doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.01.011

基于电子舌与近红外光谱融合的滇红工夫红茶滋味品质评价

任广鑫[1]　高钰敏[1]　张雨茹[1]　卫志辰[1]　宁井铭[2]　张正竹[3]

(1. 淮南师范学院安徽省酿造工业微生物资源开发与应用工程研究中心, 淮南 232038;
2. 安徽农业大学茶树生物学与资源利用国家重点实验室, 合肥 230036;
3. 安徽省农业科学院, 合肥 230001)

摘要: 茶叶滋味是评价茶叶品质的关键指标之一,也是茶叶分级和市场定价的关键因素。提出基于电子舌和近红外光谱多模态融合技术的不同等级滇红工夫红茶样品滋味品质快速评价方法。利用蚁群优化(Ant colony optimization, ACO)算法得到的味觉特征数据,建立支持向量机(Support vector machine, SVM)的等级预测模型。以近红外光谱仪采集的样本光谱为特征,利用粒子群算法、灰狼优化算法、模拟退火算法和 ACO 等特征选择方法以及极限学习机、偏最小二乘法判别分析和 SVM 等分类算法建立了等级判别模型。研究结果显示,采用多模态融合技术对电子舌味觉特征和光谱特征进行总和特征融合,可建立有效的滇红工夫红茶品质等级的融合判别模型。与单一特征数据模型的预测性能相比,基于融合数据的 SVM 模型判别准确率更高。结果表明,基于融合数据的 SVM 最佳预测模型正确判别率为 94.42%。可见,特征数据的融合能够更全面地反映待测样品的内在属性,基于电子舌和近红外光谱的融合技术对于评价滇红工夫红茶品质具有良好的应用前景。

关键词: 工夫红茶; 滋味品质; 电子舌; 近红外光谱; 多模态融合

中图分类号: S571.1　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)01-0102-08　　**OSID**:

Evaluation of Taste Quality of Dianhong Congou Black Tea Based on Fusion of Electronic Tongue and Near-infrared Spectroscopy

REN Guangxin[1]　GAO Yumin[1]　ZHANG Yuru[1]　WEI Zhichen[1]　NING Jingming[2]　ZHANG Zhengzhu[3]

(1. *Anhui Province Brewing Industry Microbial Resources Development and Application Engineering Research Center, Huainan Normal University, Huainan* 232038, *China*
2. *State Key Laboratory of Tea Plant Biology and Resource Utilization, Anhui Agricultural University, Hefei* 230036, *China*
3. *Anhui Academy of Agricultural Sciences, Hefei* 230001, *China*)

Abstract: Tea taste is one of the key indicators for evaluating the quality of tea, as well as a key factor in tea grading and market pricing. A multimodal fusion technique based on electronic tongue and near-infrared spectroscopy was proposed for the rapid assessment of the taste quality of different grades of Dianhong Congou black tea samples. The taste feature data obtained by ant colony optimization (ACO) algorithm was utilized to build a rank prediction model by support vector machine (SVM). Using the sample spectra collected by the near-infrared spectrometer as features, a rank discrimination model was established using feature selection methods such as particle swarm algorithm, gray wolf optimization algorithm, simulated annealing algorithm, and ACO, as well as classification algorithms such as extreme learning machine, partial least squares discriminant analysis, and SVM. The results showed that an effective fusion discrimination model for Dianhong Congou black tea quality grades was established by using multimodal fusion technology for the summed feature fusion of electronic tongue taste features and spectral features. The discriminative accuracy of SVM models based on fused data was higher compared

收稿日期: 2024-11-01　修回日期: 2024-11-21

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFD1601102)、安徽省高校自然科学研究重点项目(2022AH051590)和淮南市科技计划项目(2023A314)

作者简介: 任广鑫(1985—),男,讲师,博士,主要从事茶叶质量安全快速检测技术研究,E-mail: rgx@hnnu.edu.cn

通信作者: 张正竹(1969—),男,教授,博士,主要从事茶叶生物化学研究,E-mail: zzz@ahau.edu.cn

with the predictive performance of single feature data models. The results showed that the correct discrimination rate of SVM best prediction model based on fused data was 94.42%. It can be seen that the fusion of feature data can reflect the intrinsic attributes of the samples to be tested more comprehensively, and the fusion technique based on the electronic tongue and near-infrared spectroscopy had a good development prospect for evaluating the quality of Dianhong Congou black tea.

Key words: Congou black tea; taste quality; electronic tongue; near-infrared spectroscopy; multimodal fusion

0　引言

作为全球最重要的发酵类茶制品，红茶是世界茶叶消费的主流产品[1]。依照不同加工技术工艺与外形特征，红茶可分为工夫红茶、小种红茶与红碎茶[2]。工夫红茶是我国著名的茶叶产品。与红碎茶相比，工夫红茶多以中小叶种鲜叶为加工原料，以揉捻替代揉切工艺，使其外形多呈条形，利于营养物质快速浸出。红茶中主要的呈味物质有茶多酚、儿茶素、游离氨基酸、咖啡碱、可溶性糖、无机盐和矿物质元素，被认为是红茶中涩、苦、甘、咸的主要味觉来源，上述活性成分的组成和比例决定了茶叶口感的多样性[3-4]。为引导消费者做出正确的购买决策，防止受骗，避免经济损失，快速有效地评价不同等级与口味的工夫红茶品质成为亟待解决的问题。

