

小麦品质近红外检测技术与装置研究进展

郭新月¹, 闫子阳², 马跃龙^{1,3}, 孙晓涵¹, 阮宁¹
(河南工业大学机电工程学院¹, 郑州 450001)
(华南理工大学机械与汽车工程学院², 广州 510641)
(嵩山实验室³, 郑州 450046)

摘要:为解决近红外光谱技术(NIRS)与高光谱成像技术(HSI)在小麦品质检测中面临的模型鲁棒性不足、更新与维护成本高等瓶颈问题,对NIRS与HSI在该领域的研究方法与应用进展进行了综述。重点探讨了基于变量选择与深度学习的成分定量检测方法,分析了小麦品质属性与安全属性的识别与检测机制,并阐释了多模态数据融合与混合建模方法在实际应用中的效果。此外介绍了便携式设备在小麦品质检测中的技术路线与发展趋势。最后提出了近红外检测技术在模型泛化能力、小样本建模、硬件成本控制等方面存在的挑战。

关键词:小麦品质检测;近红外光谱技术;高光谱成像技术;便携式近红外光谱设备

DOI:10.20048/j.cnki.issn.1003-0174.001297

中图分类号:TS210.7 文献标识码:A 文章编号:1003-0174(2026)01-0211-09

网络首发时间:2026-01-02 10:05:13

网络首发地址:<https://link.cnki.net/urlid/11.2864.TS.20251231.1445.006>

Research progress in near - infrared detection technology and devices for wheat quality

Guo Xinyue¹, Yan Ziyang², Ma Yuelong^{1,3}, Sun Xiaohan¹, Ruan Ning¹

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Henan University of Technology¹, Zhengzhou 450001)

(School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology², Guangzhou 510641)

(Songshan Laboratory³, Zhengzhou 450046)

Abstract: To address the bottlenecks of near - infrared spectroscopy (NIRS) and hyperspectral imaging (HSI) in wheat quality detection, such as insufficient model robustness and high cost of model updating and maintenance, the research methods and application progress of NIRS and HSI in this field were reviewed. The quantitative detection methods of key components based on variable selection and deep learning were emphatically discussed, the identification and detection mechanisms of wheat quality and safety attributes were analyzed, and the effects of multimodal data fusion and hybrid modeling methods in practical applications were explained. In addition, the technical routes and development trends of portable devices for wheat quality detection were introduced. Finally, the challenges of near - infrared detection technology in terms of model generalization ability, small - sample modeling, and hardware cost control were pointed out.

Key words: wheat quality detection; near - infrared spectroscopy; hyperspectral imaging; portable near - infrared spectral devices

基金项目:河南省重点研发与推广专项项目(252102231067, 222102210023),河南工业大学高层次人才科研启动基金项目(2021BS069),嵩山实验室预研项目(YJJC072022020),本科生科研训练(科教融汇)项目(PX-95256771),大学生创新创业训练计划项目(PX-38256071)

收稿日期:2025-08-09

第一作者:郭新月,女,2000年出生,硕士,应用近红外光谱技术检测小麦等粮食品质,3130681715@qq.com

通信作者:马跃龙,男,1988年出生,副教授,近红外粮食品质光电检测、以及激光照明和显示器件研发,uhgdmlyl@haut.edu.cn

传统小麦品质检测方法结果准确但耗时长、通量低且属于破坏性检测。以光谱技术为代表的间接检测技术(包括机器视觉、气体传感等)具有快速、无损和可连续检测的优势,已成为检测的主流发展方向^[1]。基于光吸收原理的近红外光谱(NIRS)技术适用于水、蛋白质和碳水化合物等关键指标的快速检测,占据小麦品质检测市场70%以上的份额^[2]。此外,化学计量学通过从光谱数据中提取有效信息,建立与成分含量或类别之间的定量或定性关系,是光谱技术实现应用的关键^[3]。

在检测小麦蛋白质分布、霉变过程形态与成分变化等复杂场景时,单一光谱或图像信息往往难以满足检测需求。光谱成像技术(SIT)融合了图像的空间分辨能力与连续光谱特征,高光谱成像(HSI)技术和多光谱成像(MSI)技术应用广泛^[4,5]。其中MSI信息波段是离散的,波段有限、信息量相对不足,多用于二元分类任务;HSI可获取连续波段,存在数据量大、特征利用不充分等问题^[6]。在当前近红外检测设备趋向微型化与智能化的背景下,本文着重剖析了NIRS及HSI在小麦品质检测中的研究进展,并评估相关检测装置的现状与性能,以为小麦品质检测技术的发展提供参考。

1 近红外光谱技术的应用

1.1 小麦成分定量分析

近红外(NIR)相较于中红外(MIR),其波长更短、穿透能力更强,尤其适用于固态样本检测^[7]。结合化学计量学模型,NIRS技术可在秒级时间内实现对小麦中蛋白质、水分、淀粉等组分的定量分析。

在小麦水分检测领域,苏鹏飞等^[8]采用1 115 ~ 2 450 nm波段构建了小麦水分的偏最小二乘回归(PLSR)模型,其预测集决定系数 R^2 为0.994 2,充分证实NIRS在高精度水分定量分析中的应用潜力。为进一步提高模型性能与变量效率, Ji等^[9]在350 ~ 2 500 nm光谱范围内通过竞争性自适应重加权采样(CARS)筛选水分敏感波段,采用30个特征变量构建了PLSR模型(校正集与预测集性能分别为 $R_c^2 = 0.995$ 与 $R_p^2 = 0.945$)。在动态过程监控方面, Mu等^[10]面向流化床干燥这一典型工业过程,开发了PLS-SVR-DT混合集成软测量策略,该模型性能优于传统PLS方法(RMSE由2.228 6降至1.277 3)。除光谱信息外,部分研究还引入环境变量以提升农业实际场景下的预测准确性。例如, Abdollahpour

