

红外光谱快速识别食用植物油种类的研究

接昭玮¹, 李 绅², 汪睿璇³, 王继芬¹, 张 震¹, 徐晓杰⁴, 周 娣⁴, 石学军⁴

(1. 中国人民公安大学 侦查学院, 北京 100038; 2. 武汉体育学院 运动训练学院, 武汉 430079;
3. 中国人民公安大学 国家安全学院, 北京 100038; 4. 北京海关缉私局司法鉴定中心, 北京 100000)

摘要:为实现食用植物油种类的快速无损识别,为公安实战中打击“食药环”犯罪提供参考,借助衰减全反射-傅里叶变换红外光谱技术对不同类别、品牌食用植物油进行了多层次分类识别工作。采用标准正态变换(SNV)和一阶导数预处理消除基线和其他背景干扰,使得重叠峰发生分离,从而提高检测的分辨率和灵敏度,利用竞争性自适应重加权算法(CARS)提取特征波长,结合基于布谷鸟搜索算法优化的极限学习机(CS-ELM)模型对不同种类和品牌的食用植物油进行分类识别,同时对随机森林模型与CARS-CS-ELM融合模型在食用植物油快速分类检测方面的准确率。结果表明,基于CARS-CS-ELM融合模型对3类植物油样本总体进行分类,其分类准确率达到85.19%,其中小磨香油、花生油、玉米油样本训练集的品牌分类准确率依次为92.5%、100%、96.7%,测试集品牌分类准确率均为100%,而随机森林模型的9个品牌食用植物油分类准确率仅为80%。综上,CARS-CS-ELM融合模型对食用植物油快速分类识别效果较好,可为食用植物油的无损快速检验提供一定的参考与借鉴。

关键词:食用植物油;红外光谱;特征提取;CARS-CS-ELM;随机森林;分类识别

中图分类号:TS227;O657.33 文献标识码:A 文章编号:1003-7969(2023)07-0056-06

Fast identification of edible vegetable oil kinds by infrared spectroscopy

JIE Zhaowei¹, LI Shen², WANG Ruixuan³, WANG Jifen¹, ZHANG Zhen¹,
XU Xiaojie⁴, ZHOU Di⁴, SHI Xuejun⁴

(1. School of Investigation, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China;
2. Sports Training College, Wuhan Sports University, Wuhan 430079, China; 3. School of National Security, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China;
4. Forensic Expertise Center of Beijing Customs Anti-smuggling Bureau, Beijing 100000, China)

Abstract: In order to achieve rapid non-destructive identification of edible vegetable oil kinds and provide reference for the fight against food, drug and environment crimes in public security operations, the attenuated total reflection-Fourier transform infrared spectroscopy analysis technology was used to carry out multi-level classification and recognition of different kinds and brands of edible vegetable oils. The experiment used standard normal variation (SNV) and first-order derivative preprocessing to eliminate baseline and other background interference, resulting in the separation of overlapping peaks and improving detection resolution and sensitivity. The competitive adaptive reweighted sampling (CARS) algorithm was used to extract feature wavelengths, combining the extreme learning machine (CS-ELM)

model optimized based on cuckoo search algorithm to classify and identify different kinds and brands of edible vegetable oils. The accuracy of random forest model and CARS-CS-ELM model were compared in the rapid classification and detection of edible vegetable oils. The results showed that the overall classification accuracy of three types of

收稿日期:2022-06-08;修回日期:2023-04-09

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金资助(2021JKF208)

作者简介:接昭玮(1998),男,硕士研究生,研究方向为刑事技术(E-mail)865571844@qq.com。

通信作者:王继芬,教授(E-mail)wangjifen58@126.com。

vegetable oil samples based on CARS - CS - ELM model reached 85.19%, among which the brand classification accuracy of the training set of sesame oil, peanut oil and corn oil was 92.5%, 100% and 96.7% respectively, and that of the test set was 100%, while the classification accuracy of nine brands of edible vegetable oil in random forest model was only 80%. In summary, the CARS - CS - ELM model has good performance in rapid classification and recognition of edible vegetable oils, and can provide certain reference for non - destructive and rapid testing of edible vegetable oils.