当前，红茶生产过程中全程连续化、机械化和自动化成为茶叶企业的主流加工模式[5-6]。然而，随着红茶产量和效率的提升，品质控制与质量保证已成为其大规模生产过程中亟待解决的重要问题。由于传统人工操作与经验评判模式受人为因素影响大，主观性较强，缺乏客观量化工夫红茶质量的评价方法。因此，研究与开发一批既快速、便捷，又准确、稳定，能够有效表征工夫红茶品质特定属性，适应生产、流通等环节的工夫红茶品质快速评判与检测技术迫在眉睫。

针对工夫红茶产品均需依赖人工感官评分的方式，感知其滋味品质存在客观性不足的缺陷[7]，本文以 7 个等级滇红工夫红茶为研究对象，借助近红外光谱(Near-infrared spectroscopy, NIRS)技术和电子舌(Electronic tongue, ET)技术探知其等级品质的衍变规律，联合粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法、灰狼优化(Gray wolf optimization, GWO)算法、模拟退火(Simulated annealing, SA)算法、蚁群优化(ACO)算法等特征变量选择方法，以及极限学习机(Extreme learning machine, ELM)、偏最小二乘法判别分析(Partial least squares discriminant analysis, PLS-DA)和支持向量机(SVM)建模算法，构建品质等级的定性评判模型，以实现对 7 个等级滇红工夫红茶品质的快速、有效表征。

1　材料与方法

1.1　实验材料

本研究以云南滇红集团股份有限公司提供的云南大叶种滇红工夫红茶的 7 个等级茶产品标准样为研究对象，该 7 个等级(按照 T/CTSS 23—2021《条形滇红工夫红茶加工技术规程》划分等级)工夫红茶样品的主要品质成分含量和感官审评结果分别通过标准方法化验和专业审评老师把关，为其质量提供了保证。滇红工夫红茶样品数共计 700 份，每个等级茶样数分别为 100 份。样品的含水率控制在 6%左右。分析前，将样品存放在真空压缩的铝箔袋中，并在恒温干燥器中保存待用。

1.2　实验仪器

SA402B 型电子舌味觉感知系统(北京盈盛恒泰科技有限责任公司)；MPA 通用型傅里叶变换近红外光谱仪(Bruker 光谱仪器公司，德国)；DK-S24 型电热恒温水浴锅(上海精宏实验设备有限公司)；AR224CN 型分析天平(奥豪斯仪器上海有限公司)；GZX-9146 MBE 型数显鼓风干燥箱(上海博讯实业有限公司)；FW-100 型高速万能粉碎机(北京市永光明医疗仪器有限公司)。

1.3　数据采集

1.3.1　ET 信号采集

ET 系统拥有 6 种不同的味觉传感器阵列(CAO、COO、AE1、AAE、CTO 和 GL1)分别对应着酸味(Sou)、苦味(Bit)、涩味(Ast)、鲜味(Uma)、咸味(Sal)和甜味(Swe)，能感知 Sal、Sou、Bit、Swe、Uma、Ast、涩味回味(Ast-a)、苦味回味(Bit-a)和丰富度(Ric)。数据采集过程中，以参比溶液为对照，采集对应于样品溶液滋味的电势信号，通过系统专用的味觉信号转换软件将传感器的输出转换为上述 9 种味觉值。在本实验中，每个样品溶液被测量 4 次，4 次测量平均值被用于后续数据分析。测试时，保持在温度 28℃的循环水环境下。

1.3.2　光谱信息采集

MPA 型 NIRS 仪器采用 PbS 检测器和积分球漫反射扫描装置采集样本光谱；波长变幅为 900～1 700 nm；其分辨率为 8 cm^{-1}；扫描次数为 32。样品

光谱扫描前,将仪器预热 1 h,样品在倒入石英杯后,保持光无法穿透样品杯底部。光谱采集时,室温控制在约 25℃,湿度保持恒定。每份样本重复装样 3 次,取 3 次扫描的平均光谱作为该试样的分析光谱。

1.4 光谱预处理方法

由于 NIRS 仪获取的原始光谱容易受到样品物理性质、背景信息和噪声干扰的影响,本研究采用 Savitzky - Golay(SG)平滑、最小/最大归一化(Min-max normalization, MIN/MAX)、标准正态变量变换(Standard normal variate transformation, SNV)和多元散射校正(Multiple scattering correction, MSC)等光谱预处理方法对样本原始光谱进行处理,减少干扰,增强样本特征属性的贡献[8-10]。

1.5 特征选择与建模算法

为从众多特征变量中提取与待感知靶标物质专属特性有关的特征信息,引入群智能优化算法,即 PSO、ACO、SA 和 GWO 等[11-19]特征变量选择算法筛选 ET 传感器特征和光谱的有效特征。

基于上述方法选择的变量信息构建 PLS - DA、ELM 和 SVM 的分类模型,并对其模型性能比较择优,以探索出最佳的样本等级分类模型。PLS - DA 是解决分类问题的一种快速、实用、线性的识别算法[20]。该算法可将分类向量转化为数值响应,并从与响应的最大协方差中探索潜在变量(Latent variable, LV)。采用最优的 LV 建立 PLS - DA 描述模型,并对样本的响应进行预测,根据分类阈值对测试样本进行分类。ELM 算法是一种基于单隐含层前馈神经网络的回归和多分类的机器学习算法,其中连接输入层和隐含节点的加权系数是随机分配的,从不更新或改变[21]。SVM 法是数据分析中常用的多分类器。该算法基于结构风险最小化原则,试图提高泛化能力,降低预期风险[22-23]。SVM 鉴别器以径向基函数为核函数,通过优化两个参数(惩罚参数 c 和核参数 g)获得良好的预测。参数 c 用于获得最小训练误差和简化模型;核函数 g 描述了输入空间到随机高维特征空间的非线性映射[24-25]。

