

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2025.60092

葡萄酒风味品质评估中的多模态感官数据融合应用研究进展

钟 华¹ 孟 平² 郭晶晶³ 张 昂⁴ 田 玲¹

(1. 深圳职业技术大学, 广东 深圳 518055; 2. 黄埔海关技术中心, 广东 广州 510700;
3. 三亚中国检科院生物安全中心, 海南 三亚 572019; 4. 秦皇岛海关技术中心, 河北 秦皇岛 066003)

摘要:随着葡萄酒产业发展与消费者对品质感知的提升,传统依赖经验的感官评价方法因主观性强、标准化难等问题受到挑战,基于多模态感官数据融合与人工智能建模的评价体系成为风味评价新趋势。文章综述了电子鼻、电子舌、近红外光谱、图像识别及色谱质谱联用等感官数据采集技术,系统分析了早期融合、中期融合与晚期融合等多模态数据融合策略在风味建模中的应用特点,探讨了AI算法在葡萄酒风味识别与品质预测中的优势。指出当前该领域仍存在数据异构整合难、模型泛化能力弱、感官语言体系标准化不足等问题,并展望了基于用户偏好的智能评价、标准化风味图谱构建,以及实时检测平台开发等未来研究方向。

关键词:葡萄酒;感官评价;多模态数据融合;人工智能;风味识别;品质预测

Recent advances in multimodal sensory data fusion techniques for intelligent evaluation of wine flavor quality

ZHONG Hua¹ MENG Ping² GUO Jingjing³ ZHANG Ang⁴ TIAN Ling¹

(1. Shenzhen Polytechnic University, Shenzhen, Guangdong 518055, China; 2. Huangpu Customs Technical Center, Guangzhou, Guangdong 510700, China; 3. Center for Biosafety, Chinese Academy of Inspection and Quarantine, Sanya, Hainan 572019, China; 4. Qinhuangdao Customs Technical Center, Qinhuangdao, Hebei 066003, China)

Abstract: As the wine industry evolves and consumer demand for quality perception intensifies, the sensory evaluation methods heavily reliant on human experience are increasingly limited by subjectivity and lack of standardization. In this context, evaluation frameworks integrating multimodal sensory data fusion and artificial intelligence (AI) modeling have emerged as a promising frontier in wine flavor assessment. This review provides a comprehensive overview of major sensory data acquisition techniques, including electronic nose, electronic tongue, near-infrared spectroscopy, image analysis, and chromatography-mass spectrometry. It further examines the application characteristics of early, middle, and late fusion strategies in flavor modeling, and evaluates the strengths of AI algorithms in wine flavor recognition and quality prediction. Despite these advancements, key challenges remain, such as difficult integration of heterogeneous data, limited model generalizability, and the absence of standardized sensory lexicons. Finally, the review outlines future directions including preference-driven intelligent evaluation, standardized flavor map development, and real-time detection platforms.

Keywords: wine; sensory evaluation; multimodal data fusion; artificial intelligence; flavor recognition; quality prediction

基金项目:深圳市高层次人才启动项目(编号:6024330001K);深圳职业技术大学教育科研项目(编号:XJJYKTYJ2022008);国家重点研发计划(编号:2017YFC1601703)

通信作者:田玲(1981—),女,深圳职业技术大学高级工程师,博士。E-mail:tianling@szpu.edu.cn

收稿日期:2025-06-04 **改回日期:**2025-08-05

引用格式:钟华,孟平,郭晶晶,等.葡萄酒风味品质评估中的多模态感官数据融合应用研究进展[J].食品与机械,2025,41(8):215-224.

Citation:ZHONG Hua, MENG Ping, GUO Jingjing, et al. Recent advances in multimodal sensory data fusion techniques for intelligent evaluation of wine flavor quality[J]. Food & Machinery, 2025, 41(8): 215-224.

葡萄酒作为融合农业、工业与文化的复杂风味产品,其品质感知不仅关系到生产技术,更直接影响消费者选择与市场表现^[1]。感官评价在葡萄酒产业链中是品质控制与品牌定位的重要环节,长期以来主要依赖品酒师基于外观、香气、口感、结构等维度进行主观判断^[2]。尽管这种方法具有艺术性与文化价值,但存在显著局限,受主观偏好、身体状况、环境影响较大,难以实现标准化、量化,限制了其在生产、贸易与葡萄酒文化推广中的应用。

随着食品感官科学与人工智能技术的发展,感官评价正迈向“智能化变革”,特别是在风味复杂、消费文化多元的葡萄酒领域,如何实现科学、客观、快速且标准化的风味评价,成为学术界与产业界关注热点^[3]。多模态感官数据融合与人工智能建模方法应运而生,推动感官评价从“经验驱动”向“数据驱动”转型。多模态数据融合通过整合来自电子鼻、电子舌、近红外光谱、图像识别和色谱质谱联用等设备的异源数据,结合早期、中期与晚期融合策略,实现对葡萄酒香气、味觉、色泽等多维特征的深度解析。同时人工智能技术,尤其是机器学习与深度学习的应用,进一步提升了风味识别与品质预测的精度与泛化能力,支持向量机、随机森林、卷积神经网络等算法,能够有效处理高维复杂感官数据,实现产区识别、年份区分、品种预测、风味评分与消费者偏好匹配,提升评价效率并助力产品研发与市场推广^[4-6]。

尽管该领域已取得一定进展,但仍面临数据采集标准化不足、特征对齐与降维方法不成熟、模型可解释性与通用性弱、风味语言体系缺乏标准等问题。基于此,围绕“葡萄酒感官评价的智能进化”,系统综述多模态感官数据采集技术、融合策略与人工智能模型应用,分析技术瓶颈与未来发展方向,旨在为葡萄酒智能感官评价体系建设及食品感官质量控制研究提供理论支持与技术参考。

1 葡萄酒感官评价技术的发展历程

葡萄酒作为具有高度文化属性与复杂风味结构的饮品,其品质感知体系经历了从经验主义到科学量化的渐进演变。葡萄酒感官评价技术的发展路径,既体现了感官科学本身的演进轨迹,也反映出行业对质量控制与消费认知不断提升的需求,主要经历了三大阶段。

1.1 传统人工感官评价阶段

自古以来,葡萄酒优劣主要依赖人的感知进行主观判断,形成了“外观—香气—口感—结构—回味”五维感官指标体系,如国际葡萄与葡萄酒组织(OIV)评分表、英国葡萄酒及烈酒教育基金会(WSET)品鉴法、加利福尼亚大学戴维斯分校(UC Davis)评分体系。该阶段强调审评者经验与语言表达,但受主观性与环境影响大,难以标准化与复制,仍在高端品鉴与葡萄酒文化传播中占有重要地位^[7]。

1.2 仪器辅助化学分析阶段

20世纪,色谱、质谱等分析技术被引入,如气相色谱质谱联用仪(GC-MS)、液相色谱质谱联用仪(HPLC-MS)和近红外光谱仪(NIR)等,提升了风味成分的可视化和标准化,但数据解读依赖专家经验,存在与消费者感知脱节的问题^[8]。

