



穆经超, 范晓飞, 赵晓顺, 田瑞涛, 刘景艳. 基于机器视觉的稻米品质检测系统设计与试验[J]. 中国农业大学学报, 2026, 31(04): 233-242.

MU Jingchao, FAN Xiaofei, ZHAO Xiaoshun, TIAN Ruitao, LIU Jingyan. Design and experiment of a rice quality inspection system based on machine vision[J].

Journal of China Agricultural University, 2026, 31(04): 233-242.

DOI: 10.11841/j.issn.1007-4333.2026.04.18

基于机器视觉的稻米品质检测系统设计与试验

穆经超 范晓飞 赵晓顺* 田瑞涛 刘景艳

(河北农业大学 机电工程学院, 河北 保定 071000)

摘要 针对传统人工的稻米品质检测方法耗时费力,且受检验人员主观因素和地域评判标准影响,检测结果一致性差,难以满足规模化、标准化检测需求的问题,设计一套基于机器视觉的稻米外观品质检测系统,并按国家标准中相应品质指标对稻米进行等级划分。采用加权平均值灰度变换和中值滤波去噪法预处理图片;利用固定阈值分割法和分水岭算法(Watershed算法)分割与单粒化处理籽粒;应用YOLOv8s模型提取表型参数和判定品质。将100组(每组稻米143粒)稻米样本分为训练集70组、验证集20组、测试集10组,以人工检测结果为对照,对稻米样本的外观品质进行检测,并进行等级判定。结果表明:1)人工检测的整精米率为59.8%、出糙率78.1%、霉变率4.32%、垩白率11%,判定为二等粳稻;系统检测对应指标分别为59.1%、77.3%、4.2%、12%,等级同样为二等粳稻,二者核心指标检测结果高度一致。2)等级判定中有93组检测系统结果与人工一致,平均准确率达93%。该检测系统有效提高了稻米外观品质检测的效率和准确性,可广泛应用于粮食储备库批量检测、稻米加工企业在线监控及农业科研育种筛选等场景。

关键词 稻米; 品质检测系统; 机器视觉; YOLOv8

中图分类号 S24

文章编号 1007-4333(2026)04-0233-10

文献标志码 A

Design and experiment of a rice quality inspection system based on machine vision

MU Jingchao, FAN Xiaofei, ZHAO Xiaoshun*, TIAN Ruitao, LIU Jingyan

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Hebei Agricultural University, Baoding 071000, China)

Abstract Aiming at the problems that traditional manual rice quality inspection is time-consuming, labor-intensive, and prone to poor consistency in results due to inspectors' subjectivity and regional evaluation standards, making it difficult to meet large-scale and standardized detection needs, a machine vision-based rice appearance quality inspection system was developed for grade classification in accordance with national standards. The system first preprocesses images by converting them to grayscale with a weighted-average method and removing noise via median filtering. It then segments and individualizes individual grains with fixed-threshold segmentation and Watershed algorithm. Finally, phenotypic parameter extraction and quality grades are determined with the YOLOv8s model. A total of 100 sets of rice samples (143 grains per set) were divided into one training set (70 sets), one validation set (20 sets), and one test set (10 sets). With manual inspection results as the control, the appearance quality of the rice samples was inspected and graded. The results showed that: 1) Manual inspection yielded a head rice rate of 59.8%, brown rice rate of 78.1%, moldy grain rate of 4.32%, chalkiness rate of 11%, and graded the rice as Grade 2 indica rice. The vision system returned 59.1%,

收稿日期: 2025-06-06;接受日期: 2025-12-18

基金项目: 国家大宗蔬菜产业技术体系(CARS-23);河北省重点研发计划项目(20327403D);河北省省属高校基本科研业务费项目(KY2022020)

第一作者: 穆经超(ORCID:0009-0006-0504-5445),硕士研究生,E-mail: 1518811454@qq.com

通讯作者: 赵晓顺(ORCID:0000-0001-9569-3505),副教授,主要从事智能农机装备、种子加工与检测研究,E-mail: zhao_xsh@126.com

77.3%, 4.2%, and 12%for the corresponding indicators, respectively, with the same grade, confirming a high consistency in core indicators. 2) The system matched the manual method grade in 93 of 100 samples, achieving an average accuracy of 93%. In conclusion, this system effectively improves detection efficiency and precision, and can be widely applied in scenarios such as batch detection in grain reserves, online monitoring in rice processing enterprises, and screening in agricultural scientific research and breeding.

Keywords rice; quality detection system; machine vision; YOLOv8

稻米是我国主要的粮食作物,其品质检测对粮食产业链质量管控和市场竞争力提升具有重要意义^[1-2]。当前我国稻米外观品质检测行业以传统人工分拣和目视评估方法为主,然而,人工检测依赖逐粒筛查,导致单位时间检测量有限,检测效率低下,难以适配规模化稻米生产、加工及流通环节的高效检测需求等问题;同时检测结果易受检验人员的操作经验、视觉敏感度、生理状态等主观因素影响,且不同地域、不同企业间尚未形成完全统一的评判标准,导致同一样品在不同检测场景下的结果偏差较大,无法满足粮食产业对品质管控标准化、规范化发展要求^[3-5]。随着机器学习和深度学习等技术的发展,图像识别、特征提取技术广泛应用于农作物品质检测并显著提升了检测的准确性和效率,为突破稻米外观品质检测传统瓶颈提供了技术路径^[6-11]。

