

高光谱成像的牛肉丸掺假检测

孙宗保, 王天真, 李君奎, 邹小波*, 梁黎明, 刘小裕

江苏大学食品与生物工程学院, 江苏 镇江 212013

摘要 牛肉丸是一种口感独特的肉类深加工食品。不法商贩为了谋取利益,在牛肉中掺入猪肉、鸡肉等廉价肉制作肉丸冒充纯牛肉丸售卖。传统的肉品掺假检测方法费时费力,成本高昂。高光谱成像技术具有快速无损、低成本等优点,因此对牛肉丸中掺假猪肉和鸡肉进行高光谱成像检测。首先分别制作纯牛肉丸和混有掺假肉猪肉和鸡肉的牛肉丸,掺假肉占原料肉质量比例分别为5%,10%,15%,20%,25%。采集所有肉丸样本的高光谱信息并提取光谱数据。分别采用1st Der, 2nd Der, MC, MSC, SG和SNVT六种预处理方法对所提取光谱进行预处理,建立全波段下偏最小二乘(PLS)掺假含量预测模型,并比较模型预测效果得出最佳预处理方法。对最佳预处理方法处理后的光谱数据进行特征波长的筛选,筛选方法有:连续投影法(SPA)、竞争性自适应重加权算法(CARS)、联合区间偏最小二乘法(siPLS),并创新性地联用siPLS与CARS的联合区间偏最小二乘-竞争性自适应重加权算法(siPLS-CARS)。最后比较不同波长筛选方法下的模型预测效果。研究表明,牛肉丸掺猪肉和鸡肉PLS预测模型最佳预处理方法分别为MSC和1st Der。SPA, CARS和siPLS-CARS分别筛选了掺猪肉样品光谱中的13, 51和32个特征波长,siPLS将全光谱分为14个子区间,联合第1, 3, 7, 13子区间进行建模,其中CARS筛选波长后的PLS预测模型效果最好, R_c 和 R_p 分别为0.9814和0.9721, RMSECV和RMSEP分别为0.0163和0.0203。SPA, CARS和siPLS-CARS分别筛选了掺鸡肉光谱中的15, 61和28个特征波长,siPLS将全光谱分为15个子区间,联合第7, 8, 11, 12子区间进行建模,最佳波长筛选方法也是CARS,此时PLS预测模型 R_c 和 R_p 分别为0.9902和0.9878, RMSECV和RMSEP分别为0.0123和0.0126。siPLS-CARS相比于siPLS不仅缩减了特征波长数量,且提高了模型预测的精度;相比于CARS筛选出的波长更少,但精度略低。掺鸡肉样品预测模型效果整体优于掺猪肉样品。研究结果表明高光谱成像技术可以实现牛肉丸中掺假的含量预测,为牛肉丸掺假快速检测提供理论基础。

关键词 高光谱成像;牛肉丸掺假;特征波长;偏最小二乘

中图分类号: O657.3 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)07-2208-07

引言

肉丸是一种有着独特口感的肉类深加工产品,深受人们喜爱。相比于猪肉、鸡肉、鱼肉等其他原料肉,牛肉的蛋白质含量较高、肌纤维较粗,因而加工特性更好,牛肉丸也比其他肉丸更有弹性和嚼劲。在我国,以广东潮汕地区制作的牛肉丸最为著名。然而,有不法商贩受利益驱使,在牛肉中掺入猪肉、鸡肉等廉价肉制作肉丸冒充纯牛肉丸售卖。这种行为不仅扰乱市场秩序,还会引发一些宗教问题。广东省发布地方标准中明确规定汕头牛肉丸中牛肉占原料肉的比例须

大于90%^[1]。因而有必要研究快速检测牛肉丸掺假的方法。

目前,常用的肉类产品掺假鉴别方法有蛋白质组学分析法^[2]、DNA分析法^[3]、传感器法^[4]和光谱法^[5-8]等。这些检测方法各有其优缺点。蛋白质组学分析法检测结果准确,但所用设备价格昂贵,重复性较差。DNA分析法检测限低、灵敏度高,但操作复杂,且同样存在重复性差的问题。传感器法有着快速无损的优点,然而其结果不够准确。光谱法不仅快速无损,且准确度高,近年来在肉品掺假检测方面得到越来越广泛的应用。

高光谱成像技术作为光谱法的一种,不仅具有光谱技术的常规优点,而且较其他光谱技术有着更加全面的信息。高

收稿日期: 2019-06-24, 修订日期: 2019-10-15

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0401104), 江苏高校优势学科建设工程项目和镇江市重点研发项目(SH2019019)资助

