

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.20.030

基于多维表型特征的盆栽白雪凤梨分级研究

李天华^{1,2} 李文显¹ 纪嘉鹏¹ 张观山^{1,2} 董春燕^{3,4} 施国英^{1,2}

(1. 山东农业大学机械与电子工程学院, 泰安 271018; 2. 山东省智慧园艺设施与装备重点实验室, 泰安 271018;
3. 山东省花卉技术创新中心, 潍坊 262500; 4. 青州市亚泰农业科技有限公司, 青州 262500)

摘要: 针对盆栽花卉白雪凤梨人工分级效率低、一致性差的问题,本文提出一种基于轻量化分割模型与多维表型特征提取的智能分级方法,并研制配套的自动化分级装备。为提升凤梨植株分割的实时性与准确性,对 YOLO v8n-seg 模型进行结构改进,引入轻量化 REPCSP(Reparameterized cross stage partial)模块替代 C2f(CSP bottleneck with 2 convolutions)模块,并采用 SCSHead(Shared convolutional segmentation head)替代传统分割检测头,构建 YOLO v8n-RS 模型,改进后模型在分割平均精度均值(mAP)达 98.0% 的同时,帧率提升至 1 121.8 f/s,参数量仅为 1.7×10^6 ,帧率较 YOLO v8n-seg 提升 30.8%,更适用于实时分级场景;为实现白雪凤梨的智能分级需求,结合模型分割结果与深度图像处理技术,实现株高、花径、倾斜角与花朵饱满度等关键表型参数的精准提取,结果表明:株高、花径、倾斜角平均绝对误差分别为 0.745 cm、0.410 cm 和 1.627° ,对应 R^2 分别为 0.933、0.915 和 0.773,花朵饱满度等级分类准确率为 85.3%,F1 值为 84.9%;基于所提方法与系统,研制自动化分级装置并开展 100 株白雪凤梨实地分级试验,系统分级准确率达 89.0%,单株平均处理时间为 3.54 s,验证了智能分级系统在实际生产环境中的高效性、稳定性。

关键词: 白雪凤梨; YOLO v8n-RS; 表型特征提取; 实例分割; 智能分级

中图分类号: TP391.41; S682.38 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2026)20-0339-10 **OSID:** 

Grading Research for Potted Snow Pineapple Based on Multidimensional Phenotypic Traits

Li Tianhua^{1,2} Li Wenxian¹ Ji Jiapeng¹ Zhang Guanshan^{1,2} Dong Chunyan^{3,4} Shi Guoying^{1,2}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China
2. Shandong Key Laboratory of Intelligent Horticultural Facilities and Equipment, Tai'an 271018, China
3. Shandong Center of Technology Innovation for Flower Technology, Weifang 262500, China
4. Qingzhou Yatai Agricultural Technology Co., Ltd., Qingzhou 262500, China)

Abstract: Aiming to address the issues of low efficiency and poor consistency in manual grading of potted ornamental plants such as *Ananas comosus* var. *bracteatus* (‘White Snow Pineapple’), an intelligent grading method was proposed based on a lightweight segmentation model and multi-dimensional phenotypic feature extraction, and a corresponding automated grading equipment was developed. To enhance the real-time performance and accuracy of plant segmentation, the YOLO v8n-seg model was structurally optimized by introducing the lightweight reparameterized cross stage partial (REPCSP) module to replace the original CSP bottleneck with 2 convolutions (C2f) module and adopting shared convolutional segmentation head (SCSHead) in place of the conventional segmentation head, resulting in the YOLO v8n-RS model. The improved model achieved a segmentation accuracy (mAP) of 98.0%, with an inference speed of 1 121.8 f/s, and only 1.7×10^6 parameters. Compared with YOLO v8n-seg, the inference speed was increased by 30.8%, making it more suitable for real-time grading scenarios. To meet the requirements of intelligent grading for Snow Pineapple, key phenotypic traits, including plant height, flower diameter, inclination angle, and flower fullness were accurately extracted by combining the segmentation results with depth image processing techniques. Experimental results showed that the mean

收稿日期: 2025-07-21 修回日期: 2025-08-18

基金项目: 山东省重点研发计划项目(2023TZXD065, 2024TSGC0552)

作者简介: 李天华(1976—),男,教授,博士生导师,主要从事智能农机装备研究,E-mail: lth5460@163.com

通信作者: 施国英(1980—),女,高级实验师,主要从事设施机械与农机装备研究,E-mail: sgy509@sdau.edu.cn

absolute errors for plant height, flower diameter and inclination angle were 0.745 cm, 0.410 cm and 1.627°, respectively, with corresponding R^2 values of 0.933, 0.915 and 0.773. The flower fullness classification achieved an accuracy of 85.3% and an F1-score of 84.9%. Based on the proposed method and system, an automated grading device was developed, and a field test involving 100 Snow Pineapple plants was conducted. The system achieved a grading accuracy of 89.0%, with an average processing time of 3.54 s per plant, demonstrating its high efficiency and stability in real-world production environments.

Key words: Snow Pineapple; YOLO v8n - RS; phenotypic feature extraction; instance segmentation; intelligent grading

0 引言

分级是花卉产后处理中重要环节之一,通过标准化分级、包装与定价,可有效提升产品竞争力和种植效益。然而,传统人工分级存在效率低、主观性强,难以保障一致性^[1]等问题。为满足高效、优质生产需求,构建自动化、智能化的分级系统已成为提升产业竞争力的关键^[2]。

近年来,基于机器视觉的无损检测技术凭借高精度、高效率和非接触等优势,在农产品目标分级中得到广泛应用^[3-6]。何进荣等^[7]构建融合多卷积神经网络的 DXNet 模型,实现苹果外观质量分级,准确率达 97.84%;陈孟燕等^[8]基于 ECA 注意力机制设计双流卷积神经网络,用于水稻单粒质量分级,3 至 5 级分选精度分别为 94.0%、92.3% 和 71.0%;张立杰等^[9]提出改进型 SSD 网络进行苹果分级与定位,单幅图像平均识别时间为 5.60 ms,平均分级精度达 98.37%。此外,Nakaguchi 等^[10]结合深度学习与 K - means 聚类实现鹌鹑蛋大小分级,准确率为 78%;Liu 等^[11]基于菌茎长度实现羊肚菌分级,分级精度达 95%。目前,花卉分级相关研究多聚焦于鲜切花领域^[12-16],而在盆栽花卉,尤其是结构复杂、观赏指标多维的品种中,相关研究较少,尚缺乏系统化、标准化的智能分级方法,限制了其智能化管理的发展。

