

# 基于电子鼻的茶油掺伪定性和定量检测

## Qualitative and quantitative detection of camellia oil adulteration based on electronic nose

蒋 涵 李大鹏 文 韬 杨 干 龚中良

JIANG Han LI Da-peng WEN Tao YANG Gan GONG Zhong-liang

(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:实现对茶油中掺入菜籽油、大豆油、玉米油的掺伪检测。方法:采用电子鼻检测平台对茶油中分别掺入不同比例菜籽油、大豆油、玉米油进行掺伪检测,运用线性判别分析(LDA)和支持向量机(SVM)进行茶油掺伪定性鉴别分析,并使用多层感知器(MLP)和偏最小二乘回归(PLSR)建立茶油掺伪定量预测模型。结果:最佳输入参数下的 SVM 对茶油掺伪鉴别准确率高于 LDA,其平均精确率、平均召回率、平均 F-分数分别为 94.85%, 96.11%, 95.34%, 比 LDA 的提高了 5.17%, 4.44%, 5.29%;MLP 对茶油掺伪比例预测结果优于 PLSR,对于掺入菜籽油、大豆油、玉米油的茶油,MLP 预测的决定系数分别为 0.98, 0.99, 0.98, 均方根误差分别为 4.02%, 1.45%, 3.74%。结论:基于电子鼻平台建立的 SVM 茶油掺伪鉴别模型和 MLP 茶油掺伪比例预测模型可有效实现茶油的鉴别。

**关键词:**电子鼻;茶油;掺伪;定性鉴别;定量预测

**Abstract: Objective:** This study aims to realize the adulteration detection of camellia oil mixed with rapeseed oil, soybean oil and corn oil. **Methods:** The electronic nose detection platform was used for the adulteration detection of camellia oil mixed with different proportion of rapeseed oil, soybean oil and corn oil. Firstly, the linear discriminant analysis (LDA) and support vector machine (SVM) were used for the qualitative identification of camellia oil adulteration. Then multilayer perceptron (MLP)

and partial least squares regression (PLSR) were used to establish quantitative prediction models for camellia oil adulteration. **Results:** The accuracy of SVM for qualitative authentication was higher than that of LDA, and the average precision rate, average recall rate and average F1-score were 94.85%, 96.11% and 95.34%, respectively, which were 5.17%, 4.44% and 5.29% higher than those of LDA. For quantitative prediction, MLP outperforms PLSR. In particular, the determination coefficients of MLP were 0.98, 0.99 and 0.98, and the root mean square errors were 4.02%, 1.45% and 3.74%, respectively, for camellia oil mixed with rapeseed oil, soybean oil and corn oil. **Conclusion:** The SVM-based identification model and MLP-based prediction model can effectively detect oil adulteration by using electronic nose platform.

**Keywords:** electronic nose; camellia oil; adulteration; qualitative identification; quantitative prediction

茶油与橄榄油、棕榈油和椰子油并列世界四大木本油脂<sup>[1]</sup>,与市场上其他常见油脂相比,茶油的价格通常更高。一些不法经营者为了牟取暴利,将茶油与其他相对便宜的植物油混合后进行售卖<sup>[2-3]</sup>。目前,常用的油脂掺假检测方法主要为常规理化检测法<sup>[4]</sup>、硫酸显色法<sup>[5]</sup>、核磁共振法<sup>[6-8]</sup>、近红外光谱法<sup>[9-11]</sup>、傅里叶变换拉曼光谱法<sup>[12-14]</sup>及气相色谱法<sup>[15-16]</sup>等。常规理化检测法获取数据较为简单,但其识别灵敏度较低;硫酸显色法则需要使用有毒溶剂;核磁共振法需用到大型仪器设备,操作复杂繁琐,无法做到快速检测;光谱法仪器成本高,且当样本量较小时,效果相对较差;通过气相色谱检测脂肪酸,耗时较长,且无法做到无损检测。因此,上述方法对于油脂掺假的快速无损检测存在一定的局限性。

电子鼻也称人工嗅觉系统,它可以获取各种气味信号,并对这些信号进行识别和判断。金属氧化物半导体

**基金项目:**湖南省科技计划重点研发项目(编号:2022NK2048);湖南省自然科学基金杰出青年基金(编号:2023JJ10099);湖南省林业杰青培养科研项目(编号:XLK202108-7);湖南省教育厅科学项目(编号:20A515)

