

Food and Machinery

Volume 40 | Issue 7

Article 6

9-11-2024

Comparative analysis of optical characterization parameters for tea oil forensics

GUAN Jinwei

*School of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University of Forestry and Technology,
Changsha, Hunan 410004, China*

LI Dapeng

*School of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University of Forestry and Technology,
Changsha, Hunan 410004, China, dapengli@csuft.edu.cn*

GONG Zhongliang

*School of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University of Forestry and Technology,
Changsha, Hunan 410004, China*

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://www.ifoodmm.cn/journal>

Recommended Citation

Jinwei, GUAN; Dapeng, LI; Zhongliang, GONG; Qiang, LIU; and Han, JIANG (2024) "Comparative analysis of optical characterization parameters for tea oil forensics," *Food and Machinery*: Vol. 40: Iss. 7, Article 6.

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2023.81001

Available at: <https://www.ifoodmm.cn/journal/vol40/iss7/6>

This Safety & Inspection is brought to you for free and open access by Food and Machinery. It has been accepted for inclusion in Food and Machinery by an authorized editor of Food and Machinery.

Comparative analysis of optical characterization parameters for tea oil forensics

Authors

GUAN Jinwei, LI Dapeng, GONG Zhongliang, LIU Qiang, and JIANG Han

茶油鉴伪光学特性参数的对比分析

Comparative analysis of optical characterization
parameters for tea oil forensics

管金伟 李大鹏 龚中良 刘强 蒋涵

GUAN Jinwei LI Dapeng GONG Zhongliang LIU Qiang JIANG Han

(中南林业科技大学机电工程学院,湖南长沙 410004)

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University of Forestry and Technology, Changsha, Hunan 410004, China)

摘要:[目的]对比光学特性参数[吸收系数(μ_a)和约化散射系数(μ'_s)]鉴别掺伪茶油的能力,并探索组合提取方式对模型的提升效果。**[方法]**以植物油为试验材料,制备不同质量分数的掺伪茶油;采用不同的预处理方式对光学特性参数数据进行预处理,提取特征波段后建立随机森林(RF)定性鉴别模型。**[结果]**经过竞争性自适应重加权算法(CARS)和无信息变量剔除算法(UVE)进行特征提取后,利用 μ_a 和 μ'_s 数据建立的模型鉴别准确率分别为95.65%,95.65%和98.55%,97.10%,与CARS特征提取方式相比,组合提取方式(UVE-CARS)使模型的鉴别结果至少可提升1.45%。**[结论]**利用 μ_a 可更快速、准确地实现对不同掺伪种类茶油的鉴别,采用组合提取方式可有效提升模型鉴别能力。

关键词:光学特性参数;茶油鉴伪;定性模型;随机森林

Abstract: [Objective] In order to compare the ability of optical characteristic parameters [absorption coefficient (μ_a) and approximate scattering coefficient (μ'_s)] to identify adulterated tea oil and to explore the enhancement effect of the combination of extraction methods on the model to achieve a faster and more accurate identification of different kinds of adulterated oils.

[Methods] In this study, vegetable oils were used as experimental materials to prepare adulterated tea oils with different mass fractions. Different preprocessing methods were used to preprocess the optical characteristic parameter data, followed by feature band extraction and subsequent establishment of a Random Forest (RF) qualitative identification model.

基金项目:湖南省重点研发计划项目(编号:2022NK2048);湖南省科学研究重点项目(编号:22A0187)

作者简介:管金伟,男,中南林业科技大学在读硕士研究生。

通信作者:李大鹏(1983—),男,中南林业科技大学讲师,博士。

E-mail:dapengli@csuft.edu.cn

收稿日期:2023-10-10 **改回日期:**2024-04-19

[Results] After CRAS and UVE-CARS feature extraction, the identification accuracies of the models built using μ_a and μ'_s were 95.65%, 95.65%, and 98.55%, 97.10%, respectively. The combined extraction method (UVE-CARS) resulted in an improvement of at least 1.45 percentage points in the identification results of the models compared with the CARS feature extraction method. **[Conclusion]** The identification of different adulterated types of tea oil can be realized more quickly and accurately by using μ_a . The combined extraction method can effectively improve the identification ability of the model.

Keywords: optical characteristic parameters; tea oil authentication; qualitative modeling; random forests

茶油是中国特有的一种植物油,具有较高的营养价值,可提供人体必需的脂肪酸和脂溶性维生素^[1]。但是,一些不法商贩为了谋取更多利润,常在茶油中加入廉价植物油,损害消费者的合法权益^[2]。

目前,常用的植物油掺伪检测方法有气相色谱法^[3]、核磁共振法^[4]、近红外光谱技术^[5]等传统检测技术。与传统检测技术相比,积分球技术采用光学特性提供有关化学成分、微观结构和纹理的信息,进而提高鉴别准确率,且其设备简单,搭建方便。因此积分球技术已成为食品和农业领域性能、质量和安全评估的重要研究课题^[6-7],在苹果、马铃薯等果蔬检测中被广泛应用^[8-9]。方振欢^[10]使用基于单积分球的农产品组织光传输特性参数手动、自动检测装置,发现猕猴桃不同部分组织的光学特性存在显著差异。Sun 等^[11]采用积分球技术分析健康洋葱和腐烂洋葱切片在700~1 000 nm 范围内的吸收系数(μ_a)和约化散射系数(μ'_s),发现洋葱汁液的 μ_a 测量结果比洋葱切片的更加准确。但是针对植物油掺伪的相关研究较少。近年来,有关学者^[12]利用生物组织结构的相似性特征,采用积分球技术对液体样本的光学特性参数

进行检测,表明积分球技术可用于检测液体样本。庞妍妍等^[13]利用开发的双积分球系统采用分步建模的方法,发现可利用 μ_a 区分掺假植物油品种。

研究拟利用光学特性参数建立不同种类掺伪茶油的鉴别模型。采用多种光谱预处理方式对光学特性参数数据进行预处理,分别筛选出 μ_a 和 μ'_s 的最佳预处理方式;以竞争性自适应重加权算法(CARS)、无信息变量剔除算法(UVE)以及二者组合(UVE-CARS)的方式分别对最佳预处理光学特性参数进行特征提取;利用RF建立不同种类掺伪茶油的定性模型,分别以准确率(ACC)、灵敏度(TPR)和特异性(FPR)对模型进行评价,以期提升对不同掺伪种类样本的识别能力。

1 材料与方法

1.1 试验材料

茶油、菜籽油、玉米油、大豆油、葵花籽油、花生油:市售。

1.2 试验装置

单积分球系统由ISP-R积分球、HL1000卤钨灯、美国Ocean光纤光谱仪、光纤、反射皿和计算机组成(图1)。

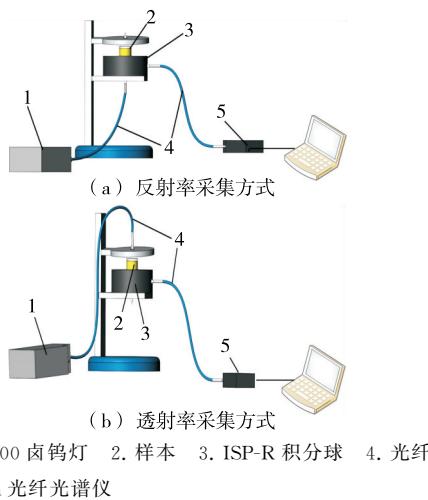


图1 积分球采集方式示意图

Figure 1 Schematic diagram of integrating sphere acquisition method

1.3 试验方法

1.3.1 样品制备 将5种植物油按不同比例(1%, 2%, 3%, 4%, 5%, 7%, 9%, 10%, 15%, 20%, 30%, 40%)分别加入到茶油中制作样本,得纯茶油样本50组,不同掺伪比例样本180组,共230组样本。

1.3.2 光学特性参数采集及计算 在200~1100 nm波段内,使用光谱仪采集样品的光谱信息,设置积分时间为37 ms,平均次数为100。光谱采集前,打开光源,预热30 min,采集样本的光谱数据,并根据式(1)、式(2)计算

反射率和透射率,利用逆向倍增算法(IAD)^[14]得到 μ_a 和 μ'_s 。IAD算法的迭代计算流程如图2所示^[11]。

$$R_t = \frac{R - R_{\text{DARK}}}{R_{\text{ref}} - R_{\text{DARK}}}, \quad (1)$$

$$T_t = \frac{T - T_{\text{DARK}}}{T_{\text{ref}} - T_{\text{DARK}}}, \quad (2)$$

式中:

R_t ——总反射率;

T_t ——总透射率;

R_{DARK} ——反射时的暗场光谱;

R_{ref} ——积分球采集的标准白板的反射强度;

T_{ref} ——积分球采集的透射强度;

T_{DARK} ——透射时的暗场光谱;

R ——采集样品的反射强度;

T ——采集样品的透射强度。

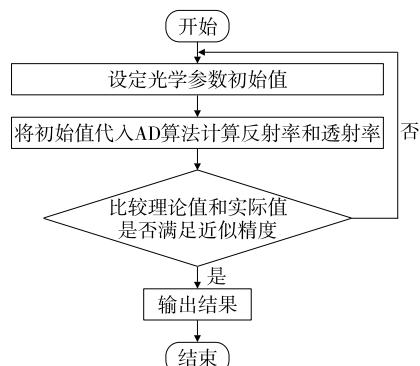


图2 IAD算法迭代流程

Figure 2 Iteration flowchart of IAD algorithm

1.3.3 光学特性参数预处理 利用Savitzky-Golay(S-G)平滑处理、导数算法(SG-1stDeriv、SG-2ndDerive)和数据增强变换(均值中心化MC、归一化NOR)方法对光学特性参数进行预处理。

1.3.4 特征波段提取 利用交互验证选出均方根误差最低的波长变量子集作为优选波长变量子集^[15]。CARS模型采用十折交叉验证,实际运行次数为100次,每次提取80%的样本作为训练集。依据UVE回归系数向量的均值与标准偏差的商的绝对值,决定光谱变量是否被选取^[16],采用最佳因子数为10。

1.3.5 建模方法 支持向量机(SVM)是一种有监督学习模式的识别算法。该算法基于统计学理论的机器学习方法,成功解决了机器学习中高维度和局部极值等问题,且该算法的决策边界是对学习样本求解的最大边距超平面,可以将问题转化为一个求解凸二次规划的问题^[17-18]。

随机森林(RF)是一种用于分类和回归的机器学习方法,是一个树状预测器的组合,每个树都取决于独立抽样

的随机向量的值,且对森林中的所有树木都均匀分布。该算法的优点是对数据集中的噪声有较强的鲁棒性,不需要另外预留数据做交叉验证^[19]。

利用 K-S 方法按 7 : 3 划分数据集,其中训练集 161 组,测试集 69 组。

1.3.6 评价指标 分别基于 μ_a 和 μ'_s 建立 RF 定性模型,并使用准确率(ACC)、灵敏度(TPR)、特异性(FPR)作为模型的评价指标^[20]。按式(3)~式(5)分别计算 ACC、TPR 和 FPR。

$$ACC = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n}, \quad (3)$$

$$TPR = \frac{T_p}{T_p + F_n}, \quad (4)$$

$$FPR = \frac{F_p}{F_p + T_n}, \quad (5)$$

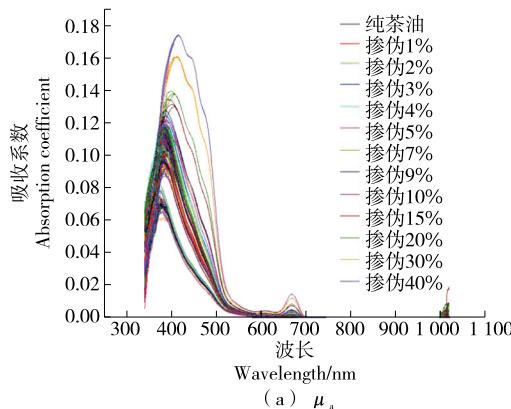


图 3 纯茶油和掺伪油的 μ_a 和 μ'_s 曲线图

Figure 3 μ_a and μ'_s curves of pure tea oil and adulterated oil

2.1.2 数据预处理 在光谱采集中,外界环境产生的噪声、散射光等因素极易对模型准确性造成干扰,而光谱预处理可以有效降低该方面的影响^[22]。

由表 1 可知,经预处理后,采用 μ_a 和 μ'_s 数据建立的模型鉴别准确率均有所提升,与未经预处理的光学特性参数相比, μ_a 经 MC 预处理后的预测结果为 98.70%,提

表 1 不同预处理方式下光学特性参数模型的准确率
Table 1 Accuracy of parametric modeling of optical properties with different preprocessing methods

预处理方式	μ_a 模型	μ'_s 模型	%
无处理	96.09	96.96	
S-G 平滑	96.96	99.13	
SG-1 st Deriv	98.26	99.13	
SG-2 nd Derive	98.26	99.57	
MC	98.70	97.39	
NOR	98.26	98.26	

式中:

T_p ——实际是某类油且预测为该类油的样本数;

F_n ——实际是某类油但预测不为该类油的样本数;

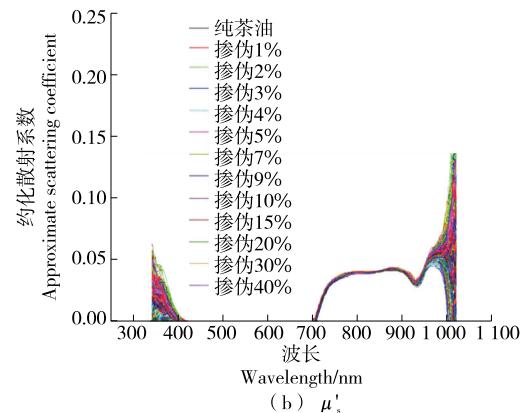
F_p ——实际不是某类油但预测为该类油的样本数;

T_n ——实际不是某类油且预测不是该类油的样本数。

2 结果与讨论

2.1 光谱分析及数据预处理

2.1.1 光谱数据分析 由图 3(a)可知,在 350~500 nm 波段范围内,纯茶油和掺伪油的 μ_a 曲线相差较大,且在 440 nm 左右较为明显。由图 3(b)可知,在 200~1 100 nm 波段范围内,纯茶油和掺伪油的 μ'_s 曲线相差较小。690 nm 左右的波谷为—C—H 伸缩振动的五级倍频,940 nm 左右的波谷为—C—H 的三级倍频^[21]。



提升了 2.61%; μ'_s 经 SG-2ndDerive 预处理后的预测结果为 99.57%,提升了 2.61%。因此,利用 MC 和 SG-2ndDerive 预处理后的 μ_a 和 μ'_s 建立不同种类掺伪茶油的定性鉴别模型,预处理后的曲线如图 4 所示。

2.2 RF 模型分析

利用 CARS 和 UVE-CARS 组合的方式分别对预处理后的光学特性参数进行特征波长提取,并建立 RF 快速鉴别模型,并将原始光谱数据(FS)建立的定性鉴别模型分别与特征波长提取后建立的模型进行对比。其中特征提取结果见表 2,鉴别准确率见表 3。

由表 2 和表 3 可知,在 μ_a 方面,基于 CARS 和 UVE-CARS 所提取的光学特性参数建立的 RF 模型(CARS-RF、UVE-CARS-RF)测试集准确率分别为 95.65%,98.55%,分别比 FS-RF 模型提高了 1.45%,4.35%;在 μ'_s 方面,CARS-RF、UVE-CARS-RF 模型的测试集准确率分别为 95.65%,97.10%,均高于 FS-RF 模型的,说明 UVE-CARS 组合特征提取方式可有效提升模型的鉴别准确性。两种光学特性参数 UVE-CARS 模型的准确率分别

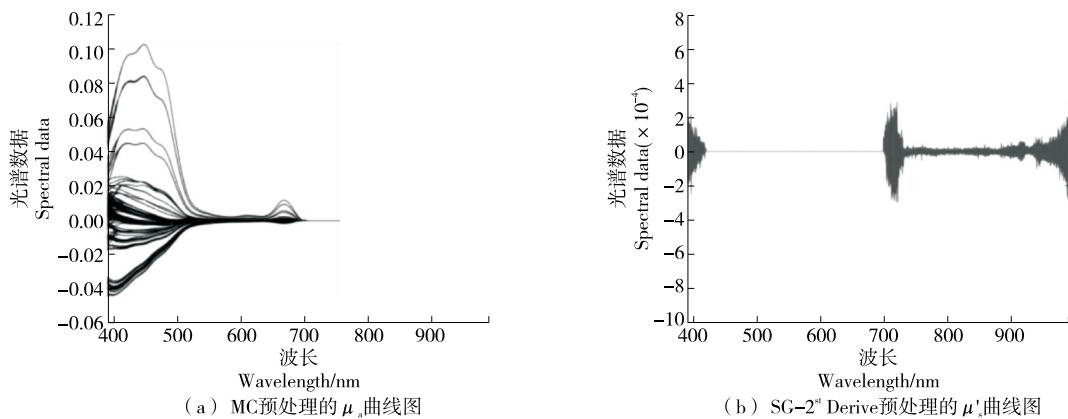
图 4 利用 MC 和 SG-2st Derive 预处理的 μ_a 和 μ_s' 数据曲线图Figure 4 Plot of μ_a and μ_s' data preprocessed using MC and SG-2st Derive

表 2 CARS 和 UVE-CARS 特征提取结果

Table 2 CARS and UVE-CARS feature extraction results

光学特性参数	特征提取方式	特征提取数量	特征提取波长/nm
μ_a	CARS	21	414.0, 424.8, 438.8, 439.2, 440.3, 449.9, 451.3, 451.7, 452.1, 467.8, 468.2, 468.5, 468.9, 488.2, 488.9, 655.4, 655.8, 656.1, 687.2, 697.9, 698.9
	UVE-CARS	8	508.1, 510.2, 510.9, 536.4, 536.7, 557.6, 588.6, 613.2
μ_s'	CARS	35	701.2, 704.9, 707.5, 709.2, 717.8, 722.1, 725.7, 728.0, 730.3, 730.6, 732.2, 739.8, 771.6, 861.4, 865.0, 865.4, 865.7, 884.0, 884.6, 895.4, 897.5, 905.3, 905.6, 913.4, 914.3, 914.6, 917.3, 917.9, 918.8, 925.0, 935.6, 935.9, 941.8, 946.1, 956.0
	UVE-CARS	11	555.2, 737.5, 771.0, 771.6, 777.1, 788.0, 788.3, 788.7, 810.9, 824.1, 859.2

表 3 RF 模型的掺伪油鉴别准确率

Table 3 Accuracy of RF model in identifying different types of adulterated oils %

特征波长	μ_a 模型		μ_s' 模型	
	训练集	测试集	训练集	测试集
FS	100.00	94.20	100.00	94.20
CARS	100.00	95.65	100.00	95.65
UVE-CARS	100.00	98.55	100.00	97.10

为98.55%,97.10%。

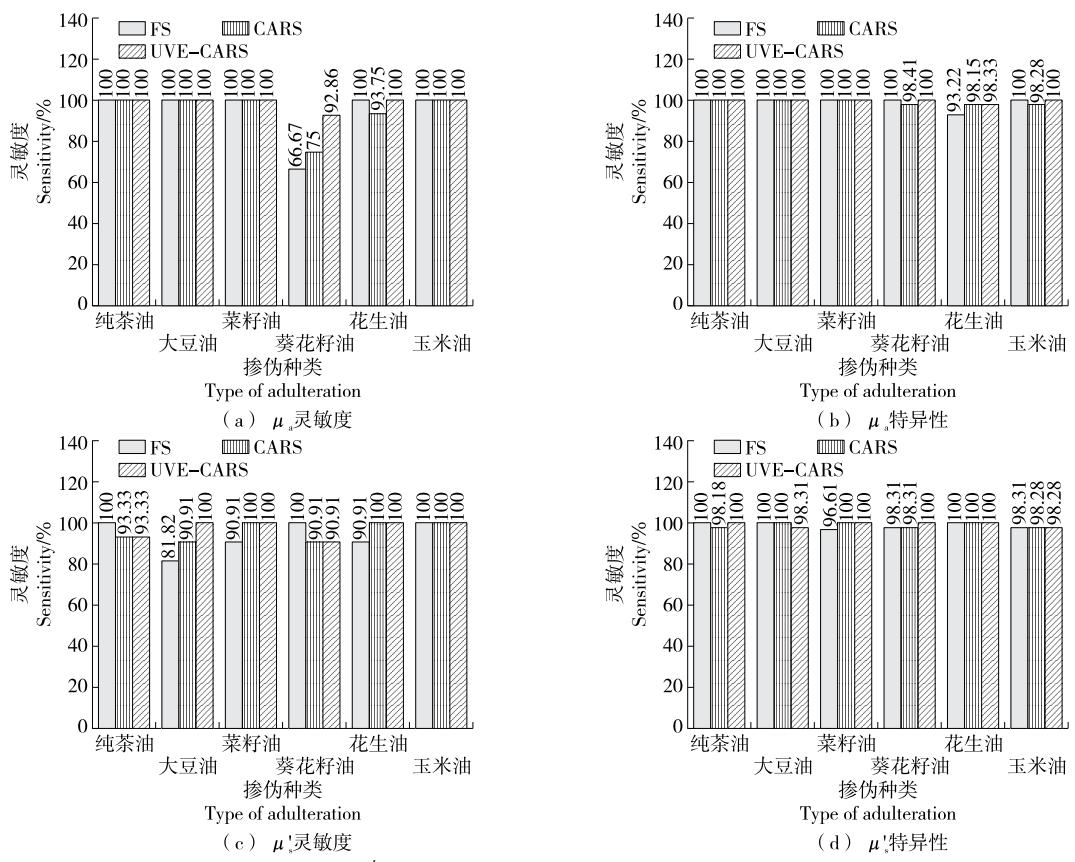
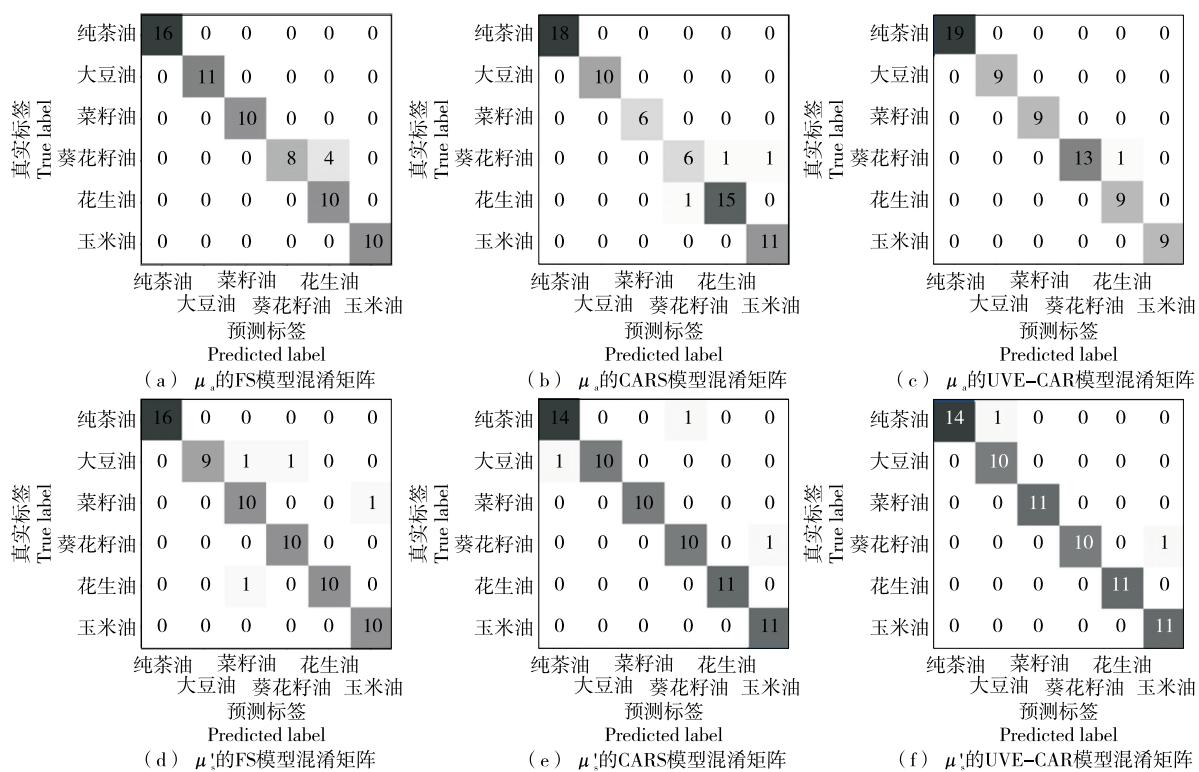
利用 μ_a 和 μ_s' 数据建立的 RF 模型测试集的灵敏度和特异性结果如图 5 所示。

由图 5(a)可知,采用 μ_a 建立的 RF 模型对纯茶油、掺伪大豆油、掺伪菜籽油和掺伪玉米油的鉴别能力较强,对葵花籽油的鉴别能力相对较弱。鉴别葵花籽油的模型中, UVE-CARS-RF 模型的灵敏度为 92.86%,比 FS-RF 和 CARS-RF 模型分别高了 26.19%,17.86%;鉴别花生油的模型中, UVE-CARS-RF 模型的灵敏度比 CARS-RF 模型的提高了 6.25%。由图 5(b)可知,鉴别葵花籽油和

玉米油的模型中, UVE-CARS-RF 模型的特异性分别比 CARS-RF 模型提高了 1.59% 和 1.72%;对掺伪花生油而言, UVE-CARS-RF 模型的特异性分别比 FS-RF 和 CARS-RF 模型提高了 5.11% 和 0.18%。由图 5(c)可知,采用 μ_s' 建立的 RF 模型对掺伪玉米油的鉴别能力较强; UVE-CARS-RF 模型中掺伪菜籽油和掺伪花生油的灵敏度均比 FS-RF 模型提高 9.09%;掺伪大豆油的模型中, UVE-CARS-RF 模型的灵敏度分别比 FS-RF 和 CARS-RF 模型提高了 18.18% 和 9.09%。由图 5(d)可知, UVE-CARS-RF 模型中纯茶油的特异性比 CARS-RF 模型提高了 1.82%;掺伪菜籽油和掺伪葵花籽油的模型中, UVE-CARS-RF 模型的特异性分别比 FS-RF 模型提高了 3.39% 和 1.69%。表明 UVE-CARS 特征提取方式有效提升了模型的鉴别能力。

为了更加直观地观察不同种类掺伪油的鉴别结果,建立不同模型的混淆矩阵图如图 6 所示。

由图 6 可知,基于 μ_a 建立的模型中, FS-RF 模型有 4 个样本判断错误,均将掺伪葵花籽油误判为掺伪花生油;CARS-RF 模型有 3 个样本判断错误,将 2 个掺伪葵花

Figure 5 Plot of sensitivity and specificity results for the test set of RF models built by μ_a and μ_s' Figure 6 μ_a 和 μ_s' RF 模型测试集混淆矩阵Confusion matrix of μ_a and μ_s' RF model test set

籽油样本分别误判为掺伪花生油和掺伪玉米油,有1个掺伪花生油样本误判为掺伪葵花籽油;UVE-CARS-RF模型有1个样本判断错误,将掺伪葵花籽油误判为掺伪花生油。基于 μ_s' 建立的模型中,FS-RF模型有4个样本判断错误,将2个掺伪大豆油分别误判为掺伪菜籽油和掺伪葵花籽油,有1个掺伪菜籽油误判为掺伪玉米油,1个掺伪花生油误判为掺伪菜籽油;CARS-RF模型中有3个样本判断错误,1个纯茶油误判为掺伪葵花籽油,1个掺伪大豆油误判为纯茶油,1个掺伪葵花籽油误判为掺伪玉米油;UVE-CARS-RF模型有2个样本判断错误,1个纯茶油误判为掺伪大豆油,1个掺伪葵花籽油误判为掺伪玉米油。综上,UVE-CARS特征提取方式可有效提升模型对掺伪茶油的鉴别能力。

2.3 模型结果分析

对比采用 μ_a 和 μ_s' 数据建立的定性鉴别模型准确率、灵敏度和特异性可知,采用 μ_a 数据建立的定性鉴别模型对不同种类掺伪油的鉴别效果较好,而采用 μ_s' 数据建立的模型鉴别能力相对较弱,可能是不同植物油中维生素E等成分有所不同,导致掺伪后茶油中维生素E含量也发生了变化,且维生素E主要吸收波段为400~600 nm。因此, μ_a 和 μ_s' 可以更好地区分出不同种类的掺伪茶油。

对比CARS和UVE-CARS组合特征提取方式的模型准确率结果可知,组合特征提取方式可以更好地对不同种类掺伪油进行鉴别。UVE算法主要是剔除无关变量,CARS则是经过多次采样后,选择最佳的波长变量子集为特征波长。UVE-CARS组合特征提取方式是在剔除无关变量后,再次对信息进行特征提取,最后提取出更多的有用信息。因此,UVE-CARS组合特征提取方式可增强模型的鉴别准确率。

3 结论

研究了单积分球技术对不同掺伪种类茶油的鉴别能力。结果表明,利用吸收系数数据建立的鉴别模型中,UVE-CARS-RF模型具有较好的鉴别能力,其鉴别准确率为98.55%,与FS-RF模型相比提升了4.35%;利用约化散射系数数据建立的模型中,UVE-CARS-RF模型鉴别准确率为97.10%,与FS-RF模型相比提升了2.9%,说明采用竞争性自适应重加权算法和无信息变量剔除算法组合的特征提取方式可有效提升模型的准确率。采用吸收系数建立的模型具有较好的灵敏度和特异性,且可有效区分多种不同种类的掺伪油,因此,采用吸收系数数据建立的模型鉴别效果较好。试验样本主要为市售植物油,不能保证试验油的纯度,后续可采用油料作物提取的植物油进行研究。

参考文献

- [1] 张群. 特殊医学用途配方食品制备及应用研究[J]. 食品与生物技术学报, 2021, 40(12): 105.
- ZHANG Q. Research on the preparation and application of food formulas for special medical purposes [J]. Journal of Food and Biotechnology, 2021, 40(12): 105.
- [2] 陈则铭, 赵鑫鑫, 朱晓阳, 等. 基于浸出茶油香气成分压榨茶油掺伪模型及应用[J]. 食品与机械, 2022, 38(3): 51-59, 102.
- CHEN Z M, ZHAO X X, ZHU X Y, et al. Adulteration model and application of pressed tea oil based on the aroma components of leached tea oil[J]. Food & Machinery, 2022, 38(3): 51-59, 102.
- [3] 潘鹏云, 郝莉花, 谢文佳, 等. 气相色谱法鉴别芝麻油掺伪大豆油方法探究[J]. 食品安全导刊, 2023(17): 89-92.
- PAN P Y, HAO L H, XIE W J, et al. Identification of sesame oil adulterated with soybean oil by gas chromatography[J]. Food Safety Journal, 2023(17): 89-92.
- [4] MARTIN E S, AVENOZA A, PEREGRINE J M, et al. Solvent-based strategy improves the direct determination of key parameters in edible fats and oils by ¹H NMR[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2020, 100(4): 1 726-1 734.
- [5] 李娟, 黄木花, 燕一波, 等. 植物油中掺煎炸动物油的近红外快速无损检测[J]. 食品与机械, 2020, 36(6): 99-102.
- LI J, HUANG M H, YAN Y B, et al. Near-infrared rapid nondestructive testing of vegetable oil adulterated with fried animal oil[J]. Food & Machinery, 2020, 36(6): 99-102.
- [6] LU R, VAN BEERS R, SAEYS W, et al. Measurement of optical properties of fruits and vegetables: a review[J]. Postharvest Biology and Technology, 2020, 159: 111003.
- [7] LIU D, GUO W, LI Q, et al. Relationship of the bulk optical properties in 950~1 650 nm wavelength range with internal quality and microstructure of kiwifruit during maturation [J]. Biosystems Engineering, 2019, 184: 45-54.
- [8] ROWE P I, KUNNEMEYER R, MCGLONE A, et al. Relationship between tissue firmness and optical properties of 'royal gala' apples from 400 to 1 050 nm[J]. Postharvest Biology and Technology, 2014, 94: 89-96.
- [9] WANG W, LI C. Measurement of the light absorption and scattering properties of onion skin and flesh at 633 nm[J]. Postharvest Biology and Technology, 2013, 86: 494-501.
- [10] 方振欢. 用于水果组织光传输特性检测的单积分球系统研制及应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2015: 18-25.
- FANG Z H. Development and application of a single integrating sphere system for optical transmission characteristics detection of fruit tissues[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2015: 18-25.
- [11] SUN J, KUNNEMEYER R, MC G A, et al. Optical properties of healthy and rotten onion flesh from 700 to 1 000 nm [J]. Postharvest Biology and Technology, 2018, 140: 1-10.
- [12] 何学明, 庞妍妍, 杨小云, 等. 基于双积分球技术植物油热氧化过程吸收与散射特性变化规律的研究[J]. 中国粮油学报,

- 2023, 38(4): 136-142.
- HE X M, PANG Y Y, YANG X Y, et al. Study on the changing law of absorption and scattering characteristics of vegetable oil during thermal oxidation based on double integrating sphere technique[J]. Chinese Journal of Cereals and Oils, 2023, 38(4): 136-142.
- [13] 庞妍妍, 陈敏, 王蓓, 等. 基于吸收与散射特性的掺伪山茶油检测研究[J]. 粮食科技与经济, 2020, 45(11): 90-94, 130.
- PANG Y Y, CHEN M, WANG B, et al. Study on the detection of adulterated camellia oil based on absorption and scattering characteristics[J]. Food Science and Technology and Economy, 2020, 45(11): 90-94, 130.
- [14] PRAHL S A, GEMERT M J C, WELCH A J. Determining the optical properties of turbid media by using the adding-doubling method[J]. Applied Optics, 1993, 32(4): 559-568.
- [15] 张灵枝, 黄艳, 于英杰, 等. 基于近红外光谱技术的六大茶类快速识别[J]. 食品与生物技术学报, 2024, 43(1): 48-59.
- ZHANG L Z, HUANG Y, YU Y J, et al. Rapid identification of six major tea species based on near-infrared spectroscopy[J]. Journal of Food and Biotechnology, 2024, 43(1): 48-59.
- [16] CENTNER V, MASSART D L, DE NOORD O E, et al. Elimination of uninformative variables for multivariate calibration [J]. Analytical Chemistry, 1996, 68(21): 3 851-3 858.
- [17] 王菲菲, 刘彭, 孙凤伟, 等. 基于支持向量机和压力传感器的水果分类系统[J]. 食品与机械, 2023, 39(9): 83-88.
- WANG F F, LIU P, SUN F W, et al. A fruit classification system based on support vector machine and pressure sensor[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 83-88.
- [18] LIU Y, DING H, HUANG Z, et al. Distributed and robust support vector machine [J]. International Journal of Computational Geometry and Applications, 2021, 30(3): 213-233.
- [19] 乔森, 张磊, 母芳林. 基于电子鼻与 LightGBM 算法判别葡萄酒品种的研究[J]. 食品与机械, 2020, 36(5): 76-79.
- QIAO M, ZHANG L, MU F L. Research on discriminating wine varieties based on electronic nose and LightGBM algorithm[J]. Food & Machinery, 2020, 36(5): 76-79.
- [20] 熊东阳, 张林, 李国庆. 基于最大熵模型的遥感土地利用多分类研究[J]. 自然资源遥感, 2023, 35(2): 140-148.
- XIONG D Y, ZHANG L, LI G Q. A study of remote sensing land use multiclassification based on maximum entropy model [J]. Remote Sensing of Natural Resources, 2023, 35(2): 140-148.
- [21] ZHANG Y, GUO W. Moisture content detection of maize seed based on visible/near-infrared and near infrared hyperspectral imaging technology[J]. International Journal of Food Science and Technology, 2020, 55(2): 631-640.
- [22] 赵矩阳, 姚恒皓. 利用近红外光谱及电子鼻技术快速无损鉴别长期冷藏猪肉[J]. 食品与生物技术学报, 2021, 40(3): 89-96.
- ZHAO J Y, YAO H C. Rapid and non-destructive identification of long-term frozen pork using near-infrared spectroscopy and electronic nose technology[J]. Journal of Food and Biotechnology, 2021, 40(3): 89-96.

(上接第 11 页)

- [20] 张俊杰. 干旱胁迫对夏玉米光合作用与抗氧化系统的影响及 L-精氨酸的调控效应[D]. 郑州: 河南农业大学, 2023: 38-39.
- ZHANG J J. Effects of drought stress on photosynthesis and antioxidant system of summer maize and regulation effect of L-arginine [D]. Zhengzhou: Henan Agricultural University, 2023: 38-39.
- [21] LIU S Q, HOLLAND R, CROW V L. The potential of dairy lactic acid bacteria to metabolise amino acids via non-transaminating reactions and endogenous transamination[J]. International Journal of Food Microbiology, 2003, 86(3): 257-269.
- [22] ZHANG K N, ZHANG Z C, GUO X X, et al. Changes in nutrient consumption patterns of *Lactobacillus fermentum* mediated by sodium lactate[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2023, 103(4): 1 775-1 783.
- [23] 冷聪. *Streptococcus thermophilus* MN-ZLW-002 培养过程中关键氨基酸代谢路径蛋白表达变化研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2019: 56-57.
- LENG C. Study of changes in protein expression in the key amino acids metabolic pathways in *Streptococcus thermophilus* MN-ZLW-002 during culture [D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2019: 56-57.
- [24] SUN F D, HU Y Y, YIN X Y, et al. Production, purification and biochemical characterization of the microbial protease produced by *Lactobacillus fermentum* R6 isolated from Harbin dry sausages[J]. Process Biochemistry, 2020, 89: 37-45.
- [25] 孙媛媛. 异型发酵乳杆菌高密度培养及提高其冻干存活率的方法[D]. 无锡: 江南大学, 2021: 29-30.
- SUN Y Y. High-density cultivation of heterofermentative lactobacillus and methods to improve the freeze-drying survival rate[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2021: 29-30.
- [26] STEFANELLO R F, NABESHIMA E H, IAMANAKA B T, et al. Survival and stability of *Lactobacillus fermentum* and *Wickerhamomyces anomalus* strains upon lyophilisation with different cryoprotectant agents [J]. Food Research International, 2019, 115: 90-94.
- [27] FERNANDEZ M, ZUNIGA M. Amino acid catabolic pathways of lactic acid bacteria[J]. Critical Reviews in Microbiology, 2006, 32 (3): 155-183.
- [28] 施盛超, 刘志豪, 王永红. 拟干酪乳杆菌全合成培养基氨基酸及维生素组分优化研究[J]. 食品与发酵工业, 2023, 49(18): 24-30.
- SHI S C, LIU Z H, WANG Y H. Optimization of amino acids and vitamins components in complete chemical defined medium of *Lactobacillus paracasei*[J]. Food and Fermentation Industries, 2023, 49(18): 24-30.