·面向智能驾驶的目标检测与道路通行区域感知技术专题·

面向自动驾驶的交通导改装置检测算法*

范英[1] 顾润寅[1] 安海超[1] 支坤[1] 汤建华[2]

（1.太原科技大学车辆与交通工程学院，太原 030024；2.中交路桥华北工程有限公司，北京 100101）

【摘要】针对自动驾驶车辆在道路施工场景中对交通导改装置检测时面临的精度与实时性协同问题，提出一种改进的YOLOv8检测算法。利用Make Sense进行数据标注并结合数据增强技术构建专用数据集；以EfficientNetV2-S替换主干网络强化特征提取；在快速空间金字塔池化（SPPF）模块前增设反向残差注意力模块（iRMB）聚焦关键目标；采用距离交并比（DIoU）损失函数优化模型。经试验验证，改进后模型的精确率达90.7%，召回率提升4.8百分点，平均精度均值（mAP@0.5和mAP@0.5∶0.95）均提升4.3百分点。部署至Android移动端后，帧率稳定达40帧/s以上。

主题词：自动驾驶 目标检测 交通导改装置 YOLOv8 EfficientNetV2

中图分类号：U415 **文献标志码：**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250282

Improvement of Traffic Guidance Device Detection Algorithm for Automatic Driving

Fan Ying[1], Gu Runyin[1], An Haichao[1], Zhi Kun[1], Tang Jianhua[2]

（1. School of Vehicle and Transportation Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024;
2. China Communications Road and Bridge North China Engineering Co., Ltd., Beijing 100101）

【Abstract】To address the challenge of balancing accuracy and real-time performance when autonomous vehicles detect traffic diversion devices in roadworks scenarios, a detection algorithm that improves upon YOLOv8 is proposed. This paper utiliseS Make Sense for data annotation and combined this with data augmentation techniques to construct a dedicated dataset. The backbone network with EfficientNetV2-S to enhance feature extraction is replaced and an inverted Residual Moving Block (iRMB) module before the Spatial Pyramid Pooling Fast (SPPF) module to focus on key targets is edded. Morever, the Distance-based Intersection-over-Union (DIou) loss function is adopted to optimise the model. Experimental results validate that the improved model achieves a precision of 90.7%, with a recall increase of 4.8 percentage points and an average precision (mAP@0.5 and mAP@0.5∶0.95) that has risen by 4.3 percentage points. Upon deployment to an Android mobile device, the frame rate remains stable at over 40 frames per second.

Key words: Automatic driving, Target detection, Traffic guidance device, YOLOv8, EfficientNetV2

【引用格式】范英, 顾润寅, 安海超, 等. 面向自动驾驶的交通导改装置检测算法[J]. 汽车技术, 2026(7): 20-27.

FAN Y, GU R Y, AN H C, et al. Improvement of Traffic Guidance Device Detection Algorithm for Automatic Driving[J]. Automobile Technology, 2026(7): 20-27.

1 前言

交通导改装置是道路改扩建工程的核心安全设施，对其进行精准识别对自动驾驶系统的环境感知能力至关重要。基于深度学习的目标检测技术通过算法性能优化，可显著提升车辆对复杂施工场景的环境适应能力，提高自动驾驶的安全性。

在目标检测研究中，诸多学者围绕算法优化与场景适配展开深入探索。向雷等[1]改进YOLOv8算法，在保持轻量化的同时将mAP@0.5提升2.04%，但未针对性解决遮挡场景下的像素重叠问题。王轩慧等[2]提出一种基于改进YOLOv8s的轻量级目标检测算法，在KITTI和

*基金项目：山西省青年基金项目（202203021212306）；山西省专利转化计划项目（202405001）；山西省研究生精品教学案例项目（2023AL30）；太原科技大学研究生联合培养示范基地项目（JD2022019）；山西省教学改革项目（J20230840）。

BDD100K数据集上实现参数量减少25%且mAP@0.5提升3.5%的显著效果，但在极端低光照场景下的鲁棒性及边缘设备实时推理效率仍需进一步优化。Trappey等[3]运用图像权重采样技术提升自动驾驶中交通标志检测的鲁棒性，但在复杂场景下存在数据集覆盖缺口。范英等[4]结合PINet与Recurrent Eeature-Shift Aggregator（RESA）网络提出车道线检测算法，在复杂场景下实现检测精度与推理速度双提升，但F1指标提升有限。Bakirci等[5]利用YOLOv8与无人机平台构建车辆检测系统，通过调整飞行参数增强数据集多样性，但低光照与夜间场景的检测精度下降明显，需进一步优化。徐永伟等[6]提出SA-AFF-YOLOv8算法，将平均精度均值（mean Average Precision，mAP）提升至53.8%，但65.9 Mb的参数量导致边缘设备部署效率下降，且密集小目标场景的检测漏检率较高。王芯蕊等[7]提出CT-YOLO算法，在自建高速公路异常目标数据集上实现mAP@0.5提升13.2%，但模型推理时间有所增加，实时性有待优化。

