doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.12.021

小麦籽粒外观品质检测装置设计与试验

徐法虎[1,2]　王一晖[1,2]　蒋佳玮[1,2]　黄奕凯[1,2]　孙浩天[1,2]　苏宝峰[1,2]
(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 针对小麦籽粒外观品质传统人工检测方法效率低、标准不统一,现有检测设备功能单一、操作复杂且成本高昂的问题,本研究提出了小麦不完善粒自动识别及籽粒多表型参数精准获取方法。设计了小麦籽粒外观品质检测装置结构、工作流程及控制方案,构建了包含 6 类小麦样本(正常粒和 5 类不完善粒)的数据集。通过更换骨干网络及卷积模块,提出了基于轻量化深度学习网络的小麦不完善粒识别方法,在多数分类数据集上精确率及召回率均达到 95% 以上。对籽粒图像进行畸变校正处理,消除畸变对长宽比测量的影响,采用边缘检测及分水岭算法对籽粒轮廓进行分割,构建了基于图像处理的小麦籽粒多表型参数获取模型,粒长、粒宽及长宽比均方根误差分别为 0.19 mm、0.14 mm 和 0.10。最后,集成了系统样机,对小麦籽粒外观品质检测装置的试验结果表明,小麦不完善粒识别及多表型参数获取模型具有较高的识别及测量精度,样机具有运行稳定、成本效益良好、检测参数全面的综合优势,研究结果可为小麦优良品种快速选育及性状改良提供参考。

关键词: 小麦籽粒; 外观品质; 深度学习; 图像处理; 表型获取模型
中图分类号: S24; TP23　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)12-0222-11　　**OSID**:

Design and Experiment of Detection Device for Wheat Kernel Appearance Quality

XU Fahu[1,2]　WANG Yihui[1,2]　JIANG Jiawei[1,2]　HUANG Yikai[1,2]　SUN Haotian[1,2]　SU Baofeng[1,2]
(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract: Aiming to address the problems of low efficiency and inconsistent standards in traditional manual inspection of wheat grain appearance quality, as well as the limitations of existing detection equipment such as single functionality, complex operation, and high cost, an automatic identification method for imperfect wheat grains and an accurate acquisition method for multiple phenotypic parameters of grains were proposed. The structure, workflow, and control scheme of a wheat grain appearance quality detection device were designed. A dataset containing six types of wheat samples (normal grains and five types of imperfect grains) was constructed. By replacing the backbone network and convolution modules, an identification method for imperfect wheat grains based on a lightweight deep learning network was proposed, with both precision and recall exceeding 95% on most classification datasets. Distortion correction was applied to grain images to eliminate the influence of distortion on aspect ratio measurement. Edge detection and watershed algorithms were used to segment grain contours, and an image-processing-based model for acquiring multiple phenotypic parameters of wheat grains was established. The root mean square errors of grain length, grain width, and aspect ratio were 0.19 mm, 0.14 mm, and 0.10, respectively. Finally, a prototype system was integrated. Experimental results of the wheat grain appearance quality detection device showed that the proposed imperfect wheat grain identification model and the multiple phenotypic parameter acquisition model achieved high recognition and measurement accuracy. The developed prototype demonstrated stable operation, good cost-effectiveness, and comprehensive detection parameters. The results can provide a reference for rapid breeding of high-quality wheat varieties and trait improvement.

Key words: wheat kernel; appearance quality; deep learning; image processing; phenotypic acquisition model

收稿日期: 2025-11-05　修回日期: 2026-01-26
基金项目: 陕西省自然科学基础研究计划项目(2025JC-YBQN-280)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(Z1090124087)
作者简介: 徐法虎(1993—),男,讲师,博士,主要从事作物表型获取技术研究,E-mail: fahu.xu@nwafu.edu.cn
通信作者: 苏宝峰(1981—),男,教授,博士,主要从事育种材料田间群体表型获取技术及装备研究,E-mail: bfs@nwafu.edu.cn

0　引言

小麦籽粒作为小麦的重要器官，其外观品质的精准检测直接影响优良品种选育及作物性状改良进程。小麦籽粒外观品质检测主要涵盖不完善粒识别和表型参数获取两方面。当前，基于深度学习的小麦不完善粒识别方法精度高，但存在模型参数量多、计算资源要求高、硬件部署普适性不足的问题。小麦籽粒特有的种胚和腹沟等形态特征导致图像处理存在过分割现象，显著增加了表型参数获取难度。市面上已有检测装置价格昂贵，且功能有限，难以实现不完善粒识别、表型参数获取与千粒质量测量的充分整合。因此，深入研究小麦籽粒外部品质检测方法，开发一款操作简便、成本低廉且能获取多类参数的小麦籽粒外观品质检测装置，具有重要的研究价值和现实意义。

近年来，国内外学者在相关领域有不少探索成果。朱俊松[1]经均值滤波预处理图像后构建神经网络，不完善粒识别精确率达到 97%；杨承霖等[2]利用光谱仪构建基于支持向量机（Support vector machine，SVM）、随机森林（Random forest，RF）和极限学习机（Extreme learning machines，ELM）的小麦生霉程度判别模型，精确率达到 98.61%；张玉荣等[3]将卷积神经网络（Convolutional neural network，CNN）结合迁移学习，测试集识别精确率为 85.4%。LI 等[4]结合深度卷积生成对抗网络（Deep convolutional generative adversarial networks，DCGAN）与近红外高光谱成像技术，通过自动生成可靠数据样本提升籽粒分类性能；ZHANG 等[5]融合注意力机制与残差网络（Residual network，ResNet），提高粘连籽粒识别精确率；宋鹏等[6]提出先分割后融合的改进分水岭算法，实现粘连籽粒准确分割并获取长宽参数；商林[7]基于自适应 Canny 边缘检测算法测定稻米长宽比；姚业浩等[8]用分水岭算法对油菜籽粒二次分割，还通过数学模型推出千粒质量；杨俊雅[9]开发的智能化考种系统支持多品种籽粒云检测，但仅能计算共性几何参数。此外，WU 等[10]开发的小麦籽粒表型分析平台可同步获取基因型及三维表型数据，却因气动吸嘴设计存在操作问题，影响检测效率；FAN 等[11]开发了单粒小麦内部品质分析系统和 ZHANG 等[12]开发的基于高光谱成像不完善粒检测系统，分别存在检测效率待提升、需人工排列籽粒的问题。总体而言，小麦籽粒识别模型轻量化算法与表型参数测定算法尚需深入研究，市面上低成本小麦籽粒多表型参数检测装置尚欠缺。

为此，本研究设计一种小麦外观品质检测装置，研究基于轻量化深度学习网络的小麦不完善粒识别及籽粒多表型参数获取方法，集成小麦籽粒外观品质检测装置样机，并进行整机效率与参数获取准确性测试，以期能够实现小麦不完善粒识别与籽粒多表型参数同时测量，助力高效科研育种工作。

