

机器视觉光谱成像技术在玉米种子质量检测中的应用

展 慧¹ 吴 擎² 李丽君³

(¹ 武昌工学院信息工程学院, 430065, 湖北武汉; ² 华中农业大学工学院, 430070, 湖北武汉;

³ 华中农业大学植物科学技术学院, 430070, 湖北武汉)

摘 要 随着玉米密植与单粒精量播种技术的发展, 传统种子质量检测方法无法满足高效性与准确性的要求, 而机器视觉光谱成像技术提供了一种快速、无损且高效的检测手段。本文介绍了机器视觉光谱成像技术的原理及其发展, 归纳了基于该技术的种子质量检测流程, 分析了其在玉米品种鉴定、纯度分析、不完善粒辨识、霉变粒检测、含水率检测及种子活力检测等方面的研究进展, 剖析了机器视觉光谱成像技术研究与应用中存在的问题, 从多技术集成与多模态数据融合、标准数据库构建、新算法模型和智能化在线检测系统研发等方面展望了该技术在玉米种子质量检测应用中的发展趋势, 以期为推动该技术在玉米种子检测中的应用提供参考。

关键词 玉米; 机器视觉光谱成像技术; 种子质量检测; 发展趋势

玉米是我国第一大粮食作物, 作为保障国家粮食安全的主力作物, 其产量约占全国粮食总产量的40%^[1]。良种涵盖优良品种和优质种子, 两者缺一不可^[2], 是实现玉米高产的重要基础。随着密植高产技术的推广和单粒播种技术的广泛应用, 玉米种子质量对于实现一播全苗、齐苗, 进而形成高产群体、提升单产至关重要。因此, 加强种子质量检测对于降低玉米种植风险、选育优良品种以及提升种业核心竞争力具有重要意义。2021 年国家农作物种子质量标准^[3]修订后, 新增加的单粒播种质量要求发芽率指标 $\geq 93.0\%$, 纯度指标 $\geq 97.0\%$, 水分指标全国统一为 13.0%, 净度指标为 99.0%。玉米种子在生产加工过程中, 可能由于冷害或热害等原因造成种子成熟度不足、生命力下降, 或者由于机械损伤、品种混杂、感染病害或霉变等原因, 导致播种质量受到影响。因此, 播种前对玉米种子进行质量鉴定、筛选和分级是保障玉米高产的重要技术环节。

种子质量检测的指标通常包括纯度、净度、发芽率、含水量和种子活力等。玉米种子质量检测的常规方法主要有感官鉴定法、形态鉴定法、理化分析法和分子生物学方法等^[4]。然而, 形态鉴定法和感官鉴定法工作量大、操作周期长且易受个人经验影响, 导致检测效率不高, 难以保证检测结果的准确性; 虽然理化分析法对玉

米种子的检测精度和特异性较高, 但其检测周期长, 可重复性差且易对种子造成损害^[5]。此外, 理化分析法和分子生物学方法虽然准确度较高, 但对操作人员的专业技能要求较高, 鉴定时间较长, 且相关检测设备的造价较高^[6]。因此, 开发一种快速、高效、稳定、无损且准确度高的玉米种子质量检测方法具有重要的现实意义和迫切性^[7]。随着机器视觉技术和光谱技术的不断进步, 它们在玉米种子质量检测领域的研究和应用逐渐受到广泛关注^[8-9]。本文综述了机器视觉光谱成像技术的原理、在玉米种子质量检测中的应用现状、存在的问题以及发展前景, 旨在推动该技术在玉米种子质量检测中更广泛的应用, 进一步保障玉米种子产业的安全生产。

1 机器视觉光谱成像技术及其发展

机器视觉光谱成像技术 (machine vision-based spectral imaging technology) 是一种将机器视觉与光谱分析相结合的先进技术, 其核心在于通过光学系统捕捉到目标物体的光谱信息, 并利用图像传感器将其转化为可处理的数字信号, 对需要的目标特征信息进行图像分析并加以识别和判断。机器视觉光谱成像技术具有无损伤、高精度和高效率等优点, 是计算机、光谱学、自动化、模式识别及人工智能等技术的有机结合^[10-11]。

作者简介: 展慧, 主要从事智能化检测与控制及图像处理研究, E-mail: 979220853@qq.com

基金项目: 湖北省支持种业高质量发展资金项目 (HBZY2023B002)

收稿日期: 2025-02-09; 修回日期: 2025-05-02; 网络出版日期: 2026-02-02

传统机器视觉技术主要依赖于 RGB 图像或灰度图像,通过目标物体的形状、颜色或纹理信息进行检测、识别和分类。受限于技术原理,传统机器视觉无法揭示目标物体的物质成分特性,也无法对化学、生物性质进行定性或定量分析。随着技术的发展,高光谱成像技术(hyperspectral imaging)作为一种新兴的视觉感知技术,逐渐受到人们的普遍关注。其基本原理是利用分光元件(如光栅或棱镜)将射入的光线分解成不同波长的光谱成分,再通过图像感知系统,如多光谱相机、高光谱相机或激光雷达等,获取记录不同波长下物体反射或辐射信息的图像,形成“三维数据立方体”(空间维度 x 、 y 和光谱维度 λ)。光谱分辨率在可见范围(400~760 nm)至近红外光谱范围(760~2560 nm)内达到纳米级,高光谱成像通过捕捉和分析数百条连续的窄带光谱信息,揭示物质的深层物理和化学特性,从而使探测精度和检测效率明显提高^[12-13]。高光谱成像技术的引入,为机器视觉领域带来了革命性的变革。这项技术不仅打破了传统机器视觉中仅依赖 RGB 三通道的限制,其包含的图像信息从外观上反映被测样本形态学特征,其光谱信息从内部反映被测样本物理结构和化学成分,进而实现对被测物内外部的综合评价^[14]。