为评价判别模型性能,利用校正集和预测集正确判别率(Correct discrimination rate, CDR)来评估模型预测能力。优秀的判别模型应有较高的 CDR 值,上述算法均由 Matlab 2019b 软件在 Windows 8 平台下自主开发。

2 结果与分析

2.1 滇红红茶滋味品质特征

利用 ET 系统采集 7 个不同等级(即 T、C1、C2、C3、C4、C5 和 C6)的 700 个滇红红茶样品的 Sal、Sou、Bit、Swe、Uma、Ast、Ast-a、Bit-a 和 Ric 等 9 个滋味特征值。为进一步明确 ET 数据的味觉特征变量之间的相互关系,Pearson 相关分析被用于获得最佳味觉特征。图 1(图中 ** 表示极显著, * 表示显著)显示了茶样中 9 种滋味特征的 Pearson 相关矩阵[26]。图 1 结果显示,有 4 对味觉特征(Uma 与 Sou、Ric 与 Bit、Sal 与 Bit、Ast-a 与 Bit-a)的相关系数绝对值均大于 0.6。这表明,上述特征可能在建立判别模型中表现出类似的效果,上述特征对于建模可能是冗余的。采用特征变量选择法选择影响滇红工夫红茶品质的关键口感特征十分重要。

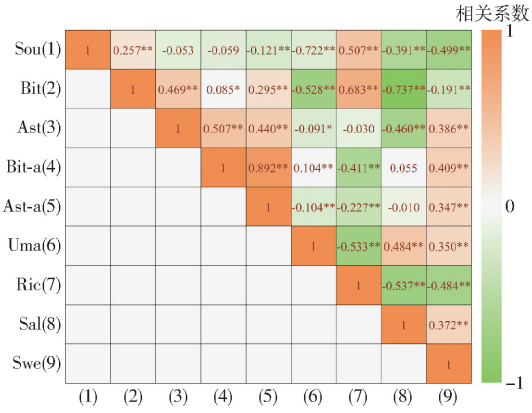

图 1 基于茶样滋味特征相关矩阵的热力图

Fig. 1 Heat map based on correlation matrix of taste profiles in tea

图 2 为所有滇红样品原始光谱(图 2a)和预处理光谱图[27]。由图 2 可知,滇红茶样本的原始光谱含有产品内部质量的特征信息,不同官能团(如 C—H、O—H、N—H 等)的伸缩和弯曲振动与水分、碳水化合物等活性成分含量相关,显著影响了光谱的变化趋势[9]。不同等级样品中主要品质成分含量往往会有差异,使得不同基团在近红外光谱区域的吸收强度和位置存在差异性,根据样品成分和化学复杂性的变化,吸收强度和位置可能增加或减少。从图 2a 可以看出,不同等级茶叶光谱曲线趋势相似,但反射率略有不同,这可能是由不同等级茶样的化学成分含量不同造成的[28]。图 2a 中,约 1 200 nm 处的吸收峰可能由游离氨基酸—CH ═CH 键的第二泛音决定,约 1 480 nm 处的吸收峰可能与 C—H 键的第一泛音有关[29]。因此,从原始光谱曲线中很难区分出不同品质等级的滇红红茶样品。为了消除样品信息外的噪声、基线漂移和散射的影响,SG、SG - SNV、SG - MSC 和 SG - MIN/MAX 等光谱预处理技术被用于消除噪声干扰、斜率变化和校正散射效应。基于上述不同光谱预处理方法的不同等级滇红样本的 SVM 分类模型结果见表 1[27]。表 1 模型结果显示,SG - SNV - SVM 模型分类性能更优。

