基于多模态数据融合的茶叶感官品质智能评估研究进展

武文佳[1]，孟平[2]，郭晶晶[3]，郑思珩[2]，张昂[4]，田玲[5*]

（1.深圳职业技术大学医学技术与护理学院，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）

（5.深圳职业技术大学管理学院，广东深圳 518055）

摘要：茶叶感官审评作为当前最权威、最广泛应用的质量评价方法，已建立起包括国家标准、行业标准、标准样品及评茶员资质认证在内的成熟体系，在保障茶叶分级与品质稳定中具有重要作用。但在数字化、规模化需求增长的背景下，传统人工审评在效率与客观性方面仍存在一定局限。近年来，多模态感官数据融合与人工智能技术的发展，为茶叶感官品质的快速、智能评估提供了新路径。本文系统梳理了电子鼻、电子舌、近红外光谱、计算机视觉等感官数据采集技术，总结了特征层融合、决策层融合与深度融合等多模态融合方法，分析了支持向量机、卷积神经网络与集成学习等智能建模技术在茶叶感官品质评价中的应用进展。文章同时指出当前在数据标准化、模型泛化能力、便携式设备开发等方面的挑战，并展望了多模态大数据集成、联邦学习和边缘智能等前沿技术的应用前景，旨在为茶叶智能感官评价研究与产业实践提供参考。

关键词：茶叶感官品质；多模态感官数据；数据融合；人工智能；品质评估

文章编号：1673-9078(2026)10-376-385 DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2026.10.0657

Reviewing Intelligent Evaluation of Sensory Quality of Tea Based on Multimodal Data Fusion

WU Wenjia[1], MENG Ping[2], GUO Jingjing[3], ZHENG Siheng[2], ZHANG Ang[4], TIAN Ling[5*]

(1.School of Medical Technology and Nursing, Shenzhen Polytechnic University, Shenzhen 518055, China) (2.Huangpu Customs Technical Center, Gangzhou 510700, China) (3.Center for Biosafety, Chinese Academy of Inspection and Quarantine, Sanya, Sanya 572019, China) (4.Qinhuangdao Customs Technical Center, Qinghuangdao 066003, China) (5.School of Management, Shenzhen Polytechnic University, Shenzhen 518055, China)

Abstract: Sensory evaluation remains the most recognized and widely adopted method for tea quality evaluation, supported by a well-established system consisting of national and industrial standards, reference samples, and certified tea tasters. While this system ensures grading consistency and quality control, its reliance on manual evaluation presents limitations in terms of efficiency and objectivity, particularly under increasing demands for digitalization and large-scale production. Recent advances in multimodal sensory data fusion and artificial intelligence offer promising alternatives for the rapid and intelligent evaluation of the sensory quality of tea. This review systematically summarizes current sensory data acquisition techniques, including electronic nose, electronic tongue, near-infrared spectroscopy, and computer vision. It further outlines different multimodal data fusion strategies, including feature-level, decision-level, and deep fusion methods, and critically analyzes the application of machine learning models such as support vector machines, convolutional neural networks, and ensemble learning in sensory quality evaluation.

收稿日期：2025-05-12；修回日期：2025-08-24；接受日期：2025-08-27

基金项目：国家重点研发计划项目（2017YFC1601703）；广东省教育厅重点领域项目（6021210074K）

作者简介：武文佳（1986-），女，博士，讲师，研究方向：食品质量与安全，E-mail：wuwenjia@szpu.edu.cn

通讯作者：田玲（1981-），女，博士，高级工程师，研究方向：食品质量与安全，E-mail：tianling@szpu.edu.cn

Key challenges-such as lack of data standardization, limited model generalization, and underdevelopment of portable devices-are also discussed. Finally, this review highlights future research directions for state-of-the-art techniques, including multimodal big data integration, federated learning, and edge computing, to support research and industrial applications of intelligent sensory evaluation of tea.

Key words: sensory quality of tea; multimodal sensory data; data fusion; artificial intelligence; quality evaluation

引文格式：

武文佳,孟平,郭晶晶,等.基于多模态数据融合的茶叶感官品质智能评估研究进展[J].现代食品科技,2026,42(10):376-385.

WU Wenjia, MENG Ping, GUO Jingjing, et al. Reviewing intelligent evaluation of sensory quality of tea based on multimodal data fusion [J]. Modern Food Science and Technology, 2026, 42(10): 376-385.

茶叶作为全球三大非酒精饮品之一，因其独特的风味特性与丰富的健康益处而广受消费者青睐[1]。茶叶感官品质受品种、产地、栽培管理与加工工艺等多重因素影响，呈现出高度复杂性与多样性[2]。当前，茶叶品质评估仍以人工感官审评为主，已建立起包括国家标准、行业标准、标准样品和评茶员职业资质认证在内的较为成熟的评价体系，在实际生产与贸易中发挥着重要作用。然而，随着茶产业向数字化、规模化、国际化方向发展，传统感官审评在效率、客观量化及快速响应等方面仍存在一定局限。近年来，随着人工智能与多模态传感技术的进步，构建基于客观数据的茶叶智能化风味评价体系，已成为研究热点与发展趋势，旨在为茶叶质量控制、标准化分级与产业升级提供有力技术支撑[3]。

因此，开发客观、精准且智能的茶叶感官品质评估技术，已成为茶叶科学研究与产业应用的重要发展方向。近年来，随着人工智能、传感技术与数据融合方法的迅速进步，多模态感官数据融合技术成为茶叶品质智能评估的新兴路径[4]。所谓多模态感官数据融合，指的是综合应用电子鼻（检测香气成分）、电子舌（检测滋味物质）、图像识别（表征外观特征）及其他理化分析手段所获取的数据，通过融合与机器学习建模，实现茶叶感官品质的全面、客观与智能化评[5]，茶叶感官品质智能评估体系见图 1。

相比单一模态检测，该方法不仅能够弥补局限性，还能充分挖掘感知维度间的潜在关联，提高评估的准确性与可靠性。目前，多模态感官数据融合技术已在食品、饮料、葡萄酒等领域展现出广阔应用前景，并在茶叶品质智能评估方面取得了初步进展[4]。相关研究围绕数据采集、特征提取、数据融合策略（如早期融合、中期融合与晚期融合）及预测模型构建等方面不断深化，推动茶叶感官品质评估由定性向定量、由主观向客观、由经验驱动向数据驱动的转变。

