

基于改进 YOLOv5s 的番茄叶片病害检测算法

秦绪彬，施泽栋，刘家华

南京邮电大学通达学院电气工程学院 江苏扬州

【摘要】针对环境因素复杂和病害种类多样等对番茄叶片病害检测的影响，提出一种基于 YOLOv5s 的番茄叶片病害检测算法。首先，对多种病害图像进行预处理，增强数据集的丰富性。为提升模型的图像分类能力，引入注意力机制；将 YOLOv8 的 C2f 模块替换 C3 模块，以获得更为丰富的梯度流信息；替换损失函数 SIoU 以加快收敛速度，改善推理效果；通过 CARAFE 代替原有最近邻插值法，以获取更丰富的特征图信息。改进后的算法在验证中 mAP_{0.5} 为 93.3%，比 YOLOv5s、YOLOv8 等主流模型有较大提高。提出的番茄叶片病害检测方法，在保证检测速度的同时，可实现复杂场景下对叶片病害的准确识别，满足识别精准率的要求，为番茄叶片病害防治提供理论支持。

【关键词】 YOLOv5；CARAFE；注意力机制；番茄叶片病害；SIoU

【收稿日期】 2025 年 9 月 20 日 **【出刊日期】** 2025 年 11 月 10 日 **【DOI】** 10.12208/j.jeea.20250200

Tomato leaf disease detection algorithm based on Yolov5s

Xubin Qin, Zedong Shi, Jiahua Liu

Tongda College of Nanjing University of Posts and Telecommunications, Yangzhou, Jiangsu

【Abstract】 A modified algorithm based on YOLOv5s is proposed for tomato leaf disease detection under interference from complex environmental factors and diverse types of diseases. Firstly, multiple disease images are preprocessed to enhance the richness of the dataset. In order to enhance the image classification ability of the model, the attention mechanism is introduced in the backbone network; the C2f module of YOLOv8 replaces the original C3 module to obtain richer gradient flow information; the loss function SIoU is replaced to accelerate the convergence speed and improve the inference effect; CARAFE (Content Aware ReAssembly of FEatures) is utilized instead of the original nearest-neighbor interpolation method to expand the improved model's receptive field, obtaining more feature map information effectively, thereby enhancing detection capabilities while ensuring lightweight design. In experiments, the improved algorithm achieves a mAP_{0.5} of 93.3% in test validation, outperforming the main models, such as the original YOLOv5s, YOLOv8, et al. The proposed tomato leaf disease detection method maintains good detection speed and high accuracy in complex real-world scenarios. This improved algorithm meets the requirements for precision recognition, providing theoretical support for the prevention and control of tomato leaf diseases.

【Keywords】 YOLOv5；CARAFE；Attention mechanism；Tomato leaf diseases；SIoU

引言

番茄作为我国重要的农产品，对百姓的日常生活与国家的农业经济有着重大影响。番茄在生长过程中可能会感染多种病虫害，若不及时进行防治，会导致番茄减产甚至绝收。受到种植技术及各种种植地气候等条件的影响，番茄的病害防治存在发现不及时、误诊率高等特点，降低了菜农的经济收益^[1-2]。因此治理番茄叶片病害的关键点在于如何快速准确判断其病害类型，并能够对症使用农药防治。

随着计算机视觉技术的蓬勃发展，在种植作物的病害防治领域中，技术人员利用强大的计算机视觉算法基于农作物常见病害图像进行深入研究，在防治工作中取得良好的效果。代国威等提出 OctaveC-YOLOv5^[3]番茄检测算法，在温室环境下提高番茄检测精度，为采摘机器人提供准确信息。余贤海等^[4]通过在 YOLOv5s 网络中添加卷积块注意力模块与加权框融合方法，很好地改善了番茄花朵漏检、误检的情况，实现对番茄花朵授粉作业的自动化与智能化。范若菲等^[5]

创新性地采用轻量级上采样算子 CARAFE 扩大感受野, 更好地利用周边的信息, 提高对日本落叶松虫害检测能力并保持模型的轻量化, 该模型的平均精度均值 mAP 可达到 92.5%。左昊轩等^[6]通过添加 CA 注意力机制模块、加权双向特征金字塔网络 BiFPN 以及替换损失函数 EIoU, 使该模型在复杂环境下对番茄叶片黄化曲叶病毒病的检测率为 97.20%。李晓振等^[7]通过构建并行注意力模块, 并与残差结构相结合构建 PARNet 模型对常见五种番茄叶片病害进行检测, 各类预测结果的精确率平均为 96.84%。

