基于近红外光谱的冻融猪肉糜鉴别模型研究

白 天¹, 张丽华^{2,3*}, 李顺峰⁴, 黄 姗¹, 纵 伟^{2,3}

(1. 河南省食品和盐业检验技术研究院,郑州 450002; 2. 郑州轻工业大学食品与生物工程学院,郑州 450001; 3. 河南省冷链食品质量安全控制重点实验室,郑州 450001;
 4. 河南省农业科学院农副产品加工研究中心,郑州 450002)

摘要:目的 建立基于近红外光谱的定性分析模型,实现对冻融猪肉糜的判别。方法 采用近红外光谱分析技术对新鲜猪肉糜和不同冻融次数猪肉糜分别进行无损鉴别,建立了窄神经网络(narrow neural network, NNN)、线性判别(linear discriminant, LD)、支持向量机(support vector machine, SVM)和子空间判别(subspace discriminant, SD) 4 种不同的判别模型,并对所建立的模型性能采用正确判别率、混淆矩阵(confusion matrix, CM)、受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)和曲线下面积(area under the curve, AUC) 4 个指标进行评价。结果 基于 SD 建立的判别模型较优,其预测集正确判别率为 96.2%,高于基于 LD (94.3%)、NNN (79.0%)和 SVM (54.8%)所建的判别模型正确判别率,并且其 CM、ROC 和 AUC 均显示基于 SD 所建判别模型对于冻融猪肉糜分类的优越性。结论 本研究建立的近红外光谱技术结合 SD 模型对冻融猪肉糜的鉴别能力较强,可为工业化在线检测方法的开发提供技术支撑。关键词:猪肉糜; 冻融次数; 近红外光谱; 子空间判别; 混淆矩阵

Study on discrimination model of frozen-thawed minced pork based on near infrared spectroscopy

BAI Tian¹, ZHANG Li-Hua^{2,3*}, LI Shun-Feng⁴, HUANG Shan¹, ZONG Wei^{2,3}

(1. Henan Institute of Food and Salt Industry Inspection Technology, Zhengzhou 450002, China; 2. College of Food and Biological Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450001, China; 3. Henan Key Laboratory of Cold Chain Food Quality and Safety Control, Zhengzhou 450001, China; 4. Research Center of Agro-products Processing Science and Technology, Henan Academy of Agricultural Sciences, Zhengzhou 450002, China)

ABSTRACT: Objective To establish the qualitative analysis model by near infrared spectroscopy and realize the classification of frozen-thawed minced pork. **Methods** Near infrared spectroscopy was used to identify fresh minced pork and minced pork with different freeze-thaw times, and 4 kinds of discriminant models, narrow neural network (NNN), linear discriminant (LD), support vector machine (SVM) and subspace discriminant (SD) were established, separately. The performance of the models was evaluated by 4 indicators: Correct discriminant rate, confusion matrix (CM), receiver operating characteristic curve (ROC) and area under the curve (AUC). **Results** The model based on SD was superior, and the correct discriminant rate of its prediction set was 96.2%, which was higher than that of LD model (94.3%), NNN model (79.0%) and SVM model

基金项目:河南省市场监督管理局科技计划项目(2022SJ18)

Fund: Supported by the Science and Technology Plan Project of Market Supervision Administration in Henan Province (2022SJ18)

^{*}通信作者:张丽华,博士,副教授,主要研究方向为农产品加工与安全控制。E-mail: zhanglihua82828@163.com

^{*}Corresponding author: ZHANG Li-Hua, Ph.D, Associate Professor, College of Food and Biological Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450001, China. E-mail: zhanglihua82828@163.com

(54.8%), respectively. Moreover, the CM, ROC curve and AUC of the SD model exhibited the superiority in the classification of frozen-thawed minced pork. **Conclusion** In this study, the established method that applied NIRS technology combined with SD model illustrates a strong ability to identify the frozen-thawed minced pork, which can provide technical support for the development of industrial on-line detection.