然而，由于茶叶感官成分本身的复杂性、多样性及评估需求的多元化，当前多模态感官数据融合在实际应用中仍面临诸多挑战，如异构数据整合、高维数据特征提取与降维、模型泛化能力不足等。本文将系统梳理基于多模态感官数据融合的茶叶感官品质智能评估研究进展，综合分析各类感官检测技术与数据融合策略的特点与应用效果，探讨当前存在的问题与挑战，并展望未来的发展方向，以期为相关领域的研究与应用提供理论参考与实践借鉴。

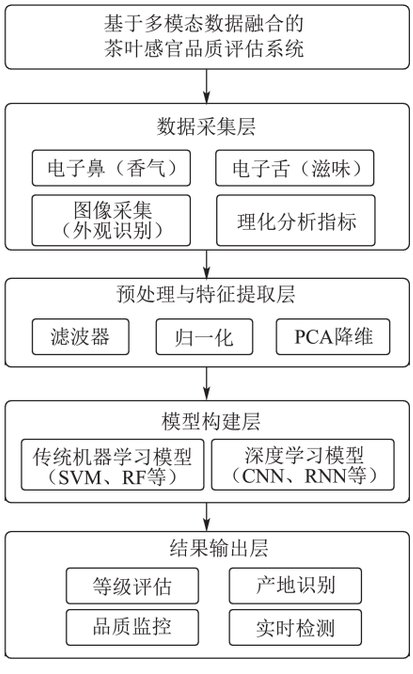


图 1 茶叶感官品质智能评估系统架构图

Fig.1 Diagram of the intelligent evaluation system for tea sensory quality

1 多模态感官数据采集技术

多模态感官数据采集是实现茶叶感官品质智能评估的基础环节。通过不同类型的感知设备与检测方法，从外观、香气和滋味等多个维度获取丰富的感官特征信息，是构建高效评估模型的前提[6]。目前，主要采用电子感官设备、理化分析仪器以及图像识别技术进行茶叶感官数据的多模态采集，以下将分别介绍各类

主要技术及其在茶叶领域的应用情况，并对技术原理、优势以及应用领域等基本情况进行了比较（见表 1）。

表 1 茶叶感官品质评估中多模态感官数据采集技术的分类与比较

Table 1 Classification and comparison of multimodal sensory data acquisition techniques for tea flavor quality evaluation

技术类别	工作原理及主要设备	感官采集维度	技术优势	应用示例	参考文献
电子鼻	利用多种气体传感器阵列检测 VOCs，通过模式识别算法定性 / 定量分析香气	香气感知	快速、重复性强、无疲劳效应、适用于复杂样本	发酵程度识别、贮藏变化监测、品种 / 产地鉴别、掺假检测	[9-11]
电子舌	采用脂质膜、电化学等传感器识别液体滋味信号，经 PCA/SVM 等处理获取味觉特征	滋味感知	能识别甜、苦、涩、咸等复杂味道，量化分析滋味差异	茶等级判别、红茶发酵度比较、消费者偏好预测、工艺优化	[15-18]
图像识别	通过高清图像设备采集样本外观，利用图像识别 / 深度学习识别形态与色泽特征	外观识别	自动提取形状、颜色、纹理等，多适应性	条索紧结度识别、色泽分级、自动等级评定、外观分类	[20,21]
理化分析	包含 GC-MS、LC-MS、NIR 等多种分析方法，检测风味物质和成分组成	香气与滋味化合物等	高精度、可定量，适合深入风味机理与标准化研究	揭示发酵 / 储藏中风味变化机制、掺假检测、滋味成分精准量化	[22-27]

1.1 电子鼻

电子鼻是一种模拟人类嗅觉系统的智能分析设备，能够通过多种气体传感器阵列检测样品中复杂的挥发性有机化合物（Volatile Organic Compounds, VOCs），并利用信号模式识别算法对气味特征进行定量和定性分析[7]。在茶叶感官品质评价中，香气是消费者感知和品质判断的重要指标，而茶叶的香气特征受到品种、产地、采摘时间、加工工艺及储存条件等多种因素的影响。相较于传统的人体感官评审，电子鼻具备响应速度快、重复性强、无疲劳效应等优势，能够有效识别和分类茶叶样品之间微妙的香气差异[8]。目前常用于电子鼻的气体传感器包括金属氧化物半导体（Metal-Oxide Semiconductor, MOS）、导电聚合物（Conductive Polymer, CP）以及石英晶体微天平（Quartz Crystal Microbalance, QCM）等，它们对不同类型的 VOCs 具有不同的灵敏度和选择性。相关研究表明，电子鼻已广泛应用于绿茶、红茶、乌龙茶、白茶等多个茶类的香气分析、产地鉴别、品种识别、品质分级和掺假检测中[9-11]。例如，在乌龙茶中，电子鼻可用于识别轻发酵与中重度发酵样品的香气差异[12]；在绿茶储藏研究中，电子鼻可监测不同贮藏时间或环境条件下香气的变化趋势，用于建立茶叶货架期评价模型[13]。随着传感器技术和机器学习算法的不断进步，电子鼻在茶叶感官品质智能化评估中的应用前景愈发广阔，尤其在实现茶产业的标准化、自动化和数字化管理方面具有重要推动作用[14]。

尽管电子鼻在茶叶感官品质评价中展现出广阔的应用前景，但其在实际应用中仍存在一定局限性。首先，电子鼻对环境条件（如温度、湿度）较为敏感，实验过程中若未严格控制，易导致检测结果的不稳定性和可重复性下降。其次，目前多数电子鼻系统仍以非特异性传感器为主，对某些结构相近或浓度较低的挥发性化合物识别能力有限，难以进行准确的成分定性分析。此外，电子鼻对复杂气味混合物的分离识别仍存在挑战，其检测结果往往依赖于训练模型的质量和样本库的完备程度，通用性和泛化能力有待提高。最后，传感器老化、漂移以及维护成本也是限制其大规模工业推广的重要因素。因此，为提升电子鼻在茶叶品质评价中的实用性，未来需加强高选择性传感器的研发、标准化建模流程的构建以及与其他感官或理化分析手段的数据融合应用。