上述方法在作物病害防治领域都取得良好的效果, 但鲜有改进的检测模型可以对番茄叶片的常见病害进行全覆盖检测, 并且在真实复杂的测试环景下, 由于光照、叶片遮挡、背景环境等不确定因素的干扰, 导致在叶片病害识别的过程中出现漏检、误检的情况。针对上述问题, 提出一个基于 YOLOv5s 改进的新型番茄叶片病害检测算法。该方法引入 EMA (efficient multi-scale attention) 多尺度注意力模块, 在不占用过多计算资源的情况下加强对病害特征的关注度, 提升对病害处的感知能力; 于 Neck 颈部网络中的 C3 模块用 YOLOv8 中的 C2f 模块替换, 在不过多增加模型参数量的同时以获得更加丰富的梯度流信息, 有效提升模型精度; 针对原 YOLOv5 收敛速度慢的问题, 提出将 SIoU 替换原 YOLOv5s 使用的 CIoU 损失函数, 加快模型的收敛速度并且提高识别的准确率; 将 Neck 颈部网络中上采样层采用的最近邻插值法替换为轻量级上采样算子 CARAFE, 在降低特征信息损失度的同时减少训练时长, 保证模型的轻量化。

1 YOLOv5 网络

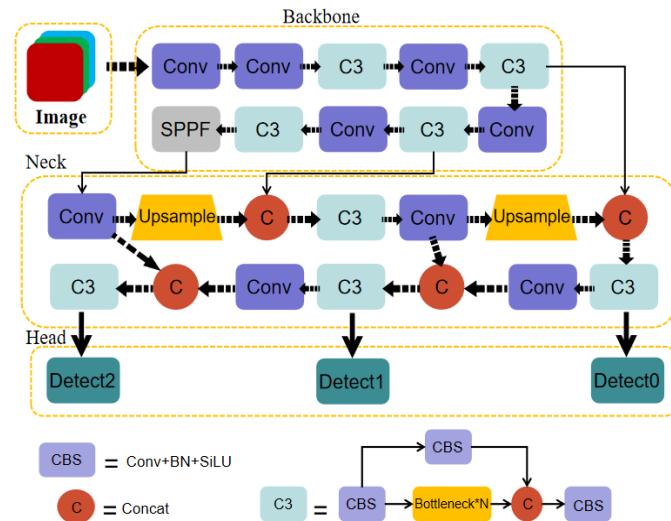


图 1 YOLOv5 网络结构

YOLO^[8] (you only look once) 系列算法作为经典的 One-stage 类别的目标算法, 可以直接回归于物体的位置坐标和类别概率, 而检测速度相比与 Two-stage 类别算法检测速度更快。由于直接通过主干网络给出类别和位置信息, 没有使用 RPN 网路, 相比于 Two-stage 算法准确度偏低。YOLOv5 是 Ultralytics 公司发布的 YOLO 系列的第五版, 主要是由 4 个部分组成: 输入端、Backbone 骨干网络、Neck 颈部网络和 Head 输出层^[9]。输入端通过 Mosaic 数据增强、MixUp 数据增强、Copy paste 数据增强等方法对图像进行预处理, 并将增强后数据发送至骨干网络进行特征提取; Backbone 骨干网络通过 Conv、C3、SPPF 等结构提取输入信息的通用基本特征, 丰富特征的语义信息; Neck 颈部网络通过特征融合, 提升特征的多样性和网络的鲁棒性; Head 输出层的作用是完成检测目标的结果输出, 其包含物体边框坐标值、置信度大小、物体预测分类等信息。图 1 是 YOLOv5 网络结构示意图。

相比于 YOLOv4, YOLOv5 添加了一些改进思路: 在输入端添加自适应图片缩放、自适应锚框计算 (Auto Learning Bounding Box Anchors) 等方式; 在 Backbone 骨干网络中融合 Focus 结构, 于 YOLOv4 的 SPP (Spatial Pyramid Pooling) 结构上新添加了 CSP 结构等; 在 Head 输出层引用 GIOU_Loss 作为 BBox 的损失函数以及预测框筛选的 DIOU_nms 等。YOLOv5 模型根据模型参数量分为 YOLOv5n、YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 以及 YOLOv5x 五种类型, 参数量则依次递增。考虑到番茄叶片病害检测的实时性, 并且需兼顾病害的检测精度, 本研究选用 YOLOv5s 模型为基础进行改良。

2 叶片病变识别模型结构

2.1 注意力机制模块 EMA

在深度学习模型中引入注意力机制可以提升模型精度, 常见的注意力机制类型可分为自注意力机制、多头自注意力机制(Multi-head Self-Attention Mechanism)、通道注意力机制和空间注意力机制。SE^[10]作为典型的通道注意力机制注重于通道维度层面的特征提取, 对空间位置信息的捕获能力低。CA(Coordinate Attention)^[11]创新性地将位置信息加入通道注意力机制中, 增强对特征提取的能力, 因其计算方式复杂, 占用较多的计算资源。