1.3 智能电子感官与多模态融合阶段

21世纪,电子鼻、电子舌和计算机视觉等智能感官设备实现了快速、稳定的风味评价。多模态感官数据融合与人工智能(AI)建模逐步应用,实现了图像、香气和滋味等数据的协同整合,提升了风味识别与品质预测能力。当前,葡萄酒感官评价正处于“多模态融合+AI建模”的关键阶段,展现出广阔的应用前景^[7,9]。

2 多模态葡萄酒感官数据采集技术研究进展

多模态感官数据采集技术是葡萄酒智能感官评价体系的基础,其核心在于通过多种感知通道同时采集葡萄酒的风味、滋味与化学成分等信息,以实现更全面、准确、可量化的质量评估。不同模态感官数据的类型包括嗅觉模态(香气)、味觉模态(味道)、视觉模态(色泽与流动性)和理化模态(化学成分与含量)等^[10]。传统感官评价往往局限于品评者的综合感知,而现代技术通过电子感官与光谱手段,能够从不同维度客观化感知信息。该部分将围绕葡萄酒感官数据采集集中5种主流技术展开分析,分别是:电子鼻、电子舌、近红外光谱、计算机视觉系统、色谱—质谱联用技术,并讨论它们在多模态系统中的特征、优势及局限性。

2.1 电子鼻在葡萄酒感官数据采集中的研究进展

电子鼻(E-nose)是一种模拟人类嗅觉系统的智能传感设备,被广泛应用于食品、医药、环境监测等多个领域,其核心部件为传感器阵列,样品中的挥发性分子与传感器表面发生物理或化学作用,产生电信号变化,经由信号处理和模式识别算法进行分类与定量,近年来在葡萄酒质量控制与风味分析中展现出独特优势^[11-12]。在葡萄酒产业应用中,电子鼻主要用于4个方面。

(1) 产区、品种与年份的区分。由于不同葡萄种类、产区风土条件及年份气候差异,会导致挥发性化合物组成和浓度显著不同,电子鼻可快速区分并建立风味指纹图谱^[13-14]。

(2) 酒体缺陷与发酵异常检测^[14-15]。如识别由于微生物污染或工艺不当引发的氧化味、硫化氢、乙酸乙酯等缺陷气味,实现早期预警。

(3) 辅助感官评价与等级划分,通过训练模型预测感官评分,辅助酿酒师在装瓶前进行品质筛选^[14,16]。

(4) 贮藏过程监控,如监测木桶熟化期间香气变化或瓶中陈酿过程中的挥发物迁移^[17]。

电子鼻具有响应迅速、操作简便、无需预处理、非破坏性检测等优点,尤其适合于在线实时监测和大规模样品筛查,在现代酿酒工业的数字化和智能化转型中具有重要价值^[1]。然而它也存在一些局限性,如传感器对结构相近化合物的选择性较差,难以实现高分辨率的定性分析,此外设备性能易受环境因素如湿度、温度变化的干扰,稳定性与重复性仍有待提升。当前研究正致力于开发更高选择性的新型传感材料、提高抗干扰能力,以及与其他技术(如电子舌、GC-MS)协同融合,拓展其在葡萄酒风味智能感知中的应用边界。

2.2 电子舌在葡萄酒感官数据采集集中的研究进展

电子舌(E-tongue)是一种模拟人类味觉感知功能的智能化检测系统,其工作原理多基于电化学反应,如电导、电位差、电流、电容、电阻抗等,通过将样品液体接触传感器后引发的电信号变化转换为可供分析的数据,再利用多变量统计或机器学习算法进行模式识别、数据挖掘与风味建模^[18]。主要用于分析液体样品中的基本味觉成分和整体口感特征,其构成包括多个不可选择性的化学传感器,这些传感器对不同类型的味道物质具有广泛响应能力,能够综合捕捉样品中的酸、甜、苦、咸、鲜等基础味觉信号^[19]。

在葡萄酒风味分析中,电子舌的应用逐渐普及,主要体现在4个方面。

(1) 味觉成分的定量检测。如对酒中有机酸(如酒石酸、苹果酸、乳酸)的酸度感知,残余糖带来的甜味,单宁与苦味氨基酸引发的苦涩感,矿物质离子对咸鲜口感的贡献等,均可实现量化测量,辅助品质控制^[20]。

(2) 整体口感结构的分析,电子舌可通过综合传感器输出数据分析酒体的圆润度、收敛性、酒精与酸度之间的平衡感等多维“口感轮廓”,为酒体结构建模提供客观支持^[21]。

(3) 酿造工艺对味觉的影响评价,不同的浸渍时间、发酵方式(如自然发酵与控温发酵)、橡木桶熟化、MLF(苹果乳酸发酵)等工艺手段对味觉层次的影响均可通过电子舌进行追踪与比较^[22-23]。

(4) 不同产区与品种间的风味差异分析,通过训练电子舌系统识别不同产区、葡萄品种所呈现的味觉模式,可形成“味觉指纹”,服务于葡萄酒分级与溯源体系^[24-25]。

电子舌的优点包括检测精度高、数据可量化、结果重现性好,尤其适合于葡萄酒生产企业进行批次产品间的一致性检测与口感趋势分析,同时在标准化品评体系构建方面 also 具有重要意义,有助于弥补人工品鉴的主观性差异,提升风味评价的科学性与效率^[23]。但电子舌仍面临一些技术与应用层面的挑战。

(1) 对复杂风味细节的辨别能力相对不足,尤其是在涉及香气、微量苦味化合物或风味协同效应的感知上,不如电子鼻或人工品评系统敏感。

(2) 样品在检测前通常需经过一定的预处理(如过滤、稀释、温度控制等),影响了其在现场快速检测中的便利性。

(3) 传感器组件容易受到“传感疲劳”影响,即使用时间久后灵敏度下降、响应漂移,导致需要频繁校准或更换,增加了设备维护与运营成本。

未来,随着纳米材料、微流控技术与人工智能算法的进步,电子舌在葡萄酒智能品评、口感预测与个性化产品开发中的作用将更加突出,尤其在多模态感官融合系统中,与电子鼻、图像识别等技术协同集成,有望形成更具感知力的“类人品鉴系统”,为现代葡萄酒产业提供坚实的技术支撑。

2.3 近红外光谱在葡萄酒感官数据采集集中的研究进展

近红外光谱技术(NIR)是一种基于样品分子中氢元素相关基团(如C—H、O—H、N—H)对特定波长近红外光的吸收特性进行快速检测与分析的光谱技术,NIR技术主要通过反射、透射和漫反射3种方式采集样品光谱数据^[26-27],与传统的紫外—可见或中红外光谱相比,近红外技术具有渗透能力强、响应速度快、适用于复杂样品检测等优点^[28]。NIR在葡萄酒生产与品质评估中正得到越来越广泛的应用,主要有4个方面。