在技术融合方面:Díaz等^[11]采用近红外光谱(Near-infrared spectroscopy, NIRS)结合机器学习的检测模型,针对796份日本北海道产糙米进行等级分类,分类准确率达94%,但存在核心评价指标覆盖不全面,设备成本高等问题。另有研究采用集成近红外透射仪与可见光分离器,可实现水分、蛋白质含量及外观缺陷的同步检测,每1 h处理量达1.5 t,误检率显著低于传统人工检测方法^[12-14]。在算法优化层面:通过对比人工神经网络(Artificial neural network, ANN)、支持向量机(Support vector machines, SVM)、卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)等模型后发现,SVM在不同加工程度稻米分类中精度最优,可达98.7%^[15];融合注意力机制的ResNet模型在谷物籽粒分类中准确率达96.5%^[16];基于反向传播神经网络(Back propagation neural networks, BPNN)的碎米识别模型采用形状特征提取也实现95.5%的分类准确度^[17]。在实际应用层面:采用颜色特征阈值设定可精准区分异色稻米,利用RGB图像对90个品种的8 640颗种子分类可有效消除品种混杂,证明了

RGB图像在消除品种混杂中的作用^[18]。然而,国内针对稻米外观品质检测的系统研究仍处于起步阶段,相关研究和成果数量相对有限,在一些检测分类算法以及特征提取方面仍有很多提升空间。

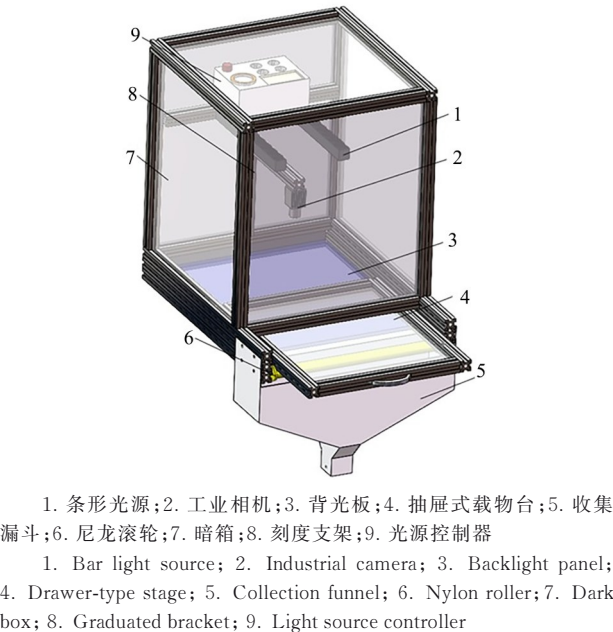
本研究拟采用机器视觉技术融合多模态图像特征提取方法改进YOLOv8s模型,优化粘连米粒分割、垩白粒识别等核心算法,设计一种基于机器视觉的稻米外观品质检测系统,以期达到在线快速检测稻米外观品质及等级划分的目的。

1 稻米外观品质检测系统

1.1 系统硬件

稻米外观品质检测系统所涉及的硬件主要包括暗箱、工业相机、抽屉式载物台、背光板、LED条形光源、尼龙滚轮、收集漏斗,检测系统硬件结构见图1。

为实现各硬件部件的功能适配与检测流程的



1. 条形光源;2. 工业相机;3. 背光板;4. 抽屉式载物台;5. 收集漏斗;6. 尼龙滚轮;7. 暗箱;8. 刻度支架;9. 光源控制器
1. Bar light source; 2. Industrial camera; 3. Backlight panel; 4. Drawer-type stage; 5. Collection funnel; 6. Nylon roller; 7. Dark box; 8. Graduated bracket; 9. Light source controller

图1 稻米外观品质检测系统硬件结构

Fig. 1 Hardware structure of the rice appearance quality detection system

有序推进,系统采用模块化架构设计,基于稻米外观品质检测的成像核心需求、操作规范及样本处理逻辑,将上述部件整合为成像单元、光环境调控单元、承载单元及样本回收单元,各单元通过机械基准面精准定位与接口标准化设计,形成协同作业闭环,为检测过程的稳定性与可靠性提供硬件支撑。

成像单元为系统核心检测模块,由工业相机、配套镜头及暗箱组成。其中,工业相机选用MV-GE1600C 迈德威视工业相机,配套MV-LD-8-3M-A 定焦镜头。相机搭载IMX206型CMOS传感器,最大分辨率为4 608像素 $\times$ 3 465像素,像元尺寸1.34 μm $\times$ 1.34 μm ,最小曝光时间0.07 ms,可捕捉稻米样本的粒型、色泽及缺陷等表型特征细节。相机固定于可调节刻度支架,通过支架高度校准实现成像焦距精准匹配;成像单元外罩铝合金框架暗箱,暗箱外围采用不透光黑色亚克力板封装,形成密闭光环境,屏蔽外界杂光干扰,保障图像采集光环境的一致性。

光环境调控单元由LED条形光源与背光板构成,采用双侧补光与底部背光的协同设计:暗箱内部相机左右两侧对称布置2根LED条形光源,光源光强连续可调,照射方向经优化布置以形成均匀漫反射光场;暗箱底部嵌入规格为400 mm $\times$ 460 mm的LED背光板,与玻璃材质载物台形成透射光通道。通过漫反射光与透射光的叠加,强化稻米样本轮廓边缘与内部缺陷的灰度差异,为后续图像分割与特征提取提供基础条件。承载单元以抽屉式透明玻璃载物台为核心,配套尼龙滚轮实现辅助功能。玻璃材质可保障背光板光线充分穿透;载物台采用导轨式安装结构,下方装配的尼龙导向滚轮能降低抽拉过程中的摩擦阻力,同时借助惯性作用促使样本自然平铺,避免颗粒重叠现象。

样本回收单元由收集漏斗与载物台倾斜机构联动组成。检测完成后,载物台沿预设机械轨迹翻转至预设角度,样本在重力作用下沿载物台滑落至收集漏斗,漏斗出料口与样本存储容器精准对接,实现检测样本的无损伤回收与集中处理,适配批量检测场景的连续作业需求。

