

文章编号:1000-8551(2020)05-1054-07

基于电子舌的料酒味觉特征辨识与定量分析

汤海青^{1,*} 顾晓俊² 陈祖满¹ 范梦漩¹⁽¹⁾浙江医药高等专科学校食品学院,浙江 宁波 315100;⁽²⁾宁波海关技术中心,浙江 宁波 315012)

摘要:为探明电子舌对调味料酒生产工艺的判别能力和理化指标的预测能力,本研究采用电子舌和理化检测手段,结合不同统计方法,对54份料酒样品分别建立定性和定量分析模型。结果表明,应用主成分分析(PCA)可以区分不同生产工艺的料酒样品,第一主成分为鲜味,贡献率62.4%,第二主成分为酸味,贡献率33.2%;应用簇类独立软模式法(SIMCA)可以准确判别酿造料酒和配制料酒,各传感器区分能力(DP)>5,识别率达到100%;应用偏最小二乘法(PLS)将传感器信号与行标方法检测结果进行拟合,总酸、氨基酸态氮和食盐的验证集标准偏差与预测标准偏差的比值(RPD)分别为12.1、6.5和14.1,建立的模型效果良好,可进行准确的定标和预测;酒精度RPD值为2.7,也可进行定量分析,但模型稳定性较弱。本研究结果为应用电子舌对调味料酒进行品质区分和检测提供了理论和实践基础。

关键词:电子舌;料酒;主成分分析(PCA);簇类独立软模式法(SIMCA);偏最小二乘法(PLS)

DOI:10.11869/j.issn.100-8551.2020.05.1054

调味料酒(简称料酒)是以发酵酒、蒸馏酒或食用酒精成分为主体,添加食用盐(可加入植物香辛料),配制加工而成的液体调味品^[1]。作为中国传统的调味品,料酒主要用于肉类、海鲜和蛋等动物源性食品原料的烹调过程,配合其他调味料,达到去腥、增香和解腻的效果,是调味品行业重要品类之一^[2-4]。目前,市场上有3种料酒产品工艺:一是用黄酒添加食盐和香辛料制成的“酿造料酒”;二是用黄酒和酒精共同添加制成的料酒;三是使用酒精加入香精、味精、食盐、色素制成的料酒。后两者属于“配制料酒”,均可达到行业标准《SB/T 10416-2007 调味料酒》^[1]的质量要求。配制料酒无论在原料、工艺、生产周期和成本,还是在酒性醇香和烹饪效果等方面,都与酿造料酒存在着很大的差别^[5]。使用同一质量指标,不仅拉低了料酒行业品质,而且导致质价不符、以次充好等状况的频发^[6]。因此,亟需开发可以有效区分和判别酿造料酒和配制料酒的方法,发展料酒掺伪鉴别的技术手段。

为规范酿造料酒的生产,近期发布的团体标准《T/CBJ 8101-2019 谷物酿造料酒》^[7]和《T/ZZB 0527-2018 酿造料酒》^[8]在现有行业标准基础上,参照黄酒

国家标准,增加了对发酵主要香气成分(β -苯乙醇)的质量要求。但由于料酒成分复杂,很难通过单一成分的分析对料酒品质进行分析和鉴定^[9]。因此,光谱、色谱或电子感官等技术结合化学计量学的分析方法,被开发应用于料酒的测量和鉴定,如陈燕清等^[10]利用可见-近红外光谱结合偏最小二乘等判别模型鉴别区分品牌料酒;李茜云等^[11]利用气相色谱-质谱(gas chromatography-mass spectrometer, GC-MS)指纹图谱结合聚类分析对料酒品牌进行鉴别和分类。电子舌(electronic tongue, ET)作为一种智能感官分析技术,可利用多传感阵列感测液体样品的特征相应信号,通过信号模式识别处理及专家系统学习识别,对样品进行定性或定量分析^[12-14]。近年来,ET在食品行业已得到越来越广泛的应用,在调味品和饮料酒领域也得到了拓展。如利用多频脉冲型电子舌对黄酒的产地进行判别区分^[15];利用电位型电子舌对食醋的口感进行评价并建立总酸和食盐指标对酸感和咸感的相关性^[16]等,但针对料酒的工艺区分及电子舌结合化学计量法的定量分析鲜有报道。因此,本试验针对不同生产工艺的料酒进行测定,使用Astree和Unscrambler软

