

高光谱成像技术在酿酒粮食品质快速检测中的研究进展

胡新军^{1,2}, 彭健恒^{1,3}, 梁影^{2,4}, 陆玮^{2,4}, 汤有宏^{2,4}, 曾嘉浩¹, 田建平¹, 陈满骄¹

(1.四川轻化工大学 机械工程学院, 四川 宜宾 644000; 2.固态发酵智能酿造技术安徽省重点实验室, 安徽 亳州 236800;
3.重庆市万州区农业技术与机械推广中心, 重庆 404120; 4.安徽古井贡酒股份有限公司, 安徽 亳州 236800)

摘要: 酿酒原料品质直接影响白酒成分、口感、风味, 传统酿酒粮食检测方法在效率、准确性和实时性方面存在不足, 无法满足现代酿酒工业对高效、精准质量控制的需求。高光谱成像技术具有图谱合一、分辨率高、实时成像的特点, 在酿酒原料的在线检测中展现了巨大的应用潜力。该文简述了高光谱成像技术的基本原理及特点, 综述了高光谱成像技术在酿酒粮食品质无损检测方面的应用进展, 探讨了其存在的问题及发展趋势, 以期能为酿酒粮食在线检测方法的研究提供参考和解决思路。

关键词: 酿酒粮食; 高光谱成像; 在线检测

中图分类号: TS261.2

文章编号: 0254-5071(2025)11-0027-06

doi:10.11882/j.issn.0254-5071.2025.11.005

引文格式: 胡新军, 彭健恒, 梁影, 等. 高光谱成像技术在酿酒粮食品质快速检测中的研究进展[J]. 中国酿造, 2025, 44(11): 27-32.

Research progress of hyperspectral imaging technology in the rapid detection of brewing grains quality

HU Xinjun^{1,2}, PENG Jianheng^{1,3}, LIANG Ying^{2,4}, LU Wei^{2,4}, TANG Youhong^{2,4}, ZENG Jiahao¹, TIAN Jianping¹, CHEN Manjiao¹

(1.School of Mechanical Engineering, Sichuan University of Science and Engineering, Yibin 644000, China; 2.Key Laboratory of Intelligent Brewing Technology for Solid-State Fermentation of Anhui Province, Bozhou 236800, China; 3.Wanzhou District Agricultural Technology and Machinery Extension Center of Chongqing, Chongqing 404120, China; 4.Anhui Gujing Gongjiu Co., Ltd., Bozhou 236800, China)

Abstract: The quality of brewing raw materials directly affects the composition, taste, and flavor of *Baijiu*, and traditional detection methods for brewing grains had deficiencies in terms of efficiency, accuracy and real-time performance, which can't meet the demands of modern brewing industry for efficient and accurate quality control. Hyperspectral imaging technology, featuring the integration of spectra and graphs, high resolution and real-time imaging, has demonstrated great application potential in the online detection of brewing raw materials. The basic principles and characteristics of hyperspectral imaging technology was briefly described, the application process of hyperspectral imaging technology in non-destructive detection for quality of brewing grains, and the problems and development trends were discussed, aiming to provide references and solutions for the study of online detection methods for brewing grains.

Key words: brewing grain; hyperspectral imaging; online detection

白酒的酿造原料包含高粱、小麦、玉米、大米和糯米等多种粮食谷物, 不同的原料可以酿造出不同口味的白酒产品, 同一种原料的不同品种也会带来不同的风味。这是由于不同酿造原料理化成分差异以及同一原料不同品种在淀粉、蛋白质、单宁和脂肪等含量上的不同所导致的^[1]。如糯高粱作为酱香型白酒的首选酿造原料, 主要是由于支链淀粉含量高、蛋白质和单宁含量适中、脂肪和果胶含量低, 且有毒物质含量较少(如氰化物和黄曲霉素等)^[2]。支链淀粉的吸水率、膨胀率和糊化特性都优于直链淀粉, 其含量高有利于提高出酒率和酒体品质^[3]。适量的单宁不仅有助于抑制发酵过程中的有害微生物, 而且促进各种香味物质(如丁香酸和丁香醛等)的生成^[4]。