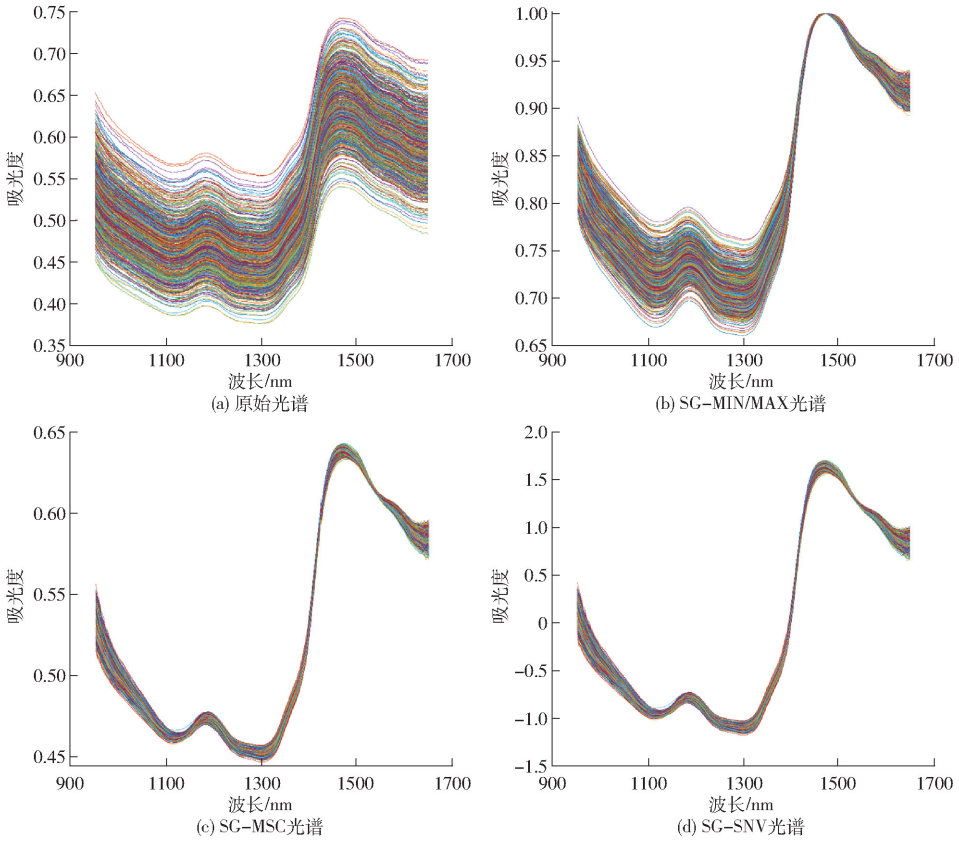

图 2　所有滇红工夫红茶样品原始近红外光谱和预处理后近红外光谱

Fig. 2　Raw NIR spectra and preprocessed NIR spectra of all Dianhong Congou black tea samples

表 1　基于不同光谱预处理方法的 SVM 判别模型结果

Tab. 1　Results of SVM discriminant models based on different spectral preprocessing methods

光谱预处理方法	参数	正确判别率/%	
		校正集	预测集
无	$c=1\,024$, $g=0.08$	81.37	61.37
SG	$c=1\,024$, $g=0.08$	79.87	60.52
SG－SNV	$c=16$, $g=0.13$	89.51	68.67
SG－MSC	$c=1\,024$, $g=0.01$	86.94	68.24
SG－MIN/MAX	$c=16$, $g=0.18$	85.65	62.66

因此，将 SG－SNV 作为本研究的最佳预处理方法，用于后续的特征变量选择和识别模型构建。

2.2　样品集划分与主成分分析

引入 Kennard－Stone(K－S)样品集划分算法，以比例 2∶1 划分，依次得到校正集和预测集样品数为 467 个和 233 个。7 个等级的 700 份滇红茶样本集三维散点空间分布见图 3[26－27,30]。由图 3 可知，滇红茶样本的单一滋味特征(电子舌和光谱)与融合数据特征的样品集空间分布较为离散，校正集样本的分布范围覆盖了预测集样本的分布。该结果说明，校正集和预测集样品分布是恰当的。

图 4 显示了滇红茶样品的三维主成分分析分布结果[26－27,30]。7 个等级(T、C1、C2、C3、C4、C5

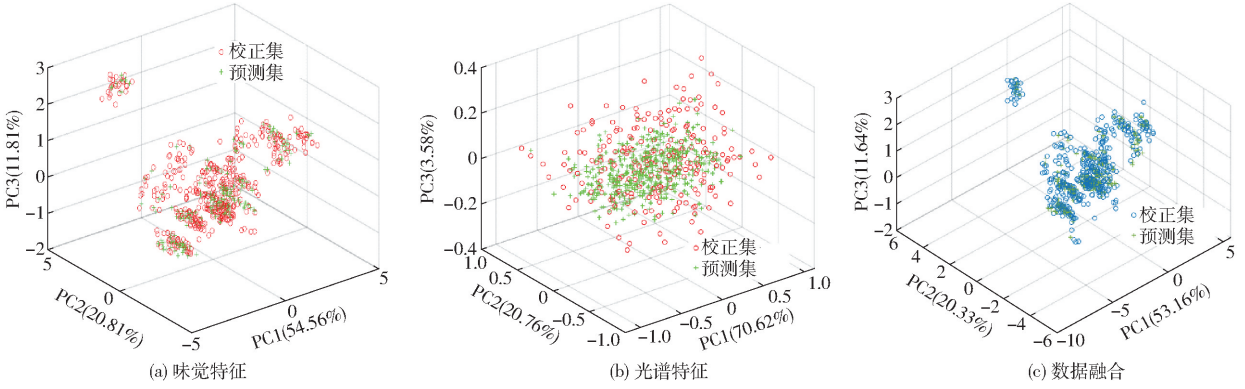

图 3　校正集和预测集滇红工夫红茶样本三维主成分空间分布

Fig. 3　Distributions of Dianhong Congou black tea samples from calibration set and prediction set in three-dimensional principal components space

