doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.051

基于改进 YOLO v8n 的甘蔗叶片病害识别算法

梁斯佳[1]　李　雷[2]　顾　月[1]　周延锁[3,4]　李　玉[5]　虞佳佳[1]

(1.浙江机电职业技术大学自动化学院,杭州 310053;2.浙江理工大学信息科学与工程学院,杭州 310018;
3.浙江省工业和信息化研究院,杭州 310003;4.天津大学机械工程学院,天津 300072;
5.浙江省农业机械学会,杭州 310003)

摘要:针对目前甘蔗叶片病害检测算法少、模型参数大、识别准确率低等问题,设计了一种基于改进 YOLO v8n 的轻量化甘蔗叶片病害识别算法。该算法以 5 种常见的甘蔗叶片病害为研究对象,将网络结构中的标准卷积模块和 C2f 模块分别替换为 Ghost 卷积模块和 C3Ghost 模块,减少模型参数量和浮点运算量;在骨干网络中加入 EMA 注意力机制,加强算法多尺度特征提取和融合;在模型结构中加入一个小目标检测层,增强对数据中小目标的检测效果。结果表明,改进模型在测试集的精确率、召回率和平均精度均值分别为 90.4%、95.7% 和 95.3%,相较 YOLO v8n 模型分别提高 2.8、11.0、4.3 个百分点。参数量和模型内存占用量分别减少 46.5% 和 41.3%,并且检测效果显著优于其他轻量级检测算法,可为甘蔗叶片病害实时检测提供参考。

关键词:甘蔗叶片病害;深度学习;YOLO v8n;轻量化;注意力机制;目标检测

中图分类号:S435.661;TP181　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)10-0567-08　　**OSID**:

Sugarcane Leaf Disease Recognition Algorithm Based on Improved YOLO v8n

LIANG Sijia[1]　LI Lei[2]　GU Yue[1]　ZHOU Yansuo[3,4]　LI Yu[5]　YU Jiajia[1]

(1. *School of Automation, Zhejiang Polytechnic University of Mechanical and Electrical Engineering, Hangzhou* 310053, *China*
2. *School of Information Science and Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou* 310018, *China*
3. *Zhejiang Institute of Industry and Information Technology, Hangzhou* 310003, *China*
4. *School of Mechanical Engineering, Tianjin University, Tianjin* 300072, *China*
5. *Zhejiang Society for Agricultural Machinery, Hangzhou* 310003, *China*)

Abstract: Aiming at the problems of few algorithms for detecting sugarcane leaf disease, large model parameters and low recognition accuracy, a lightweight sugarcane leaf disease recognition algorithm based on YOLO v8n was designed. The algorithm took five common sugarcane leaf diseases as the research object. The standard convolution module and C2f module in the network structure were replaced by Ghost convolution module and C3Ghost module, respectively, to reduce the amount of model parameters and calculation. The EMA attention mechanism was added to the backbone network to enhance the multi-scale feature extraction and fusion of the algorithm. A small target detection layer was added to the model structure to enhance the detection effect of small targets in the data. The results showed that compared with the original YOLO v8n model, the precision, recall and mean average precision of the improved model in the test set were 90.4%, 95.7% and 95.3%, respectively, which were 2.8 percentage points, 11.0 percentage points and 4.3 percentage points higher than that of the original model. The parameters and model size were reduced by 46.5% and 41.3%, respectively, and the detection effect was significantly better than that of other lightweight detection algorithms, which can provide reference for the real-time detection of sugarcane leaf disease. This study can serve as an effective method for early disease monitoring of sugarcance to provide guidance for precision prevention and control, and can offer data support for sugarcane cultivation and management decisions, thereby effectively improving the efficiency and benefits of sugarcane cultivation.

Key words: sugarcane leaf disease; deep learning; YOLO v8n; lightweighting; attention mechanism; target detection

收稿日期:2024-12-16　修回日期:2025-02-15

基金项目:浙江省级重点研发计划项目(2021C02022)

作者简介:梁斯佳(1991—),女,副教授,博士,主要从事机器视觉和先进农机装备研究,E-mail:408950101@qq.com

通信作者:虞佳佳(1983—),女,教授,博士,主要从事机器视觉和先进农机装备研究,E-mail:yjjxdg@qq.com

0 引言

甘蔗是我国主要的产糖作物,产糖量占食糖总产量的90%以上[1-2]。甘蔗用途广泛,不仅可用作产糖,还可提炼乙醇作为能源代替[3]。病害防治是甘蔗种植过程的重要一步。甘蔗叶片感染病害便难以治愈,因此农业生产中果农以预防为主,一旦发生病害要及时采取措施,防止病害扩大。这就需要果农实时获悉甘蔗的病害发生情况。目前,甘蔗叶片病害主要依靠人工诊断,费时费力且需要掌握相关农业知识。随着机器视觉技术的发展,越来越多学者将其应用到农作物的病害检测中,用以实时监测农作物的生长状态。因此采用机器视觉技术代替人工检测甘蔗叶片病害具有重要意义。