Key words: vegetable oil; infrared spectroscopy; feature extraction; CARS - CS - ELM; random forest; classification and recognition

自“2020 昆仑行动”展开以来,我国的食品安全整体状况有了明显改善,但形势依然严峻,恶性事件时有发生。食用植物油的安全是“食药环”中不可或缺的部分^[1],近年来,某些不法企业为节省成本对食用植物油的制作原料以及制备流程进行“篡改”,严重危害了人民的身体健康^[2]。因此,执法部门开展对不同食用植物油的无损快速分类工作,不仅有利于在第一时间获取相关线索信息,及时打击食品安全违法犯罪,也有助于提升国家质量监督部门对于食用植物油的检验分析效率,从而更好地维护广大人民群众的生命安全^[3]。

光谱分析技术作为一种经典检测技术,以其独特的优势在近几年迅速发展,为食品安全的检测提供了新方向。光谱技术具有较广泛的选择性和多维检测特性,为检测成分复杂的食品提供了便利。此外,因其具有检测无污染、操作便捷、效率高且成本低的优势,在分析检测领域中得到了广泛应用。在对食用植物油的分析检验方面,现有报道多采用紫外可见光谱法^[4]、拉曼光谱法^[5]、三维荧光光谱法^[6],而借助衰减全反射 - 傅里叶变换红外光谱技术对食用植物油进行研究的报道相对较少。机器学习是人工智能的核心,属于一种数据分析的途径^[7],其在环境化学^[8-9]、材料分析^[10-11]、法庭科学^[12-13]等领域均有应用。通过机器学习对光谱信息数据进行挖掘,实现对样本理化结果的信息化和可视化是当下分析测试研究领域的热点之一。

竞争性自适应重加权算法(Competitive adaptive reweighted sampling, CARS)是以偏最小二乘(Partial least squares, PLS)模型为基础,利用交互验证选出交叉验证均方差(RMSECV)最低的子集,进而找到最优变量组合^[14]。利用 CARS 提取特征波长,可以提高机器学习的识别效率,最终可以最大程度地去除非样本特征信息对模型分类预测所造成的负面影

响。吴剑飞^[15]采用 CARS 获取了高光谱数据中的波段组合并进行精度预测发现,由 CARS 筛选的波段组合结合偏最小二乘回归(PLSR)模型的预测准确率高达 84.41%。因此,CARS 模型在筛选样本特征光谱波段方面较为适用,可显著提高光谱分析模型的识别率。

鉴于此,本文采用衰减全反射 - 傅里叶变换红外光谱技术,利用 CARS 提取特征波长,通过建立基于布谷鸟搜索算法(Cuckoo search, CS)优化的极限学习机(Extreme learning machine, ELS)模型(CS - ELM)对食用植物油进行多层次分类识别,实现了对 90 个植物油样本准确、快速、无损的分类。在许多“食药环”犯罪案件中,侦查机关通过对现场获取的植物油进行快速分类识别,能够为侦查办案提供线索,为审判提供依据。

1 材料与方法

1.1 实验材料

结合实际案件,共收集了 9 个品牌共计 90 份样本,具体信息如表 1 所示。

表 1 食用植物油样本

食用植物油	样本数量
小磨香油	
小磨香油(保定曲阳)	10
芝锦小磨香油(河北沧州)	10
小磨香油(永溢粮油)	10
小磨香油(回家·金起)	10
花生油	
鲁花 5S 压榨一级花生油	10
第一坊冷榨花生油	10
胡姬花古法花生油	10
玉米油	
鲁花压榨特香玉米胚芽油	10
金龙鱼金滴玉米油	10

