

2.2 消融实验

实验选取了以下六项核心指标：精确率（Precision）、召回率（Recall）、平均精度均值（mAP）、推理速度（FPS）、参数量（Parameters）以及计算复杂度（GFLOPs），对模型的性能进行评估。

各指标定义及计算公式如下：

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

其中，TP (True Positive) 是正确检出的目标数量，FP (False Positive) 为将背景或错误类别误判为目标的框数。

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

式(2)中，FN (False Negative) 是漏检的真实目标数量，召回率反映所有真实目标中被成功检出的比例。

$$\text{AP} = \int_0^1 P(R)dR \quad (3)$$

$$\text{mAP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{AP}_i \quad (4)$$

单个类别的平均精度（AP）通过 Precision-Recall 曲线计算积分获取，对所有类别的 AP 取平均值得到 mAP，mAP₅₀ 表示 IOU=0.5 时的平均精度。

参数量决定模型体积与存储开销，GFLOPs 量化前向推理所需的十亿次浮点运算量，反映计算资源消耗。FPS 表示模型每秒可处理的图像帧数，体现实时性。

表 1 消融实验

	GFLOPs	Param/M	P	R	mAP ₅₀	FPS
Baseline	6.3	2.58	0.852	0.831	0.891	96.97
+C2BRA	6.7	2.60	0.906	0.811	0.916	82.94
+SOEP	7.4	2.97	0.905	0.849	0.920	76.85
+SEAMHead	7.6	3.13	0.925	0.853	0.934	69.83

由表 1 可知，单独引入 C2BRA 后，mAP₅₀ 较基线模型 YOLOv11n 提高 2.5 个百分点，表明 Bi-level Routing 注意力机制可显著增强密集小目标的特征判别力；进一步加入 SOEP 网络后，召回率提升 3.8 个百分点，验证了 SOEP 网络在保留幼果纹理信息方面的有效性；继续嵌入 SEAMHead 后，mAP₅₀ 提升 1.4 个百分点，对枝叶遮挡场景下的柑橘检测改善较为明显。整体而言，CSS-YOLO 相比 YOLOv11n 的 mAP₅₀ 提升 4.3 个百分点，仍保持 69.83 帧/s 的实时推理速度。

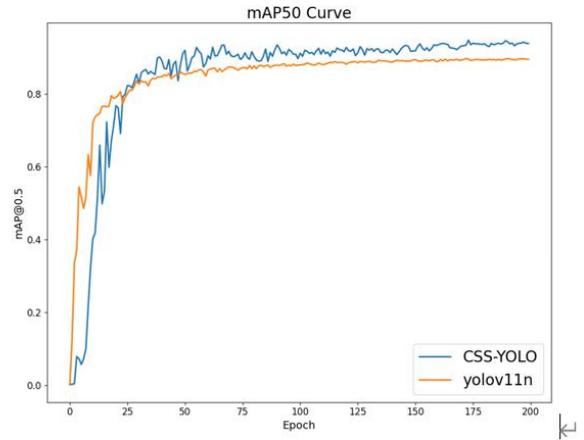


图 3 改进前后 mAP 对比

图 3 展示了 CSS-YOLO 与 YOLOv11n 模型在训练过程中 mAP₅₀ 的变化曲线。整体上，两条曲线均随训练轮次快速上升并逐渐收敛，表明模型有效学习。其中，CSS-YOLO（蓝色曲线）在大部分训练轮次中均稳定高于 YOLOv11n（橙色曲线），尤其在训练后期保持更优的精度，说明其检测性能略有优势。

2.3 对比实验

在同一实验环境下，主要选取了不同版本的 YOLO 以及 RT-DETR-l 与改进后的模型 CSS-YOLO 做对比，不同算法的性能对比如表 2 所示。

表 2 对比实验

Model	Param/M	GFLOPs	P	R	mAP ₅₀	FPS
YOLOv5n	2.5	7.1	0.880	0.821	0.893	120.35
YOLOv8n	3.0	8.1	0.857	0.846	0.897	120.05
YOLOv10n	2.7	8.2	0.874	0.807	0.891	88.97
YOLOv11n	2.58	6.3	0.852	0.831	0.891	96.97
YOLOv12n	2.56	6.3	0.855	0.830	0.893	78.99
RT-DETR-l	31.98	103.4	0.857	0.775	0.859	55.59
CSS-YOLO	3.13	7.6	0.925	0.853	0.934	69.83

对比实验表明，CSS-YOLO 的 mAP₅₀ 达 93.4%，较 YOLOv5n、YOLOv8n、YOLOv10n、YOLOv11n、YOLOv12n 分别提升 4.1、3.7、4.3、4.3、4.1 个百分点，FPS 仍维持 69.83 帧/s。综合来看，CSS-YOLO 可以在保证更高的精度，在检测精度上具有优势。

