

引用格式:

王海瑞, 胡灿, 朱贵富, 蒋晨. 基于改进RT-DETR的葡萄叶片病害检测[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2025, 51(4): 117–124.

WANG H R, HU C, ZHU G F, JIANG C. Grape leaf disease detection based on improved RT-DETR[J]. Journal of Hunan Agricultural University(Natural Sciences), 2025, 51(4): 117–124.

投稿网址: <http://xb.hunau.edu.cn>



基于改进RT-DETR的葡萄叶片病害检测

王海瑞¹, 胡灿¹, 朱贵富^{2,3*}, 蒋晨¹

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650504; 2. 昆明理工大学信息化建设管理中心, 云南 昆明 650504; 3. 昆明理工大学—曙光信息产业股份有限公司AI联合研究中心, 云南 昆明 650504)

摘要: 针对葡萄叶片相似表现症状的病害识别率较低及细小病害检测困难的问题, 提出一种基于改进RT-DETR网络的葡萄叶片病害检测方法。首先, 采用坐标注意力(CA)机制对可变形卷积网络v2(DCNv2)模块进行改进, 构建DCNv2_CA模块以增强目标特征的提取能力, 并在模型的主干特征提取部分加入DCNv2_CA模块来提高模型对病害深层关键特征的提取能力; 其次, 在模型的特征交互模块中引入高低频特征交互(HiLo)注意力机制, 使模型能同时关注特征的高低频信息, 提高模型对葡萄细小病害的检测能力; 最后, 用聚合-分发机制重构模型的跨层融合网络, 使其能更充分地融合各个层级之间的信息, 进一步提升模型对相似表型症状病害的识别性能。结果表明: 改进RT-DETR模型的病害检测准确率、召回率和平均精度均值分别达到了90.8%、89.5%和93.4%, 相较于初始模型分别提升了5.4、3.9和5.6个百分点, 且相对于其他模型也具有明显的优势。综上可见, 改进后的RT-DETR模型能够准确地实现葡萄叶片病害检测。

关键词: 葡萄叶片; 目标检测; 病害检测; RT-DETR; 注意力机制; 可变形卷积网络; 高低频特征交互; 聚合-分发机制

中图分类号: S436.631; TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1007-1032(2025)04-0117-08

Grape leaf disease detection based on improved RT-DETR

WANG Hairui¹, HU Can¹, ZHU Guifu^{2,3*}, JIANG Chen¹

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650504, China; 2. Information Construction Management Center, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650504, China; 3. Kunming University of Science and Technology-Dawn Information Industry Co. Ltd. AI Joint Research Center, Kunming, Yunnan 650504, China)

Abstract: To address the challenges of low identification rates for grape leaf diseases with similar symptoms appearances and the difficulty in detecting minor diseases, an improved real-time detection transformer(RT-DETR) network-based method for grape leaf disease detection was proposed. First, the coordinate attention(CA) mechanism was employed to enhance the deformable convolutional network v2(DCNv2) module, resulting in the DCNv2_CA module to strengthen target feature extraction capabilities. This module was integrated into the model's backbone feature extraction layer to improve the model's ability to extract deep-level key features of plant diseases. Second, the model incorporated the high-low frequency feature interactions(HiLo) attention mechanism within its feature interaction module, which enabled the model to simultaneously focus on both high-frequency and low-frequency feature information, thereby enhancing its ability to detect minor grape diseases. Finally, the cross-layer fusion network of the model was restructured by using the gather-and-distribute mechanism to enable more comprehensive integration of information across different layers, thereby

收稿日期: 2024-10-29

修回日期: 2025-02-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(61863016)

作者简介: 王海瑞(1969—), 男, 云南昆明人, 博士, 教授, 主要从事计算机应用、计算机控制和大数据技术研究, hrwang88@163.com;

*通信作者, 朱贵富, 硕士, 高级工程师, 主要从事智能诊断技术和教育大数据研究, zhuguifu@kust.edu.cn

further enhancing the model's performance in identifying diseases with similar symptoms appearances. The results indicated that the improved RT-DETR model achieved disease detection accuracy, recall, and mean average precision of 90.8%, 89.5%, and 93.4%, respectively. Compared to the initial model, these metrics improved by 5.4, 3.9 and 5.6 percentage points, respectively, and also demonstrated significant advantages over other models. The improved RT-DETR model could accurately detect grape leaf diseases.

