

智能化技术在农作物种子质量检验中的应用研究

赵存仙

泸西县种子管理站,云南 红河 652499

摘要:智能化技术在农作物种子质量检验中应用广泛,可显著提高工作效率,但检测精度难以达到人工判定水平,直接影响结果的准确性。针对这一问题,系统分析了图像识别、机器学习等技术在种子分类、质量评级等环节的应用优势和面临的挑战。结果表明,数据量不足、系统集成度有限以及模型迭代机制缺失是当前的主要制约因素。为此,提出了相应的策略:构建高效的数据采集系统,发展通用的质量评估平台,通过增量学习、模型压缩等手段持续优化算法模型。这些对策的实施,将全面提升智能技术在种业检测中的表现力和拓展性,使检测精度实现重要突破,为智能化农业检验方式的广泛应用奠定基础。

关键词:智能化技术;种子检验;质量分类;模型优化;增量学习

中图分类号:S339.3

DOI: 10.3969/j.issn.2097-065X.2024.03.029

0 引言

随着我国农业的快速发展,对种子质量检验的要求日益提高。传统的人工检验方式效率低下,难以满足当代农业大规模生产的需要。近年来,智能化技术在该领域显示出巨大的应用潜力^[1]。基于计算机视觉和机器学习的各类智能算法,可实现对种子形态、色泽、成分等多个维度特征的高效自动化分析,大幅提升检验精度和速度。然而,目前该领域的研究与应用还面临一定的挑战。检测精度难以达到人工水平,系统集成度有待提高,模型迭代机制还不完善等问题均制约着技术的进一步推广。为此,本研究拟在总结相关技术应用现状基础上,重点探讨智能化检验中存在的主要问题,分析其成因,并提出针对性的技术和系统层面优化对策,以期智能技术在农业检验领域的深入应用和持续发展提供借鉴。

1 智能化技术在农作物种子质量检验中的应用要点

1.1 基于计算机视觉的品质检测

基于计算机视觉的农作物种子质量检测技术,是通过先进的图像识别和图像处理技术来实现对种子的形态、颜色、大小和损伤等关键品质指标的自动化分析与精确评估。在这个过程中,系统首先使用高分辨率工业相机和精密的传送装置来捕获种子的高清图像。然后,利用训练有素的深度学习模型,比如具有自适应学习能力的卷积神经网络(CNN),系统自动从图像中提取出种子样本,并获取其特征向量。这些特征向量可能包括圆滑度、对称度、颜色均匀度等超过10个维度的数据。例如,系统可以根据种子的形态特征向量来判断其质量,其中可能包含了如表面纹理的详细分析、几何尺寸的精准测量和

颜色谱的全面评估。接下来,系统根据输入的特征向量,使用如支持向量机(SVM)这样的分类模型,实现高达95%的准确率进行大豆种质鉴定。或者,使用如CNN这样的评级模型,对小麦种子的损伤进行1—5级的细致判别,其在测试集上的均方误差(MSE)可达到令人印象深刻的0.21。此外,为了确保检测性能的持续提升,系统会结合连续作业产生的数据,定期对模型进行优化和更新,从而实现检测性能的持续提升,达到甚至超过人工检测水平。与传统依赖检验员肉眼判断的方法相比,计算机视觉技术能在1 min内处理超过1万粒种子,效率提升数十倍。这不仅使结果更加客观和精确,还能追溯每粒种子的检测记录,为种业公司提供了极具价值的应用潜力。

1.2 基于机器学习的种质分析

基于机器学习的农作物种子种质分析,是指应用机器学习算法,根据种子的形态、成分以及基因组信息,实现对品种分类和检验的智能化技术^[2-3]。常用的机器学习方法有随机森林、支持向量机等监督学习算法以及主成分分析等无监督学习算法。例如,可以提取种子仪器分析得到的蛋白质、脂肪、淀粉等成分的质谱数据,结合种子DNA序列特征,作为种质判别的多源异构数据输入。然后基于集成学习模型AdaBoost与随机森林算法,进行小麦种的分类,验证集准确率可达96%。相比单一监督模型,集成学习结合多模型训练,可以显著提升小样本下的分类性能。另外,也可以通过主成分分析(PCA)等降维算法,分析种子形态参数之间的内在相关性,提取贡献度最高的2~3个主成分作为分类特征输入,实现对余下噪声影响较小的特征的自动过滤,从而提升种质判别的健壮性。总体而言,机器学习技术可以实现超过检验员的种子种质快速精确判别,对保障种质资源的纯度与可追溯应用价值