与此同时,深度学习技术因其在图像识别与特征提取中的高精度表现,成为智能分级技术的重要支撑手段^[17-19]。但高计算复杂度和庞大的模型参数量限制了其在实时处理与边缘设备中的应用。为此,轻量化网络结构成为研究热点,并取得显著进展。Lu 等^[20]基于 YOLO v5s 引入 C3Ghost 模块与 DyHead 检测头,提出 Tea Bud DG 模型,在保持 91.9%精度的同时,模型存储规模与参数量分别减少 31.4% 和 32.2%;Wang 等^[21]提出的 WE - DeepLabV3 + 模型以 MobileNetv2 为主干,参数量仅为 5.1×10^6 ;Fan 等^[22]开发的 YOLO - WNet 模型使用 ShuffleNetv2 替代 CSPDarknet53 主干,参数量

减少 82.3%,帧率提升 57.14%。因此,轻量化深度学习方法在确保检测精度的同时,可显著降低计算资源消耗,更适用于对实时性和部署成本要求较高的智能分级任务。

为应对盆栽花卉分级中多维特征提取与实时处理并存的挑战,本文以白雪凤梨为研究对象,提出一种基于轻量化视觉模型与多表型特征融合的智能分级方法。通过对白雪凤梨俯视图图像的精准实例分割,结合深度信息,提取株高、花径、饱满度及倾斜角等关键观赏表型参数,并基于多特征融合分级策略实现客观评分与等级判定。研制配套自动化分级装置,并开展实地试验,以验证所提方法在盆栽花卉分级中的可行性与应用价值。

1 白雪凤梨分级策略制定

受管理水平差异与植株个体变异等因素影响,白雪凤梨在售前阶段常表现出明显的株高分层、花朵直径与饱满度差异以及植株倾斜角的多样性。这些指标不仅客观反映了植株的生长状态与形态特征,同时对其观赏价值与市场售价具有决定性影响。因此,选取株高、花朵直径、花朵饱满程度以及植株倾斜角作为白雪凤梨的主要分级评价指标,构建基于多维特征指标加权的综合智能分级模型。

参照 GB/T 18247.2—2024《主要花卉产品等级 第2部分:盆花》和 DB11/T 1048—2013《花卉产品等级 盆栽凤梨》,并结合白雪凤梨人工分级经验,制定了适用于本研究对象分级标准,如表 1 所示。依据该标准,将凤梨样本各评价指标初步划分为 A、B、C 3 个等级。

为提升分级判定的科学性与鲁棒性,引入“淘汰判定”规则:当样本在任一单项指标上被判定为 C 级,则认为该植株存在发育不良、观赏周期已过或需人工干预扶正等问题,直接归为“次品”;仅当所有指标均为 A 或 B 级时,样本才被认为具备可售标准。

对于满足可售条件的样本,采用分段线性赋分法细化等级划分:当某指标测量值 $m \geq M_A$ 时,划分

表 1 白雪凤梨分级标准

Tab.1 Grading standard for White Snow princess ornamental pineapple				
分级等级及 权重	分级评价指标			
	株高/ cm	花径/ cm	花朵饱满 程度/%	植株倾斜 角/(°)
A	≥30	≥12	25 ~ 100	0 ~ 7
B	25 ~ 30	9 ~ 12	0 ~ 25	7 ~ 14
C	0 ~ 25	0 ~ 9	过花期	> 14
综合分级权重	0.3	0.3	0.2	0.2

为 A 级,并赋予 90 分;当 $M_c < m < M_A$ 时,划分为 B 级,并通过线性插值函数计算赋分,使评分在 60 ~ 90 分间平滑过渡,从而细致反映测量值变化,避免因微小差异导致跨级现象。赋分函数表达式为

$$S_e = \begin{cases} 90 & (m \geq M_A) \\ 60 + \frac{90 - 60}{M_A - M_C}(m - M_C) & (M_C < m < M_A) \\ \text{不赋分(次品)} & (m \leq M_C) \end{cases} \quad (1)$$

式中 S_e ——赋予分数
 m ——样本在某一指标的测量值
 M_A ——指标在 A 级的划分阈值
 M_C ——指标在 C 级的划分阈值

为体现各表型指标在综合评价中的重要程度,基于多位花卉分级专家的问卷调查与一致性分析,采用专家经验法确定各指标分级权重,权重数值详见表 1。将各指标评分乘以相应分级权重并累加,得到样本最终综合得分 S_t ,计算公式为

$$S_t = \sum_{i=1}^n w_i S_e(i) \quad (2)$$

式中 $S_e(i)$ ——第 i 个指标评分
 w_i ——指标对应权重
 n ——评价指标总数

最终,依据样本的综合得分进行品级划分:当 $S_t \geq 75$ 时,判定为优品;当 $S_t < 75$ 时,判定为良品,实现了综合、客观的白雪凤梨品级判定。

2 材料与方法

2.1 分级装备设计与搭建

为实现白雪凤梨标准化、精准化品级判定,设计并搭建了一套集图像采集、图像处理与智能分级于一体的智能化装备。图像采集处理模块主要包括上位机、深度相机和补光灯,用于获取并分析凤梨图像信息;智能分级模块由控制箱、主/次传送带和分级摆臂构成,实现植株分类输送。此外,整机配备多组光电传感器,用于实时检测盆栽位

置,确保系统高效、稳定运行。分级装备结构如图 1 所示,主要设计参数如表 2 所示。其中,平均作业效率指从首株凤梨进入识别区域至末株凤梨完成分级并移出传送带的全过程,由总处理株数除以总耗时计算得出。

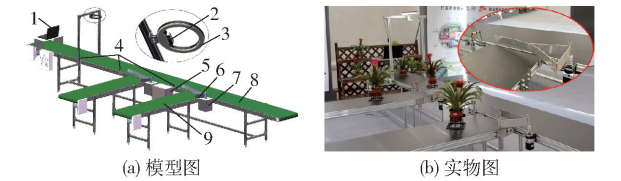


图 1 凤梨分级装备结构示意图

Fig.1 Structural diagrams of ornamental pineapple grading equipment

1.上位机 2.深度相机 3.补光灯 4.光电传感器 5.分级控制箱 6.分级摆臂 7.摆臂电机 8.主传送带 9.次传送带

表 2 分级装置设计参数

Tab.2 Design parameters of grading equipment	
参数	数值
主传送带长×宽×高/(m×m×m)	6×0.5×0.75
次传送带长×宽×高/(m×m×m)	2×0.5×0.75
传送带工作速度/(m·s ⁻¹)	0.25
相机距传送带高度/m	0.8
摆臂电机额定扭矩/N	24
分级摆臂转角/(°)	0~40
平均作业效率/(株·min ⁻¹)	17