酿酒粮食的传统检测方法要包括人工检测和化学分析, 人工检测是酿酒行业中最早使用的质量检测方式, 通过经验丰富的检测人员, 依靠视觉、嗅觉和触觉等感官对

粮食的外观、气味、杂质等进行评估^[5]。如高粱作为白酒酿造的主要原料, 人工检测时通常会对高粱的色泽、颗粒饱满度、杂质含量等进行评估^[6-8]。人工检测简单直接, 成本较低, 可以快速筛选出明显不符合要求的原料; 缺点是依赖个人经验, 存在主观性强的问题, 缺乏定量分析。化学分析是通过粮食样本的化学成分进行定量分析, 评估其是否符合酿酒的标准^[9]。常见的分析项目包括水分、淀粉、蛋白质、脂肪、单宁等成分的含量。水分含量通常采用干燥法或卡尔费休滴定法等方法测定^[10-11], 淀粉含量测定一般使用碘量法或酶法测定粮食中的直链淀粉和支链淀粉含量^[12-13], 蛋白质含量则是通过凯氏定氮法测定^[14]。虽然这些方法具有较高的精确性和可靠性, 可获得粮食中主要成分的定量数据, 利于科学评估, 但普遍检测周期长, 不具备实时性, 同时需要对样本进行破坏性处理, 样本不能被再次利用, 并且仪器设备昂贵, 操作复杂, 需要专业技术人员进行操

收稿日期: 2024-12-04

修回日期: 2025-09-10

基金项目: 四川省科技厅项目(2023YFS0451); 固态发酵智能酿造技术安徽省重点实验室开放课题(GJ20002024040009)

作者简介: 胡新军(1987-), 男, 副教授, 博士, 研究方向为固态酿酒智能化装备关键技术及应用。

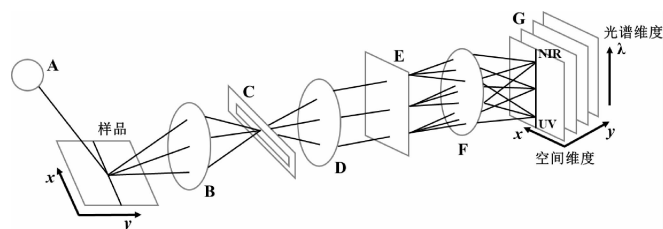
作。为此,快速、无损的检测方法应运而生。高光谱成像(hyperspectral imaging, HSI)技术是一种将光谱分析与图像处理相结合的无损检测方法,能够同时获取粮食的二维空间信息和一维光谱信息,从而实现对样本内部化学成分和外部物理特征的综合分析。这项技术已被广泛应用于粮食检测,由于其能够同时评估粮食的内在品质和外在特性,展现出其他单一检测技术难以比拟的优势^[15]。HSI技术表现尤为突出,其不仅可以高效识别粮食中的关键成分(如水分、淀粉和蛋白质)^[16],而且可以对不同品种粮食进行准确分类识别^[17],为生产过程中的品质控制提供重要支持。

该文简述了高光谱成像技术的基本原理及特点,综述了高光谱成像技术在酿酒粮食品质无损检测方面的应用进展,探讨了其存在的问题及发展趋势,以期酿酒粮食在线检测方法的研究提供参考和解决思路。

1 HSI技术概述

HSI技术的起源可以追溯到20世纪60-70年代,当时主要用于科学实验和实验室研究。随着20世纪80年代和90年代传感器技术和计算机技术的飞速发展,HSI技术逐渐从实验室走向实际应用,并被广泛应用于卫星上^[18]。这些卫星利用HSI技术开展地球遥感工作,可对地球各个角落进行监测,用于资源管理及地球科学研究等^[19-20]。随着技术的不断进步,HSI技术的应用领域日益广泛,从军事到农业、从环境到医学,其影响力逐步扩大。在军事情报领域,HSI技术主要用于目标识别、情报收集和目标追踪,显著提升了国家安全能力^[21-22]。在农业领域,HSI技术被用于作物健康状况识别、病虫害检测及土壤质量监测^[23-24],助力精准农业的发展,提高农业生产效率。在环境领域,HSI技术广泛应用于水质检测、污染源监测分析等^[25-26],为环境评估与管理提供了全面且可靠的技术支持。在医学领域,HSI技术被应用于肿瘤检测、药物研究等^[27-28],为疾病诊断与治疗提供了创新工具。总之,HSI技术因其能够同时获取空间和光谱信息,具有高分辨率和多维度数据获取的特点,已成为多个领域的重要工具。

根据HSI技术采集图像的光谱范围,光谱区域可分为紫外区域(200~400 nm)、可见光区域(400~760 nm)、近红外区域(760~2 560 nm)和波长>2 560 nm的区域^[29]。通过结合计算机视觉和光谱技术,在采集样品的HSI图像时,所获得的图像中每一个像素点具有数百个波段,因此,可以精细的捕获检测样品的光谱特征。HSI原理见图1。光源的光线照射到待测样品上产生反射光线,反射光线经过入射透镜进入狭缝,光线经过狭缝后,再经过光学准直透镜到分光光栅中进行分光,使得光线按照不同的波长进行分离,最后经过聚焦镜头后在探测器上进行成像,得到检测样品在不同波长条件下的灰度图像^[30]。