**作者简介:**蒋涵,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:**2022-11-14 **改回日期:**2023-03-23

(MOS)气体传感器具有响应快、寿命长、价格低等优点,是电子鼻系统中应用最广泛的传感器。Jiang 等<sup>[17]</sup>利用电子鼻对食用油的贮存期进行识别,建立了 LDA、KNN 和 SVM 3 种模型,经比较得出 SVM 的正确识别率为 100%;Karami 等<sup>[18]</sup>通过电子鼻对新鲜食用油中掺入氧化油的掺伪进行了检测,结合 CA、PCA、PCR、LDA 和 ANN 方法建立了掺伪检测模型,其准确率分别为 95%,98%,98%,88%,97.3%,与 AOCS 标准方法的检测结果相同;鲁小俊等<sup>[19]</sup>利用电子鼻对芝麻油进行掺伪检测,并使用模糊神经网络较好地预测了掺伪比例。目前,有关运用电子鼻同步对茶油掺伪种类鉴别及掺伪比例预测的研究尚未见报道。

研究拟使用菜籽油、大豆油、玉米油作为掺伪油样,按照不同比例制备掺假茶油,利用自主研发的电子鼻平台,构建 MOS 气体传感器阵列,分别建立茶油掺伪定性和定量检测模型,并进行对比分析,以期对茶油的快速无损鉴别提供依据。

## 1 材料与方 法

### 1.1 试验材料

油样:包括茶油(湖南大三湘,产自湖南衡阳)、菜籽油(外婆乡,产自陕西咸阳)、大豆油(金龙鱼,产自安徽芜湖)、玉米油(福临门,产自安徽蚌埠),按照 0,10%,20%,40%,60%,80%,100%的掺伪比例将菜籽油、大豆油、玉米油分别掺入茶油中,其中 0 代表纯茶油、100%代表纯掺伪油。每个比例设置 15 个平行样本,其中纯茶油 45 个样本,纯掺伪油共 45 个样本(15 个菜籽油、15 个大豆油、15 个玉米油),共 315 个样本,每个样本 20 mL,试验前,配制好的混合油样用搅拌器搅拌均匀,分别装在玻璃烧杯中,用保鲜膜密封,静置备用。

### 1.2 试验仪器

电子鼻检测平台:自行设计搭建(见图 1),主要由检测装置部分、传感器检测部分、数据采集部分、信号处理部分及上位机组成。检测室内的传感器阵列由 8 个 MOS 型气体传感器(TGS2620、TGS2610、TGS2600、TGS2602、TGS2603、MP905、MS1100 和 TGS2611)组成,其性能描述以及检测范围见表 1。上位机采用 LabVIEW 进行软件开发,NI 数据采集卡作为计算机和数据采集、信号处理电路之间通信的桥梁。采集到的数据由数据采集电路收集,经过信号处理后,通过数据采集卡发送到计算机,同时,计算机通过数据采集卡下发控制信号控制电磁阀等元件。

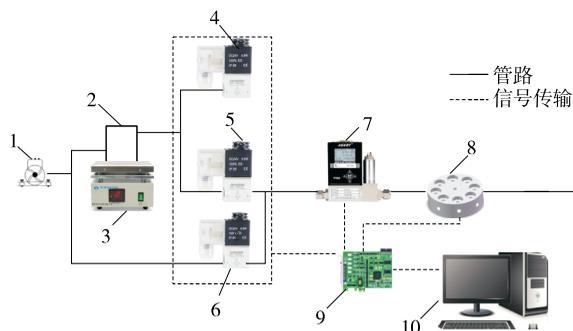
### 1.3 试验方法

采样试验前,打开电磁阀 4,关闭电磁阀 5、6,对样本室进行清洗 1 min,然后将待测油样置于加热稳定后的样

表 1 电子鼻传感器阵列

Table 1 Electronic nose sensor array

传感器名称	性能描述	检测范围( $\times 10^{-6}$ )
TGS2620	对酒精、有机溶剂有高灵敏度	50~5 000
TGS2610	对丙烷、丁烷有高灵敏度	500~10 000
TGS2600	对氢气、酒精等有高灵敏度	1~10
TGS2602	对空气气体污染物有高灵敏度	1~10
TGS2603	对胺系列以及含硫的气味有高灵敏度	1~10
MP905	对苯、甲苯等有高灵敏度	0.5~1 000
MS1100	对甲醛等有机气体有高灵敏度	0.1~1 000
TGS2611	对甲烷、天然气有高灵敏度	500~10 000