收稿日期:2019-05-13 接受日期:2019-08-27

基金项目:浙江省教育厅一般科研项目(Y201534608),浙江省大学生科技创新活动计划暨新苗人才计划(2016R435006),宁波市重大科技项目(2019C10069),奉化市重大科技项目(奉科[2017]24号)

作者简介:汤海青,女,副教授,主要从事食品质量与安全研究。E-mail: tanghq@mail.zjpc.net.cn

* 通讯作者:同第一作者。

件分别对传感器阵列信号进行采集和处理,并应用多种统计分析方法,探讨电子舌技术在料酒工艺类型判别、理化指标快速检测等多方面应用的可行性,以期应用电子舌检测料酒品质提供理论支持。

1 材料与方法

1.1 材料与试剂

料酒,购自宁波超市,产地为江浙地区。共 54 个批次,包括发酵类(生产配料:大米、小麦、水、食盐、香辛料)30 个和配制类[生产配料:黄酒和(或)食用酒精、水、食盐、香辛料]24 个。将全部样品随机排序编号,36 个样品用于建模,18 个用于检验。校准液:0.01 mol·L⁻¹ HCl、0.01 mol·L⁻¹ NaCl 和 0.01 mol·L⁻¹ 谷氨酸钠,法国 Alpha M.O.S 公司。其他试剂均为国产分析纯,水为超纯水。

1.2 主要仪器与设备

Astree 电子舌[由自动进样器、传感器阵列和数据采集分析系统组成,其中传感器阵列包括 7 个电化学传感器(SRS、GPS、STS、UMS、SPS、SWS 和 BRS),以 Ag/AgCl 电极作为参比电极],法国 Alpha M.O.S 公司;907 全自动电位滴定仪,瑞士万通公司;DMA 4500M 密度计,奥地利安东帕公司;UDK149 蒸馏仪,意大利威尔浦公司。

1.3 试验方法

1.3.1 理化指标测定 参考 SB/T 10416-2007^[1],分别测定料酒样品中的总酸、氨基酸态氮、酒精度和食盐指标。

1.3.2 电子舌分析

1.3.2.1 电子舌活化、校准和诊断 在自动进样器的相应位置上分别放置浓度均为 0.01 mol·L⁻¹ 的 HCl 溶液、NaCl 溶液和谷氨酸钠溶液,依次运行电子舌活化、校准和诊断等程序,待传感器阵列信号满足系统稳定性和重复性后,进行样品测试。

1.3.2.2 电子舌测试 摇匀样品,取 85 mL 倒入样品杯,置于自动进样器,每个样品间隔放置 10% 乙醇溶液进行清洗。每个样品重复测定 6 次,单次测定时间为 120 s,取各传感器信号强度在 100~120 s 间的响应值作为多元统计分析的原始数据。

1.3.3 多元统计分析

1.3.3.1 主成分分析法(principal component analysis, PCA) 使用 PCA 对不同生产方式的料酒的差异性进行区分,在保留原始变量主要信息的前提下,将多维电子舌信息进行数据转换和降维,用较少的综合指标分

别代表存在于各个变量中的各类信息,考察主成分贡献率和样品在得分图中的分布情况^[17]。

1.3.3.2 簇类独立软模式法(soft independent modeling of class analogy, SIMCA) SIMCA 是类建模技术中最常用的方法之一,通过在 PCA 基础上对训练集中每个类别分别建模,根据未知样品与训练集中某一类的相似性,将其与训练集中某一类进行归类。各类间的距离越大,分类效果越好^[18]。实施过程:对配制料酒和酿造料酒分别建立 PCA 模型后,使用 SIMCA 建立配制料酒和酿造料酒的标准判别模型,考察模型距离、区分能力(discriminating power, DP)等指标,并依据该模型对未参与建模的样品进行生产类型的识别检验。

1.3.3.3 偏最小二乘法(partial least squares, PLS) 使用 PLS 对电子舌传感器信号强度数据与行标法理化指标结果进行拟合比较,建立理化指标的预测模型,采用校正集交互验证决定系数(determination coefficient of calibration, R^2_{cal})、验证集交互验证决定系数(determination coefficient of validation, R^2_{val})、校正均方根误差(root mean square error of calibration set, RMSEC)、预测均方根误差(root mean square error of prediction set, RMSEP)、验证集标准偏差与预测标准偏差的比值(ratio of standard deviation of the validation set to standard error of prediction, RPD)对模型进行评价^[19-20],并使用未参与建模的样品进行外部检验。