A: 光源, B: 入射透镜, C: 狭缝, D: 光学准直透镜, E: 分光光栅, F: 聚焦镜头, G: 探测器。

图1 高光谱成像原理

Fig. 1 Principles of hyperspectral imaging

典型的HSI仪器系统主要组成部分包括:计算机、电源、高光谱相机、滑轨、照明灯源和线性滑动平台。根据图像捕获方式不同,可分为点扫描、线扫描和面扫描3种捕获方式,其区别在于:点扫描是逐个像素获取光谱信息,通过扫描整个样品完成光谱数据的采集;线扫描是以单行像素为单位进行光谱采集,逐行扫描样品,适合在线检测应用;面扫描是对某一波长下的全像素区域进行捕捉,然后依次切换波长,直至获取所有波长下的完整光谱信息。其中,线扫描凭借其单向连续扫描的特点,适合在食品加工生产线的输送带系统中进行应用,因此线扫描型HSI是目前食品品质分析中最常用的一种方式^[31]。

HSI信息的数据结构从空间维度来看,三维数据立方体是由连续波段下的样品灰度图像沿光谱维度叠加形成的,从光谱维度来看,三维数据立方体是由单个像素点的光谱信息沿空间维度叠加形成的。HSI检测方法通过在可见光、近红外、红外等多个波段范围内采集样品的光谱信息,展现出广泛的光谱覆盖能力和全面的信息获取优势。其检测过程无需对样品进行复杂处理,且不会对样品造成任何破坏,具有非侵入性和无损检测的特点。此外,该方法对样品的适应性极强,不受样品形态(如液体、固体或气体)和状态(如大小、表面结构等)的限制,使其在实际应用中展现出极高的灵活性。

HSI技术被广泛应用于不同领域,在酿酒粮食的快速检测方面,可以快速、精准地识别粮食的内在成分(如水分、淀粉和蛋白质含量)以及外观特性,有效提高检测效率和准确性。目前,这一技术在酿酒粮食检测领域的研究已取得显著进展,为粮食质量控制与评估提供了可靠的技术支持。

2 HSI技术在酿酒粮食品质的快速检测

2.1 HSI技术在高粱品质无损检测中的应用

高粱作为酿酒的重要原料,其品种和成分的多样性在酿造工艺参数的调整和产品质量的提升中发挥着至关重要的作用。

HSI技术结合机器学习算法,可以有效地对高粱品种进行分类识别。宋少忠等^[32]基于特征光谱和图像纹理数据

构建了偏最小二乘判别分析(partial least squares-discriminant analysis, PLS-DA)机器学习算法模型,对10个高粱品种的分类最佳识别精度为97.16%,但未进行外部验证,不确定模型在未知样本上的性能如何。孙婷等^[33]同样基于高粱的特征光谱融合纹理特征信息,搭建了一个支持向量机(support vector machine, SVM)机器学习算法模型识别11个高粱品种,训练集和测试集的识别率分别为96%和95.3%,但在验证集上的精度最高只有91.8%,证明模型在未知样本上的性能会有所下降,模型泛化性能弱。WU K等^[34]对27个高粱品种的分类研究中,其基于特征光谱建立的最佳随机森林(random forest, RF)分类模型只能达到84.07%的分类准确率,因此可考虑使用泛化性能更佳深度学习模型进行尝试。BU Y等^[35]利用HSI技术与AlexNet网络模型相结合对高粱品种进行鉴定,基于最优AlexNet模型对五个高粱品种进行识别,测试集的平均准确率最高达到95.91%,同时在多个外部验证集上的平均准确率也不低于93%,证明了深度学习模型比传统机器学习模型具备更好的泛化性能。除了高粱品种的识别,掺假问题同样不可忽视,高粱品种之间籽粒形状和大小的差异很小,很难用肉眼区分,因此如何快速识别优质高粱中掺入的劣质高粱对酿酒行业同样是一项巨大的挑战。BAI Z Z等^[36]通过主成分分析(principal component analysis, PCA)和聚类分析(cluster analysis, CA)剔除高粱的异常样品,采用PLS-DA模型对高粱品种和掺假比例进行识别检测,品种和掺假的最佳识别准确率分为96%和91%。HUANG H P等^[37]基于HSI技术利用“光谱+纹理”特征结合的方法,构建的深度森林(deep forest, DF)模型对高粱品种检测准确率为91%。两项研究都对掺假的外部验证集进行了评估,验证结果均达到85%以上,并且通过图像可视化直观展示了验证结果,这将有助于实际应用的实时检测和评估。