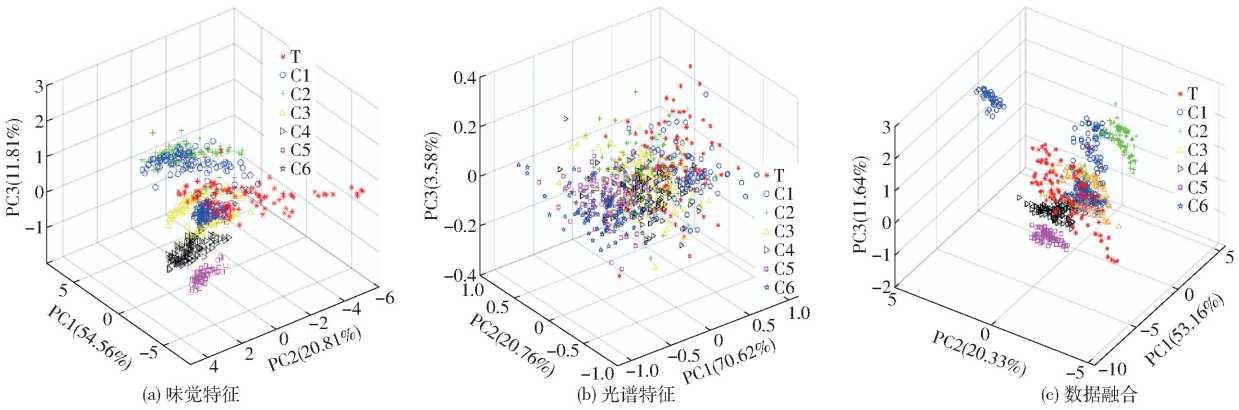

图 4 7 个等级的滇红工夫红茶样本三维主成分分布

Fig. 4 Three-dimensional PC distributions of seven grades of Dianhong Congou black tea samples

和 C6)样品的单一滋味特征(电子舌味觉和光谱)与融合数据的主成分得分分布显示,不同品质等级间的样品在三维空间上有较高的重叠,基于单一特征数据和融合特征数据均无法简单地将不同等级的样本有效地区分,需要引入合适的化学计量学方法,以达到对供试样本品质等级的有效鉴别。

2.3 滋味特征变量选择

利用 ACO 算法对 ET 味觉数据进行特征选择。图 5 为基于最小最优代价的 ACO 的最佳收敛曲线[26]。图 5 显示,ACO 在迭代开始时波动较大,随后衰减趋势较小。经过 32 次迭代,算法最终收敛,收敛过程中只有 3 次波动。最佳目标函数值为 0.028 285。上述结果表明,该方法的收敛速度比较理想,这可能与目标函数的合理设计有关。经过多次迭代,ACO 筛选出了 5 个特征数据,选择的特征有 Ast、Swe、Uma、Bit 和 Sal。利用 4 种群智能优化算法(PSO、ACO、SA 和 GWO)对 NIRS 仪器采集的滇红红茶样本光谱数据进行特征波长的选择。不同群智能算法的特征变量选择的计算过程见图 6[27]。上述特征变量选择算法经多次迭代,最终收敛,获得最小的目标函数值为最优解。上述 4 种特征变量选择算法在 100 次迭代过程中的波长统计结果见表 2[27]。由表 2 可知,PSO、ACO、SA 和 GWO 算法提取到的滇红红茶 NIRS 特征波长数量依次为 18、12、15 和 66,所选择的波段占总波段比例依次为 7.89%(18/228)、5.26%(12/228)、6.58%(15/228)和 28.95%(66/228)。通过对样品光谱进行特征波长选择,提升建模计算效率,更有助于高质量模型构建。

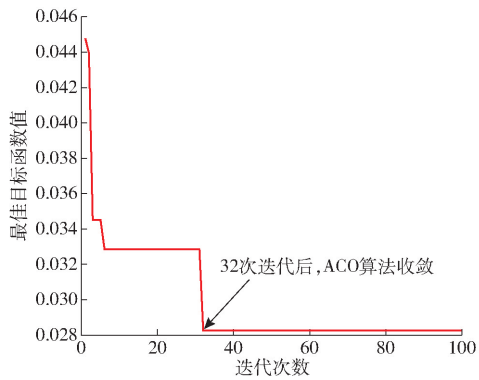

图 5 100 次迭代过程 ACO 收敛曲线

Fig. 5 Convergence curve of ACO algorithm during 100 iterations

2.4 基于电子舌和光谱特征的滇红红茶滋味品质评价模型建立

基于 ACO 优化 ET 味觉特征的 PLS-DA、ELM 和 SVM 判别模型结果见表 3。表 3 统计结果显示,SVM 模型精度高于 ELM 和 PLS-DA 模型,其校正集和预测集 CDR 分别为 94.22% 和 92.27%。PLS-DA 模型性能最差,其 CDR 低于 70%。可见,利用电子舌味觉特征值结合 SVM 算法对滇红红茶等级品质的评估更为有效。基于光谱特征与 4 种特征变量优选技术(即 GWO、PSO、ACO 和 SA)结合 3 种机器学习算法(即 ELM、PLS-DA 和 SVM)构建的判别模型结果见表 4。由表 4 模型可知,GWO-SVM 模型在校正和预测过程中的 CDR 最高,分别为 87.15% 和 81.97%。ELM、PLS-DA 和 SVM 算法所建各自 5 个模型的平均预测准确率分别为 55.37%、57.94% 和 69.36%。可见,上述算法结合 NIRS 信息对 7 个等级的 700 份滇红工夫红茶样本的综合判别率均较低。表 5 基于融合数据(ET 味觉特征 + 光谱特征)与不同化学计量学算法所建优化模型的结果显示,基于不同分类算法的特征融合数据模型的性能优劣依次为 SVM、ELM、PLS-DA。SVM 模型获得最优的判别性能,其校正集和预测集 CDR 分别为 95.29% 和 94.42%,且其性能高于单一特征(ET 味觉特征或光谱特征)构建的最佳模型。这表明,特征数据融合有助于捕捉更为全面的滇红工夫红茶滋味品质特征,开发的识别模型更为准确