作者简介: 孙宗保, 1976年生, 江苏大学食品与生物工程学院副教授 e-mail: zongbaos@163.com

* 通讯联系人 e-mail: zou_xiaobo@ujs.edu.cn

光谱成像能够以数百个波长同时对样本连续成像,同步获取样本的光谱和图像信息^[9],有着数据量丰富、分辨率高的特点。但同时高光谱成像也存在光谱信息重叠、冗余的问题,需要通过特征波长的筛选来提升模型效率和精度。高光谱成像在无损检测肉品掺假方面已有较多的应用。Ropodi等^[6]利用高光谱成像结合 PLS-DA 和 LDA 判别模型鉴别掺有猪肉的牛肉样本,结果表明,两种建模方法均可以较好地地区分掺假样本,识别率分别为 98.48% 和 96.97%。Kamruzzaman等^[7]利用高光谱成像预测牛肉中掺马肉含量,采用不同的方法处理光谱数据并建立偏最小二乘模型(PLS),模型预测集相关系数达到 0.98。Wu等^[8]研究了高光谱预测虾中掺假物明胶含量的可行性,使用无信息变量消除(uninformative variable elimination, UVE)和连续投影法(successive projections algorithm, SPA)的组合筛选了最佳波长,建立的 LS-SVM 模型预测集相关系数达 0.965,并实现了虾中明胶含量的分布可视化。上述研究证实了高光谱检测肉品掺假的可行性,然而目前未见高光谱应用到牛肉丸掺假检测的报道。

根据唐穗平等^[10]的调查,猪肉和鸡肉是市场上最主要的牛肉丸掺假物。因此,利用高光谱成像系统采集掺有不同比例猪肉和鸡肉的牛肉丸的信息,对光谱信息进行预处理后建立全波段偏最小二乘(partial least squares, PLS)掺假含量预测模型,而后采用 SPA、竞争性自适应重加权算法(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)、联合区间偏最小二乘法(synergy interval partial least squares, si-PLS)和联合区间偏最小二乘-竞争性自适应重加权(synergy interval partial least squares-competitive adaptive reweighted sampling, siPLS-CARS)筛选特征波长,建立 PLS 掺假含量预测模型,以期为牛肉丸掺假快速检测提供参考。

1 实验部分

1.1 样本制备

实验所用牛腿肉、猪肉、鸡腿肉、淀粉、调味料(食盐、白糖、味精、黑胡椒粉、料酒)均购于镇江麦德龙超市;肉弹素、谷氨酰胺转氨酶(TG 酶)均购于河南千志商贸有限公司。

牛肉丸制作方法参照文献^[11]。肉丸制作配方:每 1 kg 原料肉中加入淀粉 100 g、食盐 25 g、白糖 20 g、肉弹素 5 g、味精 4 g、黑胡椒粉 5 g、TG 酶 5 g、料酒 20 mL、水 200 mL。工艺流程:选料→清洗→沥干→绞肉→斩拌→混料→煮制→冷却→包装。首先制作原料肉全部为牛肉的牛肉丸,再分别制作以牛肉糜混合不同比例猪肉糜和鸡肉糜的牛肉丸,掺假肉占原料肉质量比分别为 5%, 10%, 15%, 20% 和 25%。总共得到 11 类样本,每类样本 30 个平行,共计 330 个样本。

1.2 高光谱图像采集

1.2.1 高光谱成像系统

采用的高光谱成像系统如图 1 所示,由江苏大学食品无损检测实验室自主研制。系统硬件部分主要包括 CCD 摄像机(ImSpector V10E, Spectral Imaging Ltd, Finland)、150 W 光纤卤素灯(Fiber-Lite DC950 Illuminator, Dolan-Jenner Industries Inc, America)、精密电控平移台(SC30021A, Zolix

Instruments Ltd, China)、电子控制箱(SC300-1A, Zolix Instruments Ltd, China)和计算机等。软件部分主要是 SpectralCube (Spectral Imaging Ltd, Finland)。

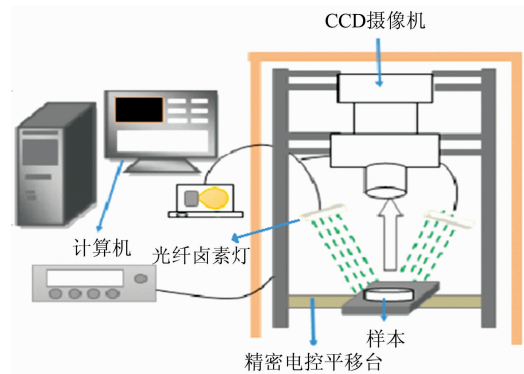


图 1 高光谱成像系统

Fig. 1 Hyperspectral imaging system

1.2.2 高光谱成像数据采集与标定

在高光谱数据采集之前先打开系统预热 30 min,以减少基线漂移带来的影响。设置采集参数:CCD 摄像机曝光时间为 45 ms,图像分辨率 618×1 628;光谱范围为 431~962 nm,光谱波长间隔为 0.858 nm;电控平移台移动速度为 1.25 m·s⁻¹。采集时将牛肉丸样本置于电控平移台上,打开平移台的同时点击保存按钮采集高光谱数据,最终得到样本的三维数据模块。