Nicolet is10 型傅里叶变换红外光谱仪(配衰减全反射附件),美国 Thermo Fisher Scientific 公司。

1.2 实验方法

1.2.1 光谱采集

将食用植物油样品滴入检测台上,形成一层薄油膜,然后将检测器与检测台相接触,从而完成检测。检测条件:光谱采集范围 $650 \sim 4\,000\text{ cm}^{-1}$,光谱分辨率 2 cm^{-1} ,扫描次数 64 次。

1.2.2 光谱预处理

由于仪器放置的环境以及机器本身产生的噪声干扰,常会影响结果分析的灵敏度和分辨率,为确保实验结果的准确性,对所有原始光谱进行平滑去噪处理;为消除固体颗粒大小、表面散射以及光程变化对漫反射光谱影响,对原始光谱进行标准正态变换(Standard normal variate, SNV)处理;为有效消除基线和其他背景干扰,使得重叠峰发生分离,从而提高检测的分辨率和灵敏度,对在 SNV 变换后的光谱进行一阶导数(Derivative treatment, DT)处理。

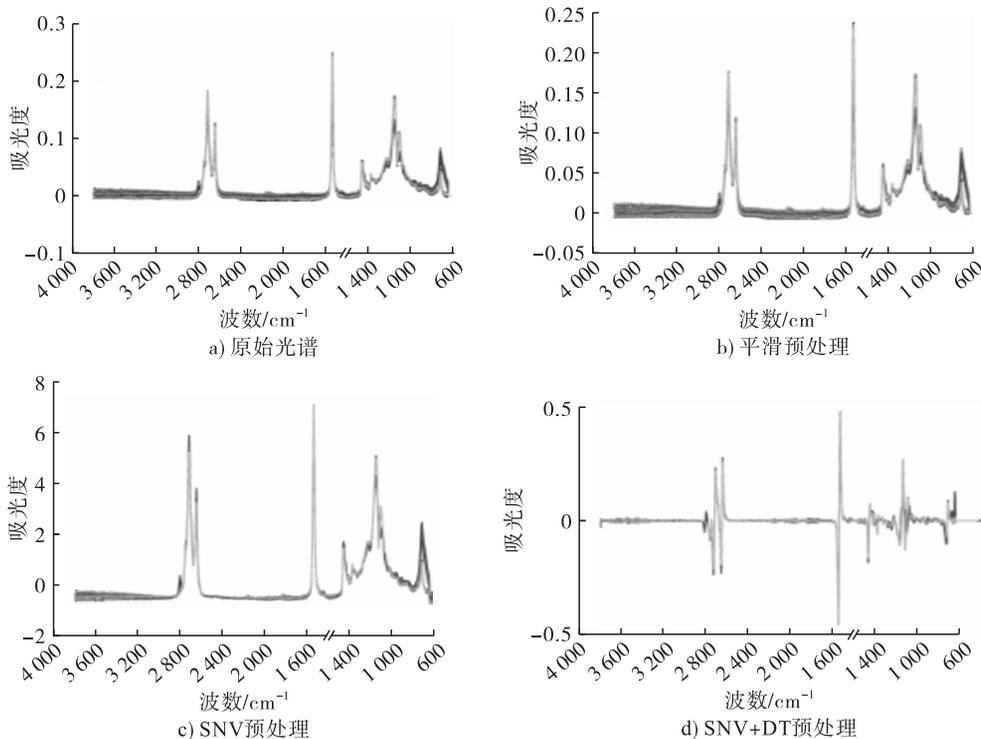


图1 食用植物油原始光谱和预处理光谱图

由图1可知,SNV + DT 预处理能够有效解决基线漂移、噪声等无用信号带来的干扰,是一个较好的光谱数据预处理方法。

2.2 基于 CARS 的特征波长提取

通过 CARS 对预处理后的食用植物油红外光谱进行多次筛选,结果如图2所示。

从图2可以看出:前5次采样在指数衰减函数的作用影响下变量的数量快速降低,之后随着采样次数的增加降低速度减慢,这说明 CARS 在筛选关

1.2.3 特征光谱数据提取

通过 CARS 对预处理后的光谱图进行特征提取,可以得到特征波长,但由于系统会产生随机误差,每次模型运算的结果会略有差异,因此采用 CARS 对食用植物油红外光谱的变量多次筛选,将蒙特卡洛(MC)采样次数设置为 60 次得到光谱变量筛选图,确定光谱数据连续运行次数并运行,取运行结果中频率最高的波长作为真实特征波长。