2.2 图像采集与数据集构建

白雪凤梨表型评价方法仅依赖俯视角度提取植株关键特征信息,因此图像采集仅需获取白雪凤梨的俯视图像。图像采集工作于 2024 年 10 月在青州市亚泰农业科技有限公司盆栽培育基地完成,拍摄环境模拟实际分级作业场景。采用 Intel Realsense D435i 型深度相机,并将其安装于植株盆沿正上方 0.8 m 处,确保植株完整入镜。最终共获取 1 350 幅图像,分辨率为 640 像素×480 像素,图像格式为 JPG,构建了用于目标分割任务的图像集。

使用 Labelme 工具对白雪凤梨的花朵和各叶片进行多边形轮廓标注。其中,凤梨花朵根据开花状态标注为“full_bloom”(盛花期)与“post_bloom”(过花期)2 类标签,用于在实例分割任务中区分花朵的饱满程度,为后续的分级评价提供依据;凤梨叶片则被标注为“leaf”。标注后生成记录轮廓顶点坐标 JSON 文件,构建包含 1 350 组样本实例分割数据集,图像标注示例如图 2 所示。采用分层随机抽样方法,将数据集按比例 7:2:1 划分为训练集(945 幅)、验证集(270 幅)和测试集(135 幅),确保各子集中类别分布均衡。

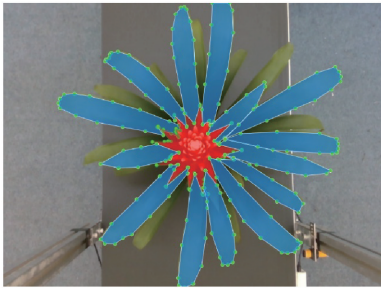


图 2 凤梨分割数据集标注示例

Fig. 2 Example of annotation for ornamental pineapple segmentation dataset

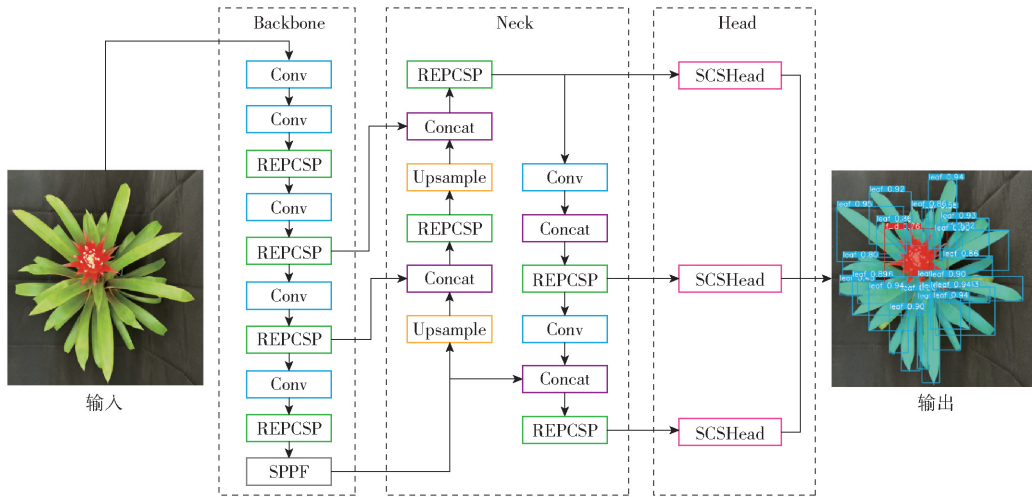


图 3 YOLO v8n-RS 网络结构

Fig. 3 Network architecture of YOLO v8n-RS

轻量化 SCSHead 替代传统分割检测头。

2.3.1 REPCSP 模块

为提升模型推理速度,提出了轻量化的 REPCSP(Reparameterized cross stage partial)模块。结合结构重参数化与廉价特征生成机制,在保持特征表达能力的同时显著降低计算负担。如图 4 所示,REPCSP 将输入特征通道分为 2 支:一支直接保留并拼接,另一支用于高维特征提取。高维支路首先引入 RepConv^[23],通过在训练阶段融合多分支卷积与 BN 参数,在推理阶段转化为单一等效卷积,提

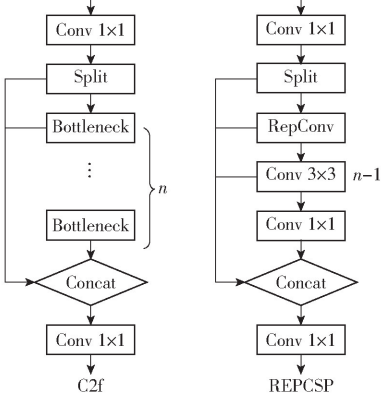


图 4 C2f 模块和 REPCSP 模块

Fig. 4 C2f module and REPCSP module

2.3 白雪凤梨分割模型改进

对白雪凤梨花朵和各叶片进行精准轮廓分割是实现目标分级的前提。YOLO v8n-seg 模型凭借出色的分割平均精度均值和适中的计算复杂度,在保证优异分割效果的同时实现了快速推理,适用于实时性与精度并重的应用场景。因此,以 YOLO v8n-seg 为基础模型进行改进,以对白雪凤梨的花朵和各叶片进行实例分割。将改进的分割模型命名为 YOLO v8n-RS,网络结构如图 3 所示。主要改进包括:采用轻量化 REPCSP 模块替换 C2f 模块。使用

升特征提取与梯度传播效率,同时降低计算与内存消耗。随后使用 $n-1$ 个 3×3 卷积增强语义信息,并通过 1×1 卷积^[24]以低计算代价完成特征重组。表 3 为原始 C2f、YOLO v9 的 RepNCSPELAN4 及不同重参数化方案下的 REPCSP 模块^[25-27]。测试时,设置基于输入尺寸为 128 像素 $\times$ 128 像素、通道数 256、批次大小为 1,检测性能以实例分割任务的 mAP 评估。结果表明,融合 RepConv 的 REPCSP 尽管浮点运算量略高于 OREPA 方案,但 mAP 达 97.7%,且推理帧率表现最优,体现出其在精度与效率之间的良好平衡。进一步试验验证了不同卷积数量及替换位置方案,由表 3 可知,局部替换与整体替换在精度上差异有限,而整体替换在速度上更具优势,因此最终采用