等^[11]整合气象与物候数据,对比了多层感知器(MLP)与SVR的建模效果,研究证实MLP模型($R^2 = 0.94$, RMSE = 2.09%) 在田间小麦水分预测中表现更优,可为收获期判断提供可靠依据。此外, Peiris等^[12]针对小麦赤霉病(FHB)筛选试验中的小麦样本,也实现了水分高精度预测($R^2 = 0.98$, RMSE = 0.19%)。

小麦蛋白质检测的创新集中于高维数据处理与变量选择策略。Kong等^[13]在850 ~ 1 050 nm波段首创性地融合自编码器与堆叠集成学习方法,有效捕获了光谱非线性特征($R^2 = 0.976 6$, RMSE = 0.252 9);在此基础上, Huan等^[14]通过系统比较变量选择算法,证实自动加权变量组合群体分析(AWVCPA)结合PLSR可显著优化特征波长筛选效果($R^2 = 0.975 3$, RMSEP = 0.093 4; RPD = 10.15、RER = 38.54)。Schuster等^[15]构建的NIR-PLSR模型实现了面筋亚基含量的精确测定(麦醇溶蛋白: RMSEP = 4.25 mg/g, 麦谷蛋白: RMSEP = 3.50 mg/g)及其比例关系解析。此外, Werrie等^[16]采用单粒近红外(SK-NIR)分选技术将小麦按蛋白质含量分为高蛋白组分(HPF)与低蛋白组分(LPF);其中, HPF组分在面包烘焙品质(如比容高达6.7%)与面团流变特性等指标上表现优异,可直接用于高品质专用烘焙粉的生产。针对中小规模企业的实际需求, Kondal等^[17]采用谷物分析仪结合mPLS建模策略,构建了小麦蛋白质定量检测模型($R^2 = 0.985$, RPD = 7.149)。Liu等^[18]研究的傅里叶变换红外光声光谱(FTIR-PAS)技术作为传统近红外方法的有效补充,在中红外区实现了对小麦粉湿面筋的高精度预测($R^2 = 0.96$)。

粮食多组分同步检测体现了NIRS的普适性优势。杨佳欣等^[19]通过采用差异化的光谱预处理策略结合PLSR方法,实现了小麦麸皮中5种组分的同步测定,且将绝对偏差控制在5%以内。Zhou等^[20]引入一阶导数、Savitzky-Golay滤波及多元散射校正(MSC)等预处理方法,进一步提高了小麦粉多组分同步定量模型的性能,其PLSR模型对特定组分的预测准确率可达100%。周星宇等^[21]基于(600 ~ 1 600 nm)动态光谱平台,对小麦样本进行了多品质指标快速检测,发现BP-ANN在水分与硬度指数预测中表现更优(水分预测集 $R^2 = 0.926 9$),证实了动态光谱技术可实现小麦多指标在线快速检测。为全面评估多组分检测模型的可靠性, Delwiche等^[22]对多个小麦粉品质指标进行检测,结果表明该技术不仅能够准确预测面筋蛋白与醇溶蛋白含量(相关系数 r 分别

为0.91和0.94),还可有效评估SDS沉降体积及和面峰值阻力等加工特性。在算法优化方面,Wang等^[23]通过比较多种建模方法,发现经改进鲸鱼优化算法(iWOA)优化的SVR模型仅需25~30个特征波长即可实现面筋品质指标的高精度预测。同时,Golea等^[24]采用傅里叶变换红外光谱(FT-IR)不仅构建了可靠的多指标预测模型,还系统揭示了不同小麦品种间的品质差异规律。Kamboj等^[25]研究了储存条件对检测精度的影响,证实PLSR与SVR模型对储存一年的小麦样品仍具有优异的预测性能。Boglou等^[26]研究表明,低成本手持近红外光谱仪结合模糊认知图(FCMs)能够预测小麦粉蛋白质、水分及灰分含量。此外,Popovska^[27]将多组分检测技术拓展至面粉质量安全控制领域,通过系统的FT-IR光谱分析与理化检测,建立了完整的品质评估体系。

NIRS随着混合集成建模、深度学习框架及变量选择算法的不断发展,显著提升了在多组分同步分析、动态过程监测与低成本应用等方面的检测性能。另有研究将中红外与近红外光谱相结合^[28],采用多源光谱融合策略进一步优化了模型性能。此外,微型化设备的设计与系统集成、多模态数据融合及模型可解释性机制有待进一步探究。

1.2 小麦特性预测

小麦加工品质与功能性指标的快速无损检测,对提升产业链效能具有重要意义。NIRS通过快速预测籽粒硬度、沉降值及湿面筋含量等核心参数,为专用化加工与成本控制提供了高效解决方案。以小麦硬度检测为例,Ibrahim等^[29]采用SG二阶导数预处理优化模型,将跨品种检测精度显著提升至 $R_p^2 \approx 0.91$, $RPD \approx 3.35$ 。