近年来,深度学习和人工智能技术的引入带来了新的发展机会。随着机器学习算法的发展,大幅提高了机器视觉系统的精确度和效率,特别是卷积神经网络模型(CNN)的应用大幅促进了机器视觉技术的发展^[11],为光谱成像实现感算一体化提供了新的思路,加速了该技术在各个领域的应用。随着技术的成熟,机器视觉光谱成像技术在工业、生物医学、食品检测和农业等多个领域的应用不断拓展与深化。

20 世纪 70 年代以来,机器视觉技术开始在农业领域应用,早期主要用于农产品的品质检测与分级等^[15-16]。随着计算机技术、光谱技术以及图像采集处理技术的迅速发展,机器视觉光谱成像技术在农业的应用领域不断扩展,成为种子质量检测领域的主导新技术。20 世纪 70 年代,机器视觉技术开始用于种子形状等表型参数的测定;20 世纪 80 年代后,开始用于品种鉴定和种子质量分级^[17]。目前,在玉米种子质量检测方面,机器视觉光谱成像技术已得到更广泛的研究和应用,包括玉米品种分类、种子纯度、种子活力、霉粒和不完善粒检测等方面^[18],在玉米种子质量检测方面已有多项成果。种子质量检测系统及机器视觉光谱成像技术流程见图 1。

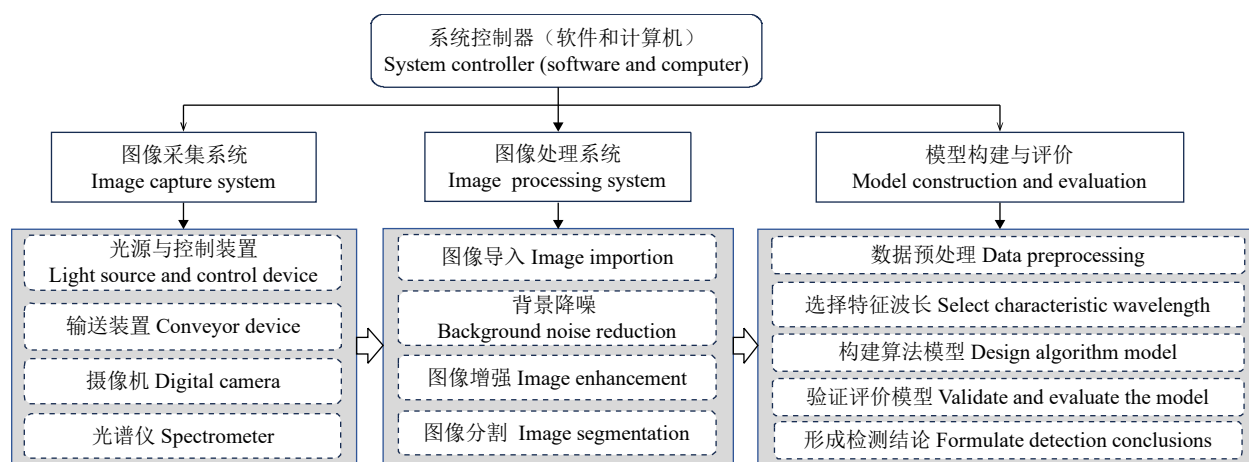


图 1 机器视觉光谱成像种子质量检测系统组成及一般流程

Fig.1 System components and general process of machine vision-based spectral imaging technology for seed quality detection

2 机器视觉光谱成像技术在玉米种子质量检测中的应用

2.1 玉米种子不完善粒检测

在玉米种子的收获、干燥、运输、加工和贮藏过程中,种子可能因机械损伤和虫蛀等出现裂

纹或破损,从而容易引起发热和霉菌侵袭,导致发芽缓慢甚至无法发芽。因此,在播种前剔除破损种子是种子质量检测的关键环节。依赖人工进行识别剔除,不仅耗时耗力,而且对于发生内部裂纹的种子难以快速鉴定。这促使机器视觉技术自 20 世纪 90 年代开始用于玉米种粒裂纹和破损

等缺陷的识别^[19-21]。

早期研究多采用传统图像处理方法进行特征提取与分类, Valiente-González 等^[22]将机器视觉技术与主成分分析 (PCA) 算法相结合, 用于分选破损玉米粒, 通过构建 RGB 颜色空间的主成分特征向量, 在实验室静态环境下实现 92% 的检测率, 但该方法对光照条件敏感 (需控制在 500 ± 50 lx), 且仅适用于单粒静态检测场景。崔欣等^[23]提出的支持向量机 (SVM 识别模型) 在特征提取方面取得重要突破, 该研究采用中值滤波处理机械振动引起的椒盐噪声, 通过 Otsu 算法动态确定灰度阈值 (误差 $< 0.5\%$), 最终提取出 16 维形态特征 (含面积离散度和周长曲率等创新指标), 该模型在实验室条件下可达到 95% 精度, 但其特征提取耗时达 120 ms/粒, 难以满足产线实时需求。21 世纪以来, 国内外更加注重机器视觉光谱成像技术进行批量在线检测及田间实时动态检测的研究^[24]。王侨等^[25]设计了一种基于机器视觉的玉米种粒实时精选装置, 采用 3 个阶段处理流程: (1) 高速摄像系统捕捉运动种粒; (2) 基于变换的粘连分割算法 (分割精度 98.7%); (3) 多特征融合分类器, 可完成尖端变黑、小型粒、虫蚀破损和霉变等非健康种粒的判断, 不合格种粒有效吹除率为 98%。该装置达到 96% 的检测准确率, 但其基于传统算法的模型泛化能力有限, 当破损类型超出训练集范围时, 准确率下降至 23%。Wang 等^[26]集成了深度学习和滑动窗口技术, 建立了用于评估玉米粒破损率的定量模型, 实现了动态实时检测, 该研究采用 BCK-YOLOv7 模型和滑动窗口技术识别目标区域内的整粒和破碎粒, 将识别结果输入定量模型进行籽粒破损率的实时检测, 同时引入滑动窗口技术来合并相邻帧的识别结果, 从而解决了玉米粒流动引起的运动模糊问题。该技术的检测效率达到 22 帧/s (FPS), 可满足玉米籽粒破损率实时检测的要求, 但模型参数量达 36.7 M, 需配置专用 GPU (如 NVIDIA Jetson AGX Xavier) 才能实现 22 FPS 的实时处理。

上述研究表明, 利用机器视觉光谱成像技术, 在裂纹、破损和虫蛀等不完整种子的无损、快速及高效识别方面取得了较多进展。但在动态检测稳定性与多尺度特征提取的准确性方面仍需突破。由于输送带振动 (振幅 > 0.50 mm 时) 导致种子图像模

糊, 现有去模糊算法 (如 Wiener 滤波) 使处理延时增加 40%。此外, 虫蛀缺陷 (最小直径 < 0.20 mm) 与机械裂纹 (平均宽度 0.05 mm) 的跨尺度特征难以兼容提取, 在感知系统与成像技术方面还需优化与创新。目前国内外主要集中在特征参数的静态检测与算法研究上, 如何实现玉米种粒批量动态在线检测及其商业化应用将是今后玉米不完善粒检测与剔除的重点。

2.2 玉米种子霉变粒检测

在收获和储存过程中, 玉米种子容易受到曲霉、青霉和镰刀菌等霉菌的侵染, 特别是在高温高湿的环境下, 这些真菌的繁殖会导致种子劣变, 从而改变种子的理化特性和营养价值, 最终导致种子无法正常发芽^[27]。目前主要霉菌及其毒素的检测方法有聚合酶链式反应 (PCR) 和酶联免疫吸附等技术^[28]。尽管这些方法具有较高的准确性和灵敏度, 但也存在样本破坏、耗时较长和成本高等固有缺陷, 这使得无损检测技术的研究尤为迫切。

21 世纪以来, 基于机器视觉的光谱检测技术在玉米种子霉变粒检测及毒素含量测定方面逐渐得到应用^[29-31]。玉米种子受霉菌感染后, 会发生颜色改变 (可见光区 400~700 nm)、蛋白质与脂肪降解 (近红外区 900~1700 nm) 以及毒素荧光特性 (特定激发波长) 等特征的变化, 进而导致光谱吸收与反射的变化, 是光谱成像技术能够检测霉变粒的主要理论依据。当前研究主要围绕特征波长选择和分类算法优化 2 个维度展开。在特征波长提取方面, 研究者针对不同检测目标开发了差异化的特征筛选策略。Kandpal 等^[30]在 1100~1700 nm 的光谱范围内, 采用短波红外高光谱技术, 建立了偏最小二乘判别分析 (PLS-DA) 模型, 对黄曲霉素 B1 侵染的玉米种子进行分析, 其判别精度达到 96.9%。Yang 等^[31]发现镰刀菌侵染导致的淀粉降解在 1350~1450 nm 产生特异性吸收, 采用联合偏态技术筛选出 12 个特征波长, 结合支持向量机 (SVM) 时, 需特别调整径向基核 (RBF) 函数参数 ($\gamma=0.5$, $C=10$) 以获得 96.28% 的分类准确率。针对 AFB1 的荧光特性, Yao 等^[32]优化了 365 nm 激发光源强度 (120 mW/cm²) 和积分时间 (500 ms), 通过胚胎侧荧光光谱在 100 μ g/kg 阈值下实现 94.4% 的检测准确率, 但该方法对籽粒定位精度的要求较高。在算法模型构建方面, 不同算法展现出不同

的适用场景。

Wang 等^[29]通过高光谱成像技术结合 PCA 和逐步判别分析 (FDA) 建立了预测模型, 能够检测低至 10 $\mu\text{g/kg}$ 的黄曲霉素 (AFB1), 其预测集精度超过 88.0%, 但模型对样本含水量敏感。da Conceição 等^[33]利用近红外高光谱图像 (HSI-NIR) 结合模式识别分析和 PLS-DA 模型, 在特定温湿度条件 (25 $^{\circ}\text{C}$, 相对湿度 65%) 下对镰刀菌实现 100% 识别, 但该模型在温度超过 30 $^{\circ}\text{C}$ 时特异性下降至 82.0%, 表明环境稳定性有待提升。康孝存等^[34]创新性地引入麻雀搜索算法 (SSA) 优化 BP 神经网络, 通过设定种群规模 50、发现者比例 20% 及预警阈值 0.6 等参数, 将伏马菌检测精度提升至 95.56%, 但网络结构对硬件计算能力有更高的要求。

上述研究表明, 光谱检测技术结合不同的分析模型, 模型识别精度多数超过 90%, 能够高效、准确地检测玉米种子在储藏过程中的霉变情况。但由于种子在霉变过程中受到环境温度和样品形态的影响, 容易发生变化, 这可能导致研究中毒素浓度与实际浓度之间存在差异, 从而使所建立的定量模型产生误差, 不具备普适性。此外, 种子受侵染的霉菌种类较多, 不同霉菌产生的光谱信息存在差异, 因此未来应加大不同霉菌对玉米种子光谱成像特征影响的研究力度, 开发基于迁移学习的跨场景适应算法, 并通过多中心研究完善不同霉菌的特征光谱数据库。

2.3 玉米品种鉴定与纯度检测

在种子的收获、干燥和运输过程中, 异品种或劣质品种的混杂, 不仅导致单产降低, 危害粮食安全, 还会给农户造成经济损失^[35]。因此, 种子品种鉴别与纯度检测是玉米种子质量控制的重要任务之一。近年来, 随着杂交技术的广泛应用, 作物品种的数量持续增长, 不同品种之间的相似性愈加明显, 导致区分难度不断增加, 同时, 品种间的混杂现象也日益严重^[36]。种子形态鉴定法是一种常用的种子品种检测手段, 主要依赖人工测量与检验员的经验判断, 因而错误率高且检测时间长^[37-38]。目前高效液相色谱法、电泳法和基因检测法等是精确的品种检测方法, 但需要专用仪器设备和专业技术人员操作, 其检测过程复杂、周期较长且会对样品造成破坏, 通常仅适用于实验室环境^[39]。因此, 实现品种快速、无损鉴别与纯度检测对于种子的规范选

用和市场监管具有重要意义^[40]。

不断发展的机器视觉光谱成像技术有效突破了传统检测手段的局限, 提供了无损、高效且低成本种子品种自动快速识别解决方案^[41]。其近年来取得了 3 个方面的关键技术突破。

一是种子特征工程优化, 筛选稳定且高效的特征。郝建平等^[42]基于图像分析技术, 从 142 项初始特征中筛选出 27 项稳定性指标, 涵盖尺寸、几何构型、表面纹理及色泽四大形态特征类别, 采用方差分析与随机森林算法, 成功构建了一个玉米种子多维度形态数据库, 可实现 91.2% 的品种判别准确率, 但该方法对表面纹理复杂的甜玉米品种适用性较差 (准确率下降至 79.5%)。Feng 等^[43]利用近红外高光谱成像和多元数据分析对转基因玉米籽粒进行鉴别, 采用竞争自适应重加权采样 (CARS) 从全波段中筛选出 54 个特征波长 (主要集中在 980~1100 nm 淀粉特征吸收区), 使 SVM 模型复杂度降低 62.0% 的同时保持 99.0% 以上的准确率, 但波长的选择对种子含水率敏感 (>15% 时特征漂移率达 8.7%)。

二是多源数据融合, 提高分类的准确率。Wang 等^[44]创新性地将光谱吸收峰 (550 nm 处吸光度差异达 0.32) 与灰度共生矩阵纹理特征 (对比度、相关性和能量) 进行特征级融合, 通过网格搜索优化最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 的正则化参数 ($C=2.8$, $\gamma=0.03$), 使分类准确率提升至 88.89%, 但模型对样本平衡性敏感 (少数类召回率仅为 73.4%)。

三是深度学习模型架构创新, 提高准确分类效率。Zhang 等^[45]基于高光谱成像技术设计的深度卷积网络采用残差连接结构 (ResNet-34 改进型), 在 450~979 nm 波段范围内通过 3×3 卷积核提取胚乳光谱特征, 配合 Dropout (0.5) 和 L2 正则化 ($\lambda=0.001$) 有效抑制过拟合, 使验证集准确率达 93.3%, 但模型参数量达 2.7 M, 难以部署至移动终端。Yang 等^[46]结合近红外光谱处理技术和深度学习模型, 提出了一种基于卷积神经网络 (LeNet-5) 的玉米品种识别模型, 在 LeNet-5 架构中引入批量归一化层, 将学习率设置为 0.001 (Adam 优化器), 配合早停法 (耐心值设为 10) 有效提升模型收敛速度, 在 6 个品种的 450 组数据上实现 99.2% 的识别准确率, 平均时间为 0.35 s, 但模型对成像角度变

化鲁棒性不足（偏转 30°时准确率下降 21.0%）。

以上研究表明，基于机器视觉光谱成像技术的玉米品种鉴别实现了 95%以上的准确率，检测效率不断提高。在种子特征提取方面，从早期的种子外部形态特征与颜色的提取发展到当前种子内部成分特征光谱信息的提取，实现了种子内外特征的综合判断，使种子鉴别更加系统化。近年来，算法与判别模型构建不断发展，尤其是当前卷积神经网络与机器深度学习的应用，提高了品种鉴别与纯度检测的准确性。但目前仍存在图像信息利用率不足、模型可移植性不强和大规模样本检测准确率不高等问题。未来品种标准光谱图像数据库的构建、产业的规模化、快速高效检测装备的研发以及精准算法模型的构建等将是突破重点。

2.4 玉米种子含水率检测

在种子贮藏期间，水分含量过高会使其呼吸作用增强，消耗营养物质，引起发霉，从而使种子活力降低，影响萌发出苗^[47]。因此，种子含水量检测是种子质量检测的重要环节，对确定合适收获时间及种子包装储藏前干燥措施的选择均有重要意义^[48]。传统的种子含水率测定方法包括蒸馏法、烘干法、微波法和电导法等^[49]。然而，这些方法操作繁琐、耗时长且对种子具有破坏性，难以满足现代种子加工线实时、快速和高效进行大批量检测的需求。

随着高光谱成像技术的发展，该方法在玉米种子含水量检测中日益受到重视，被认为是实现实时大批量种子水分检测的重要手段。高光谱成像技术通过光谱特征解耦实现含水率无损检测，当前取得了 3 个层面的关键技术突破。一是敏感波段筛选机制。Tian 等^[50]采用连续投影算法（SPA）从 1000~2500 nm 长波近红外光谱中锁定 3 个特征波段（1450、1930 和 2100 nm），分别对应 O-H 键伸缩振动与淀粉结晶水吸收峰，构建的 PLS 模型在 8%~22%含水率范围内预测误差（RMSEP=1.15%）显著优于全波段模型（RMSEP=1.82%），但该模型对超低含水率（<6%）检测失效（误差增至 3.4%）。二是区域特征提取策略。Zhang 等^[51]通过对比胚乳质心区与边缘区光谱稳定性（质心区信噪比提升 23 dB），确定近红外 914~1661 nm 为最优检测区间，采用无信息变量消除（UVE）算法筛选出 21 个关键波长（主要集中在 970 和 1450 nm 水

分子特征吸收带），结合 PLSR 模型时发现潜变量数（ $LV=7$ ）对模型性能影响显著（ $LV<5$ 时 R^2 下降 0.17），但该模型对种子表面凹陷区域敏感（凹陷深度 >0.2 mm 时预测偏差达 1.8%）。三是建模算法创新。李江波等^[52]在神经网络模型中引入贝叶斯正则化算法（ $\lambda=0.004$ ），将隐含层节点数设置为 8（通过 k-fold 交叉验证确定），基于 491 和 870 nm 双波段组合建立的模型 R^2 达 0.98，但模型训练耗时长达 47 min/千样本，且输入维度超过 6 时出现过拟合问题。Wang 等^[53]在 LS-SVM 模型中采用 RBF 核函数（ $\sigma=0.85$ ）并运用粒子群算法优化正则化参数（ $C=2.3$ ），使模型在 12%~18%含水率区间的预测集相关系数（ R_p ）提升至 0.9325，但核函数的选择存在显著局限性——多项式核函数（ $d=3$ ）在高含水率（ $>20\%$ ）场景下表现更优（ R_p 差异达 0.15）。