1　总体结构与关键模块设计

1.1　总体结构设计

小麦籽粒外观品质检测装置如图 1 所示，主要包括铝型材外框架、钢制支撑底座、入料滑道、籽粒称量模块、转运机械臂、图像采集模块和籽粒收集模块等。

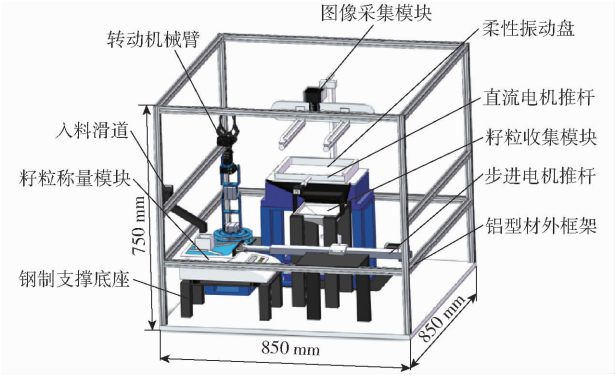


图 1　小麦籽粒外观品质检测装置

Fig. 1　Wheat kernel appearance quality inspection device

1.2　总体控制方案与工作流程

整体控制方案需兼顾各模块独立运行与系统整体效率，确保装置运行稳定性、高效性及合理性，总体控制方案如图 2 所示。

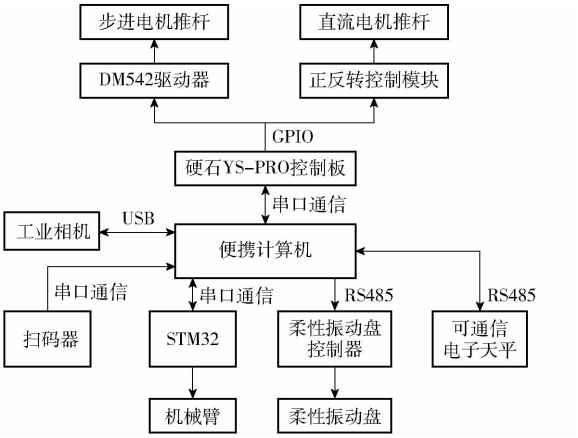


图 2　总体控制方案

Fig. 2　Overall control program

整体工作流程可分为 5 个阶段。

（1）将印有小麦籽粒品种条形码标签的纸袋置于扫码器上方扫码，获取品种信息并生成文本文件。

（2）小麦倒入入料滑道，全部落入籽粒转运瓶。点击可视化界面“开始”按钮，品种信息上传至界

面,电子天平读取重量并实时对比,读数稳定后记录批量总重量,上传至便携计算机,进入下一步。

(3)转运机械臂将装有籽粒的转运瓶夹持至图像采集模块的柔性振动盘正上方。由于入料滑道与采集瓶之间的间隙较小,成本限制了舵机机械臂运送精度,倒料后若将转运瓶直接放回入料滑道正下方会使其与入料滑道产生干涉,故倒料后将转运瓶放回电子天平右侧位置。

(4)柔性振动盘执行振散动作以减少籽粒堆叠粘连,1 s 后相机采集图像,同步执行不完善粒识别与籽粒表型信息采集;同步控制步进电机推杆将转运瓶推回入料滑道正下方,等待下次入料[13]。

(5)图像采集完成后,控制直流电机推杆返回,柔性振动盘执行出料动作(先右振再下振),使籽粒经收集模块落入收集筐;相机实时监测振动盘料盒,若有籽粒残留则重复出料直至清空;图像处理完成后,将检测信息显示于可视化界面,完成检测。

1.3 关键模块选型与设计

1.3.1 扫码器与称量模块

扫码器通过 USB 接口与便携计算机建立通信,默认为自动感应模式。当扫码器感应到小麦籽粒条形码信息后,自动触发高电平,将获取的条形码信息经过解码后上传到便携计算机中生成文本文档,与本地籽粒品种数据库进行匹配后,将对应的品种名称信息在可视化界面显示。

精确测定批量小麦籽粒质量是获取千粒质量信息的基础。质量获取过程,由便携计算机向电子天平发送格式指令后读取返回值,待读数稳定后解析十六进制数据获取批量小麦实际质量。

由于六轴转运机械臂采用舵机控制难以精确定位,在电子天平上加装 V 形护板以确保入料精度。

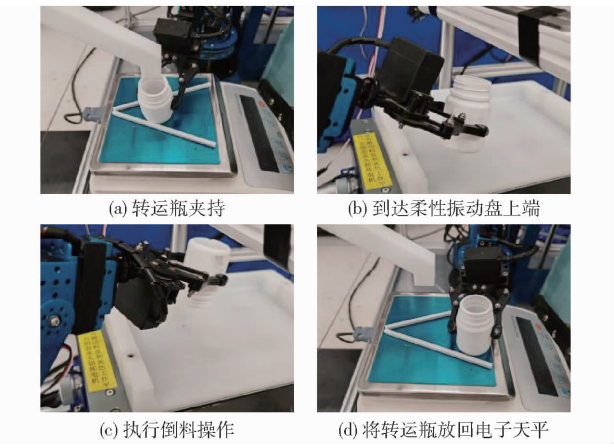
1.3.2 转运机械臂模块

采用六轴轻量机械臂作为小麦籽粒转运装置,采用蒙特卡罗法分析机械臂运动空间,确定其末端相对于坐标原点的最大可达范围,符合设备对机械臂活动范围的要求。

采用 STM32C8T6 单片机扩展模块控制机械臂动作组,为提高整机运行效率,将调试好的机械臂动作组指令保存为固定文件,文件中保存各关节的角度信息。便携计算机通过串口只需向拓展模块发送包含舵机地址、旋转角度的 16 位串口指令即可实现机械臂夹持、转运、倒料、返回自动操作。机械臂工作动作组分解如图 3 所示。

1.3.3 图像采集平台

图像采集平台由 CCD 工业相机、相机支架与柔性振动盘组成。柔性振动盘将小麦籽粒振散后,工业相机采集籽粒图像信息,通过 USB 上传至计算机进行不完善粒识别与表型获取操作。



(a) 转运瓶夹持 (b) 到达柔性振动盘上端

(c) 执行倒料操作 (d) 将转运瓶放回电子天平

图 3 机械臂动作分解

Fig. 3 Decomposition of robotic arm movements

小麦不完善粒分为破损、生霉、病斑、虫蚀和生芽 5 类,为提升检测精度并确保背景一致性,采用柔性振动盘的白色料盒作为图像采集背景,以避免小麦籽粒与背景的混淆问题。鉴于 PC 塑料材质的柔性振动盘料盒在日光下易产生漫反射影响成像质量,本研究选择在无环境光的夜间采集图像,并采用平行 LED 光源进行补光处理。

1.3.4 籽粒收集装置

完成图像采集工作后,需要将小麦籽粒及时收集以便下一轮小麦籽粒品质分析。籽粒收集装置由直流电机推杆、柔性振动盘、籽粒收集漏斗和籽粒收集筐组成。

直流电机推杆作为柔性振动盘的可伸缩挡板,采用 TKS-M8 型直流电机控制器进行控制,通过高低电平控制推杆伸缩,控制器置高电平时,推杆伸出,其末端与振动盘 3 个面构成封闭空间,防止小麦籽粒在振散过程飞溅出振动盘;控制器置低电平时,推杆收回的同时柔性振动盘执行出料收集动作,小麦籽粒经漏斗落入籽粒收集筐。

柔性振动盘用于小麦籽粒振散与收集操作。配备专用控制器,控制器内置显示屏,可通过手动操作设置振动振幅和频率,并实时保存设置值。利用振动盘 2 种工作模式:振散动作和出料动作。系统通过 RS485-USB 转换器与柔性振动盘控制器建立通信链路,采用 MODBUS 远程终端单元协议(MODBUS remote terminal unit,MODBUS-RTU)传输,便携计算机发送控制指令后,系统可准确调用预设的 2 个动作组,实现振动盘籽粒振散与定向出料功能。直流电机推杆伸出,将籽粒通过振动盘振动至右侧,缩回使其下落,既能实现籽粒的最快下落速度,又可有效避免因与引料板侧壁碰撞导致的残留

