DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)08-0097-09

改进 YOLOv8n 的交通标志检测算法

朱　贺, 王擎宇, 吴伟林

(广西民族大学 电子信息学院,南宁 530006)

摘　要:交通标志检测在智能驾驶中扮演重要角色,针对交通标志检测算法在复杂场景下对小目标检测精度低,提出一种基于 YOLOv8n 的交通标志检测算法 YOLO-EMDE。该算法采用轻量级 EfficientFormerV2 网络替换 backbone,增强了网络特征融合能力,通过引入 C2f_MPDCN 模块,动态调整感受野,使用动态卷积神经网络,加强目标检测能力。并将 YOLOv8 的原始头部替换为 DyHead 检测头,融合了空间、尺度和任务三种注意力机制,使得模型在处理不同背景下的交通标志检测更精准。最后,为了进一步增强模型的分类能力和训练稳定性,算法采用了 EMA-SlideLoss 作为损失函数。在 TT100K 交通标志数据集上的测试结果表明,YOLO-EMDE 算法在精确率、召回率和 mAP@0.5 上相较于原算法提升幅度分别高达 8%、5.5%和 6.5%。同时,该算法的检测速度达到了 83 帧/s,充分满足了实时性应用的需求。

关键词:目标检测;智能驾驶;YOLOv8n;交通标志; 动态卷积; DyHead

中图分类号: TP391.41; U495　　**文献标志码**: A　　**文章编号**: 1003-7241(2026)08-0097-09

Traffic sign detection algorithm based on improved YOLOv8n

Zhu He, Wang Qingyu, Wu Weilin

(College of Electronic Information, Guangxi University for Nationalities, Nanning 530006, China)

Abstract: Traffic sign detection plays an important role in intelligent driving. Aiming at the problems of low detection accuracy of small targets in complex scenes and complex image background, a traffic sign detection algorithm YOLO-EMDE based on YOLOv8n is proposed. The algorithm replaces the backbone with the lightweight EfficientFormerV2 network to enhance the network feature fusion capability. By introducing the C2f_MPDCN module, the receptive field is dynamically adjusted to improve the receptive field range and enhance the target detection capability. The original head of YOLOv8 is replaced with the DyHead detection head, which integrates three attention mechanisms of space, scale and task, making the model more accurate when detecting traffic signs in different backgrounds. Finally, in order to further enhance the classification ability and training stability of the model, the algorithm uses EMA-SlideLoss as the loss function. The test results on the TT100K traffic sign dataset show that the YOLO-EMDE algorithm improves the precision, recall and mAP@0.5 by 8%, 5.5% and 6.5% respectively compared with the original algorithm. At the same time, the detection speed of the algorithm reaches 83 frames per second, fully meeting the needs of real-time applications.

Keywords: object detection; intelligent driving; YOLOv8n; traffic sign; dynamic convolution; DyHead

在智能交通系统中,交通标志识别对无人驾驶与辅助驾驶技术至关重要[1]。面对复杂的道路环境和多样化的交通标识,如何提升识别精度与速度成为紧迫需求。开发准确且实时性强的交通标志检测算法,对于减轻驾驶者负担,增强道路安全性,以及推动智能交通领域的进步具有深远意义[2]。

目前,交通标志检测方法大致分为两种:第一种是传统的基于候选区域算法,如 Kalfarisi 等[3]将区域卷积神经网络(region convolutional neural networks ,R-CNN) 网络用于目标检测,利用卷积神经网络与 SVM 用于分类和预测,基于此,Li 等[4]提出了 Faster R-CNN 算法,能够在较为复杂环境中获取小目标遮挡的目标区域;Liu 等[5]对在野外状态的交通标志遮挡和背景复杂问题提出一种检测交通标志网络模型,加入注意力驱动的双重特征金字塔子网络以及构建自适应的感受野融合模块。第二种是基于端到端的深度学习目标检测算法,如 YOLO[6-9]系列、SSD[10-12]系列等。王卜等[13]对于交通标志图像的小目标多以及定位困难问题,提出了引入空间金字塔池化和特征融合多尺度模块 YOLOv3 的网络结构,陈昌川等[14]在 YOLOv3 的基础上进行融合残差网络,加入卷积层,提出了 T-YOLO 算法; 韩岩江等[15]针对不同照明条件下的交通标志,提出了一种改进的 YOLOv5 算法,通过引入 CA 提升网络对重要特征的提取[16],减少光照条件的影响下,再通过 BiFPN 来进行加强网络的特征提取融合能力。韦

收稿日期:2024-12-04;**录用日期**:2025-02-25

基金项目:国家自然科学基金(62241302)

作者简介:朱　贺(2000—),男,研究生,研究方向为深度学习。

通信作者:王擎宇(1988—),男,博士,讲师,研究方向为深度学习。

引用本文:朱贺,王擎宇,吴伟林. 改进 YOLOv8n 的交通标志检测算法[J]. 自动化技术与应用,2026,45(8):97-105. (Zhu He, Wang Qingyu, Wu Weilin. Traffic sign detection algorithm based on improved YOLOv8n[J]. Techniques of Automation and Applications,2026,45(8):97-105.)