(1) 质量控制与组分检测,可在极短时间内无损检测葡萄酒中的酒精度、残余糖、pH值、挥发酸、总酸、多酚类物质等关键指标,辅助酿酒过程中的动态控制与最终成品检验^[29-30]。

(2) 风格划分与等级筛选,通过对样品光谱特征的综合分析,可以对不同产区、酿造工艺、酒龄与类型的葡萄酒进行快速分类,为品质评估与产品标准化提供数据支持^[31-32]。

(3) 风味建模与感官评分预测,将近红外光谱数据作为输入变量,与电子鼻、电子舌等多模态传感数据共同用于构建风味感知模型,预测消费者偏好与专家打分,实现“机器感官”辅助决策^[33]。

(4) 在线监测与智能生产,其无需样品预处理、检测速度快的特点,使其特别适合用于生产线实时监测,如实时控制发酵进程或橡木桶熟化周期中的化学变化^[34]。

近红外光谱的显著优势是检测过程快速、非破坏性、无需化学试剂或样品处理、可集成于自动化设备中,适用于工业化生产环境,随着人工智能与深度学习技术的发展,近红外光谱可与卷积神经网络(CNN)、自编码器等算法深度融合,进一步提升数据建模精度与风味预测的稳定性。然而,该技术也存在一定的局限性,一方面,近红外光谱对样品中含量较低、分子结构复杂的挥发性香气成分的识别能力较弱,不适用于细致的香气分析;另一方面,由于近红外光谱信息量大、数据维度高、信号间存在高度冗余,导致建模过程复杂,对算法能力和计算资源要求较高。此外,不同设备、操作人员和环境条件之间存在

一定的系统误差,因此需要严格的模型校准与验证过程。

综上,近红外光谱在葡萄酒快速检测、智能建模和自动化生产中具有广阔前景,是实现现代葡萄酒质量控制数字化转型的关键工具之一。未来其在多模态融合系统中的地位将愈发重要,特别是在与电子鼻、电子舌、图像识别协同建模的系统中,将极大拓展其应用边界。

2.4 计算机视觉系统在葡萄酒感官数据采集中的研究进展

葡萄酒作为一种具备高度审美属性的饮品,其视觉特征是消费者在接触葡萄酒时最先接收到的信息,直接影响其对酒体品质的第一印象^[35]。酒颜色的深浅、明暗、清澈程度、酒泪的形成等外观特征不仅蕴含丰富的酿造信息,还承载着品种、年份和陈酿方式等多重感官线索^[36]。计算机视觉技术作为人工智能领域的重要分支,正被广泛应用于葡萄酒外观属性的数字化识别与分析,为客观、标准化地评估葡萄酒视觉特征提供了全新手段^[37]。

计算机视觉系统(CVS)通常由高清工业相机、光源控制系统、图像采集装置与图像处理算法组成。系统通过拍摄酒液在标准酒杯或比色皿中的图像,提取颜色、明度、对比度、边缘特征等信息,并结合图像分割、边缘检测、颜色空间转换等技术,完成对样品的精确分析^[38]。常用的图像评价参数包括:色调——颜色类别(如红、紫、橙);饱和度——颜色的纯净度或鲜艳程度;明度——颜色的亮暗程度;以及基于 CIE-Lab 色彩空间的 L^* (亮度)、 a^* (红绿轴)、 b^* (黄蓝轴)等标准化色值指标。这些参数可构建成“视觉指纹图谱”,为葡萄酒品质评价提供结构化数据^[38-39]。在多模态感官系统中,计算机视觉主要发挥 4 个方面的作用。

(1) 评估酒体清澈度与沉淀情况,检测是否存在混浊、杂质、结晶等肉眼难以准确量化的视觉缺陷^[40]。

(2) 颜色判别与分级,通过对比标准色板或历史样本数据,实现对酒体颜色深浅、氧化程度、陈酿时间等特征的判定^[37]。

(3) 辅助品种与年份识别,不同葡萄品种(如黑皮诺较浅、赤霞珠较深)或酿造年份对颜色演变趋势存在显著差异,计算机视觉有助于建立其视觉演化模型^[41]。

(4) 风味预测模型的图像输入变量,将视觉数据与电子鼻、电子舌、近红外光谱等其他模态数据融合建模,增强风味建模系统的整体感知能力^[42]。

该技术的优势十分突出,首先非接触式检测方式不会干扰样品状态,适合在生产线上实时采集与分析;其次高分辨率成像能力可捕捉细微视觉变化,提高品控精度;再者图像数据易于标准化训练,便于构建深度学习模型,实现自动化识别与分类。同时,计算机视觉系统还能与增强现实(AR)/虚拟现实(VR)、智能终端等结合,为葡萄酒品鉴提供沉浸式的互动体验,拓展其在消费端的应

用可能。然而,其局限性也不容忽视,首先光源环境变化对图像识别结果影响显著,如自然光、荧光灯等不同光源的色温差异可能引发色差;其次酒杯形状、角度与背景干扰会导致图像畸变或采集误差。因此图像采集过程需在标准化环境中进行,包括恒定光源、统一背景、标准玻璃器具等。此外,深度学习算法对样本量要求高,需构建大量高质量标注图像数据库,才能获得良好的模型表现。

总体而言,计算机视觉系统是现代葡萄酒数字化评估体系中不可或缺的一环,其与传统感官评价手段形成互补关系,未来将在风味溯源、质量控制、消费体验等方面展现出更广阔的应用前景,特别是在多模态人工智能系统中的协同感知作用,将显著推动葡萄酒产业向智能化、标准化和高效率方向发展。

2.5 气相色谱—质谱联用技术应用研究进展

气相色谱—质谱联用技术(GC-MS)是目前葡萄酒风味化学研究中应用最广泛、最权威的分析手段之一^[43]。该技术将气相色谱(GC)的高效分离能力与质谱(MS)的高灵敏度和结构解析能力相结合,能够对复杂样品中的挥发性和半挥发性有机物进行定性与定量的高精度分析,尤其适用于风味物质的微量检测与结构鉴定。气相色谱技术(GC)是利用样品中不同化合物在气相色谱柱中的挥发性和极性差异,实现各组分的分离。质谱技术(MS)则用于对 GC 分离后的各组分进行离子化,测定其相对分子质量与碎片特征,常见的离子化方式为电子轰击(EI),即将分子电离为带正电的离子,再通过质量分析器(如四极杆、飞行时间分析器 TOF 等)根据质荷比(m/z)进行分析,形成一张“质谱图”。通过比对标准质谱数据库(如 NIST、Wiley)中的特征碎片峰图谱,结合保留时间信息,可准确确定物质种类,并根据峰面积或峰高进行定量分析^[44]。

