

基于 CRV – YOLO 的苹果中心花和边花识别方法

司永胜¹ 孔德浩¹ 王克俭¹ 刘丽星² 杨欣²

(1. 河北农业大学信息科学与技术学院, 保定 071001; 2. 河北农业大学机电工程学院, 保定 071001)

摘要: 苹果树疏花是果园生产管理中的重要环节。准确高效地识别苹果中心花和边花,是研发智能疏花机器人的前提。针对苹果疏花作业中的实际需求,提出了一种基于 CRV – YOLO 的苹果中心花和边花识别方法。本文基于 YOLO v5s 模型进行了如下改进:将 C – CoTCSP 结构融入 Backbone,更好地学习上下文信息并提高了模型特征提取能力,提高了模型对外形相似和位置关系不明显的中心花和边花的检测性能。在 Backbone 中添加改进 RFB 结构,扩大特征提取感受野并对分支贡献度进行加权,更好地利用了不同尺度特征。采用 VariFocal Loss 损失函数,提高了模型对遮挡等场景下难识别样本检测能力。在 3 个品种 1 837 幅图像数据集上进行了实验,结果表明,CRV – YOLO 的精确率、召回率和平均精度均值分别为 95.6%、92.9% 和 96.9%,与原模型相比,分别提高 3.7、4.3、3.9 个百分点,模型受光照变化和苹果品种影响较小。与 Faster R – CNN、SSD、YOLOX、YOLO v7 模型相比,CRV – YOLO 的精确率、平均精度均值、模型内存占用量和复杂度性能最优,召回率接近最优。研究成果可为苹果智能疏花提供技术支持。

关键词: 苹果花识别; YOLO v5s; 上下文信息; 中心花; 边花

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)02-0278-09

OSID:



Recognition of Apple King Flower and Side Flower Based on CRV – YOLO

SI Yongsheng¹ KONG Dehao¹ WANG Kejian¹ LIU Lixing² YANG Xin²

(1. College of Information Science and Technology, Hebei Agricultural University, Baoding 071001, China

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Hebei Agricultural University, Baoding 071001, China)

Abstract: Apple tree thinning is an important step in orchard production management. Accurate and efficient recognition of apple king flowers and side flowers is the premise of the development of intelligent flower thinning robot. According to the actual demand of apple flower thinning, a method for recognizing king flowers and side flowers of apple based on CRV – YOLO was proposed. Based on YOLO v5s model, the following improvements were made; firstly, C – CoTCSP structure was integrated into Backbone to better learn contextual information and improve the detection performance of the model for king flowers and side flowers that were similar and the position relationship was not obvious. Then an improved RFB structure was added to the Backbone, with which the receptive field of feature extraction was expanded and the branch contribution degree was weighted to make better use of different scale features. Finally, VariFocal Loss loss function was used to improve the detection ability of the model for samples in occlusion and other scenes. Experiments were conducted on a dataset of 1 837 images from three varieties. The results showed that the precision, recall and mAP of the proposed model were 95.6%, 92.9% and 96.9%, respectively, which were 3.7 percentage points, 4.3 percentage points and 3.9 percentage points higher than those of the original model. The model was less affected by light changes and apple varieties. Compared with that of Faster R – CNN, SSD, YOLOX, and YOLO v7, precision, the mAP and model size and complexity performance of CRV – YOLO were optimal, and recall was close to optimal. The research results can provide technical support for apple intelligent flower thinning.

Key words: apple flowers recognition; YOLO v5s; contextual information; king flowers; side flowers

收稿日期: 2023 – 06 – 22 修回日期: 2023 – 07 – 23

基金项目: 财政部和农业农村部:国家现代农业产业技术体系项目(CARS – 27)

作者简介: 司永胜(1973—),男,副教授,主要从事农业领域机器视觉应用及无损检测研究,E-mail: siyongsheng@hebau.edu.cn

通信作者: 杨欣(1974—),男,教授,主要从事现代农业装备设计与地面机器系统人机安全研究,E-mail: yangxin@hebau.edu.cn

0 引言

苹果的疏花对苹果丰产稳产、提升果实品质和维持树体的健壮等都具有极其重要的作用^[1]。传统的疏花操作靠人工完成,费时费力。效率更高的疏花方法分为化学疏花和物理疏花两种。化学法受天气状况、喷施时期、树龄、树势等多种因素影响,并且随着生活水平的提高和消费者的果品安全观念的影响,果品生产过程中少采用或不采用农药的无机产品的比例将大幅提高,物理疏花将成为重要的发展方向^[2]。根据树形和花的位置利用甩绳或其他击打装置的机械式疏花容易造成树的损伤或疏花质量较低^[3],目前更多的研究利用机器视觉技术开展智能的精准疏花^[4-6]。

精准疏花的前提是研究稳定、准确的花朵检测算法^[7]。早期的研究通过传统图像处理算法检测和识别果树花朵。KRIKEB 等^[8]采用阈值法和形态学法识别花朵,预测盛花期的时间和强度。HOČEVAR 等^[9]采用阈值法在 HSL 颜色空间中识别苹果花。基于传统图像处理算法的花朵检测易受光照、阴影等环境因素影响,适用性较差^[10-11]。

更多的研究尝试基于深度学习的花朵检测: DIAS 等^[12]采用 DeepLab + RGR 模型识别桃花和梨花。SUN 等^[13]提出了采用 DeepLab - ResNet 网络检测苹果花、桃花和梨花的方法。WANG 等^[14-15]提出了一种基于完全卷积网络的苹果花分割方法。上述研究属于语义分割方法,无法定位到具体花朵,将邻接在一起的花簇识别为一个目标,不能满足疏花的需求。准确高效地识别苹果中心花和边花,是研发智能疏花机器人的前提。

