DOI: 10.19812/j.cnki.jfsq11-5956/ts.20251126004
引用格式: 张越, 张佳琳, 姚志轶, 等. 高值植物油产地溯源检测技术研究进展—以山茶油、橄榄油为例[J]. 食品安全质量检测学报, 2026, 17(10): 66–75.
ZHANG Y, ZHANG JL, YAO ZY, *et al*. Research progress on origin traceability detection technology for high-value edible vegetable oils: A case study of camellia oil and olive oil [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2026, 17(10): 66–75. (in Chinese with English abstract).

高值植物油产地溯源检测技术研究进展—以山茶油、橄榄油为例

张 越[1,2], 张佳琳[1,3], 姚志轶[2], 张紫娟[1,3*]

[1. 国家食品安全检验检测技术研究中心, 北京 100045; 2. 中国农业大学食品科学与营养工程学院, 北京 100083; 3. 国家市场监督管理总局重点实验室(食品质量与安全), 北京 100045]

摘 要: 高值食用植物油(如山茶油和橄榄油)因具有独特的营养价值和经济属性, 其产地真实性备受市场关注, 但产地虚标与掺假问题频发, 严重影响了地理标志产品的保护与产业发展。目前, 近红外光谱、电感耦合等离子体质谱、稳定同位素比质谱、脂肪酸组成分析及电子鼻等技术已广泛应用于油脂产地鉴别, 而多源数据融合结合机器学习方法相较于单一技术表现出更高的准确性与鲁棒性。本文系统总结了上述检测技术在高值植物油产地溯源中的研究进展, 重点剖析了当前研究存在的主要问题: 即现有研究多集中于跨国或跨省的大尺度差异识别, 而针对县域及更小尺度产地的精细化溯源研究相对匮乏, 且缺乏统一的数据预处理标准与多源信息协同框架。基于此, 本文提出未来应致力于建立标准化预处理流程与共享数据库, 通过光谱、元素、同位素及挥发性组分等多维数据的深度融合与智能算法优化, 实现从小尺度产地精准鉴别到动态验证的跨越。构建集数据管理、特征比对与模型推理于一体的智能化溯源平台, 将为保障产品真实性、提升监管效率及促进高值植物油产业可持续发展提供坚实的技术支撑。

关键词: 山茶油; 橄榄油; 产地溯源; 化学计量学; 机器学习; 数据融合

Research progress on origin traceability detection technology for high-value edible vegetable oils: A case study of camellia oil and olive oil

ZHANG Yue[1,2], ZHANG Jia-Lin[1,3], YAO Zhi-Yi[2], ZHANG Zi-Juan[1,3*]

(1. *China National Research Center for Food Safety Inspection and Testing*, *Beijing* 100045, *China*;
2. *College of Food Science and Nutritional Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*;
3. *Key Laboratory of Food Quality and Safety*, *State Administration for Market Regulation*, *Beijing* 100045, *China*)

ABSTRACT: High-value edible vegetable oils, such as camellia oil or olive oil, have drawn much attention from the market for their authenticity of origin due to their unique nutritional value and economic attributes. However, issues

收稿日期: 2025-11-26
基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFF1104702)
第一作者: 张越(2002—), 男, 主要研究方向为食品真实性检测。E-mail: x614637304@163.com
***通信作者:** 张紫娟(1974—), 女, 博士, 副研究员, 主要研究方向为食品安全和食品真实性检测。E-mail: zhang_zijuan@163.com

like fraudulent origin labeling and adulteration have severely compromised the protection of geographical indication products and industry development. Currently, discriminant techniques, including near-infrared spectroscopy, inductively coupled plasma mass spectrometry, stable isotope ratio mass spectrometry, fatty acid profiling and electronic nose, *etc*., have widely been applied for origin traceability. Multisource data fusion combined with machine learning has demonstrated superior accuracy and robustness compared to single-technique approaches. This article systematically summarized the research progress of the aforementioned detection technologies in the traceability of high-value vegetable oils. It also focused on analyzing the main problems existing in the current research: Most of the existing studies concentrated on the identification of large-scale differences across countries or provinces, while there was a relative lack of detailed traceability research at the county-level and smaller scales, and there was also a lack of unified data preprocessing standards and a multi-source information collaboration framework. Based on this, this paper proposed that in the future, efforts should be made to establish standardized preprocessing procedures and shared databases. Through the deep integration of multi-dimensional data such as spectra, elements, isotopes and volatile components, as well as the optimization of intelligent algorithms, a leap from precise identification of small-scale production areas to dynamic verification should be achieved. The construction of an intelligent traceability platform integrating data management, feature comparison and model reasoning will provide solid technical support for ensuring product authenticity, improving regulatory efficiency and promoting the sustainable development of the high-value vegetable oil industry.

KEY WORDS: camellia oil; olive oil; origin traceability; chemometrics; machine learning; data fusion

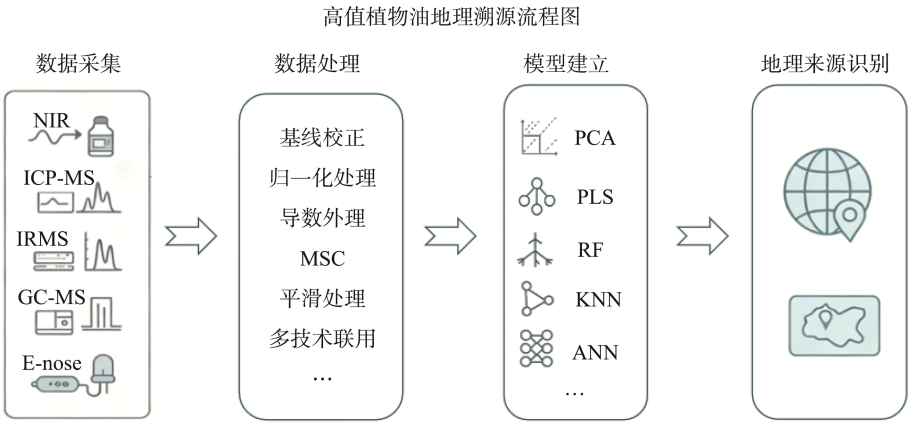
0　引　言

高值食用植物油因其独特的营养特性和健康益处, 在全球食品市场中占据重要地位。其中, 山茶油和橄榄油分别作为东西方高值油脂的代表, 分别被誉为“油中之王”和“液体黄金”。二者富含油酸、亚油酸等不饱和脂肪酸、维生素 E 及多种抗氧化活性物质, 具有显著的抗氧化和抗炎活性, 因此在食品、化妆品和医药领域得到广泛应用[1–4]。