问题。

1.3.5　基于 PyQt5 的可视化界面设计

PyQt5 是基于 Qt 库的 Python 图形用户界面开发框架，支持跨平台桌面应用程序开发。基于用户需求，软件界面需集成显示小麦籽粒的品种信息（包括品种名称和样本图像）及品质参数（涵盖总粒数、各类不完善粒数统计，以及粒长、粒宽、周长、面积和千粒质量等表型特征数据）。软件界面应具备自动模式开启和停止功能，主要用于启动程序和单次操作完成后的各模块复位。基于 PyQt5 的可视化界面如图 4 所示。



图 4　基于 PyQt5 可视化界面

Fig. 4　Visualisation interface based on PyQt5

2　基于轻量化深度学习网络的小麦不完善粒识别方法

2.1　数据集构建

使用的小麦籽粒数据集采集自西北农林科技大学曹新庄实验农场八号仓库，样本均选自该校北校区西区试验田近 5 年收获的小麦。经过人工筛选获得正常粒、破损粒、生霉粒、病斑粒、虫蚀粒和生芽粒共 6 类数据样本，如图 5 所示。为确保样本数量充足，通过机械碾碎（模拟破损粒）、高温高湿培养（诱导生霉粒）、水培育芽（获取生芽粒）等方式进行数据扩充。

籽粒数据集涵盖西农 765、西农 511、济麦 22、扬麦 5 等 30 余个小麦品种。为优化模型泛化性能，每幅采集图像包含粒数不等的小麦籽粒，并按无粘连、部分粘连和严重粘连状态进行排列。最终获得样本包括正常粒 260 幅、虫蚀粒 210 幅、破损粒 200 幅、生霉粒 200 幅、病斑粒 200 幅和生芽粒 200 幅。

利用 LabelImg 软件对数据集图像进行标注，采用矩形框手动标注不同类别的小麦籽粒目标。按比例 8∶1∶1划分为训练集、验证集和测试集，共得到有效图像 1 270 幅，标注框数量为 24 834。

2.2　识别网络结构寻优

YOLO 是一种高效的实时目标检测算法，具有

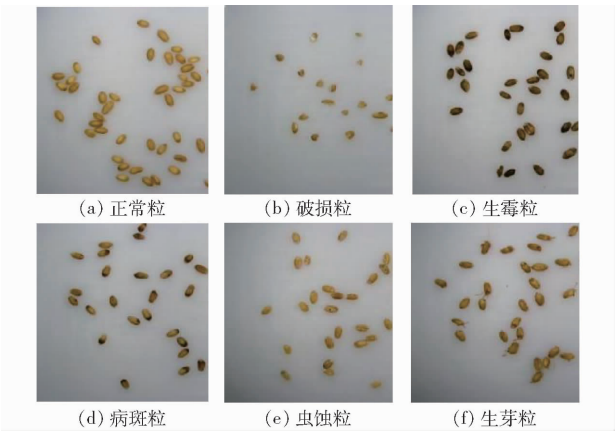


图 5　小麦籽粒分类图像

Fig. 5　Classification images of wheat kernels

计算量小、检测速度快等特点[14]。在小麦籽粒数据集上测试 YOLO v5s、YOLO v7 - tiny、YOLO v8s、YOLO v9s、YOLO v10s 5 种轻量化模型，并进行性能对比。

试验环境配置为 PyTorch 1.18 深度学习框架，编程环境 Python 3.8。硬件平台搭载 Intel(R) Core (TM) i5 - 13400K CPU 和 NVIDIA GeForce RTX 3060 GPU，操作系统为 Windows 11。考虑 GPU 显存限制，训练参数设置为：批次大小 8，训练轮次 300，工作线程数 0，优化器采用自动选择模式。

模型测试评价指标为精确率（Precision）、召回率（Recall）和模型平均精度均值（mean Average Precision，mAP），其中 mAP 根据不同交并比（Intersection over union，IoU）阈值分为 IoU 为 0.5 时平均精度均值 $mAP_{0.5}$，IoU 为 0.5 ~ 0.95 平均精度均值 $mAP_{0.5-0.95}$。精确率越高，表示模型对各类模型检测成功率越高；召回率越高，表示模型漏检率越低；$mAP_{0.5}$越高，表示模型在允许较大位置偏差的情况下检测能力越强，常用于快速目标粗定位；$mAP_{0.5-0.95}$越高，表示模型在严格定位要求下仍能保持高精度[15]。

为验证模型是否存在过拟合现象，在模型训练完成后使用预先划分的测试集测试模型在未见样本上的泛化性能，对比 5 种轻量化目标检测模型，测试结果如表 1 所示。

表 1　基线模型测试结果

Tab. 1　Baseline model test results　%

模型	精确率	召回率	$mAP_{0.5}$	$mAP_{0.5-0.95}$
YOLO v5s	95.7	96.5	96.8	88.1
YOLO v7 - tiny	95.7	97.1	96.5	84.2
YOLO v8s	97.0	97.0	98.3	90.2
YOLO v9s	97.0	96.6	98.0	90.7
YOLO v10s	96.4	97.0	98.3	89.6

由表 1 可以看出,YOLO v8s 在精确率、召回率与 $mAP_{0.5}$ 上表现最优,在 $mAP_{0.5-0.95}$ 上表现仅次于 YOLO v9s。由于 YOLO v8s 与 YOLO v9s 在 4 项指标上差异较小,需引入其他评价指标进行更全面的比较分析。

不同基线模型性能[16-17]如表 2 所示。由表 2 可知,YOLO v8s 模型推理速度(FPS)达到 YOLO v9s 的 2.6 倍,表明其具有更强的实时处理能力。同时 YOLO v8s 在其他性能指标上表现均衡,因此选择 YOLO v8s 作为基线模型进行网络轻量化改进。

表 2 基线模型性能

Tab. 2 Baseline model performance indicators

模型	参数量	模型内存占用量/MB	浮点运算量	推理速度/(f·s^{-1})
YOLO v5s	7.03×10^{6}	14.4	1.58×10^{10}	156.25
YOLO v7 - tiny	6.03×10^{6}	12.3	1.32×10^{10}	104.17
YOLO v8s	1.11×10^{7}	22.5	2.84×10^{10}	133.33
YOLO v9s	1.56×10^{7}	31.9	6.75×10^{10}	50.51
YOLO v10s	8.04×10^{6}	16.6	2.45×10^{10}	117.65

2.3 基于改进 YOLO v8s 的小麦不完善粒轻量化检测模型

2.3.1 轻量化网络结构寻优

YOLO v8 骨干网络参照 YOLO v7 ELAN 设计,改用无锚点检测头简化模型,以 C2f 模块替代 YOLO v5 的 C3 模块增强特征提取;特征金字塔用路径聚合网络(Path aggregation network,PAN)双向连接融合特征,引入空间金字塔池化(Spatial pyramid pooling,SPP)扩大感受野;还解耦分类与回归任务、用 Task - aligned assigner 动态分配样本,适用于多尺度及小目标检测。YOLO v8s 是其轻量化版本,平衡速度与精度,适合实时场景,故本研究选其为基线模型。

通过更换轻量级骨干网络 MobileNetV3、MobileViT、EfficientNetV2、GhostNet、ShuffleNetV2 和替换轻量化卷积模块 LightConv、Slimneck + GSConv 方法,优化并确定适合本研究的轻量化检测模型[18-20]。

2.3.2 模型训练及评价指标

基于 PyTorch 深度学习框架进行模型训练,使用 YOLO v8s 进行目标检测训练,输入图像 640 像素 × 480 像素。训练参数为批量大小 8,学习率 0.01,动量 0.98,衰减 0.001,批次 300,类别数量 1。