高光谱数据采集过程易受光强不均匀和暗电流等影响,需要对获取的原始图像进行黑白板校正。校正公式如式(1)所示。

$$R = \frac{I - B}{W - B} \quad (1)$$

式中, R 为校正后高光谱图像; I 为原始高光谱图像; B 为黑板标定图像; W 为白板标定图像。

1.3 数据处理方法

1.3.1 高光谱成像的光谱数据提取

利用 ENVI 软件打开校正后牛肉丸样本高光谱图像,采用矩形工具选取每个样本中心附近 200 像素×200 像素的区域作为感兴趣区域(region of interest, ROI),计算 ROI 内所有像素点的光谱反射率的平均值作为此样本的光谱数据。330 个样本共得到 330 条平均光谱,最终得到 330×618 的光谱数据集。

受环境条件和仪器运行等因素的影响,采得的信息中包含无用信息和噪声。为了减少散射光和噪声等影响,需要对光谱数据进行预处理^[12]。采用的预处理方法包括一阶导数(first derivative, 1st Der)、二阶导数(second derivative, 2nd Der)、均值中心化(mean centering, MC)、多元散射校正(multiplicative scatter correction, MSC)、卷积平滑(savitzky-golay, SG)、标准正态变量变换(standard normal variate transformation, SNVT)。通过对比不同预处理方法所建模型的效果,选取最佳预处理方法进行后续数据处理。

1.3.2 光谱特征波长筛选

光谱信息数据量巨大,且存在冗余信息。为了提高模型

的效率和精度,对预处理后的光谱进行特征波长的筛选。采用连续投影法(SPA)、竞争性自适应重加权算法(CARS)、联合区间偏最小二乘法(siPLS)和联合区间偏最小二乘-竞争性自适应重加权(siPLS-CARS)四种筛选特征波长方法。SPA通过比较不同波长之间投影向量的大小,以投影向量最大的波长为待选波长,并用校正模型选择最终特征波长^[13]。SPA可以使变量之间共线性最小化,很大程度上减少变量的个数。CARS通过蒙特卡罗采样随机抽取校正集的一部分样本建立PLS模型,计算此次采样中波长回归系数的绝对值权重,再利用指数衰减函数(exponentially decreasing function, EDF)去除绝对值较小的波长变量点,剩余的变量以其回归系数的绝对值作为权重采用自适应重加权采样(adaptive reweighted sampling, ARS)建立PLS模型并计算RMSECV,当RMSECV最小时对应变量为选择的特征波长。siPLS先将全波段分为若干个子区间,然后通过计算从所有可能的区间组合模型中选出相关系数最大且RMSECV值最小的区间组合,是一种高效的筛选特征区间方法^[14]。本研究提出的siPLS-CARS是联用siPLS和CARS进行波长筛选的一种方法,先利用siPLS选择最佳波长区间,再利用CARS从最佳区间中筛选特征波长。最后对不同波长筛选方法下建立的预测模型效果进行比较。

1.3.3 掺假含量预测模型

通过建立PLS模型预测牛肉丸掺假含量。PLS能够充

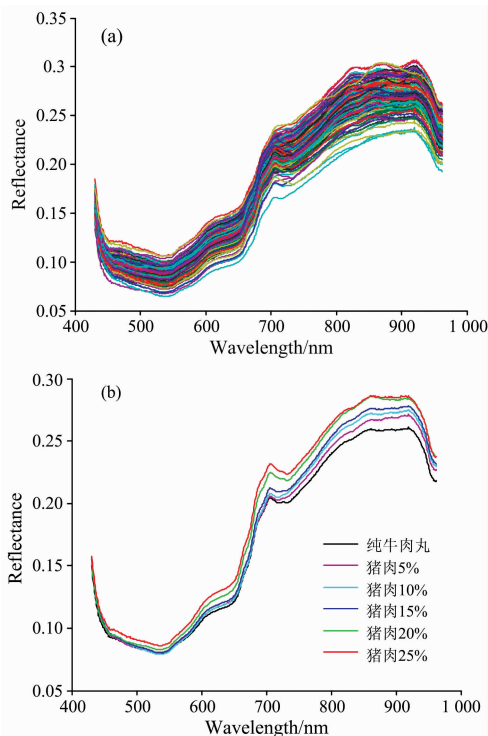


图2 掺有猪肉的牛肉丸样本原始光谱(a)与平均光谱(b)