1.4 数据处理与分析

采用 Unscrambler 9.7(CAMO 公司,挪威)和 Origin 2018(OriginLab 公司,美国)对数据进行显著性检验、多元统计分析和制图。

2 结果与分析

2.1 电子舌味觉对比分析

在室温条件下,采集全部 54 份料酒样品的传感器信号,用雷达图表示(图 1)。图中坐标轴刻度表示味觉单位,说明 7 种传感器均对料酒有较好的响应。所有料酒样品的传感器响应轮廓大致相似,但在信号强度上存在差异。其中,SPS(复合味 1)、STS(咸味)、SRS(酸味)和 BRS(苦味)传感器上的强度较大,SWS(甜味)、UMS(鲜味)和 GPS(复合味 2)传感器上的强度较小。

对各传感器的响应信号值做单因素方差分析,均存在明显差异,说明电子舌可以将样品风味明显的区别开。其中,UMS 和 SRS 传感器上的信号强度差别最

大,说明料酒样品在鲜味和酸味传感器上贡献的差异较大。特别是 UMS 信号值,部分样品的贡献<0,说明这部分样品中没有鲜味贡献物。

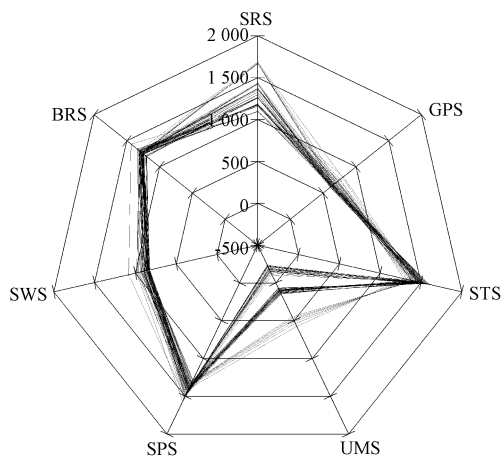


图 1 料酒的味觉雷达图

Fig.1 Radar chart of taste of cooking wines

2.2 主成分分析

对 36 份建模样品的电子舌传感器数据进行主成分分析,得到主成分分析的二维图,剔除 2 个异常值后,结果如图 2 所示。PC1 轴对应的第一主成分可以反映样品原本信息的 62.4%;PC2 轴对应的第二主成分反映样品原本信息的 33.2%。2 个主成分的累计方差贡献率达到 95.6%,说明 PCA 分析的前 2 个主成分能够反映原始数据的绝大部分信息。PCA 的得分图以散点的形式代表样品之间的距离,每个点之间的距离代表不同样品差异性的大小。距离越近,说明滋味的相似程度越高;距离较远则反之^[21-22]。由图 2 可知,配制料酒集中在中间区域,有明显的聚类,而发酵料酒分布在周围,较为分散,说明两类料酒在味觉特征存在一定的差异,电子舌可以将不同生产方式的料酒进行很好的区分,可进一步应用 SIMCA 对待检验料酒样品进行区别分析。PCA 的载荷图以箭头的形式代表各个传感器信号变量分别在 PC1 和 PC2 的占比,PC1 主要涵盖 UMS 的信息($r=0.955$),主要表示料酒的鲜味特征;PC2 主要涵盖 SRS 的信息($r=0.960$),表示料酒的酸味特征;剩余传感器信号则分布于其他主成分中。

2.3 生产工艺判别模型

在 PCA 分析的基础上对料酒样品进行 SIMCA 建模。参与建模的配制料酒样品集和酿造料酒样品集之间的欧氏距离为 266.9,说明两类之间的距离较远, SIMCA 分类效果较好。考察传感器变量对两类样品的区分能力(图 3),可见各个传感器的区分能力均大