随着市场需求的快速增长, 高值植物油的真实性和质量安全问题也日益受到关注。部分不法商家为牟取利润, 常通过掺入低值油品或虚标产地等方式进行造假, 严重影响产品的纯正性与市场信誉。对于具有显著地域特色的农产品, 如山茶油和橄榄油, 其产业发展也依赖地理标志(geographical indication, GI)保护。产地溯源体系可分为两种路径: (1)自生产端向产品端的记录/认证体系主导的追溯, 即以产地记录与认证体系为核心, 通过生产、加工、流通等环节的完整记录实现来源验证, 如地理标志产品的认证体系; (2)自产品端向生产端的技术主导的追溯, 通过检测分析产品特征标志, 即从终端产品出发, 通过理化或特征成分鉴别其产地。前者依赖可靠完整的信息记录、声誉信用和监督管理, 而后者则通过科学检测揭示产品本征属性, 上述两类均是当前食品真实性研究的发展方向。掺入低值油品或虚标产地的行为不仅损害消费者权益, 还扰乱市场秩序, 因此, 自产品端向生产端的产地溯源技术逐渐成为维护产品真实性与促进公平竞争的重要手段。该类方法通过分析油脂样品的光谱、元素、同位素、脂肪酸和挥发性成分等特征信息, 实现由产品端出发到产地溯源的科学判别, 为真实性验证与市场监管提供了关键技术支撑[5–8]。

近年来, 国内外学者对高值植物油的溯源研究持续关注, 相关分析技术和应用场景不断扩展。目前, 食用油产地溯源的方法已逐步形成一定流程: 近红外光谱(near-infrared spectroscopy, NIR)因其快速、无损的特点在山茶油和橄榄油研究中得到广泛应用[9–10]; 电感耦合等离子体质谱法(inductively coupled plasma-mass spectrometry, ICP-MS)、稳定同位素比质谱法(stable isotope ratio mass spectrometry, IRMS)、脂肪酸组成分析以及电子鼻(electronic nose, E-nose)等方法也已成为常用手段[11–13]。图 1 为高值植物油产地溯源的总体技术框架图, 概括了从样品数据采集、波谱/质谱/同位素/化学等特征信号的数据处理与特征提取, 到基于化学计量学或机器学习的建模与分类, 以及最终的地理来源识别与可视化展示。

尽管各类检测技术已在山茶油与橄榄油的产地鉴别中取得了进展, 但目前研究仍面临若干关键瓶颈: (1)现有研究多局限于跨国或跨省的大尺度差异识别, 针对县域及更小地理单元的精细化溯源研究相对匮乏, 难以满足地理标志产品精准保护的需求; (2)数据预处理、特征提取及建模流程缺乏统一标准, 且不同研究间样本采集和实验条件差异较大, 导致模型泛化能力不足, 结果的可比性与重复性受限; (3)多源信息融合与跨源数据协同研究仍处于起步阶段, 尚未形成系统化框架。鉴于此, 本文在系统总结山茶油与橄榄油产地溯源研究进展的基础上, 重点比较不同技术体系的应用特征与适用场景, 分析其优势与局限, 并



注：气相色谱-质谱法(gas chromatography-mass spectrometry, GC-MS)；主成分分析(principal component analysis, PCA)；偏最小二乘判别分析(partial least squares discriminant analysis, PLS-DA)；随机森林(random forest, RF)；k 近邻算法(k-nearest neighbors, KNN)；人工神经网络(artificial neural network, ANN)；多元散射校正(multiplicative scatter correction, MSC)。

图 1 高值植物油地理溯源技术框架图

Fig.1 Geographical traceability technology framework for high-value vegetable oils

针对小尺度产地鉴别的难点，探讨多源融合与标准化在提升模型稳健性方面的潜在作用。本文旨在梳理高值植物油产地溯源研究的关键进展与技术特征，为相关检测方法的规范化与应用提供参考。

1 鉴别模型

在高值植物油产地溯源研究中，化学计量学长期作为光谱与成分数据解析的统计学方法，为数据降维、特征提取及分类建模发挥了重要作用。早期研究主要依赖化学计量学模型，通过线性或多元统计分析揭示样品间的差异与关联。然而，随着检测手段的精细化和数据量的快速增长，单纯依靠线性模型已难以充分挖掘复杂体系中的高维、非线性关系。为应对这一挑战，新兴的机器学习及深度学习方法逐渐被引入到产地溯源研究中，实现从“线性关联分析”向“非线性特征学习”的转变。这一演进不仅拓展了化学计量学的模型种类，也显著提升了模型在多源数据融合、特征自动提取及跨产区迁移中的适用性与预测性能。

常用的鉴别模型主要包括两大类：无监督学习与监督学习。无监督学习，如 PCA 与层次聚类分析(hierarchical cluster analysis, HCA)可在无标签数据中进行降维与模式探索，帮助研究者识别样品间的聚类或分组趋势；而监督学习，如 PLS-DA、线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)、KNN 则通过训练集样本建立分类模型，对未知样品进行产地预测。随着机器学习及深度学习的引入，支持向量机(support vector machine, SVM)、RF、ANN 及卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)等模型逐步被应用于溯源研究，用以捕捉非线性特征并提升模型鉴别的准确率。这些模型能有效融合多维数据，提高分类精度与稳定性。表 1 列出了食用油产地溯源研究中常用的化学计量学或机器学习模型，包括其应用类型及建模特点，可为研究者在模型选择与数据解析中提供借鉴。

表 1 食用油产地溯源中常用的化学计量学与机器学习模型

Table 1 Common chemometric and machine learning models in edible oil geographical origin traceability

模型	建模特点
PCA	无监督降维，揭示样品间差异与聚类趋势
HCA	无监督聚类，展示样品相似性与分组结构
PLS-DA	适用于复杂与共线性数据的监督分类
OPLS-DA	通过正交化提升模型稳定性与分类性能
LDA	基于线性边界的监督分类，结构简单
KNN	多分类能力强，对异常值不敏感
SVM	处理高维与非线性数据表现优良
RF	集成学习，对复杂数据具有较强鲁棒性
BPANN	具备非线性学习能力，可建模复杂关系
CNN	自动提取多维特征，适用于复杂信号分类

注：正交偏最小二乘判别分析(orthogonal partial least squares discriminant analysis, OPLS-DA)；反向传播人工神经网络(backpropagation artificial neural network, BPANN)。

在具体的溯源技术中, 模型的选择需结合检测技术采集的数据特征加以考虑。以 NIR 为例, 由于每个样本含数千个波长分区, 变量维度高且相关性强, 故多采用 PCA 来用于初步特征提取和可视化样本分布, 帮助降低数据维度并判断不同产地样本是否有明显聚类; PLS-DA 或 OPLS-DA 等基于模型来关联光谱与产地信息, 并通过交叉验证筛选潜在变量数目。对于 ICP-MS 矿物元素分析得到的多元素指纹数据, 变量维度较中等, 常用 PCA、LDA 或者 SVM 等方法构建分类模型, 从多元素协同变化中提取区域特征, 将元素含量模式映射到产地类别。IRMS 通常只测得 C、N、H、O、S 等几个指标, 数据维度较低, 而且样本类别数量一般也有限, 故常采用 LDA 或 PLS 判别方法来区分产地。脂肪酸成分分析产生的变量量级中等, 但成分间存在内在的互补相关性, PCA、LDA 或 PLS-DA 可提取主成分或潜变量, 将不同地区油样的脂肪酸谱差异聚合表现用于分类。E-nose 利用气敏传感器阵列捕获样品的挥发性有机物信号, 由于信号易受噪声、基线漂移及传感器老化等因素影响, 通常需先进行基线校正、平滑去噪等预处理, 以提高数据稳定性。随后提取特征参数(如峰值、响应时间或稳态信号), 并可采用 PCA 等方法进行降维与模式可视化, 最终结合 SVM、ANN 或 RF 等分类模型, 实现样品的产地鉴别。

