

# 基于 YOLO v8 - GSGF 模型的葡萄病害识别方法研究

张惠莉 代晨龙 任景龙 王光远 滕飞 王东伟

(青岛农业大学机电工程学院, 青岛 266109)

**摘要:** 为进一步提高葡萄病害识别精度及速度,本文对 YOLO v8 模型进行了改进。首先,引入 GhostNetV2 主干特征提取网络,提高模型特征提取能力和识别性能。其次,嵌入 SPPFCSPC 金字塔池化,在保持感受野不变的情况下取得速度上的提升。再次,添加 GAM - Attention 注意力机制,减小信息缩减并放大特征信息,加快识别速度。最后,使用 Focal - EIoU 作为损失函数,使检测模型边界框回归性能得到提升,最终形成葡萄叶片病害识别模型 YOLO v8 - GSGF (YOLO v8 + GhostNetV2 + SPPFCSPC + GAM - Attention + Focal - EIoU)。经识别试验验证, YOLO v8 - GSGF 模型识别精度可达 97.1%,推理时间为 45.3 ms,对各葡萄病害都能做到高精度识别。消融试验结果表明,各项改进均对模型识别性能有提升效果,其中, GhostNetV2 主干网络对模型提升效果最为明显。YOLO v8 - GSGF 模型在消融试验中识别精度可达 98.2% 及推理时间为 43.7 ms,与原 YOLO v8 模型相比提升 8.6 个百分点及 20.4 ms,改进效果明显,可视化图更加直观地证明 YOLO v8 - GSGF 模型可靠以及性能优越。与目前主流识别模型相比, YOLO v8 - GSGF 模型有更好的表现,识别精度和速度都更优,曲线图也直观地表明 YOLO v8 - GSGF 模型性能优越,改进效果显著,能够满足葡萄果园病害识别的需求。

**关键词:** 葡萄叶片; 病害; 图像识别; GhostNetV2; YOLO v8

中图分类号: S24

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)11-0075-09

OSID:



## Grape Disease Identification Method Based on YOLO v8 - GSGF Model

ZHANG Huili DAI Chenlong REN Jinglong WANG Guangyuan TENG Fei WANG Dongwei

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Qingdao Agricultural University, Qingdao 266109, China)

**Abstract:** In order to further improve the accuracy and speed of grape disease identification, the YOLO v8 model was improved. Firstly, the GhostNetV2 backbone feature extraction network was introduced to improve the feature extraction ability and recognition performance of the model. Secondly, the SPPFCSPC pyramid pooling was embedded to improve the speed while keeping the receptive field unchanged. Thirdly, the GAM - Attention mechanism was added to reduce the information reduction and amplify the feature information to speed up the recognition. Finally, Focal - EIoU was used as the loss function to improve the bounding box regression performance of the detection model, and finally the grape leaf disease identification model YOLO v8 - GSGF was formed. The recognition test verified that the YOLO v8 - GSGF model can achieve 97.1% recognition accuracy and 45.3 ms inference time, and can achieve high-precision identification of various grape diseases. The results of the ablation test showed that all the improvements had an effect on the recognition performance of the model, and the GhostNetV2 backbone network had the most obvious effect on the model. The YOLO v8 - GSGF model can achieve 98.2% recognition accuracy and 43.7 ms inference time in the ablation test, which was 8.6 percentage point and 20.4 ms higher than that of the original YOLO v8 model. Compared with the current mainstream recognition model, the YOLO v8 - GSGF model had better performance, better recognition accuracy and speed, and the curve chart also intuitively showed that the performance of the YOLO v8 - GSGF model was superior, and the improvement effect was remarkable, which can meet the needs of grape orchard disease identification and had the potential for practical application.

**Key words:** grape leaves; disease; image recognition; GhostNetV2; YOLO v8

收稿日期: 2024-01-11 修回日期: 2024-02-10

**基金项目:** 山东省自然科学基金项目(ZR2022MC152)、中央引导地方科技发展专项计划项目(23-1-3-6-zzyd-nsh)和山东省重点研发计划项目(2023TZXD023)

**作者简介:** 张惠莉(1973—),女,副教授,博士,主要从事精准农业关键技术与应用研究, E-mail: zhhuili73@163.com

**通信作者:** 王东伟(1981—),男,教授,博士,主要从事现代农机装备研究, E-mail: w88030661@163.com

0 引言

葡萄广泛种植于世界各地,具有丰富的营养,同时具有十分重要的药用和经济价值。但是葡萄等作物每年都易受到各种病害侵袭,导致产量损失严重。因此,如何及时准确地识别病害至关重要,不仅利于减少病害带来的产量损失,同时也利于改善农药滥用等情况<sup>[1-5]</sup>。对于农作物病害识别,一般是依靠人工观察及经验判断,亦或是在实验室进行实验分析,效率较低且操作较为繁杂,难以满足实际农业生产中的需要,所以研究作物病害的智能化识别具有十分重要的现实意义<sup>[2]</sup>。

随着人工智能技术的迅猛发展,许多研究人员尝试将机器视觉和图像处理等技术应用在农作物病害识别方面<sup>[6]</sup>。传统的机器视觉和图像处理方法从颜色、形状、纹理等组合中提取特征,然后对提取的特征使用分类器进行分类<sup>[7-8]</sup>。但这种方法效率较低,难以满足实际农业生产需求。近年来,深度学习技术迅速发展,可以通过自监督方式自主学习特征向量,消除人为干预,克服了传统机器学习方法的限制,在病害识别领域得到了广泛的应用<sup>[9]</sup>。目前,已有学者提出了许多经典的模型,如 AlexNet<sup>[10]</sup>、ResNet<sup>[11]</sup>和 YOLO<sup>[12]</sup>等。同时,随着移动设备的普及,还不断提出了许多轻量化模型,如 MobileNet<sup>[13]</sup>、ShuffleNet<sup>[14]</sup>和 GhostNet<sup>[15]</sup>等。此外,还有不少学者提出了基于这些模型所添加的改进模块,如金字塔池化、注意力机制、损失函数等。具体有:SPPF 等金字塔池化<sup>[16]</sup>,GAM - Attention 等注意力机制<sup>[17]</sup>,Focal-Loss 等损失函数<sup>[18]</sup>。这些模型及改进的模块不断提高了图像识别性能,为实际的应用提供了参考和技术支持。

