

基于近红外光谱技术的赣南茶油 掺假快速鉴别

沈乐丞, 曾秀英, 温志刚, 张远聪, 刘贤标, 王 玫, 刘 婷, 范伟华, 邹 辉

(国家油茶产品质量监督检验中心/赣州市产品质量监督检验所, 江西 赣州 341000)

摘要:为了探索基于近红外光谱技术快速无损鉴别掺假油茶籽油的可行性,以赣南茶油为研究对象,通过掺入不同植物油如玉米油、花生油、菜籽油、葵花籽油和大豆油等制备掺假油茶籽油,应用近红外光谱技术采集其光谱特征信息,对比不同预处理方法和主成分数,并结合线性和非线性建模方法建立油茶籽油掺假鉴别模型,以识别准确率(纯油茶籽油样品和掺假油茶籽油样品被正确判别的比例)、灵敏度(纯油茶籽油样品被正确判别为纯油茶籽油的比例)、特异性(掺假油茶籽油样品被正确判别为掺假油茶籽油的比例)作为模型的评价指标,优选出最佳模型。结果表明:二阶微分联合线性判别分析(SD-LDA)模型为最优线性模型,标准正态变量变换联合人工神经网络(SNV-ANN)模型为最优非线性模型,两个模型的识别准确率、灵敏度、特异性分别为97.58%、100%、97.33%和98.99%、100%、98.88%。SNV-ANN模型鉴别效果优于SD-LDA模型,说明非线性模型更适于油茶籽油掺假鉴别,该模型能更准确地鉴别油茶籽油是否掺假。

关键词:赣南茶油;掺假鉴别;线性判别分析;神经网络

中图分类号:TS225.1;TS201.6 文献标识码:A 文章编号:1003-7969(2022)06-0062-06

Rapid identification of Gannan oil – tea camellia seed oil adulteration based on near infrared spectroscopy

SHEN Lecheng, ZENG Xiuying, WEN Zhigang, ZHANG Yuancong,
LIU Xianbiao, WANG Mei, LIU Ting, FAN Weihua, ZOU Hui

(The State Centre of Quality Supervision and Inspection for Camellia Products/
Ganzhou Institute of Product Quality Supervision and Inspection, Ganzhou 341000, Jiangxi, China)

Abstract: In order to explore the feasibility of rapid and non-destructive identification of adulterated oil – tea camellia seed oil based on near infrared spectroscopy, Gannan oil – tea camellia seed oil was selected as the research object, and the adulterated oil – tea camellia seed oil was prepared by blending different vegetable oils such as corn oil, peanut oil, rapeseed oil, sunflower seed oil and soybean oil. The spectral characteristics of the adulterated oil – tea camellia seed oil were collected by near infrared spectroscopy, and different pretreatment methods and main components were compared and determined. The identification model of oil – tea camellia seed oil adulteration was established by combining linear and nonlinear modeling methods. The identification accuracy (the percentage of pure and adulterated oil – tea camellia seed oil samples correctly identified), sensitivity (the percentage of pure oil – tea camellia seed

oil samples correctly identified as pure oil – tea camellia seed oil) and specificity (the percentage of adulterated oil – tea camellia seed oil samples correctly identified as adulterated camellia seed oil) were used as the evaluation indexes of the model to select the best model. The results showed that the second derivative – linear

收稿日期:2021-06-22;修回日期:2022-02-26

基金项目:国家市场监督管理总局技术保障专项(2019YJ025)

作者简介:沈乐丞(1991),男,工程师,硕士,研究方向为食品检测技术与开发(E-mail) shenlecheng@163.com。

通信作者:王 玫,高级工程师,硕士(E-mail) 86221574@qq.com。

discriminant analysis (SD - LDA) model was the optimal linear model, and the standard normal variable transformation - artificial neural network (SNV - ANN) model was the optimal nonlinear model, their identification accuracy, sensitivity and specificity were 97.58%, 100%, 97.33% and 98.99%, 100%, 98.88% respectively. The identification effect of SNV - ANN model was better than that of SD - LDA, which indicated that the nonlinear model was more suitable for the identification of oil - tea camellia seed oil adulteration, and the model could more accurately identify whether the oil - tea camellia seed oil was adulterated.