为了不增加计算难度的情况下减少对计算资源过多占用, 提高模型对于图像的分类能力, 采用ICASSP2023中高效的全新多尺度注意力模块EMA。其旨在保留每个通道上的信息并降低计算开销, 将部分通道重塑为批次维度, 并将通道维度分组为多个子特征, 使空间语义特征在每个特征组中均匀分布^[12]。EMA采用了与CA相同的并行子结构, 因为并行子网络可以减轻网络的处理工作量。EMA中 1×1 卷积核的并行子网络与CA处理方式一致, 另一个并行子网络则使用了 3×3 的内核结构。两个分支并行放置以聚合多尺度空间结构信息, 从而获取更快速的响应。图2为EMA结构图, 其中G表示输入通道被划分的组数。X Avg Pool表示一维水平全局池化操作。Y Avg Pool分别表示一维垂直的全局池化操作。

2.2 C2f模块

YOLOv5使用的C3模块采用与YOLOv3^[13]中BottleneckCSP瓶颈层模块相同的CSP架构。C3结构主要分为两支:一支使用3个标准卷积层(分别为Conv、BN、SiLU)与n个Bottleneck模块的组合, 其中n表示Bottleneck模块的个数根据模型的不同决定, 另一支则为一个单独的卷积模块。两者在最后采用Concat操作把多种不同尺度的特征图进行维度拼接。在2023年提出的YOLOv8模型旨在提高目标检测的准确性和算法的鲁棒性, 创新性地提出一种全新模块C2f。C2f融合了YOLOv5的C3模块架构与YOLOv7运用的ELAN^[14]模型思想, 通过卷积操作对不同的低级特征图与高级特征图的通道数和尺寸进行调整, 实现两者链接以便于不同特征图的信息交互, 从而在提升模型的感受野的同时保证模块的轻量化以及模型的检测精度。本文引入这一思想于YOLOv5的Neck颈部网络中, 使用C2f替换C3模块, 以改善模型参数量大不利于实时检测的问题。C3和C2f的结构如图3所示。

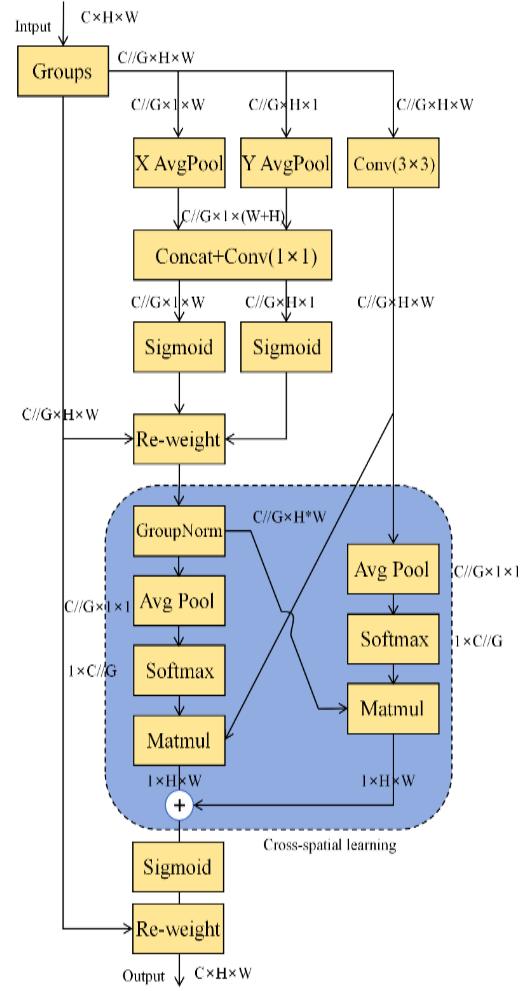


图2 EMA结构图

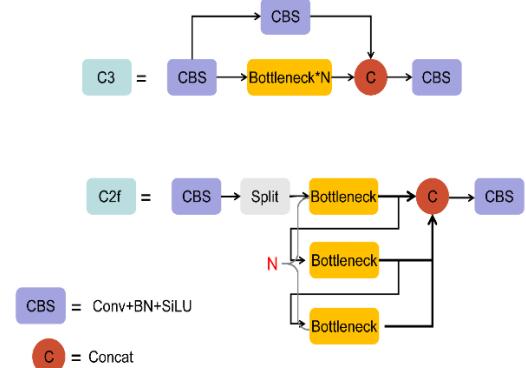


图3 C3和C2f结构示意图

2.3 损失函数

损失函数作为机器学习模型中的一个重要组成部分, 它主要用于衡量模型的输出与真实标签之间的差异。在训练过程中, 模型通过最小化损失函数来学习从输入到输出的映射, 使得模型的预测更加接近真实情况。目前较为常见的损失函数为IoU^[15] (Intersection over Union)、GIoU^[16] (Generalized IoU)、DIoU^[17]