2　高值植物油的产地溯源技术

2.1　NIR

NIR 是通过检测波长范围在 780~2500 nm 的电磁辐射与样品中含氢官能团(X-H, X 可为 C、N、O、S、P 等)的相互作用, 获取有机成分的倍频或合频振动信息。由于具有检测速度快、不需进行过多的样品前处理和非破坏性测定等优势, NIR 在食用植物油产地溯源研究中得到了广泛应用, 对于常规食用植物油样品, NIR 的前处理通常仅包括将样品均质并置于适配的样品杯或比色皿中, 整个操作一般为台式或手持设备即可完成, 单样本处理时间通常约 1~10 min, 不需要复杂的化学提取或长时间浓缩步骤; 因此对操作人员的技术要求属于常规分析室培训即可胜任, 无需深厚的专业背景[14–16]。

在 NIR 分析中, 数据预处理是确保光谱数据质量与模型稳定性的关键环节。常见方法包括基线校正、归一化、卷积(Savitzky-Golay, SG)平滑、MSC、标准正态变量变换(standard normal variate, SNV)以及一阶或二阶导数等。这些方法能够消除仪器噪声与散射效应、增强谱峰分辨率, 从而有效提取与产地差异相关的关键信息, 为后续建模提供可靠输入[17–20]。在实际研究中, 这些方法往往并非单独使用, 而是根据样品特性与建模需求进行组合应用, 例如“SG 平滑+MSC”“MSC+一阶导数”等, 以进一步削弱散射干扰、突出化学信息并提高模型的稳定性与预测精度。这样处理后的光谱能够更清晰地呈现与产地差异相关的特征信息, 显著增强模型构建的有效性与判别能力。近红外光谱技术常用的预处理方法见表 2, 可为鉴别模型构建提供参考。

表 2　NIR 常用的预处理方法

Table 2　Common preprocessing methods used in NIR

方法	作用/效果
基线校正	去除背景漂移与系统噪声
归一化	将数据缩放至统一范围, 减少强度差异影响
SG 平滑	降低随机噪声, 同时保持光谱特征
MSC	校正散射效应及光程差异
SNV	减少散射与颗粒效应, 提高信号一致性
一阶导数	增强重叠峰分辨率, 去除基线漂移
二阶导数	突出微弱光谱特征, 降低基线影响

文韬等[21]采集了来自中国湖南、江西、安徽和浙江 4 个产区共计 156 份山茶油样品。在研究中通过 NIR 技术收集山茶油样品的光谱数据, 并对采集到的数据进行了多种预处理方法, 包括 SG 平滑、MSC、一阶导数和向量归一化。随后采用 PLS 提取最佳主成分, 构建 PLS 回归模型; 同时, 采用 PCA 和 PLS 提取最佳主成分, 作为 BPANN 输入变量, 构建 PCA-BPANN 和 PLS-BPANN 模型。其结果是 SG-PLS-BPANN 模型效果最佳, 在山茶油产地判别中的训练集准确率达到 98.15%, 验证集准确率为 95.83%。陈永明等[22]收集了来自土耳其、意大利和西班牙的 120 个橄榄油样品(各 40 个), 利用近红外光谱数据进行产地识别。研究中采用遗传算法(genetic algorithm, GA)对光谱波长进行优化选择, 即通过模拟生物进化中的“选择—交叉—变异”过程, 筛选出对分类贡献度最高的特征波段, 从而降低冗余信息并提高模型的判别效率。随后结合 BPANN 建立分类模型, 实现了 3 个产区橄榄油样品的 100%准确识别, 显著优于未进行波长优化的模型。GALTIER 等[23]则对 125 个具有注册产地保护(registered designation of origin, RDO)认证的法国橄榄油样品进行分析, 研究通过 PLS 提取光谱特征, 并采用 PLS-DA 建立分类模型, 实现了不同产区橄榄油样品的准确区分。模型结果表明, NIR 光谱信号能够有效反映油样中微量组分与地理来源之间的系统差异, 分类准确率达 100%, 显示出近红外光谱在橄榄油原产地鉴别中的高灵敏性与稳定性。进一步的回归系数分析揭示, 光谱中与 C-H 及 O-H 伸缩振动相关的特征波段对判别贡献较大, 表明样品化学组成变化与地理来源存在显著相关性。

尽管在高值植物油研究中, NIR 的应用受到复杂且重叠的光谱特征的限制, 导致对单一成分的解析能力不足, 但其高效和非破坏性特点, 使其成为产地溯源研究中最重要的技术之一[24–26]。

2.2 ICP-MS

ICP-MS 能够对样品中的金属元素(如 Na、K、Ca、Cu、Fe、Zn)和非金属元素(如 P、S、Se、I 等)以及稀土元素等多种元素进行高灵敏度检测。结合化学计量学或机器学习方法, 可建立基于元素特征的产地溯源分类模型[27–28]。通常需要先对样品进行消解以去除有机质, 再通过外标法及内标元素(如 Y、Rh)校正实现定量。该方法的检出限可低至 ng/kg 水平, 且具有良好的重复性(相对标准偏差 2%~15%)[29]。

在山茶油溯源研究中, ICP-MS 已成功用于基于元素特征的产地判别。例如, 丁明等[30]在对浙江省特色林产品的研究中, 利用 ICP-MS 测定了来自浙江、湖南、贵州、广西、江西、福建和海南等省份 118 个山茶油样品中的 16 种稀土元素(Ce、Dy、Er、Eu、Gd、Ho、La、Lu、Nd、Pr、Sc、Sm、Tb、Tm、Y 和 Yb)含量。结果显示, 不同产区在 Y、La 和 Ce 含量上存在显著差异(P<0.05), 而 Nd 和 Sm 在不同地区间无明显差异。研究团队基于这些稀土元素特征建立了 LDA 模型, 其判别准确率为 76.9%~96.4%, 交叉验证准确率为 72.4%~96.4%, 并通过外部数据集验证了其在产地鉴别中的实用性。在橄榄油研究中, NASR 等[31]共采集了 25 个橄榄油样品, 包括来自突尼斯不同产区的 16 个当地加工包装油, 以及 9 个来自土壤条件差异显著的果园的自榨油。研究通过 ICP-MS 分析了其中 17 种元素(V、Cr、Co、Ni、Ba、Rb、Sr、Cd、Pb、As、Mg、Mn、Zn、Ni、Sr、Cu、Fe 等), 并结合 PCA 成功区分了突尼斯、西班牙和法国橄榄油, 准确率为 100%, 其中 Cu、Cr、Mn、Zn、V 和 Fe 被鉴定为主要特征变量。

2.3 IRMS

IRMS 通过测定油脂样品中碳($^{13}C/^{12}C$)、氮($^{15}N/^{14}N$)、氧($^{18}O/^{16}O$)、氢(D/H)等稳定同位素比值, 揭示其所处环境(气候、水源等)的特征, 从而形成独特的地理信息。因此, IRMS 在农产品真实性鉴别与溯源中得到广泛应用[32–35]。对于食用植物油而言, 其同位素组成能够真实反映油料作物生长过程中的气候、环境条件。为了提升判别精度, IRMS 常与多元素分析相结合, 因为矿质元素浓度能够反映土壤和水分条件, 从而提供补充性的环境信息。稳定同位素与元素特征的联合分析可构建多维度指纹, 比单一同位素信息更具区分力。同时, 研究中常结合 PCA、LDA 以及其他机器学习算法进行数据融合与解读, 以提高模型的稳健性、降低误判率, 并增强不同产区之间模型的可迁移性。

