

基于稀疏高光谱特征选择算法的牛肉糜掺假检测

马永波¹ 彭玉¹ 徐艺萍² 李丹³

(1. 四川托普信息技术职业学院, 四川 成都 611743; 2. 西南科技大学, 四川 绵阳 621010;
3. 四川农业大学, 四川 成都 611130)

摘要: [目的] 利用高光谱技术结合稀疏高光谱特征选择实现牛肉糜中掺入豌豆蛋白、鸭肉糜、鸡肉糜、猪肉糜的高准确率检测。 [方法] 提取牛肉糜样本原始光谱数据, 采用标准正态变量变换(SNV)、多元散射校正(MSC)、一阶微分(D1)、移动平均(MA)预处理方法对光谱数据进行处理。设计一种基于稀疏表示的高光谱特征选择算法, 该算法构建稀疏降维框架, 并采用群智能优化对光谱特征选择目标函数进行优化求解, 在保持数据多样性的同时最大程度地降低光谱数据维度。分别建立基于稀疏高光谱特征选择的极限学习机分类(ELMC)、随机森林(RF)和支持向量机分类(SVC)的掺假分类检测模型, 并分析多高光谱数据融合对检测结果的影响。 [结果] 相比于全波段, 基于稀疏特征选择的3种检测模型的分类准确率分别提高了2.33%, 1.86%, 2.01%, 且优于基于连续投影(SPA)特征提取、自适应重加权采样(CARS)特征提取建立的检测模型。采用SNV、MSC预处理组合光谱数据的检测分类准确率最高, 相比单一光谱数据分类准确率分别提高了0.79%, 0.64%, 0.65%。 [结论] 所提方法实现了对牛肉糜掺假的有效检测。

关键词: 牛肉糜; 高光谱; 特征选取; 掺假检测

Detection of beef mince adulteration based on sparse hyperspectral feature selection algorithm

MA Yongbo¹ PENG Yu¹ XU Yiping² LI Dan³

(1. Sichuan Top Information Technology Vocational Institute, Chengdu, Sichuan 611743, China;
2. Southwest University of Science and Technology, Mianyang, Sichuan 621010, China;
3. Sichuan Agricultural University, Chengdu, Sichuan 611130, China)

Abstract: [Objective] To achieve high-precision detection of beef mince adulterated with pea protein, duck mince, chicken mince, and pork mince by combining hyperspectral technology with sparse hyperspectral feature selection. [Methods] The original spectral data of the beef mince samples is extracted and processed using standard normal variable transformation (SNV), multiplicative scatter correction (MSC), first-order differential (D1), and moving average (MA) preprocessing methods. A hyperspectral feature selection algorithm is designed based on sparse representation. This algorithm constructs a sparse dimensionality reduction framework and uses swarm intelligence optimization to optimize and solve the objective function of spectral feature selection. The spectral data dimensionality is reduced as much as possible while data diversity is maintained. Extreme learning machine classification (ELMC), random forest (RF), and support vector classification (SVC) adulteration detection models are built based on sparse hyperspectral feature selection are established, respectively. The effect of hyperspectral data combinations on the detection results is analyzed. [Results] Compared with the full wavelength, the classification accuracies of the three detection models based on sparse feature selection are increased by 2.33%, 1.86%, and 2.01%, respectively, superior to the ones established based on successive projections algorithm (SPA) feature extraction and competitive adaptive reweighted sampling (CARS) feature extraction. The combined spectral data processed by SNV and MSC has the highest detection

基金项目: 四川省教育厅教育教学改革研究项目(编号: GZJG2022-558)

通信作者: 马永波(1979—), 男, 四川托普信息技术职业学院讲师, 学士。E-mail: stgdh09@139.com

收稿日期: 2025-02-07 改回日期: 2025-05-23

引用格式: 马永波, 彭玉, 徐艺萍, 等. 基于稀疏高光谱特征选择算法的牛肉糜掺假检测[J]. 食品与机械, 2025, 41(6): 51-56.