基于品质指标的分类优化可显著提升加工效率。Zdoan等^[30]在玻璃质籽粒识别研究中发现,融合光谱与空间信息的HSI展现出巨大的应用潜力。Unuvar等^[31]证实,衰减全反射傅里叶变换红外光谱(ATR-FTIRS)在硬粒小麦掺假检测中表现优异,其检测限($LOD \leq 0.49\%$)与预测精度($R^2 > 0.900$)优于常规光谱方法。除小麦自身特性外,也有研究证实环境变量对小麦品质的影响显著,例如Freitag等^[32]基于180份样本,结合同成分分析(ASCA)证实,年份(主导因子)与产地的交互效应对近红外光谱具有显著影响($p < 0.001$)。

在食品安全风险防控领域,NIRS展现出多维应用价值。Dong等^[33]利用CARS-IBPSO算法实现了

3种添加剂的同步筛查($R^2 > 0.910$, $RPD > 3.5$)。Shi等^[34]通过关键波长筛选将PLSR模型简化为10个特征波长,在维持高预测精度($R_p^2 = 0.995$)的同时显著提升检测效率($RPD = 4.796$)。在综合品质评估方面,Yang等^[35]针对传统面粉质量评价指标单一的问题,系统测量了小麦粉制作的面团、生面条及熟面条的9个关键质量指标,开发了更综合、快速的评估方法。

不同于使用单一NIR光谱,多技术融合策略(如HSI与ATR-FTIRS)能够实现对样本属性更全面的信息表征。随着分析对象与场景日趋复杂,化学计量学模型的创新与优化已成为方法学研究中的核心方向。其中,HSI凭借其同步获取样本光谱特征与空间分布信息的独特能力,在解析小麦籽粒内部结构异质性、外来杂质分布以及微观表型特征等品质指标方面表现出显著优势。

2 近红外高光谱成像技术的应用

2.1 小麦理化成分定量检测

NIRS技术可用于小麦整体成分的高通量分析,而近红外高光谱成像技术(NIR-HSI)不仅能够实现成分定量,还可解析其空间分布异质性,为育种筛选与机理研究提供参考。推扫式成像机制的突破显著提升了移动状态下样本图像的实时采集能力。该技术与遥感、无人机及卫星平台相结合,可实现作物生长状态的动态监测。

在智慧农业领域,高光谱技术呈现多维度集成应用优势。宏观监测方面,Sun等^[36]应用HSI技术和Wasserstein生成对抗网络(WGAN),通过数据增强实现了单个小麦籽粒水分含量的无损预测,并通过模型反演生成籽粒水分空间分布图。Torres等^[37]基于无人机HSI系统对油菜与小麦冠层水分含量进行精准预测,并通过沙普利可加性解释(SHAP)识别了关键波段,增强了模型的可解释性。Li等^[38]集成地面高光谱与多源传感器数据,解析小麦生长过程中水分胁迫的光谱响应机制,凸显了其在早期旱情识别中的应用价值。针对收获品质评估,Caporaso等^[39]基于HSI构建了性能优良的PLS模型(验证集 $R^2 = 0.79$, $RMSE = 0.94\%$),同步实现籽粒内部蛋白质空间分布可视化及单粒重量预测。Wu等^[40]融合地基高光谱与Sentinel-2/PlanetScope卫星影像,构建了籽粒水分含量估算框架,采用随机森林回归(RFR)为最优模型,借助Two-stage TrAdaBoost R^2

迁移学习算法实现了高性能的跨尺度建模 ($R^2 > 0.85$)。在加工品控环节,Zhang 等^[41]拓展了 NIR - HSI 应用边界,基于小麦面粉样本数据结合特征波长筛选算法 (IRIV、VCPA 等) 与 PLSR 模型,构建了蛋白质 ($R^2 = 0.9859$)、淀粉及水分的高精度预测模型,实现了成分空间分布可视化。

HSI 通过融合多维度建模与深层特征解析,实现了小麦从田间生长(冠层水分、产量)到产后品质(籽粒蛋白、加工组分)的全链条监测与定量反演。该技术的可视化功能使其能够直观揭示小麦的空间分布模式与关键生育期内的组分动态变化,用于不同农产品品质可视化分析(表 1)。

2.2 小麦品质属性与安全隐检测

融合光谱与图像特征的多模态策略可应用在小麦关键品质属性(如硬度与玻璃质特性)及安全隐(如霉菌侵染与掺假污染)的无损检测中。在品质检测方面,硬度不仅反映籽粒的宏观力学特性(如抗破碎性),也与内部 β -葡聚糖的积累密切相关;玻璃质特性则同时体现于表观形态与内部蛋白质网络结构。在安全检测方面,霉菌侵染会引发籽粒表观特征(颜色、纹理)与内部成分(如毒素富集)的协同变化;而掺假物质(如滑石粉、过氧化苯甲酰)的添加,则会同时改变物料的表观物理特性与光谱响应特征。

高光谱技术可用于物理属性与籽粒状态评估。Xiong 等^[48]证明了 HSI 技术在预测黑青稞籽粒硬度与 β -葡聚糖含量方面的有效性(基于 1D - CNN 模型,验证集 $R^2 = 0.926$)。随后,Ravikanth 等^[49]将其应用于评估小麦籽粒的物理完整性(如破碎籽粒含量),所建立的 PLSR 模型相关系数 R^2 达 0.94,并使用 LDA/QDA 方法实现了高污染样本的完全区分(准确率 100%)。Shao 等^[50]利用最小二乘支持向量机

