

光谱技术在肉品掺杂掺假鉴别中的应用研究进展

郎玉苗, 杨春柳, 李 翠, 刘 芳, 王志强, 邓钰桢
(河北大学公共卫生学院, 河北 保定 071002)

摘 要: 近年来, 肉品安全事件频发, 掺杂掺假现象屡见不鲜, 甚至成为市场潜规则, 这严重威胁到消费者身心健康, 扰乱了我国肉类工业的健康、可持续发展。建立快速、无损的检测技术有利于从技术层面保障肉品真实性, 从而保障肉品市场的健康发展。传统检测技术, 如通过DNA (酶联免疫吸附测定和聚合酶链式反应)、蛋白质、脂肪鉴别的方法, 存在有损、耗时长和操作复杂等缺点。光谱技术, 如近红外光谱、高光谱成像、拉曼光谱等, 作为快速、无损检测技术在肉品掺杂掺假鉴别方面有很好的应用前景。本文综述近红外光谱、高光谱成像和拉曼光谱技术在肉品掺杂掺假的定性判别和定量检测中的研究进展, 并分析了3种光谱技术的应用现状及存在的问题, 并对其应用前景进行了展望。

关键词: 肉品; 近红外光谱; 高光谱成像; 拉曼光谱; 掺杂掺假

Application of Spectroscopic Techniques in Identification of Meat Adulteration: A Review

LANG Yumiao, YANG Chunliu, LI Cui, LIU Fang, WANG Zhiqiang, DENG Yuzhen
(College of Public Health, Hebei University, Baoding 071002, China)

Abstract: In recent years, meat safety incidents have occurred frequently. Meat adulteration has been a common occurrence, which not only poses a threat to consumer health, but also restricts the sustainable development of China's meat industry. Establishment of rapid and non-destructive detection techniques can provide technical support for identifying the authenticity of meat products and thus ensuring healthy development of the meat market. Traditional detection techniques for DNA (enzyme linked immunosorbent assay and polymerase chain reaction), protein and fat are destructive, time consuming and complicated to operate. By contrast, spectroscopic techniques, such as near-infrared spectroscopy, hyperspectral imaging and Raman spectroscopy, enable fast, non-destructive and online detection and hold great promise for application in the identification of meat adulteration. In this paper, recent progresses in the application of near-infrared spectroscopy, hyperspectral imaging and Raman spectroscopy in the identification and quantification of adulterated meat are reviewed, and existing problems and future prospects are discussed.

Keywords: meat products; near-infrared spectroscopy; hyperspectral imaging; Raman spectroscopy; adulteration

DOI:10.7506/rlyj1001-8123-20181217-231

中图分类号: TS251.5

文献标志码: A

文章编号: 1001-8123 (2019) 02-0072-06

引文格式:

郎玉苗, 杨春柳, 李翠, 等. 光谱技术在肉品掺杂掺假鉴别中的应用研究进展[J]. 肉类研究, 2019, 33(2): 72-77.

DOI:10.7506/rlyj1001-8123-20181217-231. <http://www.rlyj.pub>

LANG Yumiao, YANG Chunliu, LI Cui, et al. Application of spectroscopic techniques in identification of meat adulteration: a review[J]. Meat Research, 2019, 33(2): 72-77. DOI:10.7506/rlyj1001-8123-20181217-231. <http://www.rlyj.pub>

我国是肉品生产大国, 其中鸡肉、猪肉和羊肉产量居世界第一, 牛肉产量居世界第三^[1]。食品掺杂掺假是食品质量和安全的主要问题之一。近年来, 随着肉品增值产品的加工规模逐渐扩大, 肉制品“以次充好, 以假乱真”的现象屡见不鲜^[2], 如以低价格肉品替代高价格

肉品、冷冻-解冻肉替代冷鲜肉。这不仅严重损害了消费者权益, 还扰乱了正常的市场秩序^[3]。除对经济的影响外, 肉品掺杂掺假还引发一系列其他的问题, 如健康 (如无过敏原标识)、饮食 (如营养价值和能量)、宗教 (如清真产品中无猪肉) 和生活方式 (如素食或有机

收稿日期: 2018-12-17

基金项目: 河北省社会科学基金项目 (HB17GL007)

第一作者简介: 郎玉苗 (1984—) (ORCID: 0000-0002-2302-0827), 女, 副教授, 博士, 研究方向为农产品质量与食品安全。

E-mail: langyumiao@hbu.edu.cn



食品等)^[3-5]。因此,建立快速、无损的肉品掺杂掺假检测技术就显得尤为重要。

传统的食品掺杂掺假鉴别主要采用酶联免疫吸附测定、DNA、蛋白质组和三酰甘油分析等技术手段^[6-7]。传统的检测技术能检测低水平的掺杂掺假,但具有有损、耗时长、操作复杂、对技术要求高等缺点,使其不适合快节奏的工厂加工以及市场监管环境下的快速分析和早期检测。此外,肉品经冷冻或加热后其蛋白质变性,DNA受到破坏,使传统方法无法使用。光谱技术是一种快速、无损、在线检测技术,其在肉品的品质^[8-10]、安全^[11-13]和分级^[14-15]中均有应用^[16-18]。近些年,特别是“马肉风波”事件之后,光谱技术被用于对肉品掺杂掺假的鉴别^[11-13]。目前,应用于肉品掺杂掺假鉴别分析的光谱技术主要有近红外光谱技术、高光谱成像技术和拉曼光谱技术等^[15,18]。本文归纳介绍了近红外光谱、高光谱和激光拉曼技术在肉品掺杂掺假鉴别方面的研究进展。