1.2 系统软件

使用Python语言开发稻米外观品质检测系统软件,采用图像处理算法和YOLOv8目标检测算法,实现快速自动检测稻米外观品质和判定稻米等

级^[19]。工作流程如下:接通系统供电回路并启动控制主机,进入登录交互界面后录入授权用户名及密码完成身份校验,系统随即进入待机检测状态;随后将待检测稻米种子样本均匀平铺于载物台标定检测区域,确保样本无堆叠、无遮挡,触发“相机初始化”功能按键待相机完成参数校准后,选定目标检测类别并触发“图像采集”按键获取样本原始图像;若采集图像满足预设清晰度阈值及样本完整性要求,触发“品质检测”功能按键,系统将自动启动表型参数提取、特征分析、品质指标计算及等级判定流程,检测程序运行完毕后将载物台按预设角度翻转,回收样本,本次检测流程闭环;若采集图像未达到图像质量控制标准(如存在模糊、畸变、样本重叠或遮挡等问题),系统将自动弹窗提示质量异常,操作人员对样本摆放状态校准调整后,需重复执行检测类别选定、图像采集操作,直至采集图像符合检测技术要求,再启动品质检测及后续样本回收流程。

软件系统设计采用分层架构,涵盖界面层与底层。界面层为用户交互界面(GUI),提供操作入口。底层包含多个功能模块:登录系统模块,依托Cookie、Session机制实现用户身份验证;图像采集模块,借助工业相机软件开发工具包(SDK),完成图像获取;图像预处理模块,运用图像预处理算法,对采集图像进行前期处理;稻米外观品质检测模块为核心,其下又细分子模块,表型参数与算法检测模块协同,采用图像处理特征分析提取图像有效信息,结合深度学习模型调用,实现稻米外观品质检测功能,各模块相互配合,构建完整的稻米外观品质检测系统。

1)登录模块:为用户提供登录功能。

2)图像采集模块:对MV-GE1600C 迈德威视工业相机SDK进行开发,获取样本图像。

3)稻米图像预处理模块:本系统利用加权平均值灰度变换法、中值滤波去噪法及固定阈值分割法等算法组合对图像进行预处理,利用阈值分割法和分水岭算法解决图像中粘连籽粒现象,并进行了试验。

4)稻米外观品质检测模块:稻米外观品质检测模块主要包括检测稻米表型参数模块和深度学习检测稻米品质模块。检测稻米表型参数模块主要利用图像处理技术来提取稻米表型参数特征,并以

图表形式展示,主要包括样本的长度、宽度、长宽比及面积等表型参数。深度学习检测稻米品质模块对比YOLOv3、YOLOv5、YOLOv7及YOLOv8以上4个模型对稻米外观品质检测的效果和模型的训练性能,选择YOLOv8模型作为深度学习检测模型检测稻米品质,将该模型嵌入到检测系统中,模型选择按钮可以选择YOLOv8模型对样本图像进行检测。

试验材料选用籼稻,由安徽滁州粮食储备库提供。鉴于籼稻颗粒粒径小、形态不规则的固有特性,采集的原始图像易存在噪声干扰、背景与目标边界模糊及籽粒粘连等问题,直接影响后续表型参数提取与模型识别精度。因此,需通过系统化图像预处理流程优化图像质量,同时辅以数据增强手段扩充数据集^[20],具体操作如下:

首先输入工业相机采集的早籼稻原始彩色图像,执行灰度化转换。基于加权平均值法将RGB三通道彩色图像转化为单通道灰度图像,在保留样本亮度核心信息的前提下,简化数据维度,降低后续算法运算复杂度,为后续处理奠定基础。随后采用中值滤波算法进行去噪处理。选取3像素×3像素窗口,以窗口内像素灰度值的中值替代中心像素值,有效抑制图像采集过程中产生的噪声,提升图像清晰度与信噪比。接着运用固定阈值法实施背景分割。结合暗箱密闭光环境下样本与背景的灰度差异,设定最优分割阈值,将图像像素划分为前景(早籼稻籽粒)与背景2类,实现目标区域与背景的初步分离,获得二值化图像。针对二值化图像中存在的籽粒粘连问题,采用分水岭算法进行精细分割。通过标记前景种子点与背景区域,基于灰度梯度信息对粘连区域进行分割,分离出单个完整籽粒,避免因籽粒重叠导致的特征提取误差。最后,为提升模型泛化能力与识别精度,对预处理后的单粒化图像进行数据增强。采用图像翻转、旋转、亮度与对比度微调等方式扩充数据集,丰富样本多样性,为YOLOv8模型训练提供充足且全面的样本数据支撑。

本研究采用加权平均值法^[21]进行图像灰度变换,计算公式如下:

$$\text{Gray} = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (1)$$

式中:Gray为灰度值;R、G、B分别为红、绿、蓝通道的像素值。

选用中值滤波对稻米图像进行去噪处理,即采用非线性变换对图像进行处理。对于图像中的某个点的灰度值,计算该点邻域范围内的所有点灰度值的中值代替该点的灰度值,即以 (x, y) 为中心, $m \times n$ 为邻域,计算该邻域范围内所有像素点的灰度值并计算中值,将该中值作为点 (x, y) 的灰度值,中值滤波的数学表达式^[22]为:

$$g(x, y) = \text{Med}[f(x - i, y - j)] \quad (2)$$

式中: $f(x, y)$ 为原始图像在坐标 (x, y) 处的灰度值; $g(x, y)$ 为中值滤波去噪后的灰度值; i 和 j 的取值范围由滤波窗口尺寸决定。

选用固定阈值法实现分割^[23],设定固定的阈值将图像分割成像素低于阈值像素区域和高于阈值像素区域2个区域,固定阈值不会根据图像的光照强度等内容特性进行调整,本试验中采用搭建的采集设备,光源恒定,且背景区域与目标区域对比度明显,故使用固定阈值分割法^[24]。