国内有许多学者将深度学习模型应用于农业病害识别领域,并取得了一定的成果<sup>[2,19-20]</sup>。这些研究识别精度较低,需要进一步提高模型识别精度,以满足实际应用的需求。

国外对于深度学习模型应用于作物病害识别方面的研究也很深入<sup>[21-23]</sup>,模型识别精度较高,但针对葡萄病害研究较少,AlexNet 等模型规模较大,还需要适当减小模型规模,缩短模型识别所需的推理时间,进一步提高识别速度。

综上所述,通过深度学习目标检测技术来检测植物病害具有可行性,但仍存在一些问题亟需解决。首先,模型识别精度还可以进一步提高,以更好地满足实际应用的需求,不断提高模型性能。其次,大部分模型参数数量和计算量较大,难以用于

资源受限的场景,需要利用轻量级模型来进一步减少模型识别所需的推理时间,提高识别速度。

为解决上述问题,本文提出一个 YOLO v8s - GSGF 模型,用于葡萄叶片病害识别,该模型是在 YOLO v8 的基础上引入 GhostNetV2 主干特征提取网络,将其中全连接 FC 层分解成水平和竖直 FC 层,两者结合得到全局感受野,提升模型特征提取能力,重新研究 GhostNet 的 Bottleneck,加入 DFC Attention 来增强其中间层的特征表示,在精度和推理速度之间获得更好的提升和平衡。该模型还进一步引入 3 个模块加以改进,以提高改进后 YOLO v8s - GSGF 模型对葡萄叶片病害识别精度及速度。

1 试验数据

1.1 数据集图像采集

葡萄叶片常见的病害有黑腐病、叶枯病、霜霉病、炭疽病、锈病、黑麻疹病等。本文选取黑腐病、叶枯病、黑麻疹病以及健康 4 种叶片情况作为识别研究对象。

在不同时刻及天气情况下,利用 Sony Alpha 6400 型相机对患有黑腐病、叶枯病、黑麻疹病的葡萄叶片以及健康葡萄叶片进行多角度拍摄,共获得 3 970 幅葡萄叶片图像。此外,为提高数据集的丰富性及图像数量,加入来自 PlantVillage<sup>[24]</sup>、Plant pathology<sup>[25]</sup>、Ai Studio<sup>[26]</sup>这 3 个公开数据集中的葡萄叶片病害图像 500 幅,共 4 470 幅图像。数据集示例图像如图 1 所示。



图 1 数据集图像示例

Fig. 1 Example of dataset image

1.2 数据集构建

对采集的原始图像进行数据增强扩充处理,包括翻转、镜像、平移、加噪和亮度调节等操作。可以在一定程度上增强样本鲁棒性,提高模型在自然条件下对葡萄叶片病害识别的泛化能力,同时提高目标检测算法对标签的记忆能力。

通过数据增强,共得到 17 880 幅葡萄叶片图像。然后,对扩充后的图像使用 LabelImg 工具进行人工标注,以 YOLO 格式构建葡萄叶片病害数据集标签,标签分别为 Black - Spot (黑腐病)、Leaf - Blight (叶枯病)、Black - Measles (黑麻疹病)和 Healthy (健康)。

将 17 880 幅图像的数据集按照训练集、验证集、测试集比例 8 : 1 : 1 随机划分,具体图像数量如表 1 所示,最终完成试验数据集的构建。

表 1 数据集图像数量  
Tab.1 Number of images in dataset

| 叶片类别 | 标签              | 训练集<br>数量 | 验证集<br>数量 | 测试集<br>数量 | 图像<br>总数 |
|------|-----------------|-----------|-----------|-----------|----------|
| 黑腐病  | Black - Spot    | 3 776     | 472       | 472       | 4 720    |
| 叶枯病  | Leaf - Blight   | 3 400     | 425       | 425       | 4 250    |
| 黑麻疹病 | Black - Measles | 3 800     | 475       | 475       | 4 750    |
| 健康叶片 | Healthy         | 3 328     | 416       | 416       | 4 160    |
| 总数   |                 | 14 304    | 1 788     | 1 788     | 17 880   |

2 模型改进

为进一步提高 YOLO v8 模型对葡萄叶片病害识别的精度及速度,本研究将 GhostNetV2 主干特征提取网络加入 YOLO v8 模型,用来提取融合特征。进一步加入 3 个模块改进:SPPFCSPC 新型金字塔池化、GAM - Attention 注意力机制以及 Focal - EIoU 损失函数,综合设计了用于葡萄叶片病害识别的 GSGF 模型,其具体结构如图 2 所示。