在葡萄酒风味分析中,GC-MS 的核心优势体现在其对微量挥发性化合物的检测能力。葡萄酒香气复杂,通常包含上百种香气活性成分,主要包括酯类(如乙酸乙酯、乳酸乙酯)、醇类(如正丙醇、苯乙醇)、醛类(如己醛、壬醛)、酮类、萜类(如芳樟醇、橙花醇)、硫化物(如硫醇、硫醚)等,这些成分对葡萄酒的花果香、酒香、木香、草本气息乃至缺陷气味(如腐败味、还原味)起着决定性作用^[45]。GC-TOF-MS 能够在 10^{-9} 甚至 10^{-12} 级别的灵敏度下,精确解析这些成分的浓度与结构,是构建“葡萄酒香气指纹图谱”的重要工具,该技术在多模态风味评价系统中通常被作为“基准参考”,用于验证其他智能感官设备(如电子鼻、电子舌、NIR)的检测结果准确性^[20]。其主要应用场景包括:① 研究不同酿造工艺对香气组成的影响,如浸皮时间、发酵温度、酵母品种、橡木桶熟化等因素对香气的调控机制^[46];② 建立产区—化合物—香型的风味数据库,通过对大量样品的 GC-MS 测定,构建葡萄品种、地理风土与香气特征的关联模型,服务于品质评价与地

理标识保护^[47];③支持AI风味预测与香气溯源模型构建,将GC-MS数据作为训练输入,用于提升机器学习算法对风味判别的解释力与预测能力^[48]。GC-MS技术的优势不仅体现在其极高的定性定量精度、广泛的检测范围和出色的重现性,更在于其在基础风味科学研究中的权威性与标准化程度,是食品风味领域公认的“金标准”方法。但该技术也存在一些现实局限性,首先是GC-MS仪器价格昂贵,维护与操作成本高;其次是分析过程较为繁琐,样品需经过复杂的前处理、萃取与浓缩步骤,检测周期较长,不适合现场快速检测;此外对技术人员要求较高,需具备较强的仪器操作和数据解读能力。

2.6 高效液相色谱-质谱联用技术应用研究进展

高效液相色谱-质谱联用技术(HPLC-MS)作为现代风味化学研究的重要手段,近年来在葡萄酒非挥发性风味物质的分析与感官评价研究中展现出重要应用价值。HPLC-MS主要用于检测极性高、热不稳定、相对分子质量较大的非挥发性化合物,如酚类、多酚类、有机酸、氨基酸、糖类、多肽以及花色苷等色素成分。这些成分不仅在葡萄酒的口感结构、颜色表现、陈酿稳定性等方面具有决定性作用,更是构成其抗氧化特性与功能性品质的关键物质基础^[49]。在葡萄酒感官评价研究中,HPLC-MS的主要应用方向可归纳为4类。

(1) 酚类与多酚类物质分析:酚类化合物(如原花青素、儿茶素、鞣花酸等)在葡萄酒中浓度虽低,但对涩感、结构感、颜色稳定性及抗氧化性能具有显著影响^[50]。通过HPLC-MS技术可对其进行定性鉴定与定量测定,帮助研究者了解这些关键物质在不同葡萄品种、酿造工艺(如橡木桶陈酿、微氧技术)、贮藏时间等条件下的变化趋势,例如橡木桶熟化能增加某些单宁与香草酚类物质含量,从而增强酒体结构与复杂度^[51]。

(2) 有机酸与口感调控研究:葡萄酒中的有机酸(如酒石酸、苹果酸、乳酸、柠檬酸)不仅决定了其酸度与新鲜感,还参与pH调节、金属离子络合与微生物稳定性控制^[52]。同时,不同酸度结构与糖酸比对消费者感知“平衡感”具有重要影响。HPLC-MS可实现痕量级别有机酸的准确测定,用于分析发酵过程中的酸度演变,判断苹果乳酸发酵(MLF)是否充分完成^[53]。

(3) 色素类成分分析与颜色演变机制研究:葡萄酒的视觉呈现(如紫红、宝石红、砖红等)主要源于花色苷及其衍生物,HPLC-MS技术可用于精确解析葡萄皮来源的单体花色苷(如矢车菊素-3-葡萄糖苷)、缩合花色苷及其聚合物,并评估其在氧化、光照或贮藏条件下的稳定性,研究者借此揭示酒龄变化下的颜色演化机制,为评价陈年潜力与瓶储状态提供依据^[54-55]。

HPLC-MS的优势包括高灵敏度、高选择性、定性定量能力强,特别适用于葡萄酒复杂基质中低含量化合物的高分辨率分析,是风味组学研究的重要工具。但与此同时其应用也存在若干限制因素:①仪器昂贵,维护成本高;②检测流程复杂,需进行样品萃取、过滤、稀释等前处理;③检测周期较长,不适合在线或大规模快速筛查;④数据处理需依赖专业分析人员与数据库比对,自动化水平仍有待提高。未来,HPLC-MS有望通过与云计算、物联网、AI算法的融合,推动葡萄酒感官评价体系从“精密分析”向“可视化建模”“动态反馈”“消费引导”方向转型,成为连接风味科学与用户体验的关键桥梁。

综上,葡萄酒感官信息具有高度的模态多样性与互补性,单一模态无法全面刻画复杂风味结构,因此,多模态感官采集成为实现智能评价的必然趋势。不同技术在采样对象、数据结构、适用场景方面各具优势(见表1)。多模态感官数据的协同采集为后续AI建模与风味预测提供了强有力的数据基础,下一阶段,关键在于如何实现异构数据的高效融合与智能解析,为葡萄酒的品质控制、个性化推荐与文化传播赋能。

3 多模态数据融合方法及其适用性分析

多模态感官评价的本质,是将来自不同模态的数据(如气味、味道、外观、化学成分等)进行有效整合,以获得比单一模态更全面、更准确的葡萄酒风味质量判断。由于各类感官数据的类型、维度、时序与噪声水平各不相同,实现高效融合面临较大挑战。为此研究者提出了多种数据融合策略,即早期融合、中期融合和晚期融合3种典型方法。

3.1 早期融合:特征级整合

早期融合是将各模态原始数据或其初步提取的特征在数据层面进行合并,通过拼接、连接或映射的方式形成

表1 葡萄酒感官品质评估中常用感官数据采集技术比较

Table 1 Comparison of common sensory data acquisition techniques for wine sensory quality evaluation

技术类型	感知维度	数据类型	优势	局限性
电子鼻	香气(嗅觉)	模式识别电信号	快速、非破坏	精度受限、易受干扰
电子舌	味觉结构	电化学信号	可量化味觉信息	需液体处理、维护成本高
NIR	化学组分	光谱数据	快速、无损、工业适用性强	风味层面识别能力弱
计算机视觉	外观(视觉)	图像数据	非接触、标准化程度高	易受环境光影响
HPLC/GC-MS	化学/香气成分	化合物峰图	灵敏度高、分辨率强	成本高、操作复杂