1 近红外光谱技术鉴别肉品掺杂掺假

近红外光谱是波长介于中红外和可见光之间,波长范围为780~2 526 nm的电磁波。近红外光吸收含氢基团X—H(X=C、N、O)振动的倍频和合频,其中包含大多数类型有机化合物的组成和分子结构信息^[19]。目前,此方法在肉及肉制品颜色、嫩度等品质指标^[20-21]、蛋白质、脂肪、水分等理化指标^[22]以及肉品的掺杂掺假鉴别方面均具有较大的应用潜力^[23-24]。

由表1可知,关于近红外光谱技术在肉品分类定性判别方面的应用,牛晓颖等^[25]采用傅里叶变换近红外光谱技术建立并优化了驴肉、牛肉、羊肉和猪肉肉块及大、中、小3个粉碎粒径(7、5、3 mm)肉糜样品的分类模型,比较了马氏距离判别分析、SIMCA、LS-SVM法分别结合平滑、一阶和二阶微分、MSC和标准归一化的光谱预处理方法对肉块样品及大、中、小3个不同粉碎粒径肉糜样品的分类模型。结果表明,采用马氏距离判别和SIMCA建立的模型判别精度高,所有模型对驴肉样品的判别正确率均为100.00%。孟一等^[27]利用傅里叶变换近红外光谱技术建立猪肉、牛肉和羊肉的定性判别模型,用PCA法得到10个主成分,利用附加散射校正技术结合S-G滤波法对光谱进行预处理,采用DA法建立模型。模型对训练集的判别正确率为100.00%,对预测集猪肉、牛肉和羊肉的判别正确率分别为99.28%、97.42%和100.00%。由此可见,近红外光谱技术可以定性鉴别不同粒径、不同品种的肉块和肉糜,且具有较好的鉴别效果。

表1 近年来光谱技术在肉品掺杂掺假鉴别方面的应用
Table 1 Recent applications of spectroscopic techniques for identification of meat adulteration

检测技术	应用	样品形态	波长范围/nm	数据处理+建模方法	准确性	参考文献
近红外光谱	牛肉、猪肉和羊肉中鉴别驴肉	肉块、肉糜	800~2 500	马氏距离判别、SIMCA、LS-SVM	95.06%~100.00%	[25]
	分类鉴别PSE、RFN和DFD猪肉	肉块	350~1 150	PLS-PA	84.62%~94.11%	[26]
	猪肉、牛肉和羊肉鉴别	肉块	1 000~2 500	MSC、S-G、判别分析		[27]
	注水、注胶猪肉	肉块	1 000~2 500	PLS-PCA	$r=0.904\ 0$ 、 $0.912\ 8$	[28]
	羊肉掺鸭肉	肉糜	1 000~2 500	15点平滑预处理+nu-SVM	96.15%	[29]
	牛肉掺鸭肉	肉糜	1 000~2 500	MSC、nu-SVM	94.00%	[30]
	猪肉掺鸭肉	肉糜	1 000~2 500	PLS-DA	88.60%	[2]
	猪肉品种鉴别(滇南小耳猪和DLY山猪)	肉块、肉糜、烘干粉和冻干粉	909~2 326	—	50%~100%	[31]
	牛肉掺猪肉	肉糜	1 000~2 500	PCA、DA	91.23%; $r=0.913\ 4$ 92.98%; $r=0.908\ 2$	[32]
	猪肉、牛肉中掺植物/动物性蛋白	肉糜	400~1 700	—	69.00%~100.00%; $r=0.78\sim0.86$	[33]
	牛肉掺火鸡肉	肉馅	800~2 667	SNV	42.00%~100.00%; $R^2=0.91\sim0.99$	[12]
	牛肉掺火鸡肉	肉糜	800~2 667	PLS	$R^2=0.884$	[13]
	牛肌肉分类	肉块	700~2 500	PLS-DA	60.00%~70.00%	[34]
	牛肉掺鸡肉	碎肉	400~1 000	PLSR	$R_p^2=0.96\sim0.97$	[11]
	羊肌肉鉴别	肉块	900~1 700	LDA	100.00%	[14]
高光谱	羊肉掺猪肉	碎肉	900~1 700	MLR	$R_{cv}^2=0.98$	[35]
	冷却和冷冻-解冻猪肉	—	900~1 700	PLS-DA	100.00%	[36]
	猪肉蛋白、鸡肉蛋白和鱼肉蛋白鉴别	—	1 000~1 700	PLS-DA; 回归树	83.00%; 92.00%	[37]
	牛肉掺猪肉	肉糜	405~907	PCA、LDA/PLS-DA	31.25%~100.00%	[6]
	牛肉掺羊肉	肉馅	405~907	PLS-DA、SVM	95.31%	[38]
拉曼光谱	注水牛肉	—	405~907	PLSR	92.30%	[39]
	牛肉掺羊肉	肉馅	2 500~25 000	SLR	$R^2=0.000\ 3\sim0.938\ 1$	[40]
	鸡肉、猪肉、火鸡肉、羊肉、牛肉和羊肉鉴别	肉块	2 500~25 000	—	85.00%~95.00%	[41]
	冷却和冷冻-解冻鱼	肉块	5 000~50 000	PCA	100.00%	[42]
	牛肉掺羊肉	肉馅	5 000~50 000	PCA	100.00%	[43]
	鸡肉掺牛肉	肉馅	4 000~66 667	S-G+PCA+SVR	$R_p^2=0.97$	[44]