强等[17]对交通标志存在遮挡等影响下,提出YOLOv5的改进算法,其引进了递归的门控卷积与回归损失函数,YOLOv8是ultralytics公司在2023年提出的一种全新SOTA模型,该算法具有快速、准确和鲁棒性强等特点。YOLOv8在目标检测上有着良好的性能,但对于较为密集的检测会容易出现漏检和误检,对于有复杂状况以及复杂纹理的目标,其特征提取能力有待提高。

综上所述,本文提出了一种基于YOLOv8的交通标志检测算法YOLO-EMDE,该算法引入了Efficientformerv2网络结构,提升了模型的准确度;设计了C2f_MPDCN模块,使模型更专注于目标特征,减少背景干扰;采用注意力机制的目标检测头DyHead[18],提升模型检测头的表达能力;用EMASlideloss作为损失函数来解决数据集样本之间的不平衡问题,使用有效感受野来提升节点精度。该算法对遮挡小目标有很好的检测效果,改善了目标漏检情况,提升了检测精度,有效地满足实时性的检测,检测速度也达到了83帧/s。

1 相关原理

1.1 YOLOv8模型

YOLOv8算法是由Ultralytics LCC公司在YOLOv5模型上改进的单阶段检测模型[19],YOLOv8网络结构分为输入端(Input)、骨干网络(Backbone)、颈部(Neck)和检测头(Head),如图1所示。在输入端首先进行数据的预处理,把输入图像固定为640×640像素,再通过Mosaic进行特征提取。YOLOv8的Backbone部分以及Neck部分基于YOLOv7的设计理念和YOLOv5的模型思想,把C3结构更换为C2f结构,实现模型的轻量化。Head使用了解耦头用来提取目标的类别特征以及位置特征。YOLOv8采用了YOLOX提出的一种方法[20-22],在最后10轮把Mosiac关闭,从而使模型提取到真实图像特征,加强了模型的鲁棒性。

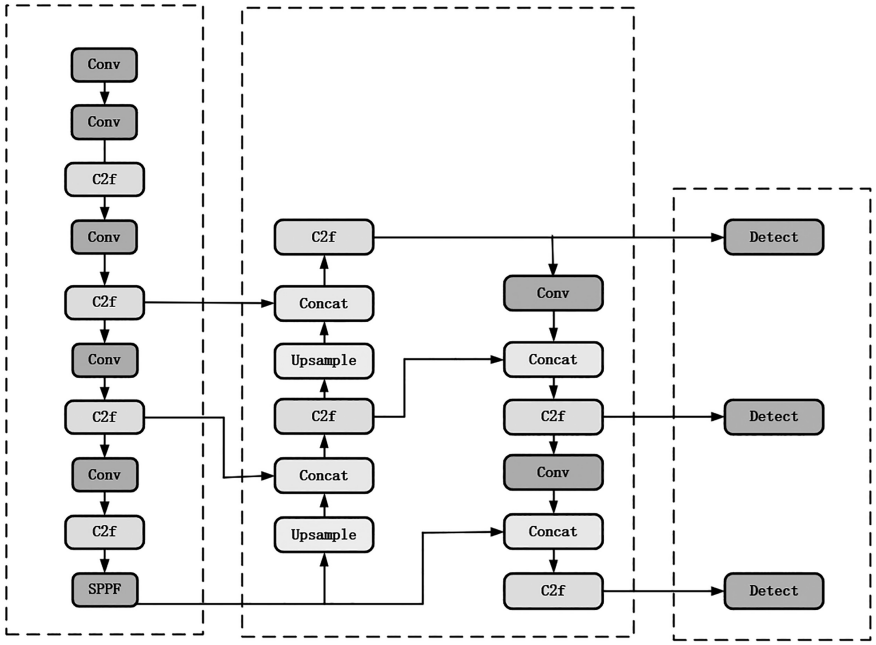


图1 YOLOv8网络结构

Fig. 1 YOLOv8 network structure

1.2 算法存在的问题

小目标交通标志的特征提取不够充分,导致交通标志检测率低;当前交通标志检测算法在识别精度和速度上不能很好地兼顾其要求,并且在检测任务中基于复杂的背景环境也导致交通标志检测有漏检以及误检情况。

2 算法改进

YOLOv8是单阶段目标检测算法中,同时兼顾速度与精度的模型,对小目标交通标志检测有很好的检测效果;由于YOLOv8n在交通标志检测中会有漏检误检影响检测精度,本研究在YOLOv8n模型基础上进行改进。在骨干Backbone中采用轻量级的EfficientFormerv2网络改进YOLOv8n原始骨干网络,提升网络效率并降低延迟,增强了网络特征融合能力,设计了C2f_MPDCN模块,使模型更专注于目标特征,同时添加基于注意力机制的检测头DyHead来替换原始Detect结构,增强对小目标检测的识别效果,提升标志检测精度,最后设计EMASlideloss对损失函数实现优化,从而使模型更易于收敛。基于YOLOv8n改进的交通标志检测算法YOLO-EMDE结构如图2所示。改进后的YOLO-EMDE与原始YOLOv8n相比检测精度提升,并且基本保持YOLOv8n的实时性与检测速度;因此YOLO-EMDE在交通标志检测上的性能和YOLOv8n相比有着显著的提升。