(LS - SVM)模型实现了受损与健康小麦籽粒的完全区分。Zhang 等^[51]利用 HSI 结合优化模型(PSO - SVM 与 CNN 中的 MobileNet V2)精准识别了完善粒及 6 类不完善粒,其中 MobileNet V2 的识别率达到 97.71%。然而,高光谱技术在小麦不完善粒检测中仍面临成本较高的问题。为此,马洪娟等^[52]尝试在运动条件下采集 NIRS,构建了基于双隐藏层堆栈式自编码器(SAE)的深度学习判别模型,准确率为 92.52%。随着小麦基础分类需求的实现,对品种精细鉴别的需求进一步推动了技术发展。Jiang 等^[53]结合 HSI 技术与集成学习(BP - Adaboost),完成了小麦品种分类及混合比例检测(平均准确率 92.29%,比例偏差 $\leq 5\%$)。Tyagi 等^[54]采用深度卷积神经网络(DCNN)对 12 种印度小麦实现了高精度分类(准确率 95.12%)。Wu 等^[55]则利用 SVM 模型高效区分了不同蜡质特性的小麦,其准确率为 98.51%。

HSI 技术在食品安全隐精准识别与监控方面应用广泛。Fu 等^[56]证实了 HSI 技术检测小麦粉中低浓度掺假物(滑石粉、过氧化苯甲酰)的能力。针对真菌毒素的隐,Liang 等^[57]采用双波段 HSI 结合遗传算法(GA)与稀疏自编码器(SAE)/SVM 模型,检测了小麦籽粒和小麦粉中的脱氧雪腐镰刀菌烯醇(DON)含量(籽粒准确率 100%,小麦粉准确率 96%)。Femenias 等^[58]验证了 HSI - NIR 可用于检测镰刀菌损伤籽粒(FDK)并预测其 DON 含量(PLS 模型 $R^2 = 0.88$)。研究初步证明,此项技术对于区分样品是否超出欧盟 DON 限量标准具有一定潜力,准确率达 76.9%。对于病虫害,Sun 等^[59]利用 HSI 结合架构自搜索深度网络(ASSDN)高效识别了小麦赤霉病(FHB)的损伤程度(预测集准确率 98.31%)。在早期预警方面,Xie 等^[60]实现了小麦冠腐病的早期检测(感染后约 30 d)。

表 1 HSI 在不同农产品品质可视化中的应用

数据类型	光谱波长/nm	应用对象	应用目标	可视化方法	文献
高光谱	400 ~ 1 000 900 ~ 1 700	小麦	籽粒营养分布	采用 pix2pix 条件生成对抗网络模型生成图像	[42]
高光谱	850 ~ 1 700	小麦	过氧化氢酶活性空间分布	通过 MATLAB 软件生成伪彩图	[43]
短波红外 高光谱	895 ~ 2 504	小麦粉	蛋白质、淀粉、直链淀粉、葡萄糖、水分分布	结合 PLSR 模型的 β 系数,通过多步骤数据处理与图像转换完成	[44]
高光谱	900 ~ 1 700	大曲	发酵时水分分布	基于 PLSR 模型,计算每个像素的水分含量,生成分布图	[45]
高光谱	900 ~ 1 700	大米	水分和脂肪酸含量分布	根据预测值构建伪彩图	[46]
高光谱	380 ~ 1 030 874 ~ 1 734	冬枣	可溶性固形物含量分布	将每个像素按预测值填充对应颜色,生成像素级预测图	[47]

HSI 技术通过融合成分解析、状态诊断、品种鉴别与安全监测等多个环节,可建立系统性的小麦品质无损检测框架。其核心优势体现在多源数据对目标多元属性的协同感知与解析能力。该能力在诸如卷积神经网络(CNN)、深度卷积神经网络(DCNN)、MobileNet、自适应结构搜索网络(ASSDN)、堆叠自编码器(SAE)及集成学习等先进算法的推动下持续增强。

3 近红外检测装置

3.1 便携式近红外检测装置

NIRS 技术通过探测光与样品作用后携带成分信息的光信号,经仪器分析并建立化学计量学模型,可实现物质的快速定性与定量分析。当前,该技术已从稳定的离线台式架构,转向小型化、低成本的便携式设备,以适应更广泛的现场快速检测与智能感知应用^[61, 62]。

可现场部署的光谱仪被系统分为3类:可运输式、便携式和手持式^[63]。Huang 等^[64]设计了基于近红外光谱的谷物质量自动检测系统,该系统主要由光谱仪、卤素灯和步进电机等模块组成,并配备基于 Python QT 开发的控制软件,可实现自动化测量,该研究已经计划开展田间实验用于建立分析模型。毛立宇等^[65]研制的近红外光谱小麦成分分析仪采用 Python 语言进行系统控制,在实现小麦关键品质指标检测的同时,可降低地区与季节差异带来的影响。该装置通过简化光路设计并引入硅传感器,在保证检测性能的前提下实现了成本优化。在集成度与便携性方面,Ou 等^[66]研发的全集成手持传感器模块 SpectraPod,与商用设备 NIRscan 对比其性能表现较好,水分预测 RMSE 分别为 1.4% 与 1.1%,表明紧凑型器件在保持高性能的同时,已具备在多场景下替代传统设备的潜力。Dinish 等^[67]开发了一款小型化 Vis - NIR 手持光谱仪,该仪器以 ATmega32u4 单片机为核心,集成 C12880MA 光谱模块和蓝牙传输模块

(150.0 × 55.0 × 58.0 mm, 约 200 g), 可支持 LabVIEW 软件实时显示与数据存储。研究表明,该仪器可实现花青素($r = 0.84$)与叶绿素($r = 0.77$)的无创定量,能够作为低成本、无创的植物健康监测工具,适用于室内外农业场景。

当前近红外检测装置的研究进展不仅体现检测设备在微型化、低成本与低功耗设计方面的持续优化,更标志着技术路径从以 MEMS 工艺为代表的硬件微型化,转向以算法重构与性能补偿为核心的软件驱动发展模式。通过引入机器学习方法与固态化设计,有效弥补了因体积缩小所导致的性能局限。该领域在维持较高测量精度的同时,实现了毫米级集成与多场景适用性,为嵌入移动终端及芯片实验室系统提供了技术基础。

3.2 便携式近红外检测装置的多元化应用

多种便携式近红外检测设备的关键性能指标由表 2 可见。随着便携式近红外分析仪器在技术和性能上的不断提升以及应用场景的持续扩展,国内外已形成多个具有市场竞争力的仪器。

为进一步评估该类仪器的可靠性与实际适用性,多项研究开展了性能验证与比对研究。Bizerra 等^[68]在小麦粉粗蛋白质和纤维特性分析中,通过校准传递策略消除台式与便携式仪器间的响应差异(如光谱强度、波长偏移),实现了校准模型的有效迁移。Czaja 等^[69]采用便携式 FT - NIR 反射技术预测白面包比容,其预测精度($R^2 = 0.881$, RMSEP = 126 cm^3)与传统力学方法相当。便携式设备跨品类材料的通用分析能力也得到验证。对于植物叶片、食品、水泥等 33 类样本,Rossi 等^[70]的研究表明,便携式检测设备在准确性上虽不及台式设备,但在实用性与成本上具有优势。Walsh 等^[71]在小麦氮素管理、产量与蛋白质含量预测研究中,对比了手持式光谱仪与无人机光谱系统的检测结果,研究表明,两者预测精度相当(分蘖期 R^2 分别为 0.79 和 0.67),但在不同地块规模与监测需求下,其适用性存在差异;手持

表 2 便携式近红外检测设备性能对比

型号	光源类型	光谱波长/nm	应用场景与特性	质量/kg
Puck	MEMS + LED	1 350 ~ 2 500	一体式设计,适用于农业	0.15
Enterprise Scanner	LED + 探测器	900 ~ 1 700	云端 AI 分析平台,适合工厂	0.20
AgroSpec mini	MEMS + 卤素灯	900 ~ 1 700	适用于农业现场成分快速分析	0.65
Nano	MEMS DLP + 卤素灯	900 ~ 1 700	开源平台,科研/教学/农业快速检测常用模块	0.20
Mini	卤素灯	850 ~ 2 500	可测水分、蛋白质等多参数	4.50
BLACK - Comet	卤素灯	900 ~ 1 700	模块化微型光谱仪,可搭配便携电源用于车载检测	1.50
NIR - GW100	LED + 棱镜组合光学系统	900 ~ 1 650	安卓终端配套操作,轻便型快速检测系统	0.55
i - Mini	荧光陶瓷光源 + MEMS	900 ~ 1 700	轻型荧光陶瓷光源 NIR 设备,适合移动端与便携场景	0.18

设备适合小范围、高频次监测,无人机光谱系统适用于大面积、高效率的田间观测。Chen^[72]研究了多台手持设备在小麦粉成分检测与产地溯源中的应用,建立了高精度 PLS 模型(粗蛋白 RMSEPs = 0.378 4%),借助 PCA 和 PLS-DA 方法实现了中德面粉的准确区分(准确率达 100%),并通过模型迁移提升不同仪器间光谱一致性。便携式近红外分析仪器在小麦品质检测中具有较高的可靠性和实用性,并通过模型迁移技术可减少不同设备间的系统差异,为田间或粮库现场实现小麦品质的快速检测。与传统台式仪器相比,便携式设备凭借操作简便、检测高效和环境适应性强等特点,可在小麦品质监测、储运管理及产地溯源等环节中实现高效应用。

4 总结和展望

NIRS 与 HSI 技术已应用于小麦成分快速定量、品质属性评估及安全隐忧识别等领域。NIRS 具有快速、便携等特点,适用于现场实时检测。而融合光谱与空间信息的 HSI,则能有效解析成分分布,从而支持精准分级。当前,相关检测器件正不断向微型化、智能化方向发展,从而持续推动该技术走向实际应用。

然而,NIRS 仍面临模型泛化能力不足、对低含量成分检测灵敏度有限、硬件成本较高及标准化缺乏等问题。HSI 则存在环境干扰敏感、数据量大、空间与光谱分辨率难以兼顾等挑战。此外,两类技术均高度依赖样本标定质量,且数据处理过程中容易出现过拟合现象。在硬件方面,现有系统往往难以同时实现高速度、高分辨率与强稳健性,常需根据具体应用场景进行性能权衡。尤其是传统 HSI 系统多基于分立光学组件搭建,存在体积大、功耗高等局限,制约了其现场应用范围。

未来应重点聚焦的研究方向为:建立统一的标准光谱数据库,提升模型泛化与跨设备兼容能力;发展多模态数据融合与高效特征提取方法,推动检测装置向微型化、集成化方向迈进;加强人工智能与可解释性模型在数据处理中的应用;加快制定行业标准与规范,促进技术成果转化与大规模应用。通过持续优化技术方法与硬件性能,NIRS 与 HSI 有望构建覆盖全链条的小麦品质无损监测体系。

参考文献

[1] Giannetti V, Boccacci Mariani M, Colicchia S. Furosine as marker of quality in dried durum wheat pasta: impact of heat

treatment on food quality and security – A review[J]. *Food Control*, 2021, 125:108036

[2] Du Z, Tian W, Tilley M, et al. Quantitative assessment of wheat quality using near – infrared spectroscopy: a comprehensive review[J]. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 2022, 21(3):2956 – 3009

[3] Xie C, Zhou W. A review of recent advances for the detection of biological, chemical, and physical hazards in foodstuffs using spectral imaging techniques[J]. *Foods*, 2023, 12(11):2266

[4] Huang L, Luo R, Liu X, et al. Spectral imaging with deep learning[J]. *Light: Science & Applications*, 2022, 11:61

[5] Fu X, Ying Y. Food safety evaluation based on near infrared spectroscopy and imaging: a review[J]. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 2016, 56(11):1913 – 1924

[6] Li H, Zou C, Duan X. Research progress of crop seed quality detection based on spectral imaging technology [C]. *Eighth International Conference on Electronic Technology and Information Science (ICETIS 2023)*. SPIE, 2023:76

[7] Olagunju O, Stump M, Li Y. Machine learning – enabled nondestructive quality analysis of animal protein – based foods: a comprehensive review [J]. *Agricultural Products Processing and Storage*, 2025, 1(1):7

[8] 苏鹏飞, 张攀峰, 张武岗, 等. 大麦、小麦和豌豆水分近红外快速分析模型的建立[J]. *酿酒科技*, 2021(3):31 – 34

Su P, Zhang P, Zhang W, et al. Establishment of NIRS rapid analysis models of water content in barley, wheat and peas [J]. *Liquor – Making Science & Technology*, 2021(3):31 – 34

[9] Ji H, Wang W, Chong D, et al. CARS algorithm – based detection of wheat moisture content before harvest[J]. *Symmetry*, 2020, 12(1):115

[10] Mu G, Zhang F, Sun W, et al. Development of a hybrid integrated moisture content measurement method based on near – infrared (NIR) spectroscopy [J]. *Analytical Methods*, 2025, 17(19):3985 – 3993

[11] Abdollahpour S, Kosari – Moghaddam A, Bannayan M. Prediction of wheat moisture content at harvest time through ANN and SVR modeling techniques [J]. *Information Processing in Agriculture*, 2020, 7(4):500 – 510

[12] Peiris K H S, Dong Y, Davis M A, et al. Estimation of the deoxynivalenol and moisture contents of bulk wheat grain samples by FT – NIR spectroscopy [J]. *Cereal Chemistry*, 2017, 94(4):677 – 682

[13] Kong W, Liu J, Luo Y. Detection of wheat protein content based on near – infrared spectroscopy with autoencoder and stacking [C]//2024 3rd International Conference on Arti-

- cial Intelligence and Computer Information Technology (AICIT). IEEE, 2024:1-4
- [14] Huan K, Chen X, Song X, et al. Variable selection in near - infrared spectra: application to quantitative non - destructive determination of protein content in wheat[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2021, 119:103937
- [15] Schuster C, Huen J, Scherf K A. Prediction of wheat gluten composition via near - infrared spectroscopy [J]. *Current Research in Food Science*, 2023, 6:100471
- [16] Werrie P Y, Beaugendre A, Mingeot D, et al. Improving breadmaking quality of winter wheat using single kernel NIR protein sorting[J]. *Journal of Cereal Science*, 2025, 124:104232
- [17] Kondal V, Jain A, Garg M, et al. Gap derivative optimization for modeling wheat grain protein using near - infrared transmission spectroscopy [J]. *Cereal Chemistry*, 2024, 101(5):991-999
- [18] Liu Q, Zhang W, Zhang B, et al. Determination of total protein and wet gluten in wheat flour by Fourier transform infrared photoacoustic spectroscopy with multivariate analysis[J]. *Journal of Food Composition and Analysis*, 2022, 106:104349
- [19] 杨佳欣, 阿依古丽·塔什波拉提, 田合, 等. 基于近红外光谱的小麦麸皮功能性成分模型构建[J]. *化学研究与应用*, 2025, 37(1):197-206
Yang J, Ayiguli T, Tian H, et al. Modeling of functional components of wheat bran based on near - infrared spectroscopy [J]. *Chemical Research and Application*, 2025, 37(1):197-206
- [20] Zhou W, Lei Y, Zhou Q, et al. A rapid determination of wheat flours components based on near infrared spectroscopy and chemometrics [J]. *Vibrational Spectroscopy*, 2024, 130:103650
- [21] 周星宇, 姜洪喆, 蒋雪松, 等. 小麦质量指标可见/近红外光谱动态检测方法研究[J]. *中国粮油学报*, 2022, 37(3):157-162
Zhou X, Jiang H, Jiang X, et al. Prediction of wheat key quality parameters by visible/near infrared spectroscopy under dynamic condition [J]. *Journal of the Chinese Cereals and Oils Association*, 2022, 37(3):157-162
- [22] Delwiche S R, Graybosch R A, Peterson C J. Predicting protein composition, biochemical properties, and dough - handling properties of hard red winter wheat flour by near - infrared reflectance [J]. *Cereal Chemistry*, 1998, 75(4):412-416
- [23] Wang Y, Zhang C, Li X, et al. Miniaturized NIRS coupled with machine learning algorithm for noninvasively quantifying gluten quality in wheat flour [J]. *Foods*, 2025, 14(13):2393
- [24] Golea C M, Codina G G, Oroian M. Prediction of wheat flours composition using Fourier transform infrared spectrometry (FT - IR) [J]. *Food Control*, 2023, 143:109318
- [25] Kamboj U, Guha P, Mishra S. Comparison of PLSR, MLR, SVM regression methods for determination of crude protein and carbohydrate content in stored wheat using near Infrared spectroscopy [J]. *Materials Today: Proceedings*, 2022, 48:576-582
- [26] Boglou V, Verginadis D, Karlis A. Investigation on the integration of low - cost NIR spectrometers in mill flour industries for protein, moisture and ash content estimation [J]. *Sensors*, 2023, 23(20):8476
- [27] Popovska O. Determination of some flour characteristics [J]. *European Journal of Agriculture and Food Sciences*, 2023, 5(4):8-12
- [28] Dos Santos R, Cruz J, Muñoz I, et al. Compositional analysis of alternative protein blends using near and mid - infrared spectroscopy coupled with conventional and machine learning algorithms [J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2025, 337:126114
- [29] Ibrahim A, Varga A C, Jolánkai M, et al. Applying infrared technique as a nondestructive method to assess wheat grain hardness [J]. *International Journal of Science and Qualitative Analysis*, 2018, 4:100-107
- [30] Zdoan G, Gowen A. Identification of wheat kernel vitreousness by hyperspectral imaging: comparing the Visible, Vis - NIR and SWIR range [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 235:110361
- [31] Unuvar A, Boyaci I H, Yazar S, et al. Rapid detection of common wheat flour addition to durum wheat flour and pasta using spectroscopic methods and chemometrics [J]. *Journal of Cereal Science*, 2023, 109:103604
- [32] Freitag S, Anlanger M, Lippl M, et al. Simplifying wheat quality assessment: using near - infrared spectroscopy and analysis of variance simultaneous component analysis to study regional and annual effects [J]. *ACS Measurement Science Au*, 2024, 4(6):695-701
- [33] Dong X, Dong Y, Liu J, et al. Identification and quantitative detection of illegal additives in wheat flour based on near - infrared spectroscopy combined with chemometrics [J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2024, 323:124938
- [34] Shi S, Feng J, Ma Y, et al. Rapid determination of two illegal additives in wheat flour by near - infrared spectroscopy and different key wavelength selection algorithms [J]. *LWT - Food Science and Technology*, 2023, 189:115437
- [35] Yang H, Xing J, Lei H, et al. Rapid quality evaluation of

- wheat flour containing moderate level of gluten using near – infrared spectroscopy and chemometrics [J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2025, 105(8):4317 – 4325
- [36] Sun D, Zhang L, Li H, et al. Non – destructive prediction of the moisture content of individual wheat kernels combining hyperspectral imaging and WGAN data augmentation algorithm [J]. *Food Research International*, 2025, 212: 116498
- [37] Torres – Tello J W, Ko S. A novel approach to identify the spectral bands that predict moisture content in canola and wheat [J]. *Biosystems Engineering*, 2021, 210:91 – 103
- [38] Li Q, Gao M, Li Z. Ground hyper – spectral remote – sensing monitoring of wheat water stress during different growing stages [J]. *Agronomy*, 2022, 12(10):2267
- [39] Caporaso N, Whitworth M B, Fisk I D. Protein content prediction in single wheat kernels using hyperspectral imaging [J]. *Food Chemistry*, 2018, 240:32 – 42
- [40] Wu Z, Luo J, Rao K, et al. Estimation of wheat kernel moisture content based on hyperspectral reflectance and satellite multispectral imagery [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 126: 103597
- [41] Zhang J, Guo Z, Ren Z, et al. Rapid determination of protein, starch and moisture content in wheat flour by near – infrared hyperspectral imaging [J]. *Journal of Food Composition and Analysis*, 2023, 117:105134
- [42] Shi T, Gao Y, Song J, et al. Using VIS – NIR hyperspectral imaging and deep learning for non – destructive high – throughput quantification and visualization of nutrients in wheat grains [J]. *Food Chemistry*, 2024, 461:140651
- [43] Zhang Y, Lu G, Zhou X, et al. Non – destructive hyperspectral imaging for rapid determination of catalase activity and ageing visualization of wheat stored for different durations [J]. *Molecules*, 2022, 27(24):8648
- [44] Masithoh R E, Kandpal L M, Lohumi S, et al. Shortwave infrared hyperspectral imaging for the determination and visualization of chemical contents of wheat and *Tuber* Flour [J]. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 2022, 12(4):1574
- [45] Sun T, Hu X J, Tian J, et al. Combination of spectral and spatial information of hyperspectral imaging for the prediction of the moisture content and visualizing distribution in Daqu [J]. *Journal of the American Society of Brewing Chemists*, 2023, 81(1):181 – 189
- [46] 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]. *Journal of Food Composition and Analysis*, 2023, 121:105397
- [47] Zhao Y, Zhang C, Zhu S, et al. Shape induced reflectance correction for non – destructive determination and visualization of soluble solids content in winter jujubes using hyperspectral imaging in two different spectral ranges [J]. *Postharvest Biology and Technology*, 2020, 161:111080
- [48] Xiong C, She Y, Jiao X, et al. Rapid nondestructive hardness detection of black highland Barley Kernels *via* hyperspectral imaging [J]. *Journal of Food Composition and Analysis*, 2024, 127:105966
- [49] Ravikanth L, Chelladurai V, Jayas D S, et al. Detection of broken kernels content in bulk wheat samples using near – infrared hyperspectral imaging [J]. *Agricultural Research*, 2016, 5(3):285 – 292
- [50] Shao Y, Gao C, Xuan G, et al. Determination of damaged wheat kernels with hyperspectral imaging analysis [J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2020, 13(5):194 – 198
- [51] Zhang H, Zheng L, Tan L, et al. Research on the method of imperfect wheat grain recognition utilizing hyperspectral imaging technology [J]. *Sensors*, 2024, 24(19):6474
- [52] 马洪娟, 冀定磊, 赵殿仁, 等. 基于 NIRS 的小麦不完善粒精确快速评定方法研究 [J]. *中国粮油学报*, 2024, 39(12):195 – 200
- Ma H, Ji D, Zhao D, et al. A rapid and accurate identification method for unsound wheat kernels based on near infrared spectroscopy [J]. *Journal of the Chinese Cereals and Oils Association*, 2024, 39(12):195 – 200
- [53] 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
- [54] Tyagi N, Reddy G S, Kumar T S, et al. Nondestructive bulk wheat classification through near – infrared hyperspectral imaging and deep convolutional neural networks [M]. *Neural Information Processing*, 2025: 397 – 412
- [55] Wu Y, Yun Y, Chen J, et al. Discrimination of Waxy Wheats Using Near – Infrared Hyperspectral Spectroscopy [J]. *Food Analytical Methods*, 2021, 14(8): 1704 – 1713
- [56] Fu X, Chen J C, Fu F, et al. Discrimination of talcum powder and benzoyl peroxide in wheat flour by near – infrared hyperspectral imaging [J]. *Biosystems Engineering*, 2020, 190:120 – 130
- [57] Liang K, Huang J N, He R, et al. Comparison of Vis – NIR and SWIR hyperspectral imaging for the non – destructive detection of DON levels in *Fusarium head* blight wheat kernels and wheat flour [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2020, 106:103281
- [58] Femenias A, Llorens – Serentill E, Ramos A J, et al.