(Distance-IoU) 等。

在 YOLOv5s 模型中, 训练时采用的边界框损失函数为 CIoU (Complete-IoU)。就实际训练的效果而言, 由于没有考虑到真实框和预测框之间不匹配, CIoU 存在收敛速度慢、训练效率低的问题, 这也是 IoU、GIoU、DIoU 共通之处。为提高识别准确率, 加快收敛速度, 本文改进 2022 年提出的一种边界框回归损失函数 SIoU^[18]。SIoU 在距离、形状以及 IoU 的基础上引入匹配的方向, 有效改进收敛过程和推理效果, 并且重新定义 Angle 惩罚指标。SIoU 损失函数由角度损失函数、距离损失函数、形状损失函数和交并比损失函数 4 个损失函数所构成。

加入角度损失这一惩罚可以引导锚框 (anchor box) 移动到目标框的最近的轴上, 减少自由度总数, 图 4a 为角度损失参数图。SIoU 重新定义了距离损失: 描述中心点之间的距离, 其惩罚代价与角度代价呈正相关, 图 4b 是距离损失参数图。两者提高边界框回归的准确度, 提升了训练效率。角度损失与距离损失的相关计算公式如式 (1) ~式 (4) 所示:

$$\Lambda = 1 - 2 * \sin^2 \left(\arcsin \left(\frac{c_h}{\sigma} \right) - \frac{\pi}{4} \right) \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{(b_{c_x}^{gt} - b_{c_x})^2 + (b_{c_y}^{gt} - b_{c_y})^2} \quad (2)$$

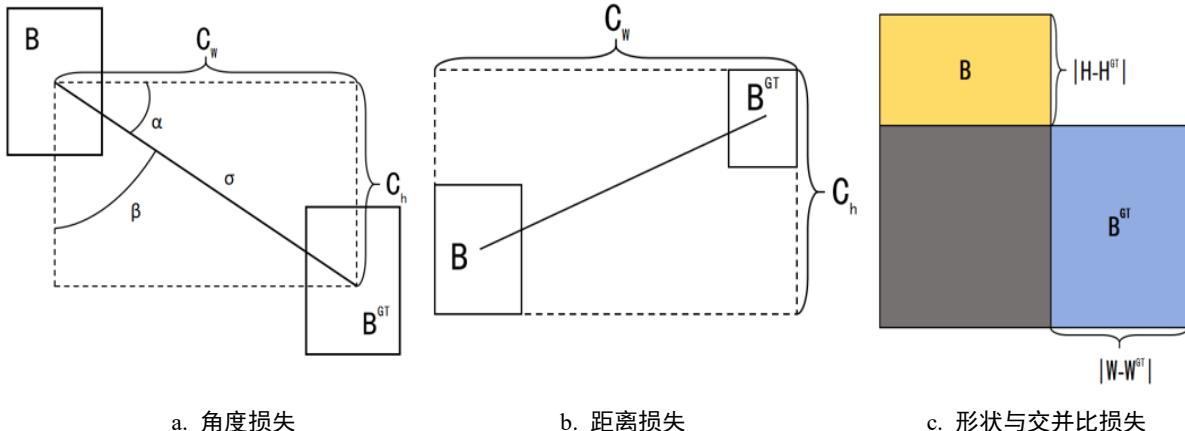


图 4 SIoU 参数原理图

2.4 轻量级上采样算子 CARAFE

YOLOv5 使用的上采样方式是通过上采样层实现的。在 YOLOv5 中上采样层使用的是最近邻插值 (Nearest Neighbor Interpolation) 操作进行上采样。这一采样方式简单快速, 不会造成额外的图像失真, 对于旋转和倾斜等变换操作, 最近邻插值无法有效处理。针对最近邻插值法的不足, 提出一种轻量级上采样算子

CARAFE^[19] (Content-Aware ReAssembly of FEatures) 代替最近邻插值以获取更多的特征图内容的信息, 使得上采样特征图质量更高。并且 CARAFE 不去引入过多的参数和计算量, 兼顾轻量化的特点。