综上，目标检测算法需解决动态场景实时性、复杂环境鲁棒性及小目标检测精度问题。本文提出基于改进YOLOv8的算法，聚焦施工区域交通导改装置识别工况，解决遮挡、雨雪强光干扰引发的漏检、误检问题，支撑自动驾驶车载感知精准识别施工路况。

2 YOLOv8算法改进

YOLOv8融合无锚检测（Anchor-Free）机制与多尺度特征融合技术，显著提升了小目标检测精度和复杂场景鲁棒性，其轻量化设计能够高效部署于边缘设备，并且在精度-速度平衡与工程化部署成熟度方面显著优于其他版本，特别适用于交通导改装置的实时监测。

为解决YOLOv8在复杂场景下特征提取能力不足、难以有效区分目标与背景干扰的问题，提出以下改进方案：首先，替换基础主干网络为EfficientNetV2-S网络，增强模型的特征提取能力；其次，引入iRMB注意力机制，提升模型对重要特征的捕捉能力；最后，采用DIoU损失函数替代原有损失函数，加快模型收敛，增强稳定性，以应对目标重叠、遮挡、光照变化等复杂场景。改进前、后YOLOv8网络架构对比如图1所示。

2.1 改进主干网络

EfficientNetV2网络在维持高精度的同时，能够显著提升训练与推理速度。在交通导改装置检测场景中，小目标存在特征模糊问题，导致模型出现误、漏检情况。为解决该问题，引入EfficientNetV2-S网络强化模型在特征学习层面的性能表现，进而提升交通导改装置检测的准确性与可靠性。

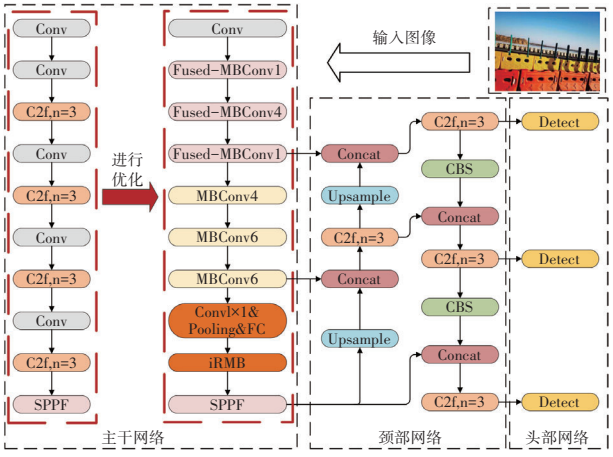


图1 改进前、后YOLOv8架构对比

EfficientV2-S网络由8个阶段构成：阶段0包含一个3×3卷积层；阶段1~阶段6使用堆叠的MBConv和Fused-MBConv；最后一个阶段由1×1普通卷积、平均池化层和全连接层组成[8]。MBConv模块的核心组件如图2所示。输入图像首先通过1×1卷积和3×3深度卷积减少参数数量，随后通过挤压激励模块（Squeeze-and-Excitation Networks，SE）和1×1卷积恢复原始通道数。

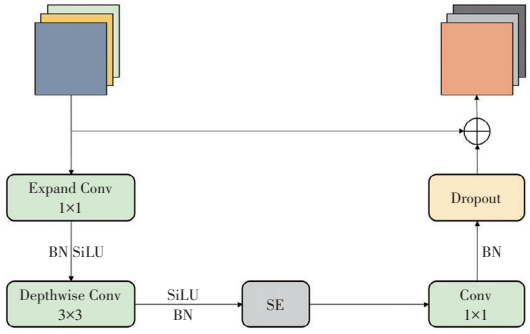


图2 MBConv模块的结构

SE模块通过自适应通道注意力机制，增强模型对通道重要性的感知能力，其结构如图3所示。该模块由挤压（Squeeze）和激励（Excitation）2个部分组成：挤压组件通过全局平均池化捕获全局信息并生成低维特征向量；激励组件利用全连接层和Sigmoid层学习各通道的权重，并与原始特征向量相乘，实现特征重新加权，从而提高模型的性能。