统一的特征向量,直接输入至后续的AI模型中进行训练与预测,这种方法在图像识别、多媒体分析中应用较广,具有较强的信息保留能力。在葡萄酒研究中,早期融合常用于将电子鼻的香气信号、电子舌的味觉信号、NIR的光谱特征等按时间或维度对齐后统一输入模型,例如支持向量机(SVM)、随机森林(RF)或全连接神经网络(MLP)等,适用场景主要是模态间结构相似,数据同步性强的感官测量,小规模模型验证与原型开发阶段^[56-57]。其优势:①保留各模态原始特征,信息丰富;②模型结构简单,便于实现;③在数据量充分的情况下预测精度高。劣势:①高维数据拼接后容易出现“维度灾难”;②模态间数据不一致会影响模型稳定性;③对样本量与预处理依赖较强。

3.2 中期融合:特征转换与优化

中期融合是将各模态数据先独立提取特征(如PCA、ICA、Autoencoder等方法),再进行降维、筛选、变换等优化处理后融合,形成代表性的新特征用于建模,这一策略更强调“信息表达效率”,旨在去除冗余、提取核心交叉信息,适用场景主要是多源数据结构异构,需融合结构性信息的情境,关注特征空间优化与维度压缩的研究任务^[58]。在葡萄酒风味研究中,中期融合常用于整合多个化学指标与图像识别特征,并通过主成分分析(PCA)或特征选择算法(如mRMR、LASSO)减少维度,提高建模效率,有研究^[59-60]使用GC-MS特征+NIR数据+感官打分,通过特征变换形成共性特征,提升了对香型类别的判别率。优势:①可降低特征冗余与维度负担;②模态间不要求严格同步;③易于解释与可视化。劣势:①特征处理过程复杂,依赖算法选择;②可能丢失部分关键信息;③需设定多个参数,模型调优复杂。

3.3 晚期融合:决策级集成

晚期融合(又称决策层融合)是将每个模态的数据分别训练独立模型,最终将各模型输出的预测结果进行集成,如加权平均、投票机制、贝叶斯估计、模型融合技术等方式。该方法强调决策的独立性与灵活性,便于在复杂或不一致模态之间实现信息协同,主要适用场景是多设备独立建模,需最终统一决策的工业应用,异步数据采集、跨模态评价系统^[61]。在葡萄酒感官评价中,晚期融合适用于将电子鼻模型的香气预测结果、电子舌模型的口感分类结果、视觉系统的颜色评分等,分别建模后通过融

合函数得出综合质量评分^[57]。Calvini等^[57]研究表明,晚期融合在处理数据异构性、模型泛化能力上表现更为鲁棒,优势:①各模态处理过程独立,适应性强;②模型鲁棒性好,容错能力强;③易于扩展,适合新增模态。劣势:①信息融合不如早期与中期深入;②对融合规则设计要求高;③对整体性能依赖模型间互补性。

综上,3种多模态数据融合策略各具优势(见表2),并非相互替代关系,而应根据具体项目目标、数据结构特征与建模需求灵活选择,甚至可采用混合式融合策略(如早期融合结合晚期融合)以发挥各自长处。可以看出,多模态数据融合已成为实现葡萄酒智能感官评价的核心技术路径之一。其关键在于:①对不同模态数据结构的深入理解与合理建模;②依据任务特点科学选择融合策略并进行算法优化;③在模型性能、泛化能力与可解释性之间实现有效平衡。随着多模态感官数据采集平台的不断完善与人工智能算法的快速演进,未来研究可重点探索具备自适应能力的融合机制、多模态Transformer架构以及端到端的感官风味预测系统,从而进一步推动葡萄酒感官评价的智能化、标准化与实用化进程。

4 葡萄酒风味智能感官评价研究动态

为了深入理解多模态感官数据融合与人工智能模型在葡萄酒风味评价中的实际效能和研究进展,需要结合典型的研究项目进行系统回顾与分析。近年来,全球多个研究机构、大学实验室及产业界企业围绕葡萄酒智能感官评价展开了多角度的技术探索,积累了具有代表性的研究成果,它们不仅验证了AI辅助建模的可行性,也为多模态系统在实际生产、葡萄酒文化推广与消费指导中的应用提供了范式。

4.1 风味指纹图谱自动识别与可视化建模

风味指纹图谱是基于葡萄酒中挥发性成分的谱图特征建立的一种“化学身份证”,GC-MS或电子鼻生成的大量信号图谱极具复杂性,人工分析效率低、主观性强^[62]。近年来研究者尝试将图像识别与AI建模方法相结合,实现风味图谱的自动分类与视觉重构,例如将GC-MS数据图谱转化为二维热图,并构建卷积神经网络模型对不同葡萄品种的风味图谱进行自动识别,识别准确率达到92%以上,他们还借助可视化模块生成“香气特征热点图”,用于感官推广与风味溯源分析^[42, 63-64]。其应用亮点:①无需手动提取特征,实现谱图直接建模;②图像转

表2 不同多模态数据融合策略的比较分析

Table 2 Comparison and analysis of different multimodal data fusion strategies

比较维度	信息保留程度	数据预处理复杂度	计算复杂度	模态间同步性要求	可解释性	适用数据结构	模型鲁棒性	应用场景
早期融合	高	中	高	高	中	同构	一般	快速验证
中期融合	中等	高	中	中	高	异构	中等	特征优化
晚期融合	低	低	低	低	中	异步/独立	强	工业部署/跨模态

化后可嵌入智能终端,实现界面友好;③支持产品溯源、防伪认证与标准化品评培训。

4.2 产区与品种的智能识别与溯源系统

不同产区与品种的葡萄酒在香气、口感、风格上表现出明显差异,传统产区识别依赖专家经验,而基于多模态数据的AI分类系统则具备高精度与高通用性^[65]。研究人员^[66-67]构建了一个结合电子鼻、电子舌与NIR的多模态系统,并通过随机森林模型对来自西班牙不同产区的红葡萄酒进行识别,最终模型准确率达到94.8%,显著优于单模态系统。另有学者^[57]将红外光谱+化学成分数据输入SVM模型,成功实现了5个主要产区与3个品种的识别区分。其应用亮点:①可作为快速入境检验、海关认证、市场监管工具;②支持消费者透明选酒、产区教育与推广;③有利于地理标志产品保护与国际贸易。

4.3 感官评分预测与品质等级划分

感官评分是行业中影响最大、关注度最高的评价指标之一,评分的主观性问题促使研究者利用AI模型进行感官得分预测或辅助打分^[19]。例如科研人员结合葡萄酒的电子感官数据与WSET评分标准,训练多层感知机模型预测红酒的香气强度、口感复杂度与整体评分,平均误差仅为±0.5分(满分10分)^[68-69]。有研究团队^[70]基于感官词汇、酒精度、酸度、色泽等特征输入随机森林模型,实现等级划分(优/中/差),在200瓶样本中分类准确率超过87%。应用亮点:①可作为感官评分的辅助工具,提高品评客观性;②适用于批量质控、新品筛选与智能打分终端开发;③有助于建立“感官标准数据库”,提升评酒教育效率。