1.2.4 植物油分类模型的建立

以 CARS 模型提取到的真实特征波长为基础,建立 ELM 模型对收集的植物油样本进行分类,设计隐藏层节点个数为 40 个,采用 Sigmoid 函数作为激活函数,得到分类模型。

2 结果与讨论

2.1 数据预处理

9 种食用植物油的原始光谱和经过平滑、SNV、SNV + DT 预处理后得到的光谱图见图1。

键变量的过程中有粗选与精选两个过程;当采样次数小于或等于 35 时,随着采样次数的增加,每个 PLS 模型的交叉验证均方根误差(RMSECV)值总体越来越小,说明光谱数据点中与植物油结构无关或者共线的信息被明显去除。结合采样次数与回归系数和 RMSECV 的关系图可以看出,当 RMSECV 值达到最小值后(回归系数图中的星号垂线所对应的点即 25 次采样),RMSECV 值随着采样的继续进行又开始逐渐增大,这是因为在此后的采样中,植物油红

外光谱数据一些与反映其成分结构相关的信息被错误地剔除掉了,从而导致 PLS 模型性能的劣化。

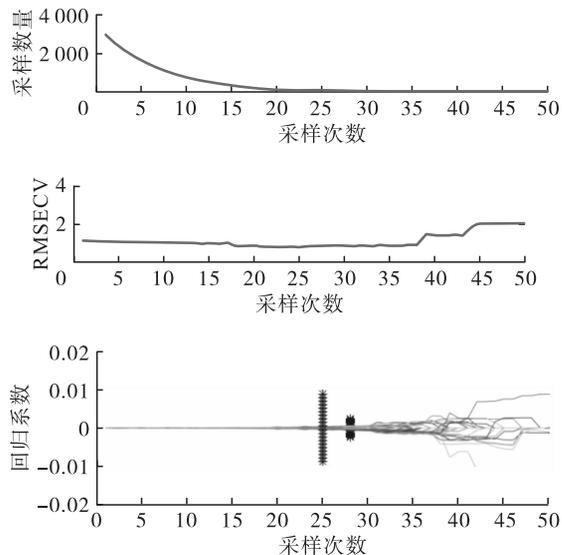


图2 食用植物油光谱变量筛选图

因此,将光谱数据连续运行 25 次,所得真实特征波长的运算结果如图 3 所示,得到 123 个特征波长,分别为 666、743、790、791、792、793、799、800、801、847、849、864、869、870、871、872、873、874、875、876、877、878、1 224、1 319、1 320、1 360、1 361、1 362、1 363、1 368、1 381、1 382、1 383、1 384、1 385、1 403、1 404、1 405、1 596、1 597、1 624、1 639、1 640、1 652、1 669、1 670、1 677、1 678、1 679、1 696、1 697、1 705、1 706、1 707、1 779、1 780、1 792、1 793、1 794、1 795、1 825、1 854、1 877、1 878、1 884、1 885、1 914、1 915、1 922、1 949、1 950、1 951、1 999、2 000、2 001、2 002、2 007、2 008、2 020、2 034、2 045、2 046、2 047、2 048、2 049、2 518、2 519、2 529、2 530、2 531、2 532、2 620、2 621、2 622、2 623、2 625、2 964、3 087、3 175、3 176、3 177、3 190、3 191、3 193、3 194、3 206、3 239、3 240、3 246、3 258、3 271、3 370、3 371、3 397、3 398、3 457、3 473、3 474、3 475、3 528、3 529、3 530、3 531 cm^{-1} 。