1. 微型空气泵 2. 样本室 3. 加热平台 4~6. 电磁阀 7. 质量流量控制器 8. 检测室 9. NI 数据采集卡 10. 上位机

图 1 电子鼻检测平台

Figure 1 Electronic nose detection platform

本室中密闭静置,让油样自由挥发 10 min,以产生足够的顶空气体。采样检测过程分为基线测量、通入样本气体测量和恢复阶段测量 3 个阶段。基线测量阶段,电磁阀 6 打开,电磁阀 4、5 关闭,微型空气泵以 150 mL/min 的速率将洁净的空气吹扫至检测室内,采集基线电压,90 s 后,跳转至下一阶段。通入样本气体测量阶段,电磁阀 5 打开,电磁阀 4、6 关闭,样本气体以 150 mL/min 的速率被输送至检测室内,采集此时传感器的输出电压直至稳定。恢复阶段测量,电磁阀 6 打开,电磁阀 4、5 关闭,洁净的空气再次被通入检测室内,进行吹扫清洗,采集此时传感器输出电压至恢复到基线水平并趋于稳定。整个采样过程持续约 300 s,采样频率为  $1 \text{ s}^{-1}$ 。

### 1.4 特征提取

特征数据提取前,先通过 Savitzky-Golay 平滑方法对采集到的传感器的响应信号进行平滑预处理,以减小信号噪声和环境因素的影响。为了能够简明且准确地描述传感器响应曲线的特征,同时最小化基线漂移,选择传感器响应电压的相对稳态平均值(RSAV)和积分值(INV)作为特征值进行提取<sup>[20]</sup>。RSAV 显示了传感器阵列对样品挥发性成分的最大相对稳态响应,INV 是传感器响应

曲线与基线之间的面积,反映了传感器阵列对样品挥发性成分的整体响应结果。分别按式(1)、式(2)计算 RSAV 和 INV。

$$RSAV = \frac{\sum_{i=t_1}^{t_2} x_i}{t_2 - t_1}, \quad (1)$$

$$INV = \sum_{i=1}^T x_i \cdot \Delta t, \quad (2)$$

式中:

- $T$  —— 传感器的采样周期, s;
- $x_i$  ——  $i$  时刻的响应电压, V;
- $\Delta t$  —— 相邻两个采样时间之间的间隔, s;
- $t_1$  —— 传感器响应值达到稳态的时间, s;
- $t_2$  —— 传感器响应值开始下降的时间, s。

### 1.5 数据分析

运用线性判别分析(LDA)和支持向量机(SVM)建立茶油掺伪种类鉴别模型。运用多层感知器(MLP)和偏最小二乘回归(PLSR)建立茶油掺伪比例预测模型。同时,为了消除特征值属性之间的差异,在建立模型时均对特征值进行了归一化处理。

### 1.6 模型评价指标

使用精确率(Precision)、召回率(Recall)及 F-分数(F1-score)作为茶油掺伪种类鉴别模型的评价指标。Precision 代表所有样本中被预测为该类别油样中正确预测的数量所占比重,检验了模型对掺伪种类的特异鉴别能力;Recall 代表各掺伪种类预测正确率,检验了模型对各掺伪种类的正确鉴别能力;F1-score 兼顾了精确率和召回率的评估指标。其计算式分别为:

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)}, \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)}, \quad (4)$$

$$F_1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{(Precision + Recall)}, \quad (5)$$

式中:

- $TP$  —— 被预测正确的该类掺伪油样的数量;
- $FP$  —— 错误预测为该类掺伪油样的数量;
- $FN$  —— 该类掺伪被错误预测为其他掺伪种类的数量。

同时,使用决定系数( $R^2$ )和均方根误差(RMSE)作为茶油掺伪比例预测模型的评价指标。 $R^2$ 代表实际值与模型预测值之间相关系数的平方, $R^2$ 越高,模型越好;RMSE代表模型预测值与实际值间的平均误差,RMSE越低,模型越好。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2}, \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (7)$$