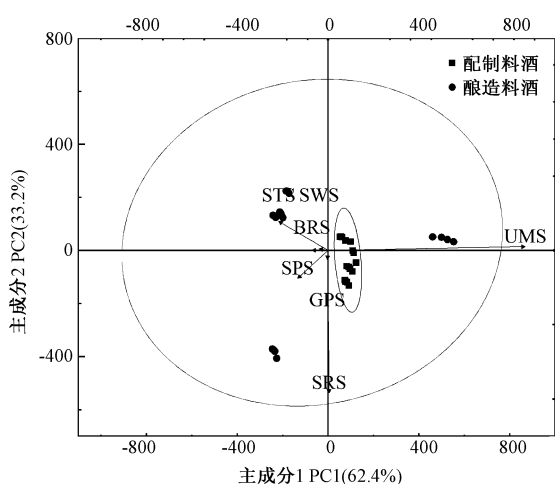


图 2 PCA 得分图和载荷图

Fig.2 Score plot and loading plot of PCA

于 5,各变量的区分能力是足够的^[23-24]。其中,UMS 传感器的区分能力远高于其他传感器,其次是 SRS、STS、BRS 和 GPS,而 SPS 和 SWS 的区分能力较弱。

将未参与建模的样品与两类样品的 PCA 模型进行比较,得到 SIMCA 模型的 Cooman 图(图 4)。结果表明,在显著性水平 $\alpha=0.05$ 的条件下,图 4 的左上部分为酿造料酒区域,右下部分为配制料酒区域,未参与建模的样品分别与 2 个模型比较,根据相似性分配到不同的区域中。对于未参与建模的样品,配制料酒和酿造料酒的识别率均达到 100%。

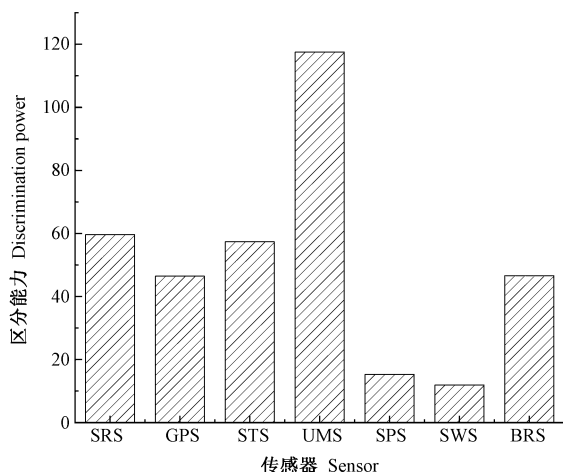


图 3 各传感器对两类料酒的区分能力

Fig.3 Discrimination power of each sensor on two types of cooking wines

2.4 理化指标拟合模型

采用 PLS 法对电子舌传感器信号强度数据和行标法理化指标结果进行多元统计分析,选取内部交叉

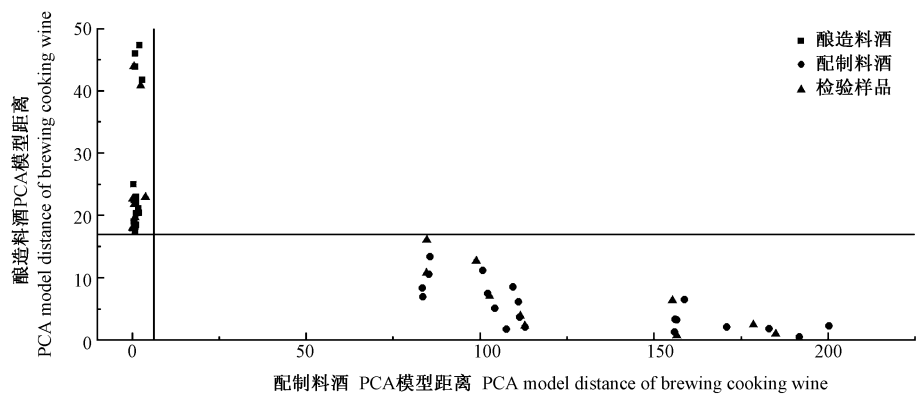


图 4 SIMCA 模型的 Cooman 图

Fig.4 Cooman's plot of SIMCA model

验证的化学计量法,建立料酒各理化指标的定量分析检测模型。模型的因子数等建模条件和检验结果见表 1 和图 5。总酸、氨基酸态氮和食盐指标的决定系数 (R_{cad}^2 和 R_{ral}^2) 大于 95%,说明回归方程的拟合度高,预测浓度值接近测量值;RMSEC 与 RMSEP 值接近且数值较小,说明模型的稳定性较好;RPD 值均大于 3,说