Keywords: grape leaves; object detection; disease detection; RT-DETR; attention mechanism; deformable convolution network; high-low frequency feature interactions; gather-and-distribute mechanism

在葡萄培育过程中,葡萄叶片病害会显著影响葡萄的生长。然而,葡萄叶片病害种类繁多且病理复杂,传统的人工经验判断方法往往对工作人员的专业知识要求较高。此外,这些方法还存在成本高、效率低、主观性强等缺点,导致对葡萄病害的识别不够准确和及时,从而错过最佳防治时机。因此,研究葡萄病害的智能化识别具有重要意义。

近年来,深度学习模型,尤其是以卷积神经网络(CNN)和Transformer为代表的模型,在计算机视觉领域取得了多项成功应用^[1],包括交通检测^[2]、医学图像分割识别^[3]、表情识别^[4]、人脸识别^[5]、行人检测^[6]等。随着计算机视觉领域的不断发展,图像处理检测算法也不断地迭代升级,被广泛应用于农作物病虫害识别。俞龙等^[7]使用MobilenetV3网络、CBAM注意力机制、CARAFE上采样算子及CIoU损失函数改进YOLOv5模型,实现了对茶叶嫩芽的识别。赵辉等^[8]对YOLOv3模型进行改进,实现了对水稻病害的检测。蔺瑶等^[9]基于YOLOv8模型,引入BiFPN结构、融入EMA注意力机制和使用ECIoU损失函数来提升模型对3种葡萄叶片病害的检测能力。张林鎔等^[10]提出了使用BiFormer注意力机制、BiFPN结构以及在YOLOv7的检测头部分嵌入SPD模块的方法改进YOLOv7的葡萄病害检测方法,实现了对2种早期葡萄叶片病害的检测。张惠莉等^[11]基于YOLOv8模型,引入GhostNetV2主干特征提取网络、SPPFCSPC金字塔池化、GAM-Attention注意力机制及使用Focal-EIoU作为损失函数,实现了对3种葡萄病害叶片和健康叶片的识别。戴久竣等^[12]提出了一种改进残差网络的模型,在ResNet50的基础上采用金字塔卷积网络及特征融合来提升模型性能,实现了对葡萄叶片病害的识别。胡国玉等^[13]基于Swin Transformer模型,采用Kmeans++聚类算法、FPN+PANet结构以及SIoU损失函数,实现了对6种葡萄叶片病害的检测。胡施威等^[14]在Efficient-

NetB0模型的基础上,采用大核注意力机制、高效通道注意力机制和Adam优化器改进模型结构,实现了对3种葡萄病害叶片和健康叶片的识别。以上研究结果表明,通过目标检测技术对植物进行病虫害检测具有较高可行性,然而目前的研究仍然存在一些局限性。其一,已有的方法对葡萄叶片相似表现症状病害和细小病害的关注较少。其二,当前的检测方法主要依赖YOLO^[15]系列的模型,尽管YOLO模型在检测速度和准确性上具有优势,但其目标检测框架需要使用非极大抑制(NMS)进行后处理,这在很大程度上影响了检测结果的准确性。此外,YOLO模型在小目标检测方面的能力有限,葡萄病害的部分细小特征可能无法得到有效识别。

鉴于此,为了提高模型对葡萄叶片相似表现症状病害和细小病害检测的精度,笔者提出一种基于改进实时目标检测Transformer(RT-DETR)模型的葡萄病害检测方法:首先,采用坐标注意力机制(CA)对可变形卷积网络v2(DCNv2)模块进行改进,构建DCNv2_CA模块,在模型的主干特征提取网络中引入改进后的DCNV2_CA模块,以提高模型对深层关键特征的提取能力;其次,在模型自注意力机制的尺度内特征交互模块(AIFI)中引入高低频特征交互(HiLo)注意力机制使模型能同时关注特征的高低频信息,提高模型对葡萄细小病害的检测能力;最后,在模型跨尺度特征融合模块(CCFM)中使用聚合-分发(GD)机制重构模型的特征融合部分,进一步增强模型对不同层次特征信息的融合能力,使模型能更有效地整合目标的细节信息,从而提高检测的准确性。

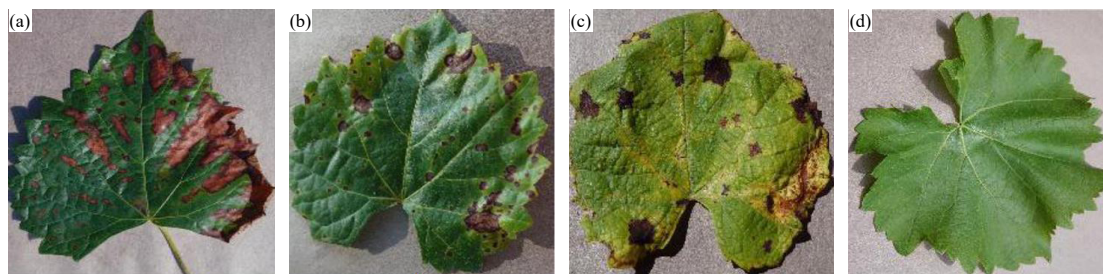
1 材料与方法

1.1 供试图像获取与数据集构建

以葡萄叶片常见的黑麻疹病、叶枯病和黑腐病为研究对象。葡萄叶片病害数据集来自PlantVillage^[16]和Ai Studio^[17]这两个公开数据集平台。经过筛选整

