臧鹏涛,关志伟,庞党锋,等. WTP-YOLO:面向雨天场景下轻量化交通目标检测算法[J]. 智能计算机与应用,2026,16(8):152-159. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.25040803

WTP-YOLO:面向雨天场景下轻量化交通目标检测算法

臧鹏涛, 关志伟, 庞党锋, 温国强
(天津中德应用技术大学 汽车与轨道交通学院, 天津 300350)

摘 要: 为提高车辆在雨天交通场景下道路上车辆和行人的检测效果,本文在 YOLOv8s 模型的基础上提出一种轻量化雨天交通目标检测模型 WTP-YOLO。通过在 SPPF 层前引入宽多样化分支块(Wide Diverse Branch Block,WDBB)构建 C2f_WDBB 模块,提升网络多尺度特征提取能力;颈部网络中采用三重注意力机制 TA(Triplet Attention)与主干网络连接,以极低参数量建立跨纬度交互关系,增强对目标关键信息的关注;在此基础上增加 160×160 的小目标检测分支 P2,提高特征微弱的小目标检测能力。并使用层自适应幅度剪枝(LAMP)算法对改进后的模型进行修剪,去除模型中冗余信息,保证模型精度的同时压缩模型大小。在 nuScenes 数据集雨天场景下验证了 WTP-YOLO 模型,相较于 YOLOv8s 基准模型准确率提高 3.2%,mAP@0.5 提高了 4.2%,模型参数量下降 39.7%,mAP@0.5:0.95 较 YOLOv9s 和 YOLOv10s 分别提升 4.4%和 2.8%,具有更优的检测性能。

关键词: 雨天场景; YOLOv8s; 目标检测; 轻量化; 注意力机制
中图分类号: TP391.4 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)08-0152-08

WTP-YOLO:Lightweight traffic object detection algorithm for rainy scenes

ZANG Pengtao, GUAN Zhiwei, PANG Dangfeng, WEN Guoqiang
(Automobile and Rail Transportation School, Tianjin Sino-German University of Applied Sciences, Tianjin 300350, China)

Abstract: In order to improve the detection performance of vehicles and pedestrians on roads in rainy traffic scenarios, this paper proposes a lightweight traffic object detection model for rainy scenarios, WTP-YOLO, based on the YOLOv8s model. By introducing a Wide Diverse Branch Block (WDBB) before the SPPF layer to construct the C2f_WDBB module, the multi-scale feature extraction capability of the network is improved. The neck network adopts a Triplet Attention (TA) mechanism, which is connected to the backbone network to establish cross-dimensional interaction relationships with extremely low parameter requirements, enhancing the focus on key information of the target. Additionally, a 160×160 small object detection branch (P2) is added to improve the detection capability for small objects with weak features. The improved model is pruned using the Layer-Adaptive Magnitude-Based Pruning (LAMP) algorithm to remove redundant information, compressing the model size while maintaining its accuracy. The WTP-YOLO model was validated on rainy scenarios in the nuScenes dataset, achieving a 3.2% improvement in accuracy and a 4.2% increase in mAP@0.5 compared to the YOLOv8s baseline model. Additionally, the number of model parameters decreased by 39.7%, and mAP@0.5:0.95 was improved by 4.4% and 2.8% compared to YOLOv9s and YOLOv10s, respectively, demonstrating superior detection performance.

Key words: rainy scenes; YOLOv8s; object detection; lightweight; attention mechanism

0 引 言

自动驾驶汽车在很大程度上依赖于视觉数据来分类和定位物体,以帮助相应的车辆在环境中安全行驶[1]。然而在复杂的交通环境下,尤其是雾天、雨雪等恶劣天气,交通目标检测仍然是一个具有挑战性的问题。这些环境会导致景物变得模糊,目标被遮挡等问题,出现错检或漏检的情况,继而影响检测效率。因此本文针对雨天环境,围绕提升交通目标检测的精度与效率开展研究。

基金项目: 天津市教委科研计划项目自然科学类(2019ZD20)。
作者简介: 臧鹏涛(2002—),男,硕士研究生。主要研究方向:环境感知。
通信作者: 温国强(1984—),男,博士,副教授。主要研究方向:智能网联车,光电检测。Email:wgqdiamond@126.com。
收稿日期: 2025-04-08

目标检测算法分为两类：传统目标检测算法和基于深度学习的目标检测算法[2]。传统检测算法计算量大、速度慢、依赖于人工设计提取特征，遇到背景杂乱、目标遮挡以及尺度变化的复杂交通场景问题时，检测性能不佳。近年来，基于深度学习技术的目标检测算法迅速发展成为主流选择，包括两阶段和单阶段目标检测。区域卷积神经网络 R-CNN[3]，Faster-RCNN[4]作为两阶段框架的代表性算法，首先在图像中生成目标候选区域，从中提取关键特征，最后对其进行更精确的类别预测和边界框回归。单阶段算法以 YOLO（You Only Look Once）[5]和 SSD（Single Shot MultiBox Detector）[6]系列为代表，这类算法将定位问题转换为回归问题，无需生成候选区域，可直接在网络中同时预测对象类别与位置，在检测精度轻微下降的情况下，其检测速度大幅提升，实现了精度与速度之间的平衡，适用于真实场景下的检测任务。Liang 等[7]提出边缘-云协调检测系统 Edge YOLO 算法，通过剪枝方法及简化特征融合网络，增强了多尺度预测能力，但对于遮挡目标检测效果欠佳。张四平[8]在 YOLO 框架的基础上融合行人运动轨迹和外观特征提取技术，提高了人群多目标的识别效率。秦振等[9]设计了相邻特征融合模块与多尺度非局部特征增强模块改进 SSD 算法，以提高小目标的检测精度。汪慧兰等[10]结合多尺度卷积、残差模块及 Focal Loss 优化改进 SSD 算法，增强小尺度行人检测性能，其模型轻量化仍需进一步探索。