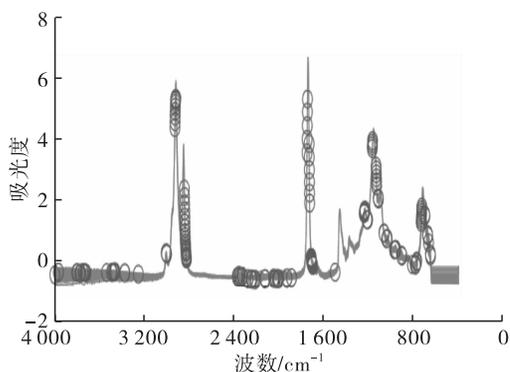


图3 光谱特征波长提取结果

2.3 特征提取后的植物油光谱分类模型

2.3.1 植物油种类分类

ELM 是一种基于前馈神经网络而建立的机器学习方法,相较于支持向量机和 BP 神经网络等传统机器学习模型,ELM 模型以学习速率快和泛化能力广等特点被广泛应用于监督学习领域^[16]。Jia 等^[17]采用 ELM 模型对锂电池健康状态进行预测发现,ELM 模型具有较高的精度和较强的鲁棒性。基于传统 ELM 模型的食用植物油分类结果如图 4 所示。

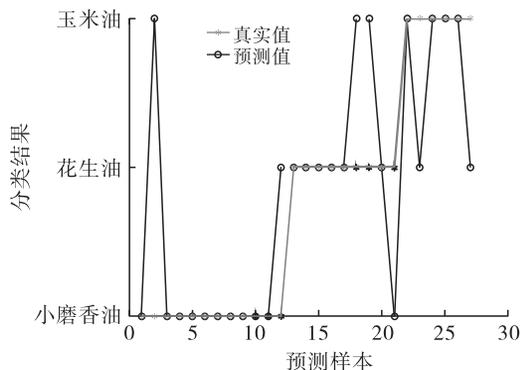


图4 基于传统 ELM 模型的食用植物油分类结果

由图 4 可知,9 种植物油被分为 3 类,即小磨香油、花生油和玉米油。模型分类准确率仅达到 74.07%,分析原因在于 ELM 模型需要大量的隐含层神经元,由于模型内部的输入权值和阈值是随机设定的,这会导致一些输入权值和阈值为 0,从而降低模型分类精度。因此,通过 CS 改进 ELM 模型,其优势在于 CS 的参数较少,操作简单以及寻优能力强,可以很好地弥补传统 ELM 模型在输入权值和阈值上的局限性和不足。鉴于此,本文建立 CS-ELM 模型对传统 ELM 模型的植物油分类效果进行改进,其中隐藏层节点个数设置为 2 000,算法中巢穴数量设置为 9,迭代次数设置为 60 次,结果如图 5 所示。

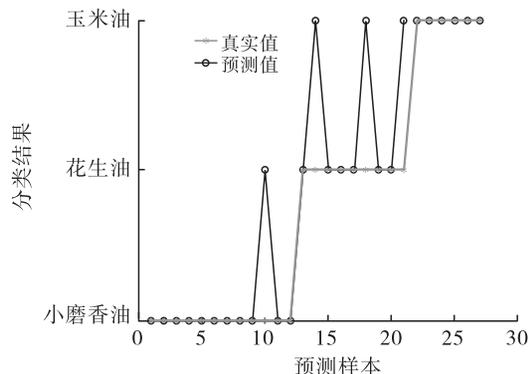


图5 基于 CS-ELM 模型的食用植物油分类结果

由图 5 可知,建立的 CS-ELM 模型对食用植物油分类结果的准确率高达 85.19%,相较于传统的

ELM 模型准确率提升了近 15%,说明 CS - ELM 模型使参数的选择更加高效、快捷,其泛化性能更好。因此,采用 CARS - CS - ELM 融合模型对于食用植物油进行模式识别,其效果更为理想。