4.4 消费者偏好预测与智能推荐系统

不同于专家打分,消费者的风味偏好更具主观性与多样性,近年来多模态感官数据与消费者行为数据的融合,为智能推荐与个性化酒品开发提供了可能^[71]。有研究团队^[3,72]通过收集消费者在品鉴时的选择数据、感官词汇选择、情绪反馈(如面部表情、眼动)等信息,结合酒样的电子感官数据,建立LSTM模型预测其偏好值,并应用于推荐系统中,实现了“个性化品酒助手”。另一个案例^[73]将用户标签与酒体NIR特征进行嵌入式建模,在电商平台上实现了“按风味个性推荐”。应用亮点:①可增强消费者与品牌之间的情感连接;②支持线上线下多场景的精准推荐;③具有拓展至葡萄酒旅游、葡萄酒教育领域的潜力。

通过上述研究成果分析可以发现,多模态感官数据融合与AI建模技术正在从科研层面向行业应用、教育传播与个性服务快速拓展,其典型应用呈现出以下趋势:①从实验室到应用场景延伸,从模型开发走向质控系统、海关检测、品酒终端等实用工具;②从单点识别到系统集成,由单一任务模型向集成评分、识别、推荐等多功能系统发展;③从专家导向到用户导向,由服务专业品评者转

向为消费者提供智能化、情感化服务^[74-75]。可以预见,随着感官数据采集设备的普及与AI平台的模块化部署,未来葡萄酒的感官评价将逐步形成智能协同—精准识别—个性推荐—文化表达的闭环体系。

5 关键瓶颈与应对策略

尽管多模态感官数据融合与人工智能建模在葡萄酒感官评价中展现出巨大潜力,但从实验室研究迈向标准化与产业化应用仍面临多重挑战,需系统推进跨学科协同创新,方能实现高质量发展。

5.1 感官数据标准化与异构融合难题

当前感官数据来源广泛,包括电子鼻/舌、NIR、图像、GC-MS等客观数据与主观评分、语言描述、消费偏好等非结构化信息,呈现“多模态+多格式”特征,尚缺一采集规范与共享机制。主要难点有传感器设备不统一、感官词汇体系混乱、偏好数据收集主观性强、缺乏开放数据库与共享平台。未来应推动建立多模态风味大数据平台、制定行业标准、构建“风味语料库”与“感官本体词典”。

5.2 数据融合与特征表达能力有限

当前早期、中期、晚期融合方法虽各有进展,但仍存在人工依赖强、缺乏动态调节、弱模态特征易被忽略等问题。挑战包括:模态采样频率与尺度差异、信息噪声干扰、融合后维度过高导致训练困难。建议引入注意力机制、图神经网络与Transformer架构,发展AutoML自动融合框架,同时探索模态补全与可信度评估,增强系统自适应性与鲁棒性。

5.3 消费者文化与情境维度融合不足

现有系统多聚焦于技术维度,忽视不同文化背景、饮酒情境与审美偏好对风味感知的影响。瓶颈包括:缺乏情境化消费建模、描述体系不具跨文化适配性、情绪与价值观等“软信息”缺失。建议开发基于VR/AR的沉浸式感官试验平台、研究跨文化感官认知差异、构建文化语义驱动的推荐系统,融合文学、历史与地域文化要素。

综上,葡萄酒作为技术与文化交汇的风味产品,其智能感官评价体系建设不仅是技术跃迁,更是认知方式的重构。未来发展需打通数据、模型、语义与人文认知之间的壁垒,推动感官科学迈向更加智能、融合与人本的方向。

6 结论

随着感官科学与人工智能的深度融合,葡萄酒风味评价正加速迈向数据驱动与智能化。多模态感官数据融合与人工智能建模已成为核心研究路径,显著提升了风味感知的客观性和效率。通过梳理感官数据采集技术、融合策略与主流人工智能模型的应用现状,得出以下结论:①多模态系统具有信息互补优势,电子鼻、电子舌、红外光谱、图像识别、气相液相联用等在不同风味维度具备独特价值,融合可全面表征复杂风味;②融合策略应依任

务选择,早期融合适用于同源数据,中期融合利于特征优化,晚期融合在异构数据处理上表现更优;③ 相关技术已在产区认证、质量控制、个性推荐等环节逐步落地,但仍面临数据标准化不足、模型可解释性弱等挑战。

人工智能与多模态数据技术正为葡萄酒风味科学注入新动能,不仅有助于实现高效质控,更为风味与风土关系的理解开辟新路径。未来应加强标准平台建设、模型可解释性研究与文化语义融合,推动形成开放共享、科技与美学并重的智能感官评价体系。