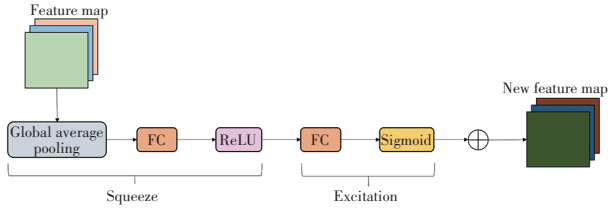


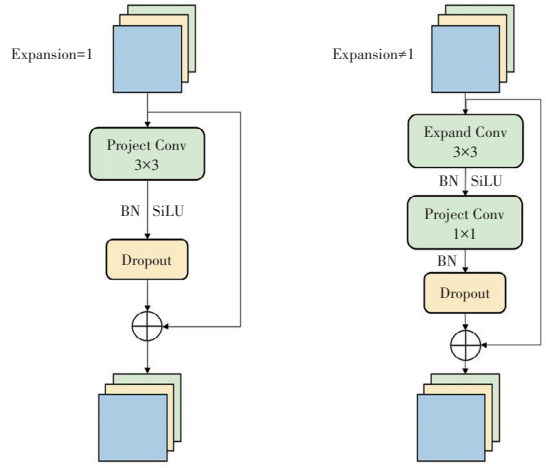
图3 SE模块结构

与EfficientNetv1相比[9]，EfficientNetv2还引入了

Fused-MBConv模块。其模块的结构如图4所示，其数学表达式为：

$$y = x + \mathrm{Conv}_{1\times1}(\mathrm{SiLU}(\mathrm{Conv}_{3\times3}(x))) \tag{1}$$

式中：y为输出特征图，x为输入特征图。



（a） （b）

图4 Fused-MBConv模块的结构

Fused-MBConv模块用3×3卷积替换MBConv中的扩展卷积和深度卷积。当扩展率（Expansion）为1时，模块保留扩展卷积操作。此外，当步长设为1且通道相同时，模块内形成快捷连接，并启用随机失活（Dropout）层。EfficientNetV2利用神经架构搜索（Neural Architecture Search，NAS）方法寻找MBConv和Fused-MBConv的最优组合[10]，通过在阶段1-3中引入Fused-MBConv模块，有效降低计算复杂度。本文选用EfficientNetV2-S轻量化主干网络，有效增强了交通锥、隔离墩等导改装置在低光照、雨雾等复杂场景下的鲁棒特征提取能力，显著降低了误检率。

2.2 融合反向残差注意力模块

针对交通导改装置数据集背景复杂、干扰因素多等问题，引入一种结合反向残差结构与自注意力机制的反向残差注意力模块iRMB[11]，其核心流程为：先利用1×1卷积对输入特征图升维，接着通过深度可分离卷积（DW-Conv）提取并融合特征，再借助扩展窗口多头自注意力（EW-MHSA）机制聚焦关键信息，最后经1×1卷积降维后与原始输入进行残差连接（Skip connect）。其模块结构如图5所示，其数学表达式如下：

$$F(*) = (\mathrm{DWConv},\mathrm{Skip})(\mathrm{EWMHSA}(*)) \tag{2}$$

其中，DW-Conv作为神经网络中常用的卷积操作，由深度卷积和逐点卷积组成。如图6所示，深度卷积通过单滤波器-单通道的映射机制，对输入特征图实施通道独立的空间卷积运算，有效提取局部空间特征。逐点卷积运用1×1的卷积核，在深度卷积输出的多通道特征空间上执行跨通道线性变换，实现特征通道的维度重组与信息融合。相较于传统卷积，深度卷积减少了每个通道需卷积的滤波器数量，逐点卷积降低了输入通道维度，在维持较高性能的同时显著降低计算需求。

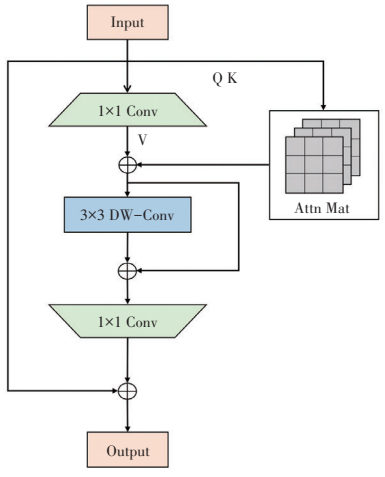


图5 iRMB结构

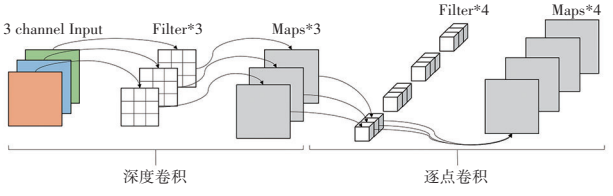


图6 深度可分离卷积的结构流程

EWMHSA在处理图像时，将输入图像划分为多个小窗口并在窗口上独立执行多头自注意力，以此提升效率、减少计算消耗。通过权重分配聚焦关键目标，使模型对图像的理解能力增强。多头自注意力机制利用多组权重矩阵将输入转化为键*Key*、查询*Query*和值*Value*矩阵，通过点积计算键矩阵与查询矩阵的相似度，经softmax得到注意力得分矩阵$\boldsymbol{M}_A$，其数学表达式为：