农作物病害识别研究早期多是利用病害部位的颜色和纹理特征来判断[4-5],如 PADILLA 等[6]根据颜色区别,使用支持向量机来分辨健康甘蔗叶片和感染黄斑病的甘蔗叶片。ORDINE 等[7]提取甘蔗橙锈病和褐锈病叶片的纹理、颜色特征对病害部位进行阈值分割,并使用支持向量机进行分类,整体准确率为 90%。BARBEDO 等[8]提出了一种基于颜色变换、颜色直方图和两两分类系统的植物疾病识别方法,测试了 12 种植物和 82 种疾病,其中对于甘蔗的 4 种叶片病害识别平均准确率为 59%。MANGRULE 等[9]将提取的甘蔗叶片病害特征加入到神经网络和支持向量机混合的分类器中,相比单独使用神经网络和支持向量机分类,准确率分别提高 12.9、13.97 个百分点。早期使用颜色纹理等特征识别农作物病害的模型准确率一般偏低,且速度较慢。不利于应用到实际的农业场景中。

近年来,基于深度学习的机器视觉方法较多地应用到农作物病害识别中[10-12]。李冬睿等[13]提出一种改进 ResNet 的甘蔗叶片病害识别模型,对 5 种甘蔗叶片病害识别准确率为 93.53%。BAO 等[14]结合高光谱成像和深度学习技术,预测甘蔗黑穗病和花叶病,在出现可见症状前,甘蔗黑穗病和花叶病检测准确率达到 90% 以上。对于复杂背景下的条纹甘蔗叶片的分割,LI 等[15]提出一种数据增强模型 SugarcaneGAN,利用 SugarcaneGAN 生成的数据集所训练的 ResNet50 模型测试准确率、精确率和召回率分别比基于 LeafGAN 生成的数据集所训练的模型提高 12.8、0.49、26.26 个百分点。

现有甘蔗叶片病害识别模型为了提高准确率所做的改进往往会增加模型复杂度,或者为了模型轻量化却降低准确率。针对以上问题,本文提出一种轻量化甘蔗叶片病害识别模型,以期准确快速地完成检测任务,为甘蔗果园无人化检测叶片病害提供参考。

1 数据集构建

1.1 图像数据获取

图像数据来自 Akilesh 分享在 Kaggle 的甘蔗叶片病害数据集,包含 5 种常见的甘蔗叶片病害:细菌性枯萎病、花叶病、赤腐病、锈病和黄叶病。剔除其中质量较差的图像,并对图像进行旋转、镜像、亮度变换[16],最终数据集由 3 744 幅病害图像组成。

1.2 数据集标注

将图像以比例 8∶1∶1[17]分为训练集、验证集和测试集。使用 LabelImg 软件对图像进行标注,分别将细菌性枯萎病、花叶病、赤腐病、锈病和黄叶病标注为:BacterialBlights、Mosaic、RedRot、Rust 和 Yellow。甘蔗叶片病害类型如图 1 所示。

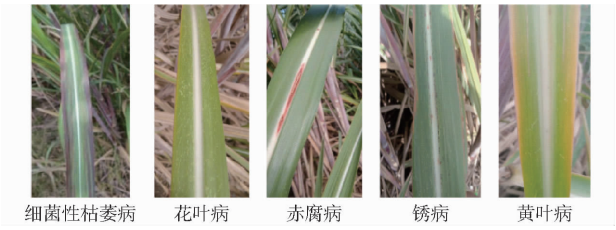

图 1 甘蔗叶片病害类型

Fig. 1 Types of sugarcane leaf disease

2 算法及改进

2.1 YOLO v8 算法及改进

YOLO v8 作为 YOLO 系列的较新版本,检测精度有较大提高。作为一阶段算法,相比 Fast R-CNN 等两阶段算法具有更快的检测速度。该算法主要由骨干网络、颈部网络和头部网络构成,骨干网络通过卷积层和池化层处理输入图像,提取其中的重要特征。颈部网络在提取特征的基础上进行特征融合和上采样操作,结合不同尺度特征,输出 3 个特征层。最后,头部网络分别对特征层进行判断,输出检测目标在图像中的位置、类别和置信度。YOLO v8 模型内存占用量从小到大有 n、s、m、l 和 x 共 5 种架构[18]。YOLO v8n 是其中内存占用量最小的模型,在甘蔗叶片病害检测中效果较好,综合考虑病害检测模型的精度、内存占用量和检测速度,最终采用此算法作为改进的基础模型。

为减少模型特征提取和融合时的参数量和浮点运算量。使用 Ghost 卷积代替原网络结构的标准卷积,经 Ghost 卷积改进的 C3Ghost 模块代替 C2f 模

块。甘蔗叶片的个别种类病害有许多微小病斑，需要加强对病害图像中小尺度特征的提取，增强对数据中微小目标的检测效果，所以在骨干网络的第 3、6 层加入 EMA 注意力机制以及在模型结构中加入一个 160×160 的微小目标检测层。改进 YOLO v8n 结构如图 2 所示。