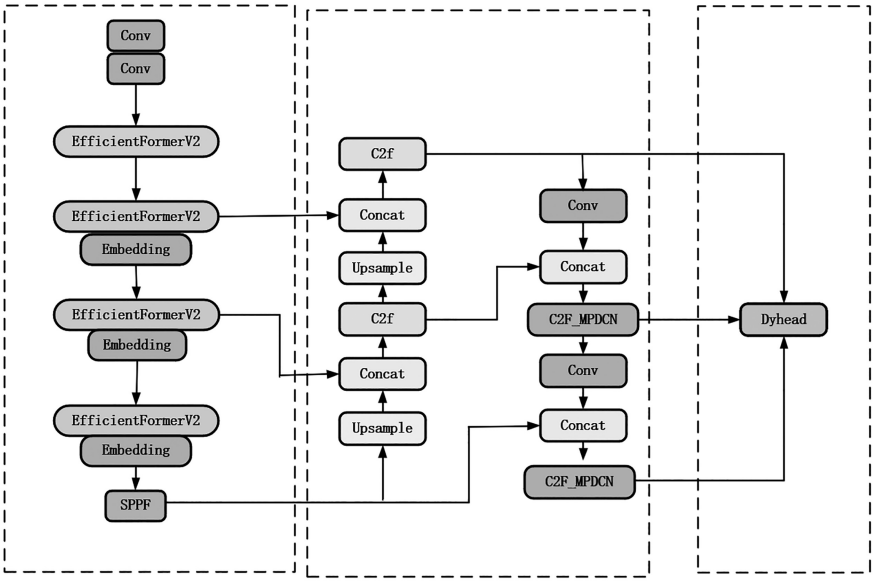


图 2　YOLO-EMDE 网络结构

Fig. 2　YOLO-EMDE network structure

2.1　EfficientFormerv2 网络结构

原始的 YOLOv8 主干网络把输入进行分支操作,各自进行卷积和 CBL 模块操作,再输入到卷积层,由于在网络中使用了大量的残差结构,会导致过多的冗余操作,增加模型的延迟与特征重复,从而使得模型计算量增加,检测速度变慢,在实际应用中会受到限制。因此,本文提出使用更高效的 EfficientFormerV2 网络来替换原有的 YOLO8 主干,以更小的模型和更快的推理机制实现了更高的性能, EfficientFormerV2 网络结构如下图 3 所示。

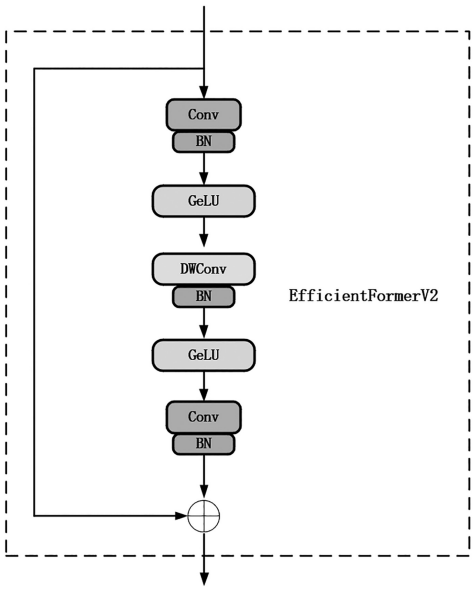


图 3　EfficientFormerV2 网络结构图

Fig. 3　EfficientFormerV2 network structure diagram

EfficientFormerV2 采用了联合搜索方法,使用了具有相同内核大小的深度可分离卷积来代替平均池化层,在不增加延迟和 VIT 架构标准下来增强性能。EfficientFormerv2 使用分层设计的 4 个阶段分别以输入分辨率的$\frac{1}{4}$、$\frac{1}{8}$、$\frac{1}{16}$和$\frac{1}{32}$捕获特征。EfficientFormerV2 在前两个阶段采用前馈神经网络(feedforward neural network, FNN) 结构,来捕获高分辨率的局部信息;在中间插入深度可分离卷积(depthwise separable convolution,DWConv)提高局部特征提取能力;在随后的 2 个阶段中,使用了局部 FFN 和全局的多头自注意力 MHSA 结构,其结构图如图 4 所示。其引入了细粒度的联合搜索,从而得到了最佳的 EfficientFormer 架构。

2.2　C2f 模块改进

在交通标志检测领域,会面对复杂背景小目标的检测任务,而使用常规的卷积神经网络会由其固定感受野以及空间结构导致下采样过程中造成信息丢失从而影响检测精度,尤其在目标小尺寸和目标变形时。因此在 C2f 基础上设计了 C2f_MPDCN 模块嵌入 YOLOv8 网络中,此模块结合可变卷积网络 DCNv2,其结构如图 5 所示。

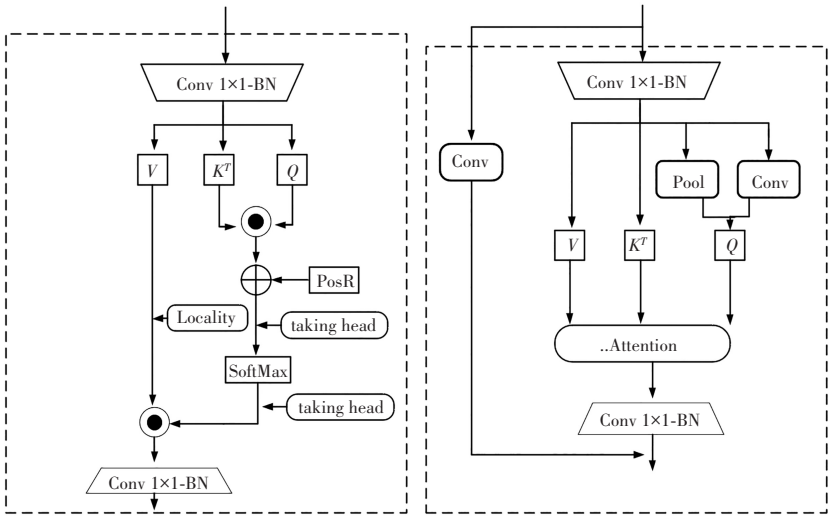
引入可变形卷积动态的调整感受野,从而让目标的状态、尺度变化等进行更好的处理,同时增大其感受野的范围,以更好地适应物体的几何形变[23]。可变性卷积操作流程如图 6 所示。