WU 等^[4]和 TIAN 等^[5]分别提出了基于 YOLO v4 和 MASU R - CNN 模型的苹果花检测方法,实现了高精确度的检测;尚钰莹等^[11]使用轻量级的 YOLO v5s 模型对不同天气、光照情况下的多种颜色苹果花进行了检测,取得了较高的精度,模型检测速度快,鲁棒性良好。但上述研究没有区分中心花和边花。苹果花的结构为簇状,包含一个中心花和 5、6 个边花。在疏花作业中,优先保留中心花,特殊情况下,中心花会有脱落现象,需保留 1 ~ 2 个边花。苹果中心花和边花的准确检测,有助于后期智能疏花和授粉等作业。MU 等^[16]对不同花期的中心花进行识别,在盛花期的识别准确率为 60%,准确率较低。

中心花与边花识别难点在于:①盛花期中心花和边花具有相似颜色、形状,边花在初花期未开放,在盛花期开放,不同时间段形态不同。②拍摄角度

不理想时,花朵位置特征不明显,对中心花会产生误检,需要增强模型特征提取能力来通过花蕊颜色等细节特征辅助识别中心花。③苹果花分布存在遮挡现象,容易产生漏检。需要提高模型对此类难样本的检测能力。

本文以 YOLO v5s 为基准模型,设计一种用于识别苹果中心花和边花的 CRV - YOLO 网络,实现对不同花期的中心花和边花的准确识别,以为智能疏花系统提供技术支持。

1 实验材料

1.1 数据采集

苹果品种和光照变化可能会影响苹果花的检测效果^[4],本文采集 08:00—11:00、14:00—18:00、18:00—19:30 共 3 个时间段的苹果花图像,包括富士、嘎啦、瑞雪为主要品种的多个苹果品种。苹果花图像由人工采集于国家苹果产业技术体系烟台综合试验站、洛川综合试验站、渭南综合试验站等多个苹果试验站。拍摄形式为手持设备拍摄,拍摄位置和角度可改变,设备与花朵的距离为 20 ~ 40 cm,苹果花图像分为初花期和盛花期,图 1 为采集图像示例。所用苹果花数据集构成如表 1 所示。

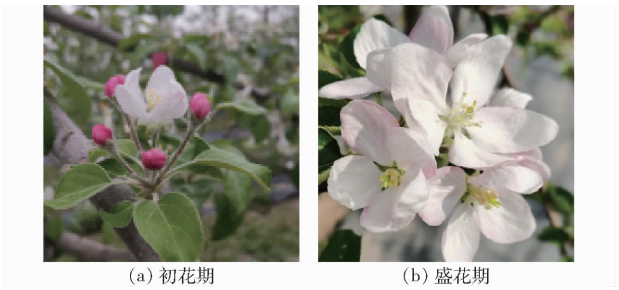


图 1 不同花期苹果花图像

Fig. 1 Examples of apple flower images of different flowering periods

表 1 苹果花数据集构成

Tab. 1 Dataset composition of apple flowers

花期	采集时段	图像数量/幅
初花期	08:00—11:00	324
	14:00—18:00	394
	18:00—19:30	279
盛花期	08:00—11:00	223
	14:00—18:00	353
	18:00—19:30	264
总计		1 837

1.2 数据集制作与运行平台

将采集图像按长宽比例 1:1 进行裁剪,并调整分辨率为 640 像素 × 640 像素,处理后每幅图像中包含一个或多个花簇,将 1 837 幅图像按比例 7:2:1

划分为训练集、验证集与测试集。数据集制作过程中,在园艺专业人士指导下对中心花与边花进行区分,并使用 LabelImg 进行标注,标签类型为中心花与边花两类,生成 .xml 标签文件。

实验运行平台采用 Intel(R) Xeon(R) Platinum 8255C CPU @ 2.50 GHz CPU,内存为 45 GB (RAM),GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3080,显存 10 GB,软件环境为 Python 3.8,Windows 10 系统,Pytorch 深度学习框架。

2 研究方法

YOLO v5 模型具有检测精度高、运行速度快的优点,并已经被验证适合部署在农业机器人的嵌入式系统上,实现对目标的实时检测^[2]。选取较为轻量化的版本 YOLO v5s 作为原模型,该模型分为 Input、Backbone、Neck 和 Precision 共 4 部分^[17],Input 是花朵图像输入端,对输入的中心花和边花图像进行预处理;Backbone 结构的作用是对中心花和边花图像进行特征提取;Neck 结构的作用是增强网络特征学习能力,实现中心花和边花的特征融合;Precision 结构使用 3 个检测头生成 3 个不同大小的特征向量,对中心花和边花进行预测。

2.1 模型设计

2.1.1 C-CoTCSP 结构

在中心花和边花的数据集中,盛花期的边花和中心花生长情况相似,盛花期边花和初花期边花外形差异较大,外形、颜色等特征差异不明显,需要更好地应用上下文语义信息^[18]。

Transformer 结构已经被证明能在计算机视觉任务上取得很好的应用效果^[19],CoT 结构(Contextual transformer,CoT)充分利用了输入 keys 之间的上下文信息,将上下文信息挖掘和自注意力的学习整合到一个结构中^[20]。CoT 结构首先通过 3×3 卷积对输入 keys 进行上下文编码,从而得到输入的静态上下文表示 K_1 ,通过 2 个连续的 1×1 卷积将编码的 keys 与输入 queries 连接起来,以学习动态多头注意力矩阵;将学习注意力矩阵与输入 values 相乘,以实现输入的动态上下文表示 K_2 。CoT 将静态和动态上下文表示的融合结果作为输出。

部分图像中中心花和边花位置关系不明显,为了增强模型的特征提取能力以利用花蕊颜色等细节特征,本文在 CoT 结构中将用来对输入 keys 进行上下文编码的部分添加一个卷积核大小为 3×3 的组卷积层,通过组卷积层的叠加,可以使模型更好地捕捉图像中的细节信息;在处理输入特征中的 values 时添加卷积核为 1×1 的卷积层,引入非线性变换,

提取更丰富的 values 特征。将上述改进后的结构命名为 C-CoT 结构,使用改进后的 C-CoT 结构提高模型的非线性变换能力,增强模型对图像中细节的理解能力,从而更好地学习到用于区分中心花和边花的细节特征,C-CoT 结构如图 2 所示。