1.2 电子舌

电子舌是一种模仿人类味觉系统功能的智能检测装置，主要由多种非特异性味觉传感器（如脂质膜传感器、电化学传感器、金属电极等）组成，用于识别和分析液体样品中的基本味觉成分，包括甜、酸、苦、咸、鲜以及涩等复杂滋味要素[15]。其核心原理是将样品接触传感器阵列后所产生的电信号，经由信号采集模块获取并通过多元统计学、主成分分析（Principal Component Analysis, PCA）、线性判别分析（Linear Discriminant Analysis, LDA）及支持向量机（Support Vector Machine, SVM），从而实现对复杂滋味特征的量化分析与样本分类[16]。在茶叶研究领域，电子舌技术已广泛应用于各类茶样的滋味差异分析与品质评估，如用于区分不同品种、不同等级的龙井茶、碧螺春等绿茶[17]，分析红茶在不同发酵程度下滋味的变化趋势，或结合感官数据进行回归模型训练以预测消费者偏好评分[18]。此外，电子舌还可辅助进行加工工艺优化、茶叶贮藏稳定性监测以及新型茶饮产品的风味设计，是推动茶叶品质标准化和数字化的重要技术手段。

尽管电子舌在茶叶滋味评价中的应用日益广泛，但其在实际使用中仍存在一定局限性。首先，与电子

鼻类似，电子舌的传感器对环境条件（如温度、离子强度、pH 值）较为敏感，若样品预处理或测试条件不一致，容易导致结果波动，影响其稳定性和可重复性。其次，电子舌主要依赖非特异性传感器阵列进行整体味觉模式识别，难以对单一成分进行精确定量，且在复杂味道交互下易产生干扰。此外，传感器易受“记忆效应”和样品交叉污染影响，需频繁校准与维护，增加使用成本，同时电子舌设备价格较高、操作复杂，也限制了其在生产实践中的普及。更重要的是，其识别准确性高度依赖样本库与模型构建，面对新型茶饮时泛化能力仍不足。因此，未来应加强高选择性传感器开发，优化数据融合与算法模型，以提升电子舌在茶叶品质智能评价中的实用性与推广价值。

1.3 图像采集与外观识别

茶叶外观特征（如色泽、形态、条索紧结度与整碎度）是传统感官审评中的重要参考指标，直接影响消费者对茶叶品质的第一印象[19]。为了实现茶叶外观评价的客观化与标准化，研究人员借助高分辨率图像采集设备，如专业扫描仪、高清数码相机及机器视觉系统，对茶样进行图像获取。随后，结合图像处理与分析技术，如红绿蓝颜色模型（Red Green Blue, RGB）及色调－饱和度－明度颜色模型（Hue Saturation Value, HSV）颜色空间的颜色分析、边缘检测与轮廓提取的形态学处理、灰度共生矩阵与小波变换等纹理分析方法，可提取反映茶叶形状、色泽、卷曲度与粗细均匀性等的关键特征参数[20]。近年来，深度学习技术，尤其是卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN），在茶叶图像识别领域展现出显著优势。相比传统图像处理方法，CNN 能够自动提取多层次特征，适应不同品种、不同拍摄背景与光照条件下的图像变化，显著提升外观识别的准确率与鲁棒性。相关研究已实现对绿茶、红茶、乌龙茶等不同类型茶叶的外观自动分类与等级评定，为智能化茶叶品质控制提供了技术支撑[21]。此外，随着轻量级网络结构及边缘计算设备的应用，图像识别系统正朝着便携、实时与低功耗方向发展，在茶叶加工线和流通环节中的应用潜力日益凸显。

1.4 理化分析技术

为深入解析茶叶感官物质的组成与变化，传统理化分析技术在多模态数据采集中发挥着重要作用，已成为茶叶品质研究的重要支撑工具[3]。首先，气相色谱－质谱联用技术（Gas Chromatography-Mass Spectrometry, GC-MS）、二维气相质谱联用仪（Two-Dimensional Gas Chromatography-Mass Spectrometry, GC×GC-MS）以及气相飞行质谱（Gas Chromatography-Time of Flight Mass Spectrometry, GC-TOF-MS）广泛应用于茶叶中挥发性香气成分的检测与鉴定，该技术可对茶叶中复杂的香气化合物进行分离、识别与定量分析，揭示不同茶类、不同加工工艺或贮藏条件下香气物质的变化规律[22-24]。其次，液相色谱－质谱联用技术（Liquid Chromatography-Mass Spectrometry, LC-MS）主要用于检测非挥发性成分，特别适用于茶叶滋味物质的分析，如茶多酚、游离氨基酸、咖啡碱、儿茶素及其衍生物等[25-27]。这些成分不仅决定了茶汤的苦、涩、鲜等滋味特征，也与其功能活性密切相关。

近红外光谱（Near Infrared Spectrum, NIR）技术基于分子中 X-H（如 O-H、N-H、C-H）键的振动与倍频吸收，反映样品中化学键的类型与含量变化，适用于多组分体系的快速、无损定量分析；而拉曼光谱（Raman Spectra, RS）技术则是基于拉曼散射效应，通过分析激光照射样品后散射光中的能量位移，获取分子振动、旋转及低频模式信息，特别适合鉴别有机化合物的结构组成。因此 NIR 与 RS 技术作为非破坏性、快速检测方法，已被广泛用于茶叶中主要成分的含量预测与品质评估，NIR 技术可实现对茶多酚、水分、蛋白质、氨基酸等指标的同时分析[28-30]；RS 因其对分子振动敏感，在鉴别茶叶成分结构及掺伪分析中具有优势[31,32]。

综上所述，多模态感官数据采集技术为茶叶风味品质的智能化评价提供了坚实的数据基础。电子鼻与电子舌模拟人类嗅觉与味觉系统，具备高效、重复性强等优势；图像识别技术推动茶叶外观评价的客观化与标准化；而理化分析手段则揭示了茶叶风味物质的分子机制，为建立高精度的质量模型提供支持。尽管各类技术在应用中仍面临环境敏感性、成本较高、泛化能力不足等挑战，但随着高选择性传感器、集成建模算法及便携式检测设备的不断发展，多模态采集将更高效融合感官维度，实现从“感知”到“理解”的跨越式提升。未来，推动这些技术在茶叶产区原料筛选、加工控制、仓储物流及终端评价等环节的落地应用，将是构建茶叶智能评估体系、促进茶产业数字化转型的关键路径。