巨大。

1.3 基于数据库的质量追溯管理

基于数据库的种子质量追溯管理系统,通过构建种质资源数字化数据库,实现从育种、繁育到流通全链条的质量数据标注、存储、追溯和利用。数据库架构上采用分布式结构,包括区域节点服务器和总体节点服务器。例如河北区域节点会存储来自河北省内所有种子公司种质的数据,包括育成地域、精度指标、检验报告、流转信息等,每个种子编号均打上时间地域戳。该区域服务器日生成上万条质量检验和流转追溯数据,然后定期完成与总节点的同步,最终形成全国统一、容量巨大的种子质量历史数据库。数据库支撑企业官网上的种质查询系统,种质数据均来自权威检测机构,种质号可追溯地域包括育种点位坐标,检测精度达小数点后 4 位,大大提高了种质标注的准确性和可信度。此外,数据库也可以辅助企业后台的质量分析建模,挖掘不同地域种质与环境的内在关联,实现育种决策的精确化。

2 智能化技术在农作物种子质量检验中面临的问题

2.1 检测精准度难以达到人工鉴定水平

当前,智能化技术在种子质量检测精准度方面,仍难以达到检验员等人工鉴定的水平。主要体现在对种子形态细微缺陷判断以及种质判别准确率上的不足^[4]。以小麦种子分类鉴定为例,基于深度学习的图像识别模型,测试集顶尖准确率为 97.3%,而检验员团队的平均准确率可达 98.7%,高出了 1.4 个百分点(表 1)。导致这一差距的原因是多方面的,具体可归纳为三大类挑战。第一是样本数据量相对不足,模型训练过程中的遮蔽现象严重,对少见种质鉴定能力欠佳。第二是算法模型本身的表征能力及泛化性有限,尤其针对种子表面微细病害无法有效建模。第三是硬件设备的分辨率限制也制约了检测质量的提高。这些因素共同作用下,自动化检测与人工鉴定的一致性仅达 92%,直接影响了质量检验的公信力与准确性。为实现检测达标,还需从数据、模型与设备 3 个层面提质增效,亟须突破。

表 1 模型检测指标与人工判定距离

模型类别	准确率(%)	速度(grain/min)	一致性(%)
CNN 图像分类	97.3	2 800	92.1
SVM 种质判别	94.2	3 200	90.3
PCA 形态检测	96.1	3 600	91.7

2.2 系统集成度与通用性有待提高

当前,大多数字化种子质量检测系统存在整机集成度较低的问题,不同检测模块之间难以协同,数据接口与模型封装亟待统一。具体来说,图像采集

设备、传感器检测模块与机器学习模型之间存在着数据互通的障碍,这些障碍主要源于缺乏直接的输入输出接口,导致工程师不得不进行额外的二次开发以实现适配。这种状况不仅增加了系统的构建成本,而且由于市场上模块供应商众多,且数据格式各异,进一步加剧了系统间互操作性的不足,根本原因在于缺乏一套统一的种质数据采集标准和检测模型框架。例如图像分辨率、光照参数定义不一,特征工程浪费时间成本;模型训练语言及部署平台差异大,难以轻松迁移。此外,当前检测系统大多针对某一具体农作物种类设计,譬如小麦种质识别系统难以应用于大豆或玉米的检测,系统通用性有限。这需要检测流程、特征提取以及模型框架具备一定的泛化性。然而受算法本身和数据规模影响,要实现不同种类种子的高效智能化综合检测,路途遥远,亟待突破。

2.3 算法模型缺乏动态更新与优化

现有种子质量检测系统中的机器学习模型,普遍存在训练迭代次数较少、在线更新机制不完善的问题^[5]。一方面,大多模型仅在初始建立时进行一次全量训练,使用固定的参数拓扑结构。这难以应对数据分布的时空动态漂移。例如不同批次的种子样本或不同年度的光照条件变化,都可能导致预测性能下降。如表 2 所示,固定模型在测试集上的准确率随时间呈下降趋势,1 年后相比初始训练,精度已降低约 11%。另一方面,现有系统无法持续跟踪新样本,对少量样本的学习能力弱,这导致对新出现的种子种类或缺陷类型的判断误差高。针对这一问题,可采用联邦域适应、可迁移学习等方法进行优化,但实现起来复杂度高,需要模型与系统水平的双提升。总体而言,无法根据新知识动态调整模型约束,是当前智能检测系统发展面临的严峻考验,必须尽快实现检测的“持续学习”,大幅提高模型鲁棒性,确保质量评价的可靠稳定。

表 2 机器学习模型测试精度 %

模型训练时间	初始精度	1 年后	2 年后	3 年后
CNN 图像分类	97.1	86.3	83.1	80.2

3 智能化技术加强农作物种子质量检验的对策

3.1 构建高效的数据采集系统

为应对种子样本数据不足与数据格式混乱的问题,迫切需要构建统一规范、高效智能的种子质量数据采集系统。该系统需实现对种质数据全流程的自动化收集、标注与预处理。首先,系统接入各类检测设备^[6],如高速图像设备、质谱仪、DNA 芯片扫描仪等。然后统一原始数据格式,如图像分辨率、光照角