Fig. 2 Raw (a) and average (b) spectra of beef meatball samples adulterated with pork

分提取数据的有效信息,解决变量共线性的问题,在光谱数据建模中应用广泛。PLS模型预测效果的评估指标为校正集相关系数(correlation coefficient of calibration, R_c)、预测集相关系数(correlation coefficient of prediction, R_p)、交叉验证均方根误差(root mean square error of cross validation, RMSECV)和预测均方根误差(root mean square error of prediction, RMSEP)。 R_c 和 R_p 越接近1, RMSECV和RMSEP越接近0时,模型的预测效果越好。

2 结果与讨论

2.1 光谱预处理

图2(a)和图3(a)分别为掺有猪肉和鸡肉的牛肉丸样本的原始光谱图,图2(b)和图3(b)为对应平均光谱图(均含有纯牛肉丸光谱)。从平均光谱图中可以看出,不同掺假含量的样本光谱曲线趋势相近,但反射率存在差别,掺假量越大,反射率越大。纯牛肉丸和掺有猪肉的样本平均光谱在710 nm处有反射峰,这主要与O—H键的三级倍频吸收有关^[15]。掺有鸡肉样本光谱在710 nm处反射峰不如掺有猪肉样本明显,这是由于相比于猪肉,鸡肉与牛肉的差别更大。从原始光谱图中可以看出,当样本数量较大时,光谱曲线重叠严重,无法通过肉眼从光谱曲线上进行区分,此时需要进行数据处理以实现掺假量预测。

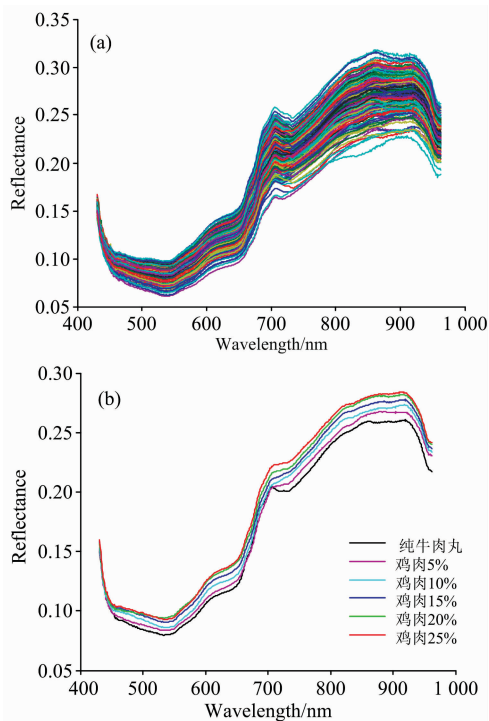


图3 掺有鸡肉的牛肉丸样本原始光谱(a)与平均光谱(b)

Fig. 3 Raw (a) and average (b) spectra of beef meatball samples adulterated with chicken

2.2 牛肉丸中掺假猪肉含量预测模型建立

2.2.1 全波段 PLS 模型

将不同预处理方法处理后的光谱以随机分组的方式把 180 条猪肉掺假光谱的 2/3 划分为校正集, 1/3 划分为预测集。用 PCA 优选前 15 个主成分, 作为模型的输入建立 PLS 掺假含量预测模型。模型的预测结果如表 1 所示, 可以看出, 光谱经 MSC 预处理后建立的模型预测效果最好, 当主成分数为 15 时, 模型的 R_C 和 R_P 分别为 0.951 5 和 0.948 1, RMSECV 和 RMSEP 分别为 0.026 9 和 0.026 1。

表 1 基于不同预处理方法的牛肉丸中掺猪肉含量 PLS 模型预测结果

Table 1 Predictive results of PLS model of pork content adulterated in beef meatballs based on different pre-processing methods

预处理方法	PCs	R_C	RMSECV	R_P	RMSEP
1 st Der	10	0.946 3	0.028 7	0.930 1	0.029 3
2 nd Der	15	0.881 8	0.041 9	0.877 4	0.038 8
MC	11	0.936 5	0.031 6	0.928 7	0.028 8
MSC	15	0.951 5	0.026 9	0.948 1	0.026 1
SG	12	0.941 1	0.029 2	0.924 9	0.031 8
SNVT	14	0.948 7	0.026 2	0.944 6	0.030 5