Key words: Gannan oil - tea camellia seed oil; adulteration identification; linear discriminant analysis (LDA); artificial neural network (ANN)

油茶籽油,又名茶油、木籽油、山茶油,取自山茶科山茶属油茶树种子,是我国特有木本植物油之一^[1]。油茶籽油富含油酸、亚油酸等不饱和脂肪酸^[2],其脂肪酸组成与橄榄油非常相似^[3],被称为“东方橄榄油”^[4]。

油茶籽油既可以食用也可以入药,市场上的价格比普通植物油高5~10倍。随着人们生活水平的提高和健康意识的增强,油茶籽油受到消费者的关注^[5]。一些不法经营者以高额利润为目标,在油茶籽油中混入相对便宜的普通植物油作为纯油茶籽油出售,严重损害了消费者和合法经营者的正当权益。目前,油茶籽油的掺假鉴别方法主要有气相色谱法^[6-7]、气质联用法^[8-10]、液相色谱法^[11]、核磁共振法^[12-13]、电子鼻^[14-15]、电子舌^[16]等方法。这些方法对仪器设备要求较高,需要大型、昂贵的设备或复杂的预处理^[17],因此整个检测过程耗时、复杂且成本高,无法满足快速鉴别掺假油茶籽油的要求。近红外光谱技术近年来发展迅速^[18],其不需要任何处理,可以直接测试^[19],具有高效率、高速、无损耗、绿色等特点,还可以同时测定几种不同的成分^[20-21]。目前,已经报道了一些应用近红外光谱技术检测掺假油茶籽油的研究^[22-24]。上述研究方法一般采用整个光谱的数据或吸收峰附近的一些光谱数据作为研究对象,导致数据的冗余或缺失,从而无法有效地提取对建模有用的信息,同时主成分对模型效果的影响研究很少,目前也没有线性建模方法和非线性建模方法对油茶籽油掺假鉴别的比较研究。

针对上述问题,本文以赣南茶油为研究对象,通过掺入不同植物油如玉米油、花生油、菜籽油、葵花籽油和大豆油等制备掺假油茶籽油,应用近红外光谱技术采集其光谱特征信息,对比不同预处理方法和主成分,并结合线性和非线性建模方法建立油茶籽油掺假鉴别模型,研究快速无损鉴别掺假油茶籽油的可行性,为准确识别油茶籽油真伪提供一种

快速鉴别方法,也为后续开发便携式掺假油茶籽油检测仪提供基础数据。

1 材料与方法

1.1 试验材料

1.1.1 试验样品

本试验共选取5个赣南茶油样品,为保证样品真实性,均来源于赣州本地油茶籽自榨。模拟掺假的植物油有玉米油、葵花籽油、花生油、菜籽油、大豆油,各类植物油均来自3个不同产地,模拟掺假的植物油样品共计15个。准备样品时,将这15个模拟掺假的植物油样品掺入5个赣南茶油样品中,掺假比例分别为1%、3%、6%、10%、15%和20%,每份样品约10g,共得到450份掺假油茶籽油样品。另外,按混合比例10%、20%、40%、80%、100%将5个纯油茶籽油样品两两混匀,共获得45份不同的纯油茶籽油样品。

试验用油均由国家油茶产品质量监督检验中心提供,经检验均符合相关国家标准。试验期间,所有样品均在保质期内。

1.1.2 试验仪器及软件

DS2500型近红外光谱仪(配备浆状杯),福斯分析仪器有限公司;近红外光谱仪自带的光谱分析软件 WinSI; Matlab2019 软件,美国 The MathWork 公司。

1.2 试验方法

1.2.1 近红外光谱采集

利用 DS2500 型近红外光谱仪采集样品的近红外漫反射光谱。测试参数为:光谱扫描范围 833 ~ 2 500 nm (12 000 ~ 4 000 cm^{-1});扫描次数 32 次;光谱分辨率 3.5 nm;采集温度为室温 (23 ~ 25 $^{\circ}\text{C}$)。每个样品测试 3 次,取平均值作为该样品的最终光谱。

1.2.2 光谱预处理

采集的近红外光谱含有丰富的信息,主要反

映的是含氢基团的合频吸收以及倍频吸收特征。另一方面,这些信息中存在信噪比低、谱带重叠激烈、频谱信息的专业属性差等影响模型预测效果的要素。因此,在建模前需要对采集的原始光谱进行预处理。典型的光谱预处理方法有均值中心化(MC)、标准正态变量变换(SNV)、多元散射校正(MSC)、一阶微分(FD)、二阶微分(SD)等。MC可以将每个数据矩阵减去平均值,简化和稳定后续数据处理单元的计算;SNV和MSC可以消除表面散射、固体颗粒尺寸和光程变化对近红外漫反射光谱的影响,实现噪声去除效果;FD、SD等导数预处理方法可以降低由系统内部引起的随机噪声,并且可以提高处理后信号频率的分辨率^[25]。选择上述几种方法对光谱进行预处理。