式中:

- $y_i$  —— 掺伪量真实值, %;
- $\hat{y}_i$  —— 掺伪量预测值, %;
- $m$  —— 样本个数;
- $\bar{y}$  —— 真实掺伪量平均值, %。

## 2 结果与分析

### 2.1 电子鼻对茶油、菜籽油、大豆油、玉米油的响应

分别提取各传感器对该类油样所有样本的最大响应电压与基线电压之差的平均值,作为平均最大相对响应电压值:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^m (x_{\max} - x_0)}{m}. \quad (8)$$

绘制电子鼻对茶油、菜籽油、大豆油与玉米油的平均最大相对响应,结果如图 2 所示。对于每一类油样,传感器 TGS2602 和 MP905 的响应均比传感器 TGS2620、TGS2610、TGS2600、MP1100、TGS2611 及 TGS2603 的大,且传感器阵列对每一类油的响应均存在一定差异。因此,向纯茶油中掺入其他种类的油制成的掺伪油会对电子鼻的响应产生影响,并与纯茶油相比存在差异。

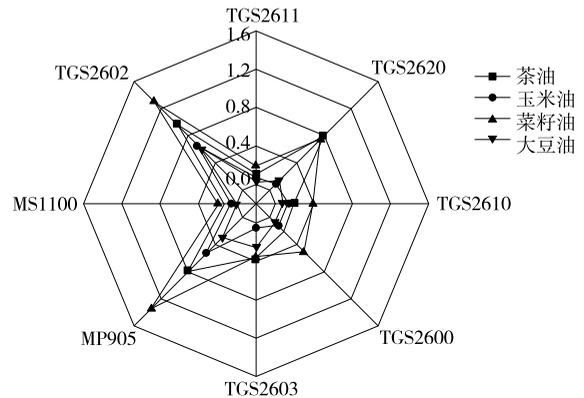


图 2 电子鼻对茶油、菜籽油、大豆油、玉米油的平均最大相对响应

Figure 2 Average maximum relative response of electronic nose to tea oil, rapeseed oil, soybean oil and corn oil

### 2.2 电子鼻对茶油掺伪种类的鉴别

为了实现对不同掺伪种类的鉴别,按 7 : 3 的比例将样本随机划分为训练集和测试集,并通过主成分分析法提取前 11 个累计贡献率最高的主成分作为模型输入最大主成分数,分别构建 LDA 模型和 SVM 模型。

2.2.1 LDA 模型 在 LDA 模型训练过程中,通过 5-折交叉验证优化输入主成分数。由图 3 可知,当主成分数

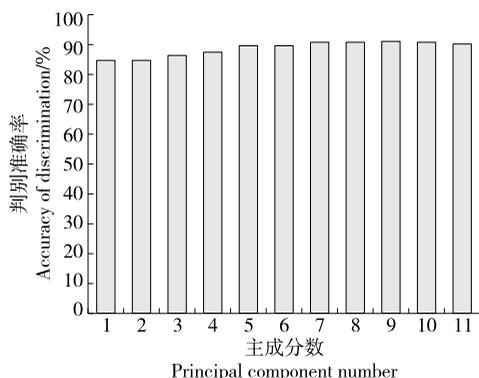


图 3 不同数量主成分 LDA 模型的训练集判别结果  
Figure 3 Discriminant results of training sets of LDA models with different numbers of principal components

为 9 时, LDA 模型效果最佳, 训练集的准确率最高为 91.10%, 此时的测试集准确率达到 89.10%。

2.2.2 SVM 模型 在 SVM 模型训练过程中, 采用网格搜索方法, 通过在不同输入主成分数下的 5-折交叉验证, 寻找最优  $c$  和  $g$ 。由表 2 可知, 当主成分数为 8 时, 训练集和测试集的准确率分别为 96.26% 和 92.08%, 此时的 SVM 模型为最佳模型。

从训练集和测试集的分类准确率来看, SVM 模型均高于 LDA 模型。由表 3 可知, SVM 模型对茶油掺伪种类鉴别的平均精确率、平均召回率、平均 F-分数分别为 94.85%, 96.11%, 95.34%, 比 LDA 模型分别提高了