Citation: MA Yongbo, PENG Yu, XU Yiping, et al. Detection of beef mince adulteration based on sparse hyperspectral feature selection algorithm[J]. Food & Machinery, 2025, 41(6): 51-56.

and classification accuracy. Compared with that of the single spectral data, the classification accuracy is increased by 0.79%, 0.64%, and 0.65%, respectively. [Conclusion] The proposed method achieves effective detection of beef mince adulteration.

Keywords: beef mince; hyperspectrum; feature selection; adulteration detection

牛肉制品违规加入豌豆蛋白、鸭肉、鸡肉、猪肉等物质,不仅扰乱了市场经营秩序,还严重侵害了消费者权益^[1-2]。受牛肉加工复杂程序的影响,仅凭观测掺加物的颜色、口感、气味等已无法实现牛肉掺假准确检测^[3],因此,研究高精度牛肉糜掺假检测方法具有重要意义。

传感器分析法、基因分析法、蛋白质组学分析法和光谱分析法是目前几种常见的肉糜掺假检测分析方法^[4-5],其中,光谱分析法可以在不损坏样本的情况下,高效、批量实现掺假检测分析。梁静等^[6]利用最小二乘判别分析模型对牛肉近红外光谱进行分析,检测准确率达到 97.14%,但是,该检测方法对异常值敏感,稳定性还需要进一步提高。王婧茹等^[7]对豌豆蛋白掺假牛肉检测问题进行了研究,在对光谱数据预处理的基础上采用最小二乘模型(partial least squares regression, PLSR)进行分析,试验结果论证了光谱技术能够实现豌豆蛋白掺假牛肉快速检测。但是,该方法在处理光谱全波段数据时还存在过拟合现象。李斌等^[8]基于光谱反射与透射融合技术,采用自适应重加权采样(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)方法提取光谱特征,实现了对牛肉糜掺杂物含量的高精度检测,但是 CARS 依赖参数设置,影响了模型的稳健性。上述研究成果证明了光谱技术在牛肉糜掺假检测领域展现出了独特优势,但是还存在以下问题需要解决:①特征选择与提取是高光谱数据处理涉及关键问题之一,其目的是将高维的原始数据用新的低维数据进行描述表示,在尽可能保持光谱数据原始含义的同时,提升模型学习效果和精度。目前大多数研究采用传统的连续投影(successive projections algorithm, SPA)^[9]、CARS、主成分分析(principal component analysis, PCA)和线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)等光谱数据特征提取选择算法,但是,SPA 算法对初始条件敏感、容易陷入局部最优,CARS 算法计算量较大、容易过拟合,PCA 算法对非线性数据的适应性不足,LDA 算法对异常值敏感,而且这些算法更倾向于提取相邻波段,提取到的波段数量相对较多,提取到的特征是否可靠值得进一步探讨。②从多光谱预处理手段、多检测分析模型角度综合分析光谱数据特征提取、多光谱数据组合对检测结果影响的研究相对较少。

研究拟利用高光谱技术结合稀疏高光谱特征选择对牛肉糜掺入豌豆蛋白、鸭肉糜、鸡肉糜、猪肉糜进行检测分析,旨在为牛肉糜掺假高效检测提供支撑。

1 试验部分

1.1 样本制备

在某大型连锁商超内购买生牛里脊、鸡肉、鸭肉、猪

肉和豌豆蛋白,去除肉类表面筋膜、脂肪和结缔组织后置于冰箱冷藏保鲜。用绞肉机将 4 种肉类搅成肉糜状,豌豆蛋白与水按照 1:3 的比例充分混合得到豌豆蛋白液。在掺杂 2%~40% 范围内,按照 2% 递增比例分别将鸡肉糜、鸭肉糜、猪肉糜和豌豆蛋白液加入牛肉糜中充分搅拌混合,并取 6 g 左右的混合肉糜置于圆形洁净培养皿中压实,将制备后的样品放置冷藏室中以备下一步光谱采集。共制备纯牛肉糜、掺杂鸡肉糜、掺杂鸭肉糜、掺杂猪肉糜、掺杂豌豆蛋白 5 类样本,每类制备样本 100 个(每个掺杂比例对应制备样本 5 个)。