理并通过旋转、裁剪、对称等数据增强方法扩充数据集,最终构建了一个葡萄叶片病害数据集,包含黑麻疹病、叶枯病、黑腐病3类葡萄叶片常见病害和1个健康叶片对照类,共计 9 200张图像。实例样本图像如图1所示。随后通过结合模型辅助画框和

标注工具labelimg,采用一种半自动化标注流程完成数据标注,生成可以用于RT-DETR模型训练的数据集,按照8:1:1的数量比例划分为训练集、验证集和测试集。



(a) 黑麻疹病; (b) 叶枯病; (c) 黑腐病; (d) 健康叶片

图1 葡萄叶片不同病害示例

Fig.1 Examples of different diseases of grape leaves

1.2 RT-DETR模型的改进

RT-DETR^[18]是首个实时的端到端的目标检测模型,从根源上解决了NMS对实时检测器带来的速度和精度方面的影响,但其对葡萄叶片相似表现症状病害和细小病害的检测效果不佳。为提高模型的检测精度,提出改进的葡萄叶片病害检测与识别模

型。主要改进点为:①在主干特征提取网络中加入改进的DCNv2_CA模块以提高模型的特征提取能力;②引入HiLo注意力机制提高模型对细小病害的检测能力;③使用GD机制重构模型的特征融合部分,提高模型跨层次特征信息的融合能力,提升检测精度。改进RT-DETR模型整体结构如图2所示。

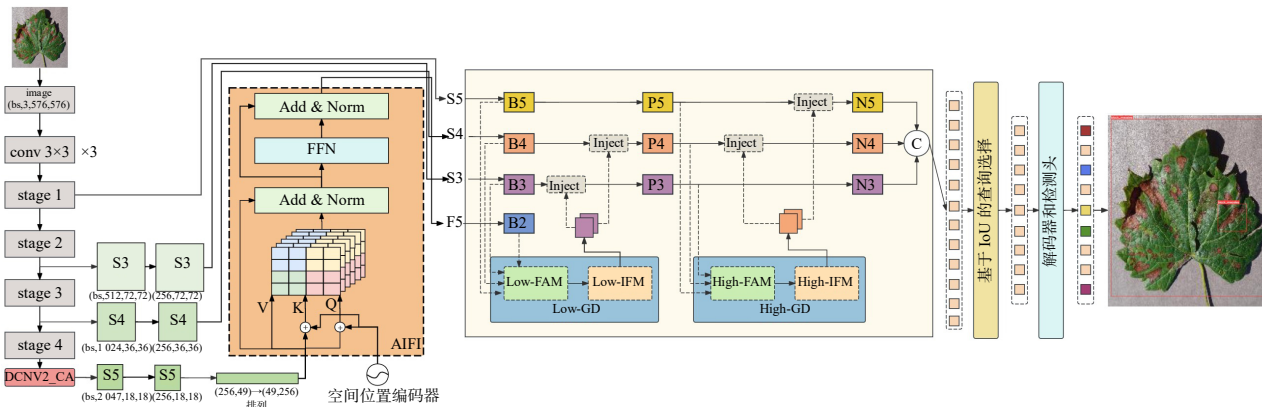


图2 改进RT-DETR模型整体结构

Fig.2 Overall structure of improved RT-DETR model

1.2.1 引入DCNv2_CA模块

在对葡萄叶片病害类型的检测识别场景中,不同病害之间在形态、轮廓和大小等方面可能表现出相似的症状,使得模型在训练中难以全面地捕捉关键特征,降低了模型检测的准确性。RT-DETR模型使用ResNet18网络进行多尺度特征提取时,其密集的残差跳跃连接结构易导致底层微小目标的特征信息在逐层传递过程中被削弱或丢失并伴随高层语义信息的失真。为提升多级特征映射的完整性和

表征能力,使用DCNv2_CA模块来改进主干特征提取网络,实现对目标更深层次细节信息的提取。

DAI等^[19]提出了可变形卷积网络(DCN),它是由可变卷积层、批量归一化以及Hardswish激活函数构成的。为了进一步增强可变形卷积神经网络对空间支持区域的控制能力,ZHU等^[20]提出的DCNv引入了调节机制,该机制通过联合学习空间偏移量与特征调制标,使DCNv2模块不仅能够动态调整卷积核采样点的位置偏移,还能对采样特征的幅值进行加权,使模型的空间自适应能力显著增强。