2 多模态数据融合方法

多模态感官数据融合是提升茶叶感官品质智能评估准确性与稳定性的关键技术环节。通过融合来自不同感知源（如电子鼻、电子舌、图像采集、理化分析等）

的异构数据，可充分挖掘不同感官维度间的互补信息，弥补单一模态数据的局限性。目前，多模态数据融合方法主要包括早期融合、中期融合和晚期融合三大类别，各自适用于不同的数据特性与应用场景。早期融合适合特征维度相对一致的数据类型，中期融合适用于高维复杂数据的降维处理，而晚期融合则更适合模型层面的集成优化。在面对不同数据规模、数据类型和评估目标时，选择最合适的融合策略显得尤为重要。需综合考虑模态间的数据相关性、特征表达能力以及对最终模型性能的影响，以实现感官信息的高效协同与精准建模。

2.1 早期融合（数据层融合）

早期融合（Early Fusion, EF）是多模态数据融合中的一种基础方法，指在完成各模态数据的初步特征提取与预处理之后，将其在数据层面直接进行拼接、连接或组合，形成统一的高维特征向量，随后将该向量作为整体输入至建模与预测流程中[33,34]。该方法的核心优势在于能充分保留各模态的原始语义信息与数据特征，尤其适用于不同模态在特征维度、数据尺度相对一致的场景中[35]。在茶叶感官品质智能评估中，早期融合策略被广泛应用，例如，研究者将电子鼻获取的香气传感器响应信号、电子舌采集的味觉传感输出、图像识别提取的色泽、形态等视觉特征，分别进行标准化或归一化处理后进行串联整合，形成统一输入向量[4]。该特征向量可被输入至多种机器学习或深度学习模型中，如支持向量机、随机森林或深度神经网络，实现对茶叶等级分类、产地溯源或感官品质评分等任务的精准预测[5]。这种方法流程清晰、计算效率高，适合用于数据规模中等、特征维度结构明确的茶叶品质评估模型构建。实际应用方面，例如在西湖龙井茶研究中采用早期融合策略，将 GC-MS 获取的挥发性成分数据与图像识别提取的外观特征拼接输入至随机森林模型，实现了样品等级识别准确率达 93% 以上[36]。中国计量大学通过融合电子舌分析检测 1~16 年贮藏期的有机绿茶，发现茶多酚、氨基酸等功能成分随贮藏年限显著下降，并结合反向型神经网络（Back Propagation Neural Network, BPNN）模型能高效判别贮藏年限，优于色差与成分模型[37]。以上案例验证了早期融合策略在实际茶叶品质评估中的可行性与实用价值。

2.2 中期融合（特征层融合）

中期融合（Mid-Level Fusion, MLF）是多模态数据融合中较为常见且实用的一种方式，主要在各模态完成初步特征提取后，通过特征筛选、降维或特征变换等方法对数据进行优化处理，进而融合为一个具有代表性的低维新特征表示[38]。常用的方法包括主成分分析、线性判别分析、稀疏编码、独立成分分析等，这些算法可以有效去除冗余特征、降低噪声干扰、增强模态间关联性，提高模型训练效率与预测性能。在茶叶感官品质研究中，中期融合策略尤为适用于高维、复杂多模态特征的场景，研究者通常分别对电子鼻、电子舌采集的感官信号以及图像识别得到的外观特征进行单独降维处理，提取出最具判别力的特征子集，再将这些关键特征进行融合，用于后续的分类或回归建模[39]。例如，在茶叶等级识别任务中，通过特征选择技术筛除无关或冗余变量，融合建模后可显著提升分类精度与泛化能力，有效反映多模态信息的协同优势[40]。该方法兼顾信息提取深度与数据维度控制，适合大规模茶样研究与模型推广应用。例如利用近红外光谱法（Near-Infrared Spectroscopy, NIRS）融合深度学习模型判别性挤压与激励网络（Discriminative Squeeze and Excitation Network, DiSENet），能有效校正温度干扰，实现绿茶加工过程中的实时、无损水分检测，从而保证绿茶的质量[41]。

2.3 晚期融合（决策层融合）

晚期融合（Late Fusion, LF），又称决策层融合，是多模态融合中较具灵活性与鲁棒性的方法。该策略不直接对原始数据或特征进行合并，而是为每个模态分别构建独立的子模型，各模型在各自特征空间内完成训练与预测。最终通过加权平均、投票机制、置信度融合或集成学习算法等方式，将多个子模型的输出结果整合为最终决策[42]。在茶叶感官品质评估中，晚期融合特别适用于模态差异大或部分模态数据缺失的情况。例如，电子鼻模型在香气识别方面表现优异，电子舌更适于味觉判别，而图像模型聚焦于外观特征。各模态独立建模后，再融合其预测结果，不仅可充分保留模态特征的优势信息，还能显著提高整体系统的稳定性、容错性和泛化能力[5]。此外，该策略允许不同算法模型异构组合，为茶叶分级、掺假检测、品种识别等任务提供了更具扩展性和现实适应性的解决方案[4]。

2.4 深度学习与多模态融合

随着深度学习技术的发展，基于神经网络架构的深度融合成为多模态融合的新趋势。此类策略不再局限于单层拼接或结果整合，而是通过构建多输入、可训练的深层网络结构，在中期或决策层实现特征的动

态权重分配与深度协同学习[35]。融合过程中可引入注意力机制（Attention Mechanism, AM）突出关键模态的贡献，并通过共享语义空间建模（Cross-Modal Representation, CMR）增强模态间的联动性与表达一致性[43]。在茶叶感官品质评估中，深度融合框架常用于构建端到端的感官决策系统。例如，图像模态通过卷积神经网络提取外观特征，时间序列感知数据（如电子鼻 / 舌）可通过长短期记忆网络建模处理，在融合层进行交叉特征编码后联合优化。尽管具体模型架构将在第 3 节详细展开，但从融合机制角度看，深度融合策略在提升评估精度、泛化能力与适应性方面已表现出明显优越性，为构建更具智能性的多模态感官分析系统奠定了基础[5]。