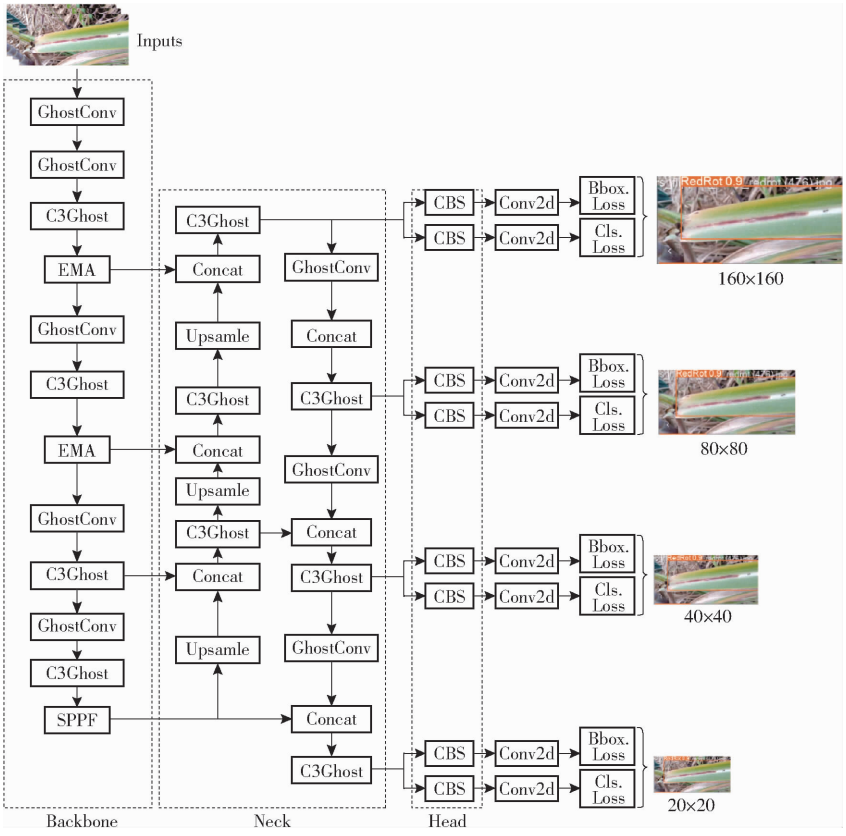

图 2　改进 YOLO v8n 结构图

Fig. 2　Improved YOLO v8n structure diagram

2.2　Ghost 卷积

Ghost 卷积相比传统卷积模块使用了更少的卷积核，旨在去除卷积神经网络提取特征过程中存在的冗余[19]。具体操作见图 3，图中 H、W、N 表示输入数据高、宽、通道数，h、w、n 表示输出数据高、宽、通道数。

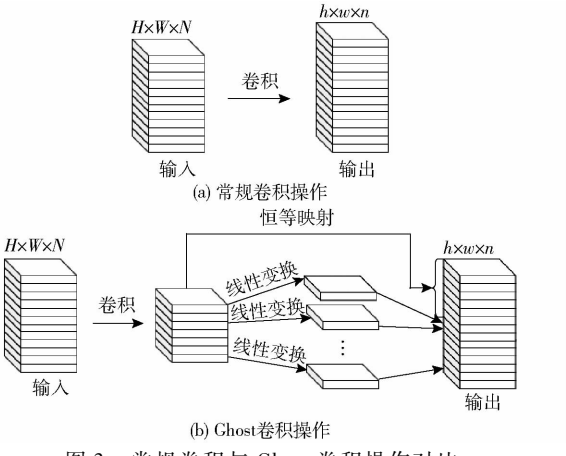

图 3　常规卷积与 Ghost 卷积操作对比

Fig. 3　Comparison of conventional convolution and Ghost convolution operation

如图 3 所示，常规卷积操作（图 3a），通过较多的卷积核来提取特征；而 Ghost 卷积将提取特征分为两步（图 3b）：①使用较少的卷积核提取原始特征图。②对每幅特征图进行线性变换得到 Ghost 特征图，将原始特征图和 Ghost 特征图拼接得到与常规卷积操作的等量特征图。若常规卷积核大小为 k，线性变换卷积核大小为 d，经 s 次线性变换后，常规卷积与 Ghost 卷积的参数量比值、浮点运算量比值分别为

$$\frac{nNkk}{\frac{n}{s}nkk+(s-1)\frac{n}{s}dd}\approx\frac{sN}{s+N-1}\approx s \tag{1}$$

$$\frac{nhwNkk}{\frac{n}{s}nhwkk+(s-1)\frac{n}{s}hwdd}\approx$$

$$\frac{sN}{s+N-1}\approx s \tag{2}$$

式中 n/s 表示第 1 次变换时输出通道数，$(s-1)$ 则因为恒等映射无需计算。式（1）、（2）表明 Ghost 卷积相比常规卷积所需的参数量和浮点运算量更少。

同样的，本文使用 Ghost 卷积将网络中的 C2f 模块替代为 C3Ghost 模块[20]，C3Ghost 结构如图 4 所示。C3Ghost 模块在 C3 模块的基础上使用 Ghost Bottleneck 替代原来的瓶颈模块，在 Ghost Bottleneck

中第 1 个 Ghost 卷积用作扩展层,增加通道数,第 2 个 Ghost 卷积减少通道数,以与 shortcut 路径匹配,然后使用 shortcut 连接这两个 Ghost 模块的输入和输出。使用 Ghost 卷积优化网络的特征提取和融合可以大大降低模型复杂度。