2.3.2 同种植物油的品牌分类

同类别不同品牌植物油在提取方法和制作工艺方面存在差异,故需要对同类别不同品牌植物油进行分类。在原有光谱预处理的基础上利用之前建立的 CARS 模型对植物油的特征波长进行提取,该特征波长为 9 种植物油共有的特征波长,在同类别植物油分类中仍具有有效性。

将 9 种食用植物油按类别进行分类,然后利用建立的 CARS - CS - ELM 模型对每一类别的植物油进行品牌分类,对每种样品的样本数量按照 6:4 的比例分别用以训练和测试(采用 k 折交叉验证, $k = 7$),最终得到小磨香油样本训练集正确率为 92.5%,测试集准确率为 100%,花生油样本训练集准确率为 100%,测试集准确率为 100%,玉米油训练集准确率为 96.7%,测试集准确率为 100%。因此,采用 CARS - CS - ELM 融合模型对食用油品牌进行分类识别发现,模型对花生油品牌分类识别的效果最好,对玉米油品牌分类的准确率较高,对小磨香油品牌分类识别的准确率相对一般。这表明 CARS - CS - ELM 融合模型能够有效弥补传统机器学习模型中因学习率低以及泛化性能差而导致的分类效果不理想等缺陷。

2.4 CARS - CS - ELM 融合模型准确性的验证

随机森林(Random forensic, RF)模型是利用多个决策树对样本进行训练并进行预测的一种高准确度分类器,具有快速分类、平衡误差和非监督式聚类的特点。陈凤霞等^[18]利用 RF 模型对牛肝菌种类进行鉴别发现,基于 RF 算法采用数据融合策略对牛肝菌种类识别效果较好,其中训练集准确率为 92.76%,验证集的准确率达到 96.04%;叶荣珂等^[19]为提升虾新鲜度判别的准确性,建立 RF 模型对不同冷藏时间虾的光谱数据进行特征选择,结果发现,RF 模型可最大限度消除光谱中的冗余信息,准确率更高且判别时间更短,为在线检测虾新鲜度系统的开发提供理论依据。

为验证 CARS - CS - ELM 融合模型在食用植物油分类识别方面的准确性,引入 RF 模型,并与 CARS - CS - ELM 融合模型在食用植物油分类识别准确率方面作比较,以找到食用植物油快速检测的最优方法。RF 模型按 7:3 比例设置训练集和测试集。RF 模型采用正常序列,设置训练粒子为 73,测试粒子为 27,通过模型运算得到测试集的混淆矩阵

如图 6 所示。

1	5	0	0	0	0	0	0	0	0				
	12.5%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%				
2	0	0	0	6	0	0	0	0	0				
	0.0%	0.0%	0.0%	15.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%				
3	0	0	4	0	0	0	0	0	0				
	0.0%	0.0%	10.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%				
4	0	0	0	5	0	0	0	0	0				
	0.0%	0.0%	0.0%	12.5%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%				
5	0	0	0	0	3	1	0	0	0				
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	7.5%	2.5%	0.0%	0.0%	0.0%				
6	0	0	0	0	0	3	0	0	0				
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	7.5%	0.0%	0.0%	0.0%				
7	0	0	0	0	1	0	4	0	0				
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	2.5%	0.0%	10.0%	0.0%	0.0%				
8	0	0	0	0	0	0	0	4	0				
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	10.0%	0.0%				
9	0	0	0	0	0	0	0	0	4				
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	10.0%				
					1	2	3	4	5	6	7	8	9

图 6 RF 模型测试集的混淆矩阵

由图 6 可知,RF 模型在食用植物油快速分类检测中的准确率仅为 80%,远低于 CARS - CS - ELM 融合模型的识别效果,分析其原因在于 RF 模型在多个决策树决策分类过程中损失了部分原有光谱的特征信息,使得模型未能准确识别食用植物油内部的结构信息,造成信息缺失,导致准确率下降。因此,CARS - CS - ELM 融合模型对傅里叶变换红外光谱视角下的食用油快速分类检测具有更好的效果。

