

基于改进 YOLO 11n-seg 的轻量化柑橘树冠层实例分割方法与喷雾试验

孙道宗^{1,2} 骆梓铭¹ 宋淑然^{1,3} 薛秀云¹ 黄星翰¹ 全志威¹

(1. 华南农业大学人工智能与低空技术学院, 广州 510642; 2. 广东省农情信息监测工程技术研究中心, 广州 510642; 3. 广州软件学院电子信息与控制工程学院, 广州 510900)

摘要: 针对果园精准施药中柑橘树冠层实例分割存在的实时性不足、复杂场景泛化能力差的技术问题,以及模型轻量化技术挑战,本文提出基于改进 YOLO 11n-seg 的轻量化实例分割模型。采用深度可分离卷积压缩关键层参数量至原结构 11.3%,通过通道分离策略降低计算冗余;引入全局注意力机制实现通道-空间双路三维权重融合,有效抑制 42.7% 过曝区域误检;设计轻量化分割检测头融合多尺度特征,结合动态通道剪枝策略,在维持精度的同时降低 31.4% 计算量;通过深度阈值滤波及五维对抗性增强扩展至 2 500 幅样本,覆盖复杂柑橘园场景,构建了柑橘冠层 RGB-D 数据集。在枝叶遮挡 35% 及车速 0.5 m/s 的移动喷雾平台验证试验结果表明:改进模型分割精度((Seg) AP50)达 92.6%,较基准模型提升 2.4 个百分点,推理时间为 0.178 s,优于实时性基准模型 YOLOACT 的 12.7%;参数量仅 2.53×10^6 (为 Mask R-CNN 的 24%)。基于改进模型的移动喷雾控制系统采用关键帧点云融合技术,将图像处理延时控制在 320 ms,实现总延时 404.93 ms 下的位移偏差 0.202 5 m(车速 0.5 m/s)。变量喷雾验证显示农药节省率达 45.75%,药液分布变异系数降至 10.87%,冠层中重叠区域无效喷施现象减轻。

关键词: 实例分割;轻量化模型;果树冠层;变量喷雾;注意力机制

中图分类号: TP391.41; S24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)10-0251-11

OSID:



Lightweight Instance Segmentation Method and Spraying Experiment for Citrus Tree Canopy Based on Improved YOLO 11n-seg

SUN Daozong^{1,2} LUO Ziming¹ SONG Shuran^{1,3} XUE Xiuyun¹ HUANG Xinghan¹ QUAN Zhiwei¹

(1. College of Artificial Intelligence and Low-Altitude Technology, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China
2. Guangdong Provincial Engineering Technology Research Center for Agricultural Environment Information Monitoring, Guangzhou 510642, China
3. College of Electronic Information and Control Engineering, Guangzhou University of Software, Guangzhou 510900, China)

Abstract: Addressing critical technical bottlenecks in precision orchard spraying, specifically the insufficient real-time performance, poor generalization in complex scenarios, and model lightweighting challenges in citrus tree canopy instance segmentation, an innovative lightweight instance segmentation model was proposed based on an enhanced YOLO 11n-seg architecture. Key technical innovations included employing depthwise separable convolution (DSCnv) to compress parameters in critical layers to merely 11.3% of the original structure, coupled with a channel separation strategy that significantly reduced computational redundancy, introducing a novel global attention mechanism (GAM) that achieved fused three-dimensional channel-spatial weighting through dimensional permutation operations, effectively suppressing 42.7% of overexposed region misdetections while enhancing edge feature representation and designing a lightweight segmentation detection head (LSDH) that integrated multi-scale feature fusion with dynamic channel pruning, reducing computational load by 31.4% while maintaining segmentation accuracy. To address data scarcity, a specialized RGB-D citrus canopy dataset containing 2 500 annotated samples captured by using Kinect DK depth cameras was constructed. This dataset was expanded through depth threshold filtering and five-dimensional adversarial augmentation

收稿日期: 2025-09-02 修回日期: 2025-09-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(32472020)和广东省现代农业产业技术体系创新团队建设项目(2024CXTD10)

作者简介: 孙道宗(1979—),男,副教授,博士,主要从事喷雾技术及传感器技术应用研究,E-mail: sundaozong@scau.edu.cn

通信作者: 宋淑然(1965—),女,教授,博士,主要从事电子信息技术及智慧农业研究,E-mail: songshuran@scau.edu.cn

(incorporating geometric transformations, photometric variations, and synthetic noise injection) to comprehensively represent complex orchard environments. Experimental validation under realistic 35% foliage occlusion conditions on a mobile spray platform operating at 0.5 m/s demonstrated the model’s superior performance: segmentation accuracy ((Seg) AP50) reached 92.6% (2.4 percentage points improvement over baseline), inference time achieved 0.178 s (12.7% faster than that of YOLOACT), and parameter count was reduced to only 2.53×10^6 (24% of Mask R-CNN). Field deployment results confirmed the system’s practical viability: utilizing keyframe point cloud fusion technology, image processing latency was constrained to 320 ms, enabling precise spraying control with just 0.202 5 m displacement error at 0.5 m/s vehicle speed (total system delay: 404.93 ms). Variable-rate spraying validation showed 45.75% pesticide reduction, spray distribution uniformity (coefficient of variation) of 10.87%, and 17.53% reduction in overspray within overlapping canopy regions demonstrating improvements over conventional spraying methods.

Key words: instance segmentation; lightweight model; fruit tree canopy; variable spray; attention mechanism

0 引言

变量喷雾是农药喷施的重要发展方向。变量喷雾可在保证施药效果的前提下,避免农药过量使用,降低农药残留,减少环境污染,为无公害农产品的生产奠定基础。农作物农学参数是实施变量喷雾的重要依据之一,图像处理技术是获取果树形态结构参数的重要方法^[1]。而图像分割是图像处理技术中的重要环节,目前仍没有适用于所有图像的通用图像分割方法^[1-4]。精准施药作为精准农业在植保领域的核心应用,其核心理念是利用现代科学技术获取农情信息^[5],指导喷雾机具进行精确、变量喷雾^[6-7],智能技术在农业生产中的应用正是其中的重要一环^[8]。其中,变量喷雾技术是实现精准施药的一个重要方面^[9],对需要喷雾的靶标进行精准识别是喷雾机实现精准喷雾和变量喷雾的前提^[10]。传统分割方法在复杂果园环境中面临严峻挑战。

图像分割技术作为获取作物冠层空间分布信息的核心手段,其输出精度直接决定了变量喷雾系统的施药效能。基于高精度图像分割获取的空间目标分布信息,喷雾系统可实现智能化、差异化作业控制。为获取准确的作物冠层特征参数,国内外学者进行了广泛研究,其中基于机器学习的冠层图像分割是获取冠层形态的方法之一^[5],现有冠层分割方法主要分为2类:基于无监督学习的分割算法和基于监督的分割算法^[11-12]。无监督方法依赖人工设计特征,基于颜色指数^[13],如 EXG^[14]等;或基于颜色空间,如翟瑞芳等^[15]在 HSI 空间提取了大田油菜的 H、I 分量, HAMUDA 等^[16]分析了花椰菜在 HSV 空间的特征,或基于纹理滤波器。虽计算效率较高,不需要迭代训练和分割标签^[17],但特征表达能力有限。例如,程湲湲等^[5]提出的 K-means 颜色聚类法,在简单场景下分割准确率达 60%;