CARAFE 算子主要由上采样核预测模块和特征重组模块两个模块组成^[20]。图 5 所示为 CARAFE 模块示意图。

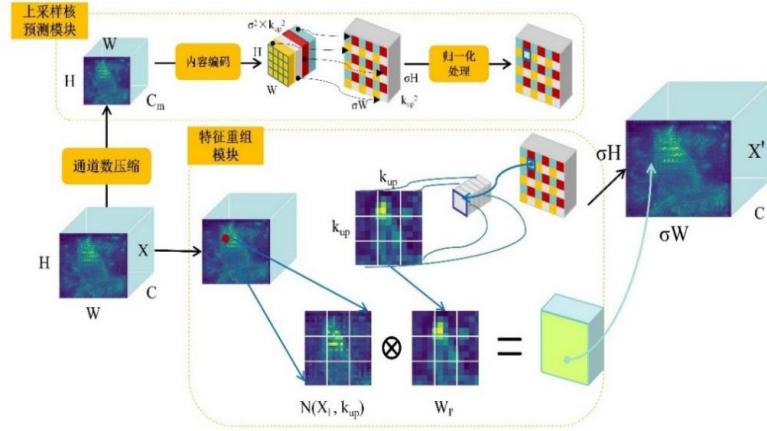


图 5 CARAFE 模块示意图

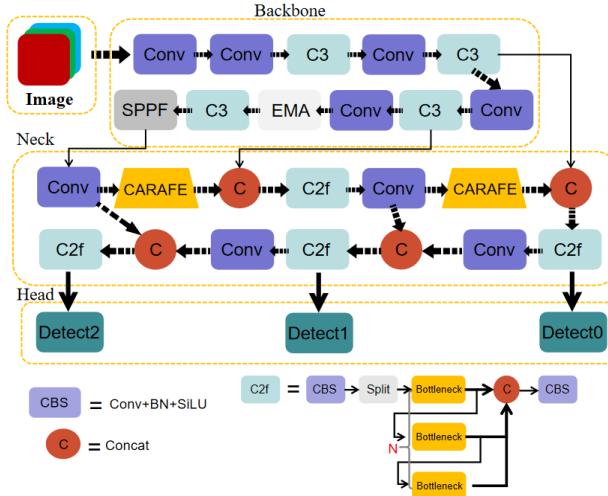


图 6 改进后 YOLOv5s 的网络结构图

进行上采样操作时首先输入一个形状为 $H \times W \times C$ 的特征图到上采样核预测模块的压缩通道中, 利用 1×1 的卷积将其通道数压缩, 得到形状为 $\sigma H \times \sigma W \times C_m$ 的输入特征图。使用 $K_{ec} \times K_{ec}$ 的卷积层对上采样核进行预测, 然后将通道维在空间维展开, 得到形状为 $\sigma H \times \sigma W \times K_{up}^2$ 的重组上采样核。对得到的重组上采样核利用 softmax 进行归一化处理。特征重组时将输出特征图中的各位置映射回原输入特征图, 后选取以 l 为中心, 大小为 $K_{up} \times K_{up}$ 的区域与预测该点的上采样核作点积计算, 从而得到输出形状为 $\sigma H \times \sigma W \times C$ 的全新的特征图。相关计算如式 (9) ~ (13) 所示:

$$x'_{l'} = \sum_{n=-r}^r \sum_{m=-r}^r w_{l'(n, m)} \cdot x_{(i+n, j+m)} \quad (9)$$

$$r = \left\lfloor \frac{k_{up}}{2} \right\rfloor \quad (10)$$

$$w_{l'} = \psi(N(x_l, k_{ec})) \quad (11)$$

$$x'_{l'} = \phi(N(x_l, k_{up}), w_{l'}) \quad (12)$$

$$k_{ec} = k_{up} - 2 \quad (13)$$

其中 l' 为一个以 l 为中心的正方形区域 $N(x_l, k_{up})$, $w_{l'}$ 为重组卷积核, σ 为上采样倍率, K_{up}^2 为上采样核尺寸。

2.5 改进后的网络结构

在骨干网络 Backbone 中添加注意力模块 EMA 提升模型的图像分类能力, 有助于模型能够精准定位, 提高识别准确率; 将 YOLOv8 使用的 C2f 模块替换原有 C3 模块, 以获得更加丰富的梯度流信息; 使用轻量化 CARAFE 算子代替原有 YOLOv5s 的上采样方法, 扩大改进模型的感受野以获取更多的特征图信息; 使用 SIOU 替换原有损失函数以加快收敛速度, 改善推理效果。图 6 是改进后的 YOLOv5s 模型的网络结构。