1.2.3 建模方法和评价指标

油茶籽油掺假信息与近红外光谱数据之间的关系是线性的还是非线性还有待研究,因此在本试验中,尝试用线性判别分析(LDA)和人工神经网络(ANN)构建茶油掺假鉴别模型。详细建模过程如图1所示。

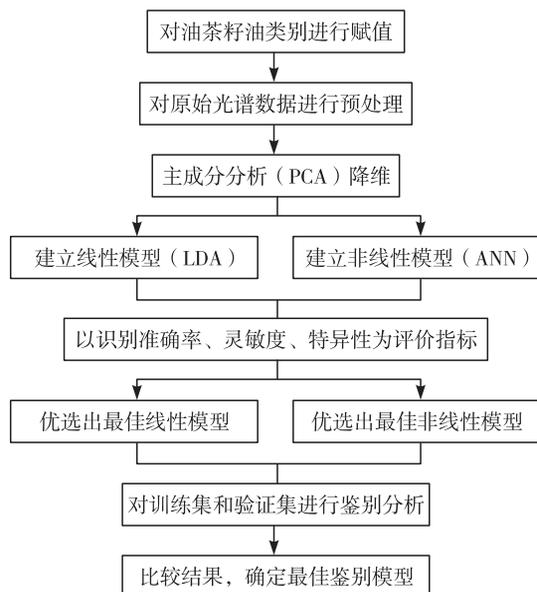


图1 油茶籽油掺假鉴别模型构建过程

由图1可见,油茶籽油掺假鉴别模型构建具体过程为:①将不同掺假比例油茶籽油进行赋值,即纯油茶籽油为1,非纯油茶籽油为2,此为分类变量 Y_i ;②对原始光谱进行预处理,既去除噪声影响又增强光谱特征;③主成分分析(PCA)降维,简化模型;④采用LDA和ANN分别构建分类变量与光谱之间的线性和非线性模型,以识别准确率(纯油茶籽油样品和掺假油茶籽油样品被正确判别的比例)、灵敏度(纯油茶籽油样品被正确判为纯

油茶籽油的)、特异性(掺假油茶籽油样品被正确判为掺假油茶籽油的)作为油茶籽油掺假鉴别模型的评价指标,分别优选出最佳模型;⑤以该模型预测训练集和验证集样本,得到预测值 Y_p ,并判别其真假。具体判别依据:分类变量预测值 Y_p ,真实分类变量 Y_i ,当 $Y_p - Y_i = 0$,则属于该类别,判别正确;当 $Y_p - Y_i = -1$,则属于将非纯油茶籽油判为纯油茶籽油,判别错误;当 $Y_p - Y_i = 1$,则属于将纯油茶籽油判为非纯油茶籽油,判别错误。

2 结果与分析

2.1 光谱分析

本研究共采集到495份纯油茶籽油和掺假油茶籽油样品的近红外光谱图,所有样品的原始近红外光谱如图2所示。

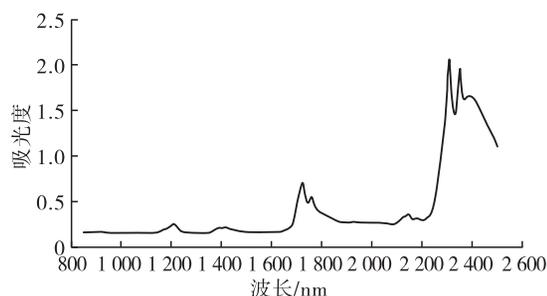


图2 所有样品的原始近红外光谱

由图2可知,在833~2500nm的近红外光谱范围内,油茶籽油主要有4个吸收峰,分别位于1200、1400、1700~1800nm和2150nm附近,分别反映的是—C—H伸缩振动的二级倍频,—C—H一级倍频及二级倍频的合频吸收,—CH=CH中—C—H伸缩振动的一级倍频,—C—H伸缩振动的合频吸收信息^[26],830~1100nm以及2200~2500nm的吸收光谱包含较多与建模无关的信息,可以舍去,故本研究选取1100~2200nm作为建模光谱区间。从图2还可知,纯油茶籽油与掺伪油茶籽油的光谱曲线基本类似,重叠明显,很难用肉眼直接从中分辨出掺假油茶籽油的光谱,因此需要对光谱进行预处理,以增强光谱特征。