除了高粱品种的差异会影响酿酒过程和酒品质量外,高粱籽粒中各种成分的含量也是决定酒品风味和品质的关键因素。目前,使用HSI技术对高粱成分含量的研究取得了一定的进展。如FEI X等^[38]利用HSI技术,结合光谱特征和纹理特征,建立了基于反向传播(back propagation, BP)遗传算法和级联森林算法的高粱蛋白质和脂肪含量检测模型,其蛋白质和脂肪含量预测模型的相对预测偏差(relative prediction deviation, RPD)分别达到了5.171 6和12.972 4,预测集的绝对差值分别为0.091 6 g/100 g和0.024 3 g/100 g。BU Y等^[39]基于可见光和近红外融合数据提取的特征波长,建立遗传算法优化的BP神经网络模型对高粱的直链淀粉和支链淀粉含量的预测,其预测相关系数(R^2)分别为0.994 8、0.998 5。ZHANG J等^[40]利用HSI技术,使用迭代可变量重要性投影(iterative variable subset optimization, IVSO)结合变量重要性投影(variable importance in the projection, VIP)

提取特征波长,构建深度森林(DF)预测模型对高粱单宁进行预测,其预测相关系数(R^2)达0.992 2 g/100 g,RPD为11.3。这些研究成果表明,HSI技术能有效对高粱的内部化学成分含量进行较高精度的预测,为优化酿造工艺和提升酒品品质提供了重要的技术支持,但这些研究所涉及样本普遍在100~300个,样本量较少,不能确定在面临工业生产数以万计的样本量时,模型的预测性能如何,未来的研究可增大样本量进行更稳定的评估。

2.2 HSI技术在小麦品质无损检测中的应用

小麦是中国白酒大曲的重要原料,其品种和混合比例的差异对白酒的品质和风味具有显著影响。

JIANG X等^[41]结合HSI和集成学习模型,对小麦的品种和混合比例进行检测,构建了BP-Adaboost集成学习模型,其中,结合光谱和形状特征的分类效果最佳,平均准确率达到92.29%,并在多个外部验证集中的准确率>85%。HAN L等^[42]开发了一种双通道深度学习特征融合模型(dual-channel deep learning feature fusion model, DLFM),用于快速、无损地识别酿酒小麦品种。研究构建了SVM、一维卷积神经网络(1-dimensional convolutional neural network, 1DCNN)、二维卷积神经网络(2-dimensional convolutional neural network, 2DCNN)和DLFM模型,结果显示,DLFM在3、4、5种小麦组合中的识别准确率均为最高,分别为99.18%、97.30%和93.18%。JIN S等^[43]基于HSI技术,采用线性判别分析来压缩特征,构建成本敏感型K最近邻分类模型对10个优质小麦品种进行分类,识别准确率达到98.09%和97.45%。ZHAO X等^[44]采用HSI结合混合神经网络(1DCNN处理以提取光谱特征,2DCNN直接分析HSI图像,更注重空间特征的提取)对8个品种的小麦进行分类,分类准确率达到95.65%。QUE H等^[45]基于HSI技术,先通过区间连续体去除(interval continuity removal, ICR)提取的特征波长,群卷积(group convolution, GC)独立提取每个区间的特征,最后构建的ICR-GC-CNN模型对8个品种小麦籽粒的分类结果达到90%以上。

除了品种识别,HSI技术还被广泛用于检测小麦中的重要成分含量和质量指标,如蛋白质、糖化力、水分含量等,这些指标对评价小麦品质和酿酒性能至关重要。近年来,一些研究探索了利用HSI技术来检测小麦中的这些重要指标,取得了积极进展。CAPORASO N等^[46]采用HSI技术结合偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)模型对单粒蛋白质含量进行预测,其 R^2 为0.82。WU Z等^[47]利用HSI技术结合经过特征提取后构建的RF回归模型对小麦籽粒的水分含量进行预测,其 R^2 >0.85。这两项研究均是运用的传统机器学习算法进行回归建模,但效果差强人意,而在另一项利用HSI技术结合堆叠集成学习模型的研究中^[48],对14种小麦品种的糖化力和蛋白质含量进行了非

破坏性检测,在预测糖化力和蛋白质含量的 R^2 分别达到了0.930 8和0.993 9,展现出比传统回归模型更优异的预测性能,未来研究可以探索更多的集成学习算法进行实验,提升模型预测性能。另外,由于小麦在生长、贮藏过程中容易受到霉变等问题的影响,及时检测和识别霉变情况也是保证小麦质量安全的关键环节。MUSYAFAG等^[49]通过将HSI技术结合经过特征提取而构建的RF回归模型对小麦赤霉含量进行预测,最佳 R^2 为0.94,为实时量化植物病害的能力提供了一个可行性方案。SUN Y等^[50]基于HSI技术和化学计量学区分霉菌不同生长阶段的小麦籽粒,建立的SVM模型 R^2 最高为0.932,实现了对不同霉菌在小麦籽粒上的生长时间的高精度区分。