例如, FU 等[36]以海南油茶籽油为研究对象, 共采集 120 份样品(其中海南产区 70 份, 其他产区 50 份, 包括广东 4 份、广西 6 份、浙江 12 份、湖南 7 份、江西 12 份和福建 9 份), 将稳定同位素比值与矿质元素特征相结合, 并采用 CNN 进行产地识别。结果显示, 海南与非海南产油样实现了有效区分, 分类准确率达到 98.57%。LUČIĆ 等[37]采集了来自克罗地亚 3 大主产区的 114 个特级初榨橄榄油样品(包含 38 个品种, 每个样品均进行 3 次平行测定), 通过测定 $^{13}C/^{12}C$ 值并结合 LDA 与 KNN 算法, 实现了对克罗地亚及亚得里亚海沿岸地区橄榄油的高灵敏度区分, 预测准确率最高可达 88.8%。NASR 等[38]利用 IRMS 分析了来自突尼斯、西班牙和法国的 25 个橄榄油样品, 测定了氢(D/H)、碳($^{13}C/^{12}C$)、氧($^{18}O/^{16}O$)及锶($^{87}Sr/^{86}Sr$)同位素比值。结果显示, 这些同位素标记与当地地质和气候条件密切相关。结合 PCA 和 LDA, 研究成功区分了三国产区的橄榄油, 预测准确率高达 96%。这些报道均可体现同位素指纹在产地溯源中的可靠性和实用性。

2.4 脂肪酸组成分析

脂肪酸组成是评价植物油品质的重要指标, 其丰度分布不仅受环境因素影响, 还与品种差异密切相关。已有研究表明, 脂肪酸谱可用于建立多元统计模型, 实现地理来源的判别, 并在橄榄油与山茶油的产地识别中均取得了成功应用[39–40]。常用的检测方法为 GC-MS, 通过测定油酸、棕榈酸、亚油酸等标志性脂肪酸的相对含量, 并结合化学计量学建模, 建立有效的溯源方法[41–42]。

例如, DOU 等[43]共采集了 161 个油样, 来自浙江(ZJ, 常山 98 份)、江西(JX, 玉山 10 份, 婺源 7 份)、湖南(HN, 浏阳 10 份、长宁 3 份、安仁 3 份)和湖北(HB, 恩施 30 份)等产区。利用 GC-MS 分析了常山及其他地区山茶油的脂肪酸组成, 结果显示样品中主要脂肪酸包括油酸(C18:Ln9c)、棕榈酸(C16:0)、硬脂酸(C18:0)等, 结合单分类模型[如数据驱动独立类建模(data-driven soft independent modeling of class analogy, DD-SIMCA)]与 OPLS 进行判别。同时测定了 15 种矿质元素(Mg、Mn、Fe、K、Ca 等), 发现常山山茶油在 Mn 和 Fe 含量上具有显著差异(P<0.05)。研究采用 PCA 提取关键特征, 并通过 DD-SIMCA 模型基于得分距离(score distance, SD)与正交距离(orthogonal distance, OD)设定分类阈值, 从而降低了非目标样品的误判率, 尤其在掺假检测中表现突出。常山山茶油油酸(C18:Ln9c)平均相对含量高于湖北山茶油, 但低于湖南和江西山茶油。常山山茶油棕榈酸(C16:0)的平均相对含量低于湖北山茶油, 但高于湖南和江西山茶油。常山山茶油硬脂酸(C18:0)的平均相对含量高于其他产地山茶油。该方法对常山及其邻近省份的山茶油分类准确率达 100%, 显示出较强的判别能力。与传统的 PLS-LDA 相比, DD-SIMCA 和 OPLS 等单分类模型无需收集所有潜在产地的样品, 因此更具实际应用价值。在橄榄油的产地溯源研究中, HLIMA 等[44]以突尼斯沿海 4 个主要产区(Sfax、Beja、Gabes 和 Medenine)的 3 种代表性橄榄品种(Chemlali、Chetoui 和 Zarrazi)为研究对象, 利用 GC 分析了其脂肪酸和酚酸组成, 并结合 PCA 与 HCA

模型进行了综合判别分析。结果显示, 不同品种及产区橄榄油的质量指标与脂肪酸含量存在显著差异(P<0.05)。其中脂肪酸谱信息在产地判别中最具区分度, 南部地区的 Zarrazi 品种(Gabes 与 Medenine)具有较优的脂肪酸组合和较好的抗氧化稳定性, 而北部 Beja 产区的 Chemlali 品种则因富含酚酸类化合物表现出较高的抗氧化能力。研究表明, 脂肪酸组成较酚酸成分更适用于橄榄油的地理来源识别, 其差异主要受到气候条件与产区环境的共同影响。

2.5　E-nose

E-nose 是一类模拟人类嗅觉系统的检测装置, 通常由气体阵列传感器与模式识别系统组成。该技术能够对样品中挥发性有机化合物(volatile organic compounds, VOCs)的整体气味特征进行快速、无损分析, 从而实现不同产地油脂的区分。与色谱和质谱相比, E-nose 虽然在化合物的定性与定量能力上存在不足, 但因其检测速度快、操作简便、无需复杂样品前处理而在溯源研究中展现出较大潜力[45]。

在橄榄油的产地与认证识别中, NUNO 等[46]采用 E-nose 技术对葡萄牙 3 种具有原产地名称保护(protected designation of origin, PDO)的橄榄油“Azeite do Alentejo Interior”“Azeites da Beira Interior” 和 “Azeite de Trás-os-Montes”进行了挥发性成分与嗅觉特征分析。结果表明, 3 类样品中共鉴定出 7 类挥发性物质, 其中醛类含量最高(5.63 mg/kg), 其次为烃类(2.92 mg/kg)和醇类(2.79 mg/kg)。“Azeites da Beira Interior”橄榄油的总挥发物含量最高(18.2 mg/kg±4.6 mg/kg), 其香气特征与产地认证密切相关。研究中检测到 10 种正向嗅觉感受, 并发现产地对果香、苹果香、番茄香以及干草、青草香等强度具有显著影响(P<0.05)。其中, “Azeite do Alentejo Interior”样品以成熟果香为主, “Azeite de Trás-os-Montes”样品以青果香为主, 而“Azeites da Beira Interior”兼具两种香型。通过 E-nose 建立的挥发性气味指纹结合 PCA、LDA 模型, 实现了对 3 种 PDO 橄榄油的区分, 预测准确度达 98.5%。此外, 基于多元线性回归模型(multiple linear regression, MLR), 该系统可准确预测主要挥发性化合物类别的浓度(r^2 ≥ 0.923±0.101)。PENG 等[47]采集了 360 个油茶籽油样品, 其中常山县样品 120 个, 采用快速 GC 结合 E-nose 技术对样品挥发性成分(如油酸与棕榈酸衍生物)进行检测。通过优化样品前处理条件(包括溶剂选择与孵育温度等), 确保测定结果的稳定性与重复性。研究建立了多种数据分析模型, 包括 PCA、LDA、判别函数分析(discriminant function analysis, DFA)和 PLS-DA, 并系统比较其判别性能。结果表明, PCA 与 DFA 能够清晰区分常山地区样品与其他产区样品, 预测准确率为 89%; LDA 模型在校正集与预测集中的分类准确率均达到 100%, 显示出较高的稳健性与泛化能力; PLS-DA 模型测试集与验证集的准确率则分别达到了 100%与 95%。这些模型均可表明 E-nose 技术在油茶籽油产地溯源中的有效性。该方法无需复杂前处理, 检测时间短、成本低, 适合 GI 产品的快速识别与现场筛查, 为便携式检测设备的开发提供了理论依据。

2.6　多技术集成

多种分析技术的集成能够实现对食用植物油更加全面的表征, 有效克服单一方法的局限性。通过整合不同数据源, 多模态信息融合可发挥互补优势, 显著提升分类的稳健性, 这在地理来源鉴别中尤为重要。

BONTEMPO 等[48]将 IRMS 技术应用于橄榄油产地溯源研究, 构建了基于完整油脂基质的稳定同位素比和脂肪酸组分的双层特征的鉴别方法。120 个测试样品分别是来自欧盟(意大利、西班牙、希腊)与非欧盟(突尼斯、土耳其、摩洛哥)主要产区的特级初榨橄榄油, 通过 IRMS 分析其整体油脂的 D/H、$^{13}C/^{12}C$ 与 $^{18}O/^{16}O$ 同位素比值, 同时结合气相色谱-燃烧-同位素比质谱法(gas chromatography-combustion-isotope ratio mass spectrometry, GC-C-IRMS)对亚油酸(C18:2)、油酸(C18:1)、棕榈酸(C16:0)与硬脂酸(C18:0)的同位素比值进行了测定。橄榄油样品的 H 与 ^{18}O 值与当地水源和气候条件(降水量与蒸发强度)显著相关, 而 ^{13}C 值则反映了橄榄树的光合作用类型及光照水平差异。基于同位素比值结果发现, 非欧盟地区(如北非)的橄榄油样品整体上呈现较高的 $\delta^{13}C$ 与 δH 值, 反映出其干旱气候与强蒸散作用对同位素分馏的影响; 而欧盟样品则具有相对较低的 $\delta^{13}C$ 与 δH 值, 对应较为温和湿润的地中海气候。在脂肪酸组成中, 研究发现不同地区油样中各脂肪酸的同位素比值存在明显区分, 尤其是油酸与亚油酸的 ^{13}C 值差异最为显著。通过对整体油样与脂肪酸同位素数据进行 PCA 与 LDA, 模型成功区分了欧盟与非欧盟产区样品, 判别准确率达 95.2%。特征贡献分析显示, 油酸的 ^{13}C 与整体油样的 H 是区分不同产区的关键变量, 二者共同反映了环境温度、水分状况及光照强度的综合效应。该研究表明, 将整体油脂与其组分脂肪酸的同位素信息联合使用, 可有效增强地理来源判别的稳定性与解释性, 为高值食用油产地溯源提供了更为详细的同位素比信息。DENG 等[49]提出了一种脂肪酸与 NIR 相结合的方法。研究共收集中国湖南、江西、广西和福建 4 个主产区的 192 份山茶油样品, 利用 GC 定量分析 16 种脂肪酸, 经方差分析(analysis of variance, ANOVA)筛选出 11 种具有显著地域差异的成分(P<0.05)。随后获取 10000~4000 cm^{-1} 波段的 NIR, 并经过 SG 平滑和一阶导数等预处理。研究建立了 SVM 和 CNN 模型, 其中基于脂肪酸的 SVM 模型准确率为 97.08%, 基于 NIR 的 CNN 模型准确率为 97.92%; 当 NIR 与脂肪酸指纹两类数据融合后, CNN 模型准确率进

一步提升至 98.75%。结果表明, 多源信息融合在复杂地理背景下的产地鉴别中具备明显优势。表 3 列出了单一脂肪酸指纹分析与脂肪酸-NIR 联合分析在方法构建、模型类型、准确率及优势方面的差异, 从表 3 中可以看出, 脂肪酸-NIR 联合分析在模型准确率(由 97.08%增至 98.75%)与稳定性方面均优于单一脂肪酸指纹分析。这一结果进一步验证了多技术检测信息融合在不同地理背景下的油脂产地溯源中的潜力, 为多技术协同应用提供了实验依据。

表 3 脂肪酸指纹与脂肪酸-NIR 联合分析的比较

Table 3 Comparison of fatty acid fingerprinting and combined analysis of fatty acid-NIR

	脂肪酸指纹分析	脂肪酸-NIR 联合分析
方法	GC-MS	GC 分析和 NIR
模型	PCA、LDA、DD-SIMCA、OPLS	SVM、CNN(融合数据)
准确率/%	97.08	98.75
优势	组成标志物明确, 适合掺假检测	信息互补, 鲁棒性与准确性更高
局限性	耗时, 存在组成重叠	预处理复杂, 数据需求量大

3 讨论与展望

3.1 不同检测技术优势与局限

表 4 汇总了当前高值植物油产地溯源中常用方法的性能比较。总体来看, 各技术在分类准确率上均有不俗表现, 但在应用条件和数据处理复杂度上存在较大差异。NIR 作为快速、无损的检测手段, 在样本量大且差异显著的场景中往往能取得较高准确率。例如, 对 156 份不同省份山茶油进行 NIR 建模时, 测试集和验证集的准确率分别达到 98.15%和 95.83%[21]; 对 120 份来自土耳其、意大利和西班牙的橄榄油样本, NIR 结合神经网络可实现 100%正确分类[22]。这些结果说明 NIR 在相隔较远的样品产地溯源中表现优异, 但 NIR 检测的数据所得变量远超过样品量, 由此引发的过拟合风险可能使模型分类性能下降, 泛化能力受限。ICP-MS 和 IRMS 可提供元素或同位素指纹, 反映土壤、水源和气候特征, 其分类准确率总体位于中高水平(通常 80%以上), 但需要复杂的前处理和昂贵的仪器。脂肪酸组成分析和 E-nose 则分别基于化学成分和挥发物信息进行分类, 在报道的研究中也表明准确率较高。例如, 对 161 份山茶油的脂肪酸成分进行分析, 报告了 100%的分类准确率[43]; 基于 E-nose 对橄榄油进行 PDO 产区辨别, 准确率

表 4 不同产地溯源技术的比较汇总

Table 4 Comparison and summary of traceability technologies from different origins