2.2 LDA油茶籽油掺假鉴别模型的建立

2.2.1 样本划分与主成分数的确定

将495份样本随机划分为训练集和验证集,训练集为330份样本(掺伪油茶籽油和纯油茶籽油分别为300份和30份),验证集为165份样本(掺伪油茶籽油和纯油茶籽油分别为150份和15份)。

选用合理的主成分数不仅可以提高模型的稳定性和精密度,还可以减少运算时间^[27]。在本研究中,使用交叉验证法^[28]确定鉴别模型的最佳主成分数,

主成分数从1至10,每隔一个数分别试建LDA模型,以训练识别准确率和交叉验证识别准确率作为评价指标,确定LDA模型的最佳主成分数。LDA模型在不同主成分数下训练和验证的结果如图3所示。

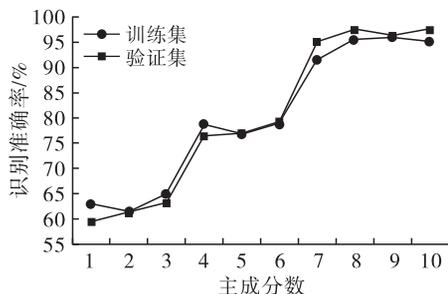


图3 LDA模型在不同主成分数下训练和验证的结果

由图3可知,主成分数对LDA识别模型的预测结果有较大影响,当主成分数小于8时,随着主成分数的增加,训练集和验证集模型的识别准确率都迅速上升,当主成分数达到8时,验证集识别准确率达到最高,为97.58%,对应的训练集识别准确率为95.45%,随后验证集识别准确率随着主成分数的增加总体下降。良好的识别模型不仅需要高训练集识别准确率,而且需要较高的验证集识别准确率,通常后者更重要。因此,本研究选择8作为LDA识别模型的最佳主成分数。

2.2.2 不同预处理方法的LDA模型预测结果

选择前述主成分数进行LDA建模,不同预处理方法下LDA建模的预测结果见表1。

表1 不同预处理方法下LDA建模的预测结果 %

| 预处理方法 | 训练识别准确率 | 交叉验证识别准确率 |
|-------|---------|-----------|
| 未处理 | 95.45 | 97.58 |
| MC | 90.30 | 79.39 |
| FD | 92.73 | 97.58 |
| SD | 96.67 | 97.58 |
| MSC | 89.70 | 93.33 |
| SNV | 89.70 | 93.33 |

从表1可以看出,经SD预处理后,LDA模型的训练识别准确率与未处理相比上升了1.22个百分点,其他4种预处理方法的模型训练识别准确率与未处理相比均有不同程度的降低,可能是由于SD消除了基线的旋转和背景干扰引起的数据偏差,而MC、FD、MSC、SNV在去除基线漂移和减少样本信号噪声影响的同时也丢失了一部分有用信息。经SD预处理后所有样品的近红外光谱图如图4所示,其所建模型的训练识别准确率和交叉验证识别准确率在5种预处理方法中最高,分别为96.67%和97.58%。因此,SD联合LDA建模的效果更好。

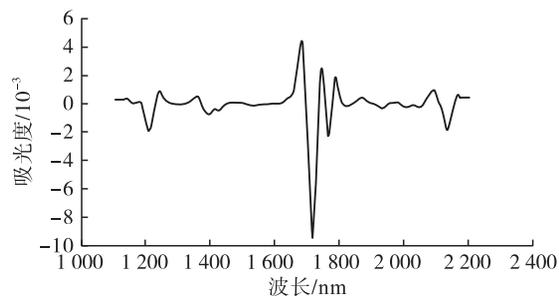


图4 经SD预处理后所有样品的近红外光谱图

2.2.3 LDA模型对油茶籽油掺假鉴别与分析

应用SD联合LDA模型,对训练集和验证集样本进行判别分析,SD-LDA模型鉴别油茶籽油掺假统计结果见表2。

表2 SD-LDA模型鉴别油茶籽油掺假统计结果

| 样本类型 | 实际类别 | 预测结果 | | 灵敏度/% | 特异性/% | 识别准确率/% |
|------|------|------|-----|--------|-------|---------|
| | | 1 | 2 | | | |
| 训练集 | 1 | 28 | 2 | 93.33 | 97.00 | 96.67 |
| | 2 | 9 | 291 | | | |
| 验证集 | 1 | 15 | 0 | 100.00 | 97.33 | 97.58 |
| | 2 | 4 | 146 | | | |