3 智能建模与应用进展

在多模态感官数据采集与融合的基础上，智能建模技术是实现茶叶感官品质定量化、标准化与自动化评估的关键环节。通过引入传统机器学习与深度学习方法，研究者能够从多源数据中挖掘潜在规律，构建鲁棒性强、准确性高的预测模型。表 2 对常见建模方法进行了总结与比较。

表 2 茶叶感官品质评估常用建模方法对比表

Table 2 Comparison of common modeling methods in tea flavor evaluation

模型类型	代表模型	适用场景	优点	局限性	参考文献
传统机器学习	SVM	小样本、高维、非线性分类	泛化能力强，适应性好	参数敏感，解释性弱	[44-46]
	RF	特征筛选、抗噪、稳定建模	鲁棒性强，可解释性好	高维稀疏时可能冗余建模	[47-49]
	KNN	快速比对、小数据场景	简单易用，无需训练	对高维不敏感，效率低	[50,51]
深度学习模型	CNN	图像识别、香气图谱处理	特征提取强，适应复杂模式	依赖大数据，计算资源高	[49,53,54]
	RNN	香气时序信号分析	擅长动态建模	易梯度消失，训练复杂	[55,57]
	AE	数据降维、去噪	降维有效，增强模型性能	调参难，重构误差难控制	[5,58,59]
集成学习模型	XGBoost	多模态特征建模、非线性预测	精度高，速度快，调参灵活	超参数多，解释性一般	[8,59,60]

注：极端梯度提升（Extreme Gradient Boosting，XGBoost）。

3.1 传统机器学习方法应用

传统机器学习方法因其理论成熟、实现简便、计算资源消耗低，已被广泛用于茶叶感官品质的多模态数据分析与预测建模中[29]。典型方法包括支持向量机（Support Vector Machine, SVM）、随机森林（Random Forest, RF）与 K 近邻（K-Nearest Neighbors, KNN）等。SVM 作为基于最大间隔理论的监督学习方法，尤其适用于小样本、高维特征场景，已广泛用于融合后的电子鼻、电子舌、图像特征等数据建模，任务涵盖茶叶等级划分、品种识别与产地追溯[44-46]。RF 通过构建多个决策树实现集成预测，具备较强的抗噪性与特征解释力，在感官评分回归、等级判定与特征重要性排序中表现出色[47-49]。KNN 适合小样本建模，在茶样数量有限、模型开发初期阶段常作为对比基线使用[50,51]。

3.2 深度学习方法应用

随着茶叶感官品质数据量的增长与算力水平提升，深度学习技术凭借强大的非线性建模能力与自动特征提取能力，在茶叶多模态建模中日益普及[52]。主要代表模型包括卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）、循环神经网络（Recurrent Neural Network, RNN）及自编码器（Autoencoder, AE）等。CNN 擅长从图像中提取局部纹理与结构信息，广泛用于茶叶外观识别与等级评估，并可与电子鼻 / 舌等数据融合用于风味模式识别[49,53,54]。RNN 及其变体长短期记忆网络（Long Short-Term Memory, LSTM）可建模电子鼻等设备生成的时间序列信号，有效捕捉香气释放过程中的动态变化，用于构建时序依赖性强的风味预测模型[55-57]。AE 则可作为预处理模块，执行高维数据降维与去噪，提升下游模型性能，适合融合图像、味觉与理化指标的复杂场景[5,58,59]。

3.3 典型应用案例分析

与 3.1 与 3.2 着重单一方法介绍不同，本节聚焦真实场景下的跨模态、跨模型集成应用，强调完整建模流程与实际部署潜力。在茶叶等级评估中，研究者通过多模态融合构建统一数据集，集成电子鼻（香气）、电子舌（滋味）与图像（外观）三类感官数据，分别构建 SVM 与 CNN 模型并实施晚期融合策略，实现了对龙井、铁观音与普洱茶等级的高精度识别，融合模型准确率超 92%，显著优于单模态方法，部分茶企已在质控环节试点部署该系统，用以提升分级一致性与自动化效率[49]。在品种与产地分类任务中，研究团队整合 GC-MS、电子舌、图像等模态信息，结合随机森

林与迁移学习优化的 CNN 进行多模态联合建模，成功实现对西湖龙井、福鼎白茶、滇红等多品类的高精度分类识别，准确率达 94% 以上，模型对年份与批次具有良好鲁棒性，为地理标志产品溯源与品牌保护提供了技术支撑[8,59,60]。这些系统性案例不仅验证了智能建模在茶叶品质感官评估中的实际应用价值，也展示了多模态融合 + 智能算法在茶产业质量控制、追溯认证与产品分级中的推广潜力。模态感官数据融合在茶叶品质评估的代表性研究汇总见表 3。

表 3 多模态感官数据融合在茶叶品质评估的代表性研究汇总

Table 3 Representative studies of multimodal sensory-data fusion for tea quality evaluation

茶类 / 样品	模态组合	融合策略	算法 / 模型	任务类型	研究结果	参考文献
西湖龙井等级识别	气相质谱联用 + 图像外观	早期融合	RF	等级分类	准确率 ≥93%	[36]
红茶品质等级	近红外光谱 + 电子鼻	数据融合	SVM	等级快速判别	准确率 98.13%	[14]
有机绿茶贮藏年限	电子舌	单模态 / 中期特征优化	BPNN	贮藏年限判别 / 回归	10 种功能成分是鉴别年份的有效标识物	[37]
多茶类（龙井 / 铁观音 / 普洱）	电子鼻 + 电子舌 + 图像	晚期融合	SVM/CNN	等级识别	融合模型>92%	[49]
品种与产地分类（龙井 / 白茶 / 滇红等）	气相质谱联用 + 电子舌 + 图像	联合 / 深度融合	RF/CNN	品种 / 产地分类	准确率 ≥ 94%	[8,59]
绿茶杀青过程水分检测	近红外光谱	多尺度特征融合	DiSENet	含水率实时预测	均方根误差为 1.72%	[41]

4 当前挑战与未来展望

尽管基于多模态感官数据融合的茶叶感官品质智能评估技术在理论研究与应用实践中取得了显著进展，但在实际推广过程中仍面临诸多挑战。针对当前存在的主要问题，未来发展方向可从以下几个方面展开。