2.3 HSI技术在玉米品质无损检测中的应用

玉米同样是酿酒的重要原料,其品种和品质的差异对酒精发酵效率以及最终酒品的风味和质量具有重要影响。ZHANG C等^[51]提出了一种结合HSI的深度学习模型,用于确定包膜玉米种子的品种,通过提取光谱反射率值训练CNN和长短期记忆(long short-term memory, LSTM)模型,测试结果显示,所有模型的分类准确率均超过90%。WANG Y等^[52]结合HSI技术和深度学习方法,成功识别多种甜玉米种子,结果表明,该模型在训练和测试数据集上的分类准确率均超过95%。这表明HSI技术结合深度学习算法,能够准确区分不同玉米品种,为酿酒玉米原料的品种选择和质量控制提供可靠的技术支持。而玉米在贮藏过程中还容易受到霉菌的侵害,因此及时检测霉变情况对于保证玉米质量是至关重要的。HU Y等^[53]研究了利用HSI和优化后的RF模型对玉米种子的霉变程度进行非破坏性分类,通过麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)和改进的反向SSA优化RF模型,其中反向SSA-RF在验证集上实现了96%的分类准确率,证明HSI技术能够实现对玉米霉变程度的准确分类和评估,避免霉变玉米流入生产环节。

除了外部特征,玉米籽粒的内部成分(如水分、淀粉和油脂含量等)也是评估其品质的重要指标,对玉米的加工利用和最终产品质量具有直接影响。ZHANG L等^[54]结合HSI技术与CNN-LSTM算法,对玉米胚胎和非胚胎部分的水分含量进行预测, R^2 分别高达0.947和0.931。LIU C等^[55]基于HSI技术,构建了一种人工神经网络预测模型,对玉米粒的淀粉含量进行预测, R^2 达到0.96。ZHANG L等^[56]将HSI技术与基于注意力机制的卷积神经网络回归模型相结合,对单个玉米粒的含油量进行预测, R^2 为0.919 8。XUE H等^[57]采用HSI技术获取光谱数据,经过一系列预处理和特征提取后,建立PLSR模型对玉米种子的水分含量进行预测, R^2 高达0.991 4。

2.4 HSI技术在大米品质无损检测中的应用

大米作为酿酒的重要原料之一,其品种和品质的差异

同样会对白酒的口感及风味特征产生显著影响。FENG L等^[58]结合HSI和深度迁移学习,使用自主搭建的CNN网络检测大米病害,通过深度相关性对齐算法对模型进行微调,在测试集上实现了超过88%的准确率。JIN B等^[59]利用近红外HSI和深度学习模型对五种大米种子进行了鉴定,研究采用SVM、逻辑回归、RF等传统机器学习方法,以及LeNet、GoogLeNet和ResNet等深度学习模型。结果显示,深度学习模型普遍比传统机器学习模型性能更优,其分类准确度普遍超过95%。WENG S等^[60]基于HSI技术,将光谱特征和纹理特征相融合,并建立PCA网络对10个大米品种进行分类,最佳分类准确率也达到了98.57%。

除无损检测外,大米的理化成分(脂肪酸、蛋白质和水分等)对其酿造性能和酒质具有重要影响。目前已有研究利用HSI技术对这些成分进行无损检测和精确预测。FEI X等^[61]通过HSI和集成学习模型快速预测大米的脂肪酸含量,其中SVM-AdaBoost模型表现最佳, R^2 为0.999 9。XUAN G等^[62]将HSI结合一种多元线性回归模型对大米粒的蛋白质含量进行预测, R^2 为0.899 8。SONG Y等^[63]基于HSI技术,建立PLSR模型对水稻和精米中水分和脂肪酸含量进行预测, R^2 分别为0.965 0、0.956 7、0.857 3和0.843 6。

3 存在的问题

HSI技术在酿酒粮食检测领域有巨大的应用潜力,研究大多集中在高校实验室和科研机构,研究成果从实验室到落地应用的过程中,仍面临一些关键问题亟待解决。一是依靠HSI建立的模型鲁棒性差的问题。HSI技术在跨批次粮食检测中的表现不够稳定,泛化性能较弱。这主要受到生产年份、种植区域、储存条件、运输和流通环境等因素的影响,同一粮食品种的不同批次样品在化学成分上存在一定差异,而这种差异会反映在光谱信息中,从而增加了HSI建模的难度和不稳定性^[15]。二是低分辨率与特征丰富度不足的问题。为了获取更广泛的光谱波段,HSI技术在一定程度上降低图像的分辨率,而每个波段图像的低分辨率会导致样品特征的丰富度不足。部分研究会通过提取样品感兴趣区域(region of interest, ROI)的方式,将ROI内所有像素点的光谱值平均化,生成一条平均光谱曲线输入至模型训练。这种处理方式虽然简化了数据,但会导致一个样本的原始特征维度大幅降低(特征值仅为平均光谱曲线的几十至几百个波段值)。而对于平均光谱曲线非常相似的不同品种,模型难以识别和区分。三是设备小型化与环境适应性的问题。HSI设备体积较大,对工作环境光源的稳定性要求较高,不便于携带进行外出,限制了其在生产上的应用。

