

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.11.001

主要粮食品质快速光学检测技术与装备研究进展

聂森 马劭瑾 彭彦昆 王威 李永玉

(中国农业大学工学院, 北京 100083)

摘要: 稻米、小麦、玉米作为三大主粮在我国居民粮食结构中占有重要位置,粮食生产、加工、储运等产业链中品质监测是不可或缺的重要环节,特别是高效、无损、客观、实时的光学品质检测对粮食行业的健康发展具有重要意义。本文对比分析了三大主粮的可见/近红外光谱、拉曼光谱、荧光光谱的光学特性及内部品质光学检测机理,总结分析了粮食内部品质光学检测技术国内外应用研究现状,探讨了机器视觉、高光谱等粮食外观品质检测技术应用范围及国内外研究现状。结合三大主粮特定的品质检测需求,总结分析了国内外粮食内部品质光学检测装置研究现状,重点探讨了外观品质检测装置的硬件组成和空间排布研究现状,并总结分析了各光学检测技术相关装置的商业化推广应用情况。最后,从粮食品质光学检测技术瓶颈出发,对粮食快速光学检测技术及装备存在的问题和发展趋势进行了分析展望。

关键词: 粮食; 品质; 无损检测; 光谱技术; 机器视觉

中图分类号: S-3 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)11-0001-12

OSID:



Research Progress of Rapid Optical Detection Technology and Equipment for Grain Quality

NIE Sen MA Shaojin PENG Yankun WANG Wei LI Yongyu
(College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: As the three main grains in China, rice/paddy, wheat and corn play an important role in the food structure of Chinese residents. Quality monitoring is an indispensable and important link in the industrial chain of grain production, processing, storage and transportation. In particular, efficient, nondestructive, objective and real-time optical quality detection is of great significance to the healthy development of the grain industry. Firstly, the optical characteristics of visible/near-infrared spectrum, Raman spectrum and fluorescence spectrum of three main grains as well as the optical detection mechanism of internal quality were compared and analyzed. The application and research status of optical detection technology for internal quality of grain at home and abroad was summarized and analyzed. The application scope and research status of machine vision, hyperspectral and other grain appearance quality detection technologies was discussed. Secondly, combined with the specific quality detection needs of the three main grains, the research and development status of optical detection devices for grain internal quality at home and abroad was summarized and analyzed. The research status of hardware composition and spatial arrangement of appearance quality detection devices was emphatically discussed, and the commercialization and application of optical detection technology related devices were analyzed. Finally, from the bottleneck of optical detection technology of grain quality, the problems and development trend of fast optical detection technology and its equipment were prospected.

Key words: grain; quality; non-destructive detection; spectroscopic technology; machine vision

0 引言

《中国统计年鉴》数据显示,近年我国稻米、小

麦和玉米的产量约占我国粮食总产量90%,稻米、小麦和玉米作为三大主粮在我国居民粮食结构中占有重要位置。粮食生产、加工、储运等产业链中品质

收稿日期: 2022-09-13 修回日期: 2022-09-30

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFD1600101)

作者简介: 聂森(1990—),男,讲师,博士,主要从事农畜产品品质安全无损检测技术研究,E-mail: niesencau@cau.edu.cn

通信作者: 李永玉(1971—),女,副教授,博士生导师,主要从事农畜产品光学无损快速检测技术研究,E-mail: yyli@cau.edu.cn

监测是不可或缺的重要环节,而且客观、无损、快速地定级、定价对整个粮食产业健康发展起重要带动作用。另外,在国际贸易摩擦加剧和国内粮食进口量大幅攀升的背景下,实现三大主粮在生产、储存和流通过程中的高效实时品质检测与监控,对保障我国粮食品质安全具有重要意义。

基于可见/近红外光谱(Visible and near-infrared, Vis/NIR)、近红外光谱(Near-infrared, NIR)、高光谱成像(Hyperspectral imaging, HSI)、拉曼光谱、荧光光谱、多光谱(Multispectral imaging, MSI)、机器视觉及其相互融合的光学无损实时传感技术,具有高通量、快速、低成本等特点,在三大主粮的内外部品质检测领域有着较为广泛的应用。本文阐述稻谷/大米、玉米和小麦的内外部品质检测需求,在对三大主粮的光学特性进行对比分析的基础上,总结分析三大主粮品质快速检测技术与装置的国内外研发现状,并归纳目前市面上已推广应用的装备特性,最后对存在的问题及发展趋势提出建议和展望。

1 粮食品质快速光学检测技术

1.1 内部品质检测技术

粮食内部品质指标主要包括蛋白质、水分、脂肪、直链淀粉含量等,这些参数直接影响稻谷/大米、小麦和玉米的加工、食用等品质,在生产链及销售链上备受关注。目前,粮食内部品质的光学检测技术

主要包括 NIR 光谱、拉曼光谱、荧光光谱、HSI、MSI 等。

自 20 世纪 70 年代以来,NIR 光谱技术在粮食工业中得到广泛应用^[1]。大米、小麦和玉米中的蛋白质、水分、脂肪和直链淀粉中的 C—H、N—H、O—H、C=O 键会在 NIR 波段产生吸收峰^[2],使采用 NIR 光谱技术检测三大主粮的内部品质成为可能。在有关粮食的早期研究中,通常以粉状样品为检测对象^[3]。随着化学计量学技术的发展,基于 NIR 技术的粮食检测研究已经逐渐面向无损检测,开始从实验研究走向实际应用。2010 年,采用 NIR 法测定小麦中水分和粗蛋白质含量,稻谷中水分和粗蛋白质含量,玉米中淀粉、粗脂肪、水分、粗蛋白质含量已经被列为国家标准^[4-11]。大米、玉米和小麦在 Vis/NIR 范围内(400~2 500 nm)的吸收特性十分相近。大米颗粒、玉米颗粒和小麦粉的 Vis/NIR 吸光度光谱如图 1 所示,其中 410 nm 附近的吸收峰与蛋白质中的 O—H、C—H、N—H 振动、弯曲有关,500~600 nm 为支链淀粉的 NIR 吸收,970 nm 附近为 O—H 基团的二级倍频吸收,1 210 nm 附近为 C—H 基团的二级倍频吸收,1 400 nm 附近为 O—H 伸缩振动的一级泛频吸收,2 000 nm 附近为 N—H 的组合带吸收,2 272 nm 与 N—H 振动相关。这些化学基团均与粮食的内部品质直接相关^[15-16]。近年来,基于 NIR 或 Vis/NIR 光谱对三大主粮内部品质无损检测应用研究成果如表 1 所示。

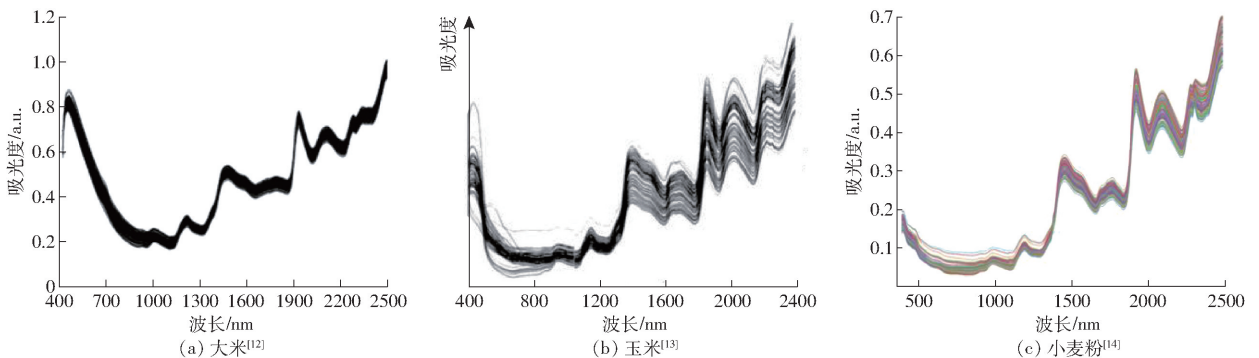


图 1 大米、玉米和小麦粉的 Vis/NIR 吸光光谱

Fig. 1 Vis/NIR absorption spectra of rice, corn and wheat flour

拉曼光谱是通过非弹性散射光获得样品分子结构和官能团的指纹信息,拉曼光谱对 C=C 等敏感,对水的敏感性较低不易受样品中水分的干扰,对碳水化合物的响应较强且能够提供准确的结构信息。大米、玉米和小麦颗粒的拉曼光谱如图 2 所示,它们具有非常相近的拉曼特征位移,其中 480 cm^{-1} 附近为淀粉的骨架振动,866、942 cm^{-1} 附近为支链淀粉 C—O—H 和 C—O—H 变形振动,1 088 cm^{-1} 附近为直链淀粉的 C—O—H 弯曲振动,1 385 cm^{-1} 附近为