4.1 数据标准化与共享问题

目前，多模态感官数据在茶叶品质智能评估中的应用正处于快速发展阶段，但整体数据标准化程度仍较低，已成为制约其深入应用与推广的关键问题。一方面，不同品牌和型号的电子鼻、电子舌、光谱仪与图像采集设备，其输出信号存在显著差异，导致相同样品在不同平台上所获得的数据不可比、不可复现。另一方面，当前尚缺乏覆盖多茶类（如绿茶、红茶、乌龙茶）、多产区（如浙江、福建、云南）以及跨年份采集的大规模、多样性、开放性感官数据集，这在一定程度上限制了模型训练的泛化能力，也制约了跨机构合作与成果验证的可行性。

值得注意的是，国内外已有部分茶叶感官评价相关标准为数据标准化提供了基础。例如，中国已发布国家标准 GB/T 23776《茶叶感官审评方法》、GB/T 14487《绿茶感官审评方法》、GB/T 8302《茶叶取样方法》等，这些标准对感官评价的评分项目、评审流程、样品处理方式及评分量表做出了明确规定，有助于规范人工感官数据的获取过程。在国际方面，ISO 3103《茶叶—标准泡茶法》则规范了茶叶冲泡条件，为感官评定的可重复性提供保障。然而，这些标准主要面向传统人工审评体系，缺乏对电子感官设备（如 E-nose、E-tongue）、光谱仪和图像采集系统的操作规范与信号输出格式要求，尚未建立统一的数字化感官评价参考体系。

因此建议在现有标准基础上统一采集与标注流程，规范传感器、样品处理与数据格式，并构建多茶类、多产区、多年份的共享感官数据库，提升模型通用性与行业标准化水平。

4.2 模型泛化能力提升

当前，多模态感官数据驱动的茶叶品质评估模型在特定样本集上的表现较为理想，但在跨品种、跨产区、跨年份的实际应用中，常面临模型准确率下降、适应性差等问题，显示出泛化能力不足的挑战。这主要源于训练样本的多样性不足、数据分布不均以及茶叶本身受气候、土壤与工艺等多因素影响的高度复杂性。因此，提升模型泛化能力已成为推动该领域技术落地应用的关键环节。一方面，应通过扩充数据样本维度与规模，确保涵盖更多代表性样本，提高模型对“真实世界”样本的识别能力。另一方面，亟需引入迁移学习、联邦学习等先进算法，通过跨域知识迁移与多源数据协同建模，增强模型的适应性与稳健性。同时，可结合数据增强、正则化、集成学习等技术手段，降低过拟合风险，提升模型在不同场景下的稳定输出表现。这些策略将为构建可推广、可复用的茶叶感官智能评估系统提供技术保障。

4.3 便携式与实时智能检测设备开发

目前，多模态感官检测大多依赖实验室环境下的专业设备，体积庞大、操作复杂、成本高，难以满足茶叶生产加工、市场流通与消费场景中的实时检测需

求。因此，开发小型化、便携式、一体化的智能检测设备，成为推动茶叶品质智能评估技术落地应用的重要方向。一方面，可通过集成化设计，将电子鼻、电子舌、图像采集和近红外光谱等多模态传感模块融合于同一平台，提升设备的功能复合性和信息获取能力。例如，国内中科院合肥智能机械研究所研发的“便携式茶叶感官感知系统”已实现电子鼻与近红外模块集成，用于乌龙茶储藏质量快速判断；华南理工大学团队开发的便携式电子舌设备，结合智能终端可实现绿茶滋味轮廓在线评估；国外方面，瑞士公司 Alpha MOS 推出的 Heracles Neo 便携式电子鼻系统，已在茶叶香气检测中初步应用，具备较强的识别灵敏度与数据管理能力。另一方面，应重点推进传感器的低功耗、高灵敏与抗干扰性能优化，以适应多样化茶样和复杂环境条件下的稳定检测。清华大学与企业合作开发的柔性传感薄膜阵列，已在茶汤感官信号模拟中进行验证，具备良好的可穿戴集成潜力。

此外，结合无线通信与嵌入式边缘计算技术，可实现数据的实时采集、快速分析与远程传输，满足从茶园种植、初制加工、成品包装到销售终端的全过程监测与质量追溯需求。如浙江大学开发的“茶叶智能快检终端”融合图像识别与云计算功能，可在田间地头完成外观与初级风味特征识别，并同步上传至产业链平台，为智慧茶园建设提供决策支持。

综上所述，便携式设备的持续创新与推广，不仅有助于降低检测门槛与应用成本，也将推动茶产业向数字化、智能化、可视化管理方向加速升级。

4.4 多模态大数据与新兴AI技术应用

随着茶叶品质评估向多模态、智能化方向发展，海量感官数据的高效管理与深度利用成为研究热点。多模态大数据不仅涵盖香气、滋味、色泽等感官信息，还包括气象、土壤、加工工艺及消费者偏好等多源异构数据，呈现出高维度、强关联与复杂动态演化特征。面对如此复杂的数据结构，传统算法在特征提取与融合建模方面面临瓶颈。因此，亟需引入更先进的人工智能技术（Artificial Intelligence, AI），如联邦学习（Federated Learning, FL）、生成对抗网络（Generative Adversarial Networks, GANs）、图神经网络（Graph Neural Networks, GNNs）等新兴算法，提升模型在隐含特征建模、跨模态关联学习与小样本泛化等方面的能力。例如，联邦学习可实现多机构间数据共享的同时保护隐私，适用于构建跨区域感官评估模型；GANs 可生成高质量虚拟样本，缓解茶叶样本获取难题；GNNs 则有助于捕捉茶类之间的层级与网络关系。未来，多模态大数据与 AI 深度融合，将为茶叶品质全链条智能评估提供坚实的技术支撑与创新动力。

5 结论

随着茶产业向标准化、数字化发展，传统人工审评方法在效率与准确性方面日益不足。多模态感官数据融合技术结合电子鼻、电子舌、近红外光谱与图像识别等手段，配合 SVM、RF、CNN 等模型，已广泛应用于绿茶、乌龙茶、红茶等茶类的等级评定、产地溯源与发酵监测等场景，推动评估由经验驱动转向数据驱动。尽管该技术在识别准确率与建模效率上取得进展，但仍存在样本数据不平衡、模型泛化能力弱、标准体系缺失、设备落地难等问题。中小茶企应用门槛高，推广受限。未来应强化多茶类标准样本库建设，推进数据采集规范统一与融合算法优化，并加快便携式、嵌入式设备的实际部署。同时，引入迁移学习、联邦学习、生成对抗网络等 AI 前沿技术，提升对小样本与复杂风味结构的建模能力。该技术体系将为茶产业质量提升与智能化升级提供关键支撑，也为食品农产品领域的感官智能评估提供借鉴路径。

参考文献

[1] YU J, ZHANG K, WANG Y, et al, Flavor perception and health benefits of tea, in Advances in Food and Nutrition Research [M]. Amsterdam: Elsevier, 2023: 129-218.