4 总结与展望

HSI技术具有快速、无损的特点,在酿酒粮食品质检测领域取得了显著的研究成果,该技术能够有效降低人工和时间成本,为酿酒企业带来巨大的经济效益,筛选出高品

质的酿酒原料。HSI技术在酿酒粮食检测中主要应用,包括品种识别、掺假检测的定性分析、成分指标(如蛋白质、脂肪、水分、淀粉等)的定量分析,以及霉变或病害的快速识别。

为进一步提升HSI技术在酿酒粮食检测中的实用性和推广价值,需要从以下几方面进一步研究:一是数据集多样性与科学划分,应收集更多样化的样本数据,覆盖不同生产年份、种植区域、储存条件等影响因素,并对数据集进行科学划分,以提升模型的泛化能力,使其能更准确地应对不同批次样品的检测需求;二是数据处理与模型改进。在数据处理时,可结合深度学习方法,有效利用像素间的空间特征以及波段间的化学特征,充分挖掘光谱数据中的高维特征。增强模型对样品内部和外部特征的辨别能力,提高识别精度和可靠性;三是仪器小型化与系统集成,重点解决设备小型化和环境适应性问题,保证设备在复杂生产环境中的稳定性,尤其是光源条件的稳定,同时开发出集光谱采集、数据处理、结果输出于一体的自动化实时在线检测系统,实现其在生产线上的实际部署,推动HSI技术的工业化应用。

参考文献:

- [1] 张英,胡景辉,莫凯,等. 主要白酒原料酿造性能差异性分析[J]. 食品与发酵工业, 2025, 51(13): 126-134.
- [2] 胡春红,李新涛,肖冬光,等. 不同品种糯高粱在酱香型白酒生产中的应用[J]. 食品与发酵工业, 2025, 51(1): 99-107.
- [3] 毛祥,温雪瓶,黄丹,等. 5种常用酿酒高粱的主要成分及淀粉特性差异分析[J]. 中国酿造, 2020, 39(3): 57-62.
- [4] 时伟,郑红梅,柴丽娟,等. 酒用高粱的营养成分及其酿造性能研究进展[J]. 食品与发酵工业, 2022, 48(21): 307-317.
- [5] 任海伟,黎金莲,南亭植,等. 异常毕赤酵母和纤维素酶对甜高粱青贮质量及微生物多样性的影响[J]. 动物营养学报, 2023, 35(6): 4011-4027.
- [6] 赵冠,党科,宫香伟,等. 梗糯高粱籽粒理化性质及酿酒特性分析[J]. 中国酿造, 2021, 40(2): 77-82.
- [7] 田殿梅,吴冬梅,张玫,等. 浓香型大曲酒优质酿造高粱品种的筛选[J]. 食品与发酵科技, 2020, 56(6): 64-68.
- [8] 杨荣,华进,周亚宾. 白酒酿造中两种手性乳酸产生机理及控制措施的研究进展[J]. 中国酿造, 2024, 43(5): 18-24.
- [9] 李媛媛,罗碧霞,张兰兰,等. 不同粮食曲的理化特性及其微生物群落结构[J]. 食品与发酵工业, 2020, 46(10): 74-79.
- [10] 宋文娜,龙雯洁,石太渊,等. 辽宁地区花生品质分析及其油用品种适宜性评价[J]. 粮食与油脂, 2024, 37(10): 62-70.
- [11] 董娜,李伟航,杨忠宝. 粮食水分测定方法与设备[J]. 粮食加工, 2021, 46(5): 87-91.
- [12] 赵文红,何颖,宫兆海,等. 基于多尺度结构表征研究直链淀粉-番茄红素复合物的组装方式[J]. 食品科学, 2024, 45(4): 18-25.
- [13] 靳宇丹,王涛,冯伟,等. 提取方法对大米淀粉结构与理化性质的影响[J]. 食品与生物技术学报, 2024, 43(6): 31-39.
- [14] 杜木林,陈莉莉,杨靓,等. 混作对不同基因型青贮玉米产量及品质的影响[J]. 草地学报, 2025, 33(1): 273-282.
- [15] 张玉荣,吴雯靓,刘舒娟,等. 高光谱成像技术在小麦品质检测中的研究进展[J]. 食品与发酵工业, 2025, 51(9): 405-412.
- [16] 赵爽,宋京燕,陈国兴,等. 基于水稻种粒高光谱的品质性状预测方法[J]. 华中农业大学学报, 2023, 42(3): 211-219.
- [17] 宋少忠,刘园园,周紫阳,等. 基于高光谱图像技术的高粱品种识别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(5): 1392-1397.
- [18] QIAN S E. Hyperspectral satellites, evolution, and development history[J]. IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens, 2021, 14: 7032-7056.
- [19] 李飞,李冰,闫慧,等. 草地遥感研究进展与展望[J]. 中国草地学报, 2022, 44(12): 87-99.
- [20] 丁文清,丁林. 岩矿高光谱遥感及其在青藏高原的应用前景[J]. 地质科学, 2022, 57(3): 924-944.
- [21] 赵佳乐,周冰,王广龙,等. 草地背景下伪装材料的高光谱分类方法[J]. 陆军工程大学学报, 2024, 3(3): 43-50.
- [22] 吴建峰,黄树彩,高育鹏,等. 天基预警主动段弹道目标信息处理技术研究综述[J]. 飞航导弹, 2017(3): 78-84.
- [23] 舒田,陈智虎,刘春艳,等. 水果病虫害高光谱遥感应用研究进展[J]. 江苏农业科学, 2022, 50(20): 19-29.
- [24] 张永亮,汪泓,肖玖军,等. 基于高光谱的山区耕地土壤有机质含量估测[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(1): 112-120.
- [25] 马启良,刘梅,祁亨年,等. 基于CSA-PLS算法的养殖水体水质快速高光谱预测反演模型研究[J]. 海洋与湖沼, 2024, 55(2): 375-385.
- [26] 成鑫,徐杰,李云梅,等. 城市黑臭河流污染源类型的无人机高光谱判别[J]. 遥感学报, 2024, 28(8): 1914-1926.
- [27] 宋楠,郭汉洲,沈春洋,等. 高光谱成像的脑胶质瘤检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(12): 3784-3788.
- [28] 白文明,王来兵,成日青,等. 近红外高光谱成像技术在药物分析中的研究进展[J]. 药物分析杂志, 2018, 38(10): 1661-1667.
- [29] 崔博,田有文,刘思伽. 高光谱成像技术在农畜产品有害微生物快速检测中的研究进展[J]. 食品工业科技, 2016, 37(17): 366-371.
- [30] 袁旭林. 基于高光谱成像技术的苹果糖度无损检测系统研究[D]. 济南: 山东大学, 2021.
- [31] 李彭,李艳艳,何学明,等. 高光谱成像技术在粮食品质检测中的应用[J]. 粮食储藏, 2024, 53(4): 1-12, 109-110.
- [32] 宋少忠,刘园园,周紫阳,等. 基于高光谱图像技术的高粱品种识别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(5): 1392-1397.
- [33] 孙婷,田建平,胡新军,等. 基于高光谱成像技术的酿酒高粱品种分类[J]. 食品与发酵工业, 2021, 47(5): 186-192.
- [34] WU K, ZHU T, WANG Z, et al. Identification of varieties of sorghum based on a competitive adaptive reweighted sampling-random forest process[J]. Eur Food Res Technol, 2024, 250(1): 191-201.
- [35] BU Y, JIANG X, TIAN J, et al. Rapid nondestructive detecting of sorghum varieties based on hyperspectral imaging and convolutional neural network[J]. J Sci Food Agr, 2023, 103(8): 3970-3983.
- [36] BAI Z Z, HU X J, TIAN J P, et al. Rapid and nondestructive detection of sorghum adulteration using optimization algorithms and hyperspectral imaging[J]. Food Chem, 2020, 331: 127290.
- [37] HUANG H P, HU X J, TIAN J P, et al. Rapid and nondestructive determination of sorghum purity combined with deep forest and near-infrared hyperspectral imaging[J]. Food Chem, 2022, 377: 131981.
- [38] FEI X, JIANG X, LEI Y, et al. The rapid non-destructive detection of the protein and fat contents of sorghum based on hyperspectral imaging[J]. Food Anal Methods, 2023, 16(11): 1690-1701.