模型评价指标与基线模型性能保持一致,即通过精确率、召回率、$mAP_{0.5}$、$mAP_{0.5-0.95}$ 4 项指标评价改进后模型预测的准确性;通过参数量、内存占用量、推理速度、浮点运算量 4 项指标评价模型计算复杂度和部署适用性。

2.3.3 试验与结果分析

不同模型精度试验结果如表 3 所示,通过综合

表 3 不同模型精度评价指标

Tab. 3 Different model accuracy evaluation metrics

%

籽粒类型	模型	精确率	召回率	$mAP_{0.5}$	$mAP_{0.5-0.95}$
正常	C3	95.8	87.9	96.5	89.2
	MobileNetV3	98.5	85.7	95.1	85.5
	MobileViT	97.0	88.1	96.6	89.3
	GhostNet	94.6	87.4	95.1	87.7
	EfficientNetV2	98.7	85.5	95.0	85.9
	LightConv	96.8	87.5	96.7	89.6
	ShuffleNetV2	97.8	85.0	95.4	86.6
	Slimneck + GSConv	97.3	87.4	96.1	88.7
破损	C3	99.0	99.3	99.5	89.3
	MobileNetV3	99.0	98.0	98.8	84.8
	MobileViT	98.8	99.3	99.5	88.6
	GhostNet	97.7	99.3	99.5	89.9
	EfficientNetV2	100	97.1	98.9	86.6
	LightConv	98.6	98.1	99.3	90.1
	ShuffleNetV2	95.8	99.3	99.5	86.8
	Slimneck + GSConv	98.9	98.6	99.4	89.9
虫蚀	C3	93.2	97.4	96.3	87.5
	MobileNetV3	91.0	98.6	95.8	84.1
	MobileViT	91.8	98.3	95.7	87.2
	GhostNet	91.9	97.5	95.6	86.8
	EfficientNetV2	92.0	98.8	95.6	84.3
	LightConv	92.1	97.2	96.2	87.6
	ShuffleNetV2	92.6	97.7	95.7	85.6
	Slimneck + GSConv	92.4	97.7	96.2	86.6
生霉	C3	98.7	100	99.3	93.8
	MobileNetV3	98.4	100	98.8	91.4
	MobileViT	98.4	100	99.0	93.5
	GhostNet	98.9	100	99.2	93.5
	EfficientNetV2	98.3	100	99.4	92.4
	LightConv	98.4	99.8	99.3	93.6
	ShuffleNetV2	98.4	100	99.1	91.7
	Slimneck + GSConv	98.8	100	99.1	93.9
病斑	C3	99.6	99.2	99.3	92.3
	MobileNetV3	98.9	98.6	99.4	90.9
	MobileViT	99.2	98.7	99.4	92.3
	GhostNet	99.6	99.3	99.4	92.7
	EfficientNetV2	99.5	98.5	99.3	91.3
	LightConv	98.6	98.5	99.3	92.1
	ShuffleNetV2	98.5	98.6	99.4	91.4
	Slimneck + GSConv	99.3	99.2	99.3	92.8
生芽	C3	96.3	98.6	98.8	90.0
	MobileNetV3	93.4	98.9	97.7	82.5
	MobileViT	96.5	98.3	98.8	89.6
	GhostNet	95.3	98.9	97.7	88.8
	EfficientNetV2	94.9	99.1	97.7	84.8
	LightConv	96.5	98.4	98.2	89.7
	ShuffleNetV2	94.4	98.9	97.6	84.8
	Slimneck + GSConv	96.3	98.1	98.1	89.1

分析表明，不同轻量化模型在各类籽粒样本检测任务中各有优势：原始 C3 模块因未进行轻量化处理，性能最为均衡，尤其在 $mAP_{0.5}$ 上表现突出；Slimneck + GSConv 组合在生霉粒和病斑粒类别表现最优，GhostNet 则在破损粒和病斑粒检测中展现出良好泛化能力。

虫蚀粒识别难度最大（所有模型 $mAP_{0.5-0.95}$ 均低于 88%），源于工业相机像素限制；生霉粒除 LightConv 外其他模型均实现召回率 100%，因其表面颜色特征显著；病斑粒精确率普遍达 98.5% 以上。高精确率与高召回率存在权衡，如 EfficientNetV2 在破损粒上精确率达 100%，但召回率较低，存在漏检现象。而 MobileNetV3 在多数分类数据集上的精确率、召回率均达 95% 以上，综合性能较好。

不同模型参数量、内存占用量、FPS、FLOPs 如表 4 所示。由表 4 可知，MobileNetV3 模型参数量（2.34×10^6）、内存占用量（4.8 MB）及浮点运算量（5.70×10^9）均为最优，而参数量仅为基线模型 C3 的 21%；推理速度略逊于 EfficientNetV2、MobileViT 等模型；MobileViT 和 GhostNet 在参数量与 C3 相当的条件下，分别将推理速度提升 32% 和 30%；LightConv 因浮点运算量过高（1.03×10^{11}），推理速度降至 71.94 f/s，综合性能最差。

表 4　不同模型效率评价指标

Tab. 4　Evaluation indicators for efficiency of different models

模型	参数量	模型内存占用量/MB	浮点运算量	推理速度/(f·s^{-1})
C3	1.11×10^7	22.5	2.84×10^{10}	83.33
MobileNetV3	2.34×10^6	4.8	5.70×10^9	97.09
MobileViT	1.11×10^7	22.5	2.84×10^{10}	109.90
GhostNet	1.04×10^7	21.0	2.66×10^{10}	108.70
EfficientNetV2	7.52×10^6	15.3	7.90×10^9	114.94
LightConv	1.11×10^7	22.5	1.03×10^{11}	71.94
ShuffleNetV2	6.38×10^6	13.0	1.64×10^{10}	103.09
Slimneck + GSConv	1.05×10^7	21.3	2.51×10^{10}	90.91

综合精度与效率指标，采用 MobileNetV3 替换 YOLO v8s 主干网络实现模型轻量化。改进后的 YOLO v8s－MobileNetV3 模型在多数分类数据集上精确率和召回率均可达到 95% 以上，显著提升轻量化性能，可满足小麦不完善粒识别实际需求。

为验证 YOLO v8s－MobileNetV3 模型在小麦不完善粒分类中性能，在划分的测试集上对 6 种小麦图像进行分类性能测试，图 6 为识别模型针对不同小麦籽粒类别的混淆矩阵。由图 6 可知，模型在不同小麦籽粒样本中展现出较高的识别精度，未出现过拟合现象。5 类不完善粒漏检率分别为 2%（破损粒）、1.4%（虫蚀粒）、0（生霉粒）、1.4%（病斑粒）和 1.1%（生芽粒）。测试结果表明，所构建的轻量化目标检测模型能够满足实际检测需求。