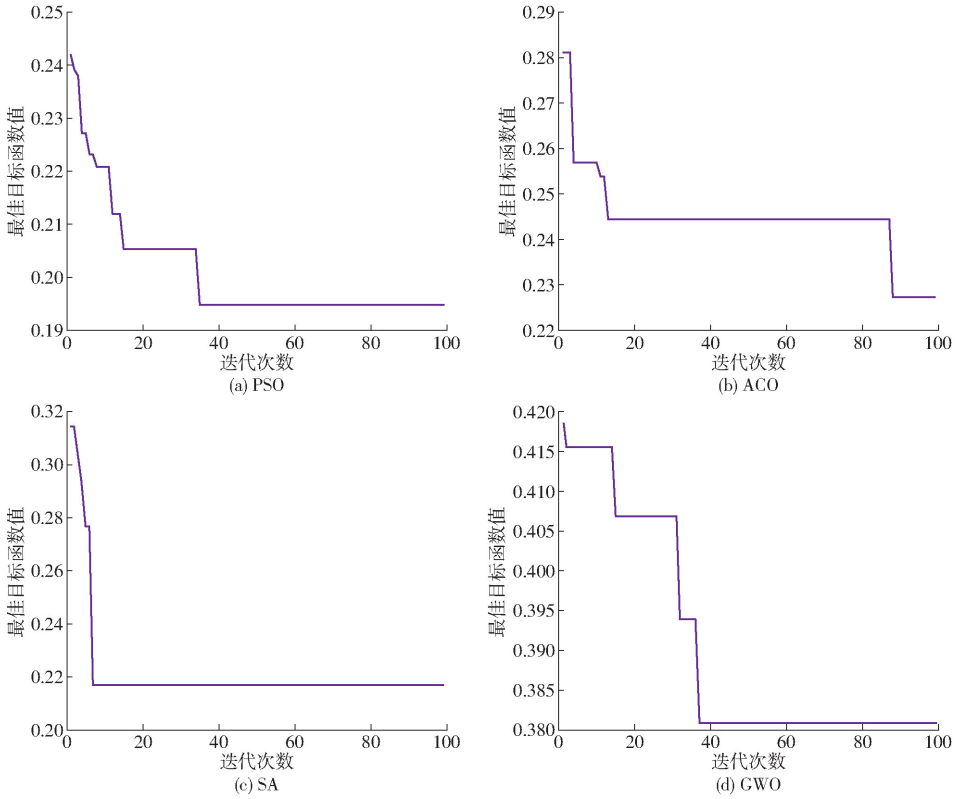

图 6　不同群智能算法的特征变量选择收敛曲线

Fig. 6　Convergence curves of feature variable selection for different swarm intelligence algorithms

表 2　不同特征变量选取方法在 100 次迭代中的统计结果

Tab. 2　Statistical results of different feature variables selection methods within 100 iterations

方法	变量数	最佳目标函数值	选择的波长/nm
PSO	18	0.195 0	957.03, 1 024.41, 1 094.15, 1 123.59, 1 157.58, 1 210.26, 1 220.92, 1 243.30, 1 296.78, 1 342.46, 1 349.25, 1 391.84, 1 395.17, 1 469.59, 1 505.97, 1 548.07, 1 564.70, 1 637.03
ACO	12	0.227 2	1 090.45, 1 108.90, 1 161.21, 1 184.04, 1 198.37, 1 213.82, 1 238.60, 1 271.33, 1 342.46, 1 363.90, 1 458.78, 1 532.37
SA	15	0.217 0	977.51, 1 000.40, 1 043.23, 1 191.21, 1 198.37, 1 210.26, 1 322.00, 1 357.15, 1 373.99, 1 384.05, 1 426.08, 1 455.53, 1 551.20, 1 586.34, 1 623.97
GWO	66	0.381 0	957.03, 969.84, 973.68, 977.51, 985.16, 992.79, 1 004.20, 1 013.06, 1 024.41, 1 035.71, 1 048.24, 1 059.46, 1 063.20, 1 070.65, 1 085.51, 1 090.45, 1 101.54, 1 112.58, 1 116.25, 1 119.92, 1 123.59, 1 143.06, 1 150.33, 1 164.82, 1 180.44, 1 187.63, 1 198.37, 1 217.37, 1 220.92, 1 228.01, 1 243.30, 1 257.36, 1 282.92, 1 286.39, 1 296.78, 1 322.00, 1 335.66, 1 349.25, 1 353.77, 1 360.52, 1 367.27, 1 373.99, 1 387.39, 1 395.17, 1 421.69, 1 429.37, 1 432.65, 1 442.48, 1 445.75, 1 458.78, 1 463.11, 1 476.05, 1 482.49, 1 502.78, 1 521.85, 1 532.37, 1 570.91, 1 574.00, 1 592.49, 1 599.64, 1 608.79, 1 617.91, 1 623.97, 1 631.01, 1 640.03, 1 646.03

表 3　基于电子舌味觉特征和不同化学计量学算法所建优化模型结果

Tab. 3　Results of optimal models based on ET taste features and different chemometrics