可变性卷积公式为

$$y(P_0)=\sum_{n=1}^{N}W_n\cdot x(p_0+p_n+\Delta p_n)\cdot\Delta m_n \tag{1}$$

其中, x 和 y 为输入、输出的特征图,N、n 分别为采样总数与位置点,p_0 是输入特征图目前位置,W_n 是第 n 个采样点投影权重,p_n 是第 n 个预定义卷积网络采样位置,Δp_n 是偏移量对应的第 n 个位置, Δm_n 是第 n 个调制标量的位置,其范围在[0,1]。

由于可变性卷积生成的偏移量 Offsets 效率较低,为了提高可变性卷积使用效率以及生成 Offsets 的精确度,在其原始基础上引入多路径聚合注意力机制 MPCA,设计出了 C2f_MPDCN 模块。其结构图如图 7 所示。



（a）整体结构图　　（b）注意力下采样结构图

图 4　MHSA 结构图

Fig. 4　MHSA structure diagram

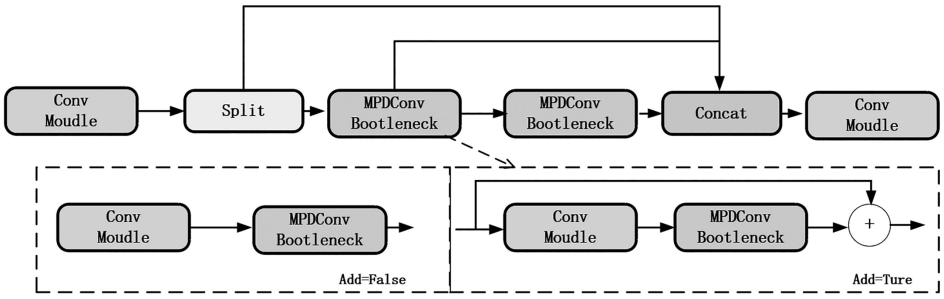


图 5　C2f_MPDCN 结构图

Fig. 5　Structural diagram of C2f-MPDCN

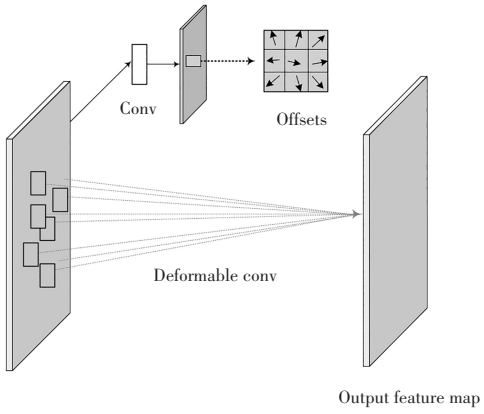


图 6　可变性卷积

Fig. 6　Variable convolution

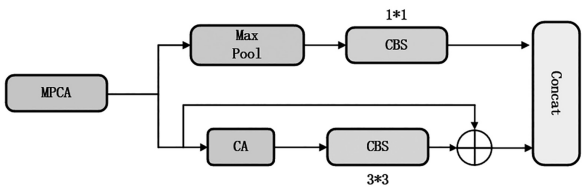


图 7　MPCA 结构图

Fig. 7　MPCA structure diagram

与常用通道注意力 CA 相比，多路径聚合注意力机制（multi-scale positional channel attention，MPCA）能够更好地在空间关系方面进行细致的控制与处理，使模型在进行道路交通标志检测时能够更加有效率地识别重要特征，并且减少了背景的干扰。

2.3　DyHead

由于 YOLOv8 原始的检测头是采用传统单尺度预测结构，对于多尺度以及小目标进行检测时可能会存在漏检误检等情况；检测头预测的位置都是独立进行，导致全局视野会造成缺失；并且检测头参数量少，对特征图中的空间结构信息难以挖掘。因此会对多尺度的交通标志检测带来限制。而 DyHead 能够将 3 种注意力转为序列模式进行排列布局，更好进行因目标尺度差异形成的特征尺度多样性进行融合。检测层上给定三维特征向量 $\boldsymbol{F} \in R^{L\times S\times C}$，该注意力函数计算公式如下所示

$$W(\boldsymbol{F}) = \pi_C(\pi_S(\pi_L(\boldsymbol{F})\cdot\boldsymbol{F})\cdot\boldsymbol{F})\cdot\boldsymbol{F} \tag{2}$$

其中，维度 I、S、C 上的 3 个不同注意力函数分别是尺度感知注意力模块 $\pi_I(\cdot)$、空间感知注意力模块 $\pi_S(\cdot)$、任务感知注意力模块 $\pi_C(\cdot)$，并且可以多次使用进行叠加。DyHead 结构如图 8 所示。

图中表示了 $\pi_I(\cdot)$、$\pi_S(\cdot)$ 和 $\pi_C(\cdot)$3 种不同模块内部结构以及将三者串联形成的整体结构，3 种模块都可以应用于检测 Head 并可以多次叠加使用。