表 2 不同主成分数的最佳  $c$ 、 $g$  参数下 SVM 模型判别准确率

Table 2 The discriminant accuracy of SVM model under the best  $c$  and  $g$  parameters with different principal component numbers

主成分数	最佳参数		判别结果	
	$c$	$g$	训练集/%	测试集/%
1	2.14	35.51	86.45	83.17
2	13.92	4.59	91.12	89.11
3	128.00	20.39	92.99	89.11
4	10.93	7.73	94.86	91.09
5	2.14	16.00	94.86	91.09
6	1.19	0.54	96.26	90.10
7	4.00	3.25	95.79	91.09
8	4.00	3.25	96.26	92.08
9	4.00	3.25	96.26	92.08
10	4.00	3.25	96.26	92.08
11	4.44	8.57	95.79	92.08

5.17%, 4.44%, 5.29%, 表明 SVM 模型的整体性能优于 LDA 模型。

### 2.3 电子鼻对茶油掺伪比例的预测

2.3.1 MLP 模型 由图 4 可知, 掺伪菜籽油的茶油、掺伪大豆油的茶油和掺伪玉米油的茶油的预测  $R^2$  分别为 0.98, 0.99, 0.98; RMSE 分别为 4.02%, 1.45%, 3.74%。

表 3 鉴别模型评价指标

Table 3 Identification model evaluation indicators %

样品	LDA			SVM		
	Recall	Precision	F1-score	Recall	Precision	F1-score
纯茶油	100.00	76.27	86.54	100.00	88.24	93.75
掺伪菜籽油的茶油	82.22	100.00	90.24	92.22	98.81	95.40
掺伪大豆油的茶油	94.44	90.43	92.39	98.89	94.68	96.74
掺伪玉米油的茶油	90.00	92.05	91.01	93.33	97.67	95.45
平均值	91.67	89.68	90.05	96.11	94.85	95.34

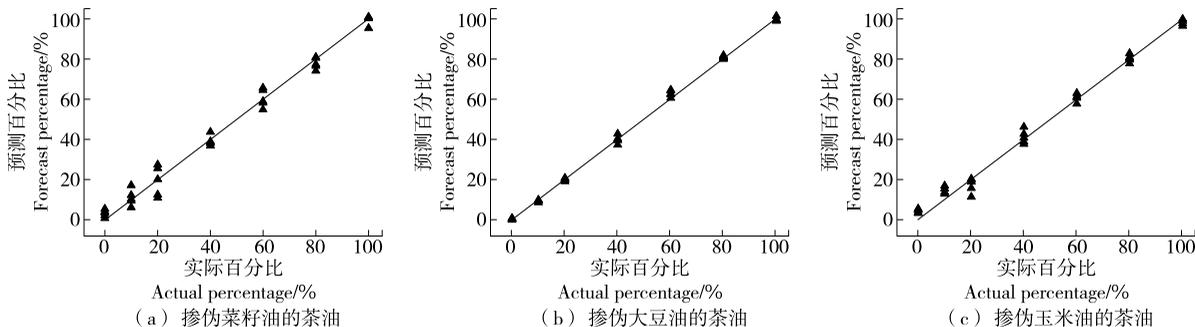


图 4 MLP 神经网络预测掺伪比例结果

Figure 4 MLP neural network predicts the result of adulteration proportion

2.3.2 PLSR 模型 运用 PLSR 对训练样本分别进行训练,得到掺伪菜籽油的茶油、掺伪大豆油的茶油和掺伪玉米油的茶油的掺伪比例预测回归方程为:

$$Y_1 = 48.13 - 61.53 \times S_1 + 1.07 \times S_2 + 62.08 \times S_3 + 0.07 \times S_4 + 64.83 \times S_5 - 0.09 \times S_6 + 116.39 \times S_7 + 0.31 \times S_8 + 139.81 \times S_9 + 0.50 \times S_{10} + 17.28 \times S_{11} - 0.17 \times S_{12} - 45.79 \times S_{13} - 0.19 \times S_{14} - 43.13 \times S_{15} - 0.27 \times S_{16}, \quad (9)$$