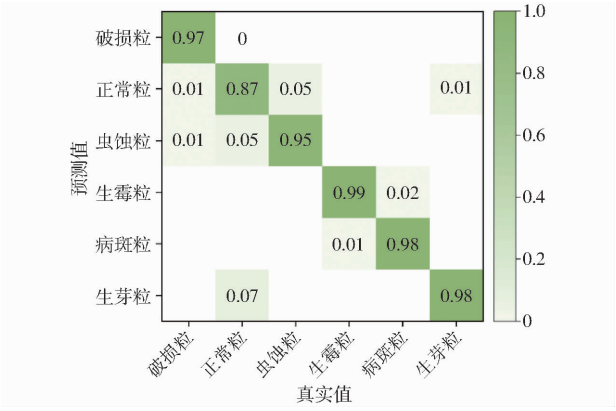


图 6　改进 YOLO v8s－MobileNetV3 网络模型混淆矩阵

Fig. 6　Confusion matrix of improved YOLO v8s－MobileNetV3 network model

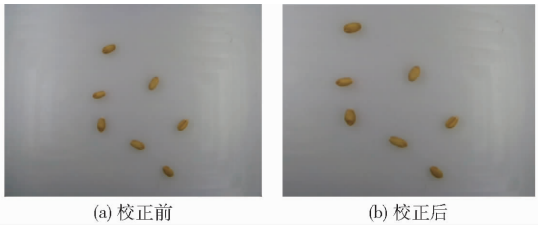
3　基于图像处理的小麦籽粒多表型参数获取方法

3.1　图像畸变校正

相机成像几何模型是一种理想状态下的线性成像模型。在实际拍摄过程，由于相机自身硬件条件限制以及外部环境干扰，图像会出现不同程度非线性畸变情况。

采用张正友标定法[21]对工业相机进行标定，获取畸变系数矩阵 $\boldsymbol{k}$，与相机内参数矩阵 $\boldsymbol{K}$ 共同构成畸变修正矩阵。通过 Matlab 工具箱中 Camera Calibrator 模块进行相机标定，将棋盘格 A4 纸放在水平台面上，棋盘格黑白块间距为 20 mm，用工业相机从不同角度拍摄 30 幅图像，将其导入 Matlab，剔除重投影误差偏大图像，最后得到平均重投影误差为 0.96 像素的图像 25 幅，远小于重投影误差推荐阈值 3.00 像素，可认定为标定效果较好。

标定后，通过 Export Camera Parameters 即可导出相机标定参数，得到相机的内参数矩阵 $\boldsymbol{K}$ 和畸变系数矩阵 $\boldsymbol{k}$。将内参数矩阵 $\boldsymbol{K}$ 和畸变系数矩阵 $\boldsymbol{k}$ 导入小麦籽粒图像测试集中，得到图像畸变校正后效果如图 7 所示。



(a) 校正前　　(b) 校正后

图 7　畸变校正效果

Fig. 7　Before and after distortion correction

3.2 图像预处理

灰度化是图像处理关键步骤之一,通过将彩色图像转换为灰度图像,能有效降低数据量和计算复杂度,同时增强图像的亮度与灰度变化特征。通过采用加权平均法进行灰度化处理,减少图像的色彩信息,同时保留灰度变化和亮度信息[22]。

获取灰度图像后,为减少计算量,需进行二值化处理。通过设定阈值将像素灰度二分为 0 或 255,以增强目标轮廓特征,便于形态学处理及边缘检测。简单阈值法、均值自适应阈值法和高斯自适应阈值法 3 种方法,二值化结果如图 8 所示。由图 8 可知,高斯自适应阈值法在有效去除背景的同时,较好地保留了图像原始信息,且籽粒分割效果最优,因此采用高斯自适应阈值法进行二值化处理。

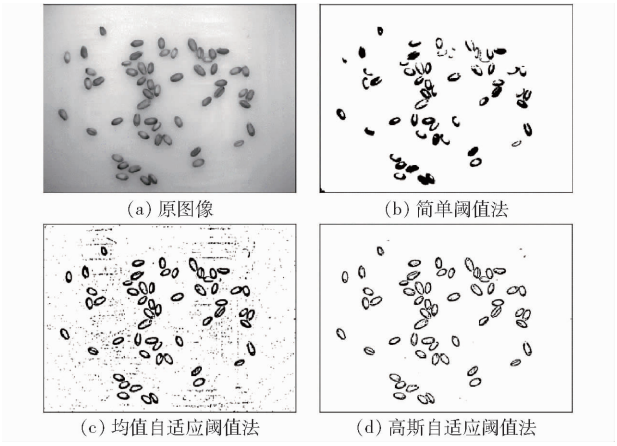


图 8 图像二值化

Fig. 8 Image binarization operations

由图 8 可知,部分轮廓仍存在边界不连续现象。为提高分割精度,采用形态学闭运算处理,通过腐蚀闭合开放区域并消除细小噪声,使轮廓更加清晰;再通过膨胀恢复边缘原有形态。

3.3 小麦籽粒边缘轮廓分割

经过形态学闭运算预处理,籽粒图像轮廓连续性得到显著提升,噪声干扰被有效抑制,为精准的边缘轮廓分割奠定了良好基础。边缘轮廓作为表征小麦籽粒形态特征的核心信息,其提取精度直接影响表型参数测量的准确性,因此需选择兼具抗干扰能力与边缘定位精度的检测算法。Canny 算子可视为 Sobel 算子升级版本,即使用 Sobel 算子分别计算轮廓在 x、y 2 个维度的梯度,同时通过非极大值抑制(Non-maximum suppression, NMS)和双阈值连接优化结果,解决 Sobel 算子边缘模糊、易受噪声影响的问题。虽能获得清晰的边缘分割,但籽粒内部会出现过分割现象。因此,具体分割时需结合后续图像处理,以实现籽粒精确分割。

Canny 边缘检测算子分割结果如图 9 所示,尽管得到的小麦籽粒轮廓十分清晰,但发现籽粒内部仍存在明显过分割现象。为解决这一问题,本研究引入基于距离变换的分水岭算法进行二次分割[23]。

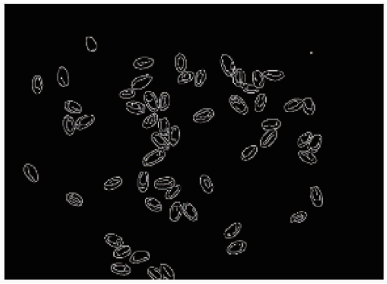


图 9 Canny 边缘检测算子分割结果

Fig. 9 Segmentation results via Canny edge detection algorithm

距离变换描述了图像中某像素点与某块区域间的距离大小,通过距离变换操作,设定合理的欧氏距离,可实现籽粒内部过分割区域的噪声去除。

在二次分割过程,首先基于二值图像前景计算像素到背景的欧氏距离,生成距离图(中心像素值最大,边缘递减)。然后检测距离图的局部极大值作为图像中心,通过阈值膨胀生成标记图像,背景单独标记。将距离梯度标记输入分水岭算法,水淹扩散后在梯度边缘形成分水岭线,完成分割。最后设定最小阈值标记区域,使分水岭操作闭合籽粒轮廓(内部噪声因距离不足被抑制),结果如图 10 所示。

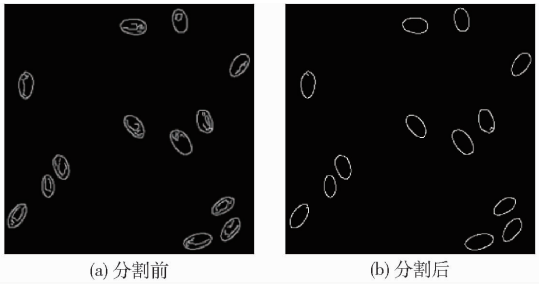


图 10 分水岭算法二次分割

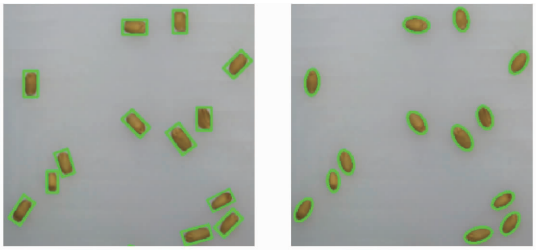
Fig. 10 Effect of the secondary segmentation based on watershed