1.2 光谱数据获取

利用高光谱成像仪(FS-22 型,杭州彩谱科技有限公司;波长范围 400~1 000 nm,分辨率 2.5 nm)采集样本光谱数据,为降低环境光源对光谱数据采集结果的影响,将光谱仪置于密闭箱体,箱体内搭载卤素灯光源,样本经位移平台经过密闭箱体正下方时触发光谱仪采集样本光谱数据。在采集光谱数据前,先预热光谱仪 30 min,利用黑板、白板对光谱仪进行校正,并根据式(1)得到校正后的样本光谱数据。

$$R = (R_s - R_b) / (R_w - R_b), \quad (1)$$

式中:

R ——校正后数据;

R_s ——采集到的原始数据;

R_b ——全黑校正数据;

R_w ——全白校正数据。

1.3 光谱数据预处理

采用标准正态变量变换(standard normal variate transformation, SNV)、多元散射校正(multiplicative scatter correction, MSC)、一阶微分(D1)、移动平均(moving average, MA)对光谱数据进行预处理。其中,SNV 对光谱数据进行标准正态变换,增强数据稳定性;MSC 选择平均光谱作为参考光谱,增强光谱与数据间的相关性;D1 通过计算相邻数据点间的差异来增强光谱数据细节信息;MA 通过计算相邻数据点的均值来降低数据噪声^[10]。

1.4 光谱数据特征选择

设计一种基于稀疏表示的高光谱特征选择算法,即利用稀疏向量选择光谱数据特征,在最大限度保留原始数据信息的同时,尽可能降低数据维度。对于牛肉糜光谱数据 $X = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_N)$ (x_i 为对应第 i 个波段峰值, N 为波段总数),定义稀疏向量 $P = (p_1, \dots, p_i, \dots, p_N)$, 其

中, $p_i = 1$ 表示第 i 个波段特征被选择; 否则, $p_i = 0$ 。定义包含 M 个样本的光谱数据矩阵 $A_{M \times N} = (X_1, \dots, X_j, \dots, X_M)^T$, 其数学描述如式(2)所示。

$$A_{M \times N} = (X_1, \dots, X_j, \dots, X_M)^T = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1N} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M1} & \dots & x_{MN} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中:

X_j ——第 j 个光谱数据, $1 \leq j \leq M$ 。

特征选择的目的是在降低数据维度的同时, 尽可能保持样本之间的原始空间属性和分类结果, 为此, 利用 K-最近邻(K-nearest neighbors, KNN)算法^[11]将 M 个样本组成的集合 $\{X_1, \dots, X_M\}$ 划分成 C 个分类, 并结合局部最优近邻保持投影方法(locality preserving projections, LPP)^[12]思想, 定义如式(3)~式(6)所示。

$$f_{\min} = \min_P \frac{1}{2} \left\| B_{M \times C}^T (A D_{N \times C}) (A D_{N \times C})^T B_{M \times C} - M^2 E_{C \times C} \right\|^2, \quad (3)$$

$$D_{N \times C} = [P^T, P^T, \dots, P^T]_{N \times C}, \quad (4)$$

$$B_{M \times C} = [\varphi_{ij}]_{M \times C} = \begin{bmatrix} \varphi_{11} & \dots & \varphi_{1C} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \varphi_{M1} & \dots & \varphi_{MC} \end{bmatrix}_{M \times C}, \quad (5)$$

$$E_{C \times C} = [\lambda_{ij}]_{C \times C} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \dots & \lambda_{1C} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \lambda_{C1} & \dots & \lambda_{CC} \end{bmatrix}_{C \times C}, \quad (6)$$

式中:

$D_{N \times C}$ ——稀疏特征向量矩阵;

$B_{M \times C}$ ——相关性矩阵;