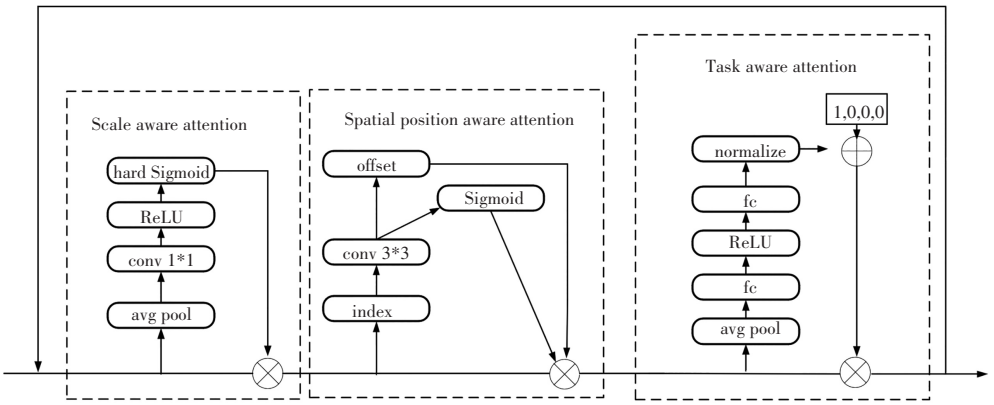


图 8　DyHead 结构图

Fig. 8　DyHead structure diagram

2.4　EMASlideloss

原 YOLOV8 模型,分类损失为(varifocal loss,VFL),分类损失提出了非对称性的加权操作,其公式如下,即

$$y(P_0)=\sum_{n=1}^{N} W_n \cdot x(p_0+p_n+\Delta p_n)\cdot \Delta m_n \tag{3}$$

CIoULoss 引入了预测边界框与真实边界框的中心点距离这一概念,CIoULoss 如公式(4)所示。

$$L_{\mathrm{CIoU}}=L_{\mathrm{IoU}}-\frac{\rho^2(b,b^{\mathrm{gt}})}{c^2}-v \tag{4}$$

其中,b^{gt} 和 b 分别表示实际框和预测框的中心坐标;ρ 表示 2 个中心点之间的欧氏距离;c 表示包含预测框与实际框的最小封闭范围所代表的对角线长度;v 用来定义宽高比的差值。但由于 IoU 损失的计算存在明显缺陷,在实际边界框和预测边界框没有交集时,IoU 的计算值为 0,损失为 1,由于缺少距离的信息,预测的损失函数较小,因此无法让预测边界框更加准确;而 YOLOv8 的交叉熵损失也会对模型要求很高,模型训练时,学习率必须控制在极小的范围内否则会使模型极其不稳定以及出现梯度爆炸等问题,并且当样本数量较少交叉熵损失会导致样本失衡,些许类别会被忽略。SlideLoss 对样本失衡有针对性的效果,其公式如下,即

$$f(x)=\begin{cases}1 & x\leqslant \mu-0.1\\ \mathrm{e}^{1-\mu} & \mu<x<\mu-0.1\\ \mathrm{e}^{1-x} & x\geqslant \mu\end{cases} \tag{5}$$

其中,μ 是边界框的 IoU 值的平均值,小于 μ 的取为负样本,大于 μ 的取为正样本。而为了提升均值 μ 的滑动平稳,本文通过引入平均滑动的 EMA 思想来优化均值 μ,因此本文在其基础上设计了 EMA-SlideLoss。在 SlideLoss 的基础上,利用指数移动平均动态调整 auto_iou,让动态调整后的 auto_iou 对损失进行自适应调整。这有利于提高模型的训练效果和鲁棒性。动态调整 EMA 函数如下所示,即

$$\mathrm{EMA}_Z=d\left(1-\exp\left(-\frac{z}{\mathrm{zau}}\right)\right)\mathrm{EMA}_{Z-1}+(1-d)\cdot \mathrm{auto_iou} \tag{6}$$

其中,auto_iou 是在时间 Z 的观测值;d 是一个衰减因子,设置为 0.999;z 为迭代次数;zau 是训练总迭代次数,设置为 1 000。当 $z=\mathrm{zau}$ 时,衰减因子将增加到 $\frac{\mathrm{e}-1}{\mathrm{e}}$。表示为在训练初期,模型更多地考虑 EMA,在训练的后期,模型会更多地考虑当前的观测值。EMA-SlideLoss 设计了一种平滑的机制来平衡历史数据和当前观测值对 EMA 的影响。最终损失函数的计算如式(7)所示。

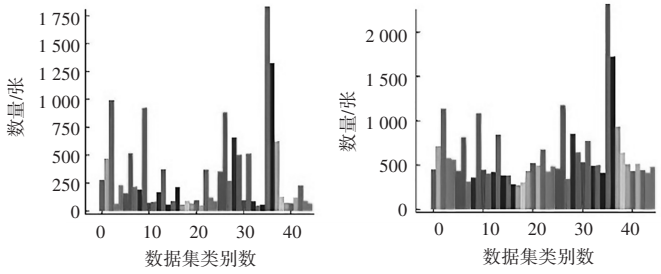
$$f(x)=\begin{cases}1 & x\leqslant \mathrm{EMA}_Z-0.1\\ \mathrm{e}^{1-\mathrm{EMA}_Z} & \mathrm{EMA}_Z<x<\mathrm{EMA}_Z-0.1\\ \mathrm{e}^{1-x} & x\geqslant \mathrm{EMA}_Z\end{cases} \tag{7}$$