2.2.2 特征波长筛选

全波段光谱数据量大且有冗余信息, 需要进行特征提取以简化模型、提升模型效率。分别采用 SPA, CARS, si-PLS 和 siPLS-CARS 四种方法筛选特征波长。2.2.1 已指出掺有猪肉的最佳预测模型预处理方法是 MSC, 故对光谱数据进行 MSC 处理后进行特征波长筛选。

(1) SPA 筛选特征波长

设置选择特征波长数量范围 1~25, 根据均方根误差 (RMSEC) 选择波长, 选择结果如图 4 所示。图 4(a) 和 (b) 分别表示 RESE 变化趋势和最终筛选的特征波长具体位置。从图 4(a) 中看出, 当波长数量从 1 增加到 13 时, 均方根误差 (root mean square error, RMSE) 的值程阶梯状下降, 随后趋于稳定。最终选择了 13 个特征波长 (431.05, 442.63, 476.73, 502.69, 522.89, 555.88, 742.60, 786.19, 864.10, 878.14, 903.59, 927.31 和 948.39 nm), 占全波段的 2.10%, 特征波长具体位置如图 4(b) 所示。

(2) CARS 筛选特征波长

CARS 筛选波长的过程如图 5 所示。采样次数设置为 100 次, 图 5(a) 为变量个数随采样次数的变化趋势, 随着采样次数增加, 选择的波长数量逐渐减少, 先快减后缓慢。图 5(b) 为 RMSECV 随采样次数变化趋势, 一开始 RMSECV 缓慢减小, 说明一些无关变量在采样过程中被去除。而后 RMSECV 阶梯上升, 一些关键变量被去除。图 5(c) 显示采样次数为 44 时, RMSECV 最小, 此时共筛选了 51 个特征波长, 占全波段的 8.25%。

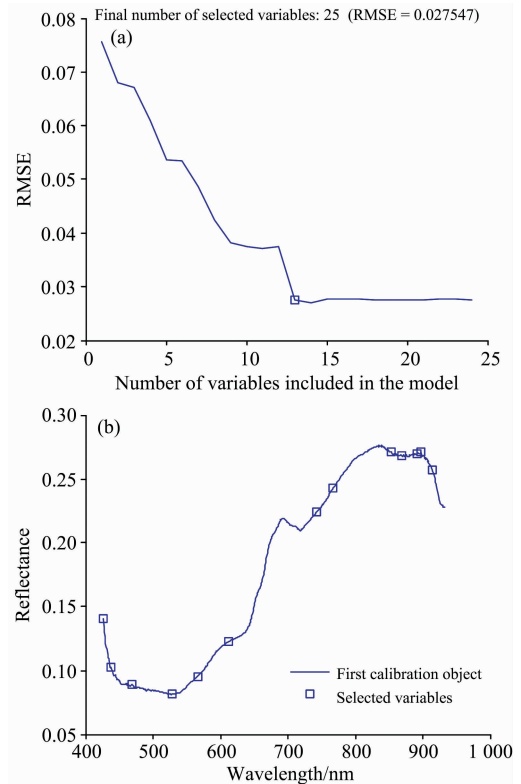


图 4 SPA 筛选波长结果

Fig. 4 Wavelengths selection results by SPA

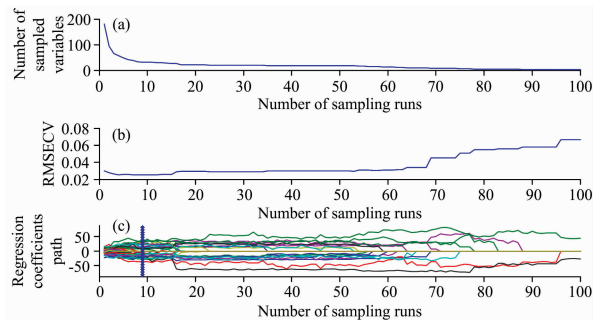


图 5 CARS 筛选波长过程

Fig. 5 Screening process of wavelengths by CARS

(3) siPLS 筛选波长

将预处理后的全光谱划分为 10~25 个子区间, 分别联合 2, 3 和 4 个子区间, 以 RMSECV 最小原则优选特征子区间组合。图 6 显示了最优联合子区间的位置。从图中可以看出, 当把全光谱分为 14 个子区间, 联合第 1, 3, 7, 13 子区间时, RMSECV 最小。每个子区间包含 45 个波长, 因此共筛选 180 个特征波长, 占全波段的 29.13%。

(4) siPLS-CARS 筛选特征波长

siPLS-CARS 通过联用 siPLS 和 CARS 实现特征波长的选择。将 siPLS 筛选所得波长区间作为新数据, 进行 CARS 波长筛选, 结果如图 7 所示。从图中可以看出, 当采样次数为 9 时, 筛选出 32 个特征波长, 占全波段的 5.18%。