2.4 可视化结果分析

为检验 CSS-YOLO 的实际检测效能，对改进前后的两种模型进行同场景对比测试，如图 4 所示。

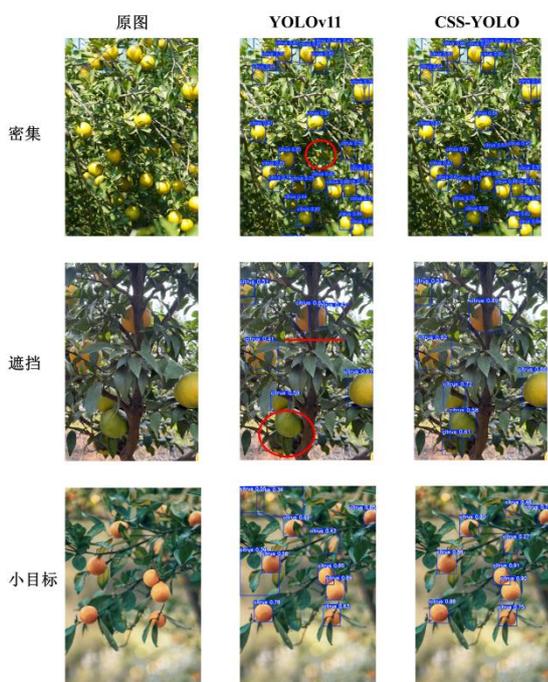


图 4 可视化结果对比

在检测较为密集的柑橘时，原始的 YOLOv11n 存在漏检的

对象（在图中圈出），而改进后的模型成功检测出了漏检的对象。由于树干、枝叶以及果实之间的遮挡，在此场景下导致图片中右下方部分对象未被检测出（在图中圈出），并且图片中间由于树干的遮挡出现了重复检测的情况（图中用横线标出），CSS-YOLO 则解决了这一问题。对于幼果这类小目标，CSS-YOLO 避免了将背景误检为柑橘的情况，并且检测精度也有所提高。CSS-YOLO 凭借 C2BRA 稀疏注意力、SOEP 小目标增强金字塔与 SEAMHead 遮挡感知头的协同作用，成功检出全部柑橘目标，定位框与真实轮廓高度贴合，展现了本方法对“遮挡、密集、小目标”柑橘的精准识别能力，检测的准确性优于原始的模型。

3 结论

本文针对“树上柑橘簇生、密集、遮挡”的问题，提出 CSS-YOLO 柑橘检测算法。通过引入 C2BRA 稀疏注意力增强细粒度特征、SOEP 小目标金字塔保留幼果信息、SEAMHead 遮挡感知头抑制漏检，在自建的数据集上 mAP_{50} 达 93.4%，相较 YOLOv11n 分别提升 4.3 个百分点，提升了柑橘果实的检测精度。未来工作将聚焦于模型轻量化，通过模型剪枝，在维持精度优势的同时提升推理效率。当前算法对颜色与枝叶近似的未成熟青果检测精度较低，未来可引入多模态数据进行优化。

参考文献：

- [1] 刘好, 刘洒, 杨长辉, 等. 无遮挡重叠柑橘目标分割与重建[J]. 江苏农业学报, 2019, 35 (6) : 1441-1449.
- [2] Zheng Z, Xiong J, Lin H, et al. A method of green citrus detection in natural environments using a deep convolutional neural network[J]. Frontiers in Plant Science, 2021, 12: 705737.
- [3] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [4] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (cvpr). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [5] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[M]. 2016: 21-37.
- [6] 刘芳. 基于 YOLOV5 的柑橘果实目标检测研究[J]. 信息与电脑 (理论版), 2022, 34 (2) : 152-154.
- [7] 李川红, 付兴兰, 傅晗文, 等. 基于无人机影像的丘陵山地柑橘果实实时检测与计数[J]. 农业工程学报, 2025, 41 (17) : 153-161.
- [8] Khanam R, Hussain M. YOLOv11: an overview of the key architectural enhancements[A]. arXiv, 2024.
- [9] Wu C, Fang J, Wang X, et al. DMSF-YOLO: cow behavior recognition algorithm based on dynamic mechanism and multi-scale feature fusion[J]. Sensors, 2025, 25(11): 3479.
- [10] Zhang Y, Lin C, Chen G. Efficient multi-scale detection of construction workers and vehicles based on deep learning[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2025, 22(3): 127.
- [11] Li Z, Hu X, Zhao X, et al. Beyond obstacles: feather-light YOLO11-LES for real-time ripeness detection of occluded strawberries in greenhouses[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2025, 22(5): 172-186.