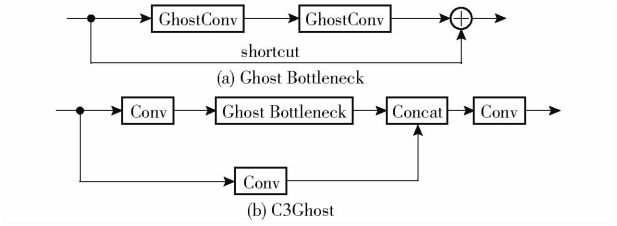

图 4 C3Ghost 结构图

Fig. 4 C3Ghost structure diagram

2.3 EMA 模块

注意力模块在深度学习中被广泛应用,其可以加强关注图像信息的重要内容,提高模型的准确性[21-23]。相比其他注意力机制,EMA 模块多尺度特征提取可以加强对弱小目标的注意[24]。EMA 模块结构如图 5 所示,图中//表示分组操作,X、Y 表示 2 个空间方向。EMA 将输入的特征分为 G 个子特征,这些子特征可跨越通道维度,学习不同的语义。平行结构的 1×1 分支和 3×3 分支可以更快地聚合多尺度空间结构信息。在 1×1 分支中分别沿 2 个空间方向对通道进行编码并共享 1×1 卷积来避免降维,输出分解为 2 个向量后分别采用 Sigmoid 函数拟合线性卷积,通过乘法将 2 个通道聚合在一起,从而实现跨通道的信息交互。在 3×3 分支中用 3×3 卷积核提取较大的尺度特征。因此,EMA 既可以通过编码调整不同通道权重,又可以将空间信息保留到通道中。EMA 将特征分组、利用并行结构融合多尺度空间特征,有助于在病害检测中加强对目标区域的关注,提高模型检测能力。

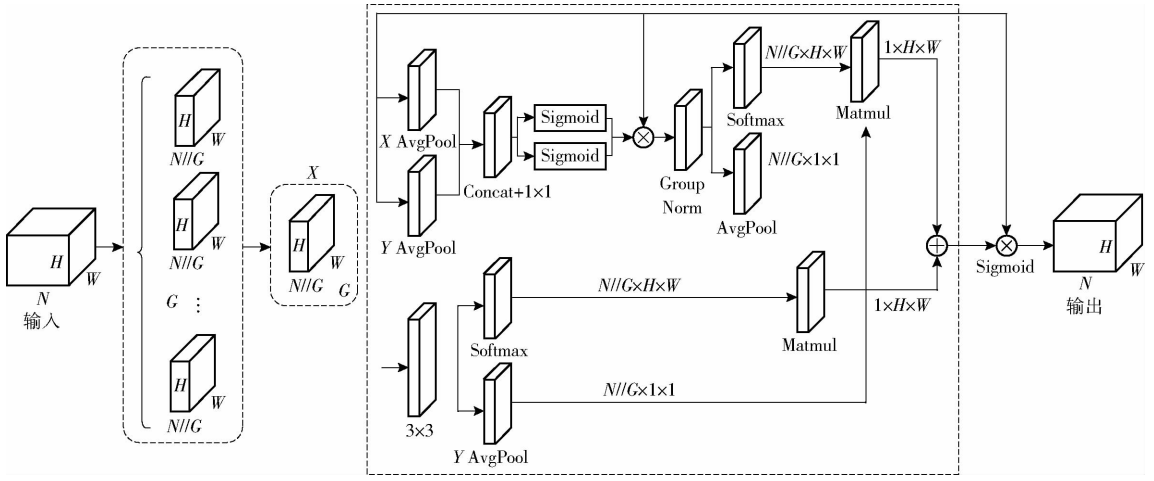

图 5 EMA 结构图

Fig. 5 EMA structure diagram

2.4 微小目标检测层

由于患花叶病的甘蔗叶片上有许多微小的细粒特征,YOLO 算法检测小目标的精度较低,因此对于花叶病病害图像的检测效果较差。为解决这一问题,在网络中增加一个 160×160 的微小目标检测层[25-26],通过 4 倍下采样的较浅特征图更好地保留微小目标的特征信息,然后将较浅特征图与较深特征图拼接并进行预测,可增强网络微小目标识别能力。

3 实验

3.1 实验配置及参数设置

实验平台 CPU 为 Intel(R) Xeon(R) Silver 4210R CPU @ 2.40 GHz,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 3080 10 GB 显存,CUDA 版本为 11.8,Python 版本为 3.11.5,PyTorch 为 2.0.0 版本,运行内存 128 GB。模型训练参数设置如表 1 所示。

表 1 模型训练参数

Tab. 1 Model training parameters

参数	数值/型式
迭代次数	150
批量大小	16
优化器	Adam W
学习率	0.001
动量	0.937
权重衰减	0.000 5

3.2 评价指标

采用精确率(Precision,P)、召回率(Recall,R)、平均精度(Average precision,AP)、平均精度均值(mean Average Precision,mAP)和单幅图像检测速度来评估模型性能。其中,mAP@0.5 表示当真实框与预测框重叠度(IoU)为 0.5 时模型的平均精度均值。