明模型的定标效果良好,预测精度高。酒精度指标的验证集交叉验证决定系数 R_{val}^2 小于 90%,RMSEC 与 RMSEP 值相差较大,RPD 值小于 3,说明回归方程的拟合度一般,模型的稳定性较弱^[25]。虽然可以对酒精度进行定量分析,但是定标效果和预测精度不及总酸、氨基酸态氮和食盐指标。

表 1 PLS 建模条件和检验结果

Table 1 Modeling conditions and inspection results of PLS model

理化指标 Physicochemical indexes	因子数 Number of factor	R_{cal}^2	R_{val}^2	RMSEC	RMSEP	RPD
总酸 Total acids	4	0.995	0.992	0.084	0.104	12.1
氨基酸态氮 Amino acid nitrogen	4	0.985	0.976	0.013	0.015	6.5
酒精度 Alcohol content	5	0.926	0.879	0.402	0.525	2.7
食盐 NaCl	4	0.996	0.994	0.286	0.353	14.1

使用 PLS-内部交叉验证所得模型,对预测集(18 份未参与建模的料酒样本)的总酸、氨基酸态氮、酒精度和食盐的含量进行预测。将预测值与化学值进行 t 检验,显著水平 $\alpha = 0.05$,查间临界值表^[26], $t(0.05, 18)$ 为 2.110,总酸、氨基酸态氮、酒精度和食盐的 t 检验结果分别为 0.056、0.075、0.323、0.412,均小于 2.110,表明电子舌法与标准方法不存在显著差异,进一步说明所建立的模型具有较好的预测能力,可以达到常规分析的精度要求。

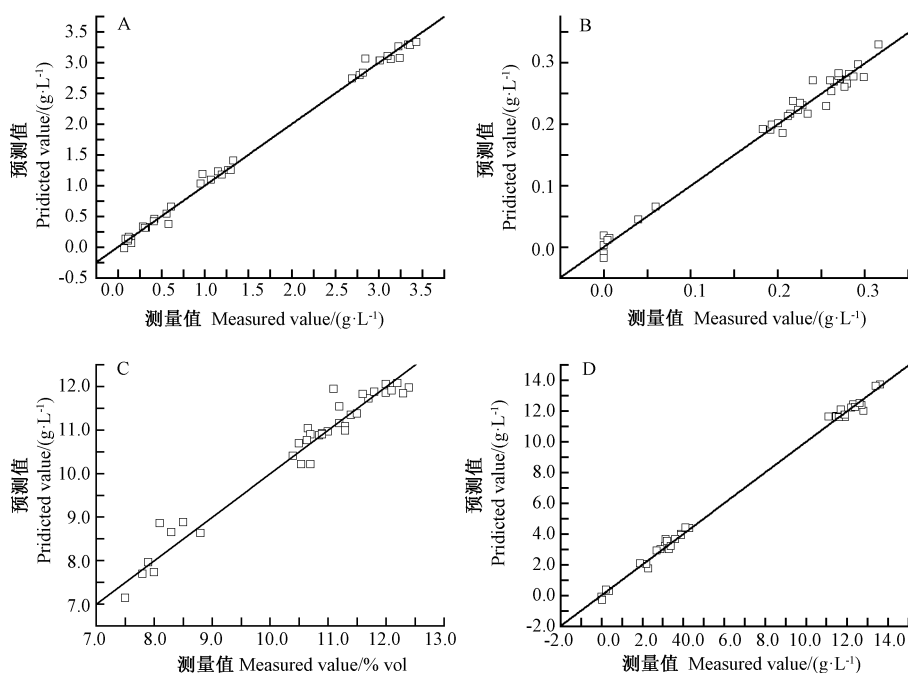
3 讨论

一般来说,酿造料酒中的水溶性呈味物质包括游离氨基酸和大分子多肽为主的含氮化合物(鲜味物质),乳酸和醋酸为主的有机酸(酸味物质),葡萄糖为主的糖类物质(甜味物质),乙醇和其他多元醇(醇类