$$Y_2 = 43.52 + 190.05 \times S_1 + 2.61 \times S_2 + 114.53 \times S_3 + 0.71 \times S_4 + 49.72 \times S_5 - 1.30 \times S_6 + 84.25 \times S_7 + 0.42 \times S_8 - 24.65 \times S_9 - 0.39 \times S_{10} - 6.47 \times S_{11} + 0.24 \times S_{12} - 599.99 \times S_{13} - 1.61 \times S_{14} - 32.50 \times S_{15} - 0.06 \times S_{16}, \quad (10)$$

$$Y_3 = 122.59 + 486.68 \times S_1 - 1.87 \times S_2 + 222.70 \times S_3 - 0.04 \times S_4 + 238.51 \times S_5 + 1.41 \times S_6 - 278.71 \times S_7 - 0.74 \times S_8 + 121.05 \times S_9 + 0.28 \times S_{10} - 61.56 \times S_{11} - 0.68 \times S_{12} + 83.04 \times S_{13} + 0.70 \times S_{14} - 36.62 \times S_{15} - 0.43 \times S_{16}, \quad (11)$$

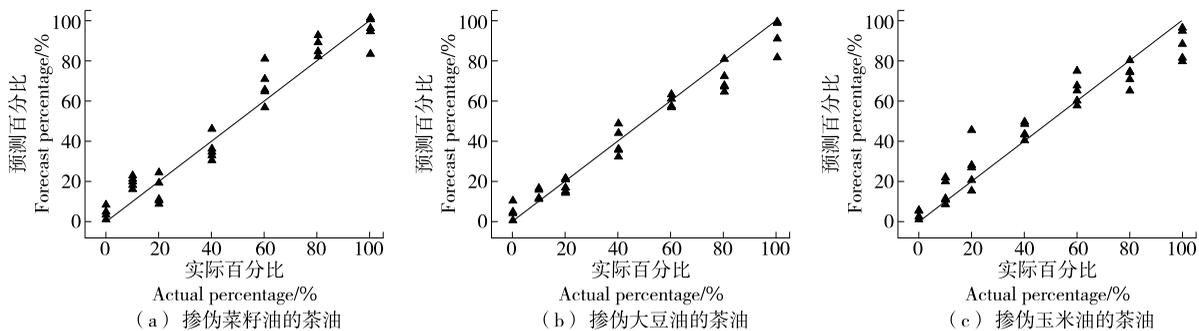


图 5 PLSR 预测掺伪比例结果

Figure 5 PLSR predicts the result of adulteration proportion

2.3.3 模型对比分析 由图 4、图 5 可知,MLP 模型与 PLSR 模型对掺伪大豆油的茶油掺伪比例预测结果最好。PLSR 模型的预测结果与实际值差距较大,预测值分布较为离散与实际值之间无规律。而 MLP 模型经各层之间的加权函数,不断寻优,迭代训练,最终得到误差最小的结果,使得预测值与实际值之间分布较为紧密,浮动程度较小,相关性强,且当掺伪比例  $> 20\%$  时,掺伪菜籽油的茶油、掺伪大豆油的茶油与掺伪玉米油的茶油的预测精度也逐渐提升,预测值逐渐接近实际值。

同时,通过对比 MLP 模型与 PLSR 模型对预测样本的预测  $R^2$  和 RMSE 可知,MLP 模型对掺伪菜籽油的茶油、掺伪大豆油的茶油、掺伪玉米油的茶油的掺伪比例预测  $R^2$  分别为 0.98, 0.99, 0.98 (均  $> 0.95$ ), 均高于 PLSR 模型的,说明 MLP 对掺伪比例预测结果与实际值的相关程度比 PLSR 模型的高。MLP 模型对掺伪菜籽油的茶油、掺伪大豆油的茶油、掺伪玉米油的茶油的掺伪比例预测 RMSE 分别为 4.02%, 1.45%, 3.74%, 均低于 PLSR 模型的,说明 MLP 对掺伪比例预测结果与实际值的误差低于 PLSR 模型的。因此,MLP 模型对茶油掺伪比例的预测

式中:

$Y_1, Y_2, Y_3$ ——菜籽油、大豆油、玉米油掺入茶油的掺伪比例预测值, %;