3.3　消融实验

为体现每个改进方法对于模型的影响，进行消融实验，结果如表 2 所示，原始 YOLO v8n 的平均精度均值、参数量、浮点运算量和模型内存占用量分别为 91.0%、3.01×10^6、8.1×10^9 和 5.93 MB，在运用 Ghost 卷积降低提取特征过程中的参数量后，模型平均精度均值基本不变，而参数量、浮点运算量和模型内存占用量分别减少 1.29×10^6、3.0×10^9 和 2.37 MB，证明了 Ghost 卷积确实可以降低模型的复杂度。加入 EMA 模块则可以捕捉像素级的成对关系，加强模型对小尺度目标的关注，模型平均精度均值提高 2.8 个百分点，且参数量等基本不变。而微小目标检测层的添加使得模型平均精度均值提高 0.5 个百分点，但因在特征融合时添加了小目标特征图，模型浮点运算量增加 4.2×10^9。具有 3 个改进方法的模型相比原始模型平均精度均值提高 4.3 个百分点，同时其浮点运算量基本不变，参数量和模型内存占用量减少 46.5% 和 41.3%。在提高检测精度的同时又实现了模型轻量化，在病害检测任务中具有显著优势。

表 2　消融实验结果

Tab. 2　Result of ablation experiment

Ghost 卷积	EMA	微小目标检测层	mAP@0.5/%	参数量	浮点运算量	内存占用量/MB
×	×	×	91.0	3.01×10^6	8.10×10^9	5.93
√	×	×	91.3	1.72×10^6	5.10×10^9	3.56
×	√	×	93.8	3.01×10^6	8.20×10^9	5.95
×	×	√	91.5	2.93×10^6	1.23×10^{10}	5.88
√	√	×	94.2	1.72×10^6	5.10×10^9	3.56
√	×	√	92.6	1.60×10^6	8.70×10^9	3.47
×	√	√	94.8	2.93×10^6	1.24×10^{10}	5.88
√	√	√	95.3	1.61×10^6	8.80×10^9	3.48

注：√表示采用此模块，×表示不采用此模块。

3.4　检测效果对比

表 3 为原始模型和改进模型分别对 5 种甘蔗叶片病害的识别结果，其中改进模型对细菌性枯萎病、赤腐病和锈病的识别精度略有提升，而对于花叶病和黄叶病识别精度提升较大，分别提高 10.4、8.8 个百分点。这是因为加入了可以捕捉小目标的 EMA 模块和微小目标检测层，对花叶病和黄叶病此类拥有微小病斑的病害检测精度较高。

表 3　改进前后模型对 5 种病害的识别精度

Tab. 3　Recognition accuracy of five diseases before and after improvement model　%

模型	mAP@0.5	AP				
		细菌性枯萎病	花叶病	赤腐病	锈病	黄叶病
YOLO v8n	91.0	85.6	86.2	95.7	98.2	89.2
改进 YOLO v8n	95.3	86.1	96.6	96.5	99.3	98.0

图 6 为 YOLO v8n 和改进 YOLO v8n 识别结果的混淆矩阵，其中矩阵的对角线表示模型对每个类别的预测准确率。由图 6 可以看到，改进模型对 5 种病害的识别准确率都有所提高。