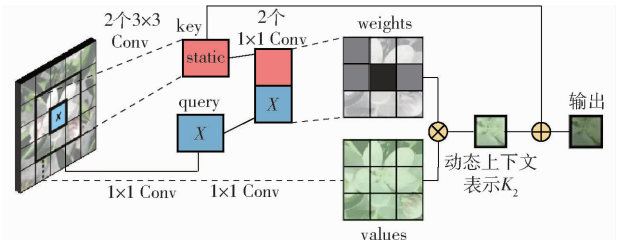


图 2 C-CoT 结构
Fig. 2 C-CoT structure

利用 C-CoT 改进原模型 Backbone 中的 CSP 结构,使用 C-CoT 替换原 Bottleneck 中的第 2 个 CBS,得到 C-CoTBottleneck 模块,然后使用 C-CoTBottleneck 替换原 CSP 结构中的 Bottleneck,将改进的结构命名为 C-CoTCSP 结构,如图 3 所示。

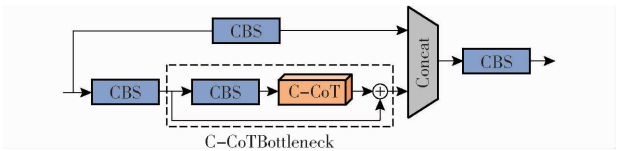


图 3 C-CoTCSP 结构
Fig. 3 C-CoTCSP structure

2.1.2 改进 RFB 模块

在对中心花和边花进行识别时,扩大感受野能够更好地学习特征图中的上下文信息。RFB 模块(Receptive field block,RFB)借鉴了 Inception 网络并行卷积运算的结构^[21-22],在 3 个分支上分别使用 1×1 、 3×3 和 5×5 的卷积操作,在 3 个分支的卷积后分别使用扩张率为 1、3、5 的 3×3 空洞卷积,用来提取不同尺度的特征,最后将 3 个分支的特征进行 Concat 操作,并使用 1×1 卷积调节特征维度以达到融合不同特征的目的^[23]。

RFB 结构对 3 个分支的特征只使用 Concat 操作进行通道相加的特征融合。3 个分支提取的不同尺度特征包括从较小尺度特征中提取的细节信息到较大尺度特征的整体结构和上下文信息。考虑到不同尺度的特征对本文任务的贡献度不同,本文对 RFB 的结构进行改进,在特征融合时添加可学习的空间注意力模块以获得不同分支特征的贡献度,根据学习到的贡献度对每个分支进行加权。

本文中特征加权通过空间域注意力实现,首先根据每个分支的特征学习到一个权重矩阵,得到对应的注意力图;然后,将注意力图与对应的分支特征相乘,实现特征加权,再将加权后的 3 个分支特征按通道维

度进行拼接。图 4 为改进 RFB 网络结构。在 Backbone 末端加入改进 RFB 结构可获得更大的感受野。本文在主干网络第 9 层增加改进 RFB 模块。

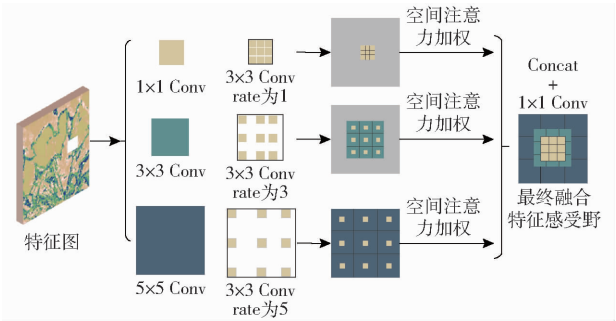


图 4 改进 RFB 网络结构
Fig. 4 Improved RFB network structure

2.1.3 VariFocal Loss 损失函数

在中心花和边花检测任务中容易出现花朵目标之间相互遮挡的情况,为了提高对此类难分类样本的关注度,对 YOLO v5s 中的 BCEWithLogitsLoss 分类损失进行改进,VariFocal Loss 通过降低负样本权重,减少其对损失的贡献度,使模型在训练过程中对高质量正样本进行深度学习^[24],更加关注遮挡目标和其他难以检测的正样本,本文使用 VariFocal Loss 使模型来应对遮挡等具有挑战性场景下的中心花和边花识别任务。

定义 VariFocal Loss 为

$$VFL(p,q)=\begin{cases} -q[q\lg p+(1-q)\lg(1-p)] & (q>0) \\ -\alpha p^{\gamma}\lg(1-p) & (q=0) \end{cases}$$

式中 p ——感知分类评分
 γ ——衰减因子,通过使用 γ 衰减因子,对负样本进行了 p^{γ} 的衰减处理,降低负样本 ($q=0$) 的损失贡献,取 1.5
 α ——可调比例因子,在负损失项中加入 α 以平衡总体正样本和负样本之间的损失,取 0.25
 q ——目标分数,正样本类的 q 值设为生成的边界框和其真实边界框之间的 IoU 值,负样本所有类的目标 q 值均为 0

2.1.4 CRV - YOLO 网络结构

基于 YOLO v5s 网络进行改进,首先用 C - CoTCSP 结构替换 Backbone 中的 CSP 结构,然后在 Backbone 的第 9 层增加改进 RFB 模块,最后引入 VariFocal Loss 分类损失函数,将改进后的模型命名为 CRV - YOLO,CRV - YOLO 网络结构如图 5 所示。

2.2 模型训练与评估指标

对改进的 YOLO v5s 模型进行训练,迭代次数设为 300,输入图像尺寸为 640 像素 × 640 像素,Batchsize 设置为 16,训练使用迁移学习方式,预训练权重使用 YOLO v5s 权重文件,学习率更新方式使用线性优化策略,选用 SGD 优化器。

采用精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R) 和平均精度均值 (Mean average precision, mAP) 作为目标检测效果指标^[25]。