注: PSE. 白肌肉(pale, soft and exudative); RFN. 正常肉(reddish-pink, firm and non-exudative); DFD. dark, firm and dry; SIMCA. 簇类独立软模式分类法(soft independent modeling of class analogy); LS-SVM. 最小二乘-支持向量机(least squares-support vector machine); PLSR/PLS. 偏最小二乘回归(partial least square regression); DA. 判别分析(discrimination analysis); PLS-DA. 偏最小二乘判别分析(partial least square discrimination analysis); MSC. 多元散射校正(multiple linear regression); S-G. 卷积平滑法(savitzky-golay); PLS-PA. 偏最小二乘投影分析算法(partial least square projection algorithm); PCA. 主成分分析(principal component analysis); SNV. 标准正态变量校正(standard normal variate); LDA. 线性判别分析(linear discrimination analysis); MLR. 多元线性回归(multiple least regression); SVR. 支持向量回归(support vector regression); SLR. 简单线性回归(simple linear regression); R_p^2 . 预测集的决定系数(determination coefficient in the prediction set); R_{cv}^2 . 交叉验证的决定系数(determination coefficient of cross validation); r . 相关系数(correlation coefficient)。

关于近红外光谱技术在肉品掺杂掺假定性判别方面的研究,Alamprese等^[12]研究紫外-可见、近红外和中红外(mid infrared, MIR)光谱,结合化学计量技术鉴

别掺杂火鸡肉的碎牛肉,共扫描了44个纯牛肉和44个纯火鸡肉样本以及制备的154个掺入5%~50%火鸡肉的碎牛肉样品,采用不同的预处理方式对光谱进行处理,然后使用PCA、LDA和PLS法建立模型,结果表明:在3种光谱技术中,使用近红外和MIR光谱建立的PLS模型的预测结果最佳,而紫外-可见光谱的结果不太令人满意,将紫外-可见、近红外和MIR光谱信息整合的预测效果更佳。张丽华等^[29]利用傅里叶变换近红外光谱技术建立混入鸭肉中的掺假羊肉糜的判别模型,结果表明:采用15点平滑处理后所建立的nu-SVM模型预测效果最好(96.15%),对所建模型的正确判别率为99.07%,对检验集的正确判别率为96.15%。张丽华等^[30]利用近红外光谱技术(10 000~4 000 cm^{-1})对掺入不同质量分数(0%、5%、10%、15%、20%和25%)鸭肉的掺假牛肉进行判别,光谱经MSC预处理后所建立的牛里脊肉、掺假牛里脊肉和鸭肉的nu-SVM判别模型判别性能稳定,对建模集的正确判别率为97.09%,对检验集的正确判别率为94.00%。Rady等^[33]采用可见-近红外光谱鉴别碎牛肉和猪肉中的植物和动物性蛋白,利用可见-近红外光谱(400~1 700 nm)扫描掺杂不同比例(1%~50%)组织化植物蛋白(texturized vegetable protein, TVP)和小麦蛋白(wheat gluten, WG)的牛肉或猪肉样本,并采用PLSR建立预测模型,结果表明:采用筛选波长建立数据模型能够完全鉴别牛肉、猪肉、鸡肉、TVP和WG,掺杂样本鉴别正确率为96%,其中,猪肉、TVP、鸡肉、WG和猪肉+TVP鉴别的正确率分别为60%、76%、72%、96%和100%,碎牛肉中掺杂猪肉的鉴别正确率为97%。牛肉中掺杂猪肉、TVP、鸡肉、WG和猪肉+TVP的预测模型最高 r (性能偏差比(ratio of performance to deviation, RPD))值分别为0.85(1.77)、0.86(1.95)、0.86(1.98)、0.86(1.87)和0.87(1.64);猪肉中掺杂TVP的预测模型最高 r (RPD)值为0.86(1.79)。由此可见,使用可见-近红外光谱法对肉品进行掺杂掺假进行定性判别是可行的。

关于近红外光谱技术在肉品掺杂掺假定量检测方面的研究,Alamprese等^[13]采用傅里叶变换近红外光谱(800~2 667 nm)技术和多变量分析法对碎牛肉中掺杂的火鸡肉进行分类鉴别和定量测定。采集新鲜、冷冻-解冻和加工肉样的光谱,并利用不同的多元回归和分类模型进行评价,结果表明:建立的PLS-DA模型的 R^2 高于0.84,预测均方根误差低于10%。利用PLS-DA鉴别2类掺杂样本敏感性和特异性(掺杂界限=20%)的预测值分别高于0.84和0.76。由此可见,近红外光谱技术不仅能够定性判别肉品是否掺杂,而且能够定量测定肉品的掺杂量。