如图 7 所示，改进模型在识别效果上优于原模型，尤其是花叶病和黄叶病的检测。原模型易将花叶病错检为其他病害，并对黄叶病识别准确性不高。

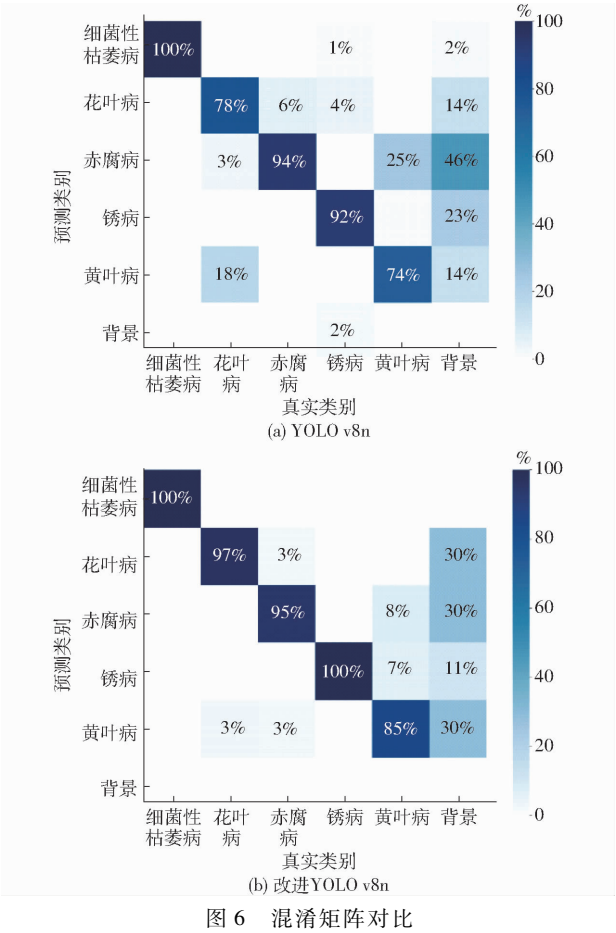

图 6　混淆矩阵对比

Fig. 6　Comparison of confusion matrices

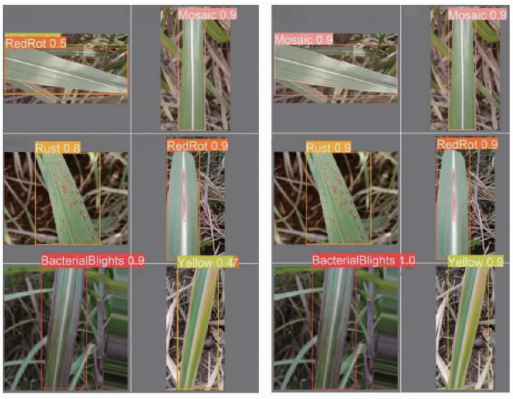

图 7 检测效果对比

Fig. 7 Comparison of detection effect

3.5 可视化分析

使用 Grad－CAM 热力图可视化方法研究模型在学习过程中的关注区域[27-28]，其是一种可视化方法，通过生成的热力图可直观看出模型关注的焦点区域[29]。如图 8 所示，图中红色部分越深，模型对于该部分关注程度越高。由图 8 可以看出，改进模型学习了正确的特征，可以很好地聚焦甘蔗叶片病害部位，给予这些位置更多关注。

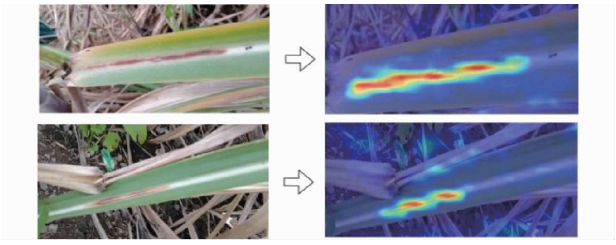

图 8 Grad－CAM 热力图可视化结果

Fig. 8 Grad－CAM heatmap visualization result

3.6 与其他模型对比

为进一步体现模型改进方法的优越性。将其与几种主流的目标检测模型（SSD、Faster R－CNN、YOLO v5n、YOLO v8n、YOLO v8s、YOLO v9t、YOLO v10n 和 YOLO 11n）在测试集上进行检测对比。每个模型训练参数相同，结果如表 4 所示。

表 4 不同模型检测结果

Tab. 4 Detection results of different models

模型	精确率/%	召回率/%	mAP@0.5/%	参数量	浮点运算量	内存占用量/MB	检测速度/(f·s^{-1})
SSD	57.7	68.6	63.0	4.07×10^{6}	6.30×10^{9}	16.30	58.5
Faster R－CNN	80.9	79.9	86.1	2.83×10^{7}	4.74×10^{11}	521.0	35.5
YOLO v5n	89.4	93.6	93.8	1.77×10^{6}	4.10×10^{9}	3.60	127.4
YOLO v8n	87.6	84.7	91.0	3.01×10^{6}	8.10×10^{9}	5.93	166.7
YOLO v8s	89.6	89.2	93.8	1.11×10^{7}	2.86×10^{10}	21.40	121.8
YOLO v9t	86.4	89.8	93.4	2.80×10^{6}	1.17×10^{10}	23.40	109.9
YOLO v10n	81.3	90.4	90.9	2.70×10^{6}	8.20×10^{9}	5.46	163.4
YOLO v11n	86.4	90.6	90.3	2.58×10^{6}	6.30×10^{9}	5.20	147.1
改进 YOLO v8n	90.4	95.7	95.3	1.61×10^{6}	8.80×10^{9}	3.48	123.3

由表 4 可看出，除 SSD 模型外，其余模型在病害识别中效果均较好。改进 YOLO v8n 算法参数量最少、模型内存占用量、浮点运算量也较少，且其精确率、召回率和平均精度均值分别为 90.4%、95.7% 和 95.3%，优于其他轻量化模型。改进前 YOLO v8n 模型召回率仅为 84.7%，这是因为改进前模型对微小目标的识别能力弱，易忽略花叶病和黄叶病此类拥有微小病斑的病害特征，将此类病害识别为其他病害，导致模型召回率较低，优化后的模型解决了这一问题，使得模型召回率有较大提升。在综合模型的检测精度、速度和内存占用量后，改进模型是检测甘蔗叶片病害的最优选择。未来将收集更多种类的甘蔗叶片病害，扩大模型的适用性，继续优化算法来提高模型检测速度。

本研究可作为甘蔗早期病害监测有效方法进行精准防治指导，并可为甘蔗种植管理决策提供数据依据，从而有效提升甘蔗种植效率与收益。

4 结论

（1）提出了一种基于 YOLO v8n 的甘蔗叶片病害识别算法，使用 Ghost 卷积替代网络中的标准卷积，大大减少了模型的参数量和浮点运算量，降低了模型复杂度；在骨干网络中加入两组 EMA 模块，配合增加的小目标检测层，显著提高了模型对微小目标的检测能力。