风味物质),调配加入的食用盐(咸味物质)和香辛料(芳香、辛辣味物质)^[27]等。如本研究中雷达图所示,上述滋味成分在电子舌传感器上的综合贡献,可以直接反映出料酒样品在各传感器的响应差异以及味觉特征的总体评价。

为区分酿造料酒和配制料酒,本研究针对滋味成分在电子舌传感器上的响应,使用 PCA 和 SIMCA 模型来区分酿造料酒和配制料酒。酿造料酒以陈酿 3~5 年的黄酒为基酒,配以花椒、八角等香辛料,工艺复杂,生产周期长,口感浓郁醇厚;而配制料酒的含醇类物质单一,不含有机酸、还原糖或人工添加,工艺简单,口感寡淡。因此,酿造料酒中有效功能成分,如游离氨基酸、有机酸和醇类物质,在种类和含量上均比配制料酒更加丰富^[28-29]。

在 PCA 模型中,前 2 个主成分主要代表了 UMS 和 SRS 传感器的信号,说明酿造料酒和配制料酒中鲜



注:A:总酸;B:氨基酸态氮;C:酒精度;D:食盐。

Note: A: Total acids. B: Amino acid nitrogen. C: Alcohol content. D: NaCl.

图 5 PLS 模型拟合图

Fig.5 Fitting diagram of PLS model

味贡献物和酸味贡献物的差别是区分两类工艺的主要成分,与雷达图中显示的传感器信号值差别的趋势一致,也与两类料酒实际成分的差别趋势一致。料酒中的鲜味贡献物主要为氨基酸,酸味贡献物主要为乳酸和乙酸^[27]。经 Pearson 相关性分析可知,UMS 传感器强度与 4 个理化指标均有相关性,其中总酸呈极显著相关 ($P = 0.005$)、氨基酸态氮呈显著相关 ($P = 0.014$)、酒精度呈显著相关 ($P = 0.022$)、食盐呈极显著相关 ($P < 0.001$),SRS 传感器强度与样品中总酸呈极显著相关 ($P < 0.001$)。李英等^[15]使用 SA 402B 电子舌检测料酒,发现鲜味传感器与总酸呈极显著负相关,与氨基酸态氮无相关性;酸味传感器与总酸呈极显著正相关。这与本研究结果相似,但在氨基酸态氮对鲜味传感器的相关性上存在差异,可能是由于使用了不同的电子舌品牌型号和样品集。

本研究结果表明,在 SIMCA 模型中,全部传感器均参与了酿造料酒和配制料酒 PCA 模型的建立,从而获得了整体的滋味信息。各传感器均表现出良好的区分能力 (>5),特别是 UMS 传感器,区分能力远高于其他传感器。通过计算检验样品与两类料酒 PCA 模型的距离,进行判别分析,识别率为 100%。在相关报道中,对于料酒的模式识别研究,主要集中于品牌或产区的区分^[11, 15]。董颖娜^[27]直接对理化

指标进行聚类分析,将料酒按品质分为三类,但未从工艺类型进行识别。可见,本研究应用电子舌结合 SIMCA 模型,对两类生产工艺的料酒进行明显区分,方法直观、可验证,是对料酒进行模式识别的一次有效尝试,也为料酒工艺类型鉴别及掺伪提供了理论和实践基础。

电子舌分析技术无需样品前处理,检测速度快。本试验对料酒中 4 个主要理化指标和电子舌数据分别进行 PLS 建模,各指标浓度为总酸 $0.1 \sim 3.4 \text{ g} \cdot \text{L}^{-1}$ 、氨基酸态氮 $0 \sim 0.29 \text{ g} \cdot \text{L}^{-1}$ 、酒精度 $7.5 \sim 12.6\% \text{ vol}$ 、食盐 $0.2 \sim 12.7 \text{ g} \cdot \text{L}^{-1}$,该浓度范围基本涵盖各料酒标准,有一定的样本代表性。通过分析发现,除酒精度外,总酸、氨基酸态氮和食盐的定标结果和预测精度均良好,有一定的实用性。外部检验也说明两种分析方法是一致的,检测结果无显著差异,说明本研究的电子舌分析方法具有对料酒进行批量检测的应用潜力。鲁小利等^[30]使用 Astree 电子舌结合 BP 神经网络对黄酒的理化指标进行定量分析(训练集 16 个样品,预测集 8 个样品),发现对氨基酸态氮的预测效果良好,而总酸、pH 和总糖的效果不理想。可见样品性质和数量、指标浓度区间、检测方法和统计方法等都可能对拟合和预测的效果产生影响。