表 3 不同模块性能测试结果

Tab. 3 Performance test results of different modules				
模块	帧率/ (f·s ⁻¹)	浮点运算 量	参数量	mAP/ %
C2f	914.8	7.5×10^9	4.595×10^8	96.9
RepNCSPELAN4	946.7	3.6×10^9	2.261×10^8	96.1
REPCSP-RepConv	1 122.6	3.5×10^9	2.179×10^8	97.7
REPCSP-OEPRA	911.9	2.2×10^9	1.358×10^8	96.4
REPCSP-DBB	584.1	4.9×10^9	3.004×10^8	97.0
REPCSP-DeepDBB	376.6	6.4×10^9	3.913×10^8	96.9
REPCSP-WDBB	523.4	5.7×10^9	3.498×10^8	97.3

全局替换策略以实现轻量化与性能平衡。

2.3.2 SCSHead 检测头

YOLO v8 在各特征层均采用独立检测头,双分支结构由 2 个连续的 3×3 卷积层和 1 个 1×1 卷积层组成,虽能提升检测性能,但显著增加了参数量与计算开销。为此,提出一种适用于分割任务的共享卷积检测头 (Shared convolutional segmentation head, SCSHead),在保持检测精度的同时显著降低模型复杂度。如图 5 所示,SCSHead 首先通过 1×1 卷积统

一各层通道数,随后采用 2 层共享 3×3 卷积进行特征提取。为解决共享卷积可能引起的滑动平均误差,参考 NAS - FPN^[28] 为每层引入独立批量归一化。同时,在回归任务中引入可学习的 Scale 层,动态调整不同层级的输出尺度。掩模系数生成模块采用独立卷积结构,并将首层 3×3 卷积替换为 1×1 卷积以加快推理速度。由表 4 可知,SCSHead 参数量仅为原始分割头的约 1/5,实现轻量化设计的同时保持良好性能。

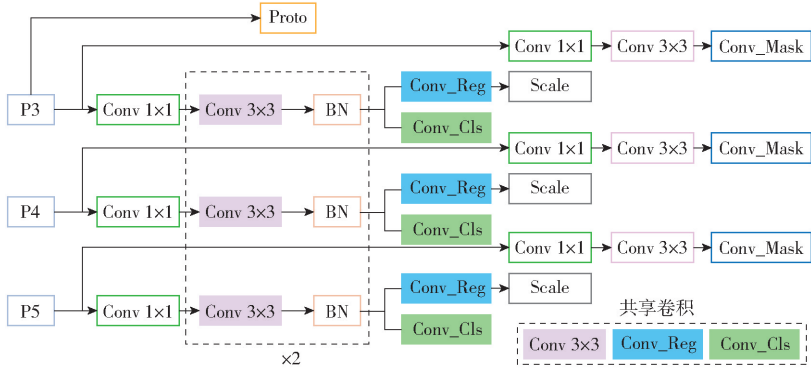


图 5 SCSHead 结构
Fig. 5 Structure of SCSHead

表 4 不同检测头性能测试结果

Tab.4 Performance test results of different detection heads

检测头	浮点运算量	参数量
Segment Head	7.56×10^9	1.1×10^6
SCSHead	5.06×10^9	2.0×10^5

2.4 白雪凤梨表型特征测量方法

基于白雪凤梨花朵和叶片的掩膜信息进行植株表型特征提取,是实现精准分级的关键步骤。针对分级策略中选取的 4 项分级评价指标,分别设计了对应的特征提取方法:通过图像形态与颜色信息,全面量化植株外观品质;结合深度图像数据,精确计算植株高度与倾斜角度,从而补充结构特征信息。最终,采用多维表型特征融合策略对白雪凤梨进行综合评分,实现客观、精准的品级判定。

2.4.1 植株高度测量

植株高度是衡量白雪凤梨生长质量的重要指标,较高且匀称的植株通常具有更佳的观赏价值。为实现该指标的精准测量,以花朵掩膜质心作为高度参考点,结合深度信息提取植株高度。具体步骤为:①利用实例分割模型提取凤梨花朵区域掩膜。②通过图像处理算法计算该区域质心坐标 (P_x, P_y) ,计算公式为

$$\begin{cases} P_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \\ P_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \end{cases} \quad (3)$$

式中 (x_i, y_i) ——掩膜内第 i 个像素坐标
 N ——掩膜像素总数

在同步采集的深度图中提取质心对应的深度 D_c ,作为凤梨花冠最高点距相机的距离;最后,用相机至花盆盆沿的距离 D_p 减去 D_c ,计算得出植株高度 H_p 。为进一步提升深度测量精度,设置了空盆对照组,对无植株空盆进行多次距离标定,并取均值作为相机镜头至花盆盆沿的标准深度 D_p ,结果约为 0.804 m。图 6a 为株高测量示意图。

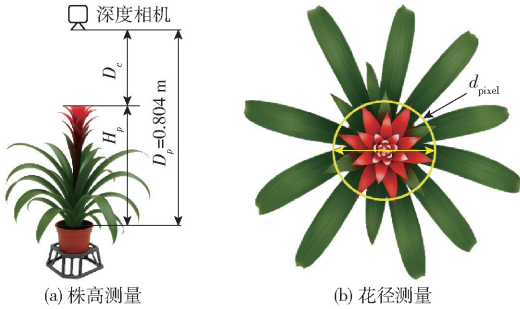


图 6 株高、花径测量示意图
Fig. 6 Schematics of plant height and flower diameter measurement

2.4.2 花朵直径计算

花朵直径可直观反映凤梨花朵发育程度,直径较大的花朵通常更饱满、观赏性更高。如图 6b 所示,为实现该特征精确测量,首先基于凤梨花朵的掩膜信息提取其轮廓点,进而拟合最小外接圆,圆的直径即为花朵的像素直径 d_{pixel} ;在深度图中获取花朵

质心对应的深度 D_c ,以表征其空间距离;结合相机内参(其中焦距为 f ,单位为像素),将像素直径转换为实际物理直径 d_{real} ,即

$$d_{\text{real}} = d_{\text{pixel}} \frac{D_c}{f}$$

(4)

2.4.3 花朵饱满程度判断

花朵饱满度是衡量白雪凤梨观赏价值的重要指标,饱满的花朵意味着健康的生长状态与较高的商品品质。结合分割模型的分类能力与掩膜区域的颜色特征,构建了花朵饱满度的定量评估方法。首先,分割模型将花朵掩膜标注为“full_bloom”(盛花期)或“post_bloom”(过花期)。其中,“post_bloom”类花朵因已过最佳观赏期,常表现为花瓣夹层长出黄色种荚、花心发黑等现象,观赏性显著下降,故直接归为C级。对于“full_bloom”类别,则进一步分析掩膜区域内的颜色组成,依据白色像素比例判定其饱满程度:白色占比越高,表示花朵越饱满,观赏性越佳。如图7所示,盛花期A花朵明显比盛花期B更加饱满。