3　实验设计与结果分析

3.1　数据集和数据增强

本研究使用清华-腾讯 100K (TT100K)数据集,清华大学与腾讯联合创建的大规模交通标志识别数据集。TT100K 数据集由 100 000 张尺寸为高分辨率的图像组成,并包含 30 000 个交通标志实例。它涵盖了 221 种不同类型的道路交通标志。为了确保有效的模型训练,选择了 45 类交通标志超过 100 个实例进行进一步分析。

经过过滤操作后,数据集中不同类别的训练样本数量仍然存在明显的不平衡。超过一半的交通标志类别实例数量较少,不利于模型训练。因此,本研究对原始数据集进行了一系列数据增强。数据增强效果对比如图 9 所示。增加了出现次数较少的交通标志类别,以增加其在数据集中的代表性。最终的增强数据集由 11 167 张图像组成,其中训练集中有 8 901 张图像,测试集中有 2 266 张图像。



(a) 数据集未增强　　(b)数据集已增强

图 9　数据集增强效果对比

Fig. 9　Comparison of dataset enhancement effects

3.2 实验环境及参数配置

本实验在Win11操作系统下进行，GPU为NVIDIA GeForce RTX 4060，深度学习框架为Pytorch1.13.1，CUDA11.1，输入图片大小为640×640像素，训练迭代次数为200，训练参数配置如表1所示。

表1 实验环境及参数

Tab.1 Experimental environment and parameters

项目	版本环境
CPU	AMD Ryzen9 7945HX
GPU	NVIDIA GeForce RTX 4060
Python	3.8.16
torch	1.13.1
CUDA	11.1

3.3 评价指标

本文实验采用准确率(Precision)、召回率(Recall)、平均精度(mean average precision, mAP)和FPS作为模型评价指标。精确率公式如下所示，TP表示检测正确的样本数量，FP表示检测错误的样本数量。

$$P = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP}} \tag{8}$$

召回率公式如(9)所示，FN是检测遗漏的样本数量。

$$R = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FN}} \tag{9}$$

AP是单个的类别精度，mAP是整体的类别平均精度，其公式如下所示。

$$\mathrm{AP} = \int_0^1 P(r)\,\mathrm{d}r \tag{10}$$

$$\mathrm{mAP} = \frac{1}{N}\sum_{i}^{N} \mathrm{AP}_i \tag{11}$$

3.4 实验结果与分析

为了验证本文改进算法YOLO-EMDE的有效性，以模型YOLOv8n为基准模型，进行消融实验，结果如表2。表3所示。当YOLOv8n模型引EfficientFormerv2时，模型mAP@0.5和mAP@0.50:0.95明显提升，是由于其引入双路径注意力下采样机制，能够更好地识别小目标检测，同时设计了参数量和速度的细粒度联合搜索，虽然检测速度略有下降但仍旧符合实时检测的要求，引入C2f-MPDCN后，检测精度进一步提升，在参数量减少的同时FPS跟原始模型保持一致，证明设计C2f-MPDCN的有效性与高效性。当只使用DyHead时，mAP值有提升但没有添加EfficientFormerv2的高，这是由于DyHead特征尺度多样性进行融合的过程中会不可避免地有一些细节信息的丢失。同时使用EfficientFormerv2和DyHead时，mAP@0.5上升至77.2%；mAP@0.50:0.95上升至58.7%；证明EfficientFormerv2能够很好地利用DyHead所提供的特征融合的细节信息使得精度进一步地提升，并且检测速度仍然保持在实时监测水平。最后将设计C2f-MPDCN与EMA-SlideLoss损失函数加入模型中，mAP@0.5的值提升至79.2%，并且mAP@0.50:0.95提升至59.6%。因此改进的模型与原YOLOv8n相比，以少量参数量为代价，精确率、召回率、mAP和mAP95都有显著提升，分别提升8%，5.5%，6.5%和4.6%，同时FPS达到83帧/s满足实时监测的需求，证明了本文改进算法的有效性。