2 高光谱成像技术鉴别肉品掺杂掺假

高光谱成像技术是一种基于高光谱仪的成像技术,其可在紫外到近红外(200~2 252 nm)光谱覆盖范围内,以几十至数百个波长同时对物体连续成像,实现物体的空间信息、光谱信息和光强度信息的同步获得^[17]。该技术具有速度快、样品前处理简单、无损和在线检测的优势,是无损检测肉品品质和安全性最具潜力的新方法之一^[19,45-47]。

关于高光谱成像技术在肉品分类定性判别方面的研究,Kamruzzaman等^[14]研究近红外高光谱成像系统与多变量分析相结合区别3种类型羔羊肌肉的可行性,采集Charollais羔羊的半腱肌、背最长肌和腰大肌的光谱图片,光谱扫描范围为900~1 700 nm,利用PCA进行降维、波长选择和可视化高光谱数据,从PCA的特征向量中选出6个最佳波长(934、974、1 074、1 141、1 211、1 308 nm),然后建立判别模型,结果表明:近红外高光谱成像技术可以成功区分所有的羔羊肌肉。为了建立高精度的像素标度可视化分类结果,还开发了图像处理算法。由此可见,高光谱成像技术应用于肉品的分类判别是可行的,并且判别正确率较高。

关于高光谱技术在肉品掺杂掺假定性判别方面的研究,Ropodi等^[6]利用高光谱成像技术建立掺杂猪肉的牛肉样本的判别模型。用18个波长扫描220个肉样本,并采用PLS-DA和LDA建立预测模型,用于区别所有掺假类别以及纯牛肉和纯猪肉样品,结果表明:2种方法均能很好地区分纯样本和掺杂样本,总体正确判别率为98.48%;在10%误差范围内,LDA和PLS-DA对掺杂样本的判别正确率分别为98.48%和96.97%;进一步用独立样本对模型进行验证,PLS-DA能够正确分类所有纯样本的掺杂样本,而LDA的正确率相对较低。Ropodi等^[38]研究多光谱成像结合数据分析方法鉴别牛肉中掺杂马肉的可能性,并评估该模型在样品冷藏条件下的性能。获得来自3个不同批次、110个碎牛肉和马肉样本的18个波长的多光谱图像,将样品在4℃贮藏6、24、48 h后再次进行拍摄,利用前2批数据建立分类模型(PLS-DA、随机森林法和SVM法),第3批数据用于模型的外部/独立验证。结果表明:模型可清晰鉴别新鲜碎肉和贮藏样本,而分类模型对掺杂样本的鉴别受到贮藏过程中肉色变化的影响,然而,使用两步SVM法建立的模型能够正确区分所有的纯样品和新鲜碎肉样品,并且对独立样本验证的总体判别正确率达95.31%。由此可见,高光谱成像技术可以用于肉品掺杂掺假的定性判别,并且判别正确率高达90%以上。

关于高光谱成像技术在肉品掺杂掺假定量检测方面的应用,Kamruzzaman等^[11]评估可见-近红外高光谱成

像和机器学习在检测新鲜碎牛肉中掺杂鸡肉的潜力。在碎牛肉中掺入0%~50%的碎鸡肉（间隔2%），以反射模式（reflectance, R）获得高光谱图像，然后将其转化为吸光度（absorbance, A）和库贝尔卡-芒克（Kubelkae Munck, KM）单位，利用PLSR与3种不同掺杂水平的测试样本建立关联，利用不同的独立数据集验证这些模型，结果表明：R、A和KM光谱3种模型的测定系数（ R_p^2 ）分别为0.97、0.97和0.96。为了降低高光谱数据的维度，利用逐步回归法选择一些重要的波长，并利用PLSR法建立模型，然后将最佳模型转化成图片的像素来获得预测图片，结果表明：高光谱成像与机器学习相结合能够用于检测、定量和可视化碎牛肉中掺杂鸡肉的含量。Liu Jinxia等^[39]利用多谱线成像系统（405~970 nm）鉴别注水牛肉。采用多谱线可视系统采集注水高达21%的牛肉样本图片，并采用PLSR建立预测模型，模型的相关系数（ r ）为0.923，然后利用从原始颜色分量（R、G、B，RGB）数据提取的特征信息对模型进行优化（ $r=0.946$ ），将预测方程转化成可直观看到水分分布增加的图片。结果证实多谱线成像技术能够作为快速和无损检测技术鉴别注水牛肉。由此可见，高光谱检测技术还可以定量检测肉品的掺杂和掺假量。