$$\boldsymbol{M}_A = \mathrm{softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\cdot\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_{\boldsymbol{K}}}}\right) \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$分别为查询矩阵、键矩阵；$d_{\boldsymbol{K}}$为$\boldsymbol{K}$的维度。

之后，将得到的注意力得分矩阵与值矩阵加权求和得到输出$\boldsymbol{Z}$。

多头自注意力机制采用多组权重矩阵并行处理，得到多个输出后拼接并线性变换得到一个新的输出$\boldsymbol{Z}$，其原理如图7所示。

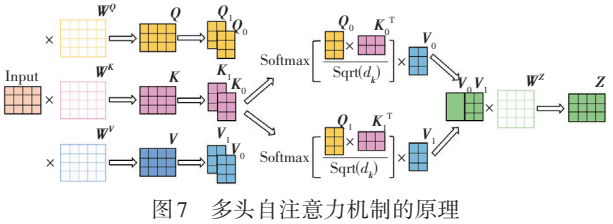


图7 多头自注意力机制的原理

在快速空间金字塔池化（Spatial Pyramid Pooling-

Fast，SPPF）模块上层增设iRMB注意力模块，接收由主干网络精炼的特征图，通过内置注意力机制精准聚焦交通导改装置；利用高效倒残差结构深挖特征图的空间特性。打通跨层级特征通道以促进信息传递融合，使模型能在复杂场景下精准高效地识别装置。

2.3 改进损失函数

在交通导改装置目标检测任务中，因目标遮挡比例较高，合理设计损失函数对提升模型检测性能至关重要。YOLOv8采用分布焦点损失（Distribution Focal Loss，DFL Loss）和完全交并比损失（Complete Intersection over Union Loss，CIoU Loss）计算边界框回归损失，但CIoU Loss存在缺陷，既未考虑样本难易程度平衡，又将纵横比作为惩罚因子，导致在实际框和预测框纵横比相同但宽高值不同时，无法反映真实差异。为解决这些问题，本文采用距离交并比损失（Distance Intersection over Union，DIoU）[12]作为YOLOv8的回归损失函数，以期提升检测性能，其数学表达式为：

$$DIoU = IoU - \frac{\rho^2(b,b^{gt})}{c^2} \tag{4}$$

$$Loss_{DIoU} = 1 - DIoU \tag{5}$$

式中：ρ为中心点欧氏距离，b为预测推的中心点坐标，c为最小外接矩形对角线长度。

在相关任务中，IoU损失衡量预测框与真实框的重叠度，DIoU则基于框中心点距离、宽高差异精准度量二者距离。$\rho^2(b,b^{gt})$为预测框与目标框的欧氏距离，c是二者最小外接矩形对角线距离。引入DIoU Loss之后，模型能够更准确定位交通导改装置，降低对位置偏移的敏感，增强鲁棒性，在复杂场景中稳定发挥。

3 试验与分析

3.1 试验环境

本试验选用操作系统为Windows10；硬件GPU为NVIDIA GeForce RTX 3090，运行内存为64 G；环境配置为Python3.10、CUDA 11.8、PyTorch 2.1.1。训练参数设置如表1所示。

表1 试验训练环境

参数名称	参数设置
输入分辨率/像素×像素	640×640
训练次数/周期	300
批处理量（batchsize）	16
优化器	SGD
初始学习率L_{r0}	0.01
权重衰减系数（weight_decay）	0.000 5

3.2 构建数据集

鉴于当前缺乏公开标准化的交通导改装置数据集，采取实地拍摄与互联网搜集相结合的方式保障数据多样性，选取城市主干道、快速路、高速施工区、山区公路、隧道入口等具有代表性的典型场景，覆盖全时段与天气状况，包括白天和夜间的不同时段，以及晴天、阴天、雨雪天、雾天等天气。同时，运用多种拍摄视角，如车载视角、高空俯视视角等。之后利用Make Sense精准标注图像，并采用数据增强技术进行优化，为深度学习模型提供高质量训练数据。