图7 不同饱满度花朵示例

Fig.7 Examples of flowers with different fullness levels

具体步骤如下:首先将RGB图像转换为HSV色彩空间,以提高颜色识别的鲁棒性。根据设定的HSV阈值提取红色和白色像素,其中红色像素HSV范围设定为(0, 70, 50)~(10, 255, 255),白色像素范围设定为(0, 0, 200)~(180, 20, 255)。在此基础上,分别统计红色像素数量 N_{red} 和白色像素数量 N_{white} ,并以掩膜总像素数 N_{total} 为基准,计算红色和白色像素占比,计算公式为

$$\begin{cases} R_{\text{red}} = \frac{N_{\text{red}}}{N_{\text{total}}} \times 100\% \\ R_{\text{white}} = \frac{N_{\text{white}}}{N_{\text{total}}} \times 100\% \end{cases}$$

(5)

式中 R_{red} ——红色像素占比

R_{white} ——白色像素占比

最终,依据白色像素占比 R_{white} ,对“盛花期”花朵的饱满程度进一步分级,从而为白雪凤梨的品级判定提供精准依据。

2.4.4 植株倾斜角获取

植株直立性是影响白雪凤梨整体观赏性的关键因素,过大的倾斜角将降低其商品价值。因此,准确

计算植株倾斜角对于实现科学分级至关重要。提出了一种基于叶片分割掩膜与深度信息的植株倾斜角计算方法,核心思路是:以叶片拟合的生长中心点 P_s 与花朵质心 P_f 之间的连线,作为植株生长方向,通过该方向与理想垂直方向之间的夹角量化植株倾斜角。具体步骤如下:

(1)叶片掩膜预处理。对白雪凤梨各叶片的分割掩膜进行面积过滤,设单个掩膜轮廓的面积为

$$A = cv2.\text{contourArea}(\text{contour})$$

(6)

当 $A > A_{\text{min}}$ (设置为500像素)时,保留该轮廓,以剔除面积过小的噪声区域;然后根据形状特征进一步筛选,计算每个轮廓最小外接矩形的宽度 w 和高度 h ,其长宽比(aspectratio, AR)定义为

$$A_R = \frac{\max(w, h)}{\min(w, h)}$$

(7)

仅当 $A_R \geq 3$ 时保留该轮廓,以确保后续用于拟合生长中心点均为真实、形态稳定的叶片区域。

(2)叶片中心线拟合与植株生长中心点提取。对筛选后的叶片掩膜提取骨架,并采用最小二乘法拟合叶片中心线,得到直线方程 $y = mx + c$ 。对任意2条不平行直线 $y = m_1x + c_1$ 、 $y = m_2x + c_2$,交点坐标表示为

$$\begin{cases} x_{\text{int}} = \frac{c_2 - c_1}{m_1 - m_2} \\ y_{\text{int}} = m_1x_{\text{int}} + c_1 \end{cases}$$

(8)

将所有交点输入DBSCAN聚类算法,提取高密度聚集区域,并计算聚类中心作为植株生长中心点。

(3)深度信息融合与空间坐标转换。将相机到凤梨盆沿的距离 D_p 作为植株生长中心点的深度参考,结合摄像头内参矩阵,将花朵质心点和植株生长中心点的像素坐标转换为三维空间坐标,分别记为 $P_s = (x_s, y_s, z_s)$ 、 $P_f = (x_f, y_f, z_f)$,为倾斜角计算提供精确的空间位置数据。

(4)倾斜角计算。如图8所示,以植株生长中心点 P_s 指向花朵质心点 P_f 构建向量,即

$$\mathbf{v} = P_f - P_s = (x_f - x_s, y_f - y_s, z_f - z_s)$$

(9)



图8 植株倾斜角测量示意图

Fig.8 Schematic of plant tilt angle measurement

再构造垂直于凤梨盆沿平面的理想垂直方向向量 $\mathbf{v}_z = (0, 0, 1)$,则两向量之间夹角 θ 为

$$\theta = \arccos \frac{z_f - z_s}{\sqrt{(x_f - x_s)^2 + (y_f - y_s)^2 + (z_f - z_s)^2}}$$

(10)

夹角 θ 即为植株倾斜角,用于衡量植株生长方向偏离垂直方向程度,反映整体直立性特征。

3 试验与结果分析

3.1 改进模型消融试验

为验证 YOLO v8n - RS 模型在白雪凤梨分割任务中的性能,通过逐步引入不同改进模块,对模型进行测试,结果如表 5 所示。由表 5 可知,将原模型中的 C2f 结构替换为 REPCSP 模块后,平均精度均值

(mAP)提升 0.8 个百分点,帧率提高 148.1 f/s,显著增强了模型的运行速度与计算效率;在模型中引入 SCSBHead - seg 检测头后,mAP 较基础模型提升 1.4 个百分点,同时浮点运算量减少 1.9×10^9 ,表明共享卷积结构在有效压缩模型规模的同时,提升了特征图间的全局信息交互能力;当模型同时集成 REPCSP 与 SCSBHead - seg 模块时,模型整体性能表现最优,mAP 提升 1.1 个百分点,参数量仅为 1.7×10^6 ,浮点运算量为 8.0×10^9 ,帧率为 1 121.8 f/s,提升 30.8%。结果验证了所提 YOLO v8n - RS 模型在实现高精度分割的同时具备更强的轻量化特性,展现出其在资源受限环境中开展实时分割任务的可行性与优势。

表 5 消融试验结果

Tab.5 Ablation experiment results

模块		准确率/	召回率/	平均精度	参数量	浮点运算量	帧率/
REPCSP	SCSBHead - seg	%	%	均值/%			(f·s ⁻¹)
×	×	89.1	97.0	96.9	3.3×10^6	1.20×10^{10}	857.6
√	×	89.7	96.4	97.7	2.4×10^6	8.60×10^9	1 005.7
×	√	95.1	92.2	98.3	2.5×10^6	1.01×10^{10}	931.1
√	√	91.4	93.6	98.0	1.7×10^6	8.00×10^9	1 121.8