由图 10 可知,基于距离变换的分水岭算法有效消除了小麦籽粒内部过分割现象,噪声干扰被很好地去除,显著提高了籽粒形态学参数(如面积、周长等)的测量精度。

3.4 小麦籽粒表型参数获取

尽管已经对小麦籽粒图像进行了畸变校正,但在使用柔性振动盘实操时,发现籽粒主要集中在料盘四周,为提高长宽比测量准确性,将图像裁剪为 320 像素 ×320 像素,减少籽粒粘连干扰[24]。

采用最小外接矩形法估算小麦籽粒长、宽表型参数,如图 11 所示。小麦籽粒长轴和短轴分别对应



(a) 最小外接矩形法　(b) 最小二乘椭圆拟合法

图 11　最小外接矩形法与最小二乘椭圆拟合法

Fig. 11　Minimum enclosing rectangle method and the least squares ellipse fitting method

于外接矩形的长边和短边，基于外接矩形 4 个顶点的坐标值，可计算得到籽粒长、短轴像素，再通过尺寸校正转换即可获得真实值。计算小麦籽粒周长与面积时，采用最小二乘椭圆拟合法，对籽粒外轮廓进行拟合[25]。籽粒周长可通过其外轮廓像素长度等效计算，获取闭合轮廓像素个数，除以椭圆拟合个数后得到平均籽粒周长，再通过比例校正转换为实际物理长度，该方法与长宽值的计算原理一致。籽粒面积表征其在图像中所占区域的大小，先计算最大连通域面积，将图像背景像素设为 0，前景设为 1 后，统计籽粒区域总像素值并除以椭圆拟合总数，即可获得籽粒平均面积，最后，通过比例校正转换为实际物理面积[26]。

采用标准参照物标定法获取小麦籽粒实际表型参数，如图 12 所示。

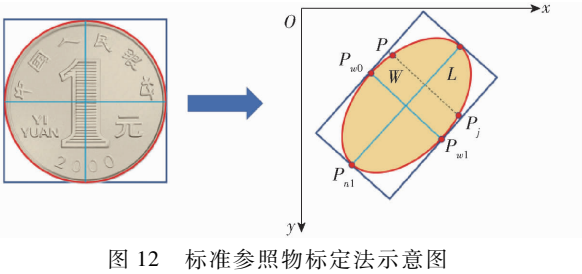


图 12　标准参照物标定法示意图

Fig. 12　Schematic of standard reference calibration method

在图像采集平台放置直径为 25 mm 的 1 元硬币作为参照物，通过计算图像像素测量值与硬币实际直径的比例关系，分别换算获得籽粒实际粒长、粒宽、周长、面积形态学参数。同时基于轮廓拟合曲线计算籽粒周长，基于填充前景所占像素值计算籽粒面积。

4　整机运行试验

4.1　小麦籽粒计数与不完善粒识别精确率试验

为验证深度学习算法在混合籽粒样本条件下检测准确性，选取西农 401 和西农 979 小麦品种，分别制备 15 份不同籽粒数量的样本（含正常籽粒及破损粒、生霉粒等 5 类不完善粒），如表 5 所示。

表 5　样本中不同籽粒数量

Tab. 5　Number of different kernels in sample　粒

序号	正常	破损	生霉	病斑	虫蚀	生芽
1	121	6	6	6	5	5
2	88	3	0	11	5	10
3	125	2	12	13	6	7
4	92	4	10	6	8	5
5	92	0	3	4	2	12
6	72	2	3	0	3	13
7	80	13	5	15	0	3
8	90	10	7	16	6	6
9	103	5	10	12	5	12
10	108	3	7	9	8	9
11	93	1	15	7	4	7
12	104	7	1	13	3	12
13	133	4	3	11	3	8
14	62	3	2	3	3	4
15	54	12	1	6	10	8

首先人工统计各样本数量，然后将籽粒倒入柔性振动盘，通过振动分散样本以清晰呈现籽粒特征。采用改进的 YOLO v8s－MobileNetV3 模型进行图像分析，通过对比算法识别结果与人工统计值（包括总粒数及各类不完善粒数量），评估系统检测性能[27]。

模型评价指标为决定系数（Coefficient of determination，R^2）、平均绝对百分比误差（Mean absolute percentage error，MAPE）和均方根误差（Root mean squared error，RMSE）。R^2 越接近 1，证明模型解释能力越强，预测值与实际值吻合度越高；MAPE 与 RMSE 用于量化预测偏差，其值越小，表明模型预测精度越高。

小麦籽粒计数与不完善粒识别模型性能评价指标结果如图 13 所示。由图 13 可知，模型在籽粒总粒数计数方面表现出极高的精度（R^2 = 0.992 7，MAPE 为 1.31%）。但在不完善粒识别上存在明显的类别差异，正常粒、病斑粒和生霉粒的检测稳定可靠（R^2 > 0.95，MAPE < 10.0%），而破损粒识别的稳定性不高（R^2 = 0.745 4，MAPE 为 28.58%），主要原

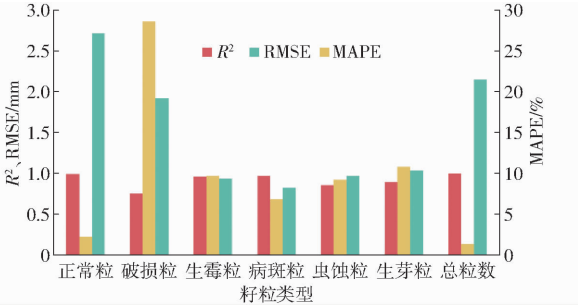


图 13　模型评价指标

Fig. 13　Model evaluation indicators

因是振散后籽粒位置发生变化。虫蚀粒和生芽粒的检测虽整体较好($R^2>0.85$),但受个别异常值影响存在一定波动情况(如将空样本误检为 2 粒虫蚀粒)。结果表明,模型对形态特征明显的籽粒类别识别更准确,而对破损等不规则形态的泛化能力有待改善。

4.2 小麦籽粒表型参数获取试验

为评估粒型参数(包括粒长、粒宽及长宽比)测量精度,选取 10 种具有典型粒型差异的小麦品种(西农 765、西农 911 等)进行验证试验。每个品种设置 5 个样本组,每组籽粒含 10 粒。使用游标卡尺进行人工测量,依次测量样本中每个籽粒的粒长与粒宽后除以籽粒总数,获取平均粒长与粒宽。完成人工测量后,将每组样本倒入柔性振动盘中,通过工业相机获取小麦籽粒图像,将系统自动测量的粒长、粒宽及长宽比参数与人工测量值(真实值)进行对比。