3 结果与分析

3.1 数据集选取与标注

文中数据集来源于 Plant Village 公开数据集、实际场景番茄叶片病害公开数据集以及真实环境拍摄图片, 其中包含一种健康番茄叶片和九种常见番茄叶病害, 总计十种不同类别的番茄叶片图片。使用在线数据集图片标注网站 Make Sense (<https://www.makesense.ai/>) 对图片进行手工标注, 完成标注工作后导出包含有 YOLO 格式文件的病害分类数据集。为模拟光照、雾气和水汽影响, 增加数据集的丰富性, 文中数据集通过对图片进行随机旋转、图片亮度调节、改变图片模糊度、随机添加噪声等图像操作对数据集进行扩容, 总数据集图片数量为 6430 张。在新数据集中, 训练集为 4710 张, 验证集为 1720 张, 按照约 7: 3 的比例划分。

3.2 实验配置与环境

实验使用的系统为 Ubuntu20.04, 所使用的环境为 python3.8.10、pytorch 1.12.1、cuda12.2。所有实验模型的训练显卡均为 RTX 3090 (24GB) * 1, CPU 为 16 vCPU Intel (R) Xeon (R) Platinum 8350C CPU @ 2.60GHz。所有实验均采用相同的超参数进行训练和验证, 详细超参数设置见表 1。

表 1 超参数设置表

参数名称	设置量
初始化学习率	0.01
学习率动量	0.937
权重衰减系数	0.0005
图像输入尺寸	640
训练轮次	350
训练抓取样本数	16

3.3 评价指标

为验证提出的改进算法的检测性能与检测速度, 使用 P (Precision)、R (Recall)、mAP_{0.5}、mAP_{0.5: 0.95}、FPS 作为评价指标, 全面评估番茄叶片病害检测模型的性能。P 为精确率, R 为召回率, mAP_{0.5} 聚焦大于 0.5 检测阈值下的精度, mAP_{0.5: 0.95} 表示从 0.5 到 0.95 不同阈值 (步长为 0.05) 上的平均 mAP, FPS 为模型每秒处理的图像帧数。精确率与召回率的具体计算公式见式 (14) 与式 (15)。

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (14)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (15)$$

其中 T_p 为正确类别预测为正确类别的数量, F_p 为错误类别预测为正确类别的数量, F_n 为将正确类别预测为错误类别的数量。

3.4 训练结果以及分析

为进一步验证改进算法性能, 在测试过程中对注意力机制和损失函数的改进点上进行多项对比试验以验证改进模块的先进性。首先, 在注意力机制的选用上, 对比常见几种注意力模块: CA 模块、CBAM^[21]模块、SE 模块以及 EMA 模块, 并且加入原有 YOLOv5 进行对比, 增加实验的科学性。按照上述的实验参数设置, 在同一测试集上进行推理测试, 实验结果表明 EMA 模块的检测效果最优。表 2 为注意力机制实验结果对比。

表 2 注意力机制实验结果对比

Number of test	Attention	mAP/%
1	None	92.3
2	CA	92.6
3	CBAM	92.7
4	SE	92.5
5	EMA	92.9

损失函数的改进中, 在使用添加注意力 EMA 模块的模型基础上, 对 SIoU 与 CIoU、EIoU^[22]两种常见损失函数各项评价指标进行比较, 其中 CIoU 为原 YOLOv5 使用的损失函数, 图 7 为 SIoU 与 EIoU 损失值对比图, 表 3 为损失函数实验结果对比表。

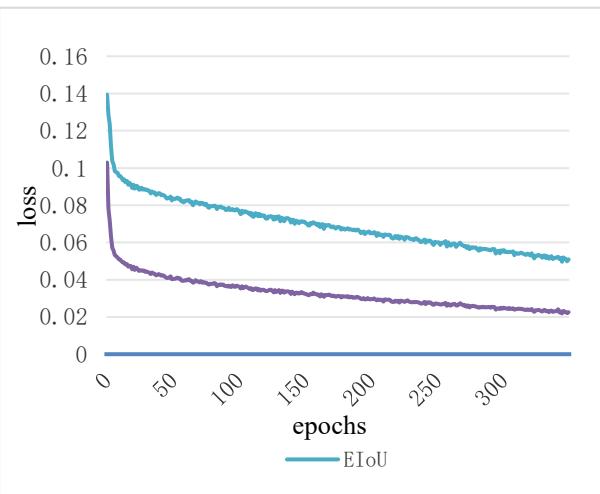


图 7 SIoU 与 EIoU 损失值对比图

表 3 损失函数实验结果对比

损失函数	mAP/%	mAP _{0.5: 0.95} /%	P/%	R/%
CIoU	92.2	69.9	90.8	89.7
EIoU	91.8	69.6	90.4	89.4
SIoU	92.5	69.7	90.4	90.1