[2] ZHAI X, ZHANG L, GRANVOGL M, et al. Flavor of tea (*Camellia sinensis*): A review on odorants and analytical techniques [J]. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 2022, 21(5): 3867-3909.

[3] MOREIRA J, ARYAL J, GUIDRY L, et al. Tea quality: an overview of the analytical methods and sensory analyses used in the most recent studies [J]. Foods, 2024, 13(22): 3580.

[4] SINGH R, NISHA R, NAIK R, et al. Sensor fusion techniques in deep learning for multimodal fruit and vegetable quality assessment: A comprehensive review [J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2024, 18(9): 8088-8109.

[5] 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.

[6] QUEIROZ L, NOGUEIRA IRIBEIRO A. Flavor engineering: A comprehensive review of biological foundations, AI integration, industrial development, and socio-cultural dynamics [J]. Food Research International, 2024, 196: 115100.

[7] KIM C, LEE K K, KANG M S, et al. Artificial olfactory sensor technology that mimics the olfactory mechanism: A comprehensive review [J]. Biomaterials Research, 2022, 26(1): 40.

[8] KAUSHAL S, NAYI P, RAHADIAN D, et al. Applications of electronic nose coupled with statistical and intelligent pattern recognition techniques for monitoring tea quality: A review [J].

Agriculture, 2022, 12(9): 1359.

[9] ROY R B, CHATTOPADHYAY P, TUDU B, et al. Artificial flavor perception of black tea using fusion of electronic nose and tongue response: A Bayesian statistical approach [J]. Journal of Food Engineering, 2014, 142: 87-93.

[10] DUTTA R, KASHWAN K, BHUYAN M, et al. Electronic nose based tea quality standardization [J]. Neural Networks, 2003, 16(5-6): 847-853.

[11] YU H, WANG J. Discrimination of LongJing green-tea grade by electronic nose [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2007, 122(1): 134-140.

[12] ZHU J, CHEN F, WANG L, et al. Evaluation of the synergism among volatile compounds in Oolong tea infusion by odour threshold with sensory analysis and E-nose [J]. Food Chemistry, 2017, 221: 1484-1490.

[13] MIRASOLI M, GOTTI R, DI FUSCO M, et al. Electronic nose and chiral-capillary electrophoresis in evaluation of the quality changes in commercial green tea leaves during a long-term storage [J]. Talanta, 2014, 129: 32-38.

[14] XIA H, CHEN W, HU D, et al. Rapid discrimination of quality grade of black tea based on near-infrared spectroscopy (NIRS), electronic nose (E-nose) and data fusion [J]. Food Chemistry, 2024, 440: 138242.

[15] LATHA R, SLAKSHMI P. Electronic tongue: An analytical gustatory tool [J]. Journal of Advanced Pharmaceutical Technology & Research, 2012, 3(1): 3-8.

[16] PODRAŻKA M, BĄCZYŃSKA E, KUNDYS M, et al. Electronic tongue-a tool for all tastes? [J] Biosensors, 2017, 8(1): 3.

[17] CHEN Q, ZHAO J, VITTAYAPADUNG S. Identification of the green tea grade level using electronic tongue and pattern recognition [J]. Food Research International, 2008, 41(5): 500-504.

[18] 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.

[19] GUO L, YU F L, ZHAO F, et al. Correlation of physical properties of granular green tea with its appearance quality [J]. Food Science, 2020, 41(19): 25-30.

[20] SONG F, LU X, LIN Y, et al. Evaluation of black tea appearance quality using a segmentation-based feature extraction method [J]. Food Bioscience, 2024, 58: 103644.

[21] GUO J, LIANG J, XIA H, et al. An improved inception network to classify black tea appearance quality [J]. Journal of Food Engineering, 2024, 369: 111931.

[22] GUO X, SCHWAB W, HO C T, et al. Characterization of the aroma profiles of oolong tea made from three tea cultivars by both GC-MS and GC-IMS [J]. Food Chemistry, 2022, 376: 131933.

[23] WANG Q, XIE J, WANG L, et al. Comprehensive investigation on the dynamic changes of volatile metabolites in fresh scent green tea during processing by GC-E-Nose, GC-MS, and GC×GC-TOFMS [J]. Food Research International, 2024, 187: 114330.

[24] ZHU J, NIU Y, XIAO Z. Characterization of the key aroma compounds in Laoshan green teas by application of odour activity value (OAV), gas chromatography-mass spectrometry-olfactometry (GC-MS-O) and comprehensive two-dimensional gas chromatography mass spectrometry (GC×GC-qMS) [J]. Food Chemistry, 2021, 339: 128136.

[25] FANG X, LIU Y, XIAO J, et al. GC-MS and LC-MS/MS metabolomics revealed dynamic changes of volatile and non-volatile compounds during withering process of black tea [J]. Food Chemistry, 2023, 410: 135396.

[26] NAPOLITANO J G, GÖDECKE T, LANKIN D C, et al. Orthogonal analytical methods for botanical standardization: determination of green tea catechins by qNMR and LC-MS/MS [J]. Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis, 2014. 93: 59-67.

[27] CHENG L, YANG Q, CHEN Z, et al. Distinct changes of metabolic profile and sensory quality during Qingzhuan tea processing revealed by LC-MS-based metabolomics [J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2020, 68(17): 4955-4965.

[28] ZHU M Z, WEN B, WU H, et al. The quality control of tea by near-infrared reflectance (NIR) spectroscopy and chemometrics [J]. Journal of Spectroscopy, 2019, 1: 8129648.

[29] YANG J, WANG J, LU G, et al. TeaNet: Deep learning on near-infrared spectroscopy (NIR) data for the assurance of tea quality [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 190: 106431.