数据集共包含4 200张图片，经划分后得到训练集3 360张，验证集420张，测试集420张。其包含8个类别：路锥正常（RC Normal）、路锥异常（RC Abnormal）、水泥隔离墩正常（CIP Normal）、水泥隔离墩异常（CIP Abnormal）、彩钢围挡正常（CSE Normal）、彩钢围挡异常（CSE Abnormal）、水马正常（WFB Normal）和水马异常（WFB Abnormal）。其中异常状态主要包括倾倒和损坏，如图8所示。



图8 数据集示例

3.3 评价指标

交通导改装置的检测应兼具精准度与实时性。在评估该任务时，采用精确率（Precision）P、召回率（Recall）R、mAP以及F1分数从不同维度衡量模型的检测性能，并采用帧率f_S作为评估指标，以此量化模型对数据的处理速度，确保其能满足交通导改装置检测的实时性需求：

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{6}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{7}$$

$$mAP = \frac{\sum_{m=1}^{M} AP}{M} \tag{8}$$

$$F1 - score = \frac{2(P \times R)}{(P + R)} \tag{9}$$

$$f_S = \frac{N}{T} \tag{10}$$

式中：TP为正类样本被正确识别的数量，FP为负类样本被误判为正类的数量，FN为正类样本被漏检的数量，

$AP=\int_0^1 P(R)\mathrm{d}R$ 为 P（纵轴）-R（横轴）坐标系中围成的面积，M 为数据集总类别数，N 为处理图像总量，T 为处理图像总时长。

3.4 试验结果与分析

3.4.1 主干网络重构对比分析

在YOLOv8模型的基础上，针对其特征提取的主干网络进行优化，通过引入近年来几种主流的主干网络进行替换试验，以评估其性能。表2展示了这些主干网络的对比试验结果。

表2 主干网络对比试验结果

基础模型	骨干网络	精确率/%	召回率/%	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%	帧率/帧·s^{-1}
YOLOv8	ConvNextV2[13]	82.9	69.0	78.3	55.3	84.3
	ShuffleNetv2[14]	85.4	72.4	81.0	57.8	75.2
	Mobilenetv4-S[15]	84.5	72.8	80.2	56.6	81.7
	Repvit[16]	89.2	72.3	82.1	59.4	45.0
	EfficientnetV1[9]	87.3	74.5	83.0	60.7	56.9
	EfficientnetV2-S[8]	89.3	78.1	86.1	63.9	76.5

经过对多个主流特征提取网络的性能进行综合评估，选用EfficientNetV2-S改进YOLOv8的主干网络具有显著优势，其以86.1%的mAP@0.5和63.9%的mAP@0.5:0.95全面领先其他模型，同时以78.1%的最高召回率降低了漏检风险，综合性能最优；相较于Repvit仅侧重高精确率而牺牲召回率的设计，EfficientNetV2-S在精度与覆盖能力间实现了更优平衡。基于此，选用EfficientnetV2-S对YOLOv8的主干网络进行优化，并将优化后的模型命名为A，以期实现更好的性能表现。

3.4.2 注意力机制对比分析

为验证iRMB对算法的有效性，在模型A的基础上添加不同的注意力模块至特征提取网络之后并进行对比试验，结果如表3所示。

表3 注意力机制对比试验结果 %

基础模型	注意力模块	精确率	召回率	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
A	CGA	87.7	72.9	81.8	58.7
	MLLA	84.0	72.7	80.5	57.1
	ACMix	88.4	79.7	85.9	63.6
	DLKA	85.4	75.0	82.0	59.4
	HAT	85.0	75.2	81.8	58.7
	iRMB	89.0	78.1	86.7	64.1

结果表明，结合不同注意力机制时的性能表现存在显著差异：iRMB在精确率、mAP@0.5和mAP@0.5:0.95关键指标上均取得最优结果；ACMix虽在召回率指标上表现突出，但在其他指标上略显不足。这一对比充分验证了iRMB模块的有效性。基于此，选用iRMB模块对模型A进行进一步优化，经优化后的模型命名为B，后续将针对模型B展开试验。

3.4.3 损失函数对比分析

为验证不同损失函数对模型检测性能的影响，基于模型B进行对比试验，结果如表4所示。

表4 损失函数对比试验结果 %

基础模型	损失函数	精确率	召回率	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
B	Focal-SIoU	90.5	76.7	85.9	63.6
	Focal-EIoU	87.0	80.2	86.1	63.2
	Focal-DIoU	87.5	80.0	85.9	63.3
	SIoU	86.4	79.6	85.7	63.1
	EIoU	89.2	78.2	86.1	63.1
	DIoU	90.7	77.6	86.4	63.8