4 结论

电子舌技术结合多元统计方法,可以在滋味特征的总体评价基础上,进行料酒品质的分析和归类。通过 PCA 可以对两类生产工艺的产品——酿造料酒和配制料酒进行明显的聚类,前 2 个主成分的累计方差贡献率为 95.6%。通过 SIMCA 可进一步做出明确的类型判别,两类工艺的料酒样品识别率达到 100%。通过 PLS 可以对料酒的主要理化指标,如总酸、氨基酸态氮和食盐的含量,进行准确的预测。本研究结果为应用电子舌技术研究分析料酒中的味感特征提供了理论基础,也为进一步研究料酒工艺分型提供了一种新的辅助手段。今后研究可增加不同地区和品牌的料酒样品,进一步验证和提高模型的准确性和可扩充性。

参考文献:

[1] 北京市食品酿造研究所,北京王致和食品集团有限公司. SB/T 10416-2007 调味料酒[S]. 北京:中国标准出版社, 2007

[2] 苏蓝田,毛健,周志磊. 生姜调味料酒沉淀分析及控制研究[J]. 食品与生物技术学报, 2017, 36(10): 1054-1058

[3] 刘红,陈燕芹,李玉华,罗树常. ICP-AES 检测市售调味料酒中营养元素[J]. 中国调味品, 2016, 41(7): 128-131

[4] 赵霞,孙涵,刘柳. 电感耦合等离子体质谱法直接测定料酒中的 7 种微量元素[J]. 中国调味品, 2016, 41(7): 134-137

[5] 邓征. 正视料酒营销误区引导企业健康发展[J]. 中国食品, 2016, 35(19): 110-111

[6] 何可. 酿造料酒团体标准有望下半年发布[J]. 中国食品, 2018, 47(14):174

[7] 中国酒业协会酿造料酒分会. T/CBJ 8101-2019 谷物酿造料酒[S]. 北京:中国酒业协会, 2019

[8] 湖州老恒和酿造有限公司,湖州老恒和酒业有限公司. T/ZZB 0527-2018 酿造料酒[S]. 杭州:浙江品牌建设联合会, 2018

[9] 胡杨. 料酒的工业化生产与质量控制[J]. 江苏调味副食品, 2017, 36(3): 12-14

[10] 陈燕清,颜流水,倪永年. 小波变换-可见-近红外光谱技术用于鉴别品牌料酒的研究[J]. 化学研究与应用, 2011, 23(9): 1250-1254

[11] 李茜云,郭明,董颖娜,吴荣晖. 典型品牌料酒风味物质的气相色谱/质谱指纹图谱构建及主成分分析和聚类分析[J]. 分析科学学报, 2019, 35(2): 175-181

[12] Jiang H, Min Z, Bhandari B, Benu A. Application of electronic tongue for fresh foods quality evaluation: A review [J]. Food Reviews International, 2018, 34(8): 746-769

[13] González-Calabuig A, Del Valle M. Voltammetric electronic tongue to identify Brett character in wines. On-site quantification of its ethylphenol metabolites[J]. Talanta, 2017, 179:70-74

[14] Rafaela P, Pereira José A, Nuno R, Luis G D. Olive oil total phenolic contents and sensory sensations trends during oven and

microwave heating processes and their discrimination using an electronic tongue[J]. Journal of Food Quality, 2018, 12: 1-10

[15] 李英,吴梦,郭壮,郭宗明. 市售调味料酒产品品质的评价[J]. 中国调味品, 2017, 42(5): 128-132

[16] 张璨琳,黄明泉,孙宝国,吴继红,涂嘉祺. 电子舌技术在食醋口感评价中的应用[J]. 食品与发酵工业, 2013, 39(11): 220-226

[17] Blanco C A, De La Fuente R, Caballero I, Rodríguez-Méndez M. Beer discrimination using a portable electronic tongue based on screen-printed electrodes[J]. Journal of Food Engineering, 2015, 157: 57-62

[18] 党艳婷,苑鹏,夏凯,韩晓峰,刘士伟,赵可心,周文萱,温霖,李爱民,段胜林. 基于气味指纹图谱的玛咖品质快速鉴定方法[J]. 食品科学, 2018, 39(6): 291-297