3 结论

本文采用 CARS - CS - ELM 融合模型实现了对食用植物油进行多层次分类识别。结果表明,小磨香油、花生油、玉米油 3 类植物油均能够进行准确分类,在品种方面模型的分类准确率可以达到 85.19%。以植物油类别分类为基础,利用 CARS - CS - ELM 融合模型对同一类别植物油进行品牌分类,发现训练集中小磨香油品牌分类预测准确率可以达到 92.5%,测试集准确率可以达到 100%,训练集和测试集中花生油品牌分类预测的准确率均达到 100%,训练集玉米油品牌分类预测准确率达到 96.7%,测试集准确率达到 100%,实验效果较好。将建立的 CARS - CS - ELM 融合模型与 RF 模型进行比较发现,RF 模型对可食用油分类识别准确率仅有 80%,远低于 CARS - CS - ELM 融合模型分类识别效果。结果表明 CARS - CS - ELM 融合模型对食用植物油分类识别效率高,可为食用植物油的无损快速检验提供一定的参考与借鉴。

参考文献:

- [1] 薛莉,黄晓荣,汪雪芳,等.食用植物油营养成分及检测技术的研究进展[J].食品质量与安全检测学报,2017,8(2):446-451.
- [2] 刘尧刚,周易枚,胡雨,等.食用植物油掺伪检测方法的研究[J].粮食与食品工业,2021,28(5):64-66.
- [3] 卢晓蕊,班楠,崔杉,等.食用植物油抽检过程质量控制