淀粉的 C—C 键伸缩振动,1 458 cm^{-1} 附近为糖的 C—H 键弯曲振动,2 911 cm^{-1} 附近为淀粉的 H—C—H 键和 H—N—H 键伸缩振动。PEZZOTTI 等^[32]采用 488 nm 激光台式拉曼光谱仪(T-64000 型,Horiba)实现了对日本大米中直链淀粉含量的无损检测。ILDIZ 等^[30]使用了 785 nm 激光便携式拉曼光谱仪实现了对玉米蛋白质的定性分析。KRIMMER 等^[33]则使用了 831 nm 激发波长的商用便携式拉曼光谱仪(Resolve Agilent)进行了玉米中

表 1 基于 Vis/NIR 光谱的三大主粮内部品质无损检测技术成果

Tab. 1 Non-destructive techniques for internal quality of three main grains based on Vis/NIR

检测对象	检测项目	波长范围/nm	建模方法	建模结果	文献序号
稻谷/大米	稻谷硬度	600 ~ 1 100	PLSR	$R_v^2 = 0.936$, SEV 为 1.711 N	[17]
	稻谷含水率	1 000 ~ 2 500	PLSR	$R_c^2 = 0.994$, $R_v^2 = 0.991$	[18]
	稻谷千粒质量	600 ~ 1 100	PLSR	$R_p^2 = 0.710$	[19]
	大米感官(黏着性、硬度、干燥度、粘性、白度和香味)	600 ~ 1 100	PLSR	$R_v^2 = 0.837 \sim 0.918$	[20]
	大米直链淀粉含量	850 ~ 1 050	PLSR	$R^2 = 0.84$	[21]
	大米蛋白质、直链淀粉含量	400 ~ 2 500	mPLS	$R^2 = 0.918$; $R^2 = 0.859$	[22]
玉米	含水率	800 ~ 2 500	SVM	$R = 0.96$	[23]
	蛋白质含量	900 ~ 1 650	SVM	$R^2 = 0.987$	[24]
小麦	含水率, 蛋白质、灰分、脂肪含量, 千粒质量和硬度	1 445 ~ 2 348	PLSR	R^2 为 0.97, 0.95, 0.87, 0.90, 0.95, 0.82	[25]
	含水率, 蛋白质、灰分、脂肪含量, 千粒质量和硬度	1 000 ~ 2 500	PLSR	R^2 为 0.96, 0.90, 0.87, 0.75, 0.97, 0.88	[25]
	蛋白质含量	950 ~ 1 690	PLSR	$R^2 = 0.975$	[26]
	粗蛋白含量	900 ~ 1 700	PLSR	$R_p^2 = 0.961$	[27]
	硬度	400 ~ 2 500	RBF 神经网络	$R_p^2 = 0.90$	[28]

注: PLSR 为偏最小二乘回归算法; mPLS 为修正偏最小二乘算法; SVM 为支持向量机。

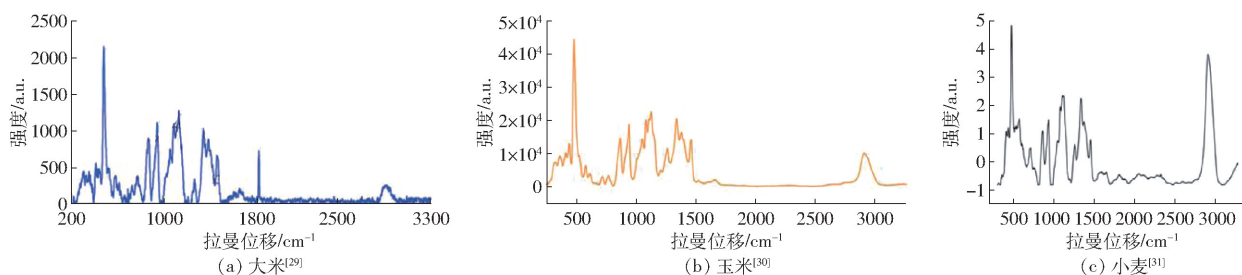


图 2 大米、玉米和小麦的拉曼光谱(激光光源均为 785 nm)

Fig. 2 Raman spectra of rice, corn and wheat (using 785 nm laser as light source)

碳水化合物、纤维、类胡萝卜素、蛋白质和拉曼特征峰的相关分析。但是, 基于拉曼光谱的三大主粮品质检测仍停留在实验室研究阶段, 主要是相比于 NIR 仪器成本高, 而且对检测距离、温度也具有较高要求, 使实现在线检测有一定的难度。

荧光光谱技术以其高选择性和高灵敏度而被广泛用于农产品领域的检测研究。大米、玉米和小麦中含有色氨酸、阿魏酸、对羟基肉桂酸、核黄素等荧光团, 这为采用荧光光谱技术对三大主粮进行分析奠定了理论基础^[34]。大米、玉米和小麦粉的激发-

发射矩阵 (Excitation-emission matrix, EEM) 特性如图 3 所示^[35], 大米、小麦和玉米粉的荧光特性也十分相近, 均具有两个荧光区域 (Region I 和 Region II)。第 1 个荧光区域的激发范围为 255 ~ 305 nm, 发射范围为 300 ~ 410 nm, 对应蛋白质中氨基酸的荧光。第 2 个荧光区域的激发范围为 310 ~ 400 nm, 发射范围为 380 ~ 490 nm, 对应大米、小麦和玉米粉中的低分子量分子, 如生育酚、吡哆醇和 4-氨基苯甲酸^[35]。NAGEL-HELD 等^[31]将小麦颗粒的拉曼反射光谱、荧光光谱和 NIR 光谱进行数据融合 (Data

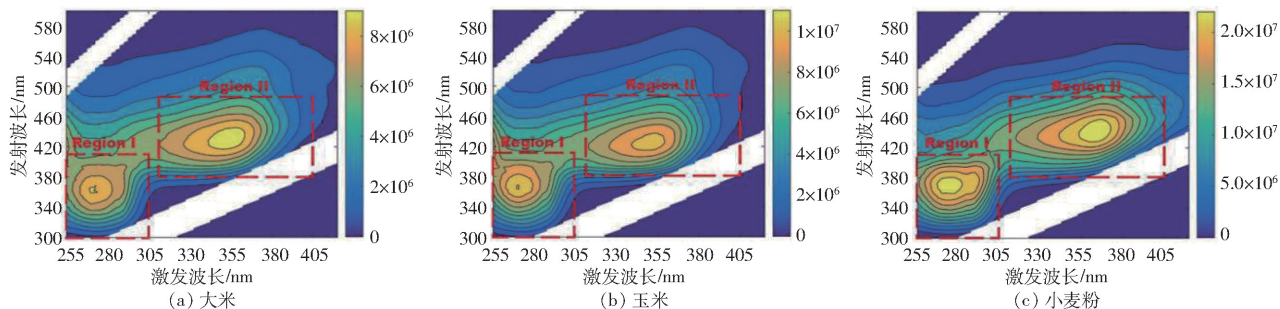


图 3 大米、玉米和小麦粉的三维荧光光谱

Fig. 3 EEM of rice, corn and wheat

fusion)实现了对玉米蛋白质含量和小麦蛋白质含量、湿面筋含量、吸水率、延伸阻力等多个参数的定量检测。目前,采用荧光光谱技术对三大主粮内部品质进行无损检测的相关研究则很少,主要原因是其具有特异性,只能对待测物中的荧光团进行直接的定量检测。