[19] 冯西博,何燕,王改花,王建林. 青藏高原青稞产量性状与品质性状 PLS 模型优化的研究[J]. 核农学报, 2018, 32(5): 970-977

[20] Kumar K. Discrete wavelet transform (DWT) assisted partial least square (PLS) analysis of excitation-emission matrix fluorescence (EEMF) spectroscopic data sets: Improving the quantification accuracy of EEMF technique[J]. Journal of Fluorescence, 2019, 29(1): 185-193

[21] 邓莉. 电子舌对不同类型酒味觉的辨识研究[J]. 中国酿造, 2018, 37(7): 97-100

[22] 冯敏,汪敏,常国斌,张扬,赵永富. 电子鼻检测辐照肉鸭产品的挥发性风味物质[J]. 核农学报, 2019, 33(6): 1116-1121

[23] Ivarsson P, Johansson M, Höjra N E, Krantz-Rülcker C, Winquist F, Lundström I. Supervision of rinses in a washing machine by a voltammetric electronic tongue[J]. Sensors & Actuators B Chemical, 2005, 108(1/2): 851-857

[24] Mees C, Souard F, Delporte C, Deconinck E, Stoffelen P, Stévigny C, Kauffmann J, Braekeleer K D. Identification of coffee leaves using FT-NIR spectroscopy and SIMCA[J]. Talanta, 2018, 177:4-11

[25] Ozturk B, Yucesoy D, Ozen B. Application of mid-infrared spectroscopy for the measurement of several quality parameters of alcoholic beverages, wine and raki[J]. Food Analytical Methods, 2012, 5(6):1435-1442

[26] 许禄,邵学广. 化学计量学方法[M]. 北京:科学出版社, 2004: 359

[27] 董颖娜. 基于模式识别的料酒品质研究及其指纹图谱建立[D]. 杭州:浙江农林大学, 2018: 1-10

[28] Chen A H, Chen S L, Wu Y H, Shao Y, Zhang C L. Direct and sequential determination of six metal elements in cooking wine by HR-CS GFAAS[J]. Advanced Materials Research, 2014, 1033-1034: 658-662

[29] 纪秋平,孙彬青,张喆,柳禹含,杨丁丁,张蕾. 不同包装材料下料酒风味物质的分析研究[J]. 包装世界, 2016, 31(6): 27-28

[30] 鲁小利,蔡小庆,刘淑艳. 电子舌在黄酒检测中的应用[J]. 酿酒科技, 2015, 36(1): 82-85

Taste Identification and Quantitative Analysis of Cooking Wines Based on Electronic Tongue

TANG Haiqing^{1,*} GU Xiaojun² CHEN Zuman¹ FAN Mengxuan¹

(¹Department of Food Science, Zhejiang Pharmaceutical College, Ningbo, Zhejiang 315100;

²Technology Center, Ningbo Customs District, Ningbo, Zhejiang 315012)

Abstract: In order to investigate the capability of electronic tongue to distinguish manufacturing progress and predict physicochemical properties of cooking wines, the qualitative and quantitative analysis models of 54 cooking wines were established using electronic tongue and physical and chemical detection methods, combined with different statistical methods. The results showed that principal component analysis (PCA) could be used to differentiate cooking wines from different types of production processes. The first principal component was the signal of fresh taste flavour sensor with the contribution of 62.4%, and the second one was the sour taste with a contribution of 33.2%. The soft independent modeling of class analogy (SIMCA) could be used to accurately discriminate brewed and prepared cooking wines. The discrimination power (DP) of each sensor was more than 5, and the recognition rate was 100%. The partial least squares (PLS) method was used to fit the sensor signal with the results of the trade standard method. The RPD values of total acid, amino acid nitrogen and salt were 12.1, 6.5 and 14.1, respectively. The established models exhibited good effect, and could be used for accurate calibration and prediction. That of alcohol content was 2.7. The model could be predicted but was not stable enough. The results of this study provided theoretical and practical basis for the application of electronic tongue in the quality discrimination and detection of cooking wines.

Keywords: electronic tongue, cooking wine, principal component analysis (PCA), soft independent modeling of class analogy (SIMCA), partial least squares (PLS)