- 措施[J]. 食品安全质量检测学报, 2021, 12(19): 7813 - 7817.
- [4] WANG H P, XIN Y J, WAN X. Spectral detection technology of vegetable oil; spectral analysis of porphyrins and terpenoids[J/OL]. Spectrochim Acta Part A, 2021, 261: 119965[2022-06-08]. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2021.119965>.
- [5] JIN H Q, LI H, YIN Z K, et al. Application of Raman spectroscopy in the rapid detection of waste cooking oil[J/OL]. Food Chem, 2021, 362: 130191[2022-06-08]. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2021.130191>.
- [6] 卢先勇, 何文绚, 陈昊聪, 等. 基于植物油三维荧光光谱的茶油鉴定模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(12): 3854 - 3859.
- [7] 肖思昌, 靳经, 潘敏, 等. 基于机器学习的多类目标识别方法分析[J]. 中国设备工程, 2021(16): 24 - 25.
- [8] 但德忠, 沈璐, 祝艳涛. 环境样品分析[J]. 分析试验室, 2006, 25(6): 96 - 122.
- [9] 董慧茹, 张丽娟. 环境样品分析(I)[J]. 分析试验室, 2018, 37(10): 1221 - 1240.
- [10] 叶倩, 洪欢欢, 周峰, 等. 基于机器学习的直接电离质谱爆炸物检测方法[J]. 分析测试学报, 2021, 40(4): 589 - 595.
- [11] 万群. 新材料的发展与分析化学[J]. 分析试验室, 1993, 12(1): 30 - 38.
- [12] 张瑛, 张文芳, 张炜, 等. DART-MS在毒物毒品分析中的应用[J]. 分析试验室, 2017, 36(4): 493 - 496.
- [13] 卫辰洁, 王继芬, 张波, 等. 基于多阶导数拉曼光谱组合技术的矿物油模式分类[J]. 分析测试学报, 2021, 40(5): 747 - 753.
- [14] 胡军, 刘燕德, 欧阳爱国, 等. 基于CARS波段筛选的甲醇汽油中甲醇含量中红外光谱检测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(23): 281 - 287.
- [15] 吴剑飞. 基于CARS-PLSR的冬小麦叶片含水量快速无损检测研究[J]. 赤峰学院学报(自然科学版), 2021, 37(7): 22 - 26.
- [16] 王博林. 基于极限学习机的分类问题研究与应用[D]. 辽宁大连: 辽宁师范大学, 2018.
- [17] JIA J, YUAN S, SHI Y, et al. Improved sparrow search algorithm optimization deep extreme learning machine for lithium-ion battery state-of-health prediction[J/OL]. Science, 2022, 25(4): 103988[2022-06-08]. <https://doi.org/10.106/j.isci.2022.103988>.
- [18] 陈凤霞, 杨天伟, 李杰庆, 等. 基于偏最小二乘法判别分析与随机森林算法的牛肝菌种类鉴别[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(2): 549 - 554.
- [19] 叶荣珂, 孔庆辰, 李道亮, 等. 宽度学习的虾新鲜度检测方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(1): 164 - 169.
- (上接第33页)
- 参考文献:**
- [1] KE J, QU Y, LI S, et al. Application of HPLC fingerprint based on acid amide components in Chinese prickly ash (*Zanthoxylum*) [J]. Ind Crops Prod, 2018, 119(1): 267 - 276.
- [2] PANG W W, LIU S, HE F T, et al. Anticancer activities of *Zanthoxylum bungeanum* seed oil on malignant melanoma [J]. J Ethnopharmacol, 2019, 229(30): 180 - 189.
- [3] 陈茜, 陶兴宝, 黄永亮, 等. 花椒香气研究进展[J]. 中国调味品, 2018, 43(1): 189 - 194.
- [4] 牛文婧, 田洪磊, 詹萍. 基于主成分分析的花椒油香气质量评价模型的构建[J]. 食品工业科技, 2019, 40(17): 263 - 269, 275.
- [5] 蒲升惠, 牛欣欣, 刘亚娟, 等. 冷浸提与热浸提花椒油品质对比研究[J]. 中国调味品, 2019, 44(12): 18 - 21.
- [6] 牛欣欣, 祝瑞雪, 赵志峰, 等. 响应面法优化花椒油浸提工艺[J]. 食品工业, 2015, 36(1): 86 - 91.
- [7] 李锦, 刘玉兰, 徐晨辉, 等. 花椒风味油的制取及品质研究[J]. 中国油脂, 2020, 45(2): 24 - 31.
- [8] 肖岚, 孙俊秀, 谷学权, 等. 基于电子鼻对花椒油生产环节品质控制的研究[J]. 中国粮油学报, 2015, 30(4): 107 - 111.
- [9] 李锦. 花椒及花椒籽风味油的制取及品质研究[D]. 郑州: 河南工业大学, 2020.
- [10] 高夏洁, 高海燕, 赵镭, 等. SPME-GC-MS结合OAV分析不同产区花椒炸花椒油的关键香气物质[J]. 食品科学, 2022, 43(4): 208 - 214.
- [11] 严雅丽, 刘福权, 赵志峰, 等. 花椒羟基- α -山椒素在紫外照射下的降解动力学及其转化机理研究[J]. 食品与机械, 2017, 33(9): 26 - 29.
- [12] 袁桃静, 赵笑颖, 庞一扬, 等. 基于电子鼻、HS-GC-IMS和HS-SPME-GC-MS对5种食用植物油挥发性风味成分分析[J]. 中国油脂, 2020, 45(9): 102 - 111.
- [13] 高雅慧, 徐良, 董亚欣, 等. 基于Heracles II超快速气相色谱电子鼻对不同加工方式牛奶的快速鉴别[J]. 食品工业科技, 2019, 40(14): 260 - 269.
- [14] 陈媛媛, 于德阳, 马俪珍, 等. 外源抑制物对风干肠风味变化的影响[J]. 食品工业科技, 2021, 42(4): 215 - 225, 231.
- [15] GAPONE S, TOFARIELLO M, FRANCIOSO L, et al. Aroma analysis by GC/MS and electronic nose dedicated to *Negroamaro* and *Brimativo* typical Italian Apulian wines [J]. Sensor Actuat B - Chem, 2013, 179: 259 - 269.