2.1 YOLO v8 模型改进

2.1.1 GhostNetV2 特征提取网络

为了在 YOLO v8 模型的基础上进一步提高葡

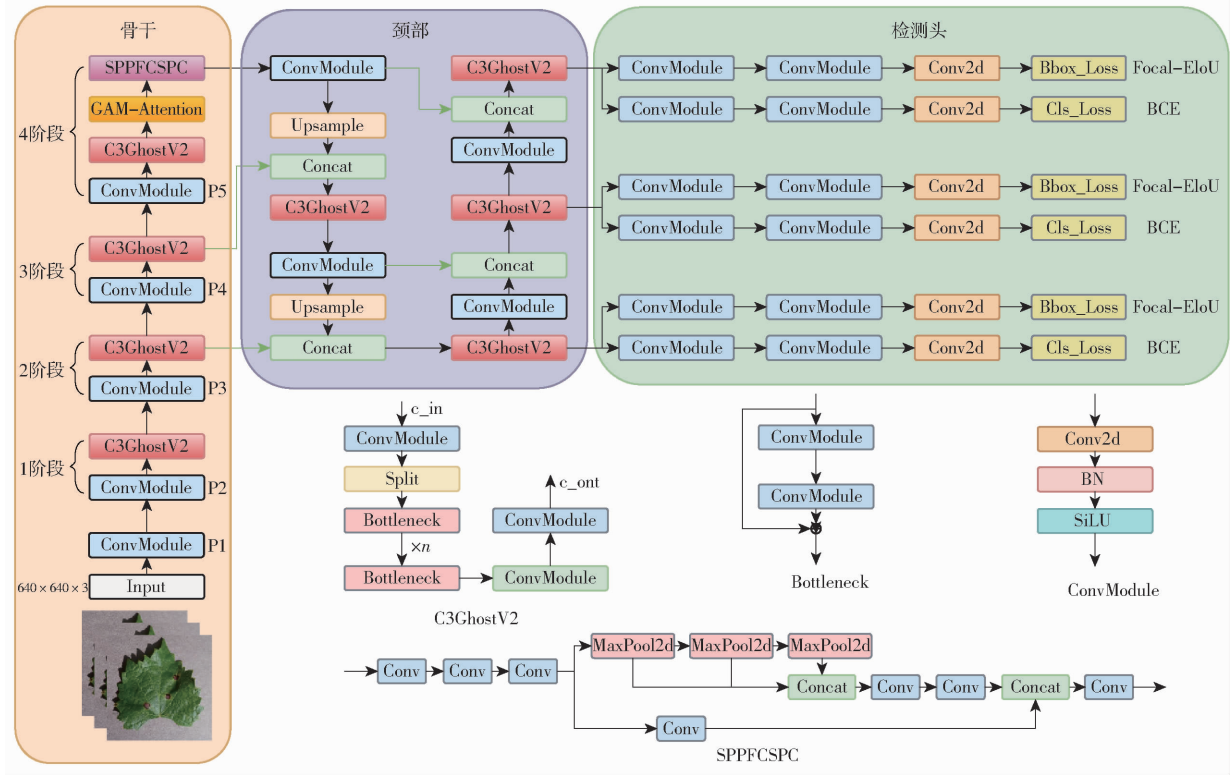


图 2 GSGF 模型结构图

Fig.2 GSGF model structure diagram

萄叶片病害识别精度和速度,引入不同的模块进行改进,以期获得更优异的识别性能。其中,对于模型性能影响最大的是其主干特征提取网络。选取 GhostNet 系列中最新的 GhostNetV2<sup>[15]</sup> 轻量级模型作为主干特征提取网络,解决精度和速度这两个关键问题。

GhostNetV2 在第一代 GhostNet 的基础上进一步提出了 DFC Attention 机制,用来捕获长距离空间信息,同时还保持了轻量型卷积神经网络计算效率<sup>[15]</sup>。将其运用到葡萄叶片病害识别领域,不仅可以发挥其长距离空间信息的捕获能力,只要结合可以获取图像信息的视觉系统,即可实现实时识别自然环境下的葡萄果园病害信息,大大提高葡萄病害

识别效率。而且可以发挥其轻量化卷积神经网络特性,降低模型规模,便于部署于终端,并进一步提高识别速度。

为了简便,GhostNetV2 只用了全连接层来生成 Attention Maps,信息聚合过程如图 3 所示,一个全连接 FC 层被分解成一个水平 FC 层和一个竖直 FC 层,这两个 FC 层沿各自的方向建模长距离的空间信息,结合这两个 FC 层就得到了全局感受野。除此之外,还重新研究 GhostNet 中的 Bottleneck,并加入了 DFC Attention 来增强其中间层的特征表示,使其可以在精度和推理速度之间获得更好的平衡<sup>[15]</sup>。

由于原始的 Ghost Module 操作非常高效,直接

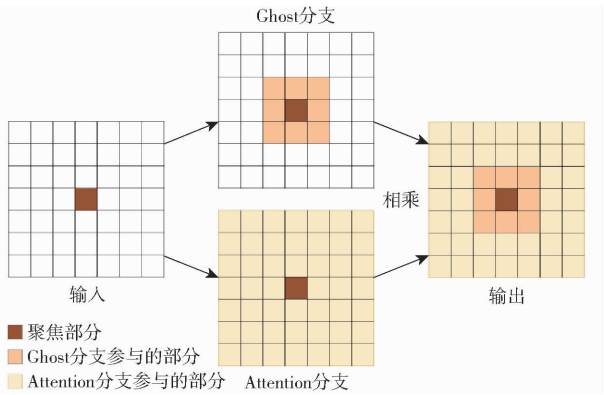


图 3 信息聚合过程图

Fig. 3 Information aggregation process diagram

将 DFC 与其并行会带来额外的计算成本,因此,通过分别沿水平和竖直方向降采样的方式来减小特征图大小,这样 DFC 中的所有操作都可以在较小的特

征图上进行。这里默认水平和竖直方向分别降采样一半,这样 DFC 中的总浮点运算次数就减小 75%。然后上采样将其还原为原始大小,从而和 Ghost 分支保持一致。这里的下采样和上采样分别采用平均池化以及双线性插值<sup>[15]</sup>。

GhostNetV2 的 Bottleneck 结构如图 4 所示,其采用包含 2 个 Ghost Module 的 Inverted Residual Bottleneck 结构,其中第 1 个 Module 生成通道数更多的 Expand Feature,第 2 个 Module 减少通道数生成 Output Feature。通过试验发现将 DFC 作用于第 1 个 Module 时模型性能更高,因此最终只将 DFC Attention 与 Expand Feature 相乘<sup>[15]</sup>。在针对葡萄叶片病害识别时,可以尽可能多地发挥其模型性能,提高模型识别精度及速度,实现对 YOLO v8 模型改进。

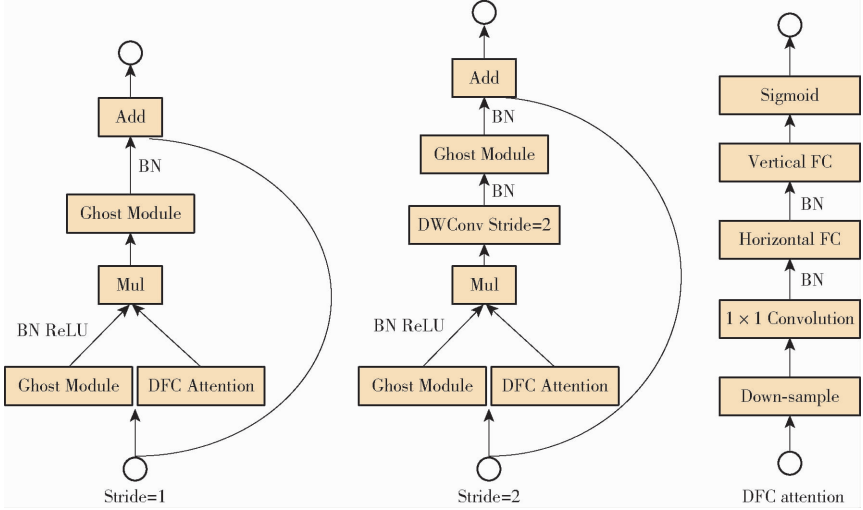


图 4 GhostNetV2 Bottleneck 结构图

Fig. 4 GhostNetV2 Bottleneck structural diagram

2.1.2 SPPFCSPC 金字塔池化

在完成基于 GhostNetV2 改进 YOLO v8 模型的主干特征提取网络后,继续引入 3 个模块加以改进,其中 SPPFCSPC 新型金字塔池化,可进一步帮助模型提高葡萄叶片病害识别速度。

SPP(Spatial pyramid pooling)模块全称为空间金字塔池化结构,主要解决两个问题:避免对图像区域进行裁剪、缩放等操作时导致的图像失真问题;改善卷积神经网络对图像特征重复提取的问题。最终可以提高产生候选框速度,节省计算成本。经过不断的迭代发展,现在已经有多种优秀的金字塔池化

结构,其中,YOLO v5 和 YOLO v8 源码使用 SPPF 金字塔池化,YOLO v7 源码使用 SPPCSPC 金字塔池化,两者各有优劣之处。

借鉴 SPPF 的思想,将 SPPCSPC 进行进一步优化,得到本文中使用的 SPPFCSPC 新型金字塔池化。具体的结构如图 5 所示,将 SPPCSPC 中 3 个最大池由并行运行改为 SPPFCSPC 中 3 个最大池按顺序运行,可以减少瞬时计算量和参数量,实现在保持感受野不变的情况下提升葡萄病害识别速度。

2.1.3 GAM - Attention 注意力机制

本文引入的全局注意力机制 GAM - Attention

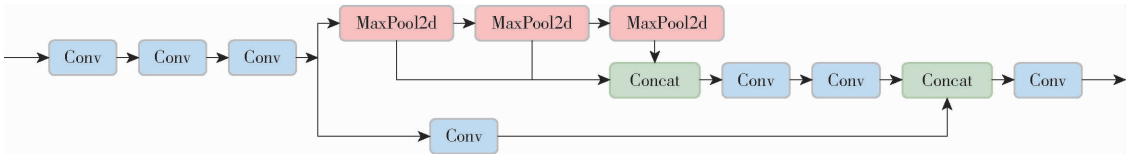


图 5 SPPFCSPC 结构图

Fig. 5 SPPFCSPC structural diagram

有以下特点：重点关注保留通道和空间方面的信息，增强跨纬度交互的重要性，减少信息弥散的同时可以放大大局交互表示，提高了神经网络性能<sup>[17]</sup>。应用在葡萄叶片病害识别方面，可以帮助模型更重点关注于葡萄叶片病斑部位，减少无关信息干扰，提高识别精度。GAM - Attention 结构如图 6 所示，其采用 CBAM 中的顺序通道-空间注意机制，并对子模块进行了重新设计。GAM - Attention 能够稳定地提高不同架构及深度模型性能，具有良好的数据拓展能力和鲁棒性。

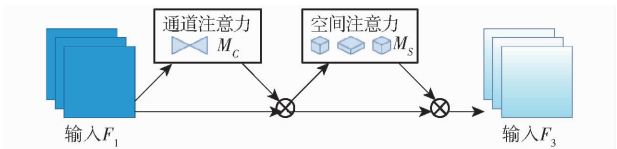


图 6 GAM - Attention 结构图

Fig. 6 GAM - Attention structural diagram

通道注意力子模块示意图如图 7 所示，其采用三维排列，以保留 3 个维度上的信息。利用一个 2 层的多层感知器 (MLP) 来增强跨维通道-空间依赖性。MLP 是一种编码-解码器结构，与 BAM 相同，压缩比为  $r$ <sup>[17]</sup>。

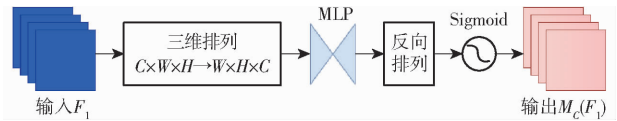


图 7 通道注意力子模块

Fig. 7 Channel attention submodule

空间注意力子模块示意图如图 8 所示，为了关注空间信息，在空间注意力子模块中，使用 2 个卷积层来融合空间信息。此外，通道注意力子模块中采用与 BAM 相同的缩减比  $r$ 。同时，因为最大池化操作会减少信息的利用并产生负面影响，这里删除池化操作，以进一步保留特性映射<sup>[17]</sup>。

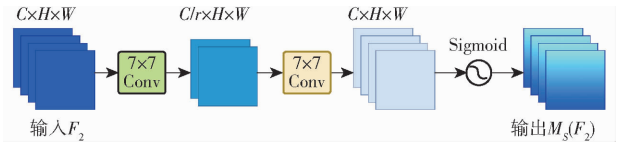


图 8 空间注意力子模块

Fig. 8 Spatial attention submodule

将 GAM - Attention 应用在葡萄叶片病害识别方面，可以很好地发挥其性能，使模型更加重点关注葡萄叶片病斑部位，利于提高识别精确度，同时可以减小信息弥散，聚焦于图像中的叶片部位，减少背景信息干扰，提高识别效率和速度。

#### 2.1.4 Focal - EIou 损失函数

YOLO v8 源码使用 CIoU 作为坐标损失函数，其只考虑重叠面积、中心点距离以及纵横比这 3 个几

何因素。但在目标识别和检测过程中，其并未考虑到边界框 Bounding box (BBBox) 这个决定模型识别精确度的另一重要因素。

引入 Focal - EIou<sup>[18]</sup> 损失函数来替代原始的损失函数。Focal - EIou 损失函数不仅包含 CIoU 的有益特性，还结合 EIou 和焦点损失 Focal Loss 两者的优势。将其应用在葡萄叶片病害识别领域，有利于减少无用损失，使模型将注意力更多地聚焦于葡萄叶片病斑重点位置，可以有效提高模型检测精确度的同时，还可以加快模型收敛速度，提升目标识别速度<sup>[18]</sup>。

其中，焦点损失 Focal Loss 是为了解决目标检测领域中 One - Stage 算法如 YOLO 系列算法准确率不高的问题，它聚焦于训练一个困难样本的稀疏集，直接在标准的交叉熵损失基础上做改进，引入两个惩罚因子，来减小易分类样本的权重，使得模型在训练过程中更加专注于困难样本，提高识别精度。而 EIou 包含 IoU 损失、距离损失、高宽损失 3 部分，高宽损失直接最小化预测目标边界框和真实边界框之间高度、宽度的差异，使其有更好的定位效果和更快的收敛速度。两者结合形成的 Focal - EIou 损失函数结合 Focal Loss 焦点损失函数以及 EIou 损失函数两者的优势，能够帮助葡萄病害识别模型在精度和速度上同时得到提升，更好地满足实际应用的需求，进一步改进识别模型。

#### 2.2 试验环境配置与训练参数设置

试验均在同一服务器下进行训练，训练平台具体参数为：CPU 为 15 核 Intel (R) Xeon (R) Platinum 8358P CPU @ 2.60 GHz；GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3090 (24 GB)；运行内存为 80 GB；1TB 固态硬盘；操作系统为 Linux Ubuntu 20.04；软件环境为 PyTorch 2.0.0，Cuda 11.8，Cudnn 8.6.0，Python 3.8。

训练参数设置：图像输入分辨率为 640 像素 × 640 像素，批次为 100，训练迭代数为 500，初始学习率为 0.01。每完成 50 次迭代保存一次权重参数，由于试验改进了原算法网络，因此首次训练时没有预训练权重，先进行 200 次迭代训练，再利用训练好的权重重新进行 500 次迭代训练，以期获得最好的试验效果。

#### 2.3 评价指标

自然环境下葡萄叶片病害类别的识别需要同时兼顾精度和速度，选用精确率 (Precision,  $P$ )、召回率 (Recall,  $R$ )、平均精度 (Average precision, AP)、平均精度均值 (Mean average precision, mAP) 和推理时间 (Inference time, IT) 定量评价改进模型对葡萄叶片

病害识别的结果。

### 3 结果与分析

#### 3.1 葡萄叶片病害识别试验

在完成对 GSGF 模型的训练之后,可以得到最佳权重 best. pt 文件,然后用测试集图像来测试 GSGF 模型对葡萄叶片病害识别的具体性能。病害识别试验的具体结果以混淆矩阵的形式展示,如图 9 所示。

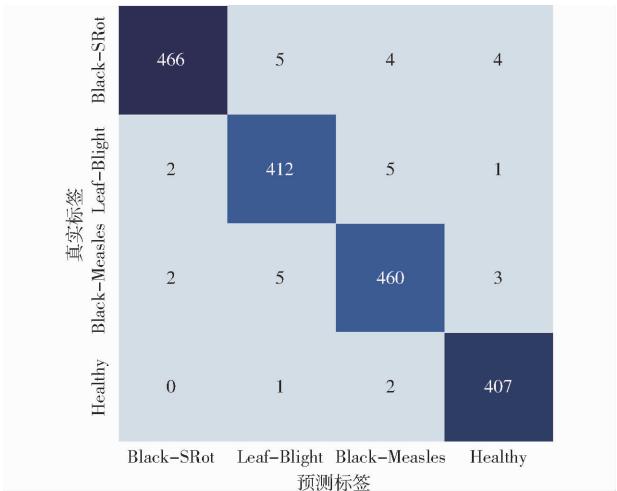


图 9 GSGF 模型识别试验结果

Fig.9 GSGF model identification results of test

由图 9 可知,测试集的 1 788 幅葡萄叶片图像中,GSGF 模型对 1 745 幅实现了正确识别,占总体的 97.6%,表明 GSGF 模型对葡萄叶片病害可以实现有效的识别,模型对各个类别的葡萄叶片识别均取得了较好的效果,展现出较好的识别性能。

GSGF 模型识别试验评价指标结果如表 2 所示。由表 2 可知,GSGF 模型对病害的识别平均精度均值达到 97.1%,平均推理时间为 45.3 ms,实现了对葡萄叶片病害快速准确识别,满足模型改进的预期目标,达到了很好的效果。

表 2 识别试验评价结果

Tab.2 Identification results of trial evaluation index

| 叶片类别 | 精确率/<br>% | 召回率/<br>% | 平均精<br>度/% | 推理时<br>间/ms | 平均精度<br>均值/% |
|------|-----------|-----------|------------|-------------|--------------|
| 黑腐病  | 99.2      | 98.7      | 98.3       | 45.3        | 97.1         |
| 叶枯病  | 97.4      | 96.9      | 96.5       |             |              |
| 黑麻疹病 | 97.6      | 96.8      | 96.3       |             |              |
| 健康叶片 | 98.1      | 97.8      | 97.4       |             |              |

#### 3.2 消融试验

为了验证模型改进的有效性,分别对 YOLO v8 模型、GSGF 模型做消融试验,验证 GhostNetV2 主干特征提取网络这一主要改进对模型的提高效果。消融试验结果如表 3 所示。

表 3 消融试验结果

Tab.3 Ablation test results

| 模型                      | 模块       |     |                 | 平均精<br>度均<br>值/% | 内存占<br>用量/<br>MB | 推理<br>时间/<br>ms |
|-------------------------|----------|-----|-----------------|------------------|------------------|-----------------|
|                         | SPPFCSPC | GAM | Focal -<br>EIoU |                  |                  |                 |
| YOLO v8                 | ×        | ×   | ×               | 89.6             | 24.3             | 64.1            |
|                         | √        | ×   | ×               | 90.2             | 27.7             | 60.6            |
|                         | ×        | √   | ×               | 91.9             | 30.6             | 62.3            |
|                         | ×        | ×   | √               | 91.2             | 28.9             | 61.2            |
|                         | √        | √   | ×               | 92.8             | 36.5             | 59.7            |
|                         | √        | ×   | √               | 92.1             | 34.4             | 57.5            |
|                         | ×        | √   | √               | 93.4             | 38.7             | 57.9            |
|                         | √        | √   | √               | 94.2             | 41.2             | 56.8            |
| YOLO v8 +<br>GhostNetV2 | ×        | ×   | ×               | 92.4             | 29.7             | 59.5            |
|                         | √        | ×   | ×               | 93.9             | 33.2             | 54.2            |
|                         | ×        | √   | ×               | 95.1             | 38.4             | 58.6            |
|                         | ×        | ×   | √               | 94.7             | 35.8             | 56.7            |
|                         | √        | √   | ×               | 96.6             | 42.4             | 52.9            |
|                         | √        | ×   | √               | 96.2             | 40.7             | 46.8            |
|                         | ×        | √   | √               | 97.4             | 45.5             | 48.5            |
|                         | √        | √   | √               | 98.2             | 49.3             | 43.7            |

注: × 表示该轮试验没有加入该模块,√ 表示该轮试验加入该模块。

由表 3 可以看出,对于 YOLO v8 模型来说,在不添加模块改进的情况下,葡萄病害识别精度可以为 89.6%,但对于实际应用来说,还有很大的提高空间。在分别加入 SPPFCSPC、GAM、Focal - EIoU 这 3 个模块后,精度有所提升,但提升的幅度有限,内存占用量有所增加,推理时间略有降低。最后,同时加入 3 个模块后,精度可以达到 94.2%,识别精度有较大提升,证明 3 个改进模块对识别模型有积极的改善效果。

在对 YOLO v8 加入 GhostNetV2 主干特征提取网络之后,模型识别精度有较大提升,内存占用量略有增加,但推理时间反而大幅降低,证明 GhostNetV2 主干网络这一主要的改进对模型有较大的提升,不仅提升了识别精度,还减少了推理时间,提高了识别速度,效果显著。这是因为在加入 GhostNetV2 主干特征提取网络后,模型提取特征信息的能力有所提高,且可以更加专注于葡萄叶片病害部位,抑制其他无关信息干扰。最后,对模型同时加入 3 个改进模块后,识别效果最佳,精度达到 98.2%,提升幅度明显,虽然内存占用量不可避免的有所增加,但仍保持在 50 MB 以下,有利于将模型应用于终端,进而应用于实际的农业生产中,推理时间也有所降低,达到 43.7 ms,能够更好地满足实际应用的需求。综上,本研究主要改进以及 3 个模块的改进分别对葡萄叶片病害的识别起到了改善的效果,其中,GhostNetV2 主干网络对模型的改善效果最明显,同时较大地提

高了模型对葡萄病害识别精度和速度。最后同时采用 4 项改进形成了本研究所提出的 GSGF 模型,该模型对葡萄叶片病害识别的表现优异,提升效果显著。

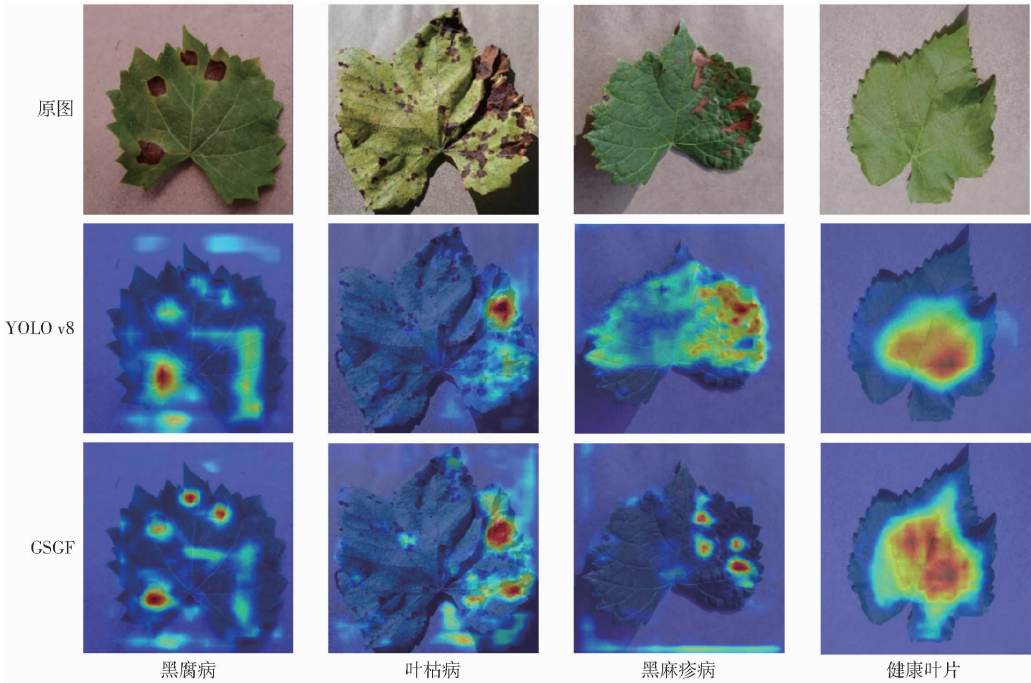


图 10 改进前后模型对叶片重点部位关注能力可视化结果

Fig. 10 Visualization results of model's ability to focus on key parts of blade before and after improvement

由图 10 可知,改进前的 YOLO v8 模型在识别葡萄叶片病害时,关注部位比较杂乱且分散,聚焦部位包含较多的背景信息,受到无关信息的影响较大。而改进后的 GSGF 模型在识别葡萄叶片病害时,关注部位集中有序,注意力可以准确地聚焦在葡萄叶片病害的重点病斑部位,很少关注不相关的复杂背景,能够准确地提取相关信息,具备非常高效准确的特征提取能力,从而帮助模型获得更高的识别精度,可视化结果证明模型的输出结果是可信的。综上所述,本研究所提出的 GSGF 模型在识别葡萄叶片病害时性能表现更优秀,更能避免无关信息干扰,重点关注病斑部位,模型改进效果显著。

3.3 不同模型识别结果对比

为了验证本研究提出的 GSGF 模型在识别葡萄叶片病害时的改进效果,设计了不同模型识别性能对比试验,选取具有代表性识别模型:Faster R - CNN<sup>[28]</sup>、YOLO v6<sup>[29]</sup>、YOLO v7<sup>[30]</sup>、YOLO v8、AlexNet<sup>[10]</sup>、ResNet50<sup>[11]</sup>、ShuffleNetV2<sup>[14]</sup>、MobileNetV3<sup>[31]</sup>、GhostNetV2<sup>[15]</sup>,以及本研究提出的 GSGF 模型,对比试验结果如表 4 所示。