3 结果与分析

对改进后的最终模型进行训练,得到图 6 所示的训练评估指标值与损失值变化曲线。从损失值变化观察得出,前 25 个迭代周期曲线快速拟合,在 50 个迭代周期后损失曲线波动较小、趋于平稳,并且没有过拟合现象,训练 300 个迭代周期后损失值稳定,模型收敛。从评估指标曲线可以看出,网络收敛速度快,精确率、召回率和平均精度均值在 50 个迭代周期内都快速递增。经过 300 个迭代周期的训练,网络在每个评估指标上都趋于稳定,使用收敛后的最终模型作为本研究苹果中心花和边花识别模型。

3.1 多模块消融实验

本文改进 YOLO v5s 将主干网络中的 CSP 结构替换为 C - CoTCSP 结构,并且在主干网络添加了改进 RFB 模块,改进了损失函数。为了验证多种改进方法的有效性,设计测试各模块消融实验,结果如表 2 所示,表中模型 1 ~ 3 为各模块在原模型上添加和组合后的模型。

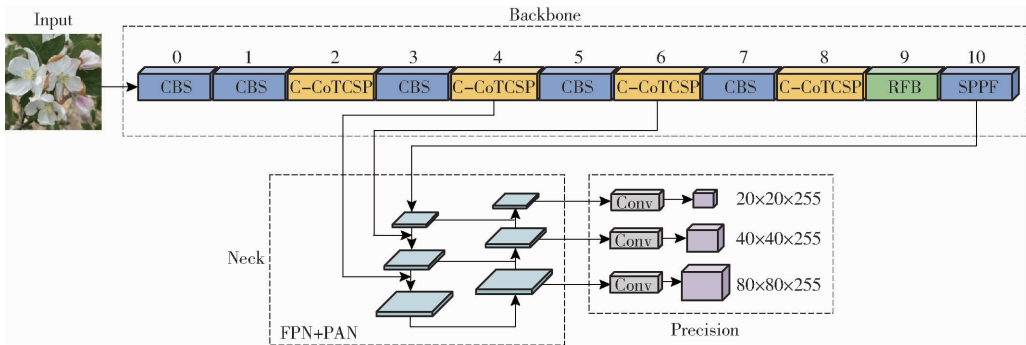


图 5 CRV - YOLO 网络结构
Fig. 5 CRV - YOLO network structure

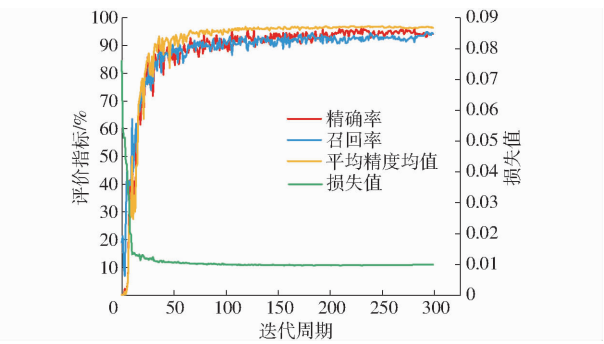


图 6 损失与评估指标变化曲线

Fig. 6 Change curves of loss and assessment index

表 2 添加不同模块的消融实验

Tab. 2 Ablation experiments of different modules						
模型	C - CoTCSP	改进 RFB	VariFocal Loss	精确率/%	召回率/%	平均精度均值/%
原模型				91.9	88.6	93.0
模型 1	✓			93.4	91.3	95.7
模型 2	✓	✓		94.2	92.4	96.5
模型 3	✓		✓	93.8	91.7	96.3
CRV - YOLO	✓	✓	✓	95.6	92.9	96.9

注：“✓”表示在原模型基础上添加该模块。

如表 2 所示,模型 1 采用 C - CoTCSP 后,精确率提升 1.5 个百分点,召回率和平均精度均值均提升 2.7 个百分点,说明模型更好地利用了图像中增强的上下文语义信息并且提高了特征提取能力,使模型性能提升明显。模型 2 在模型 1 上添加了改进 RFB 结构,对比模型 1,3 项指标均提升 1 个百分点左右,说明模型 2 使用改进 RFB 通过扩大感受野并根据学习到的分支贡献度调整分支权重,提高了模型性能。模型 3 在模型 1 上引入 VariFocal Loss 后在评价指标上提升 0.5 个百分点左右,说明模型在对小部分遮挡样本的检测中表现更好,图 7 为单独引入 VariFocal Loss 和原模型的识别效果对比。图 7a 为原模型识别结果,对图像左上部遮挡的边花发生漏检。图 7b 为引入 VariFocal Loss 的模型正确识别该边花,以紫色检测框标识。

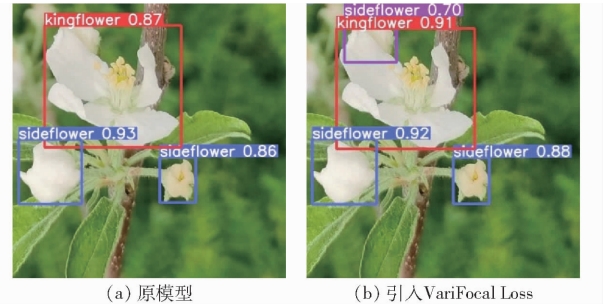


图 7 原模型与引入 VariFocal Loss 后模型识别结果对比

Fig. 7 Comparison of recognition effect between original model and model with VariFocal Loss

YOLO v5s 精确率、召回率和平均精度均值为

91.9%、88.6% 和 93%，CRV - YOLO 精确率、召回率和平均精度均值分别比原模型提升 3.7、4.3、3.9 个百分点,在中心花和边花识别中有更好的表现。图 8 为原模型与 CRV - YOLO 的识别结果对比,其中红色预测框为中心花,标签为 kingflower; 蓝色预测框为边花,标签为 sideflower; 左图为中心花和边花识别的典型错误示例,右图为遮挡导致漏识别的典型示例。