虽然DCNv2卷积模块在一定程度上提高了模型对葡萄叶片不同病害的检测能力,但DCNv2模块仅使用1个传统的卷积来生成可学习偏移量和调制标量。为了能更好地调整可变形卷积操作中各个位置的偏移量和调制标量,生成更合适的掩码,使用CA^[21]模块来替代DCNv2中的普通卷积模块,得到

DCNv2_CA模块。通过引入CA模块对网络中的任意中间特征张量进行转化,变化后输出同样尺寸的张量,以获取图像宽度和高度上的注意力并对精确位置信息进行编码,加强特征提取网络,使得DCNv2模块能更好地提取复杂目标的特征,提高模型检测的准确性。改进后的DCNv2_CA模块结构如图3所示。

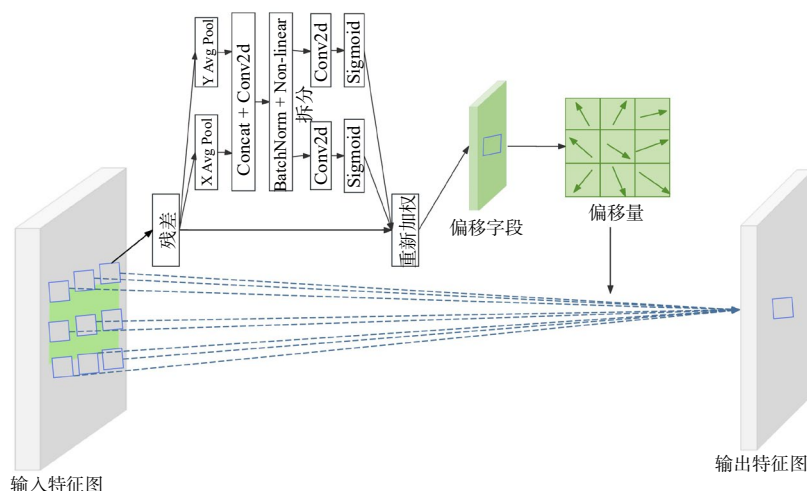


图3 DCNv2_CA模块结构

Fig.3 DCNv2_CA module structure

1.2.2 引入HiLo注意力机制

在葡萄叶片病害类型检测识别的任务中,葡萄叶片上会出现多种病害,这些病害的数量、类型以及各自症状的多样化大大增加了检测的复杂性。在RT-DETR模型的AIFI模块中使用了多头注意力(Multihead Attention)机制,但在葡萄叶片病害类型检测这类复杂的目标检测任务中,其计算能力不足且检测精度不够。因此,将AIFI模块中注意力机制替换成了HiLo注意力机制^[22]。HiLo注意力机制包括高频注意力(Hi-Fi)和低频注意力(Lo-Fi),可以同时目标的高低频信息进行建模来提高葡萄叶片病害的检测精度和效率。其中,高频信息捕捉对象的局部细节,如线条和形状;低频信息编码全局结构,如纹理和颜色。

1.2.3 引入GD机制

RT-DETR在CCFM中仅进行简单的跨层融合交互,存在较为严重的信息损失且对葡萄叶片病害类型信息融合不充分,无法有效整合葡萄叶片病害图像中的关键信息,从而影响了整体模型的性能。因此,引入WANG等^[23]提出的GD机制来重构整个CCFM中的跨层融合部分,通过结合不同层次的特征,可以更好地捕捉目标的细节信息和上下文信

息,并进行充分的信息交互融合,能使模型更准确地识别和定位葡萄叶片病害,从而提高模型检测的准确性。

GD机制主要分成3个模块:FAM特征对齐模块、IFM信息融合模块、Inject信息注入模块。其中,FAM与IFM用于特征聚合,FAM模块负责聚集和调整各个级别的特征,IFM模块负责融合对齐特征生成全局信息.Inject用于分发,负责将融合后的全局信息分发到每个级别。GD机制整体结构见图2。

1.3 试验过程及各阶段特征图可视化

RT-DETR模型主要由主干特征提取网络、高效混合编码器和带有辅助预测头的解码器3个部分构成。本研究主要针对模型的2个部分进行了改进。首先,为提高模型对葡萄叶片病害深层关键特征的提取能力,在原模型主干网络的第4阶段引入了DCNv2_CA模块。其次,使用HiLo注意力机制替换了高效混合编码器中尺度内特征融合模块的多头注意力机制。最后,使用GD机制重构模型的跨层融合网络。图4展示了模型在各阶段的特征提取和处理的特征图。在模型对病害的识别过程中,随着各阶段特征提取的层数增加,有效感受野会逐渐增大,这有助于模型捕捉全局上下文信息。