由表 4 可以看出,除本文所提 GSGF 模型之外,对比试验中 Faster R - CNN 模型表现最差,平均精

采用 Grad - CAM<sup>[27]</sup> 可视化技术分别对改进前后模型进行可视化研究,从视觉评价上对本研究所提出的 GSGF 模型进行评估。改进前后模型对叶片重点部位关注能力可视化结果如图 10 所示。

表 4 不同模型对比试验结果

Tab. 4 Comparison of test results with different models

| 模型             | 精确率/% | 召回率/% | 平均精度均值/% | 推理时间/ms | 内存占用量/MB |
|----------------|-------|-------|----------|---------|----------|
| Faster R - CNN | 72.5  | 70.3  | 72.1     | 72.2    | 35.6     |
| YOLO v6        | 85.3  | 83.1  | 84.6     | 69.5    | 28.5     |
| YOLO v7        | 87.7  | 86.9  | 87.3     | 66.2    | 24.1     |
| YOLO v8        | 90.6  | 87.5  | 89.2     | 64.1    | 24.3     |
| AlexNet        | 84.4  | 80.2  | 83.7     | 68.3    | 40.6     |
| ResNet50       | 83.9  | 81.6  | 82.6     | 69.8    | 44.2     |
| ShuffleNetV2   | 92.6  | 90.3  | 91.2     | 60.2    | 36.5     |
| MobileNetV3    | 94.7  | 93.5  | 93.9     | 58.8    | 32.7     |
| GhostNetV2     | 95.8  | 94.6  | 95.1     | 50.9    | 40.2     |
| GSGF           | 98.7  | 97.3  | 98.2     | 43.7    | 49.3     |

度均值仅为 72.1%,识别速度也较慢,难以满足实际应用的需求。而 MobileNetV3 和 GhostNetV2 模型表现较好,平均精度均值达到 93.9% 和 95.1%,但识别速度较慢。YOLO v8 模型表现出色,在保持小体积的情况下平均精度均值可以达到 89.2%,但识别速度也较慢。由以上结论可知,本研究将 GhostNetV2 模型的主干特征提取网络加以改进,引入到很有提升潜力的 YOLO v8 模型中是一个合理的探索,有很好的预期效果。

GSGF 模型识别平均精度均值达到 98.2%,相较其他几个模型,有很明显的提升。虽然模型体积

在加入几个改进模块后不可避免地有所增加,但基本保持在 50 MB 以下,为模型应用于终端继而用于实际生产中的病害识别创造了条件,同时,推理时间大幅降低,提升效果显著,领先于其他模型,具有更好的综合应用性能。

除此之外,本研究还做了进一步对比试验,剔除对比试验中表现较差的模型,只针对表现较好的 YOLO v8、ShuffleNetV2、MobileNetV3、GhostNetV2 以及 GSGF 这 5 个模型,其绘制在训练过程中精度和损失值曲线如图 11、12 所示。

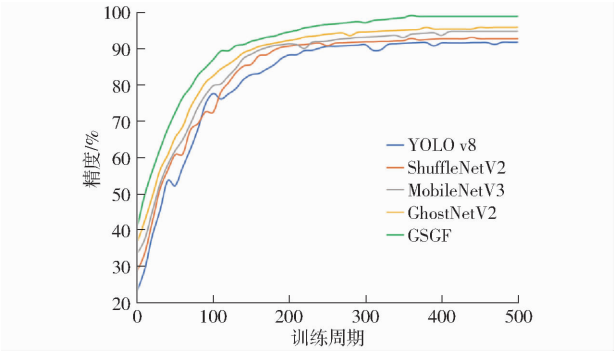


图 11 精度曲线

Fig. 11 Accuracy curves

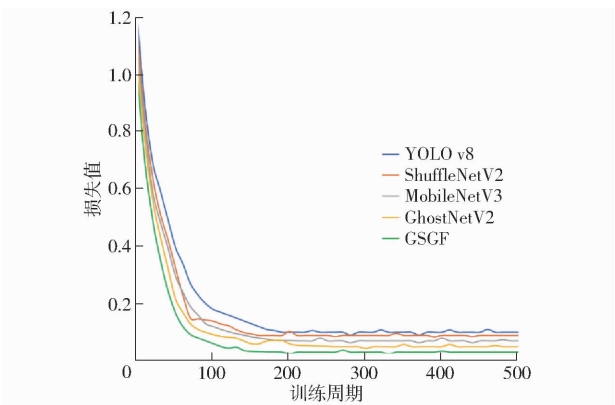


图 12 损失值曲线

Fig. 12 Loss curves

由图 11 可以看出,YOLO v8 和 ShuffleNetV2 模型的精度曲线波动较大,识别精度也较低,GSGF 模

型曲线比较平滑,较快达到稳定,且取得了最高的识别精度,识别性能最佳。

由图 12 可以看出,ShuffleNetV2 模型有较大波动,其他模型都相对比较平滑,其中,GSGF 模型损失值最低,曲线平滑,且较快收敛达到稳定,证明模型损失较低,展现的性能优越,综合性能最佳,也证明模型改进效果显著。

4 结论

(1)在 YOLO v8 模型的基础上做了改进。首先,引入改进后的 GhostNetV2 主干特征提取网络,提高模型的精准定位和特征提取能力,进一步提高模型的识别性能。其次,嵌入了 SPPFCSPC 金字塔池化,在保持感受野不变的情况下取得速度上的提升。再次,添加了 GAM - Attention 注意力机制,减小信息缩减并放大特征信息,加快识别速度。最后,使用 Focal - EIou 作为损失函数,使检测模型的边界框回归性能得到提升,最终形成了所提出的葡萄叶片病害识别模型 GSGF。

(2)经葡萄病害识别试验验证,GSGF 模型平均精度均值可达 97.1% 和推理时间为 45.3 ms,对各葡萄病害都有很高的识别精度,表现优异。消融试验的结果表明,各项改进均对模型的识别性能有明显的提升效果,其中,GhostNetV2 主干网络对模型的提升效果最明显,GSGF 模型在消融试验中对葡萄病害平均精度均值识别可达 98.2% 以及推理时间为 43.7 ms,与原 YOLO v8 模型相比提升 8.6 个百分点及 20.4 ms,改进效果明显,能够满足葡萄果园病害识别的需求,关注能力可视化图更加直观地证明 GSGF 模型的可靠以及性能提升。与目前主流的识别模型相比,GSGF 模型也有更好的表现,识别精度和速度都有提高,精度和损失曲线也可以直观地表明 GSGF 模型性能优良,改进效果显著。