注:√表示采用此模块,×表示不采用此模块。

3.2 不同模型性能测试

为进一步验证所提 YOLO v8n - RS 模型在白雪凤梨实例分割任务中的性能优势,选取 YOLO v5n - seg、YOLO v8n - seg、YOLO 11n - seg、RTMDet - ins - t、Mask R - CNN 和 SparseInst - R50 等主流实例分割模型进行对比,结果如表 6 所示。尽管 YOLO v8n - RS 的召回率略低于 YOLO v8n - seg 和 YOLO v5n - seg,但 mAP 达 98.0%,为所有模型中最高。与 YOLO v8n - seg 相比,YOLO v8n - RS 在保持更高精度的同

时,参数量减少 48.5%,浮点运算量降低 33.3%,展现出更强的模型压缩能力。相比 YOLO 11n - seg,mAP 提升 1.2 个百分点,帧率提升 33.8%,在检测精度与帧率之间实现更优平衡。与 RTMDet - ins - t 和 SparseInst - R50 相比,YOLO v8n - RS 的帧率为二者的 1.66 倍和 9.05 倍,且参数量仅为二者的 30.4%和 5.4%。综上所述,YOLO v8n - RS 兼具较高的精度、实时性和轻量化特性,适用于资源受限环境下的高效实例分割任务。

表 6 各模型在白雪凤梨分割任务中性能

Tab.6 Performance of different models on Snow Pineapple segmentation task

模型	准确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	参数量	浮点运算量	帧率/(f·s ⁻¹)
YOLO v5n - seg	78.7	96.9	85.8	1.90×10^6	6.70×10^9	698.6
YOLO v8n - seg	89.1	97.0	96.9	3.30×10^6	1.20×10^{10}	857.6
YOLO 11n - seg	87.8	94.0	96.8	2.80×10^6	1.02×10^{10}	838.6
RTMDet - ins - t			92.0	5.60×10^6	1.19×10^{10}	674.1
Mask R - CNN			86.1	4.91×10^7	1.08×10^{11}	548.2
SparseInst - R50			92.9	3.16×10^7	9.92×10^{10}	123.9
YOLO v8n - RS	91.4	93.6	98.0	1.70×10^6	8.00×10^9	1 121.8

3.3 凤梨特征信息提取试验

为验证所提白雪凤梨盆栽特征提取方法的有效性,与鲁棒性,在 2.1 节所述凤梨分级装置的实际工作环境下,利用图像采集处理模块对 60 株白雪凤梨进行特征提取试验。提取指标包括植株高度、花朵直径、花朵饱满程度及植株倾斜角。试验过程,采用

YOLO v8n - RS 模型对彩色图像进行实例分割,并结合深度图像实现多维度特征的精准提取与参数计算。其中,植株高度通过花冠顶端与盆栽底部间的垂直距离获得;花朵直径基于分割掩膜最大外接圆计算;花朵饱满程度结合模型分类结果与掩膜区域颜色综合判定;倾斜角则通过拟合植株主轴与垂线

间夹角估算。

针对植株高度、花朵直径和倾斜角 3 项指标,分别采用卷尺、游标卡尺和量角器进行人工测量,并与系统提取结果进行对比,相关人工测量操作示例如图 9 所示。误差分布情况如图 10 所示,各指标真实-测量散点图如图 11 所示,平均绝对误差 (MAE)、均方根误差 (RMSE) 及决定系数 (R^2) 如表 7 所示。

由表 7 可知,所提 YOLO v8n-RS 模型对白雪凤梨盆栽特征提取效果良好。植株高度的平均绝对误差为 0.745 cm,决定系数 R^2 为 0.933,表明高度测量准确且稳定。花朵直径误差较小,平均绝对误差为 0.410 cm,决定系数 R^2 为 0.915,精度较高。倾斜角度误差略大,平均绝对误差为 1.627°,但决定系数 R^2 仍达 0.773,具备较好的拟合效果。误差分布图显示,各指标误差均集中分布,波动范围较小,验证了该方法在实际复杂环境下的稳定性与适用性。

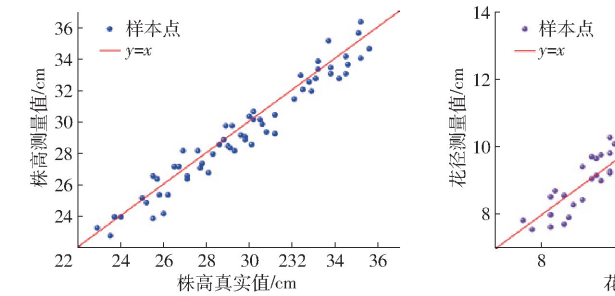


图 11 系统与人工测量散点图

Fig. 11 System and manual measurements using scatter plots

表 7 试验误差分析			
Tab.7 Statistical analysis of measurement errors			
参数	平均绝对误差	均方根误差	决定系数 R^2
株高	0.745 cm	0.881 cm	0.933
花径	0.410 cm	0.496 cm	0.915
倾斜角	1.627°	1.971°	0.773

综上,该方法能够实现对白雪凤梨株高、花径与倾斜角的精准提取,为自动分级和品质评估提供支持。

针对花朵饱满程度,考虑其本质上属于图像感知特性,难以借助传统工具直接测量,采用专家评分法作为人工评估基准。具体方法为:邀请 3 名园艺专业背景的专家,依据花瓣饱满度、色彩均匀性及形态完整性对样本进行等级划分,分为 A、B、C 3 类,最终取 3 人评分的众数作为该花朵的人工等级标签。在系统测量方面,首先利用 YOLO v8n-RS 模型识别花朵状态以判定是否为 C 级样本,随后对非 C 级样本基于掩膜区域的白色像素占比进行 A、B、C 3 级精细划分。将系统结果与人工标签进行对比,计算分类精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 及

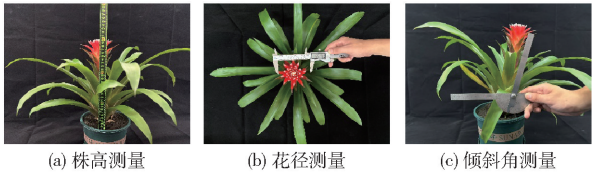


图 9 人工测量操作示例

Fig. 9 Examples of manual measurement operations

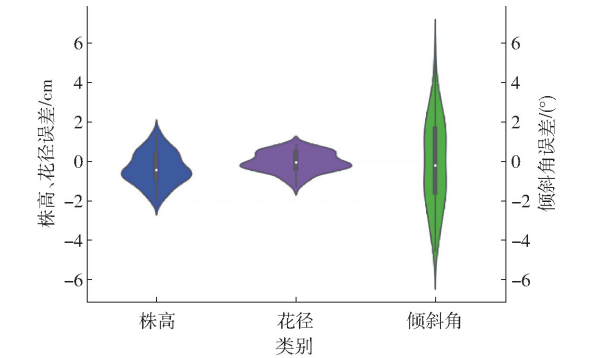
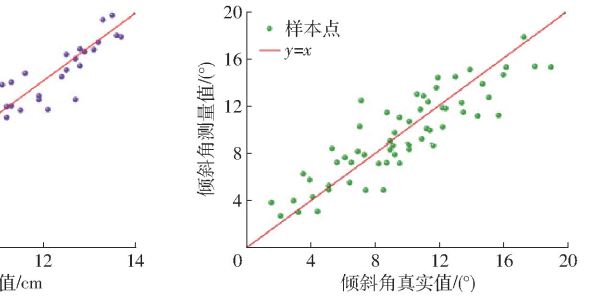