检测方法	样品	产地来源	范围	建模方法	主要结果	来源
NIR	156 份山茶油	湖南、江西、安徽、浙江	跨省	SG-PLS-BPANN-DA	校正集准确率 98.15%, 验证集 95.83%	[21]
NIR	120 份橄榄油	土耳其、意大利、西班牙	跨国	BPANN	三国样品 100%正确分类	[22]
NIR	135 份橄榄油	法国 PDO 产区	同国	PLS-DA	PDO 油与商业油 100%区分	[23]
ICP-MS	118 份山茶油	浙江、湖南、贵州、广西、江西、福建、海南	跨省	LDA	判别准确率 76.9%~96.4%	[30]
ICP-MS	25 份橄榄油	突尼斯、西班牙、法国	跨国	PCA	成功区分三国产区	[31]
IRMS	120 份山茶油	海南及广东、广西、浙江、湖南、江西、福建	跨省	CNN	分类准确率 98.57%	[36]
IRMS	114 份橄榄油	克罗地亚三产区	同国	PCA、LDA	预测准确率最高 88.8%	[37]
IRMS	25 份橄榄油	突尼斯、西班牙、法国	跨国	PCA、LDA	区分三国产区, 准确率 96%	[38]
脂肪酸组成	161 份山茶油	浙江、江西、湖南、湖北	跨省	DD-SIMCA、OCPLS	分类准确率 100%, 掺假检测优	[43]
脂肪酸组成	3 种橄榄油	突尼斯沿海四产区	同国	PCA、HCA	显著区分品种与产地	[44]
E-nose	3 种 PDO 橄榄油	葡萄牙三产区	同国	PCA、LDA	判别准确率 99.7%	[46]
E-nose	360 份山茶油	常山 PGI 与其他省份	跨省	PCA、LDA、DFA、PLS-DA	LDA 预测准确率 95%, 判别速度小于 30 min	[47]
IRMS-脂肪酸	120 份橄榄油	欧盟与非欧盟	跨国	PCA、LDA	分类准确率 95.2%	[48]
脂肪酸-NIR	192 份山茶油	湖南、江西、广西、福建	跨省	SVM、CNN	数据融合后 CNN 准确率 98.75%	[49]

高达 99.7%[46]。然而, 脂肪酸分析依赖 GC, 耗时且成分可能重叠; E-nose 虽然检测快速, 却易受传感器漂移和环境条件影响。总体而言, 各单一技术均需结合化学计量学或机器学习模型(如 PCA、PLS-DA、SVM、RF、CNN 等)来处理高维数据进行分类。不同方法的共性是都可达到较高的分类准确率, 但差异在于操作便捷性和数据维度: NIR 光谱和 E-nose 信号数据维度高, 需进行数据预处理; ICP-MS 或 IRMS 产生的数据维度相对较低, 但需要复杂的样品预处理和校准标准物质; 多源融合后数据量和维度更高, 处理复杂度提高。此外, 这些技术普遍面临准确率波动和缺乏统一流程的问题[50–51]。

多技术融合策略表现出更高的分类性能, 但适配性和复杂度问题也更加突出。例如, 将脂肪酸组成和 NIR 数据进行融合后, 采用 CNN 建模, 可以实现 98.75%的分类准确率[49]。利用 IRMS 结合脂肪酸分析, 采用 PCA、LDA 模型对欧盟与非欧盟产地橄榄油进行识别, 也获得了 95.2%的准确率[48]。这些准确率高于单一数据源的结果, 体现了多源信息互补的优势。然而, 多技术融合要求同时获取并预处理多种类型数据, 其模型训练过程更加复杂, 且可能出现过拟合或数据校准误差累积等问题。因此, 尽管融合方法在分类上更为强大, 但在实际应用中需权衡仪器成本、数据量和算法复杂度, 以确保模型的可靠性和稳定性。

值得注意的是, 通过对表 4 中各研究案例的“产地来源”与“范围”进行深入分析可以发现, 已发表的高值植物油溯源研究普遍存在空间尺度较大的特征。如表 4 所示, 绝大多数研究模型是针对“跨国”(如土耳其、意大利与西班牙; 突尼斯、西班牙与法国)或“跨省”(如湖南、江西、安徽与浙江; 浙江、湖南、贵州等)的大尺度地理差异进行的。在这些研究中, 由于产地间地理距离较远, 气候、土壤及种植环境差异显著, 指纹信息区分度大, 因此模型往往能获得较高的分类准确率。然而针对于地理标志产品保护而言, 其主要挑战往往在于区分核心产区与其邻近非核心产区的同类产品, 而邻近区域具有高度相似的微气候与地质条件, 导致油脂内部化学成分与指纹特征趋同, 现有的基于大尺度差异构建的鉴别模型在面临此类高相似度样本时, 其分辨率与判别效能可能面临严峻挑战。因此, 如何提升检测技术在小尺度地理单元上的空间分辨能力, 是当前溯源研究亟待突破的难点, 也是实现从“广域识别”迈向“精准溯源”的关键所在。

3.2　展　望

未来研究可以从以下几个方面展开:

(1)探索小尺度产地溯源研究。尽管现有技术在跨省或跨国的大尺度产地鉴别中已趋于成熟, 但针对同一地理标志保护区内(如县域甚至乡镇级别)的精细化溯源研究仍是当前的薄弱环节。现有模型多基于显著的气候或土壤差异建立, 难以有效区分地理位置邻近、环境条件趋同的细分产区, 特别是获批的地理标志产品的核心产区。未来研究应致力于提升空间分辨率, 一方面, 可增加核心产区内的采样密度, 扩充指纹图谱库信息; 另一方面, 应重点挖掘对微环境变化敏感的特征因子(如稀土元素分馏模式、稳定同位素比值及特异性挥发物), 并结合地理信息引入高精度的气象与土壤元数据。通过建立“环境-成分”相关联的微观溯源模型, 解析微地形、微气候及栽培模式对油脂品质的特异性影响, 从而实现从“广域识别”向“精准溯源”的迈进, 为地理标志产品的精准保护及地方特色品牌的差异化评价提供有力地技术支撑。

(2)数据融合标准与共享数据库建设。当前, 多源数据融合缺乏统一的质量标准与格式规范, 导致模型可复现性不足。未来应构建开放共享的多技术油脂特征数据库, 涵盖光谱、元素、同位素、成分及挥发物等多维特征信息, 并在此基础上形成较为规范的数据处理与整合流程[52]。这不仅可支撑模型的可验证性, 也能为多研究机构共享训练数据提供基础, 促进不同实验室之间的数据互认与算法迁移, 提高模型在跨平台、跨设备条件下的适用性。

(3)模型可迁移性与跨区域适应性。现有模型往往依赖特定样本集, 在不同地区或年份间表现不稳定。未来应通过跨区域样本扩充、迁移学习及领域自适应算法, 提升模型的泛化能力与稳健性。同时, 应探索如何将气候、地质、地形等环境元数据引入模型结构中, 实现多维信息的综合表达, 以提高对小尺度环境差异的敏感度。

(4)智能溯源平台与标准化体系建设。针对高值植物油从产品端追溯产地的核心需求, 未来研究应建立以反向信息解析为核心的智能化溯源体系。该体系以终端油脂样品的多维特征数据为起点, 通过整合光谱、元素、同位素及挥发物等信息, 借助机器学习算法实现产地特征的反演分析与动态验证[53]。在此基础上, 可构建集数据管理、特征比对、模型推理与结果反馈于一体的智能溯源平台, 实现“样品识别—特征匹配—产地定位—模型自校准”的闭环流程。与此同时, 标准化建设是确保系统可靠性的关键, 应制定涵盖样品采集、数据格式、算法验证及结果解释的统一规范, 以提高模型的可比性与可移植性。监管机构与科研机构可共同推动标准的制定与验证, 通过权威认证与开放共享机制, 形成科学、可追溯、可验证的反向溯源标准体系。该体系的完善将为高值植物油的质量鉴别与产地保护提供技术支撑, 也为后续的市场监管和品牌建设奠定基础。

综上所述, 未来高值植物油产地溯源的研究将沿着“小尺度产地溯源、多源数据融合、模型智能优化与标准体系构建”4 条主线协同推进。随着光谱、元素、同位素及挥发性组分等多维数据的深度整合, 反向溯源模型将逐步从依赖单一检测向基于数据特征驱动的智能识别转变。通过

算法优化与模型自校正，可在小尺度范围内实现更高分辨率的产地鉴别，从而提升地理标志油料的准确识别能力与产业竞争力。同时，建立统一的数据标准与开放共享的溯源数据库，将为跨区域模型适配与结果验证提供基础支撑。数字化、智能化与标准化的体系建设，必将成为推动我国茶油等高值植物油实现质量可溯、品牌可信与国际化发展的关键路径。

4 结束语

高值植物油产地溯源研究经历了从单一理化指标分析到多技术协同应用的发展过程。当前，色谱、光谱、同位素、E-nose 及多组学等手段在原料识别与产地判别中均表现出较高的准确性与可靠性。随着数据挖掘和新的模型的引入，研究重点逐渐由特征提取向多维数据融合、智能识别和模型优化转变，推动了溯源技术从实验室研究向可应用的智能化方向发展。多技术融合不仅提升了鉴别准确度，也为复杂环境下的区域差异识别提供了新的解决思路。

然而，当前研究仍存在样本代表性不足、特征数据库不完善、模型泛化性有限等问题。未来应探索小尺度产地溯源研究，加强多源数据的标准化采集与共享，构建覆盖主要产区的参考样本体系，推动不同技术平台间的互补与融合。同时，应注重算法模型的可解释性与稳定性，以提升结果的可追溯性和行业可接受度。通过建立统一的评价体系与标准化流程，可进一步实现山茶油等高值食用油产地溯源技术的产业化与监管应用，为产品质量安全与地理标志保护提供科学支撑。

参考文献

[1] 周凡琳, 陈巩, 张团结, 等. 油茶籽油提取和包埋技术研究进展[J]. 食品科学, 2025, 46(6): 354–370.
ZHOU FL, CHEN G, ZHANG TJ, *et al.* Advances in extraction and encapsulation technologies for *Camellia* seed oil [J]. Food Science, 2025, 46(6): 354–370.

[2] XIAO X, HE LM, CHEN Y, *et al.* Anti-inflammatory and antioxidative effects of *Camellia oleifera* Abel components [J]. Future Medicinal Chemistry, 2017, 9(17): 2069–2079.

[3] YU J, YAN HQ, WU YG, *et al.* Quality evaluation of the oil of *Camellia* spp. [J]. Foods (Basel, Switzerland), 2022, 11(15): 2221.

[4] ZHANG F, ZHU F, CHEN B, *et al.* Composition, bioactive substances, extraction technologies and the influences on characteristics of *Camellia oleifera* oil: A review [J]. Food Research International, 2022, 156: 111159.

[5] LI J, QIAN J, CHEN J, *et al.* Recent advances of machine learning in the geographical origin traceability of food and agro-products: A review [J]. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 2025, 24(1): e70082.

[6] SHUAI M, PENG C, NIU H, *et al.* Recent techniques for the authentication of the geographical origin of tea leaves from *Camellia sinensis*: A review [J]. Food Chemistry, 2022, 374: 131713.

[7] DOU X, ZHANG L, YANG R, *et al.* Mass spectrometry in food authentication and origin traceability [J]. Mass Spectrometry Reviews, 2023, 42(5): 1772–1807.

[8] EL-SHEIKHA AF. Why the importance of geo-origin tracing of edible bird nests is arising? [J]. Food Research International, 2021, 150(Pt B): 110806.

[9] WANG S, ALTANER C, FENG L, *et al.* A review: Integration of NIRS and chemometric methods for tea quality control-principles, spectral preprocessing methods, machine learning algorithms, research progress, and future directions [J]. Food Research International, 2025, 205: 115870.

[10] FENG L, WU BH, ZHU SS, *et al.* Application of visible/infrared spectroscopy and hyperspectral imaging with machine learning techniques for identifying food varieties and geographical origins [J]. Frontiers in Nutrition, 2021, 8: 680357.

[11] NGUYEN QT, NGUYEN TT, LE VNH, *et al.* Towards a standardized approach for the geographical traceability of plant foods using inductively coupled plasma mass spectrometry (ICP-MS) and principal component analysis (PCA) [J]. Foods (Basel, Switzerland), 2023, 12(9): 1848.

[12] 檀慧芳, 张洋, 陈红兵, 等. 稳定同位素质谱技术及其在食品掺假检验及溯源中的应用研究[J]. 现代食品, 2024, 30(17): 119–122, 129.
TAN HF, ZHANG Y, CHEN HB, *et al.* Research on stable isotope mass spectrometry and its application in food adulteration detection and traceability [J]. Food Science and Technology, 2024, 30(17): 119–122, 129.

[13] GAO J, LI P, CHEN Z, *et al.* A survey on deep learning for multimodal data fusion [J]. Neural Computation, 2020, 32(5): 829–864.

[14] YANG Z, CAI L, HAN LJ, *et al.* Review of standards for near infrared spectroscopy methods [J]. Journal of Near Infrared Spectroscopy, 2021, 29(6): 313–320.

[15] 褚璇, 王伟, 赵昕, 等. 近红外光谱和特征光谱的山茶油掺假鉴别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(1): 75–79.
CHU X, WANG W, ZHAO X, *et al.* Detection of *Camellia oleifera* oil adulterated with sunflower oil with near infrared (NIR) spectroscopy and characteristic spectra [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(1): 75–79.

[16] 孙通, 吴宜青, 许朋, 等. 不同光程对山茶油掺假近红外检测精度的影响[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(7): 1894–1898.
SUN T, WU YQ, XU P, *et al.* Effect of optical length on detection accuracy of *Camellia* oil adulteration by near infrared spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(7): 1894–1898.

[17] ZHANG W, CHAMARA LK, WANG QJ, *et al.* A review of machine learning for near-infrared spectroscopy [J]. Sensors, 2022, 22(24): 9764.

[18] YANG W, XU W, YANG T, *et al.* Application of near-infrared spectroscopy and hyperspectral imaging combined with machine learning algorithms for quality inspection of grape: A review [J]. Foods, 2022, 12(1): 132.

[19] SHI T, ZHU M, CHEN Y, *et al.* ^{1}H NMR combined with chemometrics for the rapid detection of adulteration in camellia oils [J]. Food Chemistry, 2018, 242: 308–315.

[20] ROGER JM, MALLET A, MARINI F. Preprocessing NIR spectra for aquaphotomics [J]. Molecules, 2022, 27(20): 6795.

[21] 文韬, 郑立章, 龚中良, 等. 基于近红外光谱技术的茶油原产地快速鉴别[J]. 农业工程学报, 2016, 32(16): 293–299.
WEN T, ZHENG LZ, GONG ZL, *et al.* Rapid identification of geographical origin of *Camellia* oil based on near infrared spectroscopy

technology [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(16): 293–299.

[22] 陈永明, 林萍, 何勇. 基于遗传算法的近红外光谱橄榄油产地鉴别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(3): 671–674.
CHEN YM, LIN P, HE Y. Study on discrimination of producing area of olive oil using near infrared spectra based on genetic algorithms [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(3): 671–674.

[23] GALTIER O, DUPUY N, DREAU LY, *et al.* Geographic origins and compositions of virgin olive oils determinated by chemometric analysis of NIR spectra [J]. Analytica Chimica Acta, 2007, 595(1–2): 136–144.

[24] LUNA SA, SILVA DPA, PINHO SJ, *et al.* Rapid characterization of transgenic and non-transgenic soybean oils by chemometric methods using NIR spectroscopy [J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2013, 100: 115–119.

[25] 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]. Molecules, 2020, 25(9): 2036.

[26] GARCIA FJM. Potential of near-infrared spectroscopy for the determination of olive oil quality [J]. Sensors, 2022, 22(8): 2831.

[27] BUSTOS MRA. The role of ICP-MS in separation science [J]. Chromatographia, 2020, 83(2): 145–147.

[28] VEZZULLI F, FONTANELLA MCF, LUCCHINI M, *et al.* Specialty and high-quality coffee: Discrimination through elemental characterisation via ICP/OES, ICP/MS, and ICP/MS-MS of origin, species, and variety [J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2023, 103(9): 4303–4316.

[29] KILIC S, SOYLAK M. Determination of trace element contaminants in herbal teas using ICP-MS by different sample preparation method [J]. Journal of Food Science and Technology, 2020, 57(3): 927–933.

[30] 丁明, 刘丽萍, 孟金柳, 等. 基于稀土元素含量鉴别浙江省山茶油产地[J]. 食品安全质量检测学报, 2019, 10(4): 1048–1053.
DING M, LIU LP, MENG JL, *et al.* Identification of camellia oil producing area in Zhejiang Province based on the rare earth elements content [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2019, 10(4): 1048–1053.

[31] NASR EG, EPOVA EN, DE-DIEGO A, *et al.* Trace elements analysis of Tunisian and European extra virgin olive oils by ICP-MS and chemometrics for geographical discrimination [J]. Foods, 2022, 11(1): 82.

[32] PENG C, ZHANG Y, SONG W, *et al.* Using stable isotope signatures to delineate the geographic point-of-origin of Keemun black tea [J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2019, 99(5): 2596–2601.

[33] FLEISHER AJ, YI H, SRIVASTAVA A, *et al.* Absolute $^{13}C/^{12}C$ isotope amount ratio for Vienna PeeDee Belemnite from infrared absorption spectroscopy [J]. Nature Physics, 2021, 17(8): 889–893.

[34] PIANEZZE S, CAMIN F, PERINI M, *et al.* Tracing lamb meat with stable isotope ratio analysis: A review [J]. Small Ruminant Research, 2021, 203: 106482.

[35] LIU Y, HU J, WANG G, *et al.* Can stable carbon isotope fingerprints be competent for geographic traceability of rice? [J]. Food Chemistry, 2024, 455: 139819.

[36] FU J, WANG J, CHEN Z, *et al.* Application of stable isotope and mineral element fingerprint in identification of Hainan *Camellia* oil producing area based on convolutional neural networks [J]. Food Control, 2023, 150: 109744.

[37] LUČIĆ M, ŠPIKA MJ, MIKAC N, *et al.* Traceability of croatian extra virgin olive oils to the provenance soils by multielement and carbon isotope composition and chemometrics [J]. Food Chemistry, 2023, 424: 136401.

[38] NASR EG, EPOVA EN, SEBILO M, *et al.* Olive oil traceability studies using inorganic and isotopic signatures: A review [J]. Molecules, 2022, 27(6): 2014.

[39] LIBERATI-CIZMEK AM, BILUS M, BRKIC AL, *et al.* Analysis of fatty acid esters of hydroxyl fatty acid in selected plant food [J]. Plant Foods for Human Nutrition, 2019, 74(2): 235–240.

[40] NOH S, YOON SH. Stereospecific positional distribution of fatty acids of *Camellia* (*Camellia japonica* L.) seed oil [J]. Journal of Food Science, 2012, 77(10): C1055–C1057.

[41] LONG L, GAO C, QIU J, *et al.* Fatty acids and nutritional components of the seed oil from Wangmo red ball *Camellia oleifera* grown in the low-heat valley of Guizhou, China [J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 16554.

[42] TANG D, DI C, CHENG B, *et al.* Comparative fatty acids and nutritional components and transcriptomic analysis of fatty acids accumulation in seed oils from different tea varieties [J]. LWT-Food Science and Technology, 2025, 222: 117637.

[43] DOU X, WANG X, MA F, *et al.* Geographical origin identification of camellia oil based on fatty acid profiles combined with one-class classification [J]. Food Chemistry, 2024, 433: 137306.

[44] HLIMA BH, AYED BR, ENNOURI K, *et al.* Geographical discrimination of virgin olive oils from the Tunisian coasts by combining fatty acids and phenolic acids profiles within a multivariate analysis [J]. Journal of Oleo Science, 2017, 66(9): 963–971.

[45] LU L, HU Z, HU X, *et al.* Electronic tongue and electronic nose for food quality and safety [J]. Food Research International, 2022, 162: 112214.

[46] NUNO R, NUNO F, DANIELA R, *et al.* Electronic nose: A tool to verify the PDO declaration of Portuguese olive oils [J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2024, 18(4): 2952–2964.

[47] PENG Q, XU Q, DULA BG, *et al.* Discrimination of geographical origin of camellia seed oils using electronic nose characteristics and chemometrics [J]. Journal of Consumer Protection and Food Safety, 2020, 15(3): 263–270.

[48] BONTEMPO L, PAOLINI M, FRANCESCHI P, *et al.* Characterization and attempted differentiation of European and extra-European olive oils using stable isotope ratio analysis [J]. Food Chemistry, 2019, 276: 782–789.

[49] DENG Z, FU J, YANG M, *et al.* Geographical origin identification of Hainan camellia oil based on fatty acid composition and near infrared spectroscopy combined with chemometrics [J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2024, 125: 105730.

[50] CHANGO W, LARA JA, CEREZO R, *et al.* A review on data fusion in multimodal learning analytics and educational data mining [J]. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, 2022, 12(4): e1458.

[51] ZAREZADEH MR, ABOONAJMI M, GHASEMIVARNAMKHASTI M. The effect of data fusion on improving the accuracy of olive oil quality measurement [J]. Food Chemistry: X, 2023, 18: 100622.

[52] HONG Y, BIRSE N, QUINN B, *et al.* Data fusion and multivariate analysis for food authenticity analysis [J]. Nature Communications, 2023, 14(1): 3309.

[53] ZHANG S, CHEN J, GAO F, *et al.* Foodomics as a tool for evaluating food authenticity and safety from field to table: A review [J]. Foods, 2024, 14(1): 15.

(责任编辑: 韩晓红　蔡世佳)