表2 消融实验相关模型结构

Tab.2 Ablation experiment related model structure

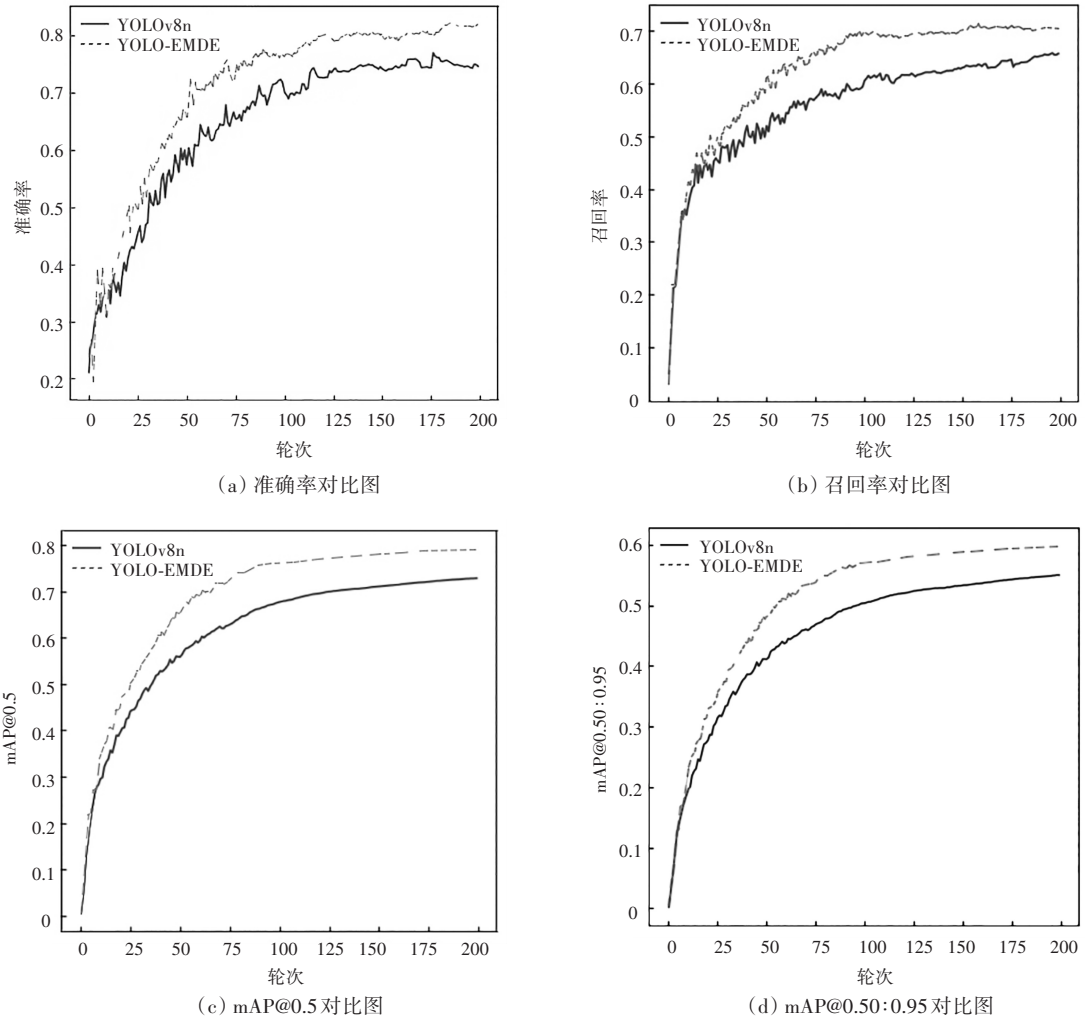
模型结构	YOLOv8n	EfficientFormerv2	C2f-MPDCN	DyHead	EMA-SlideLoss
第一组	√	—	—	—	—
第二组	√	√	—	—	—
第三组	√	—	√	—	—
第四组	√	—	—	√	—
第五组	√	—	—	—	√
第六组	√	√	√	—	—
第七组	√	√	—	√	—
第八组	√	√	—	√	√
第九组	√	√	√	√	√

表3 消融实验结果

Tab.3 Ablation experiment results

模型结构	*P*/%	*R*/%	mAP@0.5/%	mAP@0.50:0.95/%	FPS	参数量/M
第一组	74.6	65.7	72.7	55.0	164	3.15
第二组	78.5	68.5	76.1	57.5	93.5	5.11
第三组	77.3	66.3	74.3	55.4	156	3.06
第四组	75.2	68.9	75.5	56.8	156	3.49
第五组	76.1	65.9	74.2	55.7	176	3.15
第六组	82.1	65.4	76.3	56.9	129	5.16
第七组	79.7	68.9	77.2	58.7	90	5.59
第八组	81.3	71.1	78.3	59.1	86	5.59
第九组	82.6	71.2	79.2	59.6	83	5.62

为了更加全面地研究本文算法的性能,以呈现改进模型(YOLO-EMDE)与 YOLOv8n 之间的性能对比。专注于这两个模型在 200 轮训练过程中的 Precision、Recall、mAP@0.5 和 mAP@0.50∶0.95 的变化情况,其中 mAP@0.5 是在 IoU 阈值为 0.5 的计算精度,mAP@0.50∶0.95 是在 IoU 阈值为 0.50 到 0.95 的范围内计算的平均精度。对比数据如图 10 所示。



(a) 准确率对比图　(b) 召回率对比图

(c) mAP@0.5 对比图　(d) mAP@0.50∶0.95 对比图

图 10　性能对比

Fig. 10　Performance comparison

为了验证改进算法 YOLO-EMDE 的优越性,在不改变实验参数和数据集的前提下,将改进算法与目前主流目标检测算法 SSD、Faster R-CNN、YOLOv3、YOLOv5、YOLOX 等进行实验对比,对比结果如表 3 所示。

表 3　不同检测算法结果对比

Tab. 3　Comparison of results of different detection algorithms

算法	*P*/%	*R*/%	mAP@0.5/%	FPS
SSD	69.7	67.5	67.3	63
Faster R-CNN	67.2	70.3	70.5	35
YOLOv3	69.3	42.5	46.3	242
YOLOv5s	82.3	64.6	73.8	106
YOLOv7s	73.1	56.2	61.8	79
CGS-Ghost-YOLO[24]	80.3	61.3	68.2	69
YOLOX-tiny[25]	76.3	74.1	75.6	44
YOLO-EMDE	82.6	71.2	79.2	83

实验结果表明,改进后的算法,与主流目标检测算法 SSD、Faster R-CNN、YOLOv3、YOLOv5s、YOLOv7s 等有着更好的检测精度,并且有着实时监测的检测速度。综上所述,改进模型 YOLO-EMDE 在有着高精度的同时仍有实时检测效果,由此证明改进算法的有效性,与其他模型相比更加满足了交通标志的检测实际需求。图 11 是改进前后效果对比。