HSI 技术结合了待测物的空间信息和光谱信息,既可以通过图像特征提取待测物的外部特征(尺寸、几何结构、颜色),也能够通过光谱信息提供待测样品的成分特性^[36]。在三大主粮的内部品质检测方面,HSI 可实现对成堆或者单个粮食颗粒的内部成分可视化。例如,有学者利用 HSI 对小麦颗粒、成堆大米的各个像素点的蛋白质含量进行了可视化^[37-38]。吴静珠等^[39]利用单粒小麦颗粒在 876 ~ 1 729 nm 波段范围内的高光谱图像,并基于 si-PLS 算法建立了小麦粗蛋白质含量预测模型,并利用 968.05 ~ 2 575.05 nm 波段范围内的单粒玉米颗粒高光谱图像,结合集成学习建立了单粒玉米水分预测模型^[40]。ZHANG 等^[41]获取了 918.1 ~ 1 650.6 nm 高光谱图像并提取了单粒玉米颗粒的 NIR 光谱,利用深度卷积生成性对抗网络(Deep convolutional generative adversarial network, DCGAN)同时扩充高光谱数据和脂肪含量的标准理化值,实现了对单粒玉米脂肪含量的无损快速预测。此外,也有一些研究利用 Vis/NIR 范围内(400 ~ 1 000 nm)的高光谱^[42]和拉曼高光谱^[43]对粮食颗粒的内部品质进行了检测。

因为 HSI 技术与 NIR 相比检测时间较长、成本相对较高,目前不少 HSI 相关研究为的是筛选三大主粮品质特征波长,从理论上为下一步开发 MSI 装置奠定基础。大米、小麦和玉米在 Vis/NIR 范围内的吸收光谱非常相近,不少基于 HSI 的研究所提取的大米、小麦和玉米品质特征波长位于 1 000 ~ 1 100 nm、1 153 ~ 1 400 nm、1 473 ~ 1 497 nm、1 510 ~ 1 600 nm、2 110 ~ 2 150 nm、2 180 ~ 2 206 nm 波段范围内^[43]。与 HSI 相比,MSI 的波长点数少,检测时间和成本上都比 HSI 更具有产业应用优势。

1.2 外观品质检测技术

外观品质是三大主粮的重要品质指标。根据国家标准^[44],评价大米质量时,其碎米含量、加工精度、不完善粒和黄粒米含量、垩白度是主要的外部品质指标。小麦外部品质的评价指标主要是不完善粒含量^[45],小麦的不完善粒包括虫蚀粒、病斑粒、破损粒、生芽粒和生霉粒。与小麦类似,玉米的外观品质评价主要也是根据不完善粒的含量^[46]。与小麦不同的是玉米的不完善粒除了虫蚀

粒、病斑粒、破损粒、生芽粒和生霉粒之外,还包括了热损伤粒。此外,玉米中霉变粒的含量是评价玉米质量的另一重要外部品质指标。目前,三大主粮外部品质光学检测技术主要有机器视觉技术、HSI 技术等,如表 2 所示。

机器视觉技术作为一种人工视觉检测的替代方法,具有成本低、客观、无损快速的特点,因此被广泛应用于三大主粮的破损粒^[51]、加工精度^[47]、垩白度^[48]等品质的检测以及基于外部特征的分类^[53]。除了采用数字相机自行搭建机器视觉系统,平板扫描仪是机器视觉技术检测中另一种常用的图像获取方式。例如,EBRAHIMI 等^[55]利用 HP G3110 平板扫描仪获取了小麦颗粒的图像,实现了对小麦中杂质(非小麦颗粒)的识别。SHOUCHE 等^[75]使用 HP ScanJet IICX/T 采集小麦图像并实现了对小麦形态学特征(例如面积、周长、长短轴长度及比率等)的分析。

HSI 技术通常用于三大主粮霉变籽粒和虫蚀粒的检测。受霉菌感染或者虫蚀的粮食颗粒不仅会呈现颜色等外观变化,其内部品质(如脂肪酸等)也会发生相应改变。稻谷/大米、小麦和玉米在种植、储藏和销售期间均容易受到真菌毒素的污染。玉米中的黄曲霉毒素 B₁(Aflatoxin B₁, AFB₁)、小麦赤霉病(Fusarium head blight, FHB)、小麦中脱氧雪腐镰刀菌烯醇(Deoxynivalenol, DON)毒素是最受关注的检测指标。玉米中的 AFB₁会在 670 ~ 979 nm 和 850 ~ 950 nm 波长范围内产生吸收峰^[65],在 2 058 nm 和 2 346 nm 附近也会产生 NIR 吸收峰,其中前者与 AFB₁中的内脂相关,后者则与 AFB₁中的香豆素环有关^[76]。小麦的 FHB 是一种由禾谷镰刀菌侵染的病害,FHB 会产生 DON 次级代谢产物,DON 不会随着小麦的储藏、加工等降解,会对人畜健康造成很大的威胁^[77]。与 FHB 相关的特征波长通常位于 480、570、680、750、800、860、1 000、1 200、1 300、1 400 nm 附近。虽然 FHB 与 DON 之间存在正相关关系,但是 DON 也会存在于具有 FHB 特征的小麦中,因此有必要直接检测 DON 侵染小麦。DON 中的 O—H 在 750、950、1 400 nm, C—H 在 1 200、1 400、1 650 nm, N—H 官能团在 1 050、1 500 nm 处产生特征吸收峰,为使用 NIR-HSI 技术检测小麦中的 DON 奠定了理论基础^[78]。另外,稻谷、小麦和玉米中最为常见的几种害虫是米象、玉米象和谷蠹。这些害虫在发育过程中会消耗粮食颗粒内部的淀粉,因此虫蚀粒的淀粉含量通常会比正常颗粒的含量要低^[79]。除了利用 HSI 技术对粮食虫蚀粒进行检测之外,还有研究者利用 Vis-NIR-HSI 技术结合 CNN 和 SVM

表 2 三大主粮外部品质无损检测技术

Tab. 2 Non-destructive techniques for detection of external quality in three main grains

技术	检测指标	提取特征	建模方法	建模结果	文献序号	
机器视觉	大米分级(碾磨程度和破损粒百分比)	形态学、纹理特征	模糊逻辑	正确率为 89.8%	[47]	
	大米缺陷粒	形态学、颜色、纹理特征	SVM	正确率为 93.6% ~ 99.3%	[48]	
	大米破损粒和完整粒分类	RGB 图像	CNN	F1 为 91.89%	[49]	
	大米品质分类(偏心距、歪白度、长度)和碾磨程度分级	形态学特征	SVM	正确率为 93.33%	[50]	
	大米破损粒和完整粒分类	形态学特征	自适应神经模糊推理系统	正确率大于 98.5%	[51]	
	大米破损粒和完整粒分类	RGB 图像	CNN	正确率为 84.43%	[52]	
	稻谷品种分类	形态学特征	贝叶斯	正确率为 90%	[53]	
	裂颖稻谷识别	形态学特征	自定义阈值	正确率为 83.3%	[54]	
	小麦纯度(非小麦物质)检测和 小麦分类(健康、有皱纹、发芽 和虫蚀粒)	颜色、形态学、纹理特征	帝国竞争算法-ANN	纯度检测正确率为 96.25%, 分类正确率为 77.22%	[55]	
	面包小麦和硬质小麦分类	颜色、形态学、纹理特征	自适应神经模糊推理系统	正确率为 99.46%	[56]	
	面包小麦和硬质小麦分类	颜色、形态学、纹理特征	ANN	正确率为 99.99%	[57]	
	小麦完整粒和破损粒分类	RGB 图像	CNN	正确率为 98.02%	[58]	
	玉米内部裂纹	RGB 图像	CNN	有、无裂纹正确率为 95.04%、98.06%	[59]	
	玉米应力裂纹	RGB 图像	CNN	准确率为 92.7%, 召回率为 94.4%	[60]	
	玉米品种分类	RGB 图像、形态学特征、 纹理特征	CNN-ANN	正确率为 98.1%	[61]	
	玉米霉变粒	颜色特征	基于相关阈值自行设计的 算法	正确率大于 94%	[62]	
	玉米缺陷粒	RGB 图像	CNN	正确率为 98.2%	[63]	
	Vis-NIR-HSI/NIR-HSI	玉米 AFB ₁	700 ~ 1 000 nm 光谱信息	Fisher 判别分析	正确率为 88.3%	[64]
		玉米 AFB ₁	400 ~ 1 000 nm 光谱信息	PCA-FDA	正确率为 98%	[65]
		玉米 AFB ₁	400 ~ 1 000 nm 光谱信息	PLS-DA、KNN 用于分类; PLSR 用于预测浓度	分类正确率为 94.7%; 浓度预测 $R_{cv}^2 = 0.820$	[66]
小麦 FHB		938 ~ 1 654 nm 光谱信息 和图像信息	LDA	正常籽粒正确率为 97.1%, FHB 小麦颗粒 正确率为 96.4%	[67]	
小麦 FHB		400 ~ 1 021 nm 光谱信息 和图像信息	SVM	正确率为 96.87%	[68]	
小麦 DON		528 ~ 1 785 nm 图像信息	基于相关阈值自行设计的 算法	正确率为 81%	[69]	
小麦 DON		900 ~ 1 700 nm 光谱信息	PLSR 作回归; ANN 作分类	$R_p^2 = 0.88$; 正确率为 76.9%	[70]	
小麦米象		866.4 ~ 1 701.0 nm 光谱 信息	LDA	正确率为 98.80%	[71]	
大米米象		396.16 ~ 1 003.71 nm 光 谱和图像信息	PCA	健康大米和虫蚀大米标 准误差 1.34、1.15	[72]	
拉曼-HSI		玉米黄曲霉毒素	103 ~ 2 831 cm^{-1} 光谱 信息(785 nm 激发)	PLS-DA	正确率为 91.13%	[73]
	玉米黄曲霉毒素	400 ~ 2 200 cm^{-1} 光谱 信息(785 nm 激发)	PCA-LDA	正确率为 89.47%	[74]	