图 10 各指标测量误差分布

Fig. 10 Violin plot of measurement errors for different metrics



F1 值,结果见表 8,混淆矩阵如图 12 所示。

表 8 花朵饱满度等级划分试验结果				
Tab.8 Experimental results of flower fullness level classification				
等级	精确率/%	召回率/%	F1 值/%	样本数
A	81.8	90.0	85.7	20
B	88.0	78.6	83.0	28
C	84.6	91.7	88.0	12
加权平均值	85.3	85.0	84.9	60

由表 8 可知,所提方法在花朵饱满度等级划分中表现出较高的分类性能。C 级样本 F1 值最高,为 88.0%,表明 YOLO v8n-RS 模型在识别花朵明显不饱满的状态时具有较强的鲁棒性;A 级和 B 级 F1 值分别为 85.7% 和 83.0%,体现了基于白色像素占比的分类方法的有效性。整体上,模型加权精确率和加权 F1 值达到 85.3% 和 84.9%,验证了本方法在花朵饱满度自动评估中的可行性和实用性。

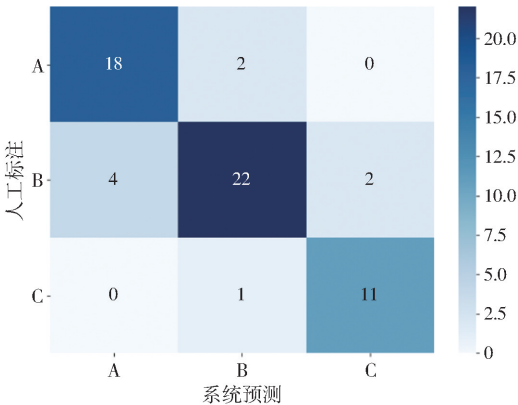


图 12 花朵饱满度等级划分混淆矩阵

Fig. 12 Confusion matrix for flower fullness level classification

3.4 白雪凤梨自动分级试验

为验证所设计分级装备的实用性及智能分级方法的有效性,对随机选取的 100 株白雪凤梨盆栽开展了实地分级试验。试验在 2.1 节所述分级

装置的实际运行环境下进行,通过图像采集模块获取 RGB 图像与深度图像,结合 YOLO v8n - RS 模型提取植株高度、花朵直径、花朵饱满度及植株倾斜角等关键特征参数,并依据预设的等级判定规则完成智能分级。

在分级过程中,当凤梨进入主传送带识别区域,系统自动完成特征信息提取与等级判定,并通过控制系统驱动对应摆臂将凤梨引导至指定分级通道,实现全流程自动化作业。对分级准确率与处理效率等核心性能指标进行了统计分析。结果表明,系统分级准确率达到 89%,平均单株处理时间为 3.54 s,验证了分级装备在实际生产场景下的可行性、稳定性与推广价值。图 13 为凤梨分级试验中系统识别的相机画面,其中,彩色图中,黄色点为拟合的植株生长点,蓝色点为花朵质心点;二值图中,白色掩膜为预处理后叶片区域,白线为拟合的叶片中心线。

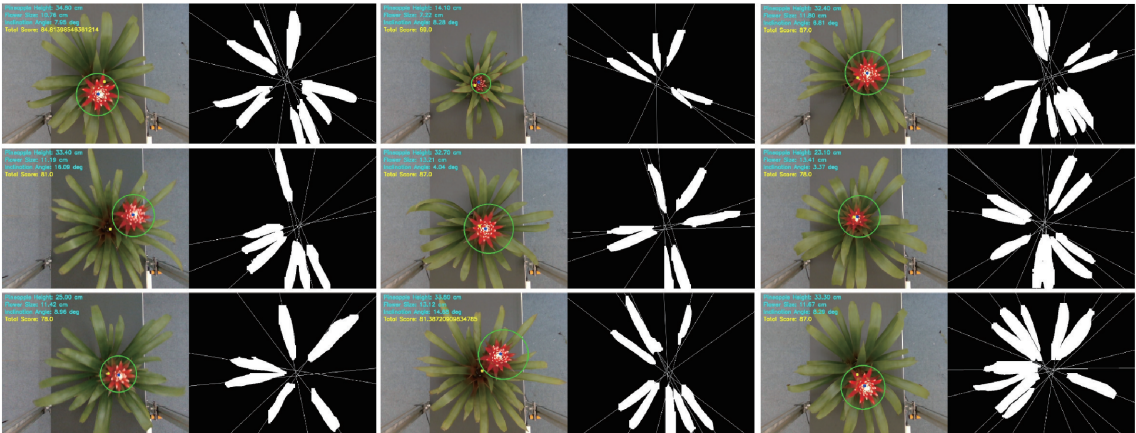


图 13 凤梨分级系统识别界面示意图

Fig. 13 Schematic of recognition interface of pineapple grading system

4 结论

(1)针对白雪凤梨盆栽的智能分级需求,制定了基于多指标加权的分级策略,提出了一种多维表型参数精准提取方法,并研制了自动化分级装备,构建了集感知、分析与执行于一体的智能分级系统。

(2)改进的 YOLO v8n - RS 模型在白雪凤梨实例分割任务中 mAP 达 98.0%,帧率为 1 121.8 f/s,参数量仅为 1.7×10^6 ,浮点运算量为 8.0×10^9 ,兼具高精度与轻量化。相比 YOLO 11n - seg,平均精度均值提升 1.2 个百分点,帧率提升 33.8%;相比 RTMDet - ins - t,平均精度均值提升 6.0 个百分点,

帧率为其 1.66 倍,更适用于实时分级任务。

(3)基于模型分割结果与深度图处理,成功提取凤梨株高、花径、倾斜角与花朵饱满度等关键表型特征。试验结果显示,株高平均误差 0.745 cm, $R^2 = 0.933$;花径平均误差 0.410 cm, $R^2 = 0.915$;倾斜角平均误差 1.627° , $R^2 = 0.773$ 。饱满度等级分类准确率达 85.3%,F1 值为 84.9%,结果稳定可靠、区分度良好。