由表4可知，不同损失函数在目标检测任务中的表现各有优劣。DIoU在精确率、mAP@0.5和mAP@0.5:0.95上均表现最佳，适合对精度要求较高的场景。Focal-EIoU在召回率上表现最好，适合需要高召回率的任务。总体而言，DIoU的综合性能最为突出。由此选定DIoU作为回归损失函数对现有模型B进行优化，将优化得到的模型命名为模型C。

3.4.4 消融试验

为精准评估各模块对模型性能的贡献程度，明确其在整个模型体系中的重要性，并验证各模块组合策略的有效性，开展消融试验，结果如表5所示。

表5 消融试验结果 %

模型	精确率	召回率	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95	F1分数
YOLOv8	86.8	72.8	82.1	59.5	79.2
A	89.3	78.1	86.1	63.9	83.3
B	89.0	78.1	86.7	64.1	83.2
C	90.7	77.6	86.4	63.8	83.6

结果表明：通过引入EfficientNetV2-S作为主干网络进行优化后，模型的特征提取能力显著增强，精确率提升2.5百分点，召回率提升5.3百分点；进一步引入iRMB模块后，模型在mAP@0.5和mAP@0.5:0.95两个评价指标上均有所提升；采用DIoU作为YOLOv8的回归损失函数后，模型的F1分数较初始模型提升4.4百分点，这表明该优化策略有效平衡了模型的分类精确率和召回率。优化后的模型在整体性能上实现了显著提升。

3.4.5 对比试验

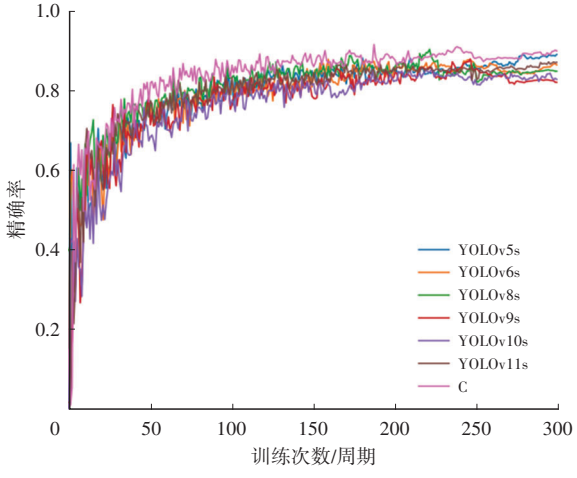
基于对检测速度的考量，将算法C与主流YOLO目

标检测算法进行对比，以此评估其在交通导改装置检测中的性能，结果如表6所示。

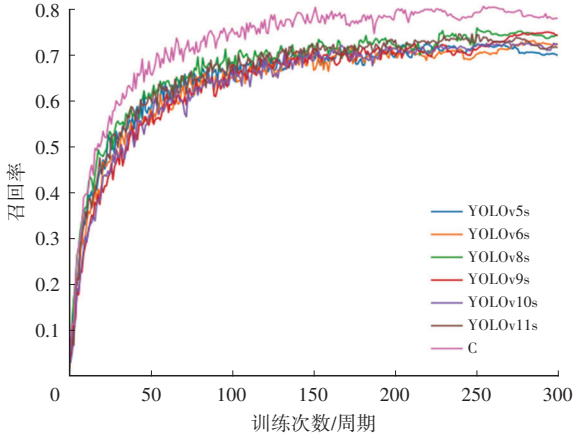
表6　不同网络对比试验结果　%

模型	精确率	召回率	mAP@0.5	mAP@0.50.95	F1分数
YOLOv5	85.9	72.3	81.3	57.7	78.5
YOLOv6	86.0	72.4	79.8	57.7	78.6
YOLOv8	86.8	72.8	82.1	59.5	79.2
YOLOv9	82.7	74.8	81.6	58.7	78.6
YOLOv10	83.8	72.6	79.9	57.3	77.8
YOLOv11	84.6	74.5	81.4	58.9	79.2
C	90.7	77.6	86.4	63.8	83.6