图 14 为模型测量与人工测量粒长、粒宽及长宽比参数结果,其中相同小麦品种数据点采用统一颜色标识。

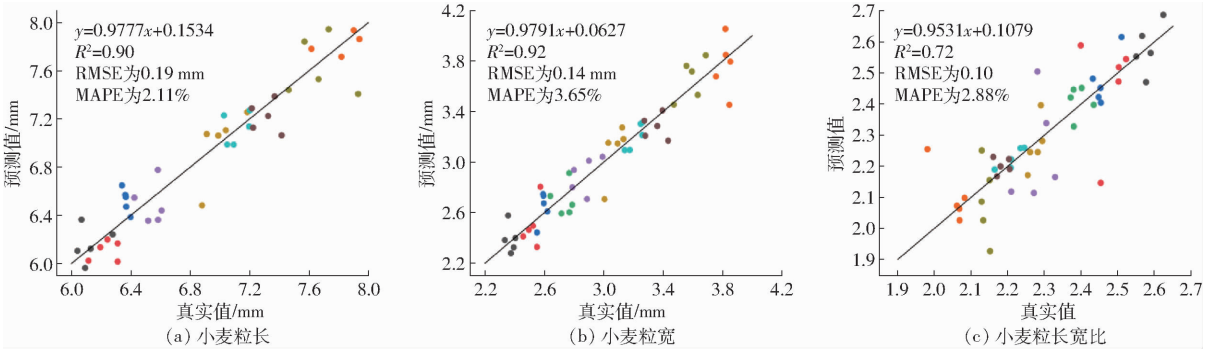


图 14 模型获取与人工测量参数结果

Fig. 14 Model acquisition and manual measurement results

由图 14 可知,基于图像处理获取的小麦籽粒粒长和粒宽测量值与人工测量之间的误差基本保持在 0.2 mm 以内,仅少数情况下超过 0.4 mm。粒长与粒宽 R^2 均达到 0.90 以上,粒长、粒宽 RMSE 分别为 0.19、0.14 mm,MAPE 低于 4.0%。长宽比 R^2 稍有下降,为 0.72,低于粒长和粒宽 R^2。主要原因是长宽比计算过程存在误差传递,且形态表征具有一定局限性,RMSE 与 MAPE 分别为 0.10、2.88%,可满足实际检测需求。

4.3 整机运行效率试验

为准确评估整机运行效率,需系统测量从标签识别到籽粒收集全过程各模块运行时间。测试时,分别记录标签信息获取(扫码)、入料称量、机械臂转运(含返回)、图像采集和籽粒收集耗时。将各环节运行时间累加,即为装置单次运行总时间。

所用样本为小麦籽粒计数与不完善粒识别准确率试验中的样本,总粒数为 165,覆盖正常粒与 5 类不完善粒的混合,符合育种检测的常规批量需求。采用连续 10 次重复试验取平均值的方法确保计时精度和结果可靠性,并通过分析时间波动范围评估整机运行稳定性。

经测试,整机单次运行平均耗时 74 s(扫码 3 s、入料称量 10 s、机械臂转运 21 s、图像采集 19 s、籽粒收集 21 s),总体时长为 68 ~ 82 s。运行时间发生波动的主要原因是装置执行籽粒收集操作时 1 次振动盘动作组执行完毕后会有部分小麦籽粒残留在振动盘中,此时需执行第 2 次动作指令。试验结果表明,小麦品质检测装置运行稳定,能够快速获取不同品种小麦籽粒品质参数。由于需要兼顾低成本硬件(如机械臂)选型与多功能集成(同步实现不完善粒识别与多表型参数获取),该设备与市面上主流设备相比,整机运行效率需进一步提高。但优势在于可为中小规模育种提供一种高性价比与稳定性兼备,且功能集成的解决方案。后续将进行技术迭代,如采用高精度机械臂,强化设备功能全面、稳定经济的差异化优势,以服务于精准育种的实际应用。

5 结论

(1)提出了一种基于 YOLO v8s - MobileNetV3 的小麦不完善粒轻量化识别模型。经测试,模型在多数分类数据集上精确率、召回率均达 95% 以上,参数量仅为基线模型的 21%,模型内存占用量为 4.8 MB,满足终端部署需求;在混合样本检测中,籽粒总粒数计数精度优异,籽粒种类识别稳定可靠,可为不完善粒自动化检测提供高效算法支撑。

(2)设计了基于图像处理的小麦籽粒多表型参数获取方法。通过张正友标定法完成工业相机畸变校正,结合灰度化、高斯自适应阈值二值化、形态学闭运算及距离变换分水岭算法,实现籽粒轮廓精准分割;基于最小外接矩形法与标准参照物标定,实现

粒长、粒宽、长宽比等参数测量，各项指标 RMSE 与 MAPE 均处于较低水平，为小麦籽粒多表型参数同步获取提供了解决方案。

（3）搭建了小麦籽粒外观品质检测装置样机，具备成本低、运行稳定、检测参数全面的优势。通过模块化设计整合铝型材外框架、柔性振动盘、转运机械臂、图像采集等核心组件，制定标准化检测流程，可同步实现不完善粒识别与多表型参数测量，为小麦优良品种选育及性状改良装置提供了设计方案。

参 考 文 献

[1] 朱俊松. 基于机器视觉的小麦外观品质检测技术研究[D]. 镇江：江苏大学，2021.
ZHU Junsong. Study on wheat appearance quality inspection based on machine vision[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2021. (in Chinese)

[2] 杨承霖，刘嘉祺，郭芸成，等. 结合太赫兹光谱与机器学习的小麦霉变程度判别[J]. 食品科学，2023，44(12)：343－350.
YANG Chenglin, LIU Jiaqi, GUO Yuncheng, et al. Detection of mildew degree of wheat using Terahertz spectroscopy and machine learning[J]. Food Science, 2023, 44(12): 343－350. (in Chinese)

[3] 张玉荣，王强强，吴琼，等. 基于 Python－OpenCV 图像处理技术的小麦不完善粒识别研究[J]. 河南工业大学学报(自然科学版)，2021，42(6)：105－112.
ZHANG Yurong, WANG Qiangqiang, WU Qiong, et al. Research on imperfect wheat grain recognition based on Python－OpenCV image processing technology[J]. Journal of Henan University of Technology (Natural Science Edition), 2021, 42(6): 105－112. (in Chinese)

[4] LI H, ZHANG L, SUN H, et al. Discrimination of unsound wheat kernels based on deep convolutional generative adversarial network and near-infrared hyperspectral imaging technology[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2022, 268: 120722.

[5] ZHANG W, MA H, LI X, et al. Imperfect wheat grain recognition combined with an attention mechanism and residual network [J]. Applied Sciences, 2021, 11(11): 5139.

[6] 宋鹏，张晗，王成，等. 玉米籽粒考种信息获取装置设计与试验[J]. 农业机械学报，2017，48(12)：19－25.
SONG Peng, ZHANG Han, WANG Cheng, et al. Design and experiment of maize kernel traits acquisition device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12): 19－25. (in Chinese)

[7] 商林. 基于图像边缘检测的水稻粒型分析研究[J]. 农机化研究，2019，41(12)：180－183.
SHANG Lin. Analysis of rice grain type based on image edge detection[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2019, 41(12): 180－183. (in Chinese)

[8] 姚业浩，李毅念，邹玮，等. 油菜籽粒千粒重图像测定方法[J]. 中国油料作物学报，2022，44(1)：201－210.
YAO Yehao, LI Yinian, ZOU Wei, et al. Determination method on thousand-seed weight of rapeseed based on image processing [J]. Chinese Journal of Oil Crop Sciences, 2022, 44(1): 201－210. (in Chinese)

[9] 杨俊雅. 基于 AI 云计算的作物多品种智能考种方法研究[D]. 武汉：华中农业大学，2023.
YANG Junya. Research on intelligent test method of multiple crop varieties based on AI cloud computing[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2023. (in Chinese)

[10] WU T, DAI J, SHEN P, et al. Seedscreener: a novel integrated wheat germplasm phenotyping platform based on NIR-feature detection and 3D-reconstruction[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215: 108378.

[11] FAN Y, MA S, WU T. Individual wheat kernels vigor assessment based on NIR spectroscopy coupled with machine learning methodologies[J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 105: 103213.

[12] 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.

[13] 王玲，张旗，冯天赐，等. 基于 YOLO v7－ST 模型的小麦籽粒计数方法研究[J]. 农业机械学报，2023，54(10)：188－197.
WANG Ling, ZHANG Qi, FENG Tianci, et al. Wheat grain counting method based on YOLO v7－ST model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 188－197. (in Chinese)

[14] HUSSAIN M. YOLO－v1 to YOLO－v8, the rise of YOLO and its complementary nature toward digital manufacturing and industrial defect detection[J]. Machines, 2023, 11(7): 677.