KEY WORDS: minced pork; freeze-thaw times; near infrared spectroscopy; subspace discriminat; confusion matrix

0 引 言

新鲜猪肉糜营养均衡、食用方便,深受广大消费者喜 爱,又因其附加值高、市场前景好深受肉类工业青睐。工 业上为了方便运输、延长销售和贮藏时间一般采用冷冻的 方式处理制作好的肉糜产品。近年来的研究发现,肉类在 冻藏及反复冻融过程中可发生一系列的理化反应,如褐 变、口感变差等感官劣变,脂肪氧化生成丙二醛等小分子 醛类物质,蛋白发生氧化导致羰基增加和巯基减少等,从 而引起肉制品风味、色泽和质构等品质劣化^[1-2]。而且,随 着冻融次数的增加,猪肉保水性下降,凝胶性能降低^[3-4]。 由于解冻猪肉糜冒充新鲜猪肉糜。这不仅严重伤害了消费 者的利益,也使得市场竞争变得不公平。由于无损检测技 术具有快捷、方便、无损伤、无需样品预处理等优势,因 此,寻求一种能够快速无损辨别冻融猪肉糜和新鲜猪肉糜 的判别模型具有重要的现实意义。

近年来,采用近红外光谱技术(near infrared spectroscopy, NIRS)结合不同光谱预处理和判别模型分析肉类掺假和 评价肉品品质等方面的研究较多^[5–7],如王文秀等^[8]证 实了采用近红外光谱结合 Fisher 判别法,可以实现对冷 鲜肉和解冻肉的鉴别。LOPEZ-MAESTRESALAS 等^[9]采用 NIRS 结合主成分分析模型鉴别混有其他肉糜的羊肉和牛 肉制品; PARK 等^[10]采用近红外高光谱图像采集系统结合 人工神经网络模型技术,开发了机器学习模型来预测牛肉 中硫代巴比妥酸反应物质含量,进而证实了该模型可以用 于评价牛肉的酸败程度。然而,目前对肉糜冻融次数研究 主要集中在鱼肉和牛肉,且对猪肉糜冻融次数的判别模型 分析较少^[11–13]。

鉴于此,本研究以新鲜猪肉糜和不同冻融次数猪肉 糜为研究对象,采用 NIRS,建立不同冻融次数的猪肉糜定 性判别模型,为冻融猪肉糜的快速无损检测提供技术支持 和参考依据。

1 材料与方法

1.1 材料与仪器

新鲜猪五花肉:市售。

Antaris II 型傅里叶变换近红外光谱仪(美国 Thermo 公司); JJ223BC型电子天平(精度 1 mg, 常熟市双杰测试

仪器厂)。

1.2 样本制备

将采购的 2.5 kg 五花肉切成小肉丁,用绞肉机搅碎成 肉糜,称取 20 g 的猪肉糜装入袋中,共 100 袋,记为新鲜 肉糜组。将肉糜于--18℃冷冻 36 h,4℃解冻 12 h,此为 1 次 冻融。以此类推,将猪肉糜冻融 6 次,每组各获取样本 100 个,共 700 个肉样,依次标记为冻融 0 次、冻融 1 次、冻 融 2 次、冻融 3 次、冻融 4 次、冻融 5 次和冻融 6 次。

1.3 样本光谱的采集

采用傅里叶变换近红外光谱仪。仪器参数为:光源为 卤钨灯,主机光谱范围为10000~4000 cm⁻¹,独立的高灵敏 度 InGaAs 检测器。采用积分球漫反射分析模块,直径 5 cm 的样品杯。将猪肉糜放入样品杯中,压实,保证底部没有 气泡和漏光现象,进行近红外光谱的采集。扫描范围为全 波段扫描,扫描次数为 64 次。数据处理软件采用 Matlab 软件进行分析。

1.4 判别模型的建立及评价指标

使用 Matlab R2023a 软件分析近红外光谱, 建立并对 比了窄神经网络(narrow neural network, NNN)、线性判别 (linear discriminant, LD)、支持向量机 (support vector machine, SVM)和子空间判别(subspace discriminant, SD) 4 种不同的判别模型, 除了采用正确判别率来评价模型性能 外,还通过混淆矩阵(confusion matrix, CM)、受试者工作特 征曲线(receiver operating characteristic, ROC)和曲线下面 积(area under the curve, AUC)的直观可视化分类结果来综 合评价模型性能。

1.4.1 窄神经网络

神经网络是一种模仿动物神经网络行为特征,进行 分布式并行信息处理的算法数学模型,通过调整内部大量 节点之间相互连接的关系,不断修正网络权值,使误差 下降逼近期望输出,循环往复直至误差达到允许的范围 内或达到预先设置的训练次数为止,进而达到处理信息 的目的^[14]。神经网络系统极为复杂,为了提高运算效率, 本研究采用 MATLAB 中的分类判别工具箱中的 NNN 进 行模型训练,它是一种前馈神经网络,模型全连接层数 设为 1,层大小设为 10,激活函数为 ReLU,迭代次数限 制为 1000 次,利用红外光谱的 1557 个数据点进行运算, 建立判别模型。

1.4.2 线性判别模型

LD 是模式识别的经典算法,其基本思想是将高维的 模式样本投影到最佳鉴别矢量空间,以达到抽取分类信息 和压缩特征空间维数的效果,投影后保证模式样本在新的 子空间有最大的类间距离和最小的类内距离,即模式在该 空间中具有最佳的可分离性。Fisher 判别是常用的 LD 方 法,它的基本方法就是采用投影使得每一类别内的方差尽 可能小,而不同类别之间的方差尽可能大,亦即通过投影 使多维数据简化为一维数据,再根据亲疏程度把判定未知 样本的归属^[15]。本研究采用 Matlab 分类工具箱中 LD 模型 对不同冻融猪肉近红外数据进行分析,采用默认设置进行 训练并建模。

1.4.3 支持向量机模型

支持向量是一类按监督学习方式对数据进行二元分 类的广义线性分类器,其决策边界是对学习样本求解的最 大边距超平面,约束条件是样本点到决策边界的距离大于 等于 1。SVM 算法的核心思想是线性化,即把样本空间从 低维非线性映射到高维空间,在特征空间内部结合线性学 习机进行求解实现分类^[16-17]。本研究采用 SVM 工具箱的 线性 SVM进行机器学习,核函数采用线性核函数,核尺度 为自动,约束级别设为 1,采用一对一多类判别方法进行 机器学习并建立判别模型。

1.4.4 子空间判别模型

集成学习方法是构建多个近似独立的基学习器,通 过集成算法将这些基学习器集成到一个方法中作为最终的 输出,集成方法主要分为自举集成算法、提升算法和子空 间算法等,其中子空间算法尤为常用。在数学上,子空间 指的是维度小于全空间的部分空间,通过投影实现高维特 征向低维空间的映射。SD 就是利用降维的思想,将高维数 据降维成无噪声数据和高维噪声数据,通过子空间聚类找 出有用信息的子空间,在子空间中进行训练,降低高维数 据的过拟合现象的一种分类方法^[18-20]。本研究采用 MATLAB 中基于子空间的集成学习方法对猪肉近红外数 据进行处理,学习器数量设为 30 个进行集成学习建立判 别模型。

1.5 数据处理

将采集的肉糜光谱数据导入 MATLAB R2023a 软件完成建模,并进行后续的处理和分析。

2 结果与分析

2.1 新鲜猪肉糜和冻融猪肉糜的近红外光谱分析

新鲜猪肉糜和冻融1~6次猪肉糜的表观外貌如图1所示,可知它们的外观形貌相似,色泽、组织结构等差异不明显,因此,无法从外观形貌上对其进行鉴别。

在 10000~4000 cm⁻¹范围内的近红外漫反射光谱如图 2 所示。从图 2A 上可以观察到,新鲜猪肉糜和冻融不同次 数后的猪肉糜,在整个光谱范围内,其峰的位置和形状轮廓 相似,仅在强度上存在差别。由图 2B 可知,新鲜猪肉糜和 冻融 1~6 次猪肉糜的数据出现了叠加。因此,无法根据肉眼 直接比对图谱来判别猪肉糜是否冻融,需要借助模式识别 方法。在采用近红外光谱法鉴别新鲜猪肉与不同冻藏时间猪 肉(冻藏 3 个月、6 个月和 9 个月)^[21]、掺假羊肉^[22]和掺假牛 肉^[23-27]时,其光谱图也呈现出同样的趋势,均需要采用适 宜的光谱预处理技术和判别模型才能获得较好的鉴别。



Fig.2 Near infrared spectrum spectras of fresh minced pork and frozen-thawed minced pork

2.2 新鲜猪肉糜和冻融猪肉糜判别模型的建立

为了建立新鲜猪肉糜光谱曲线和不同冻融次数猪肉 糜之间的关系,本研究将采集的新鲜猪肉糜和不同冻融次 数猪肉糜光谱各随机挑选出 70 条光谱数据,共 490 个样本 数据作为建模集,建立并对比了 NNN、SVM、LD 和 SD4 种判别模型的判别效果。

CM 是数据分析、数据科学和机器学习中对判别模型 预测结果的一种评价方式,它可以直观地看出对于不同种 类样品模型分类性能的好坏。CM 以矩阵的形式记录了样 本的真实类别和模型的预测类别之间的对应关系,归一化 后的 CM 中的元素 A (a, b)表示真实类别为 a 的样本被预测 为类 b 的百分比^[28-29]。如图 3 所示为不同判别模型的 CM, 由图 3 可知,所建立的 4 种判别模型的正确判别率均在 85%以上。NNN 模型(图 3A)和线性 SVM 模型(图 3B)对新 鲜猪肉糜的分类准确率分别为 98.6%和 87.1%,低于 SD 模 型(图 3D)和 LD 模型(图 3C)。而且,NNN 模型和线性 SVM 模型对不同冻融次数猪肉糜的分类准确率也低于 SD 模型 和 LD 模型。LD 模型对新鲜猪肉糜和冻融 4 次、5 次和 6 次猪肉糜的分类准确率也达到了 100%,但对冻融 3 次的分 类准确率略低于 SD 模型。SD 模型对新鲜猪肉糜和冻融猪 肉糜均具有很高的鉴别能力,其中新鲜猪肉糜、冻融 3 次、 4 次、5 次和 6 次猪肉糜的分类准确率达到了 100.0%。



注: A 为 NNN 模型; B 为线性 SVM 模型; C 为 LD 模型; D 为 SD 模型, 图 4 同。图中 TPR 为真阳率(true positive rate),

FNR 为假阴率(false negative rate)。 图 3 不同判别模型的 CM Fig.3 CM of different discriminant modes ROC 曲线常常被用来判别一个分类器的好坏程度, 这是由于在实际生产中数据集常会出现不平衡现象,此时 其他判别模型评价指标,例如准确率或者 CM,可能会发 生较大的变化。而 ROC 曲线在样本分布变化的时候仍能 基本保持不变。ROC 曲线是一个二维平面图,垂直 Y 轴表 示真阳性率(TP 率),水平 X 轴表示假阳性率(FP 率)。ROC 曲线下面积 AUC 还常被用来评价模型的泛化能力,其值 的大小与分类器的性能呈正相关,即 AUC 值越大,分类器 性能越好^[30-31]。

本研究对4种判别模型的ROC曲线与AUC进行比较, 结果如图 4 所示。NNN 判别模型(图 4A)对新鲜猪肉糜、 冻融 5 次和 6 次猪肉糜的AUC 值达到 0.99,对冻融 3 次和 4 次猪肉糜的AUC 值达到 0.98,对冻融 1 次猪肉糜的AUC 值略低(0.96)。线性 SVM 模型(图 4B)对新鲜猪肉糜、冻融 5次和冻融 6次猪肉糜的 AUC 值也达到 0.99,对冻融 1次、 2次、3次和 4次猪肉糜的 AUC 值略低(0.97)。LD 模型(图 4C)对冻融 4次、5次和 6次猪肉糜的 AUC 值达到 1.0000。 SD 模型(图 4D)的 AUC 值比 NNN、线性 SVM 和 LD 都高, 其对新鲜猪肉糜、冻融 3次、4次、5次和 6次的 AUC 值 达到了 1.0000,对冻融 1次和 2次的 AUC 值达到 0.9999。 因此可认为 SD 模型是 4 种判别模型中对于冻融猪肉糜冻 融次数的最佳判别模型。这一结果与图 3CM 相对应。出 现这一结果可能与样本在冻融期间发生的微观理化变化有 关和样本数量等相关,因此,需要综合评价模型性能。综 合考虑模型正确判别率、CM、ROC 曲线和 AUC 方面, SD 和 LD 模型均显示出优越性。



图 4 不同判别模型的 ROC 曲线和 AUC Fig.4 ROC curve and AUC of different discriminant models

2.3 判别模型对未知样本的预测效果

为了验证所建判别模型对未知样本的判别效果,本研究将各组中未参与建模的共 210 个样本(每组各 30 个样本)作为预测集对所建判别模型的判别效果进行检验,具体结果如表 1 所示。结果显示, NNN 判别模型对预测集的正确判别率为 79.0%,且仅对新鲜猪肉糜、冻融 3 次、5 次和 6 次猪肉糜的正确判别率高于 90%,对其他样品的正确判别率较低。SVM 模型与其他 3 种模型相比,对预测集的正确判别率最低,为54.8%,并且对冻融 1次猪肉糜的正确

判别率最低(13.3%), 仅有 4 个样品判别正确, 其余的样品 被判别为新鲜肉糜(21个)和冻融 2 次肉糜(5个)。在已使用 的4种判别模型中, SD模型和LD均显示了较好的性能, 对 于预测集的正确判别率分别达到了 96.2%和 94.3%, 对冻 融 3 次、4 次和 5 次猪肉糜的预测百分率结果均达到了 96.7%以上。其中, SD 对冻融 6 次猪肉糜的正确预测百分 率结果也达到了 96.7%。综合 4 种判别模型的正确判别率, 采用 SD 模型和 LD 模型均可有效判别不同冻融次数的猪 肉糜, 且 SD 模型更优。

| | 项目 | 类别 - | 预测组成品 | | | | | | | |
|------|---------|------|-------|------|------|-------|------|------|------|----------|
| 判别模型 | | | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | <u> </u> |
| NNN | 计数/个 | 0 | 27 | 1 | 2 | | | 1 | / | 30 |
| | | 1 | 11 | 7 | 11 | 1 | | / | / | 30 |
| | | 2 | / | 6 | 24 | 1 | | / | / | 30 |
| | | 3 | / | / | 1 | 30 | / | / | / | 30 |
| | | 4 | / | 2 | 2 | 3 | 23 | / | / | 30 |
| | | 5 | / | 1 | 1 | 1 | / | 27 | 3 | 30 |
| | | 6 | / | | T T | 1 | 2 | / | 28 | 30 |
| | | 0 | 90.0 | 3.3 | 6.7 | 1 | / | / | / | 100 |
| | | 1 | 36.7 | 23.3 | 36.7 | 3.3 | / | / | / | 100 |
| | 百分率/% | 2 | 1 | 20.0 | 80.0 | / | / | / | / | 100 |
| | | 3 | 1 | | 1 | 100.0 | / | / | / | 100 |
| | | 4 | | 6.7 | 6.7 | 10.0 | 76.7 | / | / | 100 |
| | | 5 | 1 | 1 | / | / | / | 90.0 | 10.0 | 100 |
| | | 6 | | / | / | / | 6.7 | / | 93.3 | 100 |
| | 正确判别率/% | | | | | 79.0 | | | | |
| | | 0 | 19 | / | 11 | / | / | / | / | 30 |
| | | 1 | 21 | 4 | 5 | / | / | / | / | 30 |
| | 计数/个 | 2 | / | 17 | 10 | 3 | / | / | / | 30 |
| | | 3 | / | / | / | 30 | / | / | / | 30 |
| | | 4 | / | 6 | 4 | 3 | 17 | / | / | 30 |
| | | 5 | / | / | / | / | / | 19 | 11 | 30 |
| | | 6 | / | / | / | / | 2 | 12 | 16 | 30 |
| SVM | | 0 | 63.3 | / | 36.7 | / | / | / | / | 100 |
| | | 1 | 70.0 | 13.3 | 16.7 | / | / | / | / | 100 |
| | | 2 | / | 56.7 | 33.3 | 10.0 | / | / | / | 100 |
| | 百分率/% | 3 | / | / | / | 100.0 | / | / | / | 100 |
| | | 4 | / | 20.0 | 13.3 | 10.0 | 56.7 | / | / | 100 |
| | | 5 | / | / | / | / | / | 63.3 | 36.7 | 100 |
| | | 6 | / | / | / | / | 6.7 | 40.0 | 53.3 | 100 |
| | 正确判别率/% | | | | | 54.8 | | | | |
| LD | 计数/个 | 0 | 30 | / | / | / | / | / | / | 30 |
| | | 1 | 1 | 25 | 4 | / | / | / | / | 30 |
| | | 2 | / | 3 | 27 | / | / | / | / | 30 |
| | | 3 | / | / | / | 30 | / | / | / | 30 |
| | | 4 | / | / | / | / | 30 | / | / | 30 |
| | | 5 | / | / | / | / | / | 29 | 1 | 30 |
| | | 6 | / | / | / | / | 2 | 1 | 27 | 30 |

表 1 不同判别模型对预测集的判别结果 Table 1 Discriminant results of different discriminant models on prediction set

62

主 1(4志)

| | | | | | | | | | | 祝 1(共) |
|------|---------|----|-------|------|------|-------|-------|------|------|--------|
| 判别模型 | 项目 | 类别 | | | | | | | | 合计 |
| | | | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | |
| LD | 百分率/% | 0 | 100.0 | / | / | / | / | / | / | 100 |
| | | 1 | 3.3 | 83.3 | 13.3 | / | / | / | / | 100 |
| | | 2 | / | 10.0 | 90.0 | / | / | / | / | 100 |
| | | 3 | / | / | / | 100.0 | / | / | / | 100 |
| | | 4 | / | / | / | / | 100.0 | / | / | 100 |
| | | 5 | / | / | / | / | / | 96.7 | 3.3 | 100 |
| | | 6 | / | / | / | / | 6.7 | 3.3 | 90.0 | 100 |
| | 正确判别率/% | | | | | 94.3 | | | | |
| SD | 计数/个 | 0 | 29 | 1 | / | / | / | / | / | 30 |
| | | 1 | 2 | 27 | 1 | / | / | / | / | 30 |
| | | 2 | / | 2 | 28 | / | / | | ľ | 30 |
| | | 3 | / | / | / | 30 | / | 1 | | 30 |
| | | 4 | / | / | / | / | 30 | | 1 | 30 |
| | | 5 | / | / | / | / | _/ | 29 | 1 | 30 |
| | | 6 | / | / | / | / | | 1 | 29 | 30 |
| | | 0 | 96.7 | 3.3 | / | / | | 1 | / | 100 |
| | | 1 | 6.7 | 90.0 | 3.3 | 1 | 1 | 1 | / | 100 |
| | | 2 | / | 6.7 | 93.3 | 1 | 1 | / | / | 100 |
| | 百分率/% | 3 | / | / | / | 100.0 | 1 | / | / | 100 |
| | | 4 | / | / | / | | 100.0 | / | / | 100 |
| | | 5 | / | / | 1 | | 1 | 96.7 | 3.3 | 100 |
| | | 6 | / | / | | | / | 3.3 | 96.7 | 100 |
| | 正确判别率/% | | 96.2 | | | | | | | |

注:/表示无此项。

3 结 论

在模型正确判别率方面, SD 模型和 LD 模型对新鲜猪 肉糜和不同冻融次数猪肉糜的正确判别率较高,分别为 96.2%和 94.3%,显著高于窄神经模型(79.0%)和 SVM 模型 (54.8%)。同时, SD 模型的 CM、ROC 曲线和 AUC 均显示 除了很好的判别效果,可应用于冻融猪肉糜样品本的鉴别, 有望在未来应用于冻融猪肉糜的无损监测领域。

参考文献

- ZHANG MC, LI FF, DIAO XP, et al. Moisture migration, microstructure damage and protein structure changes in porcine longissimus muscle as influenced by multiple freeze-thaw cycles [J]. Meat Sci, 2017, 133: 10–18.
- [2] PAN N, DONG CH, DU X, et al. Effect of freeze-thaw cycles on the quality of quick-frozen pork patty with different fat content by consumer assessment and instrument-based detection [J]. Meat Sci, 2021, 172: 108313.
- [3] 吴兴阁,曾茂茂,何志勇,等. 冻融对肌原纤维蛋白溶出猪肉糜体系蛋白质变性及品质的影响[J]. 食品与发酵工业, 2021, 47(19): 101–110. WU XG, ZENG MM, HE ZY, et al. Effect of freeze-thaw cycles on myofibril dissolution system protein denaturation and quality of minced pork [J]. Food Ferment Ind, 2021 47(19): 101–110.
- [4] 彭新颜,刘媛,贺红军,等.乳清多肽对抑制反复冻融猪肉糜氧化和改善品质的影响[J]. 食品科学, 2020, 41(4): 7-14.
 PENG XY, LIU Y, HE HJ, *et al.* Effects of whey protein peptides on oxidation inhibition and quality improvement of chopped pork during

repeated freezing-thawing [J]. Food Sci, 2020, 41(4): 7-14.

[5] CHENG WW, SUN DW, PU HB, et al. Hetero-spectral two dimensional correlation analysis with near-infrared hyperspectral imaging for monitoring oxidative damage of pork myofibrils during frozen storage [J]. Food Chem, 2018, 248(15): 119–127.

- [6] 张雷蕾,李永玉,彭彦昆,等. 基于高光谱成像技术的猪肉新鲜度评价[J]. 农业工程学报, 2012, 28(7): 254–259.
 ZHANG LL, LI YY, PENG YK, *et al.* Determination of pork freshness attributes by hyperspectral imaging technique [J]. Trans Chin Soc Agric
- Eng, 2012, 28(7): 254–259.
 [7] PU H, SUN DW, JI M, *et al.* Classification of fresh and frozen-thawed pork muscles using visible and near infrared hyperspectral imaging and textural analysis [J]. Meat Sci, 2015, 99: 81–88.
- [8] 王文秀, 彭彦昆. 基于近红外光谱的冷鲜肉-解冻肉的判别研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2014, 5(3): 754-760.
 WANG WX, PENG YK. Discrimination of fresh and frozen-thawed meat based on near infrared spectroscopy [J]. J Food Saf Qual, 2014, 5(3): 754-760
- [9] LOPEZ-MAESTRESALAS A, INSAUSTI K, JAREN C, et al. Detection of minced lamb and beef fraud using NIR spectroscopy [J]. Food Cont, 2019, 98: 465–473.
- [10] PARK S, YANG M, YIM DG, et al. VIS/NIR hyperspectral imaging with artificial neural networks to evaluate the content of thiobarbituric acid reactive substances in beef muscle [J]. J Food Eng, 2023, 350: 111500.
- [11] ROPODI AI, PANAGOU EZ, NYCHAS GE. Rapid detection of frozen-then-thaws minced beef using multispectral imaging and Fourier transform infrared spectroscopy [J]. Meat Sci, 2018, 135: 142–147.
- [12] 章海亮,朱逢乐,刘雪梅,等.基于图像光谱信息融合的鱼不同冻藏时间及冻融次数鉴别[J].农业工程学报,2014,30(6):272-278.

ZHANG HL, ZHU FL, LIU XM, *et al.* Classification of fresh and frozen-thawed fish fillets based on information fusion of image and spectrum [J]. Trans Chin Soc Agric Eng, 2014, 30(6): 272–278.

- [13] 张华锋,王武,白玉菜,等. 多光谱成像无损识别冻融猪肉中危害级碎骨[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(9): 2892–2897.
 ZHANG HF, WANG W, BAI YR, *et al.* Non-destructive identification of hazardous bone fragments embedded in the frozen-thawed pork based on multispectral imaging [J]. Spectrosc Spect Anal, 2021, 41(9): 2892–2897.
- [14] 闻新,周露. Matlab 神经网络仿真与应用[M]. 北京:科学出版社, 2003.

WEN X, ZHOU L. Matlab neural network simulation and application [M]. Beijing: Science Press, 2003.

- [15] 单秋甫,张涛,李超,等.基于 Fisher 线性判别分析方法的卷烟主流烟 气质量预测模型构建[J]. 食品与机械, 2021, 37(2): 78-84.
 SHAN QF, ZHANG T, LI C, *et al.* Construction of a prediction model for mainstream cigarette smoke qualigy based on Fisher linear discriminant analysis method [J]. Food Mach, 2021, 37(2): 78-84.
- [16] 孙晓荣, 胡毅然, 刘翠玲, 等. 基于近红外光谱技术的茶叶新旧鉴别及 产地溯源研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2023, 14(5): 53–59.
 SUN XR, HU YR, LIU CL, *et al.* Identification of new and old tea and origin traceability based on near infrared spectroscopy [J]. J Food Saf Qual, 2023, 14(5): 53–59.

spectral technology [D]. Hangzhou: Zhengjiang University, 2022.

- [18] 邓向武,梁松,许伊杰,等.基于Subspace集成学习的稻田杂菜识别研究[J].广东石油化工学院学报,2021,31(4):40-44.
 DENG XW, LINAG S, XU YJ, *et al.* Weeds recognition in paddy fields based on subspace ensemble learning [J]. J Guangdong Instit Petrochem Eng, 2021, 31(4): 40-44.
- [19] 姬雪可,郑江霞,杨璐,等. 基于电子鼻和随机子空间集成学习方法判别鸡蛋贮藏时间[J]. 中国家禽, 2018, 40(8); 39–42.
 JI XK, ZHENG JX, YANG L, *et al.* Recognition of eff storage time based son electronic nose and random subspace ensemble learning method [J]. Chin Poul, 2018, 40(8): 39–42.
- [20] 李泉伦,陈争光,焦峰. 基于 Stacking 集成学习的近红外光谱油页岩 含油率预测[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(4): 1030-1036.
 LI QL, CHEN ZG, JIAO F. Prediction of oil content in oil shale by near-infrared spectroscopy based on stacking ensemble learning [J].
 Spectrosc Spect Anal, 2023, 43(4): 1030-1036.
- [21] 赵钜阳,姚恒喆.利用近红外光谱及电子鼻技术快速无损鉴别长期冻 藏猪肉[J]. 食品与生物技术学报, 2021, 40(3): 89–96.
 ZHAO JY, YAO HZ. Non-destructive identification of long-term frozen pork by near infrared analysis technology and electronic nose technique [J]. J Food Sci Biotechnol, 2021, 40(3): 89–96.
- [22] 刘晓琳, 张梨花, 花锦, 等. 近红外技术快速检测冷鲜羊肉品质的研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2018, 9(11): 2734–2738.
 LIU XL, ZHANG LH, HUA J, *et al.* Rapid evaluation of mutton quality by near-infrared spectroscopy [J]. J Food Saf Qual, 2018, 9(11): 2734–2738.
- [23] 张丽华,相启森,李顺峰,等.基于支持向量机的近红外光谱技术鉴别 掺假牛肉[J].西北农林科技大学学报(自然科学版),2016,44(12): 201–205.

ZHANG LH, XIANG QS, LI SF, et al. Identification of adulteration of minced beef with near infrared spectroscopy based on support vector machine [J]. J North Agric Forest Univ (Nat Sci Ed), 2016, 44(12):

201-205.

- [24] 梁静,郝生燕,赵祥民,等.基于近红外光谱技术构建牛羊肉掺假鉴别 模型[J].甘肃农业大学学报,2023,58(1):19–29.
 LIANG J, HAO SY, ZHAO XM, *et al.* Construction of an adulteration identification model for beef and mutton based on near-infrared spectroscopy [J]. J Gansu Agric Univ, 2023, 58(1): 19–29.
- [25] WENG SZ, GUO BQ, TANG PP, et al. Rapid detection of adulteration of minced beef using Vis/NIR reflectance spectroscopy with multivariate methods [J]. Spectrochim Acta A, 2020, 230: 118005.
- [26] LENG T, LI F, XIONG LA, et al. Quantitative detection of binary and ternary adulteration of minced beef meat with pork and duck meat by NIR combined with chemometrics [J]. Food Cont, 2020, 113: 107203.
- [27] 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 LL, ZHU YD, LI MJ, et al. Fast prediction of pork in beef based on near-infrared hyperspectral imaging [J]. J Hainan Nor Univ (Nat Sci Ed), 2022, 35(4): 402–406.
- [28] 张璐, 茹晨雷, 殷文俊, 等, 基于近红外高光谱成像结合分水岭算法鉴别酸枣仁药材的产地[J]. 药物分析杂志, 2021, 41(4): 726–734. ZHANG L, RU CL, YIN WJ, et al. Identification of Ziziphi Spinosae Semen from different habitats based on near-infrared hyperspectral imaging technology and watershed algorithm [J]. Chin J Pharm Anal, 2021, 41(4): 726–734.
- [29] 李信军,王涛,基于红外光谱分析的中药材类别与产地鉴别[J].数学 建模及其应用,2022,11(3):50-59.

LI XJ, WANG T. Identification of Chinese medicinal materials based on infrared spectral infrared spectral analysis [J]. Math Mod Appl, 2022, 11(3): 50–59.

[30] 王巧,熊丰,王游游,等. 红外光谱结合化学计量学鉴别西红花的产地[J].
 化学试剂, 2023, 45(3): 112–119.

WANG Q, XIONG F, WANG YY, et al. Identification of origin of crocus sativus by infrared spectroscopy combined with stoichiometry [J]. Chem Rea, 2023, 45(3): 112–119.

[31] 再米拉·依力哈木,西任古丽·孜能,王晨晖.基于 ROC 曲线和决策曲 线分析 CTRP6 和 Irisin 蛋白对 2 型糖尿病的预测价值[J]. 国际检验医 学杂志, 2023, 44(3): 285–289.

ZAIMILA YLHM, XIRENGULI ZN, WANG CH. Analysis of predictive value of CTRP6 and Irisin protein for type 2 diabetes mellitus based on ROC curve and decision curve [J]. Int J Lab Med, 2023, 44(3): 285–289.

(责任编辑: 韩晓红 郑 丽)

作者简介



白 天,硕士,助理工程师,主要研究 方向为食品检验。 E-mail: 569878663@qq.com



张丽华,博士,副教授,主要研究方向 为农产品加工与安全控制。 E-mail: zhanglihua82828@163.com