参考文献

- [1] POMARICI E, VECCHIO R. Will sustainability shape the future wine market? [J]. *Wine Economics and Policy*, 2019, 8 (1): 1-4.
- [2] LANGSTAFF S. Sensory analysis for food and beverage quality control[M]. Netherlands: Elsevier, 2010: 236-261.
- [3] COSME F, ROCHA T, MARQUES C, et al. Innovative approaches in sensory food science: from digital tools to virtual reality[J]. *Applied Sciences*, 2025, 15(8): 1-25.
- [4] SWE K N, NOGUCHI N. Comparison of machine learning and deep learning models for the assessment of rondo wine grape quality with a hyperspectral camera[J]. *Smart Agricultural Technology*, 2024, 8: 100474.
- [5] BHARDWAJ P, TIWARI P, OLEJAR K J, et al. A machine learning application in wine quality prediction[J]. *Machine Learning with Applications*, 2022, 8: 100261.
- [6] LU B X, TIAN F, CHEN C, et al. Identification of Chinese red wine origins based on Raman spectroscopy and deep learning [J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2023, 291: 122355.
- [7] WANG J Y, WANG J, QIAO L N, et al. From traditional to intelligent, a review of application and progress of sensory analysis in alcoholic beverage industry[J]. *Food Chemistry: X*, 2024, 23: 101542.
- [8] SAGRATINI G, MAGGI F, CAPRIOLI G, et al. Comparative study of aroma profile and phenolic content of montepulciano monovarietal red wines from the marches and abruzzo regions of italy using HS-SPME-GC-MS and HPLC-MS[J]. *Food Chemistry*, 2012, 132(3): 1 592-1 599.
- [9] ZHANG J, CHEN Y X. Food sensory evaluation employing artificial neural networks[J]. *Sensor Review*, 1997, 17(2): 150-158.
- [10] BENDER T, SØRENSEN S, KASHANI A, et al. Learning to taste: a multimodal wine dataset[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2023, 36: 7 351-7 360.
- [11] WANG M Y, CHEN Y S. Electronic nose and its application in the food industry: a review[J]. *European Food Research and Technology*, 2024, 250(1): 21-67.
- [12] MOHD ALI M, HASHIM N, ABD AZIZ S, et al. Principles and recent advances in electronic nose for quality inspection of agricultural and food products[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2020, 99(2): 1-10.
- [13] LOZANO J, ARROYO T, SANTOS J P, et al. Electronic nose for wine ageing detection[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2008, 133(1): 180-186.
- [14] ALFIERI G, MODESTI M, RIGGI R, et al. Recent advances and future perspectives in the E-nose technologies addressed to the wine industry[J]. *Sensors*, 2024, 24(7): 1-18.
- [15] SEESAARD T, WONGCHOOSUK C. Recent progress in electronic noses for fermented foods and beverages applications[J]. *Fermentation*, 2022, 8(7): 1-24.
- [16] CHO S, MOAZZEM M S. Recent applications of potentiometric electronic tongue and electronic nose in sensory evaluation[J]. *Preventive Nutrition and Food Science*, 2022, 27 (4): 354-364.
- [17] MONFORTE A R. Changes in the volatile fraction composition of port wines during aging: a mechanistic approach[D]. Portugal: Universidade Catolica Portuguesa, 2013: 48-53.
- [18] GUPTA H, SHARMA A, KUMAR S, et al. E-tongue: a tool for taste evaluation[J]. *Recent Patents on Drug Delivery & Formulation*, 2010, 4(1): 82-89.
- [19] TAN J Z, XU J. Applications of electronic nose (e-nose) and electronic tongue (e-tongue) in food quality-related properties determination: a review[J]. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2020, 4: 104-115.
- [20] FAN X, PAN L Q, CHEN R S. Characterization of flavor frame in grape wines detected by HS-SPME-GC-MS coupled with HPLC, electronic nose, and electronic tongue[J]. *Food Materials Research*, 2023, 3(1): 1-10.
- [21] HAN F K, ZHANG D J, AHETO J H, et al. Integration of a low-cost electronic nose and a voltammetric electronic tongue for red wines identification[J]. *Food Science & Nutrition*, 2020, 8(8): 4 330-4 339.
- [22] LI Z F, WANG N, VIGNEAULT C. Electronic nose and electronic tongue in food production and processing[J]. *Stewart Postharvest Review*, 2006, 4(7): 1-5.
- [23] FAYAZ U, SRIVASTAVA S, DAR A H, et al. Recent insights into E-tongue interventions in food processing applications: an updated review[J]. *Current Food Science and Technology Reports*, 2024, 2(2): 169-182.
- [24] RODRÍGUEZ-MÉNDEZ M L, DE SAJA J A, GONZÁLEZ-ANTÓN R, et al. Electronic noses and tongues in wine industry [J]. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2016, 4 (81): 1-12.
- [25] GARCIA-HERNANDEZ C, GARCIA-CABEZON C, RODRIGUEZ-MENDEZ M L, et al. Electronic tongue technology applied to the analysis of grapes and wines: a comprehensive review from its origins[J]. *Chemosensors*, 2025, 13(188): 1-31.
- [26] FERRARI M, MOTTOLA L, QUARESIMA V. Principles,

- techniques, and limitations of near infrared spectroscopy[J]. *Canadian Journal of Applied Physiology*, 2004, 29(4): 463-487.
- [27] MARIN T, MOORE J. Understanding near-infrared spectroscopy[J]. *Advances in Neonatal Care*, 2011, 11(6): 382-388.
- [28] BEĆ K B, GRABSKA J, HUCK C W. Near-infrared spectroscopy in bio-applications[J]. *Molecules*, 2020, 25 (2 948): 1-36.
- [29] NIEUWOUDT H H, PRIOR B A, PRETORIUS I S, et al. Principal component analysis applied to Fourier transform infrared spectroscopy for the design of calibration sets for glycerol prediction models in wine and for the detection and classification of outlier samples[J]. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 2004, 52(12): 3 726-3 735.
- [30] COZZOLINO D, DAMBERGS R, JANIK L, et al. Analysis of grapes and wine by near infrared spectroscopy[J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2006, 14(5): 279-289.
- [31] URBANO-CUADRADO M, DE CASTRO M L, PÉREZ-JUAN P, et al. Near infrared reflectance spectroscopy and multivariate analysis in enology: determination or screening of fifteen parameters in different types of wines[J]. *Analytica Chimica Acta*, 2004, 527(1): 81-88.
- [32] GONZALEZ VIEJO C, FUENTES S. Digital assessment and classification of wine faults using a low-cost electronic nose, near-infrared spectroscopy and machine learning modelling[J]. *Sensors*, 2022, 22(6): 1-16.
- [33] GEHLKEN J, POUR NIKFARDJAM M, ZÖRB C. Prediction of sensory attributes in winemaking grapes by on-line near-infrared spectroscopy based on selected volatile aroma compounds[J]. *Analytical and Bioanalytical Chemistry*, 2023, 415(8): 1 515-1 527.
- [34] GEHLKEN J, POUR NIKFARDJAM M, KLEB M, et al. Near-infrared spectroscopy in process control and quality management of fruits and wine[J]. *J Appl Bot Food Qual*, 2021, 94: 26-38.
- [35] PARADIS C, HOMMERBERG C. We drink with our eyes first: the web of sensory perceptions, aesthetic experiences and mixed imagery in wine reviews[D]. Sweden: Lund University, 2016: 5-8.
- [36] CABALLERO R, PARADIS C, SUÁREZ-TOSTE E, et al. Representing wine: sensory perceptions, communication and cultures[M]. Netherlands: John Benjamins, 2017: 110-112.
- [37] SENG K P, ANG L M, SCHMIDTKE L M, et al. Computer vision and machine learning for viticulture technology[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 67 494-67 510.
- [38] CAVALLO D P, CEFOLA M, PACE B, et al. Non-destructive and contactless quality evaluation of table grapes by a computer vision system[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 156: 558-564.
- [39] BROSANAN T, SUN D W. Inspection and grading of agricultural and food products by computer vision systems—a review[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2002, 36 (2/3): 193-213.
- [40] DE LA CRUZ ROJAS E M, NUÑEZ-PÉREZ J, LARA-FIALLOS M, et al. An artificial intelligence approach for estimating the turbidity of artisanal wine and dosage of clarifying agents[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(11): 1-14.
- [41] HARRIS N, GONZALEZ VIEJO C, BARNES C, et al. Non-invasive digital technologies to assess wine quality traits and provenance through the bottle[J]. *Fermentation*, 2022, 9(1): 1-13.
- [42] JI H Z, PU D D, YAN W J, et al. Recent advances and application of machine learning in food flavor prediction and regulation[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2023, 138: 738-751.
- [43] PANIGHEL A, FLAMINI R. Applications of solid-phase microextraction and gas chromatography/mass spectrometry (SPME-GC/MS) in the study of grape and wine volatile compounds[J]. *Molecules*, 2014, 19(12): 21 291-21 309.
- [44] MU Y, SU W, YU X T, et al. Untargeted metabolomics based on GC-TOF-MS reveals the optimal pre-fermentation time for black glutinous rice wine[J]. *International Journal of Food Properties*, 2019, 22(1): 2 033-2 046.
- [45] HE Y, WANG X Y, LI P H, et al. Research progress of wine aroma components: a critical review[J]. *Food Chemistry*, 2023, 402: 134491.
- [46] AYESTARÁN B, MARTÍNEZ-LAPUENTE L, GUADALUPE Z, et al. Effect of the winemaking process on the volatile composition and aromatic profile of Tempranillo Blanco wines [J]. *Food Chemistry*, 2019, 276: 187-194.
- [47] ZIÓLKOWSKA A, WAŚOWICZ EJELIŃ H H. Differentiation of wines according to grape variety and geographical origin based on volatiles profiling using SPME-MS and SPME-GC/MS methods[J]. *Food Chemistry*, 2016, 213: 714-720.
- [48] CUI Z Y, QI C L, ZHOU T X, et al. Artificial intelligence and food flavor: how AI models are shaping the future and revolutionary technologies for flavor food development[J]. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 2025, 24(1): e70068.
- [49] TEMERDASHEV Z, ABAKUMOV A, SHELD'KO O, et al. Chromatographic methods in the identification and determination of the component composition and quality of wines[J]. *Journal of Analytical Chemistry*, 2024, 79(10): 1 364-1 386.
- [50] MUÑOZ-BERNAL Ó A, VAZQUEZ-FLORES A A, DE LA ROSA L A, et al. Enriched red wine: phenolic profile, sensory evaluation and in vitro bioaccessibility of phenolic compounds [J]. *Foods*, 2023, 12(6): 1-19.
- [51] LI L X, SUN B S. Grape and wine polymeric polyphenols: their importance in enology[J]. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 2019, 59(4): 563-579.