由表2可知,该模型对训练集和验证集的误判个数分别为11、4。在训练集的样本鉴别过程中,将2个纯油茶籽油误判为掺假油茶籽油,9个掺假油茶籽油误判为纯油茶籽油,灵敏度和特异性分别为93.33%和97.00%;在验证集样本鉴别过程中,将纯油茶籽油全部识别正确,4个掺假油茶籽油误判为纯油茶籽油,灵敏度和特异性分别为100%和97.33%。SD-LDA模型对训练集和验证集的识别准确率分别为96.67%、97.58%。

2.3 ANN油茶籽油掺假鉴别模型的建立

2.3.1 样本划分与主成分数的确定

将495份样本按3:1:1随机划分为训练集、验证集和测试集,训练集为297份样本,验证集为99份样本,测试集为99份样本,其中测试集样本不参与建模,只供最后测试模型性能用。

原始光谱数据维数较高,若将其直接作为神经网络的输入变量,模型太复杂,运算时间过长。本研究选用PCA提取主成分,通过降维处理,以提高建模速度和准确度。不同主成分数的累积贡献率如图5所示。

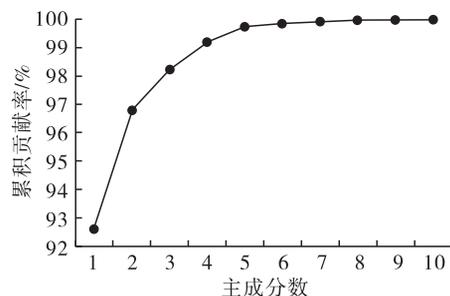


图5 不同主成分数的累积贡献率

由图 5 可知,前 8 个主成分累积贡献率已达到 99.96%,说明前 8 个主成分包含了原始 315 个波长中 99.96% 的信息,满足建模需求,故本次 ANN 油茶籽油掺假鉴别模型的最佳主成分数确定为 8。

2.3.2 不同预处理方法的 ANN 模型预测结果

本试验采用两层前馈神经网络,将上述 8 个主成分作为输入层神经元,选用 sigmoid 和 softmax 作为隐藏层和输出层的转换函数,训练函数选用 trainscg。网络训练时,最大训练步数为 1 000,当验证样本的交叉熵误差增加时,停止训练。根据多次训练结果确定隐含层节点数为 10,神经网络构造图如图 6 所示。不同预处理方法下 ANN 建模的预测结果见表 3。

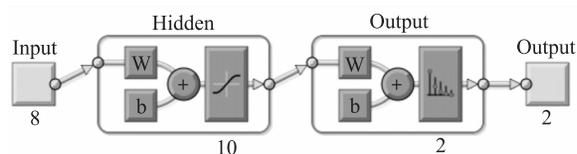


图 6 神经网络构造图

表 3 不同预处理方法下 ANN 建模的预测结果 %

| 预处理方法 | 训练识别准确率 | 交叉验证识别准确率 |
|-------|---------|-----------|
| 未处理 | 98.65 | 98.18 |
| MC | 98.65 | 98.59 |
| FD | 90.57 | 91.31 |
| SD | 99.33 | 98.99 |
| MSC | 99.33 | 98.79 |
| SNV | 100.00 | 99.60 |

从表 3 可以看出,不同预处理方法的交叉验证识别准确率在 91.31% ~ 99.60% 范围内,与未处理相比,除了 FD,其余 4 种预处理方法交叉验证识别准确率均有不同程度提高。经 SNV 预处理后所有样品的近红外光谱图如图 7 所示,其建模效果最优,训练识别准确率和交叉验证识别准确率分别为 100% 和 99.60%。