(4)设计分级装置对白雪凤梨盆栽进行优、良、次 3 级划分,系统分级准确率达 89.0%,平均单株处理时间为 3.54 s,验证了该装备在实际应用中的稳定性与可行性。

参 考 文 献

[1] 汤文祺,曹玉华,李应果. 基于机器视觉的一品红自动分级方法研究[J]. 现代农业装备, 2024, 45(5): 53 - 58.
Tang Wenqi, Cao Yuhua, Li Yingguo. Research on automatic classification of poinsettia based on machine vision[J]. Modern Agricultural Equipment, 2024, 45(5): 53 - 58. (in Chinese)

[2] 张阁,兰升,刘新伟,等. 基于机器视觉的盆栽微型月季品质分级方法研究[J]. 安徽农业科学, 2024, 52(7): 230 - 234.

- Zhang Ge, Lan Sheng, Liu Xinwei, et al. Research on quality grading method of potted mini rose based on machine vision[J]. Anhui Agricultural Science, 2024, 52(7): 230–234. (in Chinese)
- [3] Shi X, Chai X J, Yang C X, et al. Vision-based apple quality grading with multi-view spatial network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 195: 106793.
- [4] 黄海松, 陈星燃, 韩正功, 等. 基于多尺度注意力机制和知识蒸馏的茶叶嫩芽分级方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 399–407.
- Huang Haisong, Chen Xingran, Han Zhenggong, et al. Tea buds grading method based on multiscale attention mechanism and knowledge distillation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 399–407. (in Chinese)
- [5] Xu J J, Lu Y Z. Prototyping and evaluation of a novel machine vision system for real-time, automated quality grading of sweetpotatoes[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108826.
- [6] Zhang Y P, Chuah J H. An intelligent grading system for mangosteen based on improved convolutional neural network[J]. Knowledge-Based Systems, 2025, 309: 112904.
- [7] 何进荣, 石延新, 刘斌, 等. 基于 DXNet 模型的富士苹果外部品质分级方法研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(7): 379–385.
- He Jinrong, Shi Yanxin, Liu Bin, et al. External quality grading method of Fuji apple based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 379–385. (in Chinese)
- [8] 陈孟燕, 王敏娟, 宋青峰, 等. 基于 ECA-FV-CNN 的水稻单籽粒质量分级方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊 2): 235–243.
- Chen Mengyan, Wang Minjuan, Song Qingfeng, et al. Method for single rice grain weight grading based on ECA-FV-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(S2): 235–243. (in Chinese)
- [9] 张立杰, 周舒骅, 李娜, 等. 基于改进 SSD 卷积神经网络的苹果定位与分级方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 223–232.
- Zhang Lijie, Zhou Shuhua, Li Na, et al. Apple location and classification based on improved SSD convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 223–232. (in Chinese)
- [10] Nakaguchi V M, Abeyrathna R M R D, Ahamed T. Development of a new grading system for quail eggs using a deep learning-based machine vision system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 226: 109433.
- [11] Liu S Y, Zhang F Q, Zhao P, et al. Morel (*Morchella* spp.) target recognition and size measurement based on machine vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 229: 109823.
- [12] 张玉玉, 邴树营, 纪元浩, 等. 基于改进 YOLOv8s 的玫瑰鲜切花分级方法[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(2): 118–127.
- Zhang Yuyu, Bing Shuying, Ji Yuanhao, et al. Grading method of fresh cut rose flowers based on improved YOLOv8s[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(2): 118–127. (in Chinese)
- [13] Chen F N, Li Y, Sun H W, et al. Petal damage and bent flower detection method of rose cut flowers based on computer vision[J]. Scientia Horticulturae, 2025, 340: 113927.
- [14] Ding Z Z, Chen Z W, Gui Z Y, et al. Quality detection and grading of rose tea based on a lightweight model[J]. Foods, 2024, 13(8): 1179.
- [15] Duan Z Y, Liu W H, Zeng S, et al. Research on a real-time, high-precision end-to-end sorting system for fresh-cut flowers[J]. Agriculture, 2024, 14(9): 1532.
- [16] Sun X Y, Li Z Y, Zhu T T, et al. Four-dimension deep learning method for flower quality grading with depth information[J]. Electronics, 2021, 10(19): 2353.
- [17] 施国英, 纪嘉鹏, 李天华, 等. 基于改进 YOLOv8s 的杭白菊检测与花期分类[J]. 农业工程学报, 2025, 41(7): 192–199.
- Shi Guoying, Ji Jiapeng, Li Tianhua, et al. Detecting chrysanthemum to classify flowering stages using improved YOLOv8s[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(7): 192–199. (in Chinese)
- [18] Zhang Y P, Mohd K A S, Chuah J H, et al. Intelligent grading system for mangosteen based on faster-FRNet: enhancing accuracy and efficiency in post-harvest quality control[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2025, 141: 107394.
- [19] Pham Q T, Lu S E, Liou N S. Development of sorting and grading methodology of jujubes using hyperspectral image data[J]. Postharvest Biology and Technology, 2025, 222: 113406.
- [20] Lu J Q, Luo H X, Yu C R, et al. Tea bud DG: a lightweight tea bud detection model based on dynamic detection head and adaptive loss function[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109522.
- [21] Wang Z L, Yang L, Wang R X, et al. WE-DeepLabV3+: a lightweight segmentation model for *Panax notoginseng* leaf diseases[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109612.
- [22] Fan X P, Sun T, Chai X J, et al. YOLO-WDNet: a lightweight and accurate model for weeds detection in cotton field[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109317.
- [23] Ding X H, Zhang X Y, Ma N N, et al. RepVGG: making VGG-Style ConvNets great again[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021: 13733–13742.
- [24] Han K, Wang Y, Tian Q, et al. GhostNet: more features from cheap operations[C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 1577–1586.
- [25] Hu M, Feng J Y, Hua J S, et al. Online convolutional re-parameterization[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2022: 568–577.
- [26] Ding X H, Zhang X Y, Han J G, et al. Diverse branch block: building a convolution as an inception-like unit[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021: 10886–10895.
- [27] Wan D H, Lu R S, Hu B T, et al. YOLO-MIF: improved YOLO v8 with multi-information fusion for object detection in Gray-Scale images[J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62: 102709.
- [28] Ghiasi G, Lin T Y, Pang R M, et al. NAS-FPN: learning scalable feature pyramid architecture for object detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 7029–7038.