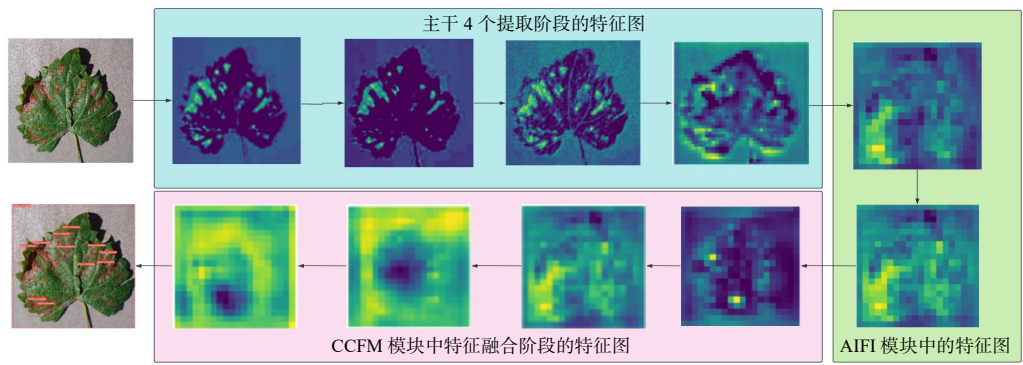


图4 各阶段的特征提取和处理的特征图

Fig.4 Feature maps of feature extraction and processing in each stage

1.4 试验环境配置和训练参数设置及评价指标

模型的训练和测试均在统一的环境下进行。GPU为RTX4090(24GB)，CPU为12vCPU Intel(R)-Xeon(R)Platinum 8352V CPU，2.10 GHz。软件环境为 Ubuntu20.04.4LTS(x84_64)64 位操作系统下 Python3.8.10、PyTorch1.11.0 深度学习框架以及 CUDA11.3并行计算框架。

试验总训练迭代次数(epochs)设置为100次，批量尺寸(batchsize)设置为16，进程数(work)为4，初始学习率(lr0)设置为0.01，优化器(Optimizer)为Adam。

本研究中，采用准确率、召回率、平均精度、平均精度均值作为评价指标。

2 模型验证与分析

2.1 消融试验

采用消融试验验证改进模块对整体网络模型性能提升的有效性，试验设计及结果如表1所示。试验2在主干提取网络中加入DCNv2_CA模块，其准确率、召回率和平均精度均值较试验1的分别增长了1.7、0.8和1.8个百分点，这表明该优化策略能增强网络的特征提取能力；试验3在试验2的基础上引入HiLo注意力机制来替换AIFI模块中的注意力

机制，相较于试验2，模型在3项评价指标上均有所提升，这表明HiLo注意力机制在AIFI模块的信息处理过程中通过同时关注高低频信息，提高了模型的检测性能；试验4在试验3的基础上，在模型跨尺度融合模块中使用GD机制来重构模型的特征融合部分，其准确率、召回率和平均精度均值较试验3的分别提高了2.5、2.2和2.9个百分点；与试验1相比，试验4的准确率、召回率和平均精度均值分别提高了5.4、3.9、5.6个百分点，表明该改进策略有效地增强了特征融合，使模型可以更全面准确地识别目标，提高模型的性能。由表1还可知，每次改进都增强了模型对各类病害检测的平均精度，验证了本研究提出的算法改进的有效性。

从模型检测的可视化结果(图5)可以看出，在检测黑麻疹病和黑腐病的过程中，原来的RT-DETR模型中出现了较为严重的漏检情况，每次改进后检测的效果都有明显的提升，3方面全改进的模型(改进RT-DETR)的检测效果最优，能检测出之前模型忽略的模糊的细小病斑；在叶枯病和健康叶片的检测中，改进RT-DETR模型有更高的置信度。这说明本研究中提出的改进RT-DETR算法对葡萄叶片病害有较好的检测效果。

表1 消融试验结果

Table 1 Results of ablation test										%
试验编号	DCNv2_CA	HiLo	GD	准确率	召回率	平均精度				平均精度均值
						黑麻疹病	叶枯病	黑腐病	健康叶片	
1	×	×	×	85.4	85.6	80.1	91.3	84.7	95.2	87.8
2	√	×	×	87.1	86.4	82.9	92.4	86.3	96.7	89.6
3	√	√	×	88.3	87.3	83.4	94.1	87.4	97.2	90.5
4	√	√	√	90.8	89.5	85.6	97.8	90.6	99.5	93.4

注：√表示使用该算法，×表示不使用该算法。

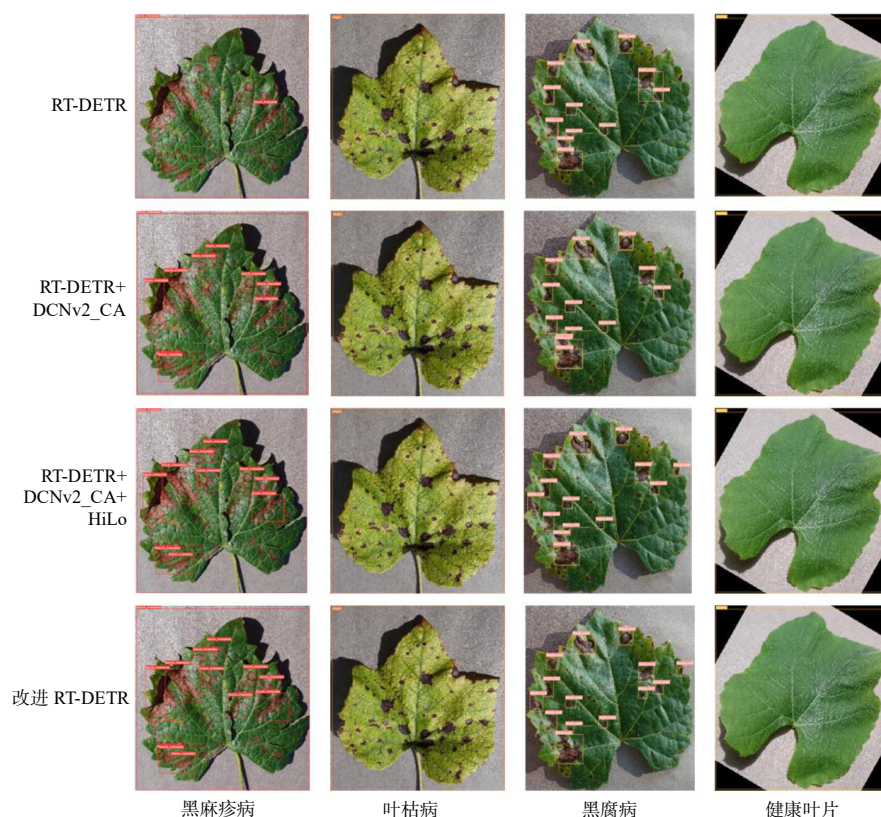


图5 改进算法实际检测效果对比

Fig.5 Comparison of actual detection effect of improved algorithms

从改进前后模型生成的热力图(图6)可以看出,在对黑麻疹病和枯叶病的检测中,在相同的病斑部位,改进RT-DETR模型的红色区域更加集中,且边界更清晰;在对黑腐病的检测中,原模型在检测中存在对细小病害的漏检情况,而改进后模型能识别出更多的细小病害;在对健康叶片的检测中,改进后模型的红色区域更加集中。

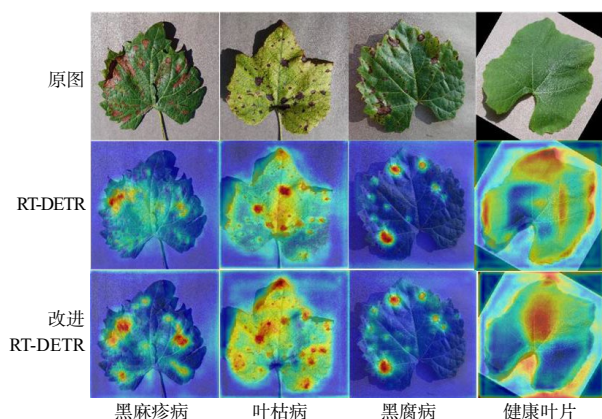


图6 改进前后生成的热力图

Fig.6 Heatmaps before and after improvement

2.2 不同算法对比试验

为了进一步验证改进 RT-DETR 模型的有效性,将其与 EfficientDet-D1^[24]、YOLOv5、YOLOv7^[25]、

YOLOv7-tiny 和 YOLOv8 等经典主流目标检测模型进行对比试验(在相同的训练环境下用同一数据集训练),结果如表 2 所示。由表 2 可知:改进 RT-DETR 模型的精确率、召回率和平均准确度均高于其他算法的,这说明改进模型有效提高了检测效果;改进 RT-DETR 模型对葡萄叶片病害检测的平均精度均值达到了 93.4%,与 EfficientDet-D1 算法相比,改进 RT-DETR 模型的精确率、召回率和平均准确度分别提高了 7.3、4.7 和 7.2 个百分点;而相较于 YOLOv5、YOLOv7、YOLOv7-tiny、YOLOv8 这些 YOLO 系列的模型,改进 RT-DETR 在平均精度均值上分别提高了 5.6、5.0、5.4、3.2 个百分点。这说明改进 RT-DETR 模型在对葡萄叶片病害的检测中具有更高的准确性。

表2 不同算法对比试验验证结果

模型	准确率	召回率	平均精度均值	%
EfficientDet-D1	83.5	84.8	86.2	
YOLOv5	84.6	84.7	87.8	
YOLOv7	86.6	85.9	88.4	
YOLOv7-tiny	85.2	86.3	88.0	
YOLOv8	88.1	87.8	90.2	
改进RT-DETR	90.8	89.5	93.4	

2.3 模型泛化试验

为了验证改进RT-DETR模型在复杂背景中检测的准确性和改进的有效性,从plantvillage和kaggle这2个公开数据集平台选取番茄叶片病虫害数据集以及JBNU计算机科学与工程系AI实验室公开的草莓叶片病害数据集进行验证,结果如表3所示。

从表3可知,改进RT-DETR算法对番茄和草莓叶片病害检测的准确性均较高,且均高于改进前的。与RT-DETR相比,改进RT-DETR对番茄叶片病害检测的准确率、召回率和平均精度均值分别提高了2.8、2.8和3.4个百分点,对草莓叶片病害检测的准确率、召回率和平均精度均值分别提高了1.7、6.0

和3.1个百分点。这表明改进RT-DETR算法能适应复杂的实际场景,并具有较好的泛化能力。

表3 模型泛化试验结果

Table 3 Model generalization experiment results %				
模型	数据集	准确率	召回率	平均精度均值
RT-DETR	番茄叶片病害	87.8	80.7	88.0
	草莓叶片病害	92.7	86.4	93.6
改进RT-DETR	番茄叶片病害	90.6	83.5	91.4
	草莓叶片病害	94.4	92.4	96.7

从泛化检测的可视化结果(图7和图8)可以看出,在复杂背景下使用改进RT-DETR模型比原模型检测得更全面,且拥有更高的置信度。

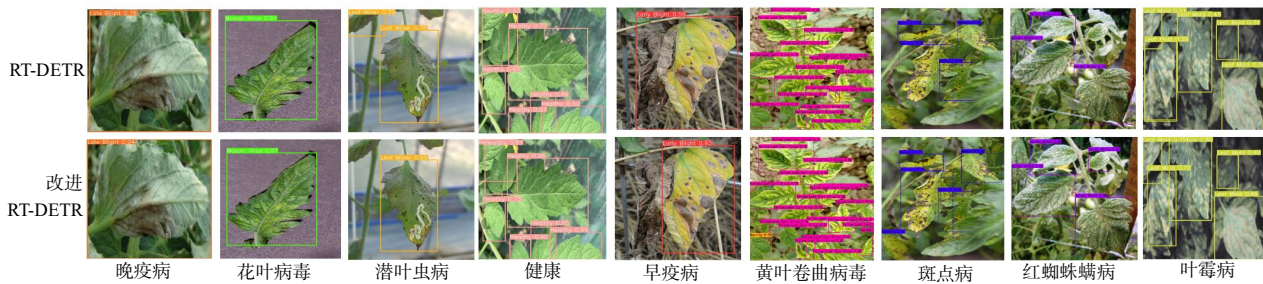


图7 番茄叶片病害检测效果

Fig.7 Detection effects of tomato leaf diseases

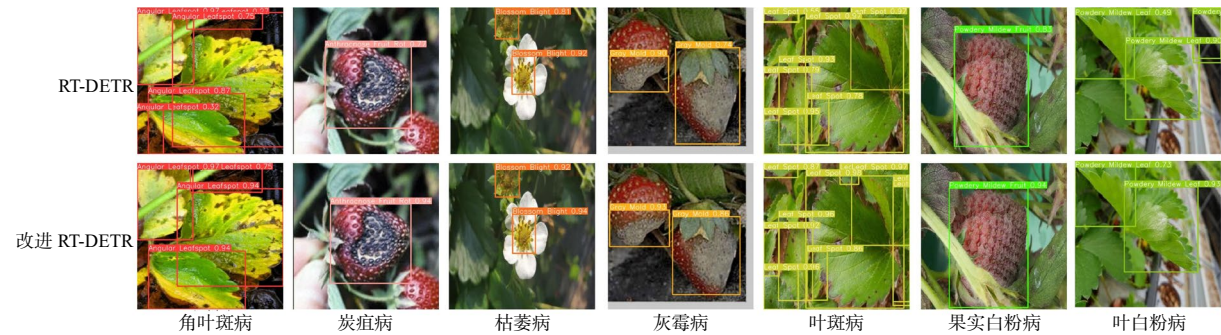


图8 草莓叶片病害检测效果

Fig.8 Detection effects of strawberry leaf diseases

3 结论

本研究中,笔者提出了一种改进RT-DETR的葡萄叶片病害检测方法,对RT-DETR模型进行了以下3个方面的改进:在模型的主干特征提取部分加入DCNv2_CA模块来提高模型对病害深层关键特征的提取能力;在模型的特征交互模块中引入了HiLo注意力机制,使模型能同时关注特征的高低频信息,提高模型对葡萄细小病害的检测能力;用GD机制重构模型的跨层融合网络,使其能更充分地融合各个层级之间的信息,进一步提升模型对相似表

现症状病害的识别性能。改进后的模型的准确率、召回率和平均精度均值分别提高了5.4、3.9、5.6个百分点,且检测的平均精度均值达93.4%。未来还可以尝试使用一些轻量化的模块来改进模型,在保证检测精度的同时降低模型的复杂度。

参考文献:

[1] 慕君林, 马博, 王云飞, 等. 基于深度学习的农作物病虫害检测算法综述[J]. 农业机械学报, 2023, 54(S2): 301–313.

[2] 党倩. 基于深度卷积神经网络的交通标志识别[D]. 西

- 安: 陕西师范大学, 2016.
- [3] CHEN J N, LU Y Y, YU Q H, et al. TransUNet: transformers make strong encoders for medical image segmentation[EB/OL]. (2021-02-08). <https://arxiv.org/abs/2102.04306>.
- [4] SINGH S, NASOZ F. Facial expression recognition with convolutional neural networks[C]//2020 10th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC). Las Vegas, USA: IEEE, 2020: 324-328.
- [5] WANG H Y, GUO L L. Research on face recognition based on deep learning[C]//2021 3rd International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacture(AIAM). Manchester, United Kingdom: IEEE, 2022: 540-546.
- [6] 罗浩, 姜伟, 范星, 等. 基于深度学习的行人重识别研究进展[J]. 自动化学报, 2019, 45(11): 2032-2049.
- [7] 俞龙, 黄浩宜, 周波, 等. 机采茶叶嫩芽的图像采集与识别[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2024, 50(5): 112-118.
- [8] 赵辉, 李建成, 王红君, 等. 基于改进YOLOv3的水稻叶部病害检测[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2024, 50(1): 100-106.
- [9] 蔺瑶, 曾晏林, 刘金涛, 等. 基于EBP-YOLOv8的葡萄叶病害检测与识别方法研究[J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2024, 55(3): 322-334.
- [10] 张林鎰, 巴音塔娜, 曾庆松. 基于StyleGAN2-ADA和改进YOLO v7的葡萄叶片早期病害检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 241-252.
- [11] 张惠莉, 代晨龙, 任景龙, 等. 基于YOLO v8-GSGF模型的葡萄病害识别方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 75-83.
- [12] 戴久竣, 马肆恒, 吴坚, 等. 基于改进残差网络的葡萄叶片病害识别[J]. 江苏农业科学, 2023, 51(5): 208-215.
- [13] 胡国玉, 刘广, 周星光, 等. 基于Swin-TDL算法的果园环境下葡萄病害检测方法[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(8): 234-239.
- [14] 胡施威, 邓建新, 王浩宇, 等. 基于改进EfficientNetB0模型的葡萄叶部病害识别方法[J]. 现代电子技术, 2024, 47(15): 73-80.
- [15] 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, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [16] HUGHES D P, SALATHE M. An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostics[EB/OL]. (2015-11-25). <https://arxiv.org/abs/1511.08060>.
- [17] AiStudio. Pathological image of grape leaves[EB/OL]. (2020-08-21). <https://aistudio.baidu.com/datasetdetail/50778>
- [18] ZHAO Y A, LV W Y, XU S L, et al. DETRs beat YOLOs on real-time object detection[EB/OL]. (2023-04-17). <https://arxiv.org/abs/2304.08069>.
- [19] DAI J F, QI H Z, XIONG Y W, et al. Deformable convolutional networks[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV). Venice, Italy: IEEE, 2017: 764-773.
- [20] ZHU X Z, HU H, LIN S, et al. Deformable ConvNets V2: more deformable, better results[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, USA: IEEE, 2020: 9300-9308.
- [21] HOU Q B, ZHOU D Q, FENG J S. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville, USA: IEEE, 2021: 13708-13717.
- [22] PAN Z Z, CAI J F, ZHUANG B H. Fast vision transformers with HiLo attention[EB/OL]. (2022-05-26). <https://arxiv.org/abs/2205.13213>.
- [23] WANG C C, HE W, NIE Y, et al. Gold-YOLO: efficient object detector via gather-and-distribute mechanism[EB/OL]. (2023-09-20). <https://arxiv.org/abs/2309.11331>.
- [24] TAN M X, PANG R M, LE Q V. EfficientDet: scalable and efficient object detection[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, USA: IEEE, 2020: 10778-10787.
- [25] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Vancouver, Canada: IEEE, 2023: 7464-7475.

责任编辑: 邹慧玲

英文编辑: 柳 正