（2）改进模型精确率、召回率和平均精度均值分别为 90.4%、95.7% 和 95.3%，相较原模型分别提高 2.8、11.0、4.3 个百分点。其参数量和模型内存占用量分别减少 46.5%、41.3%，优于主流目标检测模型。单幅图像检测速度为 123.3 f/s。

参 考 文 献

[1] 吴建明,李燕娇,邓宇驰,等. 中国甘蔗栽培的研究进展[J]. 广西科学,2022,29(4):613 – 626.
WU Jianming, LI Yanjiao, DENG Yuchi, et al. Research progress in sugarcane cultivation in China[J]. Guangxi Sciences, 2022,29(4):613 – 626. (in Chinese)

[2] 沈林波,潘继红,王会敏,等. 甘蔗抗花叶病育种研究进展[J]. 热带作物学报,2024,45(11):2320 – 2333.
SHEN Linbo, PAN Jihong, WANG Huimin, et al. Advances in sugarcane breeding for resistance to sugarcane mosaic disease [J]. Chinese Journal of Tropical Crops,2024,45(11):2320 – 2333. (in Chinese)

[3] 赖晓,曹铂潇,陈德健,等. 整杆式甘蔗收获机喂入量识别方法研究[J]. 中国农机化学报,2024,45(11):15 – 20.
LAI Xiao, CAO Boxiao, CHEN Dejian, et al. Research on the method of feeding quantity recognition for whole rod sugarcane harvester[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024,45(11):15 – 20. (in Chinese)

[4] 赵建敏,薛晓波,李琦. 基于机器视觉的马铃薯病害识别系统[J]. 江苏农业科学,2017,45(2):198 – 202.

[5] 魏丽冉,岳峻,李振波,等. 基于核函数支持向量机的植物叶部病害多分类检测方法[J]. 农业机械学报,2017,48(增刊):166 – 171.
WEI Liran, YUE Jun, LI Zhenbo, et al. Multi-classification detection method of plant leaf disease based on kernel function SVM [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017,48(Supp.):166 – 171. (in Chinese)

[6] PADILLA D A, MAGWILI G V, MAROHOM A, et al. Portable yellow spot disease identifier on sugarcane leaf via image processing using support vector machine[C]// 2019 5th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR), 2019: 19 – 22.

[7] ORDINE PIRES DA SILVA SIMÕES I, DE FREITAS R G, CURSI D E, et al. Recognition of sugarcane orange and brown rust through leaf image processing[J]. Smart Agricultural Technology, 2023, 4: 100185.

[8] BARBEDO J G A, KOENIGKAN L V, SANTOS T T. Identifying multiple plant diseases using digital image processing[J]. Biosystems Engineering, 2016, 147: 104 – 116.

[9] MANGRULE R, AFRREEN K R. Automated sugarcane crop disease forecasting with colour and texture features[J]. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization, 2024, 11(7): 2278907.

[10] 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)

[11] 樊湘鹏,许燕,周建平,等. 基于迁移学习和改进 CNN 的葡萄叶部病害检测系统[J]. 农业工程学报,2021,37(6):151 – 159.
FAN Xiangpeng, XU Yan, ZHOU Jianping, et al. Detection system for grape leaf diseases based on transfer learning and updated CNN[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(6):151 – 159. (in Chinese)

[12] 王志强,于雪莹,杨晓婧,等. 基于 WGAN 和 MCA – MobileNet 的番茄叶片病害识别[J]. 农业机械学报,2023,54(5):244 – 252.
WANG Zhiqiang, YU Xueying, YANG Xiaojing, et al. Tomato leaf diseases recognition based on WGAN and MCA – MobileNet[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(5):244 – 252. (in Chinese)

[13] 李冬睿,邱尚明,蓝新波,等. 基于改进的 ResNet 在甘蔗病害识别中的研究[J]. 农业科技与信息,2023(8):27 – 30,38.

[14] BAO D, ZHOU J, BHUIYAN S A, et al. Early detection of sugarcane smut and mosaic diseases via hyperspectral imaging and spectral-spatial attention deep neural networks[J]. Journal of Agriculture and Food Research, 2024, 18: 101369.

[15] LI X, LI X, ZHANG M, et al. SugarcaneGAN: a novel dataset generating approach for sugarcane leaf diseases based on lightweight hybrid CNN – Transformer network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108762.

[16] XU W K, ZHAO L G, LI J, et al. Detection and classification of tea buds based on deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 192:106547

[17] BAI Y, YU J, YANG S, et al. An improved YOLO algorithm for detecting flowers and fruits on strawberry seedlings[J]. Biosystems Engineering, 2024, 237: 1 – 12.

[18] DIAO Z H, GUO P L, ZHANG B H, et al. Navigation line extraction algorithm for corn spraying robot based on improved YOLOv8s network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 212:108049

[19] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. GhostNet: more features from cheap operations[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 1580 – 1589.

[20] 王娜,陈勇,崔艳荣,等. 基于改进轻量化 YOLO v5n 的番茄叶片病害识别方法[J]. 江苏农业科学,2024,52(8):192 – 199.