这些研究表明，光谱成像技术结合先进的建模方法，能够高效且准确地检测种子含水率，为种子质量控制提供了新的技术手段。但光谱稳定性问题和模型泛化缺陷等问题尚待解决；玉米种子含水量的实时动态检测技术及智能化检测系统还待研发与优化，其实时场景应用还有待加强。

2.5 玉米种子活力检测

种子活力是评估玉米种子质量的重要指标，反映了种子的健康状况，并指示了种子迅速整齐出苗的能力、植株的抗逆、生长能力及产量潜力^[54]。玉米种子生产过程中遭遇冷害或热害等导致种子成熟度不够、活力下降，或加工贮藏过程中温湿条件控制不当、时间过长等导致种子老化和萌发能力下降等问题^[55]。因此，玉米种子活力检测是玉米种子质量检测的重要内容。电导率测定、四唑染色法、老化试验及标准发芽试验法等是种子活力检测的常规方法，但这些方法存在操作过程繁琐、费时费力、主观性强且破坏样本等问题，难以满足现代种子精准化高效检测的需求。

近年来，机器视觉与光谱技术的融合为种子活力无损检测提供了新范式。其核心创新在于通过光谱特征解析种子内部生化组分的空间分布，结合图像纹理特征表征种皮完整性，进而构建多维活力评估模型^[56]，使其在玉米种子活力检测中的应用潜力备受关注。例如，Ambrose 等^[57]采用 400~2500 nm 高光谱成像捕获老化种子的脂质氧化

特征,通过 PLS-DA 算法实现 95.6%的分类精度。Feng 等^[58]使用近红外高光谱成像技术实现了对不同老化程度种子的鉴别。Cui 等^[59]利用高光谱(400~1000 nm)成像结合发芽试验鉴定甜玉米种子的活力并预测发芽性能。近年来,在种子活力高光谱检测数据处理算法与模型构建方面取得了较大进展。早期的特征驱动模型(如 SVM 和 RF)依赖人工特征提取,如 Wakholi 等^[60]选用 SVM 时,需通过递归特征消除(RFE)筛选与种子电解质渗透率相关的 532 和 680 nm 特征波段,虽获得 85.0%以上的准确率,但特征工程耗时且易丢失高阶交互信息。随着卷积神经网络(CNN)的发展,通过端到端学习自动提取特征,构建了数据驱动模型。Zhao 等^[61]采用一维(1DCNN)处理光谱序列时,设置卷积核尺寸为 7 以捕获局部光谱波动的模式,配合线性整流(rectified linear unit, ReLU)激活函数增强非线性表达能力。而 Ma 等^[62]设计二维(2DCNN)时,将光谱-空间信息重构为伪彩色图像,采用 3×3 卷积核提取局部纹理特征,此架构对样本量需求较 1DCNN 增加 30%以上,对不同活力的玉米种子进行分类,准确率达 90%。当前通过三维卷积同步提取空间-光谱特征构建三维(3DCNN)模型可能为玉米种子活力评估提供一个快速、非破坏性的实用解决方案。Wongchaisuwat 等^[63]基于获取的高光谱成像数据,比较了不同 CNN 模型,包括 1DCNN、2DCNN 和 3DCNN 对种子活力的鉴别效果,发现利用全光谱数据集的 3DCNN 模型效果最好,该方法采用渐进式学习率(初始 0.001,每 10 轮次下降 50%)缓解梯度爆炸,并设置批量归一化层减少内部协变量偏移,最终实现 99.89%的特异性。此外,模型性能高度依赖数据预处理策略。Xu 等^[55]对比 SG-2 和 SNV 等预处理方法时发现,去趋势(DE)处理能有效消除种子表面曲率引起的光散射干扰,配合 UVE 算法剔除冗余波段后,ANN 模型的隐含层节点数从 128 优化至 64,既维持了 95.24%的准确率又降低了 37.00%的计算成本。近年来,Mask R-CNN(基于区域的卷积神经网络)模型的机器视觉技术在玉米种子发芽率监测中得到了应用。该技术通过采集玉米种子发芽过程中的图像,使用标注工具对种子位置进行标注,训练种子定位模型以自动识别种子的发芽状态。通过骨架提取和深度搜索

算法,该技术能够自动统计发芽率、发芽势、芽长和根长等指标,为种子发芽试验的自动化管理提供了技术参考^[64]。

上述研究表明,机器视觉光谱成像技术用于玉米种子活力与发芽能力检测具有可行性。但当前技术仍存在以下局限性需要突破:(1)模型泛化能力受限于老化样本制备方法。人工加速老化通过高温高湿加速脂质过氧化,虽可快速获取活力梯度样本,但与自然老化种子在细胞膜透性和线粒体功能衰退路径上存在差异,导致模型田间验证精度普遍下降 8%~12%。(2)高维数据处理与实时检测的矛盾。3DCNN 虽精度优异,但单样本推理耗时可达 320 ms,难以满足生产线的实时分选需求。近期研究^[61]尝试通过通道剪枝(如 NS 算法)压缩模型规模,但准确率损失阈值需控制在 3%以内。(3)多品种适应性不足。现有模型多在单一杂交种上验证,而不同品种粒形和胚部结构的差异会导致光谱反射峰偏移,需建立品种特异性波长筛选机制。未来不同研究机构之间需加强合作,协同构建不同自然老化样品的数据库,提高玉米种子活力分类精度,加快该技术的实际应用。

3 问题与展望

通过以上分析可以看出,机器视觉光谱成像技术在获取种子形态特征和内部成分光谱特征等方面具有较强的技术优势,在玉米品种鉴定、纯度分析、种子活力检测及种子健康辨识等方面的研究取得了重要进展,目前已有多项技术成功应用。但仍存在一些问题与挑战,未来需在多技术集成与多模态数据融合技术、标准数据库构建、新算法模型以及智能化在线检测系统等方面加强研发与应用。

3.1 加强多模态数据融合技术,构建算法优化体系

针对数据计算能力与算法效率无法适应大批量种子质量检测的问题,应加强多模态数据融合技术并构建算法优化体系。机器视觉光谱成像技术的巨大应用潜力在于批量种子的检测,可以大幅提高采样与检测效率。随着取样效率的提高以及大量光谱信息和图像信息的产生,随之而来的冗余数据会加重数据处理的负担,传统算法难以实现实时处理,进而影响检测效率和检测的准确性。现有数据处理流程存在特征提取维度单一和并行计算架构适配性差等缺陷,导致检测效率与准确性呈负相关

关系,制约了大田场景下的在线检测应用。因此,更精准高效的数据获取与算法处理仍是需要解决的问题。未来通过整合图像、光谱和传感器等多种数据,克服了单一模态数据的局限性,显著提高了种子质量检测的准确性和全面性,实现种子外部特征与内部成分的同步检测。同时,开发面向高维数据的轻量化网络架构,采用注意力机制强化关键特征提取,通过迁移学习降低模型训练成本;设计异构高效计算平台,利用流水线并行技术提升数据处理速度,满足每分钟百粒种子的实时检测需求。

3.2 加强科研单位与企业之间的沟通与合作,建立动态演进的标准化数据库

针对通用的标准数据库缺乏、模型泛化能力不足制约产业化应用的问题,应加强科研单位与企业之间的沟通与合作,建立动态演进的标准化数据库。通用和有代表性的校准模型是机器视觉高光谱成像技术现实应用的基础。但品种遗传多样性、种植环境异质性及年度气候波动等因素导致光谱特征表达离散化,影响构建模型的稳定性和准确性,导致现有模型在实际场景中的应用性不强。现有模型在跨品种和跨产区迁移时准确率下降,缺乏涵盖多生态区、多生育期及多基因型种子的标准化数据库,致使模型开发维护成本高昂,商业化应用存在明显技术壁垒。未来应加强科研单位与企业之间的沟通与合作,共同推动数据的收集、整理和共享,构建玉米种子标准化光谱信息数据库,提高数据的利用效率,为检测系统的完善和优化提供重要的参考依据。重视建立动态演进的标准化数据库,开发具有在线学习能力的长期记忆网络(LSTM-Transformer)混合模型,通过增量更新机制使模型跨年度准确率波动控制在 $\pm 5\%$ 以内,建立符合 ISO 24333 标准^[65]的中国玉米种子光谱特征库。同时,注重与国际种子质量检测标准数据库的对接,提高我国种子质量检测的国际化水平。

3.3 加强自动化与智能化检测设备系统研发,研制模块化智能检测系统

针对多模态感知与系统集成技术存在断点、技术系统集成难度大以及一体化多功能检测系统尚显缺乏等问题,应加强自动化与智能化检测设备系统研发,研制模块化智能检测系统。种子质量检测需要对多个指标进行评估,包括纯度、净度、活力、霉变以及不完整粒等。然而,目前的研究和应用主

要集中于单一指标或少数几个指标的检测技术,仅从不同角度验证了机器视觉光谱技术在该领域应用的可行性。现有检测设备多采用分体式架构,光谱采集、图像处理和智能决策等模块间存在数据孤岛。硬件层面尚未解决多波段光源同步控制和高速运动导致的成像模糊等工程问题,软件层面缺乏统一的数据融合框架,导致多指标协同检测效率不足。未来应设计多源感知一体化探头,加强光谱技术、图像处理技术、智能算法模型决策、可视化和自动控制等技术的系统集成,开发用于玉米种子表型获取的高光谱成像在线检测系统,通过建立多传感器时空配准模型,实现纯度、活力和不完善粒等多项核心指标的同步检测,提高系统集成度与检测效率,满足种子加工线在线分选的要求,推动实验室技术向实际应用场景的转化及商业化应用。

参考文献

- [1] 徐田军, 吕天放, 陈传永, 等. 种植密度和植物生长调节剂对玉米茎秆性状的影响及调控. 中国农业科学, 2019, 52(4): 629-638.
- [2] 鲁苗苗, 辛婷婷, 贾濡, 等. 中国玉米种子质量: 十年变迁和未来展望. 中国种业, 2023(12): 6-10.
- [3] 国家市场监督管理总局. 粮食作物种子 第 1 部分: 禾谷类: GB 4404.1-2024. 北京: 中国质检出版社, 2024.
- [4] 胡晋. 种子检验学. 北京: 科学出版社, 2015.
- [5] 刘双喜. 基于色彩聚类的玉米种子纯度识别算法研究. 泰安: 山东农业大学, 2018.
- [6] 靖相柱, 孙霞, 郭业民, 等. 光谱成像技术在玉米种子质量检测方面的研究进展. 北方农业学报, 2023, 51(5): 93-102.
- [7] Huang M, Wang Q G, Zhu Q B, et al. Review of seed quality and safety tests using optical sensing technologies. Seed Science and Technology, 2015, 43(3): 337-366.
- [8] 赵懿滢. 基于高光谱成像技术的作物种子质量无损检测方法研究. 杭州: 浙江大学, 2021.
- [9] 罗天. 基于机器视觉的玉米种子智能分类算法研究. 南宁: 广西大学, 2023.
- [10] Pydipati R, Barks T F, Lee W S. Identification of citrus disease using color texture features and discriminant analysis. Computers and Electronics in Agriculture, 2006, 52(1): 49-59.
- [11] 陈兵旗, 吴召恒, 李红业, 等. 机器视觉技术的农业应用研究进展. 科技导报, 2018, 36(11): 54-65.
- [12] Feng L, Zhu S S, Lin F C, et al. Detection of oil chestnuts infected by blue mold using near-infrared hyperspectral imaging combined with artificial neural networks. Sensors, 2018, 18(6): 1944.
- [13] Calvini R, Amigo J M, Ulrici A. Transferring results from NIR-hyperspectral to NIR-multispectral imaging systems: a filter-based simulation applied to the classification of *Arabica* and *Robusta* green coffee. Analytica Chimica Acta, 2017, 967: 33-41.
- [14] 张伏, 张朝臣, 陈自均, 等. 光谱检测技术在种子质量检测中的应用. 中国农机化学报, 2021, 42(2): 109-114.
- [15] Gunasekaran S. Computer vision technology for food quality

- assurance. Trends in Food Science & Technology, 1996, 7(8): 245-256.
- [16] Timmermans A J M. Computer vision system for on-line sorting of pot plants based on learning techniques. Acta Horticulturae, 1998, 421: 91-98.
- [17] Zayas I, Pomeranz Y, Lai F S. Discrimination between Arthur and Arkan wheats by image analysis. Cereal Chemistry, 1985, 62(6): 478-480.
- [18] 韩小伟, 周江明, 高英波, 等. 基于机器视觉技术的玉米种子精选方法研究. 作物杂志, 2024(6): 242-248.
- [19] Liao K, Paulsen M R, Reid J F, et al. Corn kernel breakage classification by machine vision using a neural network classifier. Transactions of the ASAE, 1994, 36(6): 1949-1953.
- [20] Steenhoek L W, Misra M K, Batchelor W D, et al. Probabilistic neural networks for segmentation of features in corn kernel images. Proceedings of the Nutrition Society, 2001, 17(2): 225-234.
- [21] 赵敏. 基于机器视觉的玉米品质检测. 长春: 吉林大学, 2012.
- [22] Valiente-González J M, Andreu-García G, Potter P, et al. Automatic corn (*Zea mays*) kernel inspection system using novelty detection based on principal component analysis. Biosystems Engineering, 2014, 117: 94-103.
- [23] 崔欣, 张鹏, 赵静, 等. 基于机器视觉的玉米种粒破损识别方法研究. 农机化研究, 2019, 41(2): 28-33, 84.
- [24] 刘长青, 陈兵旗, 张新会, 等. 玉米定向精播种粒形态与品质动态检测方法. 农业机械学报, 2015, 46(9): 47-54.
- [25] 王侨, 陈兵旗, 朱德利, 等. 基于机器视觉的定向播种用玉米种粒精选装置研究. 农业机械学报, 2017, 48(2): 27-37.
- [26] Wang Q H, He Q H, Yue D, et al. Dynamic real-time detection for corn kernel breakage rate based on deep learning and sliding window technology. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 232: 109926.
- [27] Yang D, Yuan J H, Chang Q, et al. Early determination of mildew status in storage maize kernels using hyperspectral imaging combined with the stacked sparse autoencoder algorithm. Infrared Physics & Technology, 2020, 109: 103412.
- [28] 冯优妍, 杨爱馥, 郑秋月, 等. 粮食中主要霉菌实时荧光 PCR 检测方法建立. 粮食与饲料工业, 2020(4): 1-3, 9.
- [29] Wang W, Heitschmidt G W, Ni X Z, et al. Identification of aflatoxin B1 on maize kernel surfaces using hyperspectral imaging. Food Control, 2014, 42: 78-86.
- [30] Kandpal L M, Lee S, Kim M S, et al. Shortwave infrared (SWIR) hyperspectral imaging technique for examination of aflatoxin B1 (AFB1) on corn kernels. Food Control, 2015, 51: 171-176.
- [31] Yang S, Zhu Q B, Huang M. Application of joint skewness algorithm to select optimal wavelengths of hyperspectral image for maize seed classification. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(3): 990-996.
- [32] Yao H B, Hruska Z, Kincaid R, et al. Detecting maize inoculated with toxigenic and atoxigenic fungal strains with fluorescence hyperspectral imagery. Biosystems Engineering, 2013, 115(2): 125-135.
- [33] da Conceição R R P, Simeone M L F, Queiroz V A V, et al. Application of near-infrared hyperspectral (NIR) images combined with multivariate image analysis in the differentiation of two mycotoxicogenic *Fusarium* species associated with maize. Food Chemistry, 2021, 344: 128615.
- [34] 康孝存, 沈广辉, 徐剑宏, 等. 玉米中伏马毒素 B 污染高光谱快速检测模型研究. 中国粮油学报, 2023, 38(8): 41-48.
- [35] Yang X L, Hong H M, You Z H, et al. Spectral and image integrated analysis of hyperspectral data for waxy corn seed variety classification. Sensors, 2015, 15(7): 15578-15594.
- [36] Zhao Y Y, Zhu S S, Zhang C, et al. Application of hyperspectral imaging and chemometrics for variety classification of maize seeds. RSC Advances, 2018, 8(3): 1337-1345.
- [37] Vithu P, Moses J A. Machine vision system for food grain quality evaluation: a review. Trends in Food Science & Technology, 2016, 56: 13-20.
- [38] Taner A, Oztekin Y B, Tekgüler A, et al. Classification of varieties of grain species by artificial neural networks. Agronomy, 2018, 8(7): 123.
- [39] Bakhshipour A, Sanacifar A, Payman S H, et al. Evaluation of data mining strategies for classification of black tea based on image-based features. Food Analytical Methods, 2018, 11(4): 1041-1050.
- [40] 赵欣欣, 于运国, 崔克艳. 玉米种子纯度室内检验方法的研究现状与应用展望. 种子科技, 2010, 28(1): 24-27.
- [41] Patrício D I, Rieder R. Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: a systematic review. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 153: 69-81.
- [42] 郝建平, 杨锦忠, 杜天庆, 等. 基于图像处理的玉米品种的种子形态分析及其分类研究. 中国农业科学, 2008, 41(4): 994-1002.
- [43] Feng X P, Zhao Y Y, Zhang C, et al. Discrimination of transgenic maize kernel using NIR hyperspectral imaging and multivariate data analysis. Sensors, 2017, 17(8): 1894.
- [44] Wang L, Sun D W, Pu H B, et al. Application of hyperspectral imaging to discriminate the variety of maize seeds. Food Analytical Methods, 2016, 9(1): 225-234.
- [45] Zhang J, Dai L M, Cheng F. Corn seed variety classification based on hyperspectral reflectance imaging and deep convolutional neural network. Journal of Food Measurement & Characterization, 2021, 15: 484-494.
- [46] Yang J, Ma X D, Guan H O. A recognition method of corn varieties based on spectral technology and deep learning model. Infrared Physics & Technology, 2023, 128: 104533.
- [47] Adetumbi J A, Odiyi A C, Olakojo S A, et al. Effect of storage materials and environments on drying and germination quality of maize (*Zea mays* L.) seed. Electronic Journal of Environmental, Agricultural and Food Chemistry, 2009, 8(11): 1140-1149.
- [48] Zhou G F, Hao D R, Xue L, et al. Genome-wide association study of kernel moisture content at harvest stage in maize. Breeding Science, 2018, 68(5): 622-628.
- [49] 李淑娴, 高莹莹, 李运红, 等. 种子含水量的测定方法及展望. 种子, 2010, 29(10): 57-59, 61.
- [50] Tian X, Huang W Q, Li J B, et al. Measuring the moisture content in maize kernel based on hyperspectral image of embryo region. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36: 3237-3242.
- [51] Zhang Y M, Guo W C. Moisture content detection of maize seed based on visible/near-infrared and near-infrared hyperspectral imaging technology. International Journal of Food Science and Technology, 2020, 55: 631-664.
- [52] 李江波, 苏忆楠, 饶秀勤. 基于高光谱成像及神经网络技术检测玉米含水率. 包装与食品机械, 2010, 28(6): 1-4.
- [53] Wang Z L, Zhang Y F, Fan S X, et al. Determination of moisture content of single maize seed by using long-wave near-infrared

- hyperspectral imaging (LWNIR) coupled with UVE-SPA combination variable selection method. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2020, 8: 195229.
- [54] Finch-Savage W E, Bassel G W. Seed vigour and crop establishment: extending performance beyond adaptation. *Journal of Experimental Botany*, 2016, 67(3): 567-591.
- [55] Xu P, Zhang Y P, Tan Q, et al. Vigor identification of maize seeds by using hyperspectral imaging combined with multivariate data analysis. *Infrared Physics & Technology*, 2022, 126: 104361.
- [56] Xia Y, Xu Y F, Li J B, et al. Recent advances in emerging techniques for non-destructive detection of seed viability: a review. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2019, 1: 35-47.
- [57] Ambrose A, Kandpal L M, Kim M S, et al. High-speed measurement of corn seed viability using hyperspectral imaging. *Infrared Physics & Technology*, 2016, 75: 173-179.
- [58] Feng L, Zhu S S, Zhang C, et al. Identification of maize kernel vigor under different accelerated aging times using hyperspectral imaging. *Molecules*, 2018, 23(12): 3078.
- [59] Cui H W, Cheng Z S, Li P, et al. Prediction of sweet corn seed germination based on hyperspectral image technology and multivariate data regression. *Sensors*, 2020, 20(17): 4744.
- [60] Wakholi C, Kandpal L M, Lee H, et al. Rapid assessment of corn seed viability using short wave infrared line-scan hyperspectral imaging and chemometrics. *Sensors and Actuators*, 2018, 255: 498-507.
- [61] Zhao X Q, Pang L, Wang L M, et al. Deep convolutional neural network for detection and prediction of waxy corn seed viability using hyperspectral reflectance imaging. *Computers and Mathematics with Applications*, 2022, 27(6): 109.
- [62] Ma T, Tsuchikawa S, Inagaki T. Rapid and non-destructive seed viability prediction using near-infrared hyperspectral imaging coupled with a deep learning approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 177: 105683.
- [63] Wongchaisuwat P, Chakranon P, Yinpin A, et al. Rapid maize seed vigor classification using deep learning and hyperspectral imaging techniques. *Smart Agricultural Technology*, 2025, 10: 100820.
- [64] 马启良, 杨小明, 胡水星, 等. 基于 Mask RCNN 和视觉技术的玉米种子发芽自动检测方法. *浙江农业学报*, 2023, 35(8): 1927-1936.
- [65] International Organization for Standardization. *Cereals and cereal products-Sampling: ISO 24333*: 2009. Switzerland: ISO, 2009.

Application of Spectral Imaging Technology Based on Machine Vision in Maize Seed Quality Detection

Zhan Hui¹, Wu Qing², Li Lijun³

⁽¹⁾Department of Information Engineering, Wuchang Institute of Technology, Wuhan 430065, Hubei, China;

⁽²⁾College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, Hubei, China;

⁽³⁾College of Plant Science and Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, Hubei, China)

Abstract With the development of maize dense planting and single-seed precision sowing technologies, traditional seed quality detection methods cannot meet the requirements for high efficiency and accuracy, while machine vision spectral imaging technology provides a rapid, non-destructive, and efficient means of detection. This paper introduces the principles and development of machine vision spectral imaging technology, summarizes the seed quality detection workflow based on this technology, and analyzes the research progress in maize variety identification, purity analysis, imperfect grain identification, moldy grain detection, moisture content detection, and seed vigor detection. The existing problems in the research and application of machine vision spectral imaging technology are analyzed. The development trends of this technology in maize seed quality detection are prospected from the aspects of multi-technology integration and multimodal data fusion, construction of standard databases, new algorithm models, and research and development of intelligent online detection systems, aiming to provide a reference for promoting the application of this technology in maize seed detection.

Key words Maize; Machine vision-based spectral imaging technology; Seed quality detection; Development trends