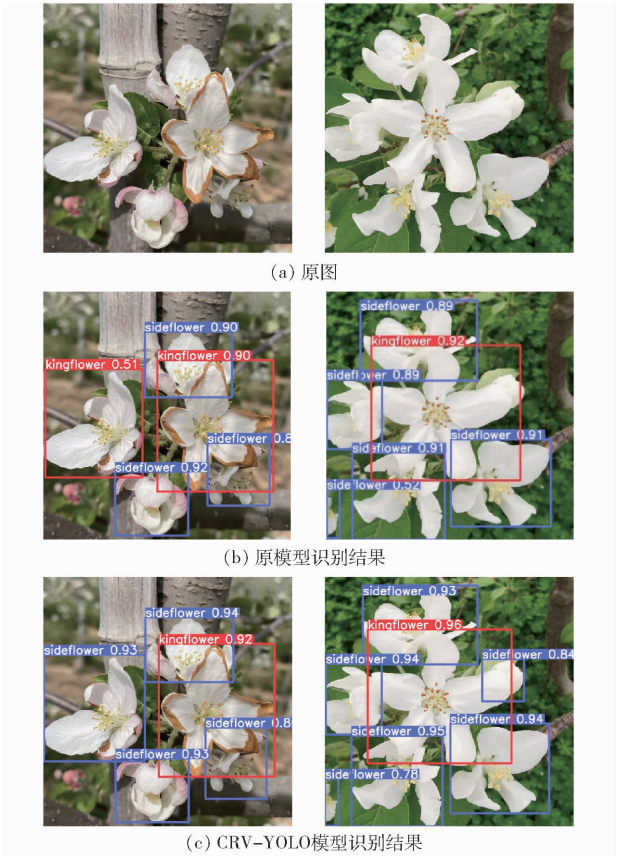


图 8 原模型与 CRV - YOLO 模型识别效果对比

Fig. 8 Comparison of recognition results between original model and CRV - YOLO model

部分边花与中心花颜色、形状等相似,如图 8b 左侧图所示,图中为 1 朵中心花和 4 朵边花,最左侧花朵应为边花,原模型将其误识别为中心花。CRV - YOLO 的特征提取的感受野扩大,模型学习了特征图中的上下文语义信息,如图 8c 左侧图,模型正确识别出中心花与边花,并且置信度高于原模型。

图 8b 右侧图为 CRV - YOLO 对花朵目标遮挡情况的识别效果,因为中心花右上部边花较小且与中心花朵有部分遮挡,导致原模型对该边花漏检。CRV - YOLO 对被遮挡目标的检测能力更强,在图 8c 右侧图中成功检测到此边花。

3.2 改进 C - CoT 结构效果分析

为了验证本文改进 C - CoT 的效果,使用 P - R

曲线对比 C - CoT 和 CoT 两种结构对中心花和边花的识别性能,如图 9 所示。

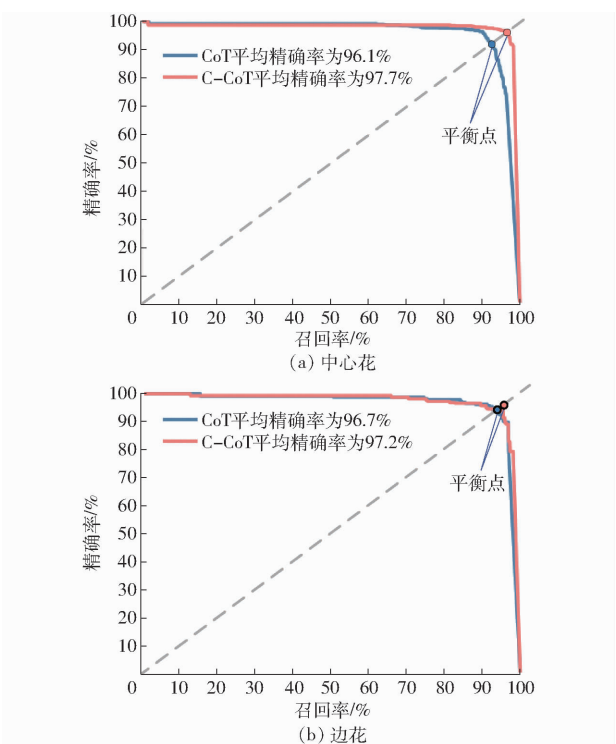


图 9 C - CoT 和 CoT 的 P - R 曲线对比
Fig. 9 Comparison of P - R curves between C - CoT and CoT

图 9 中 P - R 曲线与坐标轴围成的面积是平均精确率 (Average precision, AP)。图 9a 中心花类别的 C - CoT 结构的 P - R 曲线平衡点大于 CoT 结构, C - CoT 曲线的 AP 值为 97.7%, CoT 为 96.1%, C - CoT 性能优于 CoT。图 9b 边花类别中, C - CoT 与 CoT 的 P - R 曲线相似, 但 C - CoT 曲线的平衡点稍大, C - CoT 曲线的 AP 值为 97.2%, CoT 为 96.7%, 说明改进 C - CoT 比 CoT 的性能有小幅提升, 但性能提升对比中心花较小。边花 C - CoT 比 CoT 性能提升较小的原因是, 一簇花中有 1 朵中心花和多朵边花, 中心花的总数量小于边花数量, 同时, 模型改进后, C - CoT 比 CoT 增加的正确识别的中心花和边花数量基本相同, 因此, C - CoT 性能的改进对中心花的精确率和召回率的影响比边花更大。在识别角度不理想的条件下, 中心花与边花位置关系不明显, 上下文信息在识别中的作用被弱化, 但是盛花期的中心花开放较早, 花蕊颜色等特征与边花有一定差异, 原模型容易发生误检, 可能的原因是主干网络在不断下采样的过程中会丢失深层特征图的部分细节信息^[26], 改进 C - CoT 提升了特征提取能力, 可以在主干网络中更好地提取细节特征, 改进后的 C - CoT 结构能对图像中的中心花目标进行更准确的识别。