$S_1 \sim S_{16}$ ——传感器对应的特征值 ( $S_1, S_2$  对应 TGS2620 的 RSAV、INV;  $S_3, S_4$  对应 TGS2610 的 RSAV、INV;  $S_5, S_6$  对应 MS1100 的 RSAV、INV;  $S_7, S_8$  对应 TGS2602 的 RSAV、INV;  $S_9, S_{10}$  对应 TGS2600 的 RSAV、INV;  $S_{11}, S_{12}$  对应 TGS2611 的 RSAV、INV;  $S_{13}, S_{14}$  对应 MP905 的 RSAV、INV;  $S_{15}, S_{16}$  对应 TGS2603 的 RSAV、INV)。

利用训练得到的预测回归方程对预测样本分别进行预测,最终得到预测结果并分别建立预测样本的线性拟合模型如图 5 所示。由图 5 可知,掺伪菜籽油的茶油、掺伪大豆油的茶油和掺伪玉米油的茶油的预测  $R^2$  分别为 0.94, 0.95, 0.91; RMSE 分别为 8.22%, 6.80%, 9.32%。

性能优于 PLSR 模型,且能达到较高的预测精度。

### 3 结论

研究选择菜籽油、大豆油以及玉米油作为掺伪油样,按照不同的比例与纯茶油混合制成掺伪样本。使用自主研发的电子鼻平台进行检测,并分别建立了茶油掺伪的定性和定量检测模型。结果表明,最佳输入主成分数为 8 的支持向量机模型对掺伪种类的鉴别能力强于最佳输入主成分数为 9 的线性判别分析模型,平均精确率、平均召回率、平均 F-分数分别提高了 5.17%, 4.44%, 5.29%; 多层感知器模型对掺伪菜籽油的茶油、掺伪大豆油的茶油、掺伪玉米油的茶油的掺伪比例的预测效果均优于偏最小二乘回归模型的,且预测  $R^2$  均  $> 0.95$ , 预测值与实际值相关程度较高,最低 RMSE 达到 1.45%, 误差较低。因此,基于自主研发的电子鼻平台建立的支持向量机茶油掺伪定性鉴别模型和多层感知器茶油掺伪比例预测模型可有效实现茶油鉴伪工作。但电子鼻容易受环境因素的影响,环境中温度和湿度的变化都会影响电子鼻平台检测的结果。因此,建立相应的补偿模型或校正方法有效地降低甚至避免环境中温湿度改变对电子鼻检测的影响,