根据上面 SIoU 与 EIoU 损失值对比图与损失函数实验结果对比表, 依据实验评价指标将三种损失函数进行数据比较: 在准确率上 SIoU 的数值略低于 CIoU, 但在召回率以及所有类别的平均性能上 SIoU 的表现都符合预期, 而且在检测框回归误差中, SIoU 的收敛速度要比 EIoU 表现更加突出。

为分析各改进部分对模型评价指标的影响, 进行一系列的消融实验以验证各改进模块的优化效果。具

体消融实验数据结果如表 4 所示, 其中“√”为添加此模块, “×”为未添加此模块。对于原始 YOLOv5s 模型, 改进后的 YOLOv5s 模型 mAP_{0.5} 提升 1.1 个百分点。试验结果表明增加 EMA 注意力机制, 使用 C2f 替换原有 C3 模块, 替换轻量级上采样算子 CARAFE, 更换损失函数 SIoU 可以在较少增加模型大小的前提下, 提高检测网络的识别精度。

表 4 消融实验数据结果

模型	EMA	C2f	CARAFE	SIoU	mAP _{0.5} /%	mAP _{0.5: 0.95} /%	FPS/s	模型大小/MB
YOLOv5	×	×	×	×	92.2	69.9	153	14.1
模型 1	√	×	×	×	92.9	64.9	150	13.9
模型 2	×	√	×	×	92.8	66.9	120	15.7
模型 3	×	×	√	×	92.8	65.9	132	14.0
模型 4	×	×	×	√	92.5	69.7	155	14.1
改进模型	√	√	√	√	93.3	67.9	145	15.5

3.5 与其他模型的对比实验

为进一步验证 YOLOv5s 改进算法模型的性能, 将其与几种目前主流的卷积神经网络模型进行对比, 试验采用 YOLOv8、YOLOv5s、Faster R-CNN 和 SSD 模型, 使用自建番茄叶片数据集中的验证集共 1720 张图片进行测试, 最后得到的性能测试结果如表 5 所示。

表 5 多种模型对比实验

模型	mAP _{0.5} /%	P/%	R/%
YOLOv5s	92.2	90.8	89.7
YOLOv8	92.9	90.1	90.3
Faster-RCNN	83.2	81.4	80.5
SSD	76.4	75.0	75.7
改进模型	93.3	91.6	91.1

由表 5 可看出, 提出的 YOLOv5s 改进模型在验证数据集上相对于其他主流卷积神经网络模型, 检测的准

确率和召回率均有明显提升, 并且 mAP_{0.5} 可达 93.3%。在检测性能上有着较好的效果, 可以证明所提出的改进型 YOLOv5s 模型能够更好地提取关键信息, 通过利用信息更加全面的特征图, 减少价值性较低的信息对识别精度的干扰, 从而提升识别准确率并且保证一定的识别速度, 能够在真实环境的情况下实现精准识别。

为进一步验证改进后的 YOLOv5s 模型在实际复杂环境下的检测效果, 选用改进训练后的 YOLOv5s 模型生成出的最佳权重文件在验证集中随机挑选的叶片病害图像进行推理验证, 验证结果如图 8 所示。从图 8 可见, 改进后的 YOLOv5s 模型能够在真实复杂环境下, 准确地识别患有番茄早疫病^[23]、番茄叶霉病的目标叶片, 并且对面积较小、不容易观察发现的患病处也有较高的识别率, 有效降低漏检与误检率。综上, 所提出的基于 YOLOv5s 改进的常见番茄叶片病害识别模型可以满足实际生产需要。