[21] 陈金荣,许燕,周建平,等. 深度学习方法在红花采摘机器人中的应用[J]. 农机化研究,2025,47(4):186 – 191.
CHEN Jinrong, XU Yan, ZHOU Jianping, et al. Application of deep learning method in safflower picking robot[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2025,47(4): 186 – 191. (in Chinese)

[22] 李昱达,吴正平,孙水发,等. 改进 YOLO v5 算法的多类苹果叶片病害检测[J]. 中国农机化学报,2024,45(12):230 – 237,353.

LI Yuda, WU Zhengping, SUN Shuifa, et al. Multi-species apple leaf disease detection with improved YOLO v5 algorithm [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(12): 230 - 237,353. (in Chinese)

[23] 张传栋,高鹏,亓璐,等. 基于 SAW - YOLO v8n 的葡萄幼果轻量化检测方法[J]. 农业机械学报,2024,55(10):286 - 294.
ZHANG Chuandong, GAO Peng, QI Lu, et al. Lightweight detection method for young grape cluster fruits based on SAW - YOLO v8n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(10):286 - 294. (in Chinese)

[24] OUYANG D, HE S, ZHANG G, et al. Efficient multi-scale attention module with cross-spatial learning[C]// 2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2023:4 - 10.

[25] 宋耀莲,王粲,李大焱,等. 基于改进 YOLO v5s 的无人机小目标检测算法[J]. 浙江大学学报(工学版),2024,58(12):2417 - 2426.
SONG Yaolian, WANG Can, LI Dayan, et al. UAV small target detection algorithm based on improved YOLO v5s[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science),2024,58(12): 2417 - 2426. (in Chinese)

[26] 张相胜,杨骁. 基于改进 YOLO v7-tiny 的橡胶密封圈缺陷检测方法[J]. 图学学报,2024,45(3):446 - 453.
ZHANG Xiangsheng, YANG Xiao. Defect detection method of rubber seal ring based on improved YOLO v7-tiny[J]. Journal of Graphics, 2024,45(3):446 - 453. (in Chinese)

[27] LI L, YU J, LU Y, et al. An improved YOLO v8 method for identifying empty cell and unqualified plug seedling[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2024, 21(6): 188.

[28] 杜海顺,安文昊,张春海,等. 基于渐进式学习和增强原型度量的小样本农作物病害识别方法[J]. 农业机械学报,2024,55(12):344 - 353.
DU Haishun, AN Wenhao, ZHANG Chunhai, et al. Few-shot crop disease recognition network based on progressive learning and enhanced prototype metric[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(12):344 - 353. (in Chinese)

[29] INBARAJ X A, VILLAVICENCIO C, MACROHON J J, et al. Object identification and localization using Grad - CAM + + with mask regional convolution neural network[J]. Electronics, 2021, 10(13): 1541.

(上接第 548 页)

[15] YAU W K, NG O-E, LEE S W. Portable device for contactless, non-destructive and in situ outdoor individual leaf area measurement[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 187: 106278.

[16] LOU M, LU J, WANG L, et al. Growth parameter acquisition and geometric point cloud completion of lettuce[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 947690.

[17] CHEN H, LIU S, WANG C, et al. Point cloud completion of plant leaves under qcclusion conditions based on deep learning [J]. Plant Phenomics, 2023, 5: 0117.

[18] HAN B, LI Y, BIE Z, et al. MIX-NET: deep learning-based point cloud processing method for segmentation and occlusion leaf restoration of seedlings[J]. Plants, 2022, 11(23): 3342.

[19] 肖伸平, 赵倩颖, 曾甲元, 等. 基于 YOLO - DCL 的复杂环境油茶果遮挡检测与计数研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 318 - 326.
XIAO Shenping, ZHAO Qianying, ZENG Jiayuan, et al. Camellia oleifera fruits occlusion detection and counting in complex environments based on improved YOLO - DCL[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 318 - 326. (in Chinese)

[20] SARMAD M, LEE H J, KIM Y M. Rl-GAN-Net: a reinforcement learning agent controlled gan network for real-time point cloud shape completion[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 5898 - 5907.

[21] LI L, BIE Z, ZHANG Y, et al. Nondestructive detection of key phenotypes for the canopy of the watermelon plug seedlings based on deep learning[J/OL]. Horticultural Plant Journal, 2023. DOI: https://doi.org/10.1016/j.hpj.2022.09.013.

[22] MIRANDA J C, ARNÓ J, GENÉ-MOLA J, et al. Assessing automatic data processing algorithms for RGB - D cameras to predict fruit size and weight in apples[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108302.

[23] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R - CNN[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Honolulu: IEEE, 2017.

[24] CHU C, ZHMOGINOV A, SANDLER M. Cyclegan, a master of steganography[J]. arXiv Preprint arXiv:171202950, 2017.

[25] TENG X, ZHOU G, WU Y, et al. Three-dimensional reconstruction method of rapeseed plants in the whole growth period using RGB - D camera[J]. Sensors, 2021, 21(14): 4628.

[26] GU W, WEN W, WU S, et al. 3D Reconstruction of wheat plants by integrating point cloud data and virtual design optimization[J]. Agriculture, 2024, 14(3): 391.