对提升电子鼻性能,进而提高茶油鉴伪的准确性具有重要意义。

### 参考文献

- [1] 朱晓阳,龙奇志,钟海雁.炒籽温度对茶油关键香气成分及感官品质的影响[J].食品与机械,2019,35(5):48-54.  
ZHU X Y, LONG Q Z, ZHONG H Y. Effects of roasted temperature to seed processing on the key aroma components and sensory quality of camellia oil[J]. Food & Machinery, 2019, 35(5): 48-54.
- [2] 陈永忠,邓绍宏,陈隆升,等.油茶产业发展新论[J].南京林业大学学报(自然科学版),2020,44(1):1-10.  
CHEN Y Z, DENG S H, CHEN L S, et al. A new view on the development of oil tea camellia industry [J]. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition), 2020, 44(1): 1-10.
- [3] TU P S, TUNG Y T. Protective effect of camellia oil (*Camellia oleifera* Abel.) against ethanol-induced acute oxidative injury of the gastric mucosa in mice [J]. Journal of Agriculture and Food Chemistry, 2017, 65(24): 4 932-4 941.
- [4] 赵瑜亮,仲山民.山茶油与常见食用油的理化指标分析比较研究[J].安徽农业科学,2014,42(32):11 434-11 436,11 439.  
ZHAO Y L, ZHONG S M. Comparing study on the quality of the camellia oil and other kinds of edible oil [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2014, 42(32): 11 434-11 436, 11 439.
- [5] 王彬,石延榜,吴晓茹,等.芝麻油掺伪后定性与定量的研究[J].广东化工,2022,49(5):21-25.  
WANG B, SHI Y B, WU X R, et al. Qualitative and quantitative identification of sesame oil [J]. Guangdong Chemical Industry, 2022, 49(5): 21-25.
- [6] ZHU M T, SHI T, CHEN Y, et al. Prediction of fatty acid composition in camellia oil by <sup>1</sup>H NMR combined with PLS regression [J]. Food Chemistry, 2019, 279(5): 339-346.
- [7] POPESCU R, COSTINEL D, DINCA O R, et al. Discrimination of vegetable oils using NMR spectroscopy and chemo-metrics [J]. Food Control, 2015, 48: 84-90.
- [8] 赵婷婷,王欣,卢海燕,等.低场核磁共振结合主成分分析法在食用油脂品质分析中的应用[J].现代食品科技,2014,30(9):179-185.  
ZHAO T T, WANG X, LU H Y, et al. The quality assessment of edible oils and fats by LF-NMR coupled with PCA [J]. Modern Food Science and Technology, 2014, 30(9): 179-185.
- [9] 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.  
GUO W C, ZHU D K, ZHANG Q, et al. Detection on adulterated oil-tea camellia seed oil based on near-infrared spectroscopy [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(9): 350-357.
- [10] 杨佳,武彦文,李冰宁,等.近红外光谱结合化学计量学研究芝麻油的真伪与掺伪[J].中国粮油学报,2014,29(3):114-119.  
YANG J, WU Y W, LI B N, et al. Fourier transform near infrared spectroscopy in the authentication and adulteration of sesame oil [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2014, 29(3): 114-119.
- [11] LI S, ZHU X, ZHANG J, et al. Authentication of pure camellia oil by using near infrared spectroscopy and pattern recognition techniques [J]. Journal of Food Science, 2012, 77(4): C374-C380.
- [12] 万恒兴,冯丽雄,余展旺.基于拉曼光谱的葡萄籽油掺伪定量检测研究[J].山东化工,2021,50(20):68-74.  
WANG H X, FENG L X, YU Z W. Quantitative detection of grape seed oil adulteration based on Raman spectroscopy [J]. Shandong Chemical Industry, 2021, 50(20): 68-74.
- [13] LIMA T K, MAURIZIO M, DURVAL B M. Using Raman spectroscopy and an exponential equation approach to detect adulteration of olive oil with rapeseed and corn oil [J]. Food Chemistry, 2020, 333(15): 1-27.
- [14] 邓平建,梁裕,杨冬燕,等.基于拉曼光谱-聚类分析快速鉴别掺伪油茶籽油[J].中国粮油学报,2016,31(4):72-75.  
DENG P J, LIANG Y, YANG D Y, et al. Rapid detection of adulterated oil-tea camellia seed oil by Raman spectrum-cluster analysis [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2016, 31(4): 72-75.
- [15] 艾芳芳,宾俊,钟丹,等.油茶籽油与不同植物油脂脂肪酸成分的分析比较[J].中国油脂,2013,38(3):77-80.  
AI F F, BIN J, ZHONG D, et al. Comparison and analysis of fatty acids between oil-tea camellia seed oil and other vegetable oils [J]. China Oils and Fats, 2013, 38(3): 77-80.
- [16] 张文,张琪玮,闫君,等.气相色谱-质谱法测定苦苣菜、葡萄籽超临界萃取物中的脂肪酸含量[J].当代化工,2019,48(4):876-880.  
ZHANG W, ZHANG Q W, YAN J, et al. Analysis of fatty acids in the supercritical CO<sub>2</sub> extracts of *Sonchus oleraceus* L. and grape seeds by gas chromatography-mass spectrometry [J]. Contemporary Chemical Industry, 2019, 48(4): 876-880.
- [17] JIANG H, HE Y C, CHEN Q S. Qualitative identification of edible oil storage period using a homemade portable electronic nose combined with multivariate analysis [J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2020, 101(8): 3 448-3 456.
- [18] KARAMI H, RASEKH M, MIRZAEI-GHALEH E. Application of the E-nose machine system to detect adulterations in mixed edible oils using chemometrics methods [J]. Journal of Food Processing and Preservation, 2020, 44(9): e14696.
- [19] 鲁小利,王俊.仿生电子鼻在芝麻油掺伪检测中的应用研究[J].粮食与油脂,2016,29(6):75-77.  
LU X L, WANG J. Detection of adulteration in sesame oil by bionic electronic nose [J]. Cereals & Oils, 2016, 29(6): 75-77.
- [20] TAO W, LIZHANG Z, SHUAI D, et al. Rapid detection and classification of citrus fruits infestation by *Bactrocera dorsalis* (Hendel) based on electronic nose [J]. Postharvest Biology and Technology, 2019, 147: 156-165.