模型	参数	正确判别率/%	
		校正集	预测集
ELM	隐含层节点数为 91	82.65	83.69
PLS－DA	潜在变量数为 14	66.09	65.24
SVM	$c=16$, $g=1.41$	94.22	92.27

地区分出不同等级的滇红工夫红茶产品。

3　结论

(1)ET 传感器被组装用于评价 7 个等级滇红工夫红茶样品的品质。通过引入 ACO 算法,获得味觉特征的最佳传感器阵列组合。结果表明,利用 ACO 优化的 5 个特征味觉成分构建的 SVM 模型能够较好地实现滇红工夫红茶品质的智能评价,该模型对红茶样品的预测精度达到 92.27%。ET 传感阵列能够满足实际生产过程中对工夫红茶产品质量评价客观性和一致性的要求。

表 4 基于光谱特征和不同化学计量学算法所建优化模型结果

Tab. 4 Results of optimal models based on spectral features and different chemometrics

模型	参数	正确判别率/%	
		校正集	预测集
ELM	隐含层节点数为 75	58.24	54.94
GWO－ELM	隐含层节点数为 81	62.10	52.79
PSO－ELM	隐含层节点数为 56	64.03	55.79
ACO－ELM	隐含层节点数为 60	66.60	58.80
SA－ELM	隐含层节点数为 92	61.03	54.51
PLS－DA	潜在变量数为 12	60.17	60.09
GWO－PLS－DA	潜在变量数为 14	61.88	61.37
PSO－PLS－DA	潜在变量数为 14	60.39	53.65
ACO－PLS－DA	潜在变量数为 12	57.39	58.80
SA－PLS－DA	潜在变量数为 13	61.46	55.79
SVM	$c=16$, $g=0.13$	89.51	68.67
GWO－SVM	$c=8$, $g=4$	87.15	81.97
PSO－SVM	$c=16$, $g=4$	66.16	60.94
ACO－SVM	$c=8$, $g=4$	85.44	64.81
SA－SVM	$c=16$, $g=2$	87.15	70.39

表 5 基于融合数据和不同化学计量学算法所建优化模型结果

Tab. 5 Results of optimal models based on fusion data and different chemometrics

模型	参数	正确判别率/%	
		校正集	预测集
ELM	隐含层节点数为 71	74.09	73.39
PLS－DA	潜在变量数为 15	65.10	67.38
SVM	$c=16$, $g=0.13$	95.29	94.42

(2)利用 NIRS 仪扫描 700 份滇红工夫红茶样本的光谱信息,通过 GWO、PSO、ACO、SA 等 4 种特征波长筛选技术和 ELM、PLS－DA、SVM 等 3 种智能算法建立等级评判模型,得到最佳的 GWO－SVM 模型的预测集 CDR 达到 81.97%。利用 NIRS 仪器能够实现工夫红茶等级属性的快速预测,开发的预测模型能够对茶叶质量进行快速评判。

(3)采用多模态信息融合技术对 ET 味觉特征和光谱特征进行特征融合,建立有效的滇红工夫红茶品质判别模型。结果表明,基于融合特征的 SVM 模型的 CDR 更高,达到 94.42%。可见,特征数据的融合能够更全面地反映待测样品的内在属性,基于电子舌和近红外光谱的融合技术对于评价滇红工夫红茶品质是可行的。

参 考 文 献

[1] 董春旺, 赵杰文, 朱宏凯, 等. 基于 RSM 和 BP－AdaBoost－GA 的红茶发酵性能参数优化[J]. 农业机械学报, 2017, 48(5): 335－342.
DONG Chunwang, ZHAO Jiewen, ZHU Hongkai, et al. Parameter optimization of black tea fermentation machine based on RSM and BP－AdaBoost－GA[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(5): 335－342. (in Chinese)

[2] REN G, FAN Q, HE X, et al. Applicability of multifunctional preprocessing device for simultaneous estimation of spreading of green tea, withering of black tea and shaking of oolong tea[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2020, 100(2): 560－569.

[3] LONG P, LI Y, HAN Z, et al. Discovery of color compounds: integrated multispectral omics on exploring critical colorant compounds of black tea infusion[J]. Food Chemistry, 2024, 432: 137185.

[4] 张柏, 凌彩金, 李露青, 等. 基于数据融合策略的红茶发酵程度判别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(15): 339－347.
ZHANG Bo, LING Caijin, LI Luqing, et al. Discrimination of black tea fermentation degrees based on data fusion strategy[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(15): 339－347. (in Chinese)

[5] 何雪军, 王进, 唐小林, 等. 6CQCL－50 型多功能茶鲜叶前处理机[J]. 农业机械学报, 2014, 45(11): 68－74.
HE Xuejun, WANG Jin, TANG Xiaolin, et al. Development of 6CQCL－50 multi-functional preprocessing machine for fresh tea [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(11): 68－74. (in Chinese)

[6] 杨波, 宋彦, 卫聿铭, 等. 黄茶自动化闷黄装备设计与温湿度控制方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 376－384.
YANG Bo, SONG Yan, WEI Yuming, et al. Design of automated yellowing equipment for yellow tea and investigation on temperature and humidity control methods[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 376－384. (in Chinese)

[7] 宁井铭, 孙京京, 朱小元, 等. 基于图像和光谱信息融合的红茶萎凋程度量化判别[J]. 农业工程学报, 2016, 32(24): 303－308.
NING Jingming, SUN Jingjing, ZHU Xiaoyuan, et al. Discriminant of withering quality of Keemun black tea based on information fusion of image and spectrum[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(24): 303－308. (in Chinese)

[8] 任广鑫, 张正竹, 宁井铭, 等. 基于 ATR 校正的红茶成分近红外光谱无损检测[J]. 光谱实验室, 2012, 29(4): 2148－2154.
REN Guangxin, ZHANG Zhengzhu, NING Jingming, et al. Non-destructive NIR spectra measurement of black tea components based on ATR calibration[J]. Chinese Journal of Spectroscopy Laboratory, 2012, 29(4): 2148－2154. (in Chinese)

[9] REN G, WANG S, NING J, et al. Quantitative analysis and geographical traceability of black tea using Fourier transform near-infrared spectroscopy (FT－NIRS)[J]. Food Research International, 2013, 53(2): 822－826.