5) 稻米外观品质检测模块:该模块利用图像处理技术提取稻米表型参数特征,稻米表型的特征量包括长度、宽度、长宽比及表面积,检测结果可以有效区分完整米和碎米。

2 稻米外观品质检测系统测试与试验

2.1 现行检测规定与标准

稻米品质等级判定准则遵循GB/T 1354—2018《大米》^[25]中关于普通籼米(非糯性)的分级规定。该标准以碎米总量、小碎米含量、不完善粒含量及加工精度为核心定等指标,将普通籼米划分为一、二、三级共3个质量等级,且各级指标要求随等级降低呈梯度放宽。一级普通籼米要求:碎米总量 $\leq 15.0\%$,小碎米含量 $\leq 1.0\%$,不完善粒含量 $\leq 3.0\%$;二级普通籼米要求:碎米总量 $\leq 20.0\%$,小碎米含量 $\leq 1.5\%$,不完善粒含量 $\leq 4.0\%$;三级普通籼米要求:碎米总量 $\leq 25.0\%$,小碎米含量 $\leq 2.0\%$,不完善粒含量 $\leq 6.0\%$ 。

为验证系统检测的准确性,本研究将人工检测与系统检测结果进行对比分析。人工检测依据国家标准流程执行,先通过四分法扦样分样确保样本代表性,筛除杂质并称量计算杂质率;经脱壳处理后测定出糙率,再对糙米碾磨精制,同步完成整精米率、碎米率的量化检测,人工分拣黄粒米并计算含黄率,获取人工检测相关数据,为与系统检测结

果比对提供参考。

稻米杂质率计算公式为：

$$\omega = \frac{g_2}{g_1} \times 100\% \quad (3)$$

式中： ω 为杂质率，%； g_1 为稻米样本质量，g； g_2 为用谷物筛筛选出大样杂质质量（不含小样杂质），g。

稻米出糙率计算公式为：

$$\beta = \frac{(g_4 + g_5) - (g_4 + g_6)}{g_3} \times 100\% \quad (4)$$

式中： β 为出糙率，%； g_3 为谷外糙米质量，g； g_4 为发芽粒糙米质量，g； g_5 为去除谷皮后的稻米（糙米）的质量，g； g_6 为不完善粒的质量，g，不完善粒指未成熟或者受到损伤但仍有使用价值的稻谷颗粒，包括病斑粒、生霉粒、生芽粒、未熟粒和虫蚀粒等。

整精米率根据 GB/T 21719—2008《稻谷整精米率检验法》^[26]中规定的方法检测，公式如下：

$$\gamma = \frac{g_7}{g_3} \times 100\% \quad (5)$$

式中： γ 为整精米率，%； g_7 为整精米质量，g。

含黄率根据 GB/T 5496—1985《粮食、油料检

验黄粒米及裂纹粒检验法》^[27]中规定的方法检测，计算公式如下：

$$\varphi = \frac{g_8}{g_3} \times 100\% \quad (6)$$

式中： φ 为含黄率，%； g_8 为精米中的黄粒米数量，粒。

2.2 稻米外观品质检测

试验材料选用安徽省滁州市粮食储备中转库提供的籼稻。人工检测严格遵循 GB/T 1354—2018《大米》^[25]标准规定的检测流程，对本批籼稻开展品质检测，具体操作如下：

对选取的 143 粒籼稻样本，先采用谷物筛筛除杂质并称量杂质质量；随后使用砬谷机进行脱壳处理得到糙米，称量糙米质量；再通过精米机对糙米进行碾磨成精米处理，称量精米质量。采用人工挑选方式，分离出样本中的霉变粒、垩白粒及不完善粒，分别称量各类籽粒质量。图 2 示出人工检测获得的精米表型特征分布。经计算，本批籼稻的整精米率为 59.80%、出糙率为 78.10%、霉变率为 4.32%、垩白率为 11%，依据国家标准判定为二等籼稻。