注: CNN 为卷积神经网络; ANN 为人工神经网络; PCA 为主成分分析; FDA 为因子判别分析; PLS-DA 为偏最小二乘判别分析; KNN 为 K 近邻; LDA 为线性判别分析。

实现了对多种不完善粒的识别,包括破损粒、虫蚀粒和黑胚粒,分类准确率达到 99.98%^[80]。与 NIR 光谱技术相比,HSI 技术在三大主粮霉变及虫蚀粒检测中的最突出的优势是:不论检测对象是成堆粮食颗粒还是逐粒分开的单一颗粒,均可以以单一颗粒为目标进行霉变粒或虫蚀粒的剔除。此外,也有一些研究利用拉曼-HSI 技术实现了对霉变玉米籽粒的检测。

2 粮食品质快速检测系统装置

2.1 三大主粮品质检测装置研究现状

目前,三大主粮外观品质光学检测技术主要有机器视觉、HSI、MSI 等,其中机器视觉因低成本、客观等特点广泛应用于三大主粮外部品质检测。三大主粮外部品质机器视觉检测系统一般包括样品板、光源、相机、数据采集卡和计算机,其中相机(个数及空间位置)、光源(颜色、形状、强度)和样品板(颜色)是粮食外部品质检测系统研发过程中重点考虑的因素,其中三大主粮检测系统光源类型、形状、颜色以及样品板颜色选择示例如表 3 所示。在大米/稻谷、玉米和小麦的机器视觉检测装置中,相机的个数通常为单个,位于粮食颗粒的上方。例如,祝诗平等^[58]使用华为手机从小麦上方 20~25 cm 的垂直高度采集小麦颗粒图像,实现了对完整粒和破损粒小麦的分类。MITTAL 等^[50]使用低成本的 USB 相

机从大米颗粒上方 25 cm 的垂直距离进行图像采集,根据大米长度、加工精度和垩白率实现了对大米的分级检测。然而,单个相机很难获取粮食全表面信息,WU 等^[52]利用 3 个相机采集下落过程中大米图像,实现了对大米不完善粒的检测。ZHANG 等^[54]搭建了稻谷在线双面成像检测系统,用于对正常稻谷颗粒和未闭合颖片稻谷分类,检测系统结构示意图和实物图如图 4 所示^[54]。该研究专门设计了振动盘和线性振动传送带,使其能够逐个通过滑道。两个相机放置于透明玻璃通道的两侧,当光纤传感器收到稻谷经过信号时,触发两个相机采集稻谷颗粒上下两面的图像。

表 3 机器视觉系统光源类型、形状、颜色以及样品板颜色选择示例

Tab.3 Examples of light source type, shape, color and sample plate color selection for machine vision systems

光源类型	光源形状	光源颜色	照明方式	样品板颜色	检测对象	文献序号
LED	线光源	白色	正面	黑色	大米	[47]
LED	方形	近红外	背面		彩色大米	[48]
白炽灯		白色	正面	黑色	大米	[50]
荧光灯	圆顶		正面	黑色	大米	[51]
LED	线光源	白色	正面	黑色	小麦	[56-57]
自然光			正面	黑色	小麦	[58]
荧光灯	环形	白色	正面	白色	稻谷	[53]
LED	线光源	白色	正面	黑色	玉米	[63]

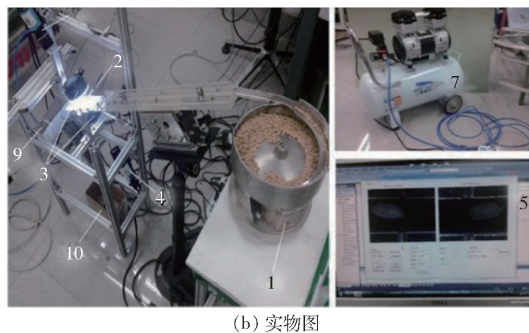
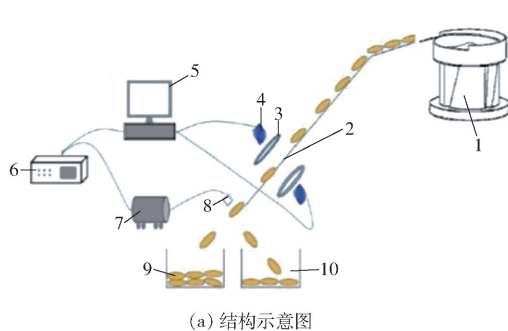


图 4 裂颖稻谷的在线双面识别与剔除系统

Fig.4 Online double-sided identification and eliminating system of unclosed-glumes rice seed

1. 振动板 2. 光纤 3. 光源 4. 相机 5. 计算机 6. 控制器 7. 空气泵 8. 喷嘴 9. 正常稻谷种子罐 10. 未闭合颖壳稻谷种子罐

光源是机器视觉系统中影响检测结果的重要部件,光源的类型、形状、颜色、照明方式和强度决定了图像的清晰度、重复性和可靠性^[81]。目前主要光源类型包括 LED、白炽灯、红外灯和荧光灯,其中 LED 应用最为广泛。常见的商用光源形状主要为线光源、环形光源、方形光源和圆顶灯,颜色以白色为主。照明方式包括正面照明和背面照明两种,正面照明主要用于表征颗粒的表面特征,背面照明则适用于子曲面特征和边缘特征的突出。样品板的颜色即成像的背景颜色,其选择合理可以降低图像处理过程

中背景分割的复杂性,通常会选择与待测样品颗粒颜色对比度大的颜色作为样品板的颜色。例如,LI 等^[60]开发了一套玉米应力裂纹在线式检测装置,包括一个种板、传动轴、两个相机、组合滑台和卸料区,硬件系统结构示意图如图 5 所示。该系统采用光源板对玉米颗粒进行照射,每个玉米颗粒对应 1 个光源。此外,光源板被固定在滑台上,可以沿前后左右 4 个方向正交移动,以对玉米裂纹进行清晰地照射。

另外,光源强度是影响机器视觉系统图像采集质量的一个重要因素。自然光等作为光源时其强度

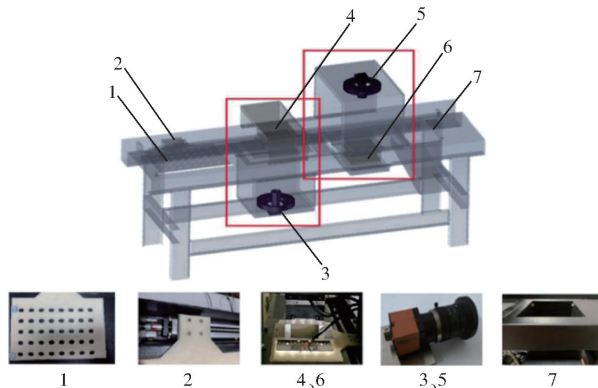
图 5 玉米应力裂纹硬件检测系统结构示意图^[60]

Fig. 5 Industrial prototype of designed hardware system for maize-kernel stress-crack detection

1. 玉米颗粒板 2. 传动轴 3,5. 相机 4,6. 组合滑台 7. 卸料区

难以人为干预,会对图像采集和模型结果产生不可忽视的影响。CHEN 等^[49]基于 WU 等^[52]的大米破损粒检测系统使用多视图完整空间学习(Multi-view intact space learning, MISL)算法削弱了照明强度对模型稳定性的影响。结果表明,MISL 算法可以在不同照明条件下提升完整大米颗粒和破损大米颗粒分类模型的稳定性。