参 考 文 献

[1] 赵辉,黄镖,王红君,等. 基于改进 YOLO v7 的农田复杂环境下害虫识别算法研究[J]. 农业机械学报,2023,54(10):246-254.  
ZHAO Hui, HUANG Biao, WANG Hongjun, et al. Research on pest identification algorithm based on improved YOLO v7 in complex farmland environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 246-254. (in Chinese)

[2] 贾璐,叶中华. 基于注意力机制和特征融合的葡萄病害识别模型[J]. 农业机械学报,2023,54(7):223-233.  
JIA Lu, YE Zhonghua. Grape disease identification model based on attention mechanism and feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 223-233. (in Chinese)

[3] LIANC Q K, XIANC S, HU Y C, et al. (PDSE)-S-2-Net: computer-assisted plant disease diagnosis and severity estimation network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 518-529.

[4] GANDHI R, NIMBALKAR S, YELAMANCHILI N, et al. Plant disease detection using CNNs and GANs as an augmentative approach[C]//2018 IEEE International Conference on Innovative Research and Development (ICIRD). IEEE, 2018: 1-5.

[5] 孙丰刚,王云露,兰鹏,等. 基于改进 YOLO v5s 和迁移学习的苹果果实病害识别方法[J]. 农业工程学报,2022,38(11):171-179.  
SUN Fenggang, WANG Yunlu, LAN Peng, et al. An apple fruit disease identification method based on improved YOLO v5s and

- transfer learning[J]. Transactions of the CSAE,2022,38(11):171 - 179. (in Chinese)
- [6] HAN L X, HALEEM M S, TAYLOR M, et al. A novel computer vision-based approach to automatic detection and severity assessment of crop diseases[C]// Science and Information Conference (SAI), 2015:638 - 644.
- [7] ZHANG C L, ZHANG S W, YANC J C, et al. Apple leaf disease identification using genetic algorithm and correlation based feature selection method[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2017, 10(2):74 - 83.
- [8] REHMAN Z, KHAN M A, AHMED F, et al. Recognizing appleleaf diseases using a novel parallel real-time processing framework based on MASK RCNN and transfer learning: an application for smart agriculture[J]. IET Image Processing, 2021, 15(10): 2157 - 2168.
- [9] 樊湘鹏, 周建平, 许燕, 等. 基于改进卷积神经网络的复杂背景下玉米病害识别[J]. 农业机械学报, 2021, 52(3):210 - 217.  
FAN Xiangpeng, ZHOU Jianping, XU Yan, et al. Corn disease recognition under complicated background based on improved convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3):210 - 217. (in Chinese)
- [10] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25: 1097 - 1105.
- [11] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 770 - 778.
- [12] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779 - 788.
- [13] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]// 31st IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018:4510 - 4520.
- [14] MA N N, ZHANG X Y, ZHENG H T, et al. ShuffleNet V2: practical guidelines for efficient CNN architecture design[C]// 15th European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 122 - 138.
- [15] TANG Y, HAN K, GUO J, et al. GhostNetV2: enhance cheap operation with long-range attention[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2211.12905, 2022.
- [16] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904 - 1916.
- [17] LIU Y, SHAO Z, HOFFMANN N. Global attention mechanism: retain information to enhance channel-spatial interactions[J]. arXiv Preprint, arXiv:2112.05561, 2021.
- [18] ZHANG Y F, REN W, ZHANG Z, et al. Focal and efficient IOU loss for bounding accurate box regression[J]. Neurocomputing, 2022, 506: 146 - 157.
- [19] 刘洋, 冯全, 王书志. 基于轻量级 CNN 的植物病害识别方法及移动端应用[J]. 农业工程学报, 2019, 35(17):194 - 204.  
LIU Yang, FENG Quan, WANG Shuzhi. Plant disease identification method based on light weight CNN and mobile application [J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(17): 194 - 204. (in Chinese)
- [20] 许景辉, 邵明烨, 王一琛, 等. 基于迁移学习的卷积神经网络玉米病害图像识别[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2):230 - 236.  
XU Jinghui, SHAO Mingye, WANG Yichen, et al. Recognition of corn leaf spot and rust based on transfer learning with convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 230 - 236. (in Chinese)
- [21] WANG X, LIU J. Tomato anomalies detection in greenhouse scenarios based on yolo-dense[J]. Frontiers in Plant Science, 2021, 12: 533.
- [22] CHEN J D, WANG W H, ZHANG D F, et al. Attention embedded lightweight network for maize disease recognition[J]. Plant Pathology, 2021, 70(3): 630 - 642.
- [23] ZHANG S W, ZHANG S B, ZHANG C L, et al. Cucumber leaf disease identification with global pooling dilated convolutional neural network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 162:422 - 430.
- [24] HUGHES D, SALATHE M. An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostics[EB/OL]. (2016 - 04 - 12) [2024 - 01 - 01]. <https://arxiv.org/abs/1511.08060>.
- [25] THAPA R, SNAVELY N, BELONGIE S, et al. The plant pathology 2020 challenge dataset to classify foliar disease of apples [EB/OL]. (2020 - 04 - 24) [2024 - 01 - 01]. <https://arxiv.org/abs/2004.11958>.
- [26] AiStudio. Pathological image of apple leaves[EB/OL]. (2019 - 11 - 17) [2024 - 01 - 01]. <https://aistudio.baidu.com/aistudio/datasetdetail/11591/0>.
- [27] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-cam: visual explanations from deep networks via gradient-based localization[J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128(2):336 - 359.
- [28] REN S, HE K, ROSS G, 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.
- [29] LI C, LI L, JIANG H, et al. YOLO v6: a single-stage object detection framework for industrial applications[J]. arXiv Preprint, arXiv:2209.02976, 2022.
- [30] WANG C, ALEXEY B, HONG Y. YOLO v7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [J]. arXiv Preprint, arXiv:2207.02696, 2022.
- [31] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for MobileNetV3[J]. arXiv Preprint, arXiv:1905.02244, 2019.