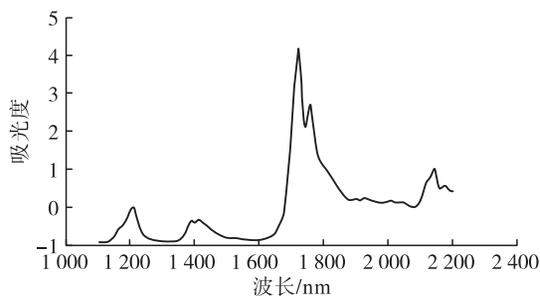


图 7 经 SNV 预处理后所有样品的近红外光谱图

2.3.3 ANN 模型对油茶籽油掺假鉴别与分析

应用 SNV 联合 ANN 模型,对训练集和验证集样本进行判别分析,SNV - ANN 模型鉴别油茶籽油掺假统计结果见表 4。

表 4 SNV - ANN 模型鉴别油茶籽油掺假统计结果

| 样本类型 | 实际类别 | 预测结果 | | 灵敏度/ % | 特异性/ % | 识别 准确率/% |
|------|------|------|-----|-----------|-----------|-------------|
| | | 1 | 2 | | | |
| 训练集 | 1 | 29 | 0 | 100.00 | 100.00 | 100.00 |
| | 2 | 0 | 268 | | | |
| 验证集 | 1 | 10 | 0 | 100.00 | 98.88 | 98.99 |
| | 2 | 1 | 88 | | | |

从表 4 可以看出,该模型对训练集和验证集的误判个数分别为 0 和 1。在训练集样本的鉴别过程中,模型能完全识别纯油茶籽油和掺假油茶籽油,灵敏度和特异性均为 100%;在验证集样本鉴别过程中,将纯油茶籽油全部识别正确,1 个掺伪油茶籽油误判为纯油茶籽油,灵敏度和特异性分别为 100% 和 98.88%。SNV - ANN 模型对训练集和验证集的识别准确率分别为 100% 和 98.99%。

2.4 建模方法及建模结果比较

根据表 1 和表 3 对两种模型性能进行比较后可知,除 FD 外,其他预处理方法下所建 LDA 模型的训练识别准确率和交叉验证识别准确率均比 ANN 模型的低,说明 ANN 模型性能更强。根据表 2 和表 4 对两种建模方法所得的最优模型的灵敏度、特异性进行比较,发现 SD - LDA 模型和 SNV - ANN 模型对纯油茶籽油识别能力相当,对掺假油茶籽油识别能力后者更强,说明非线性模型更适于油茶籽油掺假判别。此外,两个模型的输入主成分数只有 8 个,对于模型的简化、操作时间的减少、快速识别目的的实现以及随后的便携式掺假油茶籽油检测设备的开发具有重要的意义。

3 结论

本研究利用近红外光谱技术采集了不同模拟掺假油茶籽油的光谱数据,比较不同的预处理方法和主成分数,进行了线性和非线性建模,结合线性和非线性建模方法,开展了油茶籽油掺假快速鉴别问题研究,结果表明:SD 联合线性判别分析 (SD - LDA)、SNV 联合人工神经网络 (SNV - ANN) 分别为最优线性和非线性模型,其训练识别准确率和交叉验证识别准确率分别为 96.67%、97.58% 和 100%、98.99%。SD - LDA 模型与 SNV - ANN 模型对纯油茶籽油识别能力相当,后者对掺假油茶籽油识别能力更强,说明非线性模型在油茶籽油掺假判别方面更具有优势。因此,SNV - ANN 可以更准确地鉴别油茶籽油是否掺假。

参考文献:

- [1] 曹国锋, 郭冰, 钟守贤. 茶叶籽油、油茶籽油与茶树油的鉴别[J]. 中国油脂, 2008, 33(8): 17 - 20.