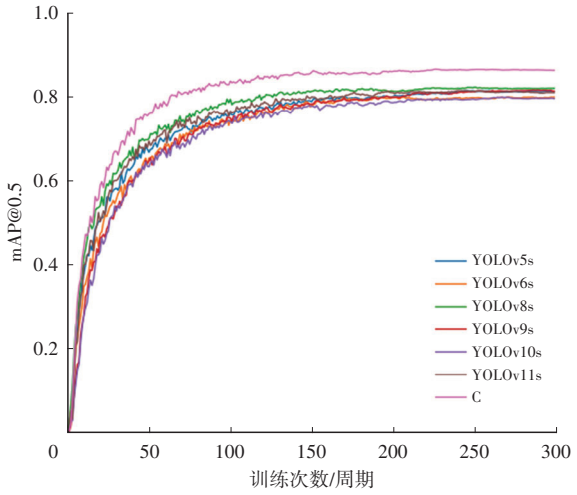
经试验验证，本文所提出的算法在精确率、召回率、mAP@0.5、mAP@0.5∶0.95以及F1分数上均达到了最高值，相较于其经典算法平均提升3.9百分点、4.8百分点、4.3百分点、4.3百分点、4.4百分点。这些数据充分证明了本文所提出的模型在交通导改装置检测中的卓越性能。为了更直观地展现各算法之间的性能差异，以精确率、召回率、mAP@0.5和mAP@0.5∶0.95为维度绘制了对比曲线，如图9所示。



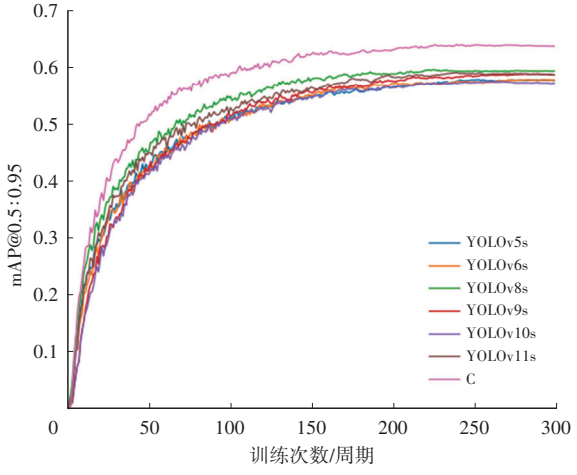
（a）精确率对比曲线



（b）召回率对比曲线



（c）mAP@0.5对比曲线



（d）mAP@0.5:0.95对比曲线

图9　不同算法训练结果对比

从图9中可直观看出，算法C在多个维度上展现出显著的性能优势。在精确率中，算法C仅需约100个周期即超越图中其他YOLO系列算法，其学习效率优势显著；在召回率中，算法C快速领先于其他YOLO系列算法，且后期波动幅度小于多数算法，体现出正样本捕捉的稳定性；在mAP@0.5中，算法C较YOLOv8提早约30个周期进入稳定阶段，训练周期缩短约33%，大幅提升训练效率；在mAP@0.5∶0.95中，算法C于200个周期后近乎完全稳定，展现出良好的泛化能力。算法C最终稳定时的数值均处于领先位置，表现出卓越的鲁棒性，使其在复杂场景检测中更具可靠性。

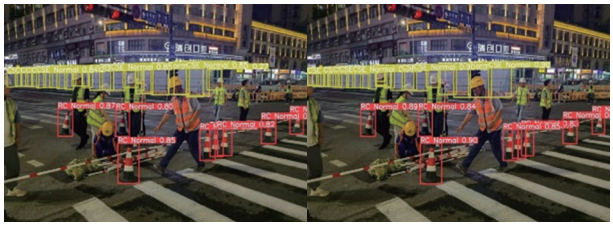
综上所述，在实时检测场景中，算法C不仅能够快速部署，还能稳定输出检测结果，特别适用于对训练效率要求较高的工业检测等应用领域。

4　工程应用

4.1　可视化对比

为验证改进后模型的实际检测性能，进行了多场景

图像测试。图10所示为对比结果，左侧为改进前的检测效果，右侧为改进后的检测效果。图10a中，改进后算法的检测置信度显著高于原始算法；图10b中，改进算法有效消除了将车灯倒影误检为水泥隔离墩的情况；图10c中，改进算法成功识别出被雨雪覆盖的交通锥；图10d中，改进算法完全避免了原始算法因遮挡而存在的水马漏检问题。这些结果表明，原始YOLOv8算法在复杂环境下存在误检、漏检等问题，尤其是在小目标检测上精度不足。相比之下，改进后的算法展现出更优异的检测性能，能够准确识别被遮挡目标，具有更强的鲁棒性和准确性。



(a)夜间场景



(b)强光场景



(c)雨雪场景



(d)遮挡场景

图10　检测结果对比

4.2　部署及应用

本文将算法C部署至安卓(Android)移动端，以验证其工程应用价值。受设备资源限制，算法帧率和精度出现一定程度的下降。如图11所示，经实测，部署后的算法帧率达40帧/s以上，可有效支持对交通导改装置的实时检测，为车载感知系统在复杂施工场景中的决策响应提供了可靠的数据支撑，进一步提升了自动驾驶在动态施工场景下的环境适应性与安全性。