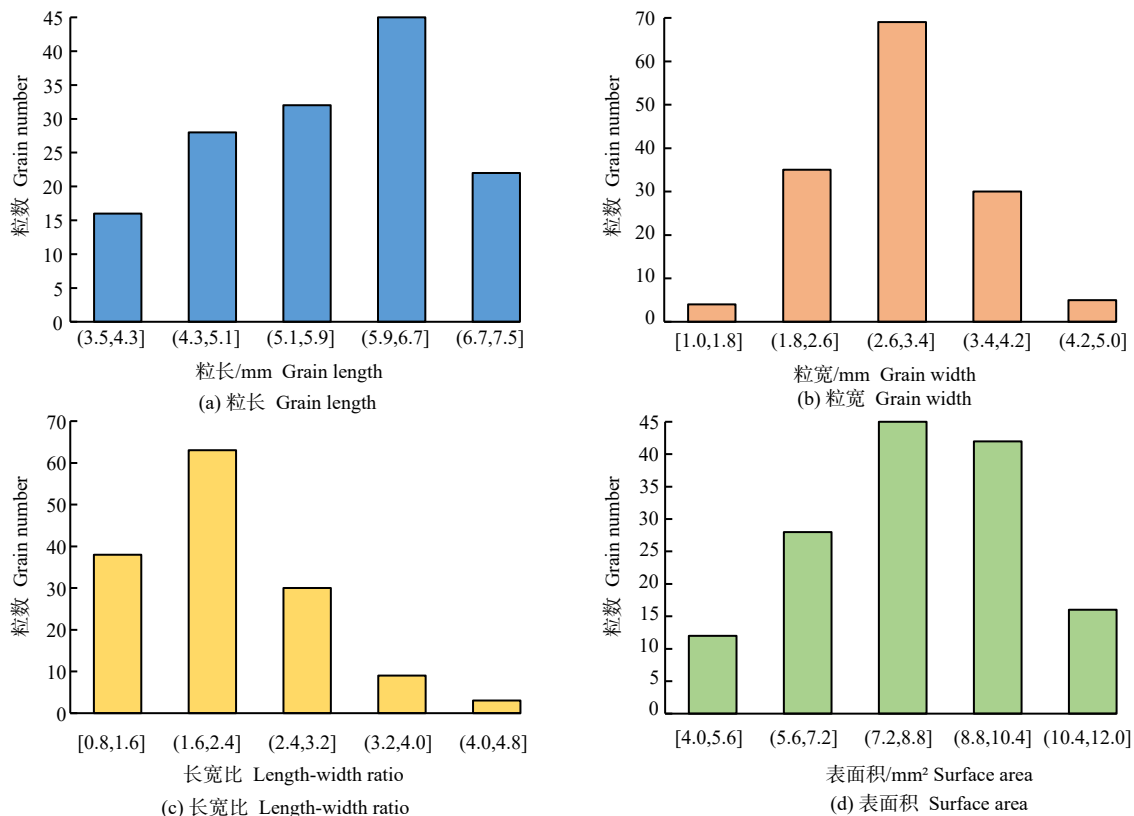


图2 稻米表型特征分布

Fig. 2 Distribution of phenotypic parameters in rice

选取与人工检测同品种的籼稻样本 143 粒进行系统检测,按带壳稻谷、糙米、精米的加工阶段依次推进:将带壳稻谷均匀平铺于载物台标定检测区域,触发“相机初始化”与“图像采集”功能按键获取样本图像,在系统交互界面选定检测类型为“带壳稻谷”并触发“品质检测”,系统自动提取并存储带壳稻谷面积特征信息;经砻谷机脱壳得到糙米后,将其规整置于同一检测区域重复图像采集操作,选定“糙米”检测类型完成表型参数提取与存储;通过

精米机碾磨糙米得到精米,平铺于载物台,确保无堆叠、无遮挡,再次执行图像采集流程,选定“精米”检测类型并调用 YOLOv8 检测模型,触发“品质检测”按键完成表型参数提取与品质等级判定,系统输出检测结果界面见图 3。系统检测所检测出的精米粒数为 143,其中黄粒米粒数为 12,出糙率为 77.3%,整精米率为 59.1%,霉变率为 4.2%,垳白率为 12%,判断该稻米样本等级为二等米。上述结果表明人工检测与系统检测结果基本一致。



图3 稻米外观品质检测系统结果输出界面

Fig. 3 Result output interface of rice appearance quality detection system

图 4 示出 6 种稻米图像数据集在训练和预测过程中性能评价指标的变化,模型训练过程中关键性能指标的量化结果见表 1,结合量化数据可知, YOLOv8 模型在迭代 200 次后进入稳定收敛阶段,各项指标趋于平缓。

图 5 示出 YOLOv8 模型训练和测试过程中准确率与召回率(Precision-Recall, $P-R$)的关系,训练集与测试集的 $P-R$ 曲线走势相近、无显著偏离。采用积分法求解曲线与横轴之间的面积可知:训练集中,垳白米识别准确率为 75.8%、整精米识别准确率 94.3%、碎米粒识别准确率 83.5%、霉变粒识别准确率 97.2%、未熟粒识别准确率 98.9%、黄粒米识别准确率 97.8%,对应的均值平均精度为 91.2%;测试集中,各项籽粒识别准确率分别为垳白米 79.8%、整精米 94.5%、碎米粒 87.5%、霉变粒 97.1%、未熟粒

98.2%、黄粒米 97.8%,均值平均精度达 92.7%。训练集和测试集各项籽粒识别准确率最大差值为 4.0%,均值平均精度差值 1.5%,整体差异极小,表明模型泛化能力良好,未出现过拟合现象。

2.3 整精米率的检测及等级判定

稻谷整精米率的等级判定准则严格参照 GB/T 17891—2017《优质稻谷》^[28] 规定。该标准将稻谷整精米率划分为一、二、三级共 3 个质量等级:一级稻谷整精米率 $\geq 60.0\%$;二级稻谷整精米率 $\geq 54.0\%$;三级稻谷整精米率 $\geq 48.0\%$ 。使用面积比的方式代替传统质量比方式检测整精米率,以带壳稻谷面积与精米面积的比值作为整精米率。人工检测和使用本系统检测稻米整精米率结果(图 6)高度一致,充分验证了本系统在整精米率检测中的准确性与可靠性。