3.3 上下文信息增强效果对比

通过热力图可以反映出模型在进行检测任务时

对上下文信息的利用情况^[27]。为了验证本文使用改进 RFB 模块和 C - CoTCSP 结构对上下文信息增强的有效性, 使用 Grad - CAM 热力图来可视化 CRV - YOLO 对比原模型在检测目标中的上下文信息的利用情况, 图 10 为 CRV - YOLO 和原模型在相同条件下得到的热力图对比, 为了体现对每个花目标识别时上下文信息的利用情况, 利用 Grad - CAM 对每个目标各生成一个热力图, 只包含对当前目标的检测框和响应区域。图 10a 为原图, 图 10b 为原模型将花簇中的一朵边花识别为中心花的错误的热力图, 图 10c 为 CRV - YOLO 对该边花正确识别的热力图。原模型对边花识别错误, CRV - YOLO 识别正确, 对应的图 10b、10c 中热力图体现出模型关注区域有较大差异。需要说明的是, CRV - YOLO 对原模型有改进效果的识别的目标热力图差异明显, 而不是所有的热力图都有较大差异。

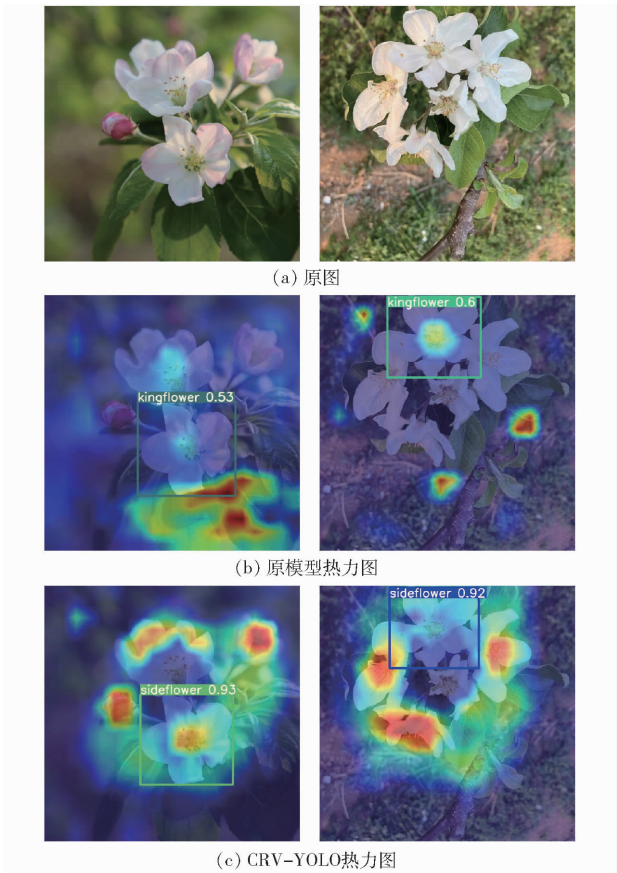


图 10 上下文信息增强效果对比
Fig. 10 Comparison of contextual information enhancement effects

图 10b 中原模型对目标进行识别时, 根据热力图显示, 原模型的主要关注区域分布在花簇范围之外, 并不在其他花朵目标上, 对需要检测的花朵的周围花朵目标重视不足, 模型没有充分利用目标花朵与周围花朵位置之间的上下文信息进行识别。由于图中花簇的中心花与边花外观差异很小, 导致模型

将边花误识别为中心花。在图 10c 中,CRV - YOLO 对上下文信息提取能力进行增强后,热力图的深色部分,即模型的主要关注区域分布在花簇中的各个花朵的位置上,较原模型更加准确和集中,模型在检测目标时,对周围其他目标的重视程度更高,说明模型在增强上下文信息后,更好地理解了被检测花朵与周围花朵目标之间的关系,从而可以根据花朵之间的相对位置分布正确识别中心花与边花,并且置信度大幅提高。

3.4 不同花期识别结果分析

为了验证模型在不同花期的识别效果,选取 350 幅苹果花图像,采用随机角度旋转和镜像方式进行数据增强,得到 1 750 幅图像,随机划分为 35 个子数据集,初花期 20 个,盛花期 15 个,每个子数据集包含 50 幅图像。分别利用原模型和 CRV - YOLO 进行中心花和边花的识别,平均精度均值的小提琴图和数据分布情况如图 11 所示。

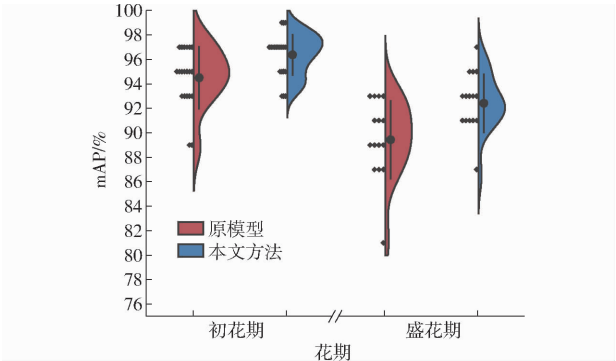


图 11 不同花期平均精度均值对比

Fig. 11 Comparison of mAP of different flowering periods

初花期中,CRV - YOLO 对比原模型的 mAP 最低值提升约 3 个百分点,盛花期的 mAP 最低值提升约 5 个百分点。图中黑色圆点表示数据均值,2 个花期的 mAP 均高于原模型,初花期 mAP 提升约 2 个百分点,盛花期 mAP 提升约 3 个百分点,mAP 分布密度大的位置明显高于原模型,说明 CRV - YOLO 相对于原模型有显著提升。从数据分布密度变化可见,CRV - YOLO 在盛花期较初花期提升更大,但是波动相对较大,原因是初花期中心花和边花识别难度低,原模型取得的结果较好,但盛花期中心花与边花外形相似,识别难度大,原模型识别准确性较差,CRV - YOLO 比原模型有较大提升。

上述结果表明本文 CRV - YOLO 模型在应对不同花期的中心花和边花识别任务时具有较高的 mAP,对不同花期的图像识别具有较好的泛化能力。

3.5 光照变化和不同品种的影响

研究表明,光照变化和苹果花的不同品种是影

响苹果花识别结果的主要因素^[4]。选取上午、下午和傍晚 3 个时间段各 100 幅图像,作为不同时间段数据集;选取富士、嘎啦、瑞雪 3 个不同品种各 100 幅图像,作为不同品种数据集,使用 CRV - YOLO 对不同采集时间段和不同品种的花朵图像进行了测试,结果如图 12 所示。

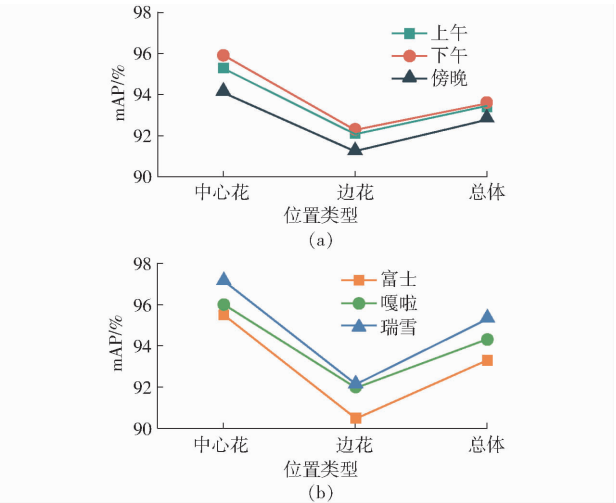


图 12 不同光照和品种的识别结果对比

Fig. 12 Comparison of recognition results of different light and varieties

在不同时间段苹果花识别中,图 12a 上午和下午中心花 mAP 分别为 95.3% 和 95.9%,傍晚为 94.1%;上午和下午边花 mAP 为 92.1% 和 92.3%,傍晚为 91.2%;总体上,上午和下午边花 mAP 为 93.4% 和 93.6%,傍晚为 92.8%。由结果可见,上午和下午的 mAP 较为接近,傍晚的 mAP 比其他 2 个时间段稍低,但差异不明显,原因是上午和下午的光照条件较好,而傍晚光照情况较差。mAP 上的较小差异说明,算法受到光照变化影响不大,会造成 1~2 个百分点的识别精度差异。

在不同品种苹果花识别上,图 12b 瑞雪和嘎啦中心花 mAP 分别为 97.1% 和 96%,富士为 95.5%;富士边花 mAP 为 90.5%,嘎啦与瑞雪分别为 92% 与 92.1%;总体识别上,富士 mAP 为 93.3%,嘎啦与瑞雪 mAP 分别为 94.3% 与 95.3%。由结果可见,富士 mAP 较其他 2 个品种稍低,可能原因是富士中心花与边花外观和颜色较其他 2 个品种区别较小,但是,上述差异并不明显,不超过 2 个百分点。

3.6 不同目标检测算法性能比较

为了评价 CRV - YOLO 的检测效果,与主流两阶段检测算法 Faster R - CNN 和一阶段检测算法 SSD、YOLOX、YOLO v7 进行比较,结果如表 3 所示,浮点运算次数(FLOPs)用来衡量模型复杂度。

两阶段模型 Faster R - CNN 的召回率和 YOLOX、CRV - YOLO 相差较小,但是精确率显著低

表 3 不同目标检测算法的性能比较

Tab.3 Performance comparison of different target detection algorithms

模型	精确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	模型内存占用量/MB	浮点运算次数
Faster R - CNN	72.1	93.0	92.2	113.5	1.38×10^{11}
SSD	89.0	91.0	93.9	93.3	8.77×10^{10}
YOLOX	91.2	93.1	93.6	35.1	2.68×10^{10}
YOLO v7	94.0	91.8	96.2	74.8	1.04×10^{11}
CRV - YOLO	95.6	92.9	96.9	17.8	1.80×10^{10}

于其他模型,模型内存占用量最大,模型复杂度最高,CRV - YOLO 同 Faster R - CNN 对比具有明显的优势;SSD 模型精确率、召回率与平均精度均值与 CRV - YOLO 相比均较低,模型较大,模型复杂度较高。和 SSD 相比,YOLOX 取得了较高的召回率,但精确率与平均精度均值总体较低。YOLO v7 取得了较高的精确率和平均精度均值,但模型内存占用量较大,且模型复杂度显著高于 CRV - YOLO。CRV - YOLO 在精确率、召回率与平均精度均值均高于 YOLO v7,但模型内存占用量与模型复杂度对比 YOLO v7,降低 76.2% 和 82.8%,CRV - YOLO 在

保持较高识别精度的前提下,对比其他主流检测模型,在模型复杂度和模型内存占用量上表现最好,更适合嵌入式设备的移植。

4 结论

(1)针对现有苹果花识别算法未能区分中心花和边花的问题,提出了一种基于 CRV - YOLO 的苹果中心花与边花识别方法,实现了对苹果中心花和边花在初花期与盛花期的准确识别。

(2)在主干网络中融入改进的 C - CoTCSP 结构,通过更好地学习上下文语义信息,增强特征提取能力,有效地改善识别效果。将改进 RFB 模块融入到 YOLO v5s 的主干网络,通过扩大感受野,并根据分支贡献度调节分支权重,提升了模型性能。采用 VariFocal Loss 损失函数,对中心花与边花在遮挡等情况下识别取得了更好的效果。

(3)在自建数据集上改进 CRV - YOLO 模型精确率、召回率与平均精度均值分别达到 95.6%、92.9%、96.9%,分别相较于原模型提升 3.7、4.3、3.9 个百分点。模型性能受光照变化和苹果品种影响较小,泛化能力较强。

参 考 文 献

[1] 唐德合. 苹果疏花疏果技术[J]. 果树资源学报,2021,2(4):59 - 60.
TANG Dehe. The technique of thinning flower and fruit on apple[J]. Journal of Fruit Resources,2021,2(4):59 - 60. (in Chinese)

[2] 闫彬,樊攀,王美茸,等. 基于改进 YOLOv5m 的采摘机器人苹果采摘方式实时识别[J]. 农业机械学报,2022,53(9):28 - 38,59.
YAN Bin,FAN Pan,WANG Meirong,et al. Real-time apple picking pattern recognition for picking robot based on improved YOLOv5m[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(9):28 - 38,59. (in Chinese)

[3] 雷晓晖,吕晓兰,张美娜,等. 三节臂机载式疏花机的研制与试验[J]. 农业工程学报,2019,35(24):31 - 38.
LEI Xiaohui,LÜ Xiaolan,ZHANG Meina,et al. Development and test of three arms tractor-mounted flower thinner[J]. Transactions of the CSAE,2019,35(24):31 - 38. (in Chinese)

[4] WU D H, LÜ S, JIANG M, et al. Using channel pruning-based YOLO v4 deep learning algorithm for the real-time and accurate detection of apple flowers in natural environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2020,178:105742.

[5] TIAN Y, YANG G, WANG Z, et al. Instance segmentation of apple flowers using the improved Mask R - CNN model[J]. Biosystems Engineering,2020,193:264 - 278.

[6] LYONS D J, HEINEMANN P H, SCHUPP J R, et al. Development of a selective automated blossom thinning system for peaches[J]. Transactions of the ASABE,2015,58(6):1447 - 1457.

[7] 杨其晟,李文宽,杨晓峰,等. 改进 YOLOv5 的苹果花生长状态检测方法[J]. 计算机工程与应用,2022,58(4):237 - 246.
YANG Qisheng,LI Wenkuan,YANG Xiaofeng,et al. Improved YOLOv5 method for detecting growth status of apple flowers[J]. Computer Engineering and Applications,2022,58(4):237 - 246. (in Chinese)

[8] KRIKEB O, ALCHANATIS V, CRANE O, et al. Evaluation of apple flowering intensity using color image processing for tree specific chemical thinning[J]. Advances in Animal Biosciences,2017,8(2):466 - 470.

[9] HOČEVAR M, ŠIROK B, GODEŠA T, et al. Flowering estimation in apple orchards by image analysis[J]. Precision Agriculture,2014,15(4):466 - 478.

[10] 张志远,罗铭毅,郭树欣,等. 基于改进 YOLO v5 的自然环境下樱桃果实识别方法[J]. 农业机械学报,2022,53(增刊 1):232 - 240.
ZHANG Zhiyuan,LUO Mingyi,GUO Shuxin,et al. Cherry fruit detection method in natural scene based on improved YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(Supp. 1):232 - 240. (in Chinese)

[11] 尚钰莹,张倩如,宋怀波. 基于 YOLOv5s 的深度学习在自然场景苹果花朵检测中的应用[J]. 农业工程学报,2022,

- 38(9):222–229.
- SHANG Yuying, ZHANG Qianru, SONG Huaibo. Application of deep learning using YOLOv5s to apple flower detection in natural scenes[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(9):222–229. (in Chinese)
- [12] DIAS P A, TABB A, MEDEIROS H. Multispecies fruit flower detection using a refined semantic segmentation network[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(4):3003–3010.
- [13] SUN K, WANG X, LIU S, et al. Apple, peach, and pear flower detection using semantic segmentation network and shape constraint level set[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185:106150.
- [14] WANG X A, TANG J, WHITTY M. Side-view apple flower mapping using edge-based fully convolutional networks for variable rate chemical thinning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178:105673.
- [15] WANG X A, TANG J, WHITTY M. DeepPhenology: estimation of apple flower phenology distributions based on deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185:106123.
- [16] MU X, HE L. Mask R – CNN based king flowers identification for precise apple pollination[C] // 2021 ASABE Annual International Virtual Meeting, 2021.
- [17] 宋怀波, 王亚男, 王云飞, 等. 基于 YOLO v5s 的自然场景油茶果识别方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7):234–242.
- SONG Huaibo, WANG Ya'nan, WANG Yunfei, et al. *Camellia oleifera* fruit detection in natural scene based on YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7):234–242. (in Chinese)
- [18] 刘光辉, 王秦蒙, 陈宣润, 等. 多元信息聚合的人群密度估计与计数[J]. 光学精密工程, 2022, 30(10):1228–1239.
- LIU Guanghui, WANG Qinqing, CHEN Xuanrun, et al. A multivariate information aggregation method for crowd density estimation and counting[J]. Optics and Precision Engineering, 2022, 30(10):1228–1239. (in Chinese)
- [19] LI S, LI K, QIAO Y, et al. A multi-scale cucumber disease detection method in natural scenes based on YOLOv5[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202:107363.
- [20] LI Y, YAO T, PAN Y, et al. Contextual transformer networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 45(2):1489–1500.
- [21] 张远琴, 肖德琴, 陈焕坤, 等. 基于改进 Faster R – CNN 的水稻稻穗检测方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8):231–240.
- ZHANG Yuanqin, XIAO Deqin, CHEN Huankun, et al. Rice panicle detection method based on improved Faster R – CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8):231–240. (in Chinese)
- [22] 黄林生, 罗耀武, 杨小冬, 等. 基于注意力机制和多尺度残差网络的农作物病害识别[J]. 农业机械学报, 2021, 52(10):264–271.
- HUANG Linsheng, LUO Yaowu, YANG Xiaodong, et al. Crop disease recognition based on attention mechanism and multi-scale residual network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10):264–271. (in Chinese)
- [23] LIU S, HUANG D, WANG Y. Receptive field block net for accurate and fast object detection[C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018:385–400.
- [24] ZHANG H, WANG Y, DAYOUB F, et al. Varifocalnet: an iou-aware dense object detector[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021:8514–8523.
- [25] 范晓飞, 王林柏, 刘景艳, 等. 基于改进 YOLO v4 的玉米种子外观品质检测方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7):226–233.
- FAN Xiaofei, WANG Linbai, LIU Jingyan, et al. Corn seed appearance quality estimation based on improved YOLO v4[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7):226–233. (in Chinese)
- [26] 李坤亚, 欧鸥, 刘广滨, 等. 改进 YOLOv5 的遥感图像目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(9):207–214.
- LI Kunya, OU Ou, LIU Guangbin, et al. Target detection algorithm of remote sensing image based on improved YOLOv5[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(9):207–214. (in Chinese)
- [27] DAI Y, LIU W, WANG H, et al. Yolo-former: marrying Yolo and transformer for foreign object detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71:1–14.