[15] 刘庆华，杨欣仪，接浩，等. 基于融合 GhostNetV2 的 YOLO v7 水稻籽粒检测[J]. 农业机械学报，2023，54(12)：253－260.
LIU Qinghua, YANG Xinyi, JIE Hao, et al. Rice grain detection based on YOLO v7 fusing of GhostNetV2[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 253－260. (in Chinese)

[16] 宋怀波，王云飞，段援朝，等. 基于 YOLO v5－MDC 的重度粘连小麦籽粒检测方法[J]. 农业机械学报，2022，53(4)：245－253.
SONG Huaibo, WANG Yunfei, DUAN Yuanchao, et al. Detection method of severe adhesive wheat grain based on YOLO v5－MDC model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4): 245－253. (in Chinese)

[17] 张蔚然，杜岳峰，栗晓宇，等. 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 Weiran, DU Yuefeng, LI Xiaoyu, et al. 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)

[18] 范嘉伟，吴兰，闫晶晶. 基于 IDS－YOLO 的粮堆表面小麦不完善粒实时检测方法[J]. 食品科学，2024，45(23)：268－277.
FAN Jiawei, WU Lan, YAN Jingjing. Real-time detection of imperfect wheat grains on wheat pile surface based on IDS－

YOLO[J]. Food Science, 2024, 45(23): 268 - 277. (in Chinese)
[19] LI H, LI J, WEI H, et al. Slim-neck by GSConv: a lightweight-design for real-time detector architectures[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2024, 21(3): 62.
[20] CAO J, BAO W, SHANG H, et al. GCL - YOLO: a GhostConv-based lightweight YOLO network for UAV small object detection[J]. Remote Sensing, 2023, 15(20): 4932.
[21] 卢英, 王慧琴, 佟威,等. 基于 Harris-张正友平面标定法的摄像机标定算法[J]. 西安建筑科技大学学报(自然科学版),2014,46(6):860 - 864.
LU Ying, WANG Huiqin, TONG Wei, et al. Based on Harris - Zhang Zhengyou plane calibration method of camera calibration algorithm[J]. Xi'an Univ. of Arch. & Tech. (Natural Science Edition),2014,46(6):860 - 864. (in Chinese)
[22] 李琼,姚遥,杨青春,等. 基于 MATLAB 图像处理的大豆颗粒检测方法研究[J]. 中国农学通报,2018,34(30):20 - 25.
LI Qiong, YAO Yao, YANG Qingchun, et al. Soybean grain detection method based on MATLAB image processing[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin,2018,34(30):20 - 25. (in Chinese)
[23] 丁琦,徐伟,李蒙,等. 基于分水岭和统计矩的大豆籽粒形态参数测量方法[J]. 大豆科学,2019,38(6):960 - 967.
DING Qi, XU Wei, LI Meng, et al. Measurement method of soybean seed morphological parameters based on watershed and statistical moment[J]. Soybean Science, 2019,38(6):960 - 967. (in Chinese)
[24] 熊政炳. 密集荞麦籽粒图像表型参数提取和粘连分割算法研究[D]. 呼和浩特:内蒙古工业大学,2024.
XIONG Zhengbing. Research on phenotypic parameters extraction and adhesion segmentation algorithm for dense buckwheat seed images[D]. Hohhot:Inner Mongolia University of Technology,2024. (in Chinese)
[25] 黄超,茅健,徐斌,等. 基于最小外接矩形和 Hough 变换的定位算法[J]. 组合机床与自动化加工技术,2021(8):66 - 71.
HUANG Chao, MAO Jian, XU Bin, et al. Location algorithm based on minimum enclosing rectangle and Hough transform [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(8):66 - 71. (in Chinese)
[26] 宋晨旭,于翀宇,邢永超,等. 基于 OpenCV 的大豆籽粒多表型参数获取算法[J]. 农业工程学报,2022,38(20):156 - 163.
SONG Chenxu, YU Chongyu, XING Yongchao, et al. Algorithm for acquiring multi-phenotype parameters of soybean seed based on OpenCV[J]. Transactions of the CSAE, 2022,38(20):156 - 163. (in Chinese)
[27] LIANG J, CHEN J, ZHOU M, et al. An intelligent detection system for wheat appearance quality[J]. Agronomy, 2024, 14(5): 1057.

(上接第 204 页)

[22] 廖伟波, 赵博, 邹镇,等. 基于 CFD - DEM 的 T 形管内非球形颗粒磨损研究[J]. 能源化工, 2025, 46(14): 29 - 37.
LIAO Weibo, ZHAO Bo, ZOU Zhen, et al. Study on wear of non-spherical particles in T-junction pipe based on CFD - DEM [J]. Energy Chemical Industry, 2025, 46(14): 29 - 37. (in Chinese)
[23] 问亚鹏, 张佳奇, 郭锐,等. 基于沙丘猫优化变分模态分解和蜣螂优化算法同步优化特征选择的齿轮泵磨损故障诊断[J]. 液压与气动, 2025, 49(8): 65 - 78.
WEN Yapeng, ZHANG Jiaqi, GUO Rui, et al. Wear fault diagnosis of gear pump based on sand cat optimization variational mode decomposition and dung beetle optimization algorithm with synchronous feature selection[J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2025, 49(8): 65 - 78. (in Chinese)
[24] 陈智浩,李阁强,王帅,等. 粒径对全断面竖井掘进机出渣泵磨损特性影响研究[J]. 液压气动与密封,2023,43(10): 20 - 26.
CHEN Zhihao, LI Geqiang, WANG Shuai, et al. Influence of particle size on wear characteristics of discharge pump for full-section vertical shaft boring machine[J]. Hydraulics Pneumatics & Seals, 2023, 43(10): 20 - 26. (in Chinese)
[25] 陈梦,淡娟君,郭鹏程,等. 基于冲蚀流动与动网格耦合的弯管磨损量化研究[J]. 水电能源科学,2025,43(4):203 - 207.
CHEN Meng, DAN Juanjun, GUO Pengcheng, et al. Quantitative study on elbow wear based on coupling of erosion flow and dynamic mesh[J]. Water Power and Energy Science, 2025, 43(4): 203 - 207. (in Chinese)
[26] 黄剑峰,姚激,张蕾蕾. 基于冲蚀-动网格耦合的混流式水轮机泥沙磨损演化特性研究[J]. 水动力学研究与进展 A 辑, 2024,39(2):234 - 243.
HUANG Jianfeng, YAO Ji, ZHANG Leilei. Study on sediment wear evolution of francis turbine based on coupling of erosion and dynamic mesh[J]. Journal of Hydrodynamics, Ser. A, 2024, 39(2): 234 - 243. (in Chinese)
[27] KHALAJI M N, KOCA A, KOTCIOĞLU İ. Investigation of numerical analysis velocity contours $k-\varepsilon$ model of RNG, standard and realizable turbulence for different geometries[J]. International Journal of Innovative Research and Reviews, 2019, 3(2): 29 - 34.
[28] WANG J, SUN L, ZHOU Y, et al. Numerical simulation of cavitation characteristics of a centrifugal pump based on an improved ZGB model[J]. Processes, 2023, 11(2): 438.
[29] 陈雨. 水力机械泥沙磨损特性及渐进磨损预测方法研究[D]. 兰州:兰州理工大学,2022.
CHEN Yu. Study on sand erosion characteristics and progressive wear prediction methods of hydraulic machinery[D]. Lanzhou:Lanzhou University of Technology, 2022. (in Chinese)