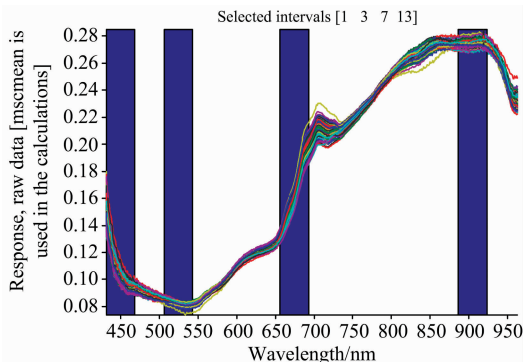


图 6 siPLS 选择最佳子区间

Fig. 6 Optimum subinterval combinations selected by siPLS

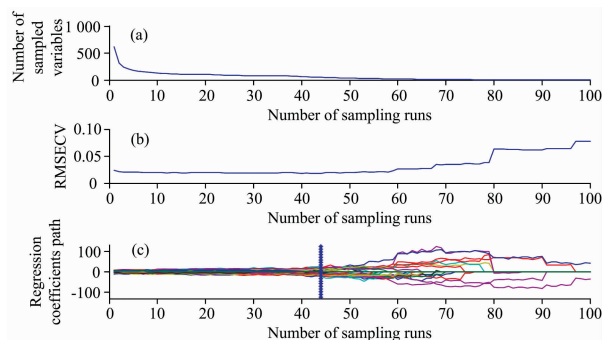


图 7 siPLS 后 CARS 筛选波长过程

Fig. 7 Screening process of wavelengths by CARS after siPLS

2.2.3 特征波长下 PLS 模型结果

不同特征波长筛选方法的 PLS 模型结果如表 2 所示。可以看出, CARS 筛选波长后建立的模型预测效果最佳, 模型的 R_C 和 R_P 分别为 0.981 4 和 0.972 1, RMSECV 和 RMSEP 分别为 0.016 3 和 0.020 3。SPA 虽然极大地减少了特征波长数量, 但模型的预测效果不如全波段下预测效果。si-PLS 筛选特征区间后模型精度没有得到提升, 这是因为所提取的变量是连续的, 相邻或者相互之间可能会存在高度相关性。siPLS-CARS 相比于 siPLS 不仅有效地缩减了特征波长数量, 而且提高了模型预测的精度; 相比于 CARS 筛选波长更少, 但精度略低。CARS 波长筛选后模型

表 2 基于不同特征波长筛选方法的牛肉丸中猪肉含量的 PLS 模型预测结果

Table 2 Predictive results of PLS model of pork content adulterated in beef meatballs based on different characteristic wavelengths screening methods

模型	特征波长筛选方法	筛选波长数量	R_C	RMSECV	R_P	RMSEP
PLS	SPA	13	0.914 5	0.033 6	0.906 2	0.038 6
	CARS	51	0.981 4	0.016 3	0.972 1	0.020 3
	siPLS	180	0.943 2	0.027 7	0.906 9	0.037 2
	siPLS-CARS	32	0.963 1	0.023 3	0.941 8	0.029 6

最佳, 可以说明 CARS 可以有效去除无关变量。siPLS-CARS 作为一种新的特征波长筛选方法需要在更多实际应用中测验其实用性。

2.3 牛肉丸中掺鸡肉含量预测模型建立

2.3.1 全波段下 PLS 模型结果

牛肉丸中掺鸡肉全波段 PLS 建模方法同 2.2.1, 结果如表 3 所示。掺鸡肉含量预测结果总体优于掺猪肉结果, 这是因为鸡肉与牛肉差异更大。经 1st Der 预处理后建立的模型预测效果最好, 当主成分数为 14 时, 模型的 R_C 和 R_P 分别为 0.9861 和 0.9807, RMSECV 和 RMSEP 分别为 0.014 3 和 0.016 5。

表 3 基于不同预处理方法的牛肉丸中掺假鸡肉含量 PLS 模型预测结果

Table 3 Predictive results of PLS model of chicken content adulterated in beef meatballs based on different pre-processing methods

预处理方法	PCs	R_C	RMSECV	R_P	RMSEP
1 st Der	14	0.986 1	0.014 3	0.980 7	0.016 5
2 nd Der	11	0.974 3	0.019 4	0.982 8	0.015 7
MC	15	0.982 8	0.015 5	0.976 2	0.019 4
MSC	14	0.976 5	0.019 0	0.986 2	0.013 3
SG	12	0.972 6	0.020 1	0.964 1	0.022 0
SNVT	15	0.984 0	0.014 9	0.975 3	0.020 6