基于 NIR 的检测系统在三大主粮内部品质检测中的应用最为广泛。日本等发达国家在粮食收

购、粮食储藏、粮食精深加工等各个环节已广泛应用 NIR 检测系统。国内基于 NIR 检测系统在粮食加工、在线控制等方面还没有成功应用。HSI 系统融合了光谱和图像,被应用于对大米/稻谷、小麦和玉米的霉变或虫蚀粒检测,MSI 检测系统与 HSI 相比成本低,更具有产业推广优势。用于 MSI 检测的光源按照波长可以分为紫外光、可见光和近红外光,但是在实际 MSI 光源的选型与配置中,还需要考虑光源(或者滤光片)的普适性和成本。一般地,通用的光源(如 LED)和滤光片有特定的中心波长,因此根据 HSI 理论结果得到的特征波长不一定有对应的光源产品类型。此外,长波近红外范围内的光源和滤光片成本远高于可见光和短波近红外(400 ~ 1 100 nm)以及紫外光范围内的产品成本,从而限制了长波近红外光源在 MSI 系统搭建时的应用。JAILLAIS 等^[82]利用自行搭建的多光谱成像系统^[83]对小麦中 FHB 抗性进行了评价。该装置的光源由 8 个 LED 灯珠组成,包括 2 个 NIR 光源(950、875 nm)、3 个可见光源(红色、蓝色、绿色)和 3 个 UV 光源(360、400、370 nm)。褚璇等^[84]利用可见光和 365 nm 紫外光为光源研发多光谱成像系统,用于含黄曲霉毒素玉米颗粒的检测。三大主粮品质光学无损检测系统研究成果如表 4 所示。

表 4 三大主粮品质光学检测系统研究成果

Tab. 4 Summary of three main grain quality optical detection systems

技术	检测指标	检测系统	光源	波长范围/nm	文献序号
Vis - NIR/NIR 光谱	大米含水率、直链淀粉含量和蛋白质含量	便携式漫透射检测系统	6 个卤素灯珠(2 W/12 V)	900 ~ 1 700	[85]
	大米脂肪酸含量	便携式漫反射检测系统	商用 HL-2000(20 W)	900 ~ 1 700	[86]
	小麦霉变程度	在线式漫反射检测系统	OMK500-H 商用漫反射探头(10 W)	600 ~ 1 600	[87]
	小麦蛋白质、水分、湿面筋含量和硬度指数	在线式漫反射检测系统	OMK500-H 商用漫反射探头(10 W)	600 ~ 1 600	[13]
	玉米蛋白质、脂肪、淀粉含量	便携式检测系统	6 个卤素灯珠(1.2 W/12 V)	500 ~ 1 050	[88]
LIF 光谱	稻谷品种识别	激光诱导荧光检测系统	532 nm 激光	630 ~ 790	[89]
NIR - HSI	小麦(硬质和软质)蛋白质含量	线扫描检测系统	500 W 白炽灯	980 ~ 2 500	[37]
	玉米蛋白质含量、密度、胚乳玻璃质含量	线扫描检测系统	一组 8 个宽谱带卤素灯	950 ~ 1 700	[90]
	稻谷品种鉴别	线扫描检测系统	商用卤素灯(150 W/21 V)	400 ~ 1 000	[91]
拉曼 - HSI	玉米霉变程度	线扫描检测系统	150 W 卤素灯	400 ~ 1 000	[92]
	玉米分类	线扫描检测系统	785 nm 激光	732 ~ 1 007	[93]
荧光 - HSI	大米产地鉴别	线扫描检测系统	785 nm 激光	5 555 ~ 25 000	[94]
			365 nm	420 ~ 780	[95]

此外,多种技术融合检测系统也被应用于三大主粮品质检测,当单一的检测方式无法满足检测的精确度和适用性时,选择将两种以上检测技术进行融合^[96]。沈飞等^[97]搭建了机器视觉和 Vis - NIR 光谱融合在线检测系统对玉米霉变程度和菌落总数进行了检测。该团队利用该系统完成了对玉米真菌

侵染^[98]和小麦 DON 侵染的检测^[99],结果显示机器视觉与 Vis - NIR 光谱的融合均可得到更佳检测效果。此外,FABIYI 等^[100]将机器视觉技术与 Vis - NIR - HSI 技术进行融合,建立了大米分类模型,结果同样凸显了机器视觉与 Vis - NIR - HSI 融合系统的优越性。

2.2 三大主粮品质检测装置应用现状

目前,国内外多家公司市售 NIR 粮食品质分析装置,用于检测多种粮食的内部品质,市场上常见的部分商业化粮食分析装置及其相关特性如表 5 所示。可以看出,各个国家所研制的 NIR 检测装置关注的内部品质指标基本包括了蛋白质、水分、脂肪和淀粉,且大多选用了透射模式进行检测。我国虽然

起步较晚,但目前也有市售 NIR 粮食内部品质检测装置。特别是基于 NIR 法的小麦、稻谷、玉米成分测定被列为国家标准以来,大大促进了国内 NIR 粮食品质分析装置研发。目前,国内外大部分市售的粮食检测装置为放置式,仪器质量相对较大,随着芯片的发展基于多光谱传感器的手持式检测装置的推广应用是未来发展方向之一。

表 5 市售 NIR 粮食内部品质检测装置

Tab. 5 Common commercial near infrared grain analysis instruments and their application objects

公司简称	国家	产品型号	检测成分	波长范围/ nm	检测模式	检测 时间/s	仪器质量/ kg
迅杰光远	中国	IAS-3120	蛋白质、水分、脂肪等	950~1 650	漫反射	<60	10
Bulader	中国	Bulader-AJ	大米食味值、蛋白质、直链淀粉、水分	700~1 100	透射	<60	20
Perkone	中国	PD-9600	水分、氨基酸、脂肪、蛋白质、纤维等	570~1 100	透射	≈50	40
Foss	丹麦	Infratec NOVA	水分、蛋白质、容重、淀粉、湿面筋、纤维等	400~1 100	透射	40~60	28.5
		Infratec Sofia	水分、蛋白质、脂肪等	850~1 050	透射	≈18	9
PerkinElmer	美国	Inframatic 9500	水分、蛋白质、淀粉、脂肪等	570~1 100	透射	≈25	34
Next Instruments	澳大利亚	CropScan 3000B	水分、蛋白质和脂肪	720~1 100	透射	2~4	12
Infracont	匈牙利	SGrain/XGrain	蛋白质、水分、面筋和脂肪	780~1 064	透射	≈60	10
Zeutec	德国	Grain Neo	水分、蛋白质、脂肪等	570~1 100	透射	≈45	25
Satake	日本	RLTA10C-K	大米食味值、蛋白质、直链淀粉、水分、脂肪酸	600~1 100	透射	≤40	12

另外,商业化多光谱系统 VideometerLab 4 (Videometer, 丹麦) 常被应用于三大主粮品质的检测研究^[101]。该装置采用的 19 个 LED 光源的波长在 365~970 nm 之间,包含了紫外、可见和短波近红外波段(405、435、450、470、505、525、570、590、630、645、660、700、780、800、870、890、910、940、970 nm),此外还包括了一个供调换的外部光源。VideometerLab 多光谱成像系统由摄像头、光源、积分球组成。摄像头位于积分球顶部,LED 光源放置于积分球的边缘。积分球涂有可使光线均匀散播的不光滑白色颜料。基于该装置的三大主粮检测研究包括稻谷品种的识别^[101]、转基因稻谷的检测^[102]和糯玉米热损伤粒的快速鉴别^[103]等。

3 展望

本文围绕三大主粮重点总结了 Vis/NIR、拉曼光谱、HSI、MSI 以及机器视觉等快速检测技术及其装备的国内外现状。NIR 是三大主粮品质检测中应用最为广泛的技术,但粮食种植区域、生产年份、储藏时间等环节产生的不一致性,增加了建模的难度和不确定性。另外,三大主粮收获到储藏、加工过程品质监控多数情况需要在线动态检测,但是粮食颗粒相对较小,对光学信息动态精准获取带来了一定

难度。目前,突破模型普适性以及信息动态精准获取识别等技术瓶颈,是 NIR 在主粮检测领域广泛推广应用的关键。

Vis/NIR、NIR 和 MSI 都已有商业化的粮食/粮食检测装置,而目前尚未见基于拉曼光谱、HSI 的三大主粮商用化专用检测装备。虽然不少研究基于自行搭建的 HSI 检测系统实现了对三大主粮多品质指标的检测,但是其昂贵的仪器和时间成本使其不利于推向产业/商业应用。MSI 检测装置虽然因成本低等优点而具有较好的推广应用前景,但是特征波长确定,不同波长光源之间的强度差异以及多光源/滤光片与相机、计算机之间的同步等系列问题有待解决和优化。

机器视觉具有成本低、客观、无损、快速等特点,广泛应用于外部品质的检测。基于机器视觉的研究多数集中于图像识别的理论算法,实现粮食外观品质高通量逐一检测,动态特征获取、检测时间以及系统适应性是关键。目前,基于机器视觉的粮食外观品质检测仍然停留在实验室阶段,市售检测装备少见。今后,应采用深度学习等进行模式识别提升系统适用性,根据检测需求利用相互融合的光学无损实时传感技术提高检测准确性,并逐步应用于粮食收获、干燥、加工等过程品质监控。

参 考 文 献

- [1] SCHÜTZ D, RIEDL J, ACHTEN E, et al. Fourier-transform near-infrared spectroscopy as a fast screening tool for the verification of the geographical origin of grain maize (*Zea mays* L.)[J]. Food Control, 2022, 136: 108892.
- [2] 钱丽丽, 宋雪健, 张东杰, 等. 基于近红外光谱技术对多年际建三江、五常大米产地溯源[J]. 食品科学, 2018, 39(16): 321–327.
QIAN Lili, SONG Xuejian, ZHANG Dongjie, et al. Tracing the geographical origin of Sanjiang and Wuchang rice grown in different years by near infrared spectroscopy[J]. Food Science, 2018, 39(16): 321–327. (in Chinese)
- [3] ORMAN B A, SCHUMANN R A. Comparison of near-infrared spectroscopy calibration methods for the prediction of protein, oil, and starch in maize grain[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 1991, 39(5): 883–886.
- [4] GB/T 24899—2010 粮油检验 小麦水分含量测定 近红外法[S]. 2010.
- [5] GB/T 24899—2010 粮油检验 小麦粗蛋白质含量测定 近红外法[S]. 2010.
- [6] GB/T 24896—2010 粮油检验 稻谷水分含量测定 近红外法[S]. 2010.
- [7] GB/T 24897—2010 粮油检验 稻谷粗蛋白质含量测定 近红外法[S]. 2010.
- [8] GB/T 25219—2010 粮油检验 玉米淀粉含量测定 近红外法[S]. 2010.
- [9] GB/T 24902—2010 粮油检验 玉米粗脂肪含量测定 近红外法[S]. 2010.
- [10] GB/T 24900—2010 粮油检验 玉米水分含量测定 近红外法[S]. 2010.
- [11] GB/T 24901—2010 粮油检验 玉米粗蛋白质含量测定 近红外法[S]. 2010.
- [12] ZHANG J, LI M L, PAN T, et al. Purity analysis of multi-grain rice seeds with non-destructive visible and near-infrared spectroscopy[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 164: 104882.
- [13] BRENNAN O V, BERARDO N. Application of near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS) to the evaluation of carotenoids content in maize[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2004, 52(18): 5577–5582.
- [14] DU C S, SUN L J, BAI H Y, et al. Quantitative detection of talcum powder in wheat flour based on near-infrared spectroscopy and hybrid feature selection[J]. Infrared Physics & Technology, 2022, 123: 104185.
- [15] WANG L, LIU D, PU H B, et al. Use of hyperspectral imaging to discriminate the variety and quality of rice[J]. Food Analytical Methods, 2015, 8(2): 515–523.
- [16] 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 Xingyu, JIANG Hongzhe, JIANG Xuesong, 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. (in Chinese)
- [17] AWANTHI M G G, JINENDRA B M S, NAVARATNE S B, et al. Adaptation of visible and short wave near infrared (VIS-SE-NIR) common PLS model for quantifying paddy hardness[J]. Journal of Cereal Science, 2019, 89: 102795.
- [18] 黄华, 吴习宇, 祝诗平. 近红外光谱预测稻谷水分含量特征谱区选择及其效率分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(4): 1070–1075.
HUANG Hua, WU Xiyu, ZHU Shiping. Feature wavelength selection and efficiency analysis for paddy moisture content prediction by near infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(4): 1070–1075. (in Chinese)
- [19] 於海明, 李石, 吴威, 等. 稻谷千粒质量近红外光谱预测模型的波长选择方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(11): 275–279.
YU Haiming, LI Shi, WU Wei, et al. Wavelength selecting methods of NIRS predicting model of paddy 1000-grain weight [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11): 275–279. (in Chinese)
- [20] LAPCHAREONSUK R, SIRISOMBOON P. Sensory quality evaluation of rice using visible and shortwave near-infrared spectroscopy[J]. International Journal of Food Properties, 2015, 18(5): 1128–1138.
- [21] OLIVARES DÍAZ E, KAWAMURA S, KATO M, et al. Combined use of a near-infrared spectrometer and a visible light grain segregator for accurate non-destructive determination of amylose content in rice[J]. Journal of Cereal Science, 2019, 90: 102848.
- [22] BAGCHI T B, SHARMA S, CHATTOPADHYAY K. Development of NIRS models to predict protein and amylose content of brown rice and proximate compositions of rice bran[J]. Food Chemistry, 2016, 191: 21–27.
- [23] 张乐, 吴静珠, 李江波, 等. 单粒玉米种子水分近红外快速无损测定模型研究[J]. 中国粮油学报, 2020, 35(9): 130–133.
ZHANG Le, WU Jingzhu, LI Jiangbo, et al. The model of rapid near-infrared nondestructive determination of water content in single maize seed[J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2020, 35(9): 130–133. (in Chinese)
- [24] 张新玉, 王颖杰, 刘若西, 等. 近红外光谱技术应用于玉米单籽粒蛋白质含量检测分析的初步研究[J]. 中国农业大学学报, 2017, 22(5): 25–31.
ZHANG Xinyu, WANG Yingjie, LIU Ruoxi, et al. Application of near-infrared spectroscopy technology to analyze protein content in single kernel maize seed[J]. Journal of China Agricultural University, 2017, 22(5): 25–31. (in Chinese)
- [25] PANDEY P, MISHRA G, MISHRA H N. Development of a non-destructive method for wheat physico-chemical analysis by chemometric comparison of discrete light based near infrared and Fourier transform near infrared spectroscopy[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2018, 12(4): 2535–2544.
- [26] 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.
- [27] 吕程序, 姜训鹏, 张银桥, 等. 基于变量选择的小麦粗蛋白含量近红外光谱检测[J]. 农业机械学报, 2016, 47(增刊): 340–346.
LÜ Chengxu, JIANG Xunpeng, ZHANG Yinqiao, et al. Variable selection based near infrared spectroscopic quantitative

- analysis on wheat crude protein content[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47 (Supp.): 340–346. (in Chinese)
- [28] 惠光艳, 孙来军, 王佳楠, 等. 可见-近红外光谱的小麦硬度预测模型预处理方法的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(7): 2111–2116.
HUI Guangyan, SUN Laijun, WANG Jia'nan, et al. Research on the pre-processing methods of wheat hardness prediction model based on visible-near infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(7): 2111–2116. (in Chinese)
- [29] 王亚轩, 谭峰, 辛元明, 等. 大米拉曼光谱不同预处理方法的相近产地鉴别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(2): 565–571.
WANG Yaxuan, TAN Feng, XIN Yuanming, et al. Identification of rice from similar areas with different pretreatment methods of Raman spectrum[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(2): 565–571. (in Chinese)
- [30] ILDIZ G O, KABUK H N, KAPLAN E S, et al. A comparative study of the yellow dent and purple flint maize kernel components by Raman spectroscopy and chemometrics[J]. Journal of Molecular Structure, 2019, 1184: 246–253.
- [31] NAGEL-HELD J, KAISER L, LONGIN C F H, et al. Prediction of wheat quality parameters combining Raman, fluorescence, and near-infrared spectroscopy (NIRS)[J]. Cereal Chemistry, 2022, 99(4): 830–842.
- [32] PEZZOTTI G, ZHU W, CHIKAGUCHI H, et al. Raman spectroscopic analysis of polysaccharides in popular Japanese rice cultivars[J]. Food Chemistry, 2021, 354: 129434.
- [33] KRIMMER M, FARBER C, KUROUSKI D. Rapid and noninvasive typing and assessment of nutrient content of maize kernels using a handheld Raman spectrometer[J]. ACS Omega, 2019, 4(15): 16330–16335.
- [34] ZEKOVIĆ I, LENHARDT L, DRAMICANIN T, et al. Classification of intact cereal flours by front-face synchronous fluorescence spectroscopy[J]. Food Analytical Methods, 2012, 5(5): 1205–1213.
- [35] LENHARDT L, ZEKOVIĆ I, DRAMICANIN T, et al. Characterization of cereal flours by fluorescence spectroscopy coupled with PARAFAC[J]. Food Chemistry, 2017, 229: 165–171.
- [36] MOGHADDAM T M, RAZAVI S M A, TAGHIZADEH M. Applications of hyperspectral imaging in grains and nuts quality and safety assessment: a review[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2013, 7(3): 129–140.
- [37] 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.
- [38] MA C, REN Z, ZHANG Z, et al. Development of simplified models for nondestructive testing of rice (with husk) protein content using hyperspectral imaging technology[J]. Vibrational Spectroscopy, 2021, 114: 103230.
- [39] 吴静珠, 刘倩, 陈岩, 等. 高光谱技术检测单籽粒小麦粗蛋白含量探索[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(增刊1): 134–138.
WU Jingzhu, LIU Qian, CHEN Yan, et al. Prediction method of single wheat grain protein content based on hyperspectral image[J]. Infrared and Laser Engineering, 2016, 45(Supp. 1): 134–138. (in Chinese)
- [40] 吴静珠, 张乐, 李江波, 等. 基于高光谱与集成学习的单粒玉米种子水分检测模型[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 302–308.
WU Jingzhu, ZHANG Le, LI Jiangbo, et al. Detection model of moisture content of single maize seed based on hyperspectral image and ensemble learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 302–308. (in Chinese)
- [41] ZHANG L, WANG Y, WEI Y, et al. Near-infrared hyperspectral imaging technology combined with deep convolutional generative adversarial network to predict oil content of single maize kernel[J]. Food Chemistry, 2022, 370: 131047.
- [42] HUANG M, ZHAO W Y, WANG Q G, et al. Prediction of moisture content uniformity using hyperspectral imaging technology during the drying of maize kernel[J]. International Agrophysics, 2015, 29(1): 39–46.
- [43] YANG G, WANG Q, LIU C, et al. Rapid and visual detection of the main chemical compositions in maize seeds based on Raman hyperspectral imaging[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2018, 200: 186–194.
- [44] GB/T 1354—2018 大米[S]. 2018.
- [45] GB 1351—2008 小麦[S]. 2008.
- [46] GB 1353—2018 玉米[S]. 2018.
- [47] ZAREIFOROUGH H, MINAEI S, ALIZADEH M R, et al. A hybrid intelligent approach based on computer vision and fuzzy logic for quality measurement of milled rice[J]. Measurement, 2015, 66: 26–34.
- [48] CHEN S M, XIONG J T, GUO W T, et al. Colored rice quality inspection system using machine vision[J]. Journal of Cereal Science, 2019, 88: 87–95.
- [49] CHEN Y, WU Y, CHENG J, et al. A deep multi-view learning method for rice grading[C]//Proceedings of the IEEE, 2019: 726–730.
- [50] MITTAL S, DUTTA M K, ISSAC A. Non-destructive image processing based system for assessment of rice quality and defects for classification according to inferred commercial value[J]. Measurement, 2019, 148: 106969.
- [51] MANDAL D. Adaptive neuro-fuzzy inference system based grading of basmati rice grains using image processing technique[J]. Applied System Innovation, 2018, 1(2): 19.
- [52] WU Y, YANG Z, WU W, et al. Deep-rice: deep multi-sensor image recognition for grading rice[C]//Proceedings of the IEEE, 2018: 116–120.
- [53] WU L L, WU J, WEN Y X, et al. Classification of single cereal grain kernel using shape parameters based on machine vision[C]//Advanced Materials Research, 2012: 2179–2182.
- [54] ZHANG J, QU M Z, GONG Z Y, et al. Online double-sided identification and eliminating system of unclosed-glumes rice seed based on machine vision[J]. Measurement, 2022, 187: 110252.
- [55] EBRAHIMI E, MOLLAZADE K, BABAIE S. Toward an automatic wheat purity measuring device: a machine vision-based

- neural networks-assisted imperialist competitive algorithm approach[J]. *Measurement*, 2014, 55: 196–205.
- [56] SABANCI K, TOKTAS A, KAYABASI A. Grain classifier with computer vision using adaptive neuro-fuzzy inference system [J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2017, 97(12): 3994–4000.
- [57] SABANCI K, KAYABASI A, TOKTAS A. Computer vision-based method for classification of wheat grains using artificial neural network[J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2017, 97(8): 2588–2593.
- [58] 祝诗平, 卓佳鑫, 黄华, 等. 基于 CNN 的小麦籽粒完整性图像检测系统[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(5): 36–42. ZHU Shiping, ZHUO Jiaxin, HUANG Hua, et al. Wheat grain integrity image detection system based on CNN [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(5): 36–42. (in Chinese)
- [59] 张宇卓, 王德成, 方宪法, 等. 基于 CNN 的玉米种子内部裂纹图像检测系统[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(5): 309–315. ZHANG Yuzhuo, WANG Decheng, FANG Xianfa, et al. Image detection system of corn seed internal crack based on CNN [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(5): 309–315. (in Chinese)
- [60] LI J, ZHAO B, WU J C, et al. Stress-crack detection in maize kernels based on machine vision[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 194: 106795.
- [61] JAVANMARDI S, MIRAEI ASHTIANI S H, VERBEEK F J, et al. Computer-vision classification of corn seed varieties using deep convolutional neural network[J]. *Journal of Stored Products Research*, 2021, 92: 101800.
- [62] 孟繁佳, 罗石, 孙红, 等. 玉米种子实时检测分选装置设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(3): 153–159, 177. MENG Fanjia, LUO Shi, SUN Hong, et al. Design and experiment of real-time detection and sorting device for maize seeds [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(3): 153–159, 177. (in Chinese)
- [63] NI C, WANG D Y, VINSON R, et al. Automatic inspection machine for maize kernels based on deep convolutional neural networks[J]. *Biosystems Engineering*, 2019, 178: 131–144.
- [64] 褚璇, 王伟, 张录达, 等. 高光谱最优波长选择及 fisher 判别分析法判别玉米颗粒表面黄曲霉毒素[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(7): 1811–1815. CHU Xuan, WANG Wei, ZHANG Luda, et al. Hyperspectral optimum wavelengths and fisher discrimination analysis to distinguish different concentrations of aflatoxin on corn kernel surface[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(7): 1811–1815. (in Chinese)
- [65] KIMULI D, WANG W, LAWRENCE K C, et al. Utilisation of visible/near-infrared hyperspectral images to classify aflatoxin B₁ contaminated maize kernels[J]. *Biosystems Engineering*, 2018, 166: 150–160.
- [66] CHAKRABORTY S K, MAHANTI N K, MANSURI S M, et al. Non-destructive classification and prediction of aflatoxin-b1 concentration in maize kernels using VIS–NIR (400~1 000 nm) hyperspectral imaging[J]. *Journal of Food Science and Technology*, 2021, 58(2): 437–450.
- [67] DELWICHE S R, RODRIGUEZ I T, RAUSCH S R, et al. Estimating percentages of fusarium-damaged kernels in hard wheat by near-infrared hyperspectral imaging[J]. *Journal of Cereal Science*, 2019, 87: 18–24.
- [68] 梁琨, 杜莹莹, 卢伟, 等. 基于高光谱成像技术的小麦籽粒赤霉病识别[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(2): 309–315. LIANG Kun, DU Yingying, LU Wei, et al. Identification of fusarium head blight wheat based on hyperspectral imaging technology[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(2): 309–315. (in Chinese)
- [69] BARBEDO J G A, TIBOLA C S, LIMA M I P. Deoxynivalenol screening in wheat kernels using hyperspectral imaging[J]. *Biosystems Engineering*, 2017, 155: 24–32.
- [70] 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.
- [71] ZHANG L, SUN H, LI H, et al. Identification of rice-weevil (*Sitophilus oryzae* L.) damaged wheat kernels using multi-angle NIR hyperspectral data[J]. *Journal of Cereal Science*, 2021, 101: 103313.
- [72] SRIVASTAVA S, MISHRA H N. Detection of insect damaged rice grains using visible and near infrared hyperspectral imaging technique[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2022, 221: 104489.
- [73] TAO F, YAO H, HRUSKA Z, et al. Raman imaging for detection of corn kernels infected with *aspergillus flavus*: a preliminary study[C]//*Proceedings of SPIE*, 2020: 11421.
- [74] TAO F, YAO H, HRUSKA Z, et al. Use of line-scan Raman hyperspectral imaging to identify corn kernels infected with *aspergillus flavus*[J]. *Journal of Cereal Science*, 2021, 102: 103364.
- [75] SHOUCHE S P, RASTOGI R, BHAGWAT S G, et al. Shape analysis of grains of Indian wheat varieties[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2001, 33(1): 55–76.
- [76] WANG W, HEITSCHMIDT G W, NI X, et al. Identification of aflatoxin b1 on maize kernel surfaces using hyperspectral imaging[J]. *Food Control*, 2014, 42: 78–86.
- [77] LIANG K, LIU Q X, XU J H, et al. Determination and visualization of different levels of deoxynivalenol in bulk wheat kernels by hyperspectral imaging[J]. *Journal of Applied Spectroscopy*, 2018, 85(5): 953–961.
- [78] FEMENIAS A, GATIUS F, RAMOS A J, et al. Use of hyperspectral imaging as a tool for fusarium and deoxynivalenol risk management in cereals: a review[J]. *Food Control*, 2020, 108: 106819.
- [79] SINGH C B, JAYAS D S, PALIWAL J, et al. Detection of insect-damaged wheat kernels using near-infrared hyperspectral imaging[J]. *Journal of Stored Products Research*, 2009, 45(3): 151–158.
- [80] 于重重, 周兰, 王鑫, 等. 基于 CNN 神经网络的小麦不完善粒高光谱检测[J]. *食品科学*, 2017, 38(24): 283–287. YU Chongchong, ZHOU Lan, WANG Xin, et al. Hyperspectral detection of unsound kernels of wheat based on convolutional neural network[J]. *Food Science*, 2017, 38(24): 283–287. (in Chinese)
- [81] VITHU P, MOSES J A. Machine vision system for food grain quality evaluation: a review[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2016, 56: 13–20.
- [82] JAILLAIS B, ROUMET P, PINSON-GADAI S L, et al. Detection of fusarium head blight contamination in wheat kernels by

- multivariate imaging[J]. *Food Control*, 2015, 54: 250 – 258.
- [83] JAILLAIS B, PERRIN E, MANGAVEL C, et al. Characterization of the desiccation of wheat kernels by multivariate imaging[J]. *Planta*, 2011, 233(6): 1147 – 1156.
- [84] 褚璇, 王伟, LAWRENCE K C, 等. 基于颜色特征的含黄曲霉毒素玉米颗粒的检出方法[J]. *中国粮油学报*, 2015, 30(4): 112 – 118.
CHU Xuan, WANG Wei, LAWRENCE K C, et al. Detection method of corn kernels infected aflatoxin based on color features[J]. *Journal of the Chinese Cereals and Oils Association*, 2015, 30(4): 112 – 118. (in Chinese)
- [85] 刘亚超, 李永玉, 彭彦昆, 等. 便携式大米多品质参数无损检测仪设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(8): 351 – 357.
LIU Yachao, LI Yongyu, PENG Yankun, et al. Portable rapid nondestructive detecting instrument for multi-quality parameters of rice[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(8): 351 – 357. (in Chinese)
- [86] JIANG H, LIU T, CHEN Q. Dynamic monitoring of fatty acid value in rice storage based on a portable near-infrared spectroscopy system[J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2020, 240: 118620.
- [87] 蒋雪松, 赵天霞, 刘潇, 等. 阵列式光纤光谱仪的小麦霉变在线检测[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(12): 3729 – 3735.
JIANG Xuesong, ZHAO Tianxia, LIU Xiao, et al. Study on method for on-line identification of wheat mildew by array fiber spectrometer[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2018, 38(12): 3729 – 3735. (in Chinese)
- [88] 彭彦昆, 戴宝琼, 李阳, 等. 玉米主要品质便携式检测装置设计[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(9): 382 – 389.
PENG Yankun, DAI Baoqiong, LI Yang, et al. Research and development of portable device for testing main quality in corn[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(9): 382 – 389. (in Chinese)
- [89] YANG J, SUN J, DU L, et al. Monitoring of paddy rice varieties based on the combination of the laser-induced fluorescence and multivariate analysis[J]. *Food Analytical Methods*, 2017, 10(7): 2398 – 2403.
- [90] VARELA J I, MILLER N D, INFANTE V, et al. A novel high-throughput hyperspectral scanner and analytical methods for predicting maize kernel composition and physical traits[J]. *Food Chemistry*, 2022, 391: 133264.
- [91] 杨思成, 舒在习, 曹阳. 基于高光谱成像技术的稻谷品种鉴别研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(10): 3273 – 3280.
YANG Sicheng, SHU Zaixi, CAO Yang. Identification of rice varieties based on hyperspectral image[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(10): 3273 – 3280. (in Chinese)
- [92] 杨东, 王舒卉, 吴建华, 等. 玉米籽粒霉变等级高光谱图像检测方法研究[J/OL]. *中国粮油学报*, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2864.TS.20220516.2032.004.html>.
- [93] LONG Y, HUANG W Q, WANG Q Y, et al. Integration of textural and spectral features of Raman hyperspectral imaging for quantitative determination of a single maize kernel mildew coupled with chemometrics[J]. *Food Chemistry*, 2022, 372: 131246.
- [94] LIU Q, WANG Z, LONG Y, et al. Variety classification of coated maize seeds based on Raman hyperspectral imaging[J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2022, 270: 120772.
- [95] KIM M J, LIM J, KWON S W, et al. Geographical origin discrimination of white rice based on image pixel size using hyperspectral fluorescence imaging analysis[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(17): 5794.
- [96] WANG Y J, LI L Q, LIU Y, et al. Enhanced quality monitoring during black tea processing by the fusion of NIRS and computer vision[J]. *Journal of Food Engineering*, 2021, 304: 110599.
- [97] 沈飞, 黄怡, 周曰春, 等. 基于光谱和图像信息融合的玉米霉变程度在线检测[J]. *食品科学*, 2019, 40(16): 274 – 280.
SHEN Fei, HUANG Yi, ZHOU Yuechun, et al. On-line detection of mildew degree of maize based on spectral and image information fusion[J]. *Food Science*, 2019, 40(16): 274 – 280. (in Chinese)
- [98] SHEN F, HUANG Y, JIANG X, et al. On-line prediction of hazardous fungal contamination in stored maize by integrating Vis/NIR spectroscopy and computer vision[J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2020, 229: 118012.
- [99] HE X, ZHAO T, SHEN F, et al. Online detection of naturally don contaminated wheat grains from China using Vis-NIR spectroscopy and computer vision[J]. *Biosystems Engineering*, 2021, 201: 1 – 10.
- [100] FABIYI S D, VU H, TACHTATZIS C, et al. Varietal classification of rice seeds using RGB and hyperspectral images[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 22493 – 22505.
- [101] 刘伟, 刘长虹, 郑磊. 基于支持向量机的多光谱成像稻谷品种鉴别[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(10): 145 – 151.
LIU Wei, LIU Changhong, ZHENG Lei. Discrimination in varieties of rice seeds with multispectral imaging using support vector machine[J]. *Transactions of the CSAE*, 2014, 30(10): 145 – 151. (in Chinese)
- [102] LIU C H, LIU W, LU X Z, et al. Nondestructive determination of transgenic bacillus thuringiensis rice seeds (*Oryza sativa* L.) using multispectral imaging and chemometric methods[J]. *Food Chemistry*, 2014, 153: 87 – 93.
- [103] 王冬, 韩平, 吴静珠, 等. 近紫外-可见-短波近红外多光谱成像数据的糯玉米种子热损伤粒的无损快速鉴别[J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41(9): 2696 – 2702.
WANG Dong, HAN Ping, WU Jingzhu, et al. Non-destructive identification of the heat-damaged kernels of waxy corn seeds based on near-ultraviolet-visible-shortwave and near-infrared multi-spectral imaging data[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(9): 2696 – 2702. (in Chinese)