

基于改进 YOLO11 的复杂田间环境烟苗实例分割方法

王继东^{1*} 邓征宇²

WANG Jidong DENG Zhengyu

摘要

计算机视觉技术的突破为农业智能化转型注入动力，而复杂农田场景中烟苗的高精度识别与分割能力，是实现烟草精准化种植管理的核心基础。针对烟苗实例分割任务中存在的小目标识别难、背景干扰多、光照适应性差等问题，文章提出一种基于 YOLO11-seg 的改进型实例分割模型 YOLO-RB。该模型引入轻量级 RepViT 骨干网络提升模型处理速度，适配轻量化部署需求；融合双层路由注意力机制强化特征提取，提升复杂场景鲁棒性。实验结果表明，改进模型的识别精确率达 78.9%，分割精确率为 61.4%，推理速度达 227 帧/s，实现了精度与效率的协同优化，为烟田精准管理提供了高效的智能感知方案。

关键词

YOLO11；烟苗；RepViT；双层路由注意力；实例分割

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.06.002

0 引言

烟苗生长监测、分布分析及精细化管理是烟草生产的关键环节，直接影响烟草产量与品质^[1]。当前烟苗管理以人工巡查和经验判断为主，存在劳动强度大、主观性强、效率低、成本高的问题，难以适配现代烟草规模化、实时化、精准化管理需求。

烟苗实例分割技术可通过像素级识别实现烟苗计数、株距测量及生长参数自动化提取，为补苗、间苗、水肥调控及农机导航提供数据支撑^[2]。但该任务在实际场景中面临三重挑战：烟苗个体小、形态相似导致小目标识别精度不足；田间秸秆、杂草等干扰易造成边界模糊或误分割；光照变化引发图像对比度不稳定，对模型鲁棒性要求较高。因此，开展复杂田间环境下烟苗实例分割技术研究，对提升检测分割精度与鲁棒性具有实践意义，更为现代烟草智能种植体系构建提供重要技术支撑。

随着计算机视觉技术的更新，实例分割^[3]作为语义分割的进阶方向，既能实现像素级类别划分，又能精准区分同类不同个体，为农业目标精细化识别与管理提供技术支撑。近年来，深度学习推动实例分割在农业领域落地^[4]，Mask R-CNN、YOLO-seg 系列等主流算法凭借优异性能获得广泛关注^[5]。目前，该技术已在多类农业场景中体现应用价值：Ünal 等^[6]结合 GhostConv 模块与全局注意力机制（GAM）

改进 YOLO12n-Seg 模型，用于柑橘害虫损伤与成熟度同步检测；Xue 等^[7]提出基于主动学习与改进 YOLO11-DS 的 YOLO-ALDS 框架，实现番茄表面缺陷分割；Zhang 等^[8]则通过引入特征融合层与混合注意力机制优化 Mask R-CNN，解决烟草叶片遮挡与边缘模糊导致的分割难题。实例分割技术在农业目标识别与场景适配中已取得诸多突破，但面对更复杂的田间环境与细分农业需求，其精度、效率与泛化性仍有提升空间。

本文针对复杂田间场景下烟苗实例分割问题，提出一种基于 YOLO11-seg 的改进型烟苗实例分割模型。该模型通过引入轻量级 RepViT 骨干网络精简计算开销，实现轻量化部署适配；结合双层路由注意力机制（BRA）强化特征聚焦，提升分割精度与复杂场景鲁棒性。该模型为现代烟草种植中的烟苗长势监测、密度统计等精准管理环节，提供了高效、低成本智能感知解决方案，助力烟草农业智能化升级。

1 YOLO-RB

1.1 YOLO11-seg

YOLO11 是 Ultralytics 于 2024 年 9 月 30 日推出的 YOLO 系列新版本检测框架，具有快速、准确的特性，在 YOLOv8 基础上进行改进，进一步提升了性能与灵活性^[9]。其骨干网络采用 C3k2 模块替代 YOLOv8 的 C2f 模块，该模块通过双分支并行设计：主分支以深度可分离卷积捕捉空间特征细节，辅助分支借助 1×1 卷积重组通道信息，结合分组卷积与通道重排简化计算，且支持动态配置卷积核尺寸，适配多尺度目标特征提取。骨干网络末端新增 C2PSA 模块，通过融合 CSP（cross stage partial）结构与 PSA（pyramid

1. 湘潭大学 湖南湘潭 411105

2. 中国烟草总公司湖南省公司 湖南长沙 410004

[基金项目] 烟草全自动精准施肥施药设备开发与应用 (HN2025KJ06)

squeeze attention) 注意力机制, 进一步增强多尺度特征提取能力^[10]。颈部沿用 PAN 结构并集成 C3k2 模块, 强化跨尺度特征互补^[11]; 头部优化实例分割输出分支, 分类分支以深度可分离卷积削减冗余, 分割分支通过精细化特征映射精准勾勒目标轮廓。

1.2 轻量级骨干网络 RepViT

本文提出以轻量级 RepViT 替代 YOLO11-seg 的骨干网络, 在保障特征提取能力的同时优化计算效率, 适配边缘计算场景部署需求; 保留原生空间金字塔池化 (SPPF) 模块, 通过多尺度特征融合增强对不同尺寸烟苗目标的检测与分割适应性, 改进后模型命名为 YOLO-RB, 网络结构如图 1 所示。

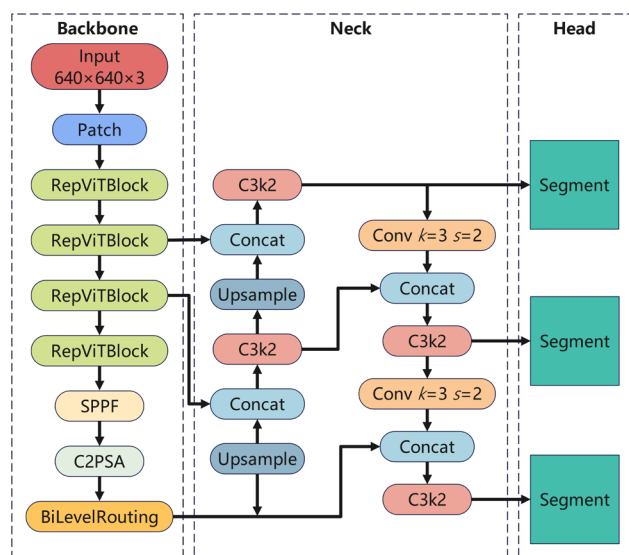


图 1 YOLO-RB 网络结构图

YOLO11-seg 原始骨干网络虽能提取多尺度特征支撑实例分割, 但深度结构与复杂卷积导致计算开销高, 限制低性能硬件部署; 且在复杂田间场景中, 因特征融合时上下文信息挖掘不足, 面对高分辨率图像与密集小尺寸烟苗, 难以区分目标与背景, 易出现漏检、误检, 影响分割精度。

RepViT (re-parameterized vision transformer) 作为兼顾 CNN 高效性与 ViT 全局建模能力的轻量级骨干网络^[12], 核心优势体现在架构设计、性能均衡与部署适配的协同优化。其采用重参数化技术, 训练阶段以多分支结构丰富特征表达^[13], 推理阶段等价融合为单一卷积核, 结合局部窗口注意力与深度可分离卷积实现高效从局部到全局的特征学习, 在不损失性能的前提下降低计算复杂度; 依托通道注意力机制与分层特征融合策略, 有限参数量下对细粒度目标与复杂背景的区分能力优于传统轻量级 CNN, 推理延迟低于同量级 ViT 变体, 且推理阶段结构简洁, 可直接适配边缘设备资源约束, 低功耗特性契合智慧农业等部署敏

感场景。

1.3 双层路由注意力机制

YOLO11 的 C2PSA 层存在两方面局限: 一是全局令牌交互导致复杂田间场景下冗余计算与内存占用较高, 制约边缘部署效率; 二是静态注意力分配缺乏内容感知筛选, 易受背景干扰, 影响烟苗分割精度。

双层路由注意力 (bilevel routing attention, BRA) 是 BiFormer 提出的动态稀疏注意力模块^[14], 核心通过粗粒度区域筛选与细粒度令牌交互实现高效特征建模: 先在区域级过滤与查询无关的键值对, 筛选出候选路由区域^[15]; 再在候选区域内执行细粒度令牌注意力计算, 依托 GPU 友好的密集矩阵乘法, 利用稀疏性降低计算与内存开销的同时保障运算效率。将该机制添加于 C2PSA 层后, 可针对性解决 YOLO11 缺陷: 动态稀疏计算大幅削减冗余开销, 适配边缘部署; 内容感知的双层路由能精准聚焦烟苗目标令牌, 减少背景干扰, 尤其提升密集、小尺寸烟苗的分割精度, 实现性能与效率的协同优化。

2 数据集构建

本文所采用的烟苗图像数据通过 DJI Mavic 3E 无人机搭载长焦相机在真实复杂田间环境中采集, 覆盖杂草、土壤异质、光照变化等自然干扰。采集采用 3 m、5 m、8 m 多高度及 90° 俯拍、1.4 m 45° 斜拍多角度方案, 如图 2 所示。固定 1 m/s 飞行速度与 25 Hz 采集频率, 获取 5 280 px×3 956 px JPEG 格式有效图像 1 139 张, 涵盖不同生长阶段、密度及环境的烟苗样本。使用 RoboFlow^[16] 平台完成实例分割标注后, 按 8:1:1 比例分层随机划分为训练集 (910 张)、测试集 (115 张) 与验证集 (114 张), 分别用于模型训练、性能评估与超参数调优, 确保各子集数据分布一致, 避免分布偏移影响实验结果。

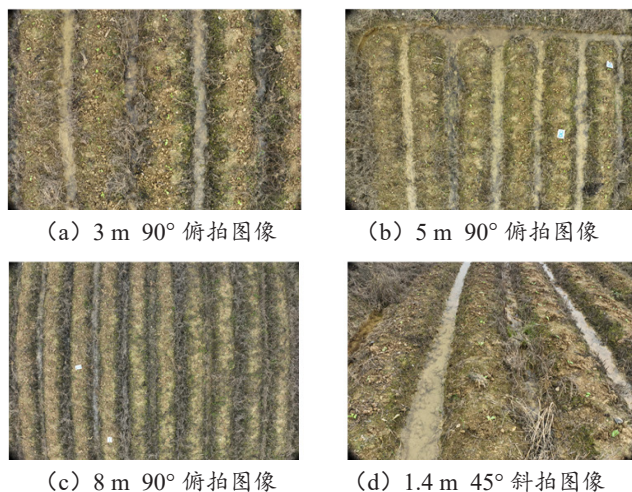


图 2 图像数据集

3 实验与结果分析

3.1 实验环境

本文实验环境硬件配置为 13th Gen Intel Core i7-13700KF 处理器、32 GB 内存及 NVIDIA GeForce RTX 4070 Ti SUPER 显卡，软件环境基于 Ubuntu 操作系统，采用 Python 3.11 编程语言与 PyTorch 深度学习框架。

训练参数设置如下：输入图像规格调整为 640 px×640 px，总训练轮次设为 600 轮，批次大小 32，初始学习率 0.015，优化器选用 SGD。为提升训练效率、加速收敛，设置 50 轮耐心值，若 50 轮内性能无改善则终止训练。

3.2 对比试验

为全面评估改进模型在烟苗实例分割任务中的性能，本文从检测精度、分割精度与推理效率三个核心维度选取主流评价指标：检测与分割精度均通过精确率（precision， P ）、召回率（recall， R ）及平均精度（mAP）衡量；推理效率以每秒帧数（帧/s）量化，综合反映模型实时部署能力。为验证 YOLO-RB 的性能优势，选取 YOLOv8n-seg^[17]、YOLOv9c-seg^[18]、YOLO11-seg 作为对比模型，具体结果如表 1 所示。

目标检测维度，YOLO-RB 精确率提升了约 6.05%。虽然 mAP50-95 不及 YOLOv9c-seg，但显著优于 YOLO11-seg 与 YOLOv8n-seg；实例分割维度，提升了约 23.29%。推理速度达 227 帧/s，提升了约 9.13%。实现精度与速度均衡优化。训练指标曲线如图 3 所示，YOLO-RB 初期指标提升最快，中期收敛平稳，最终精确率稳定在 0.7 以上、召回率接近 0.8，核心指标均领先对比模型。

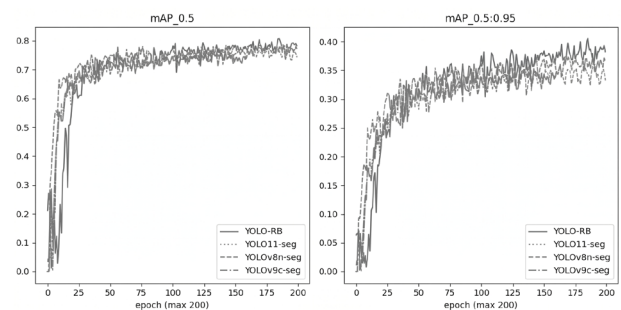
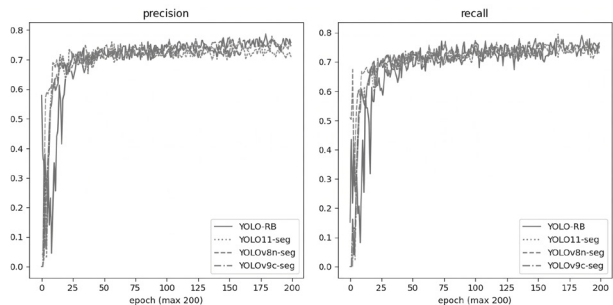


图 3 训练过程指标曲线

YOLO-RB 通过 RepViT 与 BRA 协同改进，相较于主流 YOLO 系列模型，显著提升了烟苗分割精度并保障推理速度，验证了改进策略的工程实用性与技术优越性。

3.3 实例分割效果

为直观验证模型在真实场景下的分割性能，本文对 YOLO11-seg 与 YOLO-RB 的实例分割效果进行视觉对比，如图 4 所示。其中，用矩形框标注存在分割问题的区域。

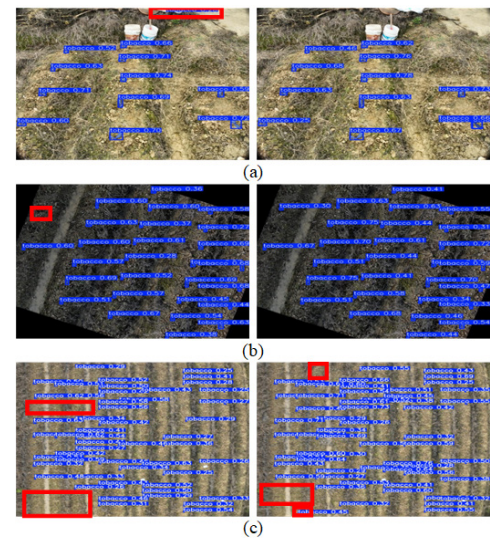


图 4 实例分割效果对比

图 4（a）显示，1.4 m 高度 45° 拍摄场景中，YOLO11-seg 对烟苗存在明显误检；图 4（b）中 3 m 高度 90° 俯拍场景下，YOLO11-seg 出现烟苗漏检问题。而 YOLO-RB 在 1.4 m、3 m 等低高度及 45°、90° 不同拍摄角度下，分割效果均显著

表 1 对比实验结果

模型	目标检测				实例分割				帧/s
	P /%	R /%	mAP50/%	mAP50-95/%	P /%	R /%	mAP50/%	mAP50-95/%	
YOLOv8n-seg	74.4	80	78.6	37.8	49.8	54.4	49.8	17	208
YOLOv9c-seg	77.8	76.9	79.8	42.8	50.4	48.6	45.1	15.5	51.4
YOLO11-seg	75.3	76.5	74.8	34.4	49.6	49.9	48.4	16.3	211
YOLO-RB	78.9	79.2	75.9	34.4	61.4	62.3	52.7	18.6	227

优于 YOLO11-seg, 角度对其检测精度无明显影响, 这得益于数据集采集阶段覆盖多高度、多角度场景, 使模型具备良好泛化能力。进一步观察图 4(c), 8 m 高度 90° 俯拍场景中, 两款模型均出现不同程度漏检、误检, 原因在于拍摄高度增加后, 烟苗像素尺寸急剧减小、特征表达弱化, 现有模型对小尺寸烟苗的实例分割能力仍存在局限。

4 结论

本文针对复杂田间烟苗实例分割需求, 改进 YOLO11-seg 模型, 引入轻量级 RepViT 骨干网络与 BRA。实验表明, 改进后的 YOLO-RB 模型在低高度、多角度场景下, 有效解决原模型误检、漏检问题, 实现检测精度、分割精度与推理速度的协同优化, 验证了改进策略的有效性。但模型在小尺寸烟苗场景下仍有性能瓶颈, 未来将聚焦小目标特征增强与多尺度注意力机制优化, 提升全高度范围烟苗分割能力, 为现代烟草智能种植体系提供更完善的技术支撑。

参考文献:

- [1] 郝浩浩, 许自成, 吴俊林, 等. 不同移栽方式对烟叶移栽环节及品质的影响 [J]. 现代农业科技, 2020(1):1-3.
- [2] 刁智华, 闫娇楠, 赵素娜, 等. 基于图像处理的作物行识别算法研究进展 [J]. 河南农业科学, 2022, 51(3):12-19.
- [3] 黄涛, 李华, 周桂, 等. 实例分割方法研究综述 [J]. 计算机科学与探索, 2023, 17(4):810-825.
- [4] 苏丽, 孙雨鑫, 苑守正. 基于深度学习的实例分割研究综述 [J]. 智能系统学报, 2022, 17(1):16-31.
- [5] Hafiz A M, Bhat G M. A survey on instance segmentation: state of the art[J]. International Journal of Multimedia Information Retrieval, 2020, 9: 171-189.
- [6] Ünal İ, Eceoglu O. A Lightweight instance segmentation model for simultaneous detection of citrus fruit ripeness and red scale (aonidiella aurantii) pest damage[J]. Applied Sciences, 2025, 15(17): 9742.
- [7] Xue Sheng, Li Zhenye, Wang Dongyi, et al. YOLO-ALDS: an instance segmentation framework for tomato defect segmentation and grading based on active learning and improved YOLO11[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 238: 110820.
- [8] Zhang Weizheng, Wang Yuefeng, Shen Guangcai, et al. Tobacco leaf segmentation based on improved MASK RCNN algorithm and SAM model[J]. IEEE Access, 2023, 11: 103102-103114.
- [9] 黄志豪, 卢承方, 崔艳荣, 等. YOLO-AP: 基于改进 YOLO11n 的轻量级苹果果实检测算法 [J]. 中国农业科技导报 (中英文), 2025, 27(10):118-133.
- [10] 黄英来, 贺杨, 万浪怡, 等. 改进 YOLO11n 的外来入侵害虫检测方法 [J/OL]. 哈尔滨理工大学学报, 1-12[2026-05-13]. <https://link.cnki.net/urlid/23.1404.N.20251023.1643.002>.
- [11] He Luhao, Zhou Yongzhang, Liu Lei, et al. Research on the directional bounding box algorithm of YOLO11 in tailings pond identification [J]. Measurement, 2025, 253: 117674.
- [12] Wang Ao, Chen Hui, Lin Zijia, et al. Rep ViT: revisiting mobile CNN from ViT perspective[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2024:15909-15920.
- [13] 安麒麟, 汪凤珠, 刘阳春, 等. 基于轻量级 RepViT 的农机具工况识别方法研究 [J]. 农业机械学报, 2025, 56(2):187-194.
- [14] Zhu Lei, Wang Xinjiang, Ke Zhanghan, et al. BiFormer: vision transformer with Bi-Level routing attention [PP/OL]. (2023-03-15)[2026-05-13]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.08810>.
- [15] Zhang Boheng, Zheng Zelin, Zhao Yanqi, et al. MCBTNet: multi-feature fusion CNN and Bi-Level routing attention transformer-based medical image segmentation network [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2025, 29(7): 5069-5082.
- [16] Lin Qinjie, Ye Guo, Wang Jiayi, et al. RoboFlow: a data-centric workflow management system for developing AI-enhanced robots [C]//Proceedings of the 5th Conference on Robot Learning. Cambridge: PMLR, 2022: 1789-1794.
- [17] Fang Siwen, Zhang Xinhe, Su Bochao, et al. Vehicle-pedestrian instance segmentation algorithm based on improved YOLOv8n-seg [J]. Engineering Letters, 2025, 33(6):13.
- [18] Wang C Y, Yeh I H, Mark Liao H Y. YOLOv9: Learning what you want to learn using programmable gradient information[C]//Computer Vision-ECCV 2024. 2024:1-21.

【作者简介】

王继东 (1976—), 通信作者 (email:1125028262@qq.com), 男, 河南汝南人, 博士, 研究方向: 遥感导航、机电控制。

邓征宇 (1995—), 男, 湖南怀化人, 硕士, 研究方向: 烟草绿色防控。

(收稿日期: 2025-10-29 修回日期: 2026-05-29)