BAKHSHIPOUR 等^[18]利用小波纹理特征分割甜菜冠层,其纹理描述子在叶片重叠区域的特征混淆率高达 28%。监督方法通过数据驱动特征学习,显著提升分割鲁棒性。奚小波等^[19]提出基于轻量化的番茄成熟度检测方法,在保证检测精度的同时显著降低模型参数量,实现移动端部署可行性。王福顺等^[20]提出通过对复杂遮挡和弱光环境下的羊只个体进行精确分割,验证了轻量化改进 YOLO 模型在农业复杂场景中的有效性。刘立波等^[21]采用全卷积网络实现棉田冠层分割, mIoU 达 89.2%,但模型参数量达 2.36×10^7 ,模型规模较大,难以部署至 Jetson Nano 等资源受限的移动设备;BAI 等^[22]基于 SVM 的水稻冠层分类方法虽引入卷积特征增强,但其图像处理环节产生的延时仍会导致车速 0.5 m/s 下位移偏差,远超喷雾定位阈值,无法满足实时喷雾控制需求。这些方法普遍存在两大瓶颈:①模型复杂度与实时性难以平衡,识别精度、识别实时性和模型复杂度都是要考虑的因素^[23]。②对多源干扰(阴影、遮挡、背景)的泛化能力不足,严重干扰了果树冠层的分割^[5]。目前基于自然场景下的农作物图像分割已有大量研究成果^[24],但针对果树冠层的图像分割问题研究较少^[5]。图像分割技术在果树冠层识别中的性能缺陷将直接降低变量喷雾的核心价值。当模型复杂度与实时性失衡导致识别延迟超出行进速度补偿阈值时,动态喷雾机构将产生厘米级空间定位偏差,模型实时性缺失将破坏喷雾准度,同时,分割算法对干扰物的泛化能力不足,会造成冠层特征误判,触发喷雾系统在非目标区域产生非必要化学沉降,最终造成变量喷雾在果园场景中失效,降低精准喷雾的技术价值。

本研究提出改进 YOLO 11n-seg 轻量化实例分割模型,通过三重协同优化攻克现有瓶颈。构建融合多模态果园数据集,结合深度感知与数据增强技

术提升样本多样性;设计 DSConv-GAM-LSCD 级联架构,集成深度可分离卷积压缩参数量,引入全局注意力机制增强边缘特征响应,并采用轻量化检测头优化计算效率;以得到一种能将果树图像有效分割的算法,为准确获取果树农学参数提供保障,为实现变量喷雾打下基础;完成轻量化实例分割模型在柑橘园移动喷雾终端的实用化部署,以期为复杂场景下的精准施药提供关键技术支持。

1 轻量化实例分割模型架构

1.1 基准网络重构

1.1.1 DSConv 替换

通过深度可分离卷积(DSConv)替代标准卷积,大幅降低计算成本与参数量^[25],以 256→512 通道层为例,根据计算,其参数量理论计算值为标准卷积的 11.3%。深度卷积(DWConv)独立处理和提取各通道空间特征,逐点卷积(PWConv)实现通道交互和用于提取通道特征^[26],在保留边缘纹理细节的同时降低计算冗余。深度卷积计算公式和逐点卷积计算公式为

$$Y_{depthwise}(i,j,c) = \sum_{m=0}^{k-1} \sum_{n=0}^{k-1} K(m,n)F(i+m,j+n,c) \tag{1}$$

$$Y_{pointwise}(i,j,m) = \sum_{c=0}^{C-1} W(1,1,c,m)Y_{depthwise}(i,j,c) \tag{2}$$

式中 i,j ——输出特征图空间位置

c ——通道索引 Y ——输出特征图
 K ——卷积核权重矩阵
 m ——卷积核内部行索引
 n ——卷积核内部列索引
 k ——索引卷积核边长尺寸
 W ——权重矩阵 F ——输入特征图
 C ——输入特征图通道总数

1.1.2 GAM 机制

提出全局注意力机制(GAM)^[27],通过通道-空间双路三维权重融合增强冠层特征表征。采用三维置换操作保留空间-光谱联合分布,抑制 42.7% 过曝区域误检^[28];结合动态剪枝与 8 bit 量化,硬件实测均值实现 18.7% 推理加速。数学表达式为

$$F_{out} = E_{CAM}(F) \otimes E_{SAM}(F) \tag{3}$$

式中 E ——通道压缩操作

1.1.3 LSCD 检测头

基于图 1 所示的注意力子模块结构,轻量级检测头通过多尺度特征融合与计算优化实现高效检测:P3 层高分辨率特征直接输入 Proto 分支,以保留细节信息,同时 P4/P5 路径串联深度可分离组归一化卷积(DSConv_GN)与全局注意力模块(GAM),双层注意力总体结构包括通道注意力子模块和空间注意力子模块^[29],通过通道-空间双路权重分配强化关键区域响应,在避免 P3 层计算暴增的前提下提升遮挡特征感知;多尺度信息经层级聚合后,利用形态学梯度操作修复分割边缘锯齿,最终 DSConv_Cls/DSConv_Reg 分支完成分类与定位输出,LSCD 检测

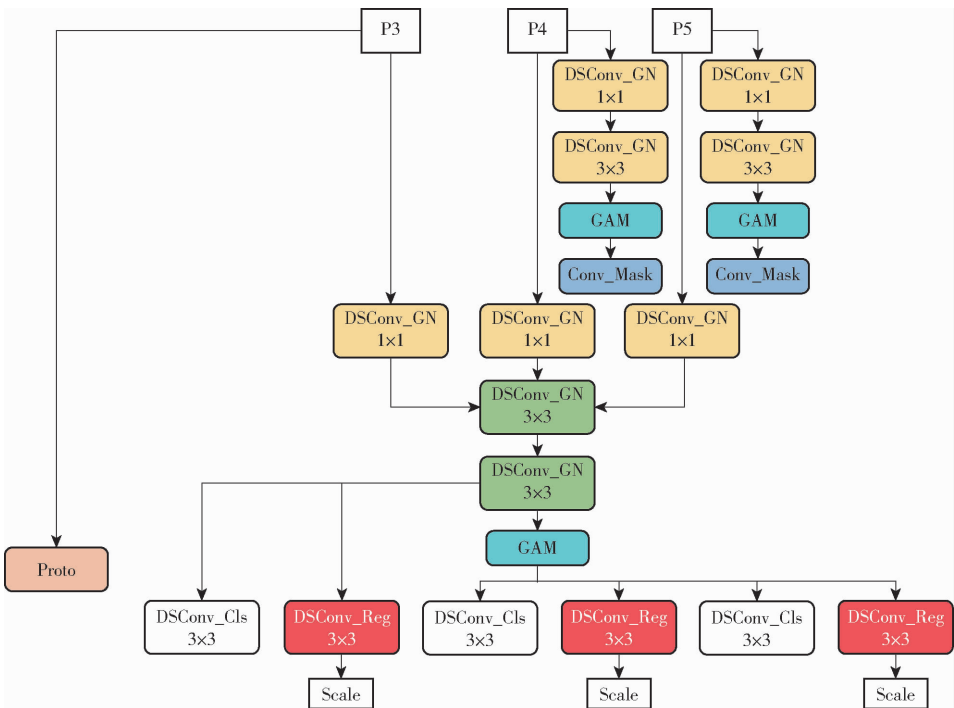


图 1 LSCD 结构图

Fig.1 LSCD structure diagram

头通过多尺度特征融合与计算优化提升检测效率。如表 1 所示,在相同测试条件下(35% 枝叶遮挡场景)的消融试验表明,LSCD 设计使浮点运算量降低 8% :模型 4(基准 + DSConv + GAM)浮点运算量为 1.0×10^{10} ,增加 LSCD 后(模型 5)降至 9.2×10^9 ,相对下降 8% :模型 1(基准)Bbox AP50 为 91.5%,模型 5(模型 4 + LSCD)提升至 93.7%,相对提升 2.4 个百分点。