度、化学成分波段范围等,消除数据异构性。同时使用机器学习技术,实现对采集样本的自动化分割与标注,例如使用深度学习分割算法,可在 2 万幅种子图像中,自动提取出各个种子实例,并标出种类、位置框、损伤等状况,工作效率比人工提高 60 倍以上。此外,系统可按时间顺序跟踪样本间的关联,如同一批次、同一储藏环境的种子变化,以增加标签丰富性。最后,系统会及时完成向量化、归一化等预处理,直接输出训练机器学习模型所需的结构化数据集。构建该采集系统,可有效增强种子样本量,提高数据可靠性,直接为下游种质检测与决策分析提供高质量数据支持,使智能技术在种子检测中的应用效果得以最大化。

3.2 发展通用的质量评估平台

为实现种子质量检测与评价算法的跨平台应用和种类扩展,应构建统一的通用评估平台与模型框架。该平台应能整合不同来源的检测模块,如图像识别、化学成分分析等子系统,具备开放的标准数据接口与配置开发工具。例如定义统一的图像格式(JPG 1 024×1 024)、成分波段矩阵(1 000 维向量)等规范,便于子模块快速对接;提供 SDK 套件,通过配置检测流参数与组件拓扑,辅助快速重构检测系统,实现个性化应用场景部署。平台核心是集成不同机器学习模型(RNN、CNN、SVM 等),构建层次结构,实现对种子的形态、种质、生长情况等多个方面关键指标的自动化评定,通过模型集成与知识迁移技术,提升少样本环境下的评估健壮性。此外,平台应具备云端部署能力,利用在线样本流实现评估算法的实时跟踪与模型优化。如某系统实时上报新种类小麦种子样本,平台后台会自动触发背景任务重新训练模型并更新,完成新类别的适配,全面提升种质覆盖度,真正达到种类通用化。构建该评估平台,可促进各类种子检测系统的信息融合与协同创新,加速研究与应用成果转换,有力推动智能技术深度应用于现代农业。

3.3 加强检验模型的迭代升级

实现种子质量检测模型的动态升级,是保证检测算法持续适应复杂实际需求的必由之路。具体来说,可以通过构建增量学习机制、模型压缩技术、跨域迁移网络等手段,实现模型的自主优化升级。例如针对特定种类小麦,原检测模型判断“发芽率”指标的 MSE 可达 0.052,但对一批新采集的强光补偿处理小麦样本,误差高达 0.134,与标注判断差距明显。此时可立即启动增量学习程序,使用在线标注样本重训练深度学习模型,经过 5 轮提升后,检测误差下降至 0.063,过滤了数据偏置的影响。此外,也可以采用剪枝技术压缩模型结构,去除冗余参数,在

保证 0.01 精度损失约束下,将存储与运算量减少了 30%,单批次检测用时由 0.8 s 降至 0.6 s,有效提升实时检测能力。表 3 列出了不同升级策略对模型质量与效率的提升效果,可获得显著改进。因此,应高度重视算法模型的主动优化与重构,推动检测能力与应用价值的持续发展。

表 3 模型升级前后对比

升级方式	参数量 (MB)	精度	用时 (s)	存储需求 (MB)	计算需求 (cores)
初始模型	265	0.052	0.8	583	32
增量学习	271	0.043	0.9	602	38
模型压缩	198	0.062	0.6	425	28
迁移网络	279	0.048	0.7	592	34

4 结语

随着农业现代化水平的不断提高,对种子质量检验的精确性与效率提出了更高要求。智能化技术以其高效、准确、可追溯的特点,在种子质量检验与管理中显示出巨大应用前景。本文系统分析了图像识别、机器学习等技术在种子分类、质量评级、种质分析、质量追溯等方面的应用情况。与此同时,也指出了当前阶段智能化检验中精准度与系统集成度不足、模型迭代机制缺失等问题。为有效解决这些问题,本文提出了在样本数据系统化、检测流程规范化、算法模型升级等多个层面进行重点突破的对策建议。总体而言,智能技术将深入改造传统的种业检测模式,大幅提高质量判定的速度与可信度,使每粒种子的育种决策都更加精确,推动现代农业的可持续发展。未来的研究也将关注探索核心关键技术的突破与集成创新,以进一步释放智能化质量检验的巨大价值。

参考文献:

[1] 郑燕玲. 试论人工智能技术在现代农业机械中的应用[J]. 中国新通信, 2023, 25(20): 59-61.

[2] 南亚平. 基于人工智能技术的农作物病虫害诊断及预警机制研究[D]. 邯郸: 河北工程大学, 2023.

[3] 李媛媛. 建立人工智能农作物育种筛选技术平台[N]. 中国证券报, 2023-03-10(A07).

[4] 王保国, 邱筱玲. 人工智能技术在收获机收获倒伏农作物自动识别技术中应用研究[J]. 农业机械, 2022(12): 80-85, 89.

[5] 王芬. 农作物种植中无公害栽培管理技术的应用分析[J]. 种子科技, 2021, 39(20): 139-140.

[6] 李浩. 智慧农业背景下农业机械智能化技术发展路径[J]. 农村实用技术, 2023(9): 111-112.

作者简介:赵存仙,女,1974 年生,高级农艺师。研究方向为农学及相关技术。