- [39] BU Y, JIANG X, TIAN J, et al. Rapid and accurate detection of starch content in mixed sorghum by hyperspectral imaging combined with data fusion technology[J]. **J Food Process Eng**, 2022, 45(10): e14129.
- [40] ZHANG J, LEI Y, HE L, et al. The rapid detection of the tannin content of grains based on hyperspectral imaging technology and chemometrics [J]. **J Food Compos Anal**, 2023, 123: 105604.
- [41] JIANG X, BU Y, HAN L, et al. Rapid nondestructive detecting of wheat varieties and mixing ratio by combining hyperspectral imaging and ensemble learning[J]. **Food Control**, 2023, 150: 109740.
- [42] HAN L, TIAN J, HUANG Y, et al. Hyperspectral imaging combined with dual-channel deep learning feature fusion model for fast and non-destructive recognition of brew wheat varieties[J]. **J Food Compos Anal**, 2024, 125: 105785.
- [43] JIN S, ZHANG F, ZHENG Y, et al. CSKNN: Cost-sensitive K-Nearest Neighbor using hyperspectral imaging for identification of wheat varieties [J]. **Comput Electr Eng**, 2023, 111: 108896.
- [44] ZHAO X, QUE H, SUN X, et al. Hybrid convolutional network based on hyperspectral imaging for wheat seed varieties classification[J]. **Infrared Phys Technol**, 2022, 125: 104270.
- [45] QUE H, ZHAO X, SUN X, et al. Identification of wheat kernel varieties based on hyperspectral imaging technology and grouped convolutional neural network with feature intervals[J]. **Infrared Phys Technol**, 2023, 131: 104653.
- [46] CAPORASO N, WHITWORTH M B, FISK I D. Protein content prediction in single wheat kernels using hyperspectral imaging[J]. **Food Chem**, 2018, 240: 32-42.
- [47] WU Z, LUO J, RAO K, et al. Estimation of wheat kernel moisture content based on hyperspectral reflectance and satellite multispectral imagery [J]. **Int J Appl Earth Obs Geoinf**, 2024, 126: 103597.
- [48] HUANG Y, TIAN J, YANG H, et al. Detection of wheat saccharification power and protein content using stacked models integrated with hyperspectral imaging[J]. **J Sci Food Agr**, 2024, 104(7): 4145-4156.
- [49] MUSYAFI G, ZHENG H, LIU Y, et al. Leveraging machine learning to discriminate wheat scab infection levels through hyperspectral reflectance and feature selection methods[J]. **Eur J Agron**, 2024, 161: 127372.
- [50] SUN Y, YE Z, ZHONG M, et al. Rapid and nondestructive method for identification of molds growth time in wheat grains based on hyperspectral imaging technology and chemometrics[J]. **Infrared Phys Technol**, 2023, 128: 104532.
- [51] ZHANG C, ZHAO Y, YAN T, et al. Application of near-infrared hyperspectral imaging for variety identification of coated maize kernels with deep learning[J]. **Infrared Phys Technol**, 2020, 111: 103550.
- [52] WANG Y, SONG S. Variety identification of sweet maize seeds based on hyperspectral imaging combined with deep learning[J]. **Infrared Phys Technol**, 2023, 130: 104611.
- [53] HU Y, WANG Z, LI X, et al. Nondestructive classification of maize moldy seeds by hyperspectral imaging and optimal machine learning algorithms[J]. **Sensors**, 2022, 22(16): 6064.
- [54] ZHANG L, ZHANG Q, WU J, et al. Moisture detection of single corn seed based on hyperspectral imaging and deep learning[J]. **Infrared Phys Technol**, 2022, 125: 104279.
- [55] LIU C, HUANG W, YANG G, et al. Determination of starch content in single kernel using near-infrared hyperspectral images from two sides of corn seeds[J]. **Infrared Phys Technol**, 2020, 110: 103462.
- [56] ZHANG L, AN D, WEI Y, et al. Prediction of oil content in single maize kernel based on hyperspectral imaging and attention convolution neural network[J]. **Food Chem**, 2022, 395: 133563.
- [57] XUE H, XU X, YANG Y, et al. Rapid and non-destructive prediction of moisture content in maize seeds using hyperspectral imaging[J]. **Sensors**, 2024, 24(6): 1855.
- [58] FENG L, WU B, HE Y, et al. Hyperspectral imaging combined with deep transfer learning for rice disease detection[J]. **Front Plant Sci**, 2021, 12: 693521.
- [59] JIN B, ZHANG C, JIA L, et al. Identification of rice seed varieties based on near-infrared hyperspectral imaging technology combined with deep learning[J]. **ACS Omega**, 2022, 7(6): 4735-4749.
- [60] WENG S, TANG P, YUAN H, et al. Hyperspectral imaging for accurate determination of rice variety using a deep learning network with multi-feature fusion[J]. **Spectrochim Acta Part A**, 2020, 234: 118237.
- [61] FEI X, HE K, HUANG Y, et al. The rapid determination of the fatty acid content of rice by combining hyperspectral imaging and integrated learning models[J]. **Vib Spectrosc**, 2023, 129: 103609.
- [62] XUAN G, JIA H, SHAO Y, et al. Protein content prediction of rice grains based on hyperspectral imaging[J]. **Spectrochim Acta Part A**, 2024: 124589.
- [63] SONG Y, CAO S, CHU X, et al. Non-destructive detection of moisture and fatty acid content in rice using hyperspectral imaging and chemometrics[J]. **J Food Compos Anal**, 2023, 121: 105397.