- Near - infrared hyperspectral imaging evaluation of *Fusarium* damage and DON in single wheat kernels[J]. *Food Control*, 2022, 142:109239
- [59] 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 Physics & Technology*, 2023, 128: 104532
- [60] Xie Y, Plett D, Evans M, et al. Hyperspectral imaging detects biological stress of wheat for early diagnosis of crown rot disease[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 217:108571
- [61] Xue Q, Yang Y, Ma W, et al. Advances in miniaturized computational spectrometers[J]. *Advanced Science*, 2024, 11(47):2404448
- [62] Yang Z, Albrow - Owen T, Cai W, et al. Miniaturization of optical spectrometers [J]. *Science*, 2021, 371(6528): eabe0722
- [63] Beć K B, Grabska J, Siesler H W, et al. Handheld near - infrared spectrometers: where are we heading? [J]. *NIR News*, 2020, 31(3 - 4):28 - 35
- [64] Huang C, Zhao Y, Zhang H, et al. Design of a near - infrared spectroscopic system for automatic detection of grain quality detection[C]//5th Optics Young Scientist Summit (OYSS 2022). *SPIE*, 2022:103
- [65] 毛立宇, 宾斌, 张洪明, 等. 基于近红外光谱的小麦成分检测仪[J]. *光谱学与光谱分析*, 2024, 44(10):2768 - 2777
- Mao L, Bin B, Zhang H, et al. Development of wheat component detector based on near infrared spectrum[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2024, 44(10):2768 - 2777
- [66] Ou F, Van Klinken A, Ševo P, et al. Handheld NIR spectral sensor module based on a fully - integrated detector array[J]. *Sensors*, 2022, 22(18):7027
- [67] Dinish U S, Teng M T J, Xinhui V T, et al. Miniaturized Vis - NIR handheld spectrometer for non - invasive pigment quantification in agritech applications [J]. *Scientific Reports*, 2023, 13:9524
- [68] Bizerra Brito A L, Pereira Santos A V, Tavares Melo Milanez K D, et al. Calibration transfer of flour NIR spectra between benchtop and portable instruments [J]. *Analytical Methods*, 2017, 9(21):3184 - 3190
- [69] Czaja T P, Selga L, Andersson R, et al. Predicting loaf volume of white bread by near infrared spectroscopy on wheat flour. Comparative application: NIR reflection, NIR transmission and portable NIR reflection [J]. *Food Research International*, 2025, 219:116966
- [70] Rossi F A B, Dos Santos Tonial L M. Portable vs benchtop NIR spectrometers for rapid chemical analysis: a study with different samples[M]. *Ciências Agrárias: Inovações, Sustentabilidade e Desafios para o Século XXI*. Editora Científica Digital, 2025:101 - 119
- [71] Walsh O S, Marshall J, Jackson C, et al. Wheat yield and protein estimation with handheld - and UAV - based reflectance measurements[J]. *Agrosystems, Geosciences & Environment*, 2022, 5(4): e20309
- [72] Chen X. Classification and analysis of Chinese and German flour samples handheld near - infrared spectroscopy in combination with chemometric data evaluation[D]. *Essen: University of Duisburg - Essen*, 2022:1 - 2.