- [52] ROBLES A, FABJANOWICZ M, CHMIEL T, et al. Determination and identification of organic acids in wine samples. Problems and challenges[J]. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 2019, 120: 115630.
- [53] CHIDI B S, BAUER F, ROSSOUW D. Organic acid metabolism and the impact of fermentation practices on wine acidity: a review[J]. *South African Journal of Enology and Viticulture*, 2018, 39(2): 1-15.
- [54] ZHANG X K, LAN Y B, HUANG Y, et al. Targeted metabolomics of anthocyanin derivatives during prolonged wine aging: evolution, color contribution and aging prediction [J]. *Food Chemistry*, 2021, 339: 127795.
- [55] ZHANG X K, JEFFERY D W, LI D M, et al. Red wine coloration: a review of pigmented molecules, reactions, and applications[J]. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 2022, 21(5): 3 834-3 866.
- [56] SPENCE C. Multisensory flavour perception: blending, mixing, fusion, and pairing within and between the senses[J]. *Foods*, 2020, 9(4): 1-22.
- [57] CALVINI R, PIGANI L. Toward the development of combined artificial sensing systems for food quality evaluation: a review on the application of data fusion of electronic noses, electronic tongues and electronic eyes[J]. *Sensors*, 2022, 22(2): 1-17.
- [58] GANDHI A, ADHVARYU K, PORIA S, et al. Multimodal sentiment analysis: a systematic review of history, datasets, multimodal fusion methods, applications, challenges and future directions[J]. *Information Fusion*, 2023, 91: 424-444.
- [59] SUN X Y, ZHANG F, GUTIÉRREZ-GAMBOA G, et al. Real wine or not? Protecting wine with traceability and authenticity for consumers: chemical and technical basis, technique applications, challenge, and perspectives [J]. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 2022, 62(24): 6 783-6 808.
- [60] LI J L, QIAN J P, CHEN J Y, 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): 1-26.
- [61] ZHU L N, ZHU Z C, ZHANG C W, et al. Multimodal sentiment analysis based on fusion methods: a survey[J]. *Information Fusion*, 2023, 95: 306-325.
- [62] GIANNETTI V, MARIANI M B, MARINI F, et al. Flavour fingerprint for the differentiation of grappa from other italian distillates by GC-MS and chemometrics[J]. *Food Control*, 2019, 105: 123-130.
- [63] CHEN K X, XUE H T, SHI Q, et al. Geographical identification of Chinese wine based on chemometrics combined with mineral elements, volatile components and untargeted metabonomics[J]. *Food Chemistry: X*, 2024, 22: 101412.
- [64] LIANG C, YANG J H, XING T. Research progress and future trends of machine learning in the field of food flavor[J]. *Food Science*, 2024, 45(10): 28-37.
- [65] CHANDRA S, CHAPMAN J, POWER A, et al. Origin and regionality of wines-the role of molecular spectroscopy[J]. *Food Analytical Methods*, 2017, 10: 3 947-3 955.
- [66] BORRÀS E, FERRÉ J, BOQUÉ R, et al. Data fusion methodologies for food and beverage authentication and quality assessment-a review[J]. *Analytica Chimica Acta*, 2015, 891: 1-14.
- [67] LIU L, COZZOLINO D, CYNKAR W, et al. Geographic classification of spanish and australian tempranillo red wines by visible and near-infrared spectroscopy combined with multivariate analysis[J]. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 2006, 54(18): 6 754-6 759.
- [68] LATTEY K A, BRAMLEY BFRANCIS I. Consumer acceptability, sensory properties and expert quality judgements of Australian Cabernet Sauvignon and Shiraz wines[J]. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 2010, 16(1): 189-202.
- [69] NIYOGISUBIZO J, DE DIEU NINTERETSE J, NZIYUMVA E, et al. Towards predicting the quality of red wine using novel machine learning methods for classification, data visualization, and analysis[J]. *Artificial Intelligence and Applications*, 2025, 3(1): 31-42.
- [70] ARMSTRONG C E, NIIMI J, BOSS P K, et al. Use of machine learning with fused spectral data for prediction of product sensory characteristics: the case of grape to wine[J]. *Foods*, 2023, 12(4): 1-15.
- [71] WANG Y, SONG W, TAO W, et al. A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances[J]. *Information Fusion*, 2022, 83: 19-52.
- [72] SOGARI G, CASPRINI E, DEVIGILI M, et al. Case studies in the wine industry[M]. Netherlands: Woodhead Publishing, 2019: 47-59.
- [73] OLIVEIRA L, ROCHA SILVA R, BERNARDINO J. Wine ontology influence in a recommendation system[J]. *Big Data and Cognitive Computing*, 2021, 5(2): 1-16.
- [74] DE AZAMBUJA R X, MORAIS A J, FILIPE V. X-wines: a wine dataset for recommender systems and machine learning [J]. *Big Data and Cognitive Computing*, 2023, 7(1): 1-18.
- [75] YUAN C. A comparative study of machine learning and pre-trained language models in wine and food pairing recommendation system[D]. Stockholm: KTH Royal Institute of Technology, 2024: 35-37.