2.3.2 特征波长的筛选

利用 SPA 筛选了 15 个特征波长 (439.32, 448.43, 461.72, 467.55, 473.39, 493.46, 504.37, 591.63, 622.44, 695.72, 704.38, 726.08, 768.74, 922.04 和 952.78 nm), 占全波段的 2.43%。CARS 筛选了 61 个特征波长, 占全波段的 9.87%。siPLS 选择的最佳区间组合为: 将全光谱分为 14 个子区间, 联合第 7, 8, 11, 12 四个子区间, 共 180 个特征波长, 占全波段的 29.13%。siPLS-CARS 筛选了 28 个特征波长, 占全波段的 4.53%。

2.3.3 特征波长下 PLS 模型结果

不同特征波长筛选方法的 PLS 模型结果如表 4 所示。与掺猪肉预测结果类似, CARS 筛选波长后建立的模型预测效果最佳。此时, 模型的 R_C 和 R_P 分别为 0.990 2 和

表 4 不同特征波长筛选方法的牛肉丸中鸡肉含量的 PLS 模型预测结果

Table 4 Predictive results of PLS model of chicken content adulterated in beef meatballs based on different characteristic wavelengths screening methods

模型	特征波长筛选方法	筛选波长数量	R_C	RMSECV	R_P	RMSEP
PLS	SPA	15	0.945 6	0.027 8	0.937 3	0.030 0
	CARS	61	0.990 2	0.012 3	0.987 8	0.012 6
	siPLS	180	0.980 9	0.015 2	0.969 6	0.021 8
	siPLS-CARS	28	0.982 3	0.016 0	0.972 3	0.020 3

0.987 8, RMSECV 和 RMSEP 分别为 0.012 3 和 0.012 6。这表明 CARS 在牛肉丸高光谱掺假检测中能够较好地去除无关变量、提升模型效率和精确度,可结合 PLS 模型用于实际检测。不同波长筛选方法对牛肉丸中掺鸡肉含量预测趋势上与掺含量猪肉基本相同。

3 结 论

利用高光谱成像进行牛肉丸掺猪肉和鸡肉检测研究。首先采用不同预处理方法建立全波段下 PLS 模型并比较得出最佳预处理方法,然后用不同方法筛选特征波长建立 PLS 模型。结果表明:(1)在 1st Der, 2nd Der, MC, MSC, SG 和

SNVT 预处理方法中,牛肉丸掺猪肉和鸡肉 PLS 预测模型最佳预处理方法分别为 MSC 和 1st Der。(2)在 SPA, CARS, si-PLS 和 siPLS-CARS 四种特征波长筛选方法中,牛肉丸掺猪肉和鸡肉 PLS 预测模型最佳方法均为 CARS,分别筛选了 51 和 61 个特征波长。此时,掺猪肉 PLS 预测模型 R_C 和 R_P 分别为 0.981 4 和 0.972 1, RMSECV 和 RMSEP 分别为 0.016 3 和 0.020 3。掺鸡肉 PLS 预测模型 R_C 和 R_P 分别为 0.990 2 和 0.987 8, RMSECV 和 RMSEP 分别为 0.012 3 和 0.012 6。掺鸡肉预测模型效果整体好于掺猪肉。研究表明采用高光谱成像技术可以实现牛肉丸掺猪肉和鸡肉含量预测,可为快速无损检测牛肉丸掺假提供理论基础。

References

- [1] Local Food Safety Standard of Guangdong Province(广东食品安全地方标准). DBS44 005—2016. Shantou Beef Meatball(汕头牛肉丸). Beijing: Standards Press of China(北京: 中国标准出版社), 2016. 3.
- [2] Mandli J, El Fatimi I, Seddaoui N, et al. Food Chemistry, 2018, 255: 380.
- [3] Prusakova O V, Glukhova X A, Afanas Eva G V, et al. Meat Science, 2018, 137: 34.
- [4] ZHANG Juan, ZHANG Shen, ZHANG Li, et al(张娟, 张申, 张力, 等). Food Science(食品科学), 2018, 39(4): 296.
- [5] Wu Chuyan, Song Tangshi, Xiang Mashi, et al. Optics Express, 2018, 26(8): 10119.
- [6] Ropodi A I, Pavlidis D E, Mohareb F, et al. Food Research International, 2015, 67: 12.
- [7] Kamruzzaman M, Makino Y, Oshita S, et al. Food and Bioprocess Technology, 2015, 8(5): 1054.
- [8] Wu Di, Shi Hui, He Yong, et al. Journal of Food Engineering, 2013, 119(3): 680.
- [9] Shi Jiyong, Hu Xuetao, Zou Xiaobo, et al. Food Chemistry, 2017, 229: 235.
- [10] TANG Hui-ping, ZHANG Yan, HUANG Jing-hui(唐穗平, 张燕, 黄景辉). Journal of Food Safety & Quality(食品安全质量检测学报), 2016, 7(5): 1882.
- [11] YANG Sheng-yuan, ZHONG Xiao-ran, CHEN Dai-wen, et al(杨胜远, 钟晓然, 陈岱雯, 等). Food Science and Technology(食品科技), 2013, 38(5): 136.
- [12] Xiong Zhengjie, Sun Dawen, Xie Anguo, et al. Food Chemistry, 2015, 178: 339.
- [13] GAO Pan, ZHANG Chu, LÜ Xin, et al(高攀, 张初, 吕新, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2018, 38(6): 1712.
- [14] Guo Zhiming, Wang Mingming, Wu Jingzhu, et al. Food Chemistry, 2019, 286: 282.
- [15] He Hongju, Wu Di, Sun Dawen. Innovative Food Science and Emerging Technologies, 2013, 18: 237.