[30] WANG J, ZAREEF M, HE P, et al. Evaluation of matcha tea quality index using portable NIR spectroscopy coupled with chemometric algorithms [J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2019, 99(11): 5019-5027.

[31] ZENG J, PING W, SANAEIFAR A, et al. Quantitative visualization of photosynthetic pigments in tea leaves based on Raman spectroscopy and calibration model transfer [J]. Plant Methods, 2021, 17: 1-13.

[32] LUO X, GOUDA M, PERUMAL A B, et al. Using surface-enhanced raman spectroscopy combined with chemometrics for black tea quality assessment during its fermentation process [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2022, 373: 132680.

[33] LAHAT D, ADALI TJUTTEN C. Multimodal data fusion: an overview of methods, challenges, and prospects [J]. Proceedings of the IEEE, 2015, 103(9): 1449-1477.

[34] GAW N, YOUSEFI S, GAHROOEI M R. Multimodal data fusion for systems improvement: A review [J]. Handbook of Scholarly Publications from the Air Force Institute of Technology (AFIT), 2022, 36: 101-136.

[35] GAO J, LI P, CHEN Z, et al. A survey on deep learning for multimodal data fusion [J]. Neural Computation, 2020, 32(5): 829-864.

[36] LU X, WANG J, LU G, et al. Quality level identification of West Lake Longjing green tea using electronic nose [J]. Sensors and actuators B: Chemical, 2019, 301: 127056.

[37] WEN X, HAN S, WANG J, et al. The flavor characteristics, antioxidant capability, and storage year discrimination based on backpropagation neural network of organic green tea (*Camellia sinensis*) during long-term storage [J]. Foods, 2024, 13(5): 753.

[38] SMOLINSKA A, ENGEL J, SZYMANSKA E, et al, General framing of low-, mid-, and high-level data fusion with examples in the life sciences [J]. Data Handling in Science and Technology, 2019,

31: 51-79.

[39] PAN L, WU H Q. Multimodal dynamic fusion framework: Multilevel feature fusion guided by prompts [J]. Expert Systems, 2024, 41(11): e13668.

[40] LI Q, ZHANG C, WANG H, et al. Machine learning technique combined with data fusion strategies: A tea grade discrimination platform [J]. Industrial Crops and Products, 2023, 203: 117127.

[41] SONG Y, YI W, LIU Y, et al. A robust deep learning model for predicting green tea moisture content during fixation using near-infrared spectroscopy: Integration of multi-scale feature fusion and attention mechanisms [J]. Food Research International, 2025, 203: 115874.

[42] ZHAO F, ZHANG C, GENG B. Deep multimodal data fusion [J]. ACM Computing Surveys, 2024, 56(9): 1-36.

[43] GOGATE M, ADEEL A, HUSSAIN A. Deep learning driven multimodal fusion for automated deception detection [C]//. in 2017 IEEE symposium series on computational intelligence (SSCI). 2017. IEEE.

[44] WANG H, GU J, WANG M. A review on the application of computer vision and machine learning in the tea industry [J]. Frontiers in Sustainable Food Systems, 2023, 7: 1172543.

[45] SAHA P, GHORAI S, TUDU B, et al. Multi-class support vector machine for quality estimation of black tea using electronic nose [C]//. in 2012 Sixth International Conference on Sensing Technology (ICST). 2012. IEEE.

[46] LIU H, YU D, GU Y. Classification and evaluation of quality grades of organic green teas using an electronic nose based on machine learning algorithms [J]. IEEE Access, 2019, 7: 172965-172973.

[47] CHEN G, ZHANG X, WU Z, et al. An efficient tea quality classification algorithm based on near infrared spectroscopy and random Forest [J]. Journal of Food Process Engineering, 2021, 44(1): e13604.

[48] LU L, WANG L, LIU R, et al. An efficient artificial intelligence algorithm for predicting the sensory quality of green and black teas based on the key chemical indices [J]. Food Chemistry, 2024, 441: 138341.

[49] ZHANG Y, CHEN X, CHEN D, et al. Machine learning-based classification and prediction of typical Chinese green tea taste profiles [J]. Food Research International, 2025, 203: 115796.

[50] WU X, YANG J, WANG S. Tea category identification based on optimal wavelet entropy and weighted k-Nearest Neighbors algorithm [J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(3): 3745-3759.

[51] WIJAYA D R, HANDAYANI R, FAHRUDIN T, et al. Electronic nose and optimized machine learning algorithms for noninfused aroma-based quality identification of gambung green tea [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 24(2): 1880-1893.

[52] CHANG Y T, HSUEH M C, HUNG S P, et al. Prediction of specialty coffee flavors based on near-infrared spectra using machine-and deep-learning methods [J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2021, 101(11): 4705-4714.

[53] ZHANG C, WANG J, LU G, et al. Automated tea quality identification based on deep convolutional neural networks and transfer learning [J]. Journal of Food Process Engineering, 2023, 46(4): e14303.

[54] ZHU Y, CHEN S, YIN H, et al. Classification of oolong tea varieties based on computer vision and convolutional neural networks [J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2024, 104(3): 1630-1637.

[55] HUANG Y, ZHAO J, ZHENG C, et al. The fermentation degree prediction model for tieguanyin oolong tea based on visual and sensing technologies [J]. Foods, 2025, 14(6): 983.

[56] GABA I. RAMAMURTHY B. Identification of the quality of tea leaves by using artificial intelligence techniques: A review [J]. ECS Transactions, 2022, 107(1): 2053.

[57] GERA S, CHAWLA P, SINGH R. Classification and identification with health benefit assessment and nutrient profile of brewed tea utilizing computer vision with ML and DL and sensory approaches [C]//. in International Conference on Artificial Intelligence and its Application, 2023, Springer.

[58] GHOSH D, SAHA P, GHORAI S, et al. Noisy electronic tongue signal prediction for tea quality estimation using autoencoder [J]. Lecture Notes in Networks and Systems, 2024, 23: 267-279.

[59] BHARGAVA A, BANSAL A, GOYAL V, et al. A review on tea quality and safety using emerging parameters [J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2022, 16(2): 1291-1311.

[60] HUANG P, YANG P, XU L, et al. Moisture content detection of Tibetan tea based on hyperspectral technology, machine vision and machine learning [J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2025, 19(2): 1167-1185.