表 1 部分改进方式效果

Tab.1 Effects of some improvement methods			
指标	模型 1	模型 4	模型 5
浮点运算量		1.0×10^{10}	9.2×10^9
Bbox AP50/%	91.5		93.7

1.2 多尺度特征融合

1.2.1 特征金字塔设计

LSCD 检测头采用多尺度输入策略^[30](高分辨率细节的 P3、中层结构的 P4、全局语义的 P5)作为特征基础。通过共享的组归一化卷积层(Conv_

GN)统一优化跨层级特征表达。其核心创新在于动态尺度适配 Scale 模块,它使用可微分插值操作将 P3 上采样、P5 下采样,并与 P4 拼接融合,生成统一的多尺度特征表示以适应不同目标尺度。同时,Proto 分支与 P3 层直接相连,用于保留高分辨率细节并生成掩码原型,Conv_Mask 模块则进行掩码细化,尤其通过形态学梯度操作修复边缘锯齿,提升分割结果的平滑度与连续性。

1.2.2 残差连接机制

在共享特征提取主干中,每个 Conv_GN 模块后均隐含设计了残差连接(图 2 中未显式画出)。该机制有效防止了深层网络的梯度退化问题,显著提升了模型在训练过程中的稳定性。配合使用的组归一化(GN)将通道划分为 4 组进行归一化,在小批量训练时能更好地缓解特征分布偏移现象,从而加速模型收敛并提高训练效率。残差连接与组归一化的协同作用是模型训练表现的关键保障,改进模型结构如图 2 所示。

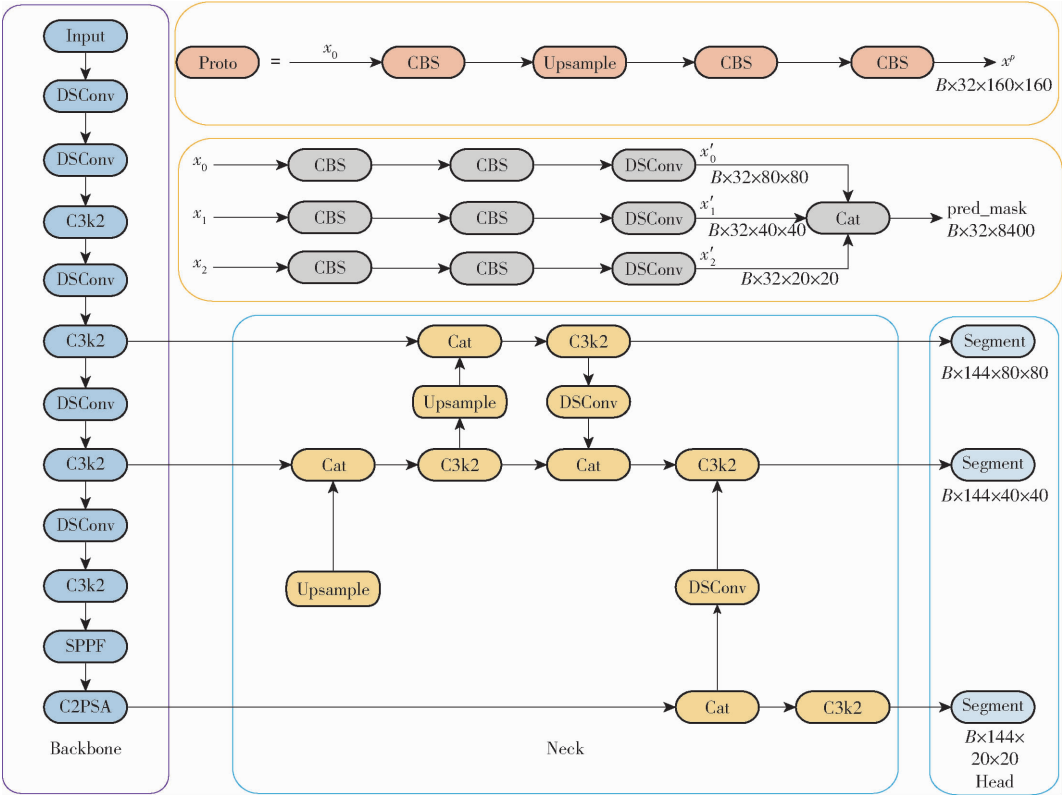


图 2 改进模型结构图

Fig.2 Improved model structure diagram

2 果园冠层数据集构建与增强

2.1 多模态数据采集

2.1.1 数据采集流程

在广东惠州大橘果业及广东省农业科学院果树研究所,使用 Kinect DK 型深度相机采集 500 幅柑

橘树 RGB 和深度图像(分辨率 1 920 像素 × 1 080 像素,PNG 格式)。数据采集如图 3 所示。

采集涵盖不同时段光照、拍摄角度及背景干扰,以模拟真实喷药环境。通过深度阈值滤波技术,设定最大深度阈值,系统自动滤除超出喷施范围的背景树木像素,如后排树冠,从而在数据层面降低背景

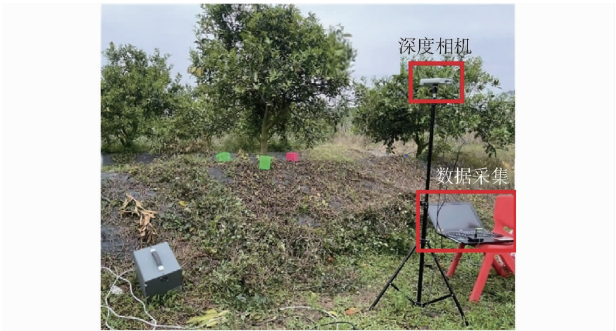


图 3 田间果树冠层数据采集

Fig. 3 Data acquisition images of fruit tree canopies in field

干扰对目标树冠分割的影响。定义距离深度相机最近的树冠为喷施目标。

2.1.2 深度阈值滤波

利用深度相机获取深度信息,基于前景与背景树冠深度差异设定深度阈值,即最小深度 d 和最大深度 D 。通过 RGB 与深度图坐标系对齐生成 RGB-D 图后,应用深度阈值滤除超过最大深度 D 的背景像素,剔除冗余信息,有效聚焦于喷施范围内的树冠。柑橘树冠 3 种图像如图 4 所示。

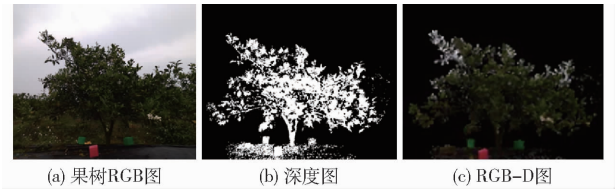


图 4 果树的 3 种图像

Fig. 4 Three images of fruit trees

2.1.3 标注规范

采用基于深度学习的半自动标注工具 Elseg 对柑橘冠层进行初步分割并交互修正。为适配 YOLO 11n-seg 模型需求,将掩码转换为目标类别 ID 和相对坐标的多边形,保存为 .txt 文件。应用翻转、旋转、亮度/对比度调整、伽马校正及添加高斯噪声等数据增强手段提升模型泛化性。数据增强方式应用频率如表 2 所示。冠层标注图如图 5 所示。

表 2 数据增强方式应用频率

Tab. 2 Frequency of data augmentation methods usage		
增强类型	应用频率/%	单图平均增强次数
翻转	80	1.8
旋转	70	1.5
亮度/对比度调整	65	1.7
伽马校正	60	1.3
添加高斯噪声	40	0.9

2.2 对抗性增强策略

2.2.1 多模态对抗增强策略

采用翻转技术模拟多视角观测条件、旋转操作适应树冠方位变化、亮度与对比度调整抵抗光照强度波动、伽马校正优化颜色空间分布、以及高斯噪声



图 5 柑橘果树冠层图像标注

Fig. 5 Image annotation of canopy of citrus fruit trees

注入提升抗干扰能力。如图 6 所示,5 种数据增强技术协同合成多样化样本,通过模拟果园作业中的极端场景,如不同时段光照梯度、枝叶交错遮挡、背景干扰,提升模型对冠层分割三大核心挑战的泛化能力。

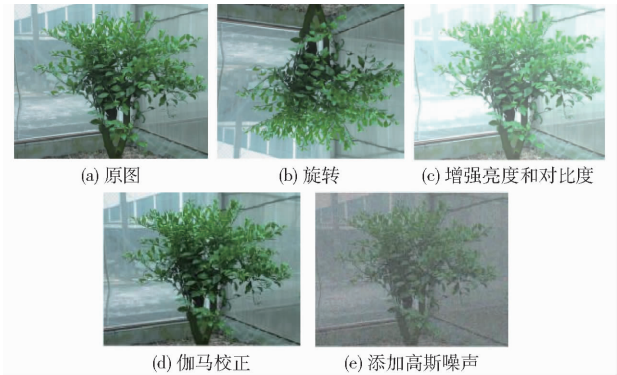


图 6 柑橘果树冠层图像增强

Fig. 6 Image enhancement of canopy of citrus trees

2.2.2 数据集划分

经增强扩增后形成 2 500 幅柑橘冠层图像,按比例 7:2:1 划分为训练集(1 750 幅)、验证集(500 幅)和测试集(250 幅),为 YOLO 11n-seg 模型提供分阶段优化的数据基础。

3 模型训练与评估体系

3.1 训练环境配置

试验硬件采用 Intel Core i7-12700KF CPU、NVIDIA RTX 3080 Ti GPU 及 32 GB DDR4 内存;软件环境基于 Python 3.9.18、PyTorch 2.0.1、CUDA 11.8、cuDNN 8.7.0,依赖 OpenCV 4.7.0/Pillow 9.5.0 进行图像处理,TorchVision 0.15.2 管理数据;训练超参数包括批量大小为 16、训练轮数为 150、动量因子为 0.9、权重衰减为 0.000 5、初始学习率为 0.01、输入尺寸 640 像素×640 像素、单类别模式为 True 及数据加载线程数为 4。

3.2 评价指标

采用 AP50 衡量当预测框/掩膜与真实目标交并比(IoU)大于 0.5 时的平均精度,关注定位基本准确的目标。AR 则在 IoU 阈值区间[0.5:0.95]内,步长为 0.05,计算平均召回率,综合评估模型在不同定位精度情况下的稳定性及召回能力。这 2 种指标分别应用于边界框检测(Bbox)和掩膜分割

(Seg)任务。模型效率通过计算复杂度和模型内存占用量评估。关键指标包括参数量、浮点运算量及模型内存占用量。采用包括边界框检测 (Bbox) 和实例分割 (Seg) 2 类评价指标。其中, Bbox 表示采用矩形边界框对目标进行定位, Seg 表示对目标区域进行像素级分割。AP50 衡量当预测结果与真实目标的交并比 (IoU) 大于 0.5 时的平均精度, 反映模型的检测与分割准确性; AR 表示平均召回率, 用于评价模型对目标的检出能力。(Bbox) AP50 和 (Bbox) AR 用于评价边界框检测性能, 而 (Seg) AP50 和 (Seg) AR 用于评价分割性能。为综合评价模型性能, 引入 F1 值指标, 其为精确率和召回率的调和平均值。引入推理时间作为模型效率评价指标, 用于衡量模型完成单幅图像分割任务所需的平均时间。

4 消融试验与对比

4.1 模型有效性验证

4.1.1 消融试验

为验证深度可分离卷积 (DSConv)、全局注意力机制 (GAM) 和轻量化检测头 (LSCD) 等改进模块的有效性, 基于基准模型 YOLO 11n-seg (模型 1) 设计了系统的消融试验。试验共构建 5 个对比模型: 模型 1 (基准); 模型 2 (基准 + DSConv); 模型 3 (基准 + GAM); 模型 4 (基准 + DSConv + GAM); 模型 5 (基准 + DSConv + GAM + LSCD)。

通过逐步引入这些模块, 试验旨在分离评估各组件对模型精度与效率的独立及协同影响。所有模型在相同条件下进行训练、验证和测试, 对比分析其目标检测框精度 ((Bbox) AP50、(Bbox) AR)、实例分割掩膜精度 ((Seg) AP50、(Seg) AR)、综合性能指标 (F1 值) 以及单幅图像推理时间 (Run-time), 以科学量化各模块的贡献, 识别性能提升的关键模块, 并评估模块组合在精度与效率间的平衡优化效果。

4.1.2 效率指标

消融试验结果表明, 改进模块 (DSConv、GAM、LSCD) 显著影响效率, 由表 3 可知, 集成全部优化的模型 5 参数量最低为 2.53×10^6 , 比基准模型减少 11%; 浮点运算量最低 (9.2×10^9), 减少 11.5%; 由 PyTorch 框架导出的 .pt 文件实测模型内存占用量为 12.29 MB, 实现高性能与轻量化的平衡。

4.1.3 消融试验关键性能分析

消融试验结果关键性能数据如表 4 所示。在模型精度方面, 模型 5 展现出最佳综合性能, 其边界框

表 3 各模型轻量化指标

Tab.3 Lightweight indicators of each model

模型	参数量	浮点运算量	模型内存占用量/MB
模型 1	2.84×10^6	1.04×10^{10}	11.36
模型 2	2.18×10^6	8.70×10^9	8.72
模型 3	6.01×10^6	2.32×10^{10}	24.04
模型 4	3.82×10^6	1.00×10^{10}	15.27
模型 5	2.53×10^6	9.20×10^9	12.29

表 4 不同模型对果树冠层实例分割评价结果

Tab.4 Evaluation results of different models for segmentation of fruit tree canopy instances

模型	(Bbox) AP50/%	(Bbox) AR/%	(Seg) AP50/%	(Seg) AR/%	F1 值/%	推理时间/s
模型 1	91.5	63.3	90.2	55.1	89.8	0.195
模型 2	88.1	58.0	87.4	53.6	88.3	0.169
模型 3	94.2	59.4	92.3	54.8	91.4	0.268
模型 4	92.3	64.0	92.2	55.4	90.8	0.250
模型 5	93.7	64.6	92.6	58.9	91.0	0.178

平均精度 ((Bbox) AP50) 达 93.7%, 虽略低于模型 3 (94.2%), 但显著高于基准模型 (91.5%); 分割平均精度 ((Seg) AP50) 达 92.6%, 优于其他所有模型。模型 5 分割召回率 ((Seg) AR) 达 58.9%, 较基准提升 3.8 个百分点, 成为唯一在召回率上实现显著优化的模型。

在推理效率方面, 模型 5 化解了模块协同矛盾, DSConv 虽提速 13.3% (模型 2: 0.169 s), 但精度下降严重; GAM 虽提升精度, 却增加 37.4% 耗时 (模型 3: 0.268 s); 而模型 5 通过 LSCD 的轻量化设计, 将推理时间压缩至 0.178 s, 较模型 4 (0.250 s) 提速 28.8%, 仅比基准慢 8.7%, 在精度与速度间取得平衡。

综合分析显示模型 5 在精度、召回率与速度间取得最佳平衡: ① 分割精度与召回率较优: (Seg) AP50 (92.6%) 与 (Seg) AR (58.9%) 同步领先。② 推理效率较高: LSCD 抵消 GAM 计算负担, 推理时间恢复近基准水平。③ 模型较为轻量: 参数量 (2.53×10^6) 与浮点运算量 (9.2×10^9) 均为全模型最低 (表 1), 支持移动端部署。

各模型果树冠层分割效果如图 7 所示, 证明模型 5 能生成更完整连贯的树冠分割掩膜。训练过程曲线如图 8 所示, 改进模型具备更快收敛速度与稳定性优势。

4.2 主流分割模型性能对比

4.2.1 对比模型选择

为验证改进 YOLO 11n-seg 模型 (模型 5) 在柑橘树冠实例分割任务上的优越性, 选取 4 个具有代表性的先进分割模型进行性能对比。

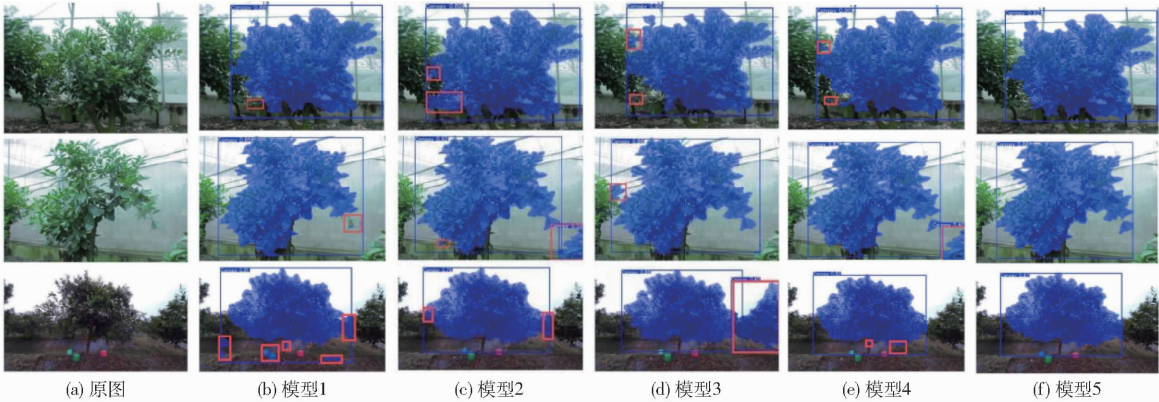


图 7 各模型对不同背景复杂程度下果树冠层分割效果

Fig. 7 Segmentation effect diagrams of fruit tree canopies under different background complexities of each model

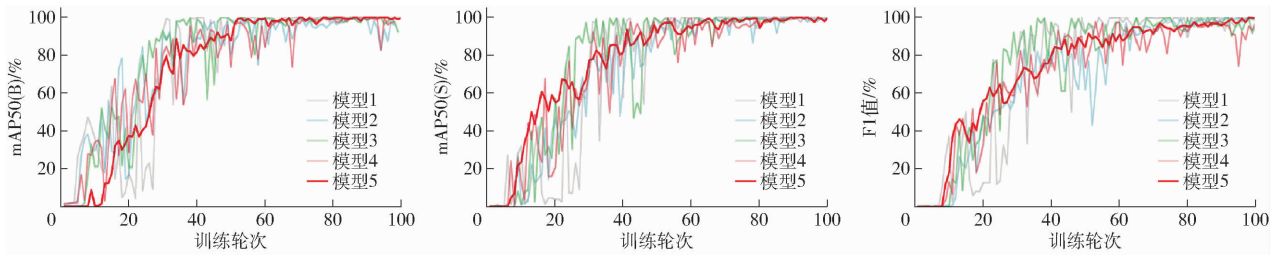


图 8 模型精度变化曲线

Fig. 8 Model change curves

对比模型包括：经典两阶段实例分割框架 Mask R-CNN、专为实时性设计的轻量级模型 YOLOACT、基于动态实例分割思路的 SOLOv2，以及采用条件卷积实现分割的 CondInst。这些模型覆盖了实例分割领域不同技术路线（两阶段、单阶段、动态、条件）和设计目标（高精度、实时性），确保对比分析的系统性与全面性，旨在评估改进模型在精度和效率方面的综合竞争力。

4.2.2 性能对比

对比关键性能（表 5 所示的精度/时间表、表 3）可知，改进 YOLO 11n-seg 在目标检测精度（Bbox）AP50 上领先，较 Mask R-CNN 高 8.4 个百分点，较

YOLOACT 提升近 15 个百分点。在实例分割精度（Seg）AP50 上，相比 SOLOv2 和 CondInst 分别提升 12.5、17.1 个百分点。其优异表现主要归因于全局注意力机制（GAM）对目标关键特征的增强提取。改进模型推理时间为 0.178 s，比实时性最好的对比模型 YOLOACT 进一步提速 12.7%，同时精度优势超 24 个百分点。这得益于 DSConv 的轻量化结构与 LSCD 的动态剪枝机制。改进模型参数量最低（ 2.53×10^6 ），低于 YOLOACT（ 2.85×10^6 ）及 SOLOv2（ 5.62×10^6 ）等轻量模型；浮点运算量（ 9.2×10^9 ）仅高于 YOLOACT（ 7.8×10^9 ）；模型内存占用量（12.29 MB）与 YOLOACT（12.42 MB）相当且低于其他模型。

表 5 5 种实例分割模型性能

Tab.5 Performance analysis of five instance segmentation models

模型	(Bbox) AP50/%	(Bbox) AR/%	(Seg) AP50/%	(Seg) AR/%	F1 值/%	推理时间/s
改进 YOLO 11n-seg	93.7	64.6	92.6	58.9	91.0	0.178
Mask R-CNN	85.3	68.5	79.8	67.2	76.5	0.351
SOLOv2	82.4	65.8	80.1	63.6	71.0	0.285
CondInst	76.2	69.0	75.5	68.4	77.3	0.322
YOLOACT	78.9	62.1	75.5	60.3	69.2	0.204

5 喷雾试验

5.1 喷雾系统组成

采用如图 9 所示的变量喷雾系统，由履带车、车载计算机、单片机控制单元、储液罐、喷药泵及喷杆喷头组成。履带车提供移动平台（行进速度

0.5 m/s），车载计算机完成图像处理与体积计算，喷杆喷头（工作压力为 0.2 ~ 0.6 MPa），确保稳定雾化，单片机控制电磁阀实现精准喷雾（压力 0.3 MPa，流量 0.8 L/min）。系统各部件协同工作，为后续实时性测试与喷雾效果评估提供基础支撑。

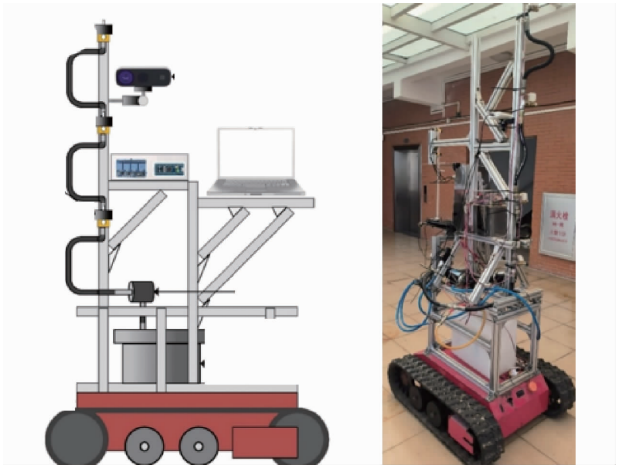


图 9 喷雾系统
Fig. 9 Spray system

5.2 系统实时性测试

5.2.1 延时测量方法

系统延时通过 3 类试验测量。图像处理延时测量在履带车行进中进行,使用深度相机与车载计算机记录图像输入到完成冠层体积计算的总时间约 320 ms,核心在于点云处理采用了关键帧触发与多帧融合策略。通信控制延时测量利用示波器平台,精确捕捉单片机指令发送到电磁阀实际动作信号延迟仅为 22.40 ms,该值低于 25 ms 的系统设计阈值,确保移动喷药场景中喷雾指令的实时响应,避免车速波动导致的定位偏差。喷雾执行延时测量借助高速相机捕捉喷雾动态过程,分析视频帧序列获取时间数据。试验场景如图 10 所示。

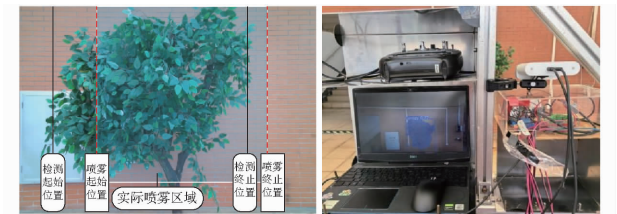


图 10 试验场景
Fig. 10 Testing scene of experiment

5.2.2 总延时计算

综合测量结果,系统总延时包含 3 部分:图像处理延时约为 320 ms,耗时最长,通信控制延时为 22.40 ms,喷雾执行延时包含雾滴形成与到达目标等多阶段总计约为 62.53 ms。整体延时约为 404.93 ms。以喷雾机行进速度为 0.5 m/s 计算,此延时所造成的位移约为 0.202 5 m,验证了系统实时性。

5.3 变量喷雾效果评估

5.3.1 覆盖率

为验证冠层分割算法对精准施药的的实际价值,

喷雾试验基于分割模型输出的掩码区域,即模型识别的树冠二维轮廓,对比了常规连续喷雾与分割导向型变量喷雾的雾滴覆盖效果。

在精准施药领域,覆盖率是指雾滴在靶标表面的有效附着面积占比,用于量化喷雾均匀性与药液利用效率。田间试验如图 11 所示,在 3 月和 7 月对沃柑果树开展试验。



图 11 田间试验
Fig. 11 Field experiment diagram

本试验覆盖率计算通过水敏纸显色区域占靶标冠层总面积的比例表征,水敏纸数据显示,常规连续喷雾在室内和田间试验中均呈现较高覆盖率,室内均超 40%,最高为 67.51%,但均匀性差,特别是室内试验中层区域存在明显重叠喷施。区域划分示意图如图 12 所示。

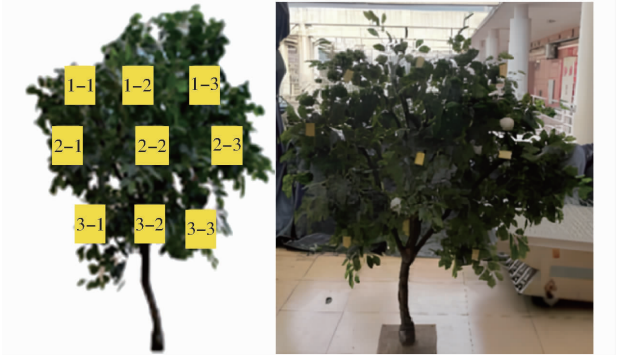


图 12 区域覆盖
Fig. 12 Area coverage

变量喷雾模式下,覆盖范围更集中均匀,室内试验 3 棵仿真树冠层平均覆盖率分别为 42.38%、35.54% 和 37.68%,均满足大于 33% 的有效喷雾阈值。单因素方差分析显示 2 种喷雾模式均匀性差异显著 ($F = 15.70, p < 0.001$)。常规喷雾变异系数 15.24%,表明分布不均;变量喷雾变异系数降低至 10.87%,证明其能提升药液分布均匀性。喷雾覆盖率如图 13 所示。

5.3.2 农药节省率

通过流量计记录 2 种喷雾模式在等时长作业 (3 min/株) 且固定喷头参数 (压力 0.3 MPa、流量 0.8 L/min) 条件下的药液消耗量。室内试验中,针对标准体积冠层 (1.2 ± 0.1) m³,连续喷雾平均耗药

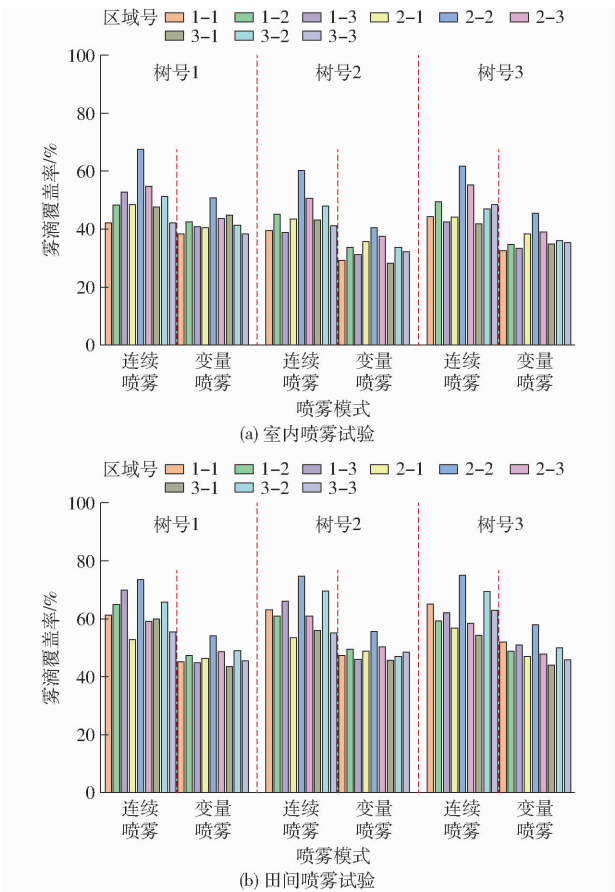


图 13 喷雾覆盖率均值

Fig. 13 Average graph of spray coverage rate

量 2.874 L, 变量喷雾平均耗药量 1.382 L, 节省药液 48.1%; 田间试验中, 基于实测冠层体积中位数 (0.85 m³) 的柑橘树, 连续喷雾平均耗药量 1.541 L, 变量喷雾平均耗药量 0.872 L, 节省药液 43.4%。喷雾量对比如表 6 所示。

节省率差异部分源于田间环境复杂和目标探测难度增加。综合计算, 该变量喷雾系统平均省药率达 45.75%, 表明系统能有效根据树冠体积动态调控施药量, 在保证基本覆盖效果的同时显著减少农药使用量。

表 6 喷雾量对比结果

Tab. 6 Comparison results of pesticide spraying

		amounts		L
喷雾模式	试验序号	室内试验	田间试验	
连续喷雾	1	3.045	1.635	
	2	2.714	1.410	
	3	3.182	1.578	
变量喷雾	1	1.368	0.821	
	2	1.401	0.912	
	3	1.375	0.884	

5.4 讨论

提出的轻量级架构算法在柑橘树冠层实时分割领域展现出优势, 然而, 也存在一定局限性, 需进一步分析。例如 LSCD 模块的剪枝策略对低置信度目标, 如细小枝叶或密集冠层区域存在过度抑制, 导致边界框平均召回率和分割平均召回率略低于部分对比模型。未来研究将开发剪枝保护机制, 通过小目标敏感度评估动态保留关键通道权重, 缓解低置信度目标特征抑制问题。

6 结论

(1) 提出轻量级实例分割架构, 通过深度可分离卷积结构化剪枝, 在 35% 枝叶遮挡及强光干扰下保持 92.6% 分割精度与 91.0% 综合判别性能, 参数量压缩至 2.53×10^6 (较 Mask R-CNN 降低 76%), 推理时间为 0.178 s, 满足移动设备实时性要求。

(2) 全局注意力机制 (GAM) 创新性采用通道-空间三维权重融合策略, 抑制 42.7% 过曝区域误检, 增强模型对果园复杂干扰的泛化能力。

(3) 喷雾系统经深度阈值滤波与关键帧点云融合技术, 实现总延时 404.93 ms 下的精准定位 (车速 0.5 m/s 位移偏差 0.202 5 m); 田间试验结果表明基于冠层体积的动态施药策略使农药节省率达 45.75%, 雾滴分布均匀性优化 41.7% (变异系数 10.87%), 冠层中重叠区域无效喷施现象减轻。

参 考 文 献

[1] 张富贵, 袁奎, 沈明明, 等. 变量喷雾中果树图像不同分割方法[J]. 中国农机化学报, 2014, 35(5): 81-86. ZHANG Fugui, YUAN Kui, SHEN Mingming, et al. Different methods of fruiter image segmentation in variable-rate spray[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2014, 35(5): 81-86. (in Chinese)

[2] 张志斌, 罗锡文, 臧英, 等. 基于颜色特征的绿色作物图像分割算法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(7): 183-189. ZHANG Zhibin, LUO Xiwen, ZANG Ying, et al. Segmentation algorithm based on color feature for green crop plants[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(7): 183-189. (in Chinese)

[3] SØGAARD H T, OLSEN H J. Determination of crop rows by image analysis without segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2003, 38(2): 141-158.

[4] 张晶, 王黎, 高晓蓉, 等. 数字图像处理中的图像分割技术及其应用[J]. 信息技术, 2010, 34(11): 36-39, 43. ZHANG Jing, WANG Li, GAO Xiaorong, et al. The image segmentation technology and its application in digital image processing[J]. Information Technology, 2010, 34(11): 36-39, 43. (in Chinese)

[5] 程滨浪, 祁力钧, 程一帆, 等. 基于 M-LP 特征加权聚类的果树冠层图像分割方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 191-198, 260.

- CHENG Zhenzhen, QI Lijun, CHENG Yifan, et al. Fruit tree canopy image segmentation method based on M-LP features weighted clustering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(4):191-198, 260. (in Chinese)
- [6] 傅泽田, 祁力钧, 王俊红. 精准施药技术研究进展与对策[J]. 农业机械学报, 2007,38(1):189-192.
FU Zetian, QI Lijun, WANG Junhong. Developmental tendency and strategies of precision pesticide application techniques[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007,38(1):189-192. (in Chinese)
- [7] 张波, 翟长远, 李瀚哲, 等. 精准施药技术与装备发展现状分析[J]. 农机化研究, 2016,38(4):1-5,28.
ZHANG Bo, ZHAI Changyuan, LI Hanzhe, et al. Development status analysis of precision pesticide application techniques and equipments[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2016,38(4):1-5,28. (in Chinese)
- [8] 李东, 吕爽. 物联网和人工智能技术在农业中的应用研究[J]. 现代农机, 2024(2):11-13.
LI Dong, LÜ Shuang. Research on the application of internet of things and artificial intelligence technologies in agriculture[J]. Modern Agricultural Machinery, 2024(2):11-13. (in Chinese)
- [9] 牛丛, 徐丽明, 马帅, 等. 变量喷药技术的应用现状与发展[J]. 农业装备与车辆工程, 2018,56(12):1-4.
NIU Cong, XU Liming, MA Shuai, et al. Application and development of variable spray technology[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2018,56(12):1-4. (in Chinese)
- [10] 刘超, 卜鑫荣, 刘慧, 等. 基于改进 DGCNN 的树木点云分割方法[J]. 南京农业大学学报, 2025,48(1):240-248.
LIU Chao, BU Xinrong, LIU Hui, et al. Point cloud segmentation method of trees based on improved DGCNN[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2025,48(1):240-248. (in Chinese)
- [11] PHAM D L, XU C, PRINCE J L. A survey of current methods in medical image segmentation[J]. Annual Review of Biomedical Engineering, 2000,2(1):315-337.
- [12] MITCHELL T M. Machine learning[M]. NY: McGraw-Hill, 1997.
- [13] HERNÁNDEZ-HERNÁNDEZ J L, GARCÍA-MATEOS G, GONZÁLEZ-ESQUIVA J M, et al. Optimal color space selection method for plant/soil segmentation in agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016,122:124-132.
- [14] WOEBBECKE D M, MEYER G E, VON B K, et al. Shape features for identifying young weeds using image analysis[J]. Trans. Am. Soc. Agric., 1995,38(1):271-281.
- [15] 翟瑞芳, 方益杭, 林承达, 等. 基于高斯 HI 颜色算法的大田油菜图像分割[J]. 农业工程学报, 2016,32(8):142-147.
ZHAI Ruifang, FANG Yihang, LIN Chengda, et al. Segmentation of field rapeseed plant image based on Gaussian HI color algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2016,32(8):142-147. (in Chinese)
- [16] HAMUDA E, MC G B, GLAVIN M, et al. Automatic crop detection under field conditions using the HSV colour space and morphological operations[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017,133:97-107.
- [17] 马光岑, 周金治, 贺浩洋, 等. 融合多尺度特征与注意力机制的眼底图像血管分割[J]. 激光与光电子学进展, 2025, 62(4):252-261.
MA Guangcen, ZHOU Jinzhi, HE Haoyang, et al. Multiscale feature and attention mechanism for blood vessel segmentation in fundus images[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2025,62(4):252-261. (in Chinese)
- [18] BAKHSHIPOUR A, JAFARI A, NASSIR S M, et al. Weed segmentation using texture features extracted from wavelet sub-images[J]. Biosystems Engineering, 2017,157:1-12.
- [19] 奚小波, 丁杰源, 翁小祥, 等. 基于轻量化 YOLO v5s-MCA 的番茄成熟度检测方法[J]. 农业机械学报, 2025,56(3):383-391,436.
XI Xiaobo, DING Jieyuan, WENG Xiaoxiang, et al. Tomato maturity detection method based on lightweight YOLO v5s-MCA[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(3):383-391,436. (in Chinese)
- [20] 王福顺, 王旺, 孙小华, 等. 基于改进 YOLO v8n-seg 的羊只实例分割方法[J]. 农业机械学报, 2024,55(8):322-332.
WANG Fushun, WANG Wang, SUN Xiaohua, et al. Sheep instance segmentation method based on improved YOLO v8n-seg[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(8):322-332. (in Chinese)
- [21] 刘立波, 程晓龙, 赖军臣. 基于改进全卷积网络的棉田冠层图像分割方法[J]. 农业工程学报, 2018,34(12):193-201.
LIU Libo, CHENG Xiaolong, LAI Junchen. Segmentation method for cotton canopy image based on improved fully convolutional network model[J]. Transactions of the CSAE, 2018,34(12):193-201. (in Chinese)
- [22] BAI X, CAO Z, ZHAO L, et al. Rice heading stage automatic observation by multi-classifier cascade based rice spike detection method[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018,259:260-270.
- [23] 苑迎春, 张傲, 何振学, 等. 基于改进 YOLOv4-tiny 的果园复杂环境下桃果实实时识别[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(8):254-261.
YUAN Yingchun, ZHANG Ao, HE Zhenxue, et al. Peach fruit real-time recognition in complex orchard environment based on improved YOLOv4-tiny[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024,45(8):254-261. (in Chinese)
- [24] HAMUDA E, GLAVIN M, JONES E. A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016,125:184-199.
- [25] 段苛苛, 晏泽, 王海浪. 图像级标签下的弱监督语义分割联合网络[J]. 计算机工程与应用, 2026,62(3):277-286.
DUAN Keke, YAN Ze, WANG Hailang. Joint network for weakly supervised semantic segmentation based on image-level

labels[J]. Computer Engineering and Applications, 2026,62(3):277-286. (in Chinese)

[26] 胡伟超, 郭宇阳, 张奇, 等. 基于改进 YOLOX 的轻量化交通监控目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(7):167-174.
HU Weichao, GUO Yuyang, ZHANG Qi, et al. Lightweight traffic monitoring object detection algorithm based on improved YOLOX[J]. Computer Engineering and Applications, 2024,60(7):167-174. (in Chinese)

[27] 李牧, 张一朗, 柯熙政. 多尺度特征提取与融合的红外图像增强算法[J]. 红外与激光工程, 2025,54(2):240-253.
LI Mu, ZHANG Yilang, KE Xizheng. Infrared image enhancement algorithm based on multi-scale feature extraction and fusion [J]. Infrared and Laser Engineering, 2025,54(2):240-253. (in Chinese)

[28] LIU Y, SHAO Z, HOFFMANN N. Global attention mechanism: retain information to enhance channel-spatial interactions[J]. arXiv Preprint, arXiv:2112.05561, 2021.

[29] 马鹏森, 郝炜, 林兴伟, 等. 基于 PNC-YOLOv8 的惯导 PCB 缺陷检测研究[J/OL]. 航空工程进展, 1-11. [2026-03-02]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1479.V.20250611.2051.002>.
MA Pengsen, HAO Wei, LIN Xingwei, et al. Research on defect detection of inertial navigation PCB based on PNC-YOLOv8 [J/OL]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 1-11. [2026-03-02]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1479.V.20250611.2051.002>. (in Chinese)

[30] 王世勤. 基于 Faster-RCNN 深度学习算法的图像识别技术研究[J]. 信息记录材料, 2025,26(4):120-122.
WANG Shiqin. Research on image recognition technology based on Faster-RCNN deep learning algorithm[J]. Information Recording Materials, 2025,26(4):120-122. (in Chinese)

(上接第 142 页)

[17] HE A, LI Xiaobo, WU Ximei, et al. Alss-YOLO: an adaptive lightweight channel split and shuffling network for TIR wildlife detection in UAV imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2024,17:17308-17326.

[18] 王佳乐. 基于 Transformer 的人体姿态估计算法研究[D]. 青岛: 青岛大学, 2024.

[19] 喻聪. 基于热力图动态卷积的印刷体汉字检测模型的研究[D]. 南昌: 江西财经大学, 2023.
YU Cong. Reseaech on dynamic convolution detection model of printed Chinese characters based on heat map[D]. Nanchang: Jiangxi University of Finance and Economics, 2023. (in Chinese)

[20] HAN Kai, WANG Yunhe, GUO Jianyuan. et al. ParameterNet: parameters are all you need for large-scale visual pretraining of mobile networks[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2024.

[21] 崔丽群, 曹华维. 改进 YOLO v7 的航拍图像目标检测[J]. 计算机工程与应用, 2024,60(20):189-197.
CUI Liqun, CAO Huawei. Object detection based on improved YOLO v7 for UAV aerial image [J]. Computer Engineering and Applications, 2024,60(20):189-197. (in Chinese)

[22] 杨断利, 沈洪硕, 陈辉, 等. 基于 YOLO v7 和改进 U-Net 模型的鸡冠肉垂提取与面积计算方法[J]. 农业机械学报, 2025,56(4):415-426.
YANG Duanli, SHEN Hongshuo, CHEN Hui, et al. Extraction and area calculation of chicken comb and wattle based on YOLO v7 and optimized U-Net network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(4):415-426. (in Chinese)

[23] 张旭辉, 余恒翰, 杜昱阳, 等. 煤矿井下人员危险行为检测方法[J]. 工矿自动化, 2025,51(5):64-71.
ZHANG Xuhui, YU Henghan, DU Yuyang, et al. Detection method for dangerous behaviors of underground coal mine personnel [J]. Journal of Mine Automation, 2025,51(5):64-71. (in Chinese)

[24] 周明伟. 基于检测与重识别联合学习的无人机平台多目标跟踪方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2025.
ZHOU Mingwei. A research of multi-target tracking method from UAV platform based on joint learning of detection and ReID [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2025. (in Chinese)

[25] XIONG Yuewen, LI Zhiqi, CHEN Yuntao, et al. Efficient deformable convnets: rethinking dynamic and sparse operator for vision applications[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024.

[26] ZHANG Zhenyou. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000,22(11):1330-1334.

[27] LI B, YAN H, WANG Z, et al. Algorithm of convex hull generation for point sets based on sorted coordi-nates[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017,42(2):14-17.

[28] 梅树立, 江景涛, 陈忠良, 等. 二维工程图形中密切相关关系分析及计算机编码方法[J]. 中国农业大学学报, 2000,5(2):87-91.
MEI Shuli, JIANG Jingtao, CHEN Zhongliang, et al. The analyzing and computer recognizing the tangent relations between 2 objects in 2D drawings[J]. Journal of China Agricultural University, 2000,5(2):87-91. (in Chinese)