- [2] 周伯川. 茶叶籽油与油茶籽油等油品的比较[J]. 农业机械, 2012(3): 26-27.
- [3] 黄连琴, 王兴进, 卢宗桂, 等. 基于脂肪酸和生育酚组成的油茶籽油掺假判别可行性分析[J]. 中国油脂, 2019, 44(1): 105-109.
- [4] 李悦, 高永道. 油茶的种植历史、食用历史[J]. 大众科学, 2020(12): 16-19.
- [5] 陈发伟. 基于系统动力学的茶油需求研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2020.
- [6] 应美蓉, 杜文凯, 章程, 等. 气相色谱法测定脂肪酸含量判定山茶油纯度[J]. 中国油脂, 2020, 45(1): 132-136.
- [7] 常颖萃. 基于气相色谱法的福建油茶籽油真伪鉴别[J]. 福建林业科技, 2019, 46(2): 30-34.
- [8] 吴翠蓉, 柴振林, 杨柳, 等. SPME-GC-MS测定山茶油掺假[J]. 江西农业科学, 2015, 43(4): 305-308.
- [9] 周波, 孙亚娟, 王进英, 等. 茶油挥发性成分指纹图谱的构建及掺伪定量检测方法研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2017, 37(9): 118-123.
- [10] RUBSB S, RIZWANII G H, BAHADUR S, et al. Determination of the GC-MS analysis of seed oil and assessment of pharmacokinetics of leaf extract of *Camellia sinensis* L. [J]. J King Saud Univ Sci, 2020, 32(7): 3138-3144.
- [11] 田潇潇. 茶油主要营养成分分析与质量评价[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2018.
- [12] ZHU M T, SHI T, GUO Z Y, et al. Comparative study of the oxidation of cold-pressed and commercial refined camellia oil during storage with ^1H and ^{31}P NMR spectroscopy [J/OL]. Food Chem, 2020, 321: 126640 [2021-06-20]. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2020.126640>.
- [13] 石婷, 陈倩, 闫小丽, 等. 核磁共振氢谱结合化学计量学快速检测掺假茶油[J]. 食品科学, 2018, 39(22): 241-248.
- [14] 罗凡, 费学谦, 沈丹玉, 等. 加热前后油茶籽油气味特征变化的规律研究[J]. 中国油脂, 2018, 43(5): 21-27.
- [15] 海铮, 王俊. 基于电子鼻山茶油芝麻油掺假的检测研究[J]. 中国粮油学报, 2006, 21(3): 192-197.
- [16] 张航. 基于味觉特征的棕榈油产地及掺杂甄别技术研究[D]. 海口: 海南大学, 2013.
- [17] 李桂仙, 李晔, 张春丹. 基于脂肪酸谱法分析山茶油掺伪[J]. 食品工业科技, 2019, 40(22): 277-281.
- [18] AGBONKONKON N, WOJCIECHOWSKI G, ABBOTT D A, et al. Faster, reduced cost calibration method development methods for the analysis of fermentation product using near-infrared spectroscopy (NIRS) [J/OL]. J Ind Micr Biotechnol, 2021, 48(5/6): kuab033 [2021-06-20]. <https://doi.org/10.1093/jimb/kuab033>.
- [19] YANG B, CHEN C, CHEN F F, et al. Identification of cumin and fennel from different regions based on generative adversarial networks and near infrared spectroscopy [J/OL]. Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc, 2021, 260: 119956 [2021-06-20]. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2021.119956>.
- [20] LENG T, FENG L, CHEN Y, et al. Fast quantification of total volatile basic nitrogen (TVB-N) content in beef and pork by near-infrared spectroscopy: comparison of SVR and PLS model [J/OL]. Meat Sci, 2021, 180: 108559 [2021-06-20]. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2021.108559>.
- [21] RICHTER J, KESSLER A, WEBER T, et al. Developing and testing a new quantitative near infrared spectroscopy online tracking measuring system for soil detection during automatic dishwashing [J]. J Near Infrared Spec, 2021, 29(3): 179-187.
- [22] 郭文川, 朱德宽, 张乾, 等. 基于近红外光谱的掺伪油茶籽油检测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(9): 350-357.
- [23] 荣菡, 甘露菁, 王磊. 基于近红外光谱的茶油掺伪快速检测方法的研究[J]. 中国调味品, 2019, 44(12): 144-147, 154.
- [24] 俞雅茹. 芝麻油和油茶籽油掺伪近红外光谱法检测研究[D]. 武汉: 武汉轻工大学, 2018.
- [25] 赵杰文, 林颖. 食品、农产品检测中的数据分析和处理方法[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- [26] 褚小立. 近红外光谱分析技术实用手册[M]. 北京: 机械工业出版社, 2016: 1-13.
- [27] HAN J, SUN R, ZENG X, et al. Rapid classification and quantification of camellia (*Camellia oleifera* Abel.) oil blended with rapeseed oil using FTIR-ATR spectroscopy [J/OL]. Molecules, 2020, 25(9): 2036 [2021-06-20]. <https://doi.org/10.3390/molecules25092036>.
- [28] WANG F, SAHANA M, PAHLEVANZADEH B, et al. Applying different resampling strategies in machine learning models to predict head-cut gully erosion susceptibility [J]. Alex Eng J, 2021, 60(6): 5813-5829.