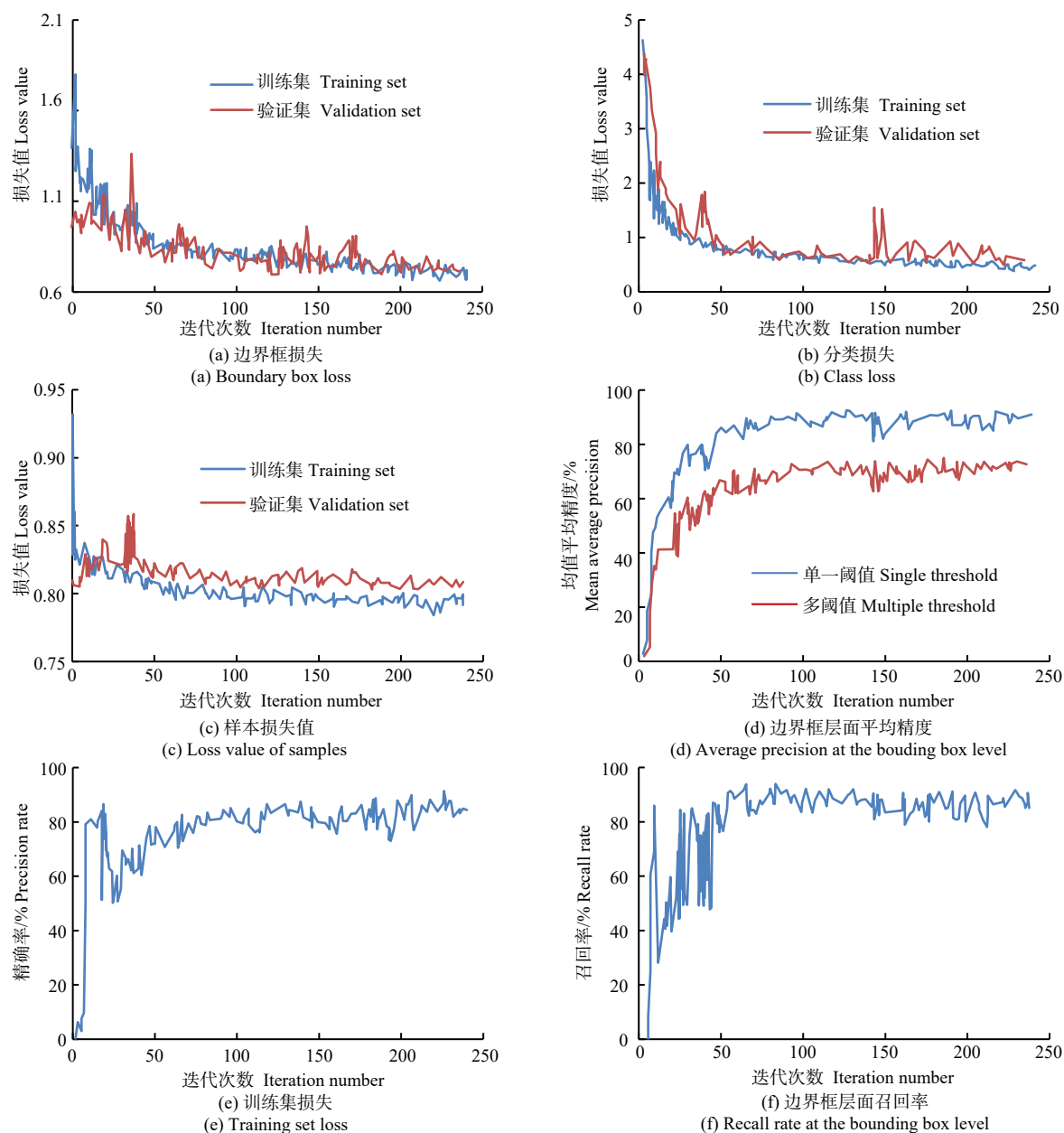


图4 YOLOv8模型检测稻米品质性能指标与迭代次数的关系

Fig. 4 Relationship between performance indicators of YOLOv8 model for detecting rice appearance quality and iteration number

表1 YOLOv8模型检测中关键性能指标的量化结果

Table 1 Quantitative results of key performance indicators of YOLOv8 model in rice appearance quality detection

迭代次数 Iteration number	准确率/% Precision	召回率/% Recall	均值平均精度/% Mean average precision
5	2.548	25.706	8.084
30	57.686	82.675	70.734
80	79.765	89.876	88.633
130	84.065	88.780	91.777
180	84.259	88.570	91.280
230	86.379	89.374	90.258
280	87.091	88.970	89.766