[10] 任广鑫. 基于近红外分析技术的红茶成分分析与产地识别的研究[D]. 合肥:安徽农业大学, 2012.
REN Guangxin. Component determination and geographical origin identification of black tea using Fourier transform near infrared reflectance spectroscopy (FT－NIRS)[D]. Hefei: Anhui Agricultural University, 2012. (in Chinese)

[11] REN G, SUN Y, LI M, et al. Cognitive spectroscopy for evaluating Chinese black tea grades (*Camellia sinensis*): near-infrared spectroscopy and evolutionary algorithms[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2020, 100(10): 3950－3959.

[12] REN G, YIN L, WU R, et al. Rapid detection of ash content in black tea using a homemade miniature near-infrared spectroscopy[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2024, 308: 123740.

[13] ZHAO M, LIU T, JIANG H. Quantitative detection of moisture content of corn by olfactory visualization technology[J]. Microchemical Journal, 2024, 199: 109937.

[14] JIANG H, LIU T, HE P, et al. Quantitative analysis of fatty acid value during rice storage based on olfactory visualization sensor technology[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2020, 309: 127816.

[15] JIANG H, XU W, CHEN Q. Determination of tea polyphenols in green tea by homemade color sensitive sensor combined with multivariate analysis[J]. Food Chemistry, 2020, 319: 126584.

[16] YE D, SUN L, TAN W, et al. Detecting and classifying minor bruised potato based on hyperspectral imaging[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2018, 177: 129－139.

[17] GUO Z, BARIMAH A, SHUJAT A, et al. Simultaneous quantification of active constituents and antioxidant capability of green tea using NIR spectroscopy coupled with swarm intelligence algorithm[J]. LWT—Food Science and Technology, 2020, 129: 109510.

[18] TU Q, CHEN X, LIU X. Multi-strategy ensemble grey wolf optimizer and its application to feature selection[J]. Applied Soft Computing, 2019, 76: 16－30.

[19] 武新燕, 卞希慧, 杨盛, 等. 基于灰狼算法的近红外光谱变量选择方法研究[J]. 分析测试学报, 2020, 39(10): 1288－1292.
WU Xinyan, BIAN Xihui, YANG Sheng, et al. A variable selection method for near infrared spectroscopy based on gray wolf optimizer algorithm[J]. Journal of Instrumental Analysis, 2020, 39(10): 1288－1292. (in Chinese)

[20] XU W, HE Y, LI J, et al. Portable beef-freshness detection platform based on colorimetric sensor array technology and bionic algorithms for total volatile basic nitrogen (TVB-N) determination[J]. Food Control, 2023, 150: 109741.

[21] JI Z, ZHU J, DENG J, et al. Quantitative determination of zearalenone in wheat by the CSA－NIR technique combined with chemometrics algorithms[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2024, 323: 124858.

[22] LI H, LUO X, HARUNA S, et al. Au－Ag OHCs-based SERS sensor coupled with deep learning CNN algorithm to quantify thiram and pymetrozine in tea[J]. Food Chemistry, 2023, 428: 136798.

[23] ZAREEF M, CHEN Q, HASSAN M, et al. An overview on the applications of typical non-linear algorithms coupled with NIR spectroscopy in food analysis[J]. Food Engineering Reviews, 2020, 12(2): 173－190.

[24] GAO Q, WANG P, NIU T, et al. Soluble solid content and firmness index assessment and maturity discrimination of *Malus micromalus Makino* based on near-infrared hyperspectral imaging[J]. Food Chemistry, 2022, 370: 131013.

[25] REN G, WU R, YIN L, et al. Description of tea quality using deep learning and multi-sensor feature fusion[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2024, 126: 105924.

[26] REN G, LI T, WEI Y, et al. Estimation of Congou black tea quality by an electronic tongue technology combined with multivariate analysis[J]. Microchemical Journal, 2021, 163: 105899.

[27] REN G, ZHANG X, WU R, et al. Digital depiction of the quality of Dianhong black tea based on pocket-sized near infrared spectroscopy[J]. Infrared Physics & Technology, 2022, 127:104418.

[28] REN G, LIU Y, NING J, et al. Assessing black tea quality based on visible-near infrared spectra and kernel-based methods [J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2021, 98: 103810.

[29] WANG Y, LI T, LI L, et al. Micro-NIR spectrometer for quality assessment of tea: comparison of local and global models [J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2020, 237: 118403.

[30] REN G, ZHANG X, WU R, et al. Rapid characterization of black tea taste quality using miniature NIR spectroscopy and electronic tongue sensors[J]. Biosensors, 2023,13(1):92.