图11　实际应用

5　结束语

本文基于YOLOv8算法进行了多项改进：

a. 采用EfficientNetV2-S替换原始主干网络，提升了模型的特征提取能力，提高了检测精度。

b. 引入iRMB模块，使模型能够建立全局依赖关系并扩大感受野，更加专注于交通导改装置的特征。

c. 替换损失函数为DIoU，优化了边界框回归性能，有效减少了误检和漏检现象。

结果表明，改进后算法的精确率达到了90.7%，相比于基准算法提升了3.9百分比；召回率、mAP@0.5和mAP@0.5∶0.95分别提升了4.8百分比、4.3百分比和4.3百分比。同时，部署到边缘设备上的帧率达到实时检测标准，能够满足自动驾驶系统在道路施工场景中对交通导改装置的高精度实时感知需求，具有工程推广价值。

参　考　文　献

[1] 向雷, 蒋文波. 改进YOLOv8的城市行车道路障碍物检测算法研究[J]. 电子测量技术, 2025, 48(1): 29-38.
XIANG LEI, JIANG WENBO. Research on Obstacle Detection Algorithm of Urban Driving Road Based on Improved YOLOv8[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(1): 29-38.

[2] 王轩慧, 吴颖, 邵凯扬, 等. 基于改进YOLOv8s的自动驾驶多目标跟踪检测研究[J]. 汽车技术, 2024(12): 1-7.
WANG X H, WU Y, SHAO K Y et al. Research on Multi-Target Tracking and Detection of Autonomous Driving Based on Improved YOLOv8s[J]. Automotive Technology, 2024(12): 1-7.

[3] TRAPPEY A J C, SHEN O T C. A Universal Traffic Sign

Detection System Using a Novel Self-Training Neural Network Modeling Approach[J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62.

[4] 范英, 石磊, 苏伟伟, 等. 基于PINet+RESA网络的车道线检测算法[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2023, 44(4): 373-378.
FAN Y, SHI L, SU W W, et al. Lane Detection Algorithm Based on PINet+RESA Network[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2023, 44(4): 373-378.

[5] BAKIRCI M. Enhancing Vehicle Detection in Intelligent Transportation Systems via Autonomous UAV Platform and YOLOv8 Integration[J]. Applied Soft Computing, 2024, 164.

[6] 徐永伟, 任好盼, 王棚飞. 基于YOLOv8增强的目标检测算法及其应用规范[J]. 计算机科学, 2025, 52(7): 189-200.
XU Y W, REN H P, WANG P F. Target Detection Algorithm Based on YOLOv8 Enhancement and Its Application Specification[J]. Computer Science, 2025, 52(7): 189-200.

[7] 王芯蕊, 王慧琴, 王可, 等. 基于改进YOLOv8的无人机视角下高速公路异常目标检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(11): 105-118.
WANG X R, WANG H Q, WANG K, et al. A Highway Abnormal Target Detection Method Based on Improved YOLOv8 from the Perspective of UAV[J]. Computer Engineering and Application, 2025, 61(11): 105-118.

[8] TAN M, LE Q V.EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training[EB/OL]. arXiv: 2104. 00298, 2021.

[9] TAN M, LE Q. Efficientnet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks[C]// International Conference on Machine Learning. PMLR, 2019: 6105-6114.

[10] KYRIAKIDES G, MARGARITIS K. An Introduction to Neural Architecture Search for Convolutional Networks[J]. arXiv: 2005. 11074, 2020.

[11] ZHANG J, LI X, LI J, et al. Rethinking Mobile Block for Efficient Attention-Based Models[C]// 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE Computer Society, 2023: 1389-1400.

[12] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU Loss: Faster and Better Learning for Bounding Box Regression[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2020, 34(7): 12993-13000.

[13] WOO S, DEBNATH S, HU R, et al. V2: Co-Designing and Scaling ConvNets with Masked Autoencoders[EB/OL]. arXiv: 2301. 00808, 2023.

[14] MA N, ZHANG X, ZHENG H T, et al. Shufflenet V2: Practical Guidelines for Efficient CNN Architecture Design[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). 2018: 116-131.

[15] QIN D, LEICHNER C, DELAKIS M, et al. MobileNetV4: Universal Models for the Mobile Ecosystem[C]// European Conference on Computer Vision. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024: 78-96.

[16] WANG A, CHEN H, LIN Z, et al. Repvit: Revisiting Mobile Cnn From Vit Perspective[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2024: 15909-15920.

（责任编辑　天下溪）

修改稿收到日期为2026年6月4日。