φ_{ij} —— X_i 与第 j 个分类的相关性(可利用最大信息系数法计算);

$E_{C \times C}$ ——分类相似矩阵;

λ_{ij} ——第 i 个分类与第 j 个分类之间的相似度。

当特征选择目标函数取最小值时, 选取的光谱特征之间冗余度最小, 且能够保持原始数据分类能力。为提升特征选择求解效率, 采用离散人工蜂群算法(discrete artificial bee colony, DABC)^[13]对目标函数进行优化求解, DABC具有参数设置简单、全局寻优能力强等特点, 其优化求解式(3)目标函数过程为: 将稀疏向量 $P =$

$(p_1, \dots, p_i, \dots, p_N)$ 赋予 DABC 个体编码, DABC 算法经过多轮次迭代进化最终得到最优个体, 即最佳特征选择稀疏向量, 进而实现对光谱数据的特征选择。与传统 SPA、CARS、PCA、LDA 等光谱数据特征提取选择算法相比, 研究所提高光谱特征选择算法将特征选择问题等效为目标优化问题, 通过定义稀疏特征选择向量, 并采用 DABC 进行优化求解, 在选取到最佳特征波段组合的同时, 有效降低了光谱数据维度, 提升了光谱特征选择质量。

1.5 分类模型

采用 X-Y 距离样本划分方法(sample set partitioning based on joint X-Y distances, SPXY)^[14]将纯牛肉糜、掺杂鸡肉糜、掺杂鸭肉糜、掺杂猪肉糜、掺杂豌豆蛋白 5 类共计 500 个样本按照 4:1 的比例划分为训练集和测试集, 分别采用极限学习机分类(ELMC)^[15]、随机森林(RF)^[16]和支持向量机分类(SVC)^[17]建立分类模型, 利用训练集选择到的光谱数据特征对分类模型进行训练, 并利用测试集验证分类结果, 分类模型评价指标设定分类准确率(被正确分类的样本数占所有样本数的比例)。图 1 给出了牛肉糜掺假检测流程示意图。

2 结果与讨论

2.1 光谱预处理对检测结果的影响

在全波长下(波段数量 $N = 203$), 对比分析 SNV、MSC、D1、MA 预处理方法对检测结果的影响, 分类模型分别为 ELMC、RF 和 SVC, 表 1 给出了原始数据和 4 种预处理方法下模型分类检测结果(ELMC、SVC 模型参数设置情况见表 1, RF 模型参数设定为默认值)。

由表 2 可知, 无论是基于原始数据还是 4 种预处理后的光谱数据, 3 种分类检测模型分类准确率都达到了 94.73% 以上, 表明基于高光谱数据能够实现牛肉糜掺假的有效检测。对于 ELMC 模型, 采用 MSC 预处理方法得到的分类准确率最高(96.41%); 对于 SVC 模型, 采用 MA 预处理方法得到的分类准确率最高(96.28%); 对于 RF 模型, 采用 SNV 预处理方法得到的分类准确率最高(96.31%), 且都要优于原始数据下的分类准确率, 表明采用预处理方法能够一定程度地提高模型分类准确率。

2.2 光谱特征选择对检测结果的影响

验证分析所提稀疏高光谱特征选择算法对分类检测结果的影响, 选取 SPA 特征提取方法、CARS 特征提取方

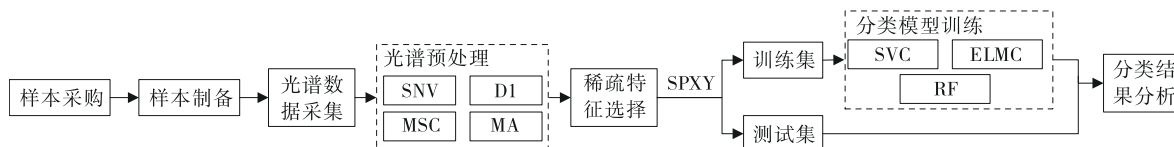


图 1 牛肉糜掺假检测流程示意图

Figure 1 Process of beef mince adulteration detection

表 1 原始数据和 4 种预处理方法下模型分类检测结果

Table 1 Classification detection results of the model under raw data and four preprocessing methods

预处理方法	ELMC		SVC			RF 测试集分类
	神经元数/个	测试集分类准确率/%	惩罚因子	核函数	测试集分类准确率/%	准确率/%
原始数据	82	95.03	88.42	0.054 1	94.73	95.21
SNV	76	95.29	70.17	0.052 2	95.01	96.31
MSC	58	96.41	79.42	0.051 9	95.46	96.07
D1	64	95.76	66.37	0.048 7	95.67	96.24
MA	66	94.27	88.45	0.053 6	96.28	95.19

法进行对比。表 2 给出了不同特征选择方法选择的特征波段数量和模型分类检测结果。

由表 2 可以看出：① 在特征波段选择数量上，研究所提特征选择算法选择的特征波段数量明显低于 SPA、CARS。② 横向分析特征选择方法对模型检测结果有影响。对于研究所提特征选择算法，相比于全波段（都采用 SNV、MSC、D1、MA 预处理方法），ELMC、SVC 和 RF 模型的分类准确率有较大提升，3 种模型（MSC-ELMC、MA-SVC、SNV-RF）最高分类准确率分别达到了 98.66%，98.07%，98.25%，相比全波段的 96.41%，96.28%，96.31% 分别提高了 2.33%，1.86%，2.01%。对于 SPA，相比于全波段，ELMC 在 4 种预处理方法下的分类检测准确率均有所下降，SVC 分类检测准确率均有所提升，RF 分类检测准确率保持相当水平。对于 CARS，相比于全波段，ELMC 和 RF 在 4 种预处理方法下的分类检测准确率均有所提高，而 SVC 分类检测准确率则保持相当水平。③ 纵向分析特征选择方法对模型检测结果有影响。对于 4 种预处理方法，基于研究所提特征选择算法建立的 ELMC、SVC 和 RF 模型分类准确率都要高于基于 CARS 和 SPA 特征提取算法建立的对应模型。试验结果表明，研究所提特征选择算法能够在降低数据维度的同时，进一步降低了

特征间冗余度对检测结果的影响，分类检测模型准确度更高。

为进一步分析对纯牛肉糜（标签“1”）、掺杂鸡肉糜（标签“2”）、掺杂鸭肉糜（标签“3”）、掺杂猪肉糜（标签“4”）、掺杂豌豆蛋白（标签“5”）5 类样本检测结果，表 3 给出了 3 种基于研究所提特征选择算法下的最优分类检测模型（MSC-ELMC、MA-SVC、SNV-RF）对应 5 类标签样本分类准确率，图 2 给出了 3 种最优分类检测模型（MSC-ELMC、MA-SVC、SNV-RF）对应的混淆矩阵。

由表 3、图 2 可知，以 MSC-ELMC 模型为例，对纯牛肉糜、掺杂豌豆蛋白样本的分类准确率达到 100.00%，对于掺杂鸡肉糜样本，只以 0.17%，0.09% 的概率误判为掺杂鸭肉糜和掺杂猪肉糜；对于掺杂鸭肉糜样本，以 0.44%，0.52% 的概率误判为掺杂鸡肉糜和掺杂猪肉糜；对于掺杂猪肉糜样本，以 1.36%，0.63% 的概率误判为掺杂鸡肉糜和掺杂鸭肉糜。上述结果进一步表明，采用研究所提特征选择算法的分类检测模型能够以更高的精度实现牛肉糜掺假检测，误判率更低。

2.3 多光谱数据融合对检测结果的影响

为分析多光谱数据融合对检测结果的影响，将样本光谱数据经 SNV、MSC、D1、MA 预处理后，采取 2 种数据

表 2 特征波段数量和模型分类检测结果

Table 2 Number of characteristic bands and model classification detection results

特征选择方法	分类检测模型	SNV		MSC		D1		MA	
		特征波段/个	分类准确率/%	特征波段/个	分类准确率/%	特征波段/个	分类准确率/%	特征波段/个	分类准确率/%
研究所提算法	ELMC	67	97.21	59	98.66	73	97.38	94	97.69
	SVC	73	97.07	55	97.42	92	97.88	96	98.07
	RF	82	98.25	63	97.66	81	97.53	87	97.69
SPA	ELMC	114	95.01	94	95.22	112	94.71	105	94.07
	SVC	123	96.23	104	96.77	124	97.04	114	96.79
	RF	109	96.35	107	96.12	118	96.19	120	95.22
CARS	ELMC	112	96.31	99	97.02	123	96.15	108	96.38
	SVC	107	95.10	103	95.66	128	95.78	103	96.41
	RF	98	97.02	107	96.15	131	96.38	112	95.96

表3 最优分类检测模型对应5类标签样本分类准确率

分类模型	分类准确率					综合分类准确率
	标签1	标签2	标签3	标签4	标签5	
MSC-ELMC	100.00	98.93	99.04	98.01	100.00	98.66
MA-SVC	100.00	97.24	98.42	98.55	100.00	98.07
SNV-RF	100.00	98.08	98.37	97.44	99.11	98.25

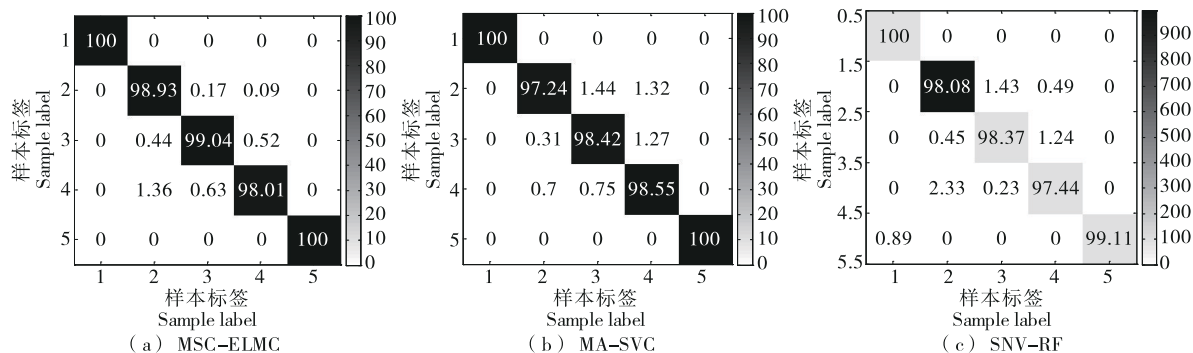


图2 最优分类检测模型对应混淆矩阵

Figure 2 Confusion matrix corresponding to optimal classification detection model

串联融合、3种数据串联融合和4种数据串联融合的方式,得到全新的融合光谱数据,然后采用所提光谱特征选择算法对新融合的光谱数据进行特征选择,并采用ELMC、RF和SVC模型进行分类检测分析。表4给出了不同数据融合下的分类检测准确率。

由表4可以看出,采用“SNV+MSC”“SNV+D1”“SNV+MA”“MSC+D1”数据融合方式,能够提高模型分类检测准确率,且“SNV+MSC”对应的3种分类模型得到了最高分类检测准确率,较单一数据下的最高分类检

测准确率 98.66% (MSC-ELMC), 98.07% (MA-SVC), 98.25% (SNV-RF) 分别提高了 0.79%, 0.64%, 0.65%。而“MSC+MA”“D1+MA”下的分类检测准确率与单一数据水平相当,并且3种及4种数据融合方式反而降低了模型检测准确率。这说明,采用两种预处理数据融合能够一定程度增加光谱数据丰富度,为特征选择提供了更多的原始数据来源,利于提高模型检测准确率。但是,3种及以上数据融合一定程度增加了数据间冗余度和干扰性,降低了模型检测准确率。

表4 多种数据融合下分类检测结果

Table 4 Classification detection results under multiple data combination

分类检测模型	组合类型下分类准确率/%										
	SNV+MSC	SNV+D1	SNV+MA	MSC+D1	MSC+MA	D1+MA	SNV+MSC+D1	SNV+MSC+MA	SNV+D1+MA	MSC+D1+MA	SNV+MSC+D1+MA
	MSC-ELMC	99.44	98.74	98.93	98.05	97.26	94.28	91.27	92.33	92.53	91.50
MA-SVC	98.70	98.26	98.55	98.52	96.43	95.08	90.56	93.04	90.74	91.83	90.17
SNV-RF	98.89	98.34	98.47	98.40	96.19	95.23	91.05	91.76	91.68	92.72	88.51

3 结论

运用高光谱技术结合稀疏特征选择算法实现了对牛肉糜掺假的有效检测。通过将特征选择转化为目标函数优化问题,并利用离散人工蜂群算法对目标函数进行求解,得到了最佳特征选择组合。在此基础上,分别分析了不同光谱数据预处理方法、不同特征筛选算法及不同分类检测模型性能,试验结果表明,单一光谱数据下,基于所提

特征选择算法、多元散射校正和极限学习机分类模型分类检测准确率最高;多光谱数据下,基于所提特征选择算法、标准正态变量变换+多元散射校正组合和极限学习机分类模型分类检测准确率最高。研究内容实现了对多类牛肉糜掺假的准确分类检测,但是还缺乏对掺假物质的定量分析,下一步将结合牛肉糜掺假分类结果,定量分析掺假物含量,为牛肉糜掺假检测提供更多决策依据。

参考文献

- [1] 李月, 林义利, 周云云, 等. 基于同步荧光技术的牛肉中掺杂猪肉鉴别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(10): 2 968-2 972.
LI Y, LIN Y L, ZHOU Y Y, et al. Potentiality of synchronous fluorescence technology for identification of pork adulteration in beef[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(10): 2 968-2 972.
- [2] 孔丽琴, 牛晓虎, 王程磊, 等. 高光谱技术在牛肉丸复合掺假类型鉴别中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(8): 2 183-2 191.
KONG L Q, NIU X H, WANG C L, et al. Application of hyperspectral imaging technology in the identification of composite adulteration type in beef balls[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(8): 2 183-2 191.
- [3] 李宇, 时国强, 柳梦思, 等. 一种牛肉及其制品掺假的快速鉴定方法[J]. 食品科技, 2023, 48(11): 268-275.
LI Y, SHI G Q, LIU M S, et al. A rapid identification method for adulteration of beef and its products[J]. Food Science and Technology, 2023, 48(11): 268-275.
- [4] XIE C Q, WANG C Y, ZHAO M Y, et al. Detection of the 5-hydroxymethylfurfural content in roasted coffee using machine learning based on near-infrared spectroscopy[J]. Food Chemistry, 2023, 422: 136199.
- [5] 陈亮亮, 朱亚东, 李梦姣, 等. 基于近红外高光谱成像快速预测牛肉中猪肉掺入量[J]. 海南师范大学学报(自然科学版), 2022, 35(4): 402-406.
CHEN L L, ZHU Y D, LI M J, et al. Fast prediction of pork in beef based on near-infrared hyperspectral imaging[J]. Journal of Hainan Normal University (Natural Science Edition), 2022, 35(4): 402-406.
- [6] 梁静, 郝生燕, 赵祥民, 等. 基于近红外光谱技术构建羊羊肉掺假鉴别模型[J]. 甘肃农业大学学报, 2023, 58(1): 19-29, 37.
LIANG J, HAO S Y, ZHAO X M, et al. Construction of an adulteration identification model for beef and mutton based on near-infrared spectroscopy[J]. Journal of Gansu Agricultural University, 2023, 58(1): 19-29, 37.
- [7] 王婧茹, 何鸿举, 朱亚东, 等. 基于近红外高光谱技术快速检测豌豆蛋白掺假牛肉[J]. 食品工业科技, 2023, 44(14): 312-317.
WANG J R, HE H G, ZHU Y D, et al. Rapid detection of pea protein adulterated in beef based on near-infrared hyperspectral technology[J]. Science and Technology of Food Industry, 2023, 44(14): 312-317.
- [8] 李斌, 卢英俊, 刘燕德, 等. 基于高光谱反射和透射融合技术的牛肉糜掺假检测[J]. 农业工程学报, 2024, 40(16): 251-260.
LI B, LU Y G, LIU Y D, et al. Detection of adulteration of minced beef based on hyperspectral reflectance and transmission fusion technique[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(16): 251-260.
- [9] 胡春艳, 于来行. 改进深度置信网络的苹果内部品质评价[J]. 食品与机械, 2022, 38(4): 156-161, 206.
HU C Y, YU L X. Evaluation of apple inner quality based on improved deep belief network[J]. Food & Machinery, 2022, 38(4): 156-161, 206.
- [10] 周旭, 杨倩倩, 张进, 等. 基于便携式近红外光谱仪的黄桃腐败时间快速预测[J]. 食品与机械, 2024, 40(5): 101-106, 187.
ZHOU X, YANG Q Q, ZHANG J, et al. Rapid prediction of yellow peach spoilage time based on portable near infrared spectrometer[J]. Food & Machinery, 2024, 40(5): 101-106, 187.
- [11] 付忠良, 陈晓清, 任伟, 等. 带学习过程的随机 K 最近邻算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2024, 54(1): 209-220.
FU Z L, CHEN X Q, REN W, et al. Random K-nearest neighbor algorithm with learning process[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2024, 54(1): 209-220.
- [12] 赵俊涛, 李陶深, 卢志翔. 基于最优近邻的局部保持投影方法[J]. 计算机工程, 2024, 50(9): 161-168.
ZHAO J T, LI T C, LU Z X. Locality preserving projection method based on optimal nearest neighbor[J]. Computer Engineering, 2024, 50(9): 161-168.
- [13] 李浩然, 高亮, 李新宇. 基于离散人工蜂群算法的多目标分布式异构零等待流水车间调度方法[J]. 机械工程学报, 2023, 59(2): 291-306.
LI H R, GAO L, LI X Y. Discrete artificial bee colony algorithm for multi-objective distributed heterogeneous no-wait flowshop scheduling problem[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(2): 291-306.
- [14] 吴龙国, 马玲, 张瑶, 等. 基于高光谱成像技术的包衣甘蓝种子色度检测[J]. 分析测试学报, 2025, 44(3): 454-463.
WU L G, MA L, ZHANG Y, et al. Detection of coated cabbage seeds color based on hyperspectral imaging technology[J]. Journal of Instrumental Analysis, 2025, 44(3): 454-463.
- [15] 窦力, 郑崴, 李柏秋, 等. 鲸鱼算法改进极限学习机的葡萄酒品质评价研究[J]. 食品与机械, 2024, 40(6): 62-68.
DOU L, ZHENG W, LI B Q, et al. Study on wine quality evaluation based on extreme learning machine improved by whale optimization algorithm[J]. Food & Machinery, 2024, 40(6): 62-68.
- [16] 钟恒艳, 陈春, 欧阳永中, 等. 基于随机森林的原位质谱法快速鉴别铁棍山药真伪[J]. 食品与机械, 2024, 40(11): 47-53.
ZHONG H Y, CHEN C, OUYANG Y Z, et al. Rapid identification of the authenticity of iron rod yam by in-situ mass spectrometry based on random forest algorithm[J]. Food & Machinery, 2024, 40(11): 47-53.
- [17] 姚万鹏, 张凌晓, 赵肖峰, 等. 融合改进卷积神经网络和层次 SVM 的鸡蛋外观检测[J]. 食品与机械, 2025, 41(1): 158-164.
YAO W P, ZHANG L X, ZHAO X F, et al. Egg appearance detection based on improved CNN and hierarchical SVM[J]. Food & Machinery, 2025, 41(1): 158-164.