(a) YOLOv8n (b) YOLO-EMDE

图 11 检测效果对比

Fig. 11 Comparison of detection effects

4 结论

本文为了解决交通标志实时监测的效果,提出了一种基于 YOLOv8 改进的网络模型,该模型通过引入 Efficientformerv2 网络结构替换 YOLOv8 原始主干,从而加速网络对多种特征的检测,在提升精度的同时也保持了模型的检测速度,设计了 C2f_MPDCN 模块,融合了 MPCA 以及可变性卷积技术,动态调整感受野,提升了特征提取的能力,使用含有 3 种注意力函数的 Dyhead 检测头在空间、尺度以及任务三方面提升模型的性能,最后通过设计 EMA-SlideLoss 来增强检测类别的分类能力。改进后的 YOLOv8-EMDE 算法精度更高,对复杂情况和微小目标都能够达到更好的检测效果,满足了实时的监测需求,有实际应用价值。

参考文献

[1]茅智慧,朱佳利,吴鑫,等. 基于 YOLO 的自动驾驶目标检测研究综述[J]. 计算机工程与应用,2022,58(15):68-77.
[2]尹靖涵,瞿绍军,姚泽楷,等. 基于 YOLOv5 的雾霾天气下交通标志识别模型[J]. 计算机应用,2022,42(9):2876-2884.
[3]Kalfarisi R, Wu Z Y, Soh K. Crack detection and segmentation using deep learning with 3D reality mesh model for quantitative assessment and integrated visualization[J]. Journal of Computing in Civil Engineering,2020,34(3):04020010.
[4]Li X, Xie Z, Deng X, et al. Traffic sign detection based on improved Faster R-CNN for autonomous driving[J]. The Journal of Supercomputing, 2022,78(6):7982-8002.
[5]Liu Y, Peng J Y, Xue J H, et al. TSingNet: Scaleaware and context-rich feature learning for traffic sign detection and recognition in the wild[J]. Neurocomputing,2021,447:10-22.
[6]Li S, Wang S, Wang P. A small object detection algorithm for traffic signs based on improved YOLOv7 [J]. Sensors,2023,23(16):7145.
[7]Mahadshetti R, Kim J, Um T W. Sign-YOLO: Traffic sign detection using attention-based YOLOv7[J]. IEEE Access, 2024, 12: 132689-132700.
[8]皮骏,刘宇恒,李久昊. 基于 YOLOv5s 的轻量化森林火灾检测算法研究[J]. 图学学报,2023,44(1):26-32.
[9]窦智,胡晨光,李庆华,等. 改进 YOLOv7 的小样本钢板表面 缺陷检测算法 [J]. 计算机工程与应用,2023,59(23):283-292.
[10]张淑芳,朱彤. 基于残差单发多框检测器模型的交通标志检测与识别[J]. 浙江大学学报(工学版),2019,53(5):940-949.
[11]张云川,姜麟,林莉. 基于单次双向特征金字塔网络的目标 检测模型[J]. 激光与光电子学进展,2023,60(2):273-283.
[12]Song S Q,Li X,Zhu X F,et al. Aerial photography urban road vehicle detection method based on improved SSD[J]. Sensors and Microsystems, 2021,40(1):114-117.
[13]王卜,何扬. 基于改进 YOLOv3 的交通标志检测[J]. 四川大学学报(自然科学版),2022,59(1):51-61.
[14]陈昌川,王海宁,赵悦,等. 一种基于深度学习的交通标志识别新算法[J]. 电讯技术,2021,61(1):76-82.
[15]韩岩江,王伟,王峰萍. 融合坐标注意力和 BiFPN 的 YOLOv5s 交 通标志检测方法[J]. 国外电子测量技术,2022,41(11):170-179.
[16]Zhang W H, Zhang L L, et al. Improved vehicle detection method for unmanned aerial vehicle (UAV) image with YOLOv5[J]. Remote Sensing Information,2023,38(3):114-121.
[17]韦强,胡晓阳,赵虹鑫. 改进 YOLOv5 的交通标志检测方法[J]. 计算机工程与应用,2023,59(13):229-237.
[18]吴明杰,云利军,陈载清,等. 改进 YOLOv5s 的无人机视角下小目标检测算法[J]. 计算机工程与应用,2024,60(2):191-199.
[19]王静,孙紫雲,郭苹,等. 改进 YOLOv5 的白细胞检测算法[J]. 计 算机工程与应用,2022,58(4):134-142.
[20]邵延华,张铎,楚红雨,等. 基于深度学习的 YOLO 目标检测综述[J]. 电子与信息学报,2022,44(10):3697-3708.
[21]王宁生,解志斌,邵长斌. 融合多尺度信息的水下目标检测算法研究[J]. 自动化技术与应用,2026,45(4):1-5.
[22]徐福斌,殷浩然,任莉芸,等. 基于改进的 YOLOv8 尺度自适应大渣检测算法研究[J]. 自动化技术与应用,2026,45(3):128-132,146.
[23]李富豪,赵希梅. 基于 D-Unet 神经网络的鼻腔鼻窦肿瘤分割算法[J]. 计算机工程,2022,48(1):281-287.
[24]赵宏,冯宇博. 基于 CGS-Ghost YOLO 的交通标志检测研究[J]. 计算机工程,2023,49(12):194-204.
[25]Zhu C,Hong H,Sun H,et al. Real-time damage detection method for conveyor belts based on improved YoloX [J]. Journal of Failure Analysis and Prevention,2023,23(4):1608-1620.