此外，高光谱成像技术还可以用于不同种类动物蛋白粉的鉴别。Garrido-Novell等^[37]基于近红外高光谱成像法区别猪肉蛋白、禽肉蛋白和鱼肉蛋白。首先，调查判别模型异常（或单个）像素点作为每个物种的可能判别像素点的可能性，随后，采用PLS-DA法构建光谱和纹理模型，前者反映光谱信息（光谱轨迹），后者反映基于不同特征组的空间（纹理轨迹）信息；最后，使用分类树整合光谱和纹理信息，以确定这些信息的组合使用是否能提高判别不同物种的准确性。采集40个猪肉蛋白、40个禽肉蛋白和40个鱼肉蛋白样品的光谱信息（1 000~1 700 nm），然后使用45个样本（包含15个猪肉蛋白、15个禽肉蛋白和15个鱼肉蛋白）的外部验证集对模型进行评价，结果表明：使用光谱和纹理信息整合建立的模型（92%）分类效果高于使用PLS-DA光谱信息建立的模型（83%）。

3 拉曼光谱技术鉴别肉品掺杂掺假

拉曼光谱是一种非弹性光散射技术，具有很强的识别能力，能够获取如动物蛋白、脂肪等成分的相对浓度和分布情况等信息。拉曼技术同光纤技术结合，可以直接应用于生产线进行实时检测，其在肉的化学组成^[48-50]、品质评价^[51-53]方面的应用研究较多^[18,54]。

关于激光拉曼光谱技术在肉品分类定性判别方面的研究，Zajac等^[40]利用激光拉曼光谱技术鉴别马肉中混杂

的其他肉。在分析混合肉样的拉曼光谱时，937/1003、879/1003、856/1003、829/1003、480/1003 cm^{-1} 的积分强度比率决定了光谱强度，结果表明：光谱参数和样品的化学含量间有很好的拟合，并建立了这些参数的预测模型。De Biasio等^[41]利用拉曼光谱技术鉴别鸡肉、猪肉、火鸡肉、羊肉、牛肉和马肉，采用数据标准化和分类方法处理数据，结果表明：拉曼光谱可以对不同物种的肉进行分类，模型能很容易区分红肉和白肉，但是需要复杂的化学计量模型来区分不同物种的肉。Velioğlu等^[42]建立基于拉曼光谱技术的鱼品种的分类模型，并根据它们暴露的冷冻/解冻循环次数确定其新鲜度。对6种不同物种（竹荚鱼、欧洲鲷、纵带羊鱼、蓝鱼、大西洋鲑鱼和飞行鲂鱼）的64个鱼样品进行鉴别分析，然后将鱼样暴露于不同的冷冻/解冻循环并分为3组，即新鲜组、1次冻融组和2次冻融组，进行新鲜度分析。收集拉曼光谱数据，并与化学计量数据建立模型，采用PCA建立物种和新鲜度测定的2种模型。由此可见，拉曼光谱技术能够定性判别不同种类肉品，且能定性判别冷冻肉、冷鲜肉，其在肉品定性判别方面是可行的。

关于拉曼光谱技术在肉品掺杂掺假定性判别和定量检测方面的研究，Boyaci等^[43]采用拉曼光谱（200~2 000 cm^{-1} ）扫描49份牛肉和马肉脂肪样本，并采用PCA方法进行数据处理并建立模型。结果表明，该模型系统能够成功鉴别所有的牛肉和马肉样本，并且能够区分不同马肉含量（25%、50%、75%）的牛肉样本。周亚玲^[44]利用拉曼光谱技术结合化学计量学方法对掺入不同比例鸡肉的掺假牛肉馅进行快速判别。采集89个样本的拉曼光谱，并采用S-G法对光谱进行预处理，采用PCA进行聚类分析，利用支持向量回归法建立判别模型，结果表明：掺假牛肉馅样本校正模型的决定系数 R_c^2 为0.999 4，均方根误差（root mean square error, RMSE）为0.230 0；交互验证决定系数 R_{cv}^2 为0.999 3，RMSE为0.298 0；预测模型的决定系数 R_p^2 为0.971 6，RMSE为0.236 0。

由此可见，近红外光谱、高光谱成像和拉曼光谱技术能够用于不同种类、不同部位肉品的分类判别，还可以用于冷冻肉和冷鲜肉的分类判别，它们在肉品掺杂掺假的定性判别和定量测定方面也具有很大的应用潜力。

4 结 语

虽然光谱技术能够快速、无损和在线进行肉品掺杂掺假鉴别，其在理论研究中是可行的，但是光谱技术（特别是高光谱成像技术和拉曼光谱技术）在实际生产中的应用还有一段很长的路要走。近红外光谱技术近年来发展迅速，但仍存在以下缺点^[13,15-16]：1）建立可商业

化应用的精准数据模型需要实验室校准过程，这是一项耗时、耗力和耗费大量资金的工作；2）模型的更新升级也需要耗费大量人力和物力；3）肉品本身比较复杂，肉品品质特性和理化特性受肉种类、品种、饲养管理和宰后成熟等多种因素影响，而光谱模型的建立正是依赖于这些品质特性和理化特性（如肉色、蛋白质和脂肪组成及含量），这就使得要建立可商业化的应用模型难度增大；4）模型的稳健性很容易受到光谱采集参数（如扫描时间、探头距样品高度）和环境因素（如环境温度、湿度、光照条件及样品温度等）影响；5）光学仪器之间缺乏一致性，这使得使用某一台光谱仪建立的校准模型不能很好地在另一台仪器上使用，而重新建立模型又需要耗费大量的人力和物力。高光谱成像技术除了具有近红外光谱技术的缺点之外，光谱信息和空间信息同时获得使得其数据获得和处理难度增大。从光谱中筛选出最佳波长并消除无关信息的影响也是一项挑战。此外，大量的原始图片数据使得高光谱成像技术很难广泛进行在线和实时应用。高光谱成像仪精密度高，但价格昂贵。拉曼光谱技术由于其方便快捷和灵敏度高，被认为应用前景很好，然而其最大的问题就是荧光背景干扰。

尽管光谱技术存在不足，但科学家进行了大量研究来克服这些不足。例如，设计新的光谱处理方法来去除仪器噪声，提高模型性能；开发高效的便携式或手持式光谱仪器来降低仪器成本；开发具有更高灵敏度和分辨率的仪器，并提高算法稳定性。此外，可将多种检测技术相融合，提高仪器的判别能力和稳定性。

综上所述，光谱技术具有快速、无损和在线检测的优点，但也存在一些不足，随着技术的发展及这些不足的克服，其在肉类掺杂掺假鉴别方面的应用前景广阔。

参考文献：

[1] ZHOU Guanghong, ZHANG Wangang, XU Xinglian. China's meat industry revolution: challenges and opportunities for the future[J]. Meat Science, 2012, 92(3): 188-196. DOI:10.1016/j.meatsci.2012.04.016.

[2] 蒋祎丽, 吴晓宗, 郝莉花, 等. 近红外光谱技术快速检测猪肉糜中的掺杂鸭肉[J]. 食品研究与开发, 2015, 36(21): 133-135. DOI:10.3969/j.issn.1005-6521.2015.21.033.

[3] 徐瑗聪, 董凯, 黄昆仑, 等. 猪肉、牛肉和绵羊肉掺伪PCR的检测技术[J]. 农业生物技术学报, 2013, 21(12): 1504-1508. DOI:10.3969/j.issn.1674-7968.2013.12.013.

[4] BALLIN N Z. Authentication of meat and meat products[J]. Meat Science, 2010, 86(3): 577-587. DOI:10.1016/j.meatsci.2010.06.001.

[5] PREMANANDH J. Horse meat scandal: a wake-up call for regulatory authorities[J]. Food Control, 2013, 34(2): 568-569. DOI:10.1016/j.foodcont.2013.05.033.

[6] ROPODI A I, PAVLIDIS D E, MOHAREB F, et al. Multispectral image analysis approach to detect adulteration of beef and pork in raw meats[J]. Food Research International, 2015, 67: 12-18. DOI:10.1016/j.foodres.2014.10.032.

[7] KIM G D, SEO J K, YUM H W, et al. Protein markers for discrimination of meat species in raw beef, pork and poultry and their mixtures[J]. Food Chemistry, 2017, 217: 163-170. DOI:10.1016/j.foodchem.2016.08.100.

[8] PRIETO N, LOPEZ-CAMPOS O, AALHUS J L, et al. Use of near infrared spectroscopy for estimating meat chemical composition, quality traits and fatty acid content from cattle fed sunflower or flaxseed[J]. Meat Science, 2014, 98(2): 279-288. DOI:10.1016/j.meatsci.2014.06.005.

[9] RIPOLL G, LOBON S, JOY M. Use of visible and near infrared reflectance spectra to predict lipid peroxidation of light lamb meat and discriminate dam's feeding systems[J]. Meat Science, 2018, 143: 24-29. DOI:10.1016/j.meatsci.2018.04.006.

[10] MORAN L, ANDRES S, ALLEN P, et al. Visible and near infrared spectroscopy as an authentication tool: preliminary investigation of the prediction of the ageing time of beef steaks[J]. Meat Science, 2018, 142: 52-58. DOI:10.1016/j.meatsci.2018.04.007.

[11] KAMRUZZAMAN M, MAKINO Y, OSHITA S. Rapid and non-destructive detection of chicken adulteration in minced beef using visible near-infrared hyperspectral imaging and machine learning[J]. Journal of Food Engineering, 2016, 170: 8-15. DOI:10.1016/j.jfoodeng.2015.08.023.

[12] ALAMPRESE C, CASALE M, SINELLI N, et al. Detection of minced beef adulteration with turkey meat by UV-vis, NIR and MIR spectroscopy[J]. LWT-Food Science and Technology, 2013, 53(1): 225-232. DOI:10.1016/j.lwt.2013.01.027.

[13] ALAMPRESE C, AMIGO J M, CASIRAGHI E, et al. Identification and quantification of turkey meat adulteration in fresh, frozen-thawed and cooked minced beef by FT-NIR spectroscopy and chemometrics[J]. Meat Science, 2016, 121: 175-181. DOI:10.1016/j.meatsci.2016.06.018.

[14] KAMRUZZAMAN M, ELMASRY G, SUN D W, et al. Application of NIR hyperspectral imaging for discrimination of lamb muscles[J]. Journal of Food Engineering, 2011, 104(3): 332-340. DOI:10.1016/j.jfoodeng.2010.12.024.

[15] 王勇峰, 郎玉苗, 黄必志, 等. 光谱技术鉴别冷鲜肉和冻融肉的研究进展[J]. 黑龙江畜牧兽医, 2017(6): 68-71. DOI:10.13881/j.cnki.hljxmsy.2017.0964.

[16] WANG Wenxiu, PENG Yankun, SUN Hongwei, et al. Spectral detection techniques for non-destructively monitoring the quality, safety, and classification of fresh red meat[J]. Food Analytical Methods, 2018, 11(10): 2707-2730. DOI:10.1007/s12161-018-1256-4.

[17] DIXIT Y, CASADO-GAVALDA M P, CAMA-MONCUNILL R, et al. Developments and challenges in online NIR spectroscopy for meat processing[J]. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 2017, 16(6): 1172-1187. DOI:10.1111/1541-4337.12295.

[18] 彭彦昆, 张雷蕾. 农畜产品品质安全高光谱无损检测技术进展和趋势[J]. 农业机械学报, 2013(4): 137-145. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.04.025.

[19] 邢素霞, 王睿, 郭培源, 等. 高光谱成像及近红外技术在鸡肉品质无损检测中的应用[J]. 肉类研究, 2017, 31(12): 30-35. DOI:10.7506/rlyj1001-8123-201712006.

[20] ZHANG Li, SUN Baozhong, XIE Peng, et al. Using near infrared spectroscopy to predict the physical traits of *Bos grunniens* meat[J]. LWT-Food Science and Technology, 2015, 64(2): 602-608. DOI:10.1016/j.lwt.2015.06.022.

[21] MAGALHAS A F B, TEIXEIRA G H A, RIOS A C H, et al. Prediction of meat quality traits in Nelore cattle by near-infrared reflectance spectroscopy[J]. Journal of Animal Science, 2018, 96(10): 4229-4237. DOI:10.1093/jas/sky284.



- [22] DIXIT Y, CASADO-GAVALDA M P, CAMA-MONCUNILL R, et al. Multipoint NIR spectrometry and collimated light for predicting the composition of meat samples with high standoff distances[J]. Journal of Food Engineering, 2016, 175: 58-64. DOI:10.1016/j.jfoodeng.2015.12.004.
- [23] KADEMI H I, ULUSOY B H, HECER C. Applications of miniaturized and portable near infrared spectroscopy (NIRS) for inspection and control of meat and meat products[J]. Food Reviews International, 2018: 1-20. DOI:10.1080/87559129.2018.1514624.
- [24] REIS M M. Near infrared spectroscopy (Vis-NIRS) applied to differentiation between chilled and frozen/thawed meat[J]. NIR News, 2017, 28(7): 10-15. DOI:10.1177/0960336017736246.
- [25] 牛晓颖, 邵利敏, 董芳, 等. 基于近红外光谱和化学计量学的驴肉鉴别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(10): 2737-2742. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2014)10-2737-06.
- [26] 刘媛媛, 彭彦昆, 王文秀, 等. 基于偏最小二乘投影的可见/近红外光谱猪肉综合品质分类[J]. 农业工程学报, 2014, 30(23): 306-313. DOI:10.3969/j.issn.1002-6819.2014.23.039.
- [27] 孟一, 张玉华, 王家敏, 等. 基于近红外光谱技术快速识别不同动物源肉品[J]. 食品科学, 2014, 35(6): 156-158. DOI:10.7506/spkx1002-6630-201406033.
- [28] 孟一, 张玉华, 许丽丹, 等. 近红外光谱技术对猪肉注水、注胶的快速检测[J]. 食品科学, 2014, 35(8): 299-303. DOI:10.7506/spkx1002-6630-201408060.
- [29] 张丽华, 郝莉花, 李顺峰, 等. 基于支持向量机的近红外光谱技术快速鉴别掺假羊肉[J]. 食品工业科技, 2015, 36(23): 289-293. DOI:10.13386/j.issn1002-0306.2015.23.051.
- [30] 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. DOI:10.1671-9387(2016)12-0201-05.
- [31] 黄伟, 杨秀娟, 张曦, 等. 近红外光谱鉴别滇南小耳猪和DLY商品猪[J]. 肉类研究, 2016, 30(4): 35-40. DOI:10.15922/j.cnki.rlyj.2016.04.008.
- [32] 张玉华, 孟一, 姜沛宏, 等. 近红外技术对不同动物来源肉掺假的检测[J]. 食品工业科技, 2015, 36(3): 316-319. DOI:10.13386/j.issn1002-0306.2015.03.058.
- [33] RADY A, ADEDEJI A. Assessing different processed meats for adulterants using visible-near-infrared spectroscopy[J]. Meat Science, 2018, 136: 59-67. DOI:10.1016/j.meatsci.2017.10.014.
- [34] ROBERTS J J, MOTIN J C, SWAIN D, et al. A feasibility study on the potential use of near infrared reflectance spectroscopy to analyze meat in live animals: discrimination of muscles[J]. Journal of Spectroscopy, 2017. DOI:10.1155/2017/3948708.
- [35] KAMRUZZAMAN M, SUN D W, ELMASRY G, et al. Fast detection and visualization of minced lamb meat adulteration using NIR hyperspectral imaging and multivariate image analysis[J]. Talanta, 2013, 103: 130-136. DOI:10.1016/j.talanta.2012.10.020.
- [36] BARBIN D F, SUN D W, SU C. NIR hyperspectral imaging as non-destructive evaluation tool for the recognition of fresh and frozen-thawed porcine *Longissimus dorsi* muscles[J]. Innovative Food Science and Emerging Technologies, 2013, 18: 226-236. DOI:10.1016/j.ifset.2012.12.011.
- [37] GARRIDO-NOVELL C, GARRIDO-VARO A, PEREZ-MARIN D, et al. Using spectral and textural data extracted from hyperspectral near infrared spectroscopy imaging to discriminate between processed pork, poultry and fish proteins[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2018, 172: 90-99. DOI:10.1016/j.chemolab.2017.11.011.
- [38] ROPODI A I, PANAGOUE E Z, NYCHAS G J E. Multispectral imaging (MSI): a promising method for the detection of minced beef adulteration with horsemeat[J]. Food Control, 2017, 73: 57-63. DOI:10.1016/j.foodcont.2016.05.048.
- [39] LIU Jinxia, CAO Yue, WANG Qiu, et al. Rapid and non-destructive identification of water-injected beef samples using multispectral imaging analysis[J]. Food Chemistry, 2016, 190: 938-943. DOI:10.1016/j.foodchem.2015.06.056.
- [40] ZAJAC A, HANUZA J, DYMINSKA L. Raman spectroscopy in determination of horse meat content in the mixture with other meats[J]. Food Chemistry, 2014, 156: 333-338. DOI:10.1016/j.foodchem.2014.02.002.
- [41] DE BIASIO M, STAMPFER P, LEITNER R, et al. Micro-Raman spectroscopy for meat type detection[C]//Next-Generation Spectroscopic Technologies VIII. Baltimore, Maryland, United States, International Society for Optics and Photonics, 2015, 9482: 94821J. DOI:10.1117/12.2176321.
- [42] VELIOĞLU H M, TEMİZ H T, BOYACI I H. Differentiation of fresh and frozen-thawed fish samples using Raman spectroscopy coupled with chemometric analysis[J]. Food Chemistry, 2015, 172: 283-290. DOI:10.1016/j.foodchem.2014.09.073.
- [43] BOYACI I H, TEMİZ H T, UYSAL R S, et al. A novel method for discrimination of beef and horsemeat using Raman spectroscopy[J]. Food Chemistry, 2014, 148: 37-41. DOI:10.1016/j.foodchem.2013.10.006.
- [44] 周亚玲. 基于拉曼光谱技术的掺鸡肉牛肉馅快速判别方法[J]. 肉类研究, 2018, 32(5): 26-29. DOI:10.7506/rlyj1001-8123-201805005.
- [45] 朱荣光, 姚雪东, 段宏伟, 等. 羊肉挥发性盐基氮的高光谱图像快速检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(3): 806-810. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2016)03-0806-05.
- [46] 赵娟, 彭彦昆. 基于高光谱图像纹理特征的牛肉嫩度分布评价[J]. 农业工程学报, 2015, 31(7): 279-286. DOI:1002-6819(2015)-07-0279-08.
- [47] 龚爱平, 王琦, 邵咏妮. 利用高光谱近红外波段的腊肠品质分级研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(8): 2556-2559. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2017)08-2556-04.
- [48] FOWLER S M, SCHMIDT H, VAN DE VEN R, et al. Preliminary investigation of the use of Raman spectroscopy to predict meat and eating quality traits of beef loins[J]. Meat Science, 2018, 138: 53-58. DOI:10.1016/j.meatsci.2018.01.002.
- [49] FOWLER S M, SCHMIDT H, SCHEIER R, et al. Raman spectroscopy for predicting meat quality traits[M]. 2nd ed. Boca Raton: CRC Press, 2017: 83-112.
- [50] NIAN Y, ZHAO M, O'DONNELL C P, et al. Assessment of physico-chemical traits related to eating quality of young dairy bull beef at different ageing times using Raman spectroscopy and chemometrics[J]. Food Research International, 2017, 99: 778-789. DOI:10.1016/j.foodres.2017.06.056.
- [51] BAUER A, SCHEIER R, EBERLE T, et al. Assessment of tenderness of aged bovine gluteus medius muscles using Raman spectroscopy[J]. Meat Science, 2016, 115: 27-33. DOI:10.1016/j.meatsci.2015.12.020.
- [52] ZHAO Ming, NIAN Yingquan, ALLEN Paul, et al. Application of Raman spectroscopy and chemometric techniques to assess sensory characteristics of young dairy bull beef[J]. Food Research International, 2018, 107: 27-40. DOI:10.1016/j.foodres.2018.02.007.
- [53] ZHAO Ming, NIAN Yingquan, ALLEN Paul, et al. Performances of full cross-validation partial least squares regression models developed using Raman spectral data for the prediction of bull beef sensory attributes[J]. Data in Brief, 2018, 19: 1355-1360. DOI:10.1016/j.dib.2018.04.056.
- [54] YASEEN T, SUN D W, CHENG J H. Raman imaging for food quality and safety evaluation: fundamentals and applications[J]. Trends in Food Science and Technology, 2017, 62: 177-189. DOI:10.1016/j.tifs.2017.01.012.