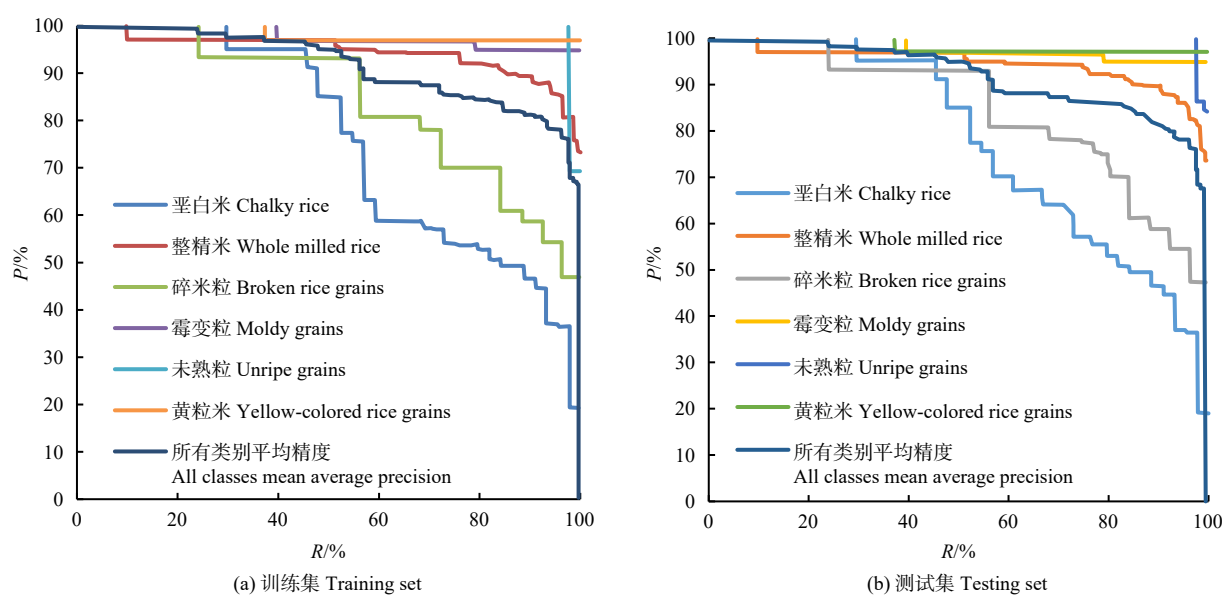


图5 模型训练和测试过程中准确率(P)与召回率(R)的关系

Fig. 5 Relationship between Precision and recall in model training and testing

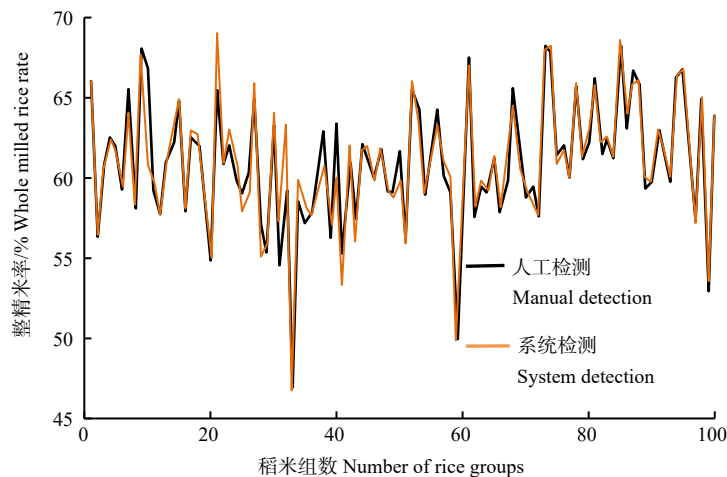


图6 人工和系统检测的整精米率

Fig. 6 Head rice rate of manual and system detection

3 结 论

本研究基于YOLOv8模型自主设计了一种稻米外观品质检测系统,硬件系统主要由成像单元、光环境调控单元、承载单元及样本回收单元组成;软件系统包括登录系统和检测系统。本检测系统实现了对稻谷、糙米和精米表型参数的可视化检测及对米粒数、出糙率、垩白率、霉变率、整精米率的等级快速判定等功能。采用加权平均值灰度变换法、中值滤波去噪法和固定阈值分割法等算法对图像进行预处理,采用阈值分割法和分水岭算法解决

了稻米图像中籽粒粘连问题。按照GB/T 1354—2018《大米》检测流程进行了人工检测和系统检测并依据结果判定稻米等级。对比检测结果表明:人工检测整精米率为59.8%,出糙率78.1%,霉变率4.32%,垩白率11%,等级为二等粳稻;系统检测对应指标分别为59.1%、77.3%、4.2%、12%,等级同样为二等粳稻,人工和系统检测结果基本一致,证明了该系统的可靠性和有效性。

参考文献 References

[1] 覃茂峰. 粮食检验的影响因素及对策[J]. 中国食品工业, 2024(15): 113-115

- Qin M F. Influencing factors and countermeasures of grain inspection[J]. *China Food Industry*, 2024(15): 113-115 (in Chinese)
- [2] 刘霞. 粮食检验的问题及解决措施研究[J]. 中国食品工业, 2024(11): 86-88
Liu X. Research on problems and solutions of grain inspection[J]. *China Food Industry*, 2024(11): 86-88 (in Chinese)
- [3] 刘子晗, 田芳明, 任增强. 稻米新鲜度检测方法研究现状与趋势[J]. 农机使用与维修, 2025(7): 77-80, 112
Liu Z H, Tian F M, Ren Z Q. Current status and trend of research on rice freshness testing methods [J]. *Agricultural Machinery Using & Maintenance*, 2025(7): 77-80, 112 (in Chinese)
- [4] 陈思, 王慧, 吴浩然, 李侠芳, 黄艳玲, 张从合. 稻米品质的影响因素、相关基因及改良途径等研究进展[J]. 中国种业, 2025(8): 8-13, 18
Chen S, Wang H, Wu H R, Li X F, Huang Y L, Zhang C H. Research progress on influencing factors, related genes and improvement approaches of rice quality[J]. *China Seed Industry*, 2025(8): 8-13, 18 (in Chinese)
- [5] 胡贤巧, 卢林, 张卫星, 牟仁祥, 陈铭学. 食用稻品质评价标准发展及其对稻米品质改善的影响[J]. 中国稻米, 2022, 28(5): 133-138
Hu X Q, Lu L, Zhang W X, Mou R X, Chen M X. Development of standard of cooking rice variety quality in China and its influence on rice quality improvement[J]. *China Rice*, 2022, 28(5): 133-138 (in Chinese)
- [6] Lingwal S, Bhatia K K, Tomer M S. Image-based wheat grain classification using convolutional neural network[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(28): 35441-35465
- [7] Kiratiratanapruk K, Temniranrat P, Sinthupinyo W, Prempre P, Chaitavon K, Porntheeraphat S, Prasertsak A. Development of paddy rice seed classification process using machine learning techniques for automatic grading machine[J]. *Journal of Sensors*, 2020, 2020(1): 7041310
- [8] Dhakshina Kumar S, Esakkirajan S, Bama S, Keerthiveena B. A microcontroller based machine vision approach for tomato grading and sorting using SVM classifier[J]. *Microprocessors and Microsystems*, 2020, 76: 103090
- [9] 潘同, 吴伟锋, 侯浩楠, 许亚男, 涂柯玲, 顾日良, 王建华, 孙群. 机器视觉技术对氯化三苯基四氮唑染色法鉴定玉米种子生活力的改进[J]. 中国农业大学学报, 2022, 27(5): 106-113
Pan T, Wu W F, Hou H N, Xu Y N, Tu K L, Gu R L, Wang J H, Sun Q. Improvement of machine vision technology for determination of maize seed viability by tetrazole staining[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2022, 27(5): 106-113 (in Chinese)
- [10] 张新玉, 王颖杰, 刘若西, 申兵辉, 王皎月, 严衍禄, 康定明. 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 X Y, Wang Y J, Liu R X, Shen B H, Wang J Y, Yan Y L, Kang D M. 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)
- [11] Díaz E O, Iino H, Koyama K, Kawamura S, Koseki S, Lyu S X. Non-destructive quality classification of rice taste properties based on near-infrared spectroscopy and machine learning algorithms[J]. *Food Chemistry*, 2023 (429): 136907
- [12] 赵昕, 郑树亮, 牛晓颖, 曹建康, 陈晗, 赵志磊. 基于高光谱成像技术和近红外光谱技术的金冠苹果货架期判别及其品质分析[J]. 食品工业科技, 2025, 46(11): 302-312
Zhao X, Zheng S L, Niu X Y, Cao J K, Chen H, Zhao Z L. Shelf life identification and quality analysis of golden delicious apples based on hyperspectral imaging and near infrared spectroscopy [J]. *Science and Technology of Food Industry*, 2025, 46(11): 302-312 (in Chinese)
- [13] 张蔚然, 杜岳峰, 栗晓宇, 刘磊, 王林泽, 吴志康. 基于FSLYOLO v8n的玉米籽粒收获质量在线检测方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(8): 253-265
Zhang W R, Du Y F, Li X Y, Liu L, Wang L Z, Wu Z K. Online detection method of corn kernel quality based on FSLYOLO v8n[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(8): 253-265 (in Chinese)
- [14] 王晓飞, 刘维, 巫浩翔, 陈浩, 张丽婷, 潘朝阳, 何秀英. 一种基于深度学习的水稻种子分类方法[J]. 中国稻米, 2024, 30(5): 49-56
Wang X F, Liu W, Wu H X, Chen H, Zhang L T, Pan Z Y, He X Y. A method of rice seed classification based on deep learning[J]. *China Rice*, 2024, 30(5): 49-56 (in Chinese)
- [15] Zareiforoush H, Minaei S, Alizadeh M R, Banakar A. Qualitative classification of milled rice grains using computer vision and metaheuristic techniques[J]. *Journal of Food Science and Technology*, 2016(53): 118-131
- [16] Zhang W W, Ma H M, Li X H, Liu X L, Jiao J, Zhang P F, Gu L C, Wang Q, Bao W X, Cao S N. Imperfect wheat grain recognition combined with an attention mechanism and residual network[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(11): 5139
- [17] Hu Y D, Du Y M, San L N, Tian J. Research on rice grain shape detection method based on machine vision[C]//2019 5th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR). 2019, Beijing, China. IEEE, 2019: 300-304
- [18] Fabyi S D, Vu H, Tachtatzis C, Murray P, Harle D, Dao T K, Andonovic I, Ren J C, Marshall S. Varietal classification of rice seeds using RGB and hyperspectral images[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 22493-22505
- [19] 王欣宇, 马宝玉, 潘新, 闫伟红. 基于分层卷积神经网络的牧草种子识别模型[J]. 内蒙古农业大学学报, 2021, 42(5): 89-93
Wang X Y, Ma Y B, Pan X, Yan W H. Forage seed recognition model based on hierarchical convolutional neural network[J]. *Journal of Inner Mongolia Agricultural University*, 2021, 42(5): 89-93 (in Chinese)
- [20] 陈卫东, 李宛玉, 李智. 基于机器视觉的粮食外观品质检测研究进展[J]. 河南工业大学学报, 2022, 43(6): 118-128
Chen W D, Li W Y, Li Z. Research progress on the quality detection of grain based on machine vision[J]. *Journal of Henan University of Technology*, 2022, 43(6): 118-128 (in Chinese)
- [21] 阮秋琦. 数字图像处理学[M]. 北京: 电子工业出版社, 2001
Ruan Q Q. *Digital Image Processing* [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2001 (in Chinese)
- [22] 马丽霞. 基于机器视觉的大米外观品质判别研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2016
Ma L X. The Research for rice appearance quality judgment based on machine vision[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2016 (in Chinese)
- [23] 许永健. 基于机器视觉的大米加工品质在线检测及反馈控制研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2021
Xu Y J. Research on online inspection and feedback control of rice processing quality based on machine vision[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2021 (in Chinese)
- [24] Liao J, Wang Y, Yin J N, Liu L, Zhang S, Zhu D Q. Segmentation of rice seedlings using the YCrCb color space and an improved otsu method[J]. *Agronomy*, 2018, 8(11): 269
- [25] GB/T 1354—2018 大米[S]. 北京: 中国标准出版社, 2018
GB/T 1354—2018 Milled rice [S]. Beijing: China Standard Press, 2018 (in Chinese)
- [26] GB/T 21719—2008 稻谷整精米率检验法[S]. 北京: 中国标准出版社, 2008
GB/T 21719—2008 Method for determination of head rice yield of paddy [S].

Beijing: China Standard Press, 2008 (in Chinese)

[27] GB/T 5496—1985 粮食、油料检验 黄粒米及裂纹检验法[S]. 北京:中国标准出版社, 1985

GB/T 5496—1985 Inspection of grain and oilseeds - method for inspection of yellow rice grains and cracks[S]. Beijing: China Standard Press, 1985 (in

Chinese)

[28] GB/T 17891—2017 优质稻谷[S]. 北京:中国标准出版社, 2017

GB/T 17891—2017 High quality paddy[S]. Beijing: China Standard Press, 2017 (in Chinese)

责任编辑: 刘迎春



第一作者简介: 穆经超, 硕士研究生, 主要研究方向为种子加工与检测技术与设备。曾获河北农业大学三等奖学金, 河北省“互联网+”铜奖, 河北省科技成果奖1项, 获授权实用新型专利4项, 发明专利2项。



通讯作者简介: 赵晓顺, 博士, 副教授, 主要从事智能农机装备、种子加工与检测研究, 美国堪萨斯州立大学生物与农业工程访问学者, 张家口市燕赵英才服务B卡。主持完成省部级以上科研项目8项, 获河北省省级科技进步奖2项, 河北省山区创业二等奖1项, 北京发明创新银奖1项, 保定市科技进步奖3项。在国内及国际期刊上发表学术论文100余篇第一发明人获授权发明专利9项(转让实施7项), 实用新型专利30余件, 出版专著、编著5部, 主编教材2部。第一指导教师指导大学生获得“互联网+”、挑战杯等创新创业大赛省级以上奖励20余项, 指导大学生创新创业训练计划项目省级5项、校级8项。