Detecting Adulterated Beef Meatball Using Hyperspectral Imaging Technology

SUN Zong-bao, WANG Tian-zhen, LI Jun-kui, ZOU Xiao-bo*, LIANG Li-ming, LIU Xiao-yu
School of Food and Biological Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

Abstract Beef meatball is a deep-processed meat product with a unique taste. In the market, some unscrupulous traders cashed in on mixing beef with cheap meat such as pork and chicken to make meatballs. The traditional methods of meat adulteration detection are time-consuming and costly. Hyperspectral imaging technique has the advantages of fast, non-destructive and low cost on meat test. Therefore, the detection of beef meatballs adulterated with pork and chicken was carried out by hyperspectral imaging technique in this study. Adulterated meat was added to the beef meatballs at a level of 0, 5%, 10%, 15%, 20% and 25% of the quality of raw meat respectively. All meatballs hyperspectral data were collected while their spectral data were extracted. The spectral data were pretreated by six methods, first derivative (1st Der), second derivative (2nd Der), mean centering (MC), multiplicative scatter correction (MSC), Savitzky-Golay (SG), standard normal variate transformation (SNVT), which established the Partial least squares model of adulteration content at the full-wave band and obtained the optimum pretreatment meth-

od by comparison. After the optimum pre-processing method, the characteristic wavelengths were screened by successive projections algorithm (SPA), competitive adaptive reweighted sampling (CARS), synergy interval partial least squares (siPLS), synergy interval partial least squares-competitive adaptive reweighted sampling (siPLS-CARS), for the purpose of comparing, the prediction effects of models were evaluated on different screening wavelengths methods. The results suggested that the best pre-processing methods of PLS prediction model for beef meatballs adulterated with pork and chicken were MSC and 1st Der. 13, 51 and 32 characteristic wavelengths of adulterated pork spectra were screened by SPA, CARS and siPLS-CARS, respectively. The characteristic subinterval combinations were screened by siPLS; the full-wave band was divided into 14 subintervals, which was then combined with the 1st, 3rd, 7th, and 13th subintervals to establish PLS prediction models. The prediction model of adulterated pork content by CARS wavelength screening method had the best effect, with the R_c and R_p at 0.981 4 and 0.972 1 respectively, while RMSECV and RMSEP at 0.016 3 and 0.020 3 respectively. 15, 61 and 28 characteristic wavelengths of adulterated chicken spectra were screened by SPA, CARS and siPLS-CARS, respectively. The full spectrum was divided into 15 subintervals by siPLS, combined with the 7th, 8th, 11th, and 12th subintervals to establish PLS prediction models. Analogously, the prediction model of adulterated chicken content by CARS wavelength screening method had the best effect as well, with R_c and R_p at 0.990 2 and 0.987 8 respectively, and RMSECV and RMSEP at 0.012 3 and 0.012 6 respectively. In this study, compared with siPLS, siPLS-CARS not only reduced the number of characteristic wavelengths but also improved the accuracy of the model prediction. Compared with CARS, it screened for fewer wavelengths, but with slightly lower accuracy. Compared with adulterated pork, the prediction model of adulterated chicken was better on the whole. The research results suggested that hyperspectral imaging technique can realize the content prediction of adulterated pork and chicken in beef meatballs, which provides a theoretical basis for rapid detection of beef meatball adulteration.

Keywords Hyperspectral imaging; Beef meatball adulteration; Characteristic wavelength; Partial least squares

(Received Jun. 24, 2019; accepted Oct. 15, 2019)

* Corresponding author