a. 病害推理结果图

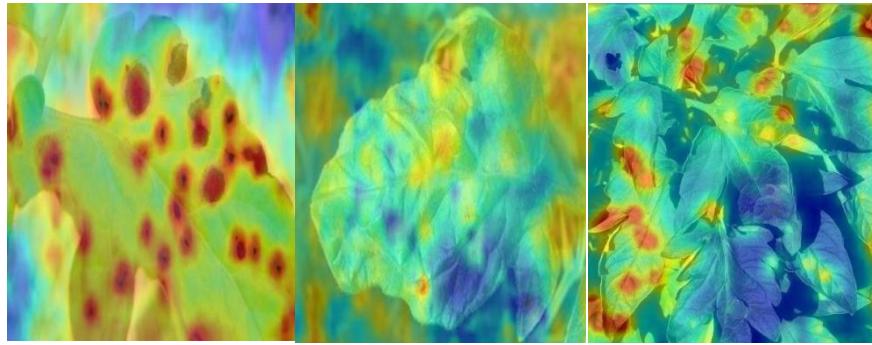


图 8 病害推理结果图与效果热力图

4 结论与讨论

针对目前缺乏对多种番茄叶片病害检测的模型、对小型目标的测量精度差以及检测出现误检漏检的情况, 给出一个 YOLOv5s 改进模型, 通过在 Backbone 网络中添加多尺度注意力模块 EMA, 在不过多占用计算资源的情况下提升模型图像的分类能力; 在 Neck 颈部网络中使用 C2f 替换原有 C3 获得到更丰富的梯度流信息, 模型精度得到较大的提升; 改进损失函数 SIoU 以加快收敛速度, 提高推理效果; 使用轻量级上采样算子 CARAFE 获取更多的特征图内容的信息, 有效增强对叶片病害的检测能力并兼顾模型的轻量化。通过对比试验证明, 完善后的 YOLOv5s 模型相较于原始 YOLOv5s 模型, mAP_{0.5} 提升 1.1%, 检测的准确率和召回率分别提升 0.8%、1.4%。此外, 与 YOLOv8、Faster-RCNN 和 SSD 主流目标检测模型相比, 改进算法的检测精度分别提升 0.4%、10.1%、16.8%。由此改进模型精度能够满足农业病害防治的需求, 为番茄叶片病害防治提供相应技术支持。

参考文献

- [1] 张淑玲. 番茄病虫害防治技术研究[J]. 乡村科技, 2017 (09):61-62.
- [2] 于伟红. 番茄常见病虫害综合防治技术[J]. 农民致富之友, 2018(07):147.
- [3] 代国威, 樊景超, 胡林. 采用天气增强与八度卷积改进 YOLOv5 的番茄检测模型构建[J]. 山东农业科学, 2022, 54(11):138-149.
- [4] 余贤海, 孔德义, 谢晓轩, 等. 基于深度学习的番茄授粉机器人目标识别与检测[J]. 农业工程学报, 2022, 38(24): 129-137.
- [5] 范若菲, 李时东, 李时元. 基于改进 YOLOv5 的日本落叶松虫害检测技术[J]. 林业工程学报, 2023, 8(3):165-172.
- [6] 左昊轩, 黄祺成, 杨佳昊, 等. 基于改进 YOLOv5s 的番茄黄化曲叶病检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2023, 1-11.
- [7] 李晓振, 徐岩, 吴作宏 等. 基于注意力神经网络的番茄叶部病害识别系统[J]. 江苏农业学报, 2020, 36(03):561-568.
- [8] 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.
- [9] 赵文博, 周德强, 邓干然, 等. 基于改进 YOLOv5 的甘蔗茎节识别方法[J]. 华中农业大学学报, 2023, 42(01): 268-276.
- [10] Hu J, Shen L and Sun G. Squeeze-and-Excitation Networks[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA. 2018: 7132-7141.
- [11] Hou Q, Zhou D and Feng J. Coordinate Attention for Efficient Mobile Network Design[J]. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Nashville, 2021: 13708-13717.
- [12] Ouyang D, He S, Zhang G Z, et al. Efficient Multi-Scale Attention Module with Cross-Spatial Learning[C]// ICASSP 2023 - 2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Rhodes Island, Greece. 2023: 1-5.
- [13] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement[J]. arXiv e-prints, 2018.
- [14] Wang C Y, Bochkovskiy A and Liao H Y 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, BC, Canada. 2023: 7464-7475.
- [15] Yu J, Jiang Y, Wang Z, et al. UnitBox: An Advanced Object Detection Network[J]. ACM, 2016: 516–520.
- [16] Rezatofighi H, Tsoi N, Gwak J, et al. Generalized Intersection Over Union: A Metric and a Loss for Bounding Box Regression[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA. 2019: 658-666.
- [17] Zheng Z, Wang P, Liu W, et al. Distance-IoU Loss: Faster and Better Learning for Bounding Box Regression[C]// AAAI Conference on Artificial Intelligence (2019), 2019.
- [18] Gevorgyan Z. “SIoU Loss: More Powerful Learning for Bounding Box Regression.” ArXiv abs/2205.12740 (2022): n. pag.
- [19] Wang J, Chen K, Xu R, et al. CARAFE: Content-Aware ReAssembly of Features[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul, Korea (South). 2019: 3007-3016.
- [20] 杨蜀秦, 王帅, 王鹏飞, 等. 改进 YOLOX 检测单位面积麦穗[J]. 农业工程学报, 2022, 38(15):143-149.
- [21] Woo S, Park J, Lee J Y, et al. CBAM: Convolutional Block Attention Module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 3-19.
- [22] Zhang Y F, Zhang Z, Jia Z, Wang L, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression[J]. Neurocomputing, 2022, 5(6):146-157.
- [23] 童蕴慧, 徐敬友, 袁素玲. 番茄早疫病菌培养滤液的毒性及不同品种对滤液的敏感性[J]. 江苏农业学报, 1997 (04): 60-61.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS