined approach pretreatment modelling results and comparison

建模方法	预处理方法	R_C^2	RMSEC	R_P^2	RMSEP	RMSECV	RPD
PLSR	原始光谱	0.836 7	0.078 8	0.752 9	0.093 4	0.075 5	1.947 2
	MSC-SG	0.851 8	0.077 6	0.749 4	0.094 4	0.073 8	1.965 6
	SNV-SG	0.858 2	0.076 1	0.786 1	0.087 2	0.068 2	2.003 2
	FD-SG	0.867 2	0.075 6	0.798 8	0.085 3	0.067 4	2.013 9
SVR	原始光谱	0.873 4	0.074 9	0.798 4	0.085 4	0.065 1	2.016 8
	MSC-SG	0.883 1	0.073 1	0.786 5	0.087 1	0.065 7	2.015 4
	SNV-SG	0.920 2	0.055 7	0.816 1	0.082 0	0.059 4	2.066 1
	FD-SG	0.917 6	0.056 6	0.821 1	0.080 5	0.058 9	2.066 7
RF	原始光谱	0.882 1	0.073 8	0.789 7	0.086 6	0.064 3	2.016 6
	MSC-SG	0.852 9	0.077 2	0.779 5	0.088 3	0.066 5	1.996 9
	SNV-SG	0.908 6	0.064 9	0.806 7	0.083 6	0.061 5	2.046 8
	FD-SG	0.906 2	0.065 7	0.814 5	0.081 6	0.060 2	2.048 3
XGB	原始光谱	0.862 8	0.075 9	0.808 3	0.083 1	0.062 4	2.017 4
	MSC-SG	0.883 9	0.072 6	0.796 8	0.085 7	0.061 9	2.031 8
	SNV-SG	0.923 8	0.054 1	0.824 2	0.079 9	0.057 7	2.081 4
	FD-SG	0.930 1	0.052 0	0.830 0	0.079 2	0.056 3	2.085 7

SG平滑处理的MSC、SNV、FD的图像发现，经过SG平滑处理后的光谱曲线数据波动更小，图像也更加平滑和稳定，可以减少由于噪声和外界因素引起的波动，降低图线之间出现交叉的可能性，从而提高光谱数据的质量。但SG平滑处理仅能通过去除噪声来减少噪声对结果的干扰，不能从根本上改变数据的特征或增加数据的信息量，因此常需要与其他方法搭配使用。组合方法能够把单一方法各自的优势有机地结合起来，以提高光谱数据的准确性。

2.3　冷鲜羊肉样本pH值预测模型构建

在对冷鲜羊肉样本pH值进行定量分析时，定量分析模型的构建是最重要和最关键的一步，建模方法会直接影响预测结果的准确性。试验针对冷鲜羊肉光谱与pH值之间的线性和非线性关系，分别使用一种线性回归模型和3种非线性回归模型构建冷鲜羊肉pH值的预测模型，并通过比较模型预测的评价指标选出冷鲜羊肉pH值检测的最优预处理及建模方法。

4种模型对应的参数选择见表4。在基于最优预处理方法FD-SG的基础上，分别使用PLSR、SVR、RF、XGB 4种方法构建冷鲜羊肉pH值的预测模型，并根据模型预测的结果绘制散点图（见图4）。通过对比可得，XGB模型优于其他3种方法所建模型，其R_C^2和R_P^2分别为0.930 1和0.830 0，RMSEC和RMSEP分别为0.052 0和0.079 2，RMSECV为0.056 3、RPD为2.085 7。XGB模型是一种常用的非线性多变量建模方法，其采用了梯度提升树的方法，能够在迭代中不断优化模型的性能，在处理大规模的数据集和高维特征时有着出色的表现[28]。李瑞等[29]基于XGB算法建立了煤与矸石的分类模型，其准确率达到0.970 5，模型预测结果较好。试验利用RF算法建立的模型效果比SVR模型略低，可能是因为RF模型对于噪声和异常值的处理能力较弱，导致模型性能下降，而SVR模型则相对更加稳健，同时SVR模型需要调整的参数较多，这些参数的选择对于SVR模型的影响较大。PLSR模型的预测结果低于其他3个模型，可能是由于自变量之间有着高度相关性，导致出现了多重共线性的问题，但效果还算理想。

2.4　冷鲜羊肉pH值空间分布可视化

在XGB模型预测下的冷鲜羊肉pH值空间分布的可视化图像如图5所示。从图5可以看出，样本pH值的分布主要集中在5.3~5.5，而在其他区间的分布相对较少。

3　结论

研究利用可见/近红外光谱技术（400~1000 nm）来预

表 4　基于最优预处理方法FD-SG下各模型的参数选择

Table 4　Parameter selection of each model based on the optimal pretreatment method

建模方法	主成分	决策树	核函数	伽马值	惩罚因子	最大深度	学习率	最小叶子节点样本权重和
PLSR	2	/	/	/	/	/	/	/
SVR	/	/	rbf	0.5	55	/	/	/
RF	/	55	/	/	/	/	/	/
XGB	/	35	/	/	/	3	0.1	2

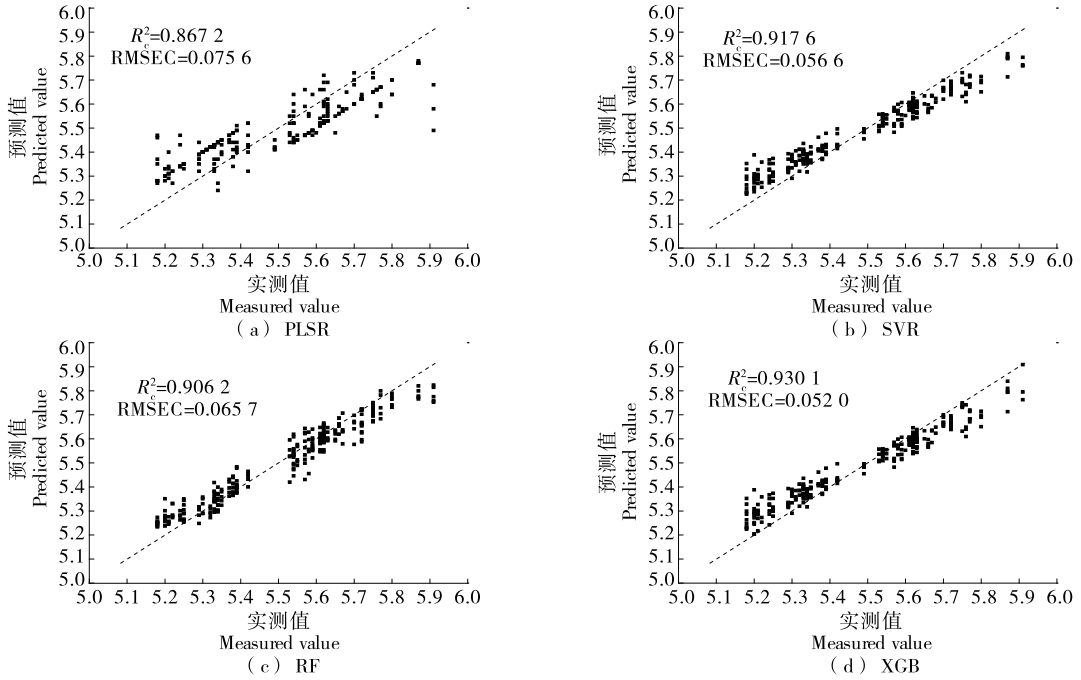


图4　4种方法所建模型预测结果散点图

Figure 4　The scatter plot of the prediction results of the model built by the four methods

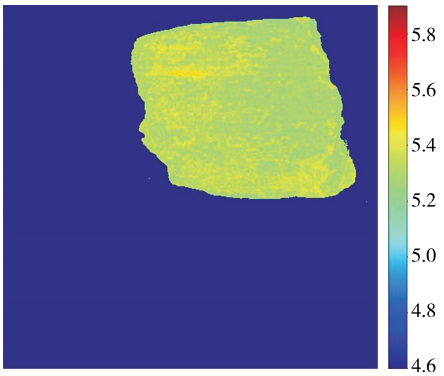


图5　基于XGB模型的冷鲜羊肉pH值伪彩色图像

Figure 5　Pseudo color image of chilled mutton pH value based on the XGB model

测小尾寒羊冷鲜肉的pH值,通过多种方法对羊肉的原始光谱数据进行预处理,并构建偏最小二乘回归、支持向量回归、随机森林、极端梯度增强回归预测模型进行定量预测。结果表明,选择一阶导数—平滑滤波法预处理并建立的极端梯度增强回归模型为最优模型,其校正集相关系数和测试集相关系数分别为0.930 1和0.830 0,校正均方根误差和预测均方根误差分别为0.052 0和0.079 2,交互验证均方根误差为0.056 3、预测偏差比为2.085 7,模型预测效果较好,伪彩色图像可以直观地反映冷鲜羊肉pH值的空间分布特征。综上,可见/近红外高光谱成像技术可以有效地预测冷鲜羊肉的pH值,实现快速无损检测的目的。

参考文献

[1] 王乌云. 基于高光谱成像技术冷鲜羊肉的无损检测[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2021: 10-11.
WANG W Y. Nondestructive testing of chilled mutton based on hyperspectral imaging technology[D]. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2021: 10-11.

[2] 姜莎, 闫彩霞, 范鑫, 等. 无损检测技术在羊肉品质分析中的研究进展[J]. 肉类工业, 2021(2): 38-44.
JIANG S, YAN C X, FAN X, et al. Research progress of non-destructive testing technology in quality analysis of mutton[J]. Meat Industry, 2021(2): 38-44.

[3] 陈松, 冯月荣, 曹淑萍. pH值对屠宰肉品质的影响[J]. 肉类工业, 2009(6): 21-23.
CHEN S, FENG Y R, CAO S P. Effects of pH value on quality of slaughter meat[J]. Meat Industry, 2009(6): 21-23.

[4] 雷裕, 胡新军, 蒋茂林, 等. 高光谱成像技术应用于畜禽肉品品质研究进展[J]. 食品安全质量检测学报, 2021, 12(21): 8 404-8 411.
LEI Y, HU X J, JIANG M L, et al. Research progress on application of hyperspectral imaging technology in meat quality of livestock and poultry[J]. Journal of Food Safety and Quality Inspection, 2021, 12(21): 8 404-8 411.

[5] SHI C, QIAN J P, WEN Y, et al. Nondestructive determination of freshness indicators for tilapia fillets stored at various temperatures by hyperspectral imaging coupled with RBF neural networks[J]. Food Chemistry, 2019, 275: 497-503.

[6] 于宏威, 王强, 刘丽, 等. 粮油品质安全高光谱成像检测技术的研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(11): 3 643-3 650.
YU H W, WANG Q, LIU L, et al. Research process on

hyperspectral imaging detection technology for the quality and safety of grain and oils[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(11): 3 643-3 650.

[7] 刘海, 郑福平, 熊振海, 等 . 高光谱成像技术在肉品品质评价中的应用[J]. 食品科学, 2018, 39(11): 276-283.
LIU H, ZHENG F P, XIONG Z H, et al. Application of hyperspectral imaging technology in meat quality evaluation[J]. Food Science, 2018, 39(11): 276-283.

[8] 李东泽, 吴桂芳, 刘汉涛, 等 . 基于高光谱成像技术的红肉品质评定研究进展[J]. 肉类研究, 2018, 32(7): 59-63.
LI D Z, WU G F, LIU H T, et al. Recent progress in evaluation of red meat quality using hyperspectral imaging technology[J]. Meat Research, 2018, 32(7): 59-63.

[9] 何加伟, 王怀文, 计宏伟 . 基于近红外高光谱成像技术的新鲜与冻融牛肉鉴别技术研究[J]. 食品工业科技, 2016, 37(9): 304-307.
HE J W, WANG H W, JI H W. Application of near infrared hyperspectral imaging to differentiate between fresh and frozen-thawed beef[J]. Food Industry Technology, 2016, 37(9): 304-307.

[10] ZHENG X C, LI Y Y, WEI W S, et al. Detection of adulteration with duck meat in minced lamb meat by using visible near-infrared hyperspectral imaging[J]. Meat Science, 2019, 149: 55-62.

[11] 王文秀, 彭彦昆, 孙宏伟, 等 . 基于光谱技术的原料肉新鲜度指标在线检测系统开发及试验[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(4): 1 169-1 176.
WANG W X, PENG Y K, SUN H W, et al. Development and test of on-line detection system for meat freshness evaluation based on spectroscopy technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(4): 1 169-1 176.

[12] CRICHTON S, KIRCHNER S, PORLEY V, et al. High pH thresholding of beef with VNIR hyperspectral imaging[J]. Meat Science, 2017, 134: 14-17.

[13] 乔芦, 贺晓光, 王松磊, 等 . 利用高光谱成像技术预测牛肉 pH 值及其空间分布[J]. 河南农业大学学报, 2020, 54(4): 664-672.
QIAO L, HE X G, WANG S L, et al. Prediction of beef pH value and its spatial distribution using hyperspectral imaging technique[J]. Journal of Henan Agricultural University, 2020, 54(4): 664-672.

[14] QIAO J, WANG N, NGADI M, et al. Prediction of drip-loss, pH, and color for pork using a hyperspectral imaging technique [J]. Meat Science, 2007, 76(1): 1-8.

[15] BARBIN D, ELMASRY G, SUN D W, et al. Predicting quality and sensory attributes of pork using near-infrared hyperspectral imaging[J]. Anal Chim Acta, 2012, 719: 30-42.

[16] ZHAO H T, FENG Y Z, CHEN W, et al. Application of invasive weed optimization and least square support vector machine for prediction of beef adulteration with spoiled beef based on visible near-infrared (Vis-NIR) hyperspectral imaging [J]. Meat Science, 2019, 151: 75-81.

[17] ZHANG J, DAI L M, CHENG F. Classification of frozen corn seeds using hyperspectral Vis-NIR reflectence imaging[J]. Molecules, 2019, 24(1): 149.

[18] YE W X, XU W, YAN T Y, et al. Application of near-infrared spectroscopy and hyperspectral imaging combined with machine learning algorithms for quality inspection of grape: a review[J]. Foods, 2022, 12(1): 132.

[19] JIANG H Z, CHENG F N, SHI M H. Rapid identification and visualization of jowl meat adulteration in pork using hyperspectral imaging[J]. Foods, 2020, 9(2): 154.

[20] TANG X, RAO L, XIE L, et al. Quantification and visualization of meat quality traits in pork using hyperspectral imaging[J]. Meat Science, 2023, 196: 109052.

[21] 刘昱微 . 微波加热牛肉品质的高光谱成像无损检测方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2018: 19-20.
LIU Y W. Non-destructive sensing of quality changes in beef during microwave heating using hyperspectral imaging[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2018: 19-20.

[22] JIANG H Z, RU Y, CHEN Q, et al. Near-infrared hyperspectral imaging for detection and visualization of offal adulteration in ground pork[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2021, 249: 119307.

[23] NDLOVU P F, MAGWAZA L S, TESFAY S Z, et al. Rapid visible-near infrared (Vis-NIR) spectroscopic detection and quantification of unripe banana flour adulteration with wheat flour[J]. J Food Sci Technol, 2019, 56(12): 5 484-5 491.

[24] LIM H H, CHEON E, LEE D H, et al. Classification of granite soils and prediction of soil water content using hyperspectral visible and near-infrared imaging[J]. Sensors, 2020, 20(6): 1 611.

[25] JIANG Z W, LU A M, ZHONG L J, et al. Rapid prediction of adulteration content in atractylodis rhizoma based on data and image features fusions from near-infrared spectroscopy and hyperspectral imaging techniques[J]. Foods, 2023, 12(15): 2 904.

[26] 王翊同 . 基于机器学习算法近红外光谱分析中数据预处理方法关键技术研究[D]. 张家口: 河北建筑工程学院, 2023: 30-31.
WANG Y T. Research on key technologies of data preprocessing method in near infrared spectroscopy analysis based on machine learning algorithm[D]. Zhangjiakou: Hebei University of Architecture and Engineering, 2023: 30-31.

[27] XU J Y, XU D C, BAI X P, et al. Non-destructive detection of moldy walnuts based on hyperspectral imaging technology[J]. Molecules, 2022, 27(20): 6 776.

[28] ZOU Z Y, CHEN J, WU W J, et al. Detection of peanut seed vigor based on hyperspectral imaging and chemometrics[J]. Front Plant Science, 2023, 14: 1127108.

[29] 李瑞, 李博, 王学文, 等 . 基于 XGBoost 与可见—近红外光谱的煤矸识别方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(9): 2 947-2 955.
LI R, LI B, WANG X W, et al. A classification method of coal and gangue based on XGBoost and visible-near infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42 (9): 2 947-2 955.