上述算法在正常天气下具备良好的检测精度，当前雨天环境下的检测研究大多基于虚拟雨滴合成的雨天数据集开展训练，并在目标检测框架之前使用去雨网络或图像增强方法。刘岳等[11]提出半监督去雨网络 Semi-MMR，引入多记忆模块存储多样化雨纹特征，并采用监督和无监督双分支训练，提高了模型鲁棒性。Deng 等[12]提出双平行雨纹去除网络解决雨痕残留问题，利用 SE 残差网络与细节聚合网络（SDCAB 模块）实现去雨和细节恢复任务，但运行效率偏低。胡待方等[13]搭建了以轻量级特征提取与加权模块和高效率特征传递与融合模块为核心的两阶段渐进式去雨网络 TSPNet，同时构建了雨天场景下车辆数据集。将去雨网络与 YOLOv5 检测器集成，验证了所提算法的有效性。陈婷等[14]构建了 VOD-RTE 雨天数据集，并提出融合 PReNet 图像复原网络与 YOLOv4 网络，通过多尺度检测与注意力机制提升检测精度。这类方法对图像背景要求较严苛，易造成信息丢失，且增加计算量很难满足实时性需求。因此，本文以 YOLOv8s 为基准进行改进，提出 WTP-YOLO 目标检测算法，提高雨天环境下交通目标检测效果。

1　改进 YOLOv8 网络结构

YOLOv8 模型是 Ultralytics 公司于 2023 年发布的算法，旨在将多种主流视觉任务整合于同一框架，包括目标检测、实例分割、关键点检测和目标跟踪等[15]。模型基于缩放技术提供了 5 种尺度的版本，按网络结构分为主干（Backbone）、颈部（Neck）和头部（head）3 个核心部分：主干部分使用 CBS 模块、C2F 模块和 SPPF 模块提取特征，由 FPN 和 PAN 结构组成的颈部，分别实现特征层自下而上和自上而下的双向融合，并与主干部分不同尺度特征层进行连接，使得深层和浅层特征信息互相融合。头部网络使用最新解耦头，将分类和检测头分离，根据分类和回归分数加权得到的分数来确定正负样本，同时引入了 anchor-free 的设计思想，使预测框的定位结果更接近于真实框。但针对特定场景仍需进行优化调整以满足实际应用的具体需求。

1.1　改进算法整体结构

WTP-YOLO 模型是基于 YOLOv8s 的改进版本，其结构如图 1 所示。首先用 C2f_WDBB 模块替换主干网络中 SPPF 层前的 C2f 模块，增强网络的多尺度特征提取能力；其次在颈部网络中采用 TA 注意力机制（Triplet Attention）与主干网络连接，通过融合通道、空间和位置三重注意力跨维度交互，强化模型对目标关键信息的聚焦能力；最后在检测层添加 160×160 小目标检测头，提高因雨水等因素导致特征微弱的小目标检测能力。

1.2　C2f_WDBB 模块

多分支结构是指网络模型中多个平行分支合并，由不同规模和复杂度的分支构成丰富特征空间，可以同时获得多个特征表示，如捕获低级详细信息、中级语义或高级上下文。通过并行处理这些分支，能更好地捕获数据的多样性和复杂性，提取更全面的特征信息，促进多任务学习并提升模型灵活性。而且，通过为每个分支分配不同的任务，可在共享基础特征表示的前提下同步训练相关任务，以提高模型的效率和泛化能力。

WDBB[16]模块的结构如图 2 所示，训练阶段，特征图被送入 WDBB 的多个分支，每个分支完成不同的操作，1×1 卷积用于捕捉局部特征，1×1 和 $K\times$

K 卷积的序列组合结合通道和空间处理,平均池化分支采用 1 × 1 卷积与平均池化层提供低频上下文信息,标准卷积分支执行常规的 $K \times K$ 卷积以获得特征信息,非对称卷积(1 × K 和 K × 1) 增强水平 / 垂直方向特征的敏感性。 最后将各分支特征融合以形成最终输出。推理阶段,WDBB 模块通过卷积运算的线性特性对参数的重新计算进行一系列等效变换,通过在特定位置进行零填充操作, 可以将 1 × 1、$K \times K$、1 × 3 和 3 × 1 的卷积有效地变成特殊的 3 × 3 卷积内核;同样,平均池化层可以看作是具有相等参数的卷积内核,最后利用结构重参数化,将多个分支合并为单个 $K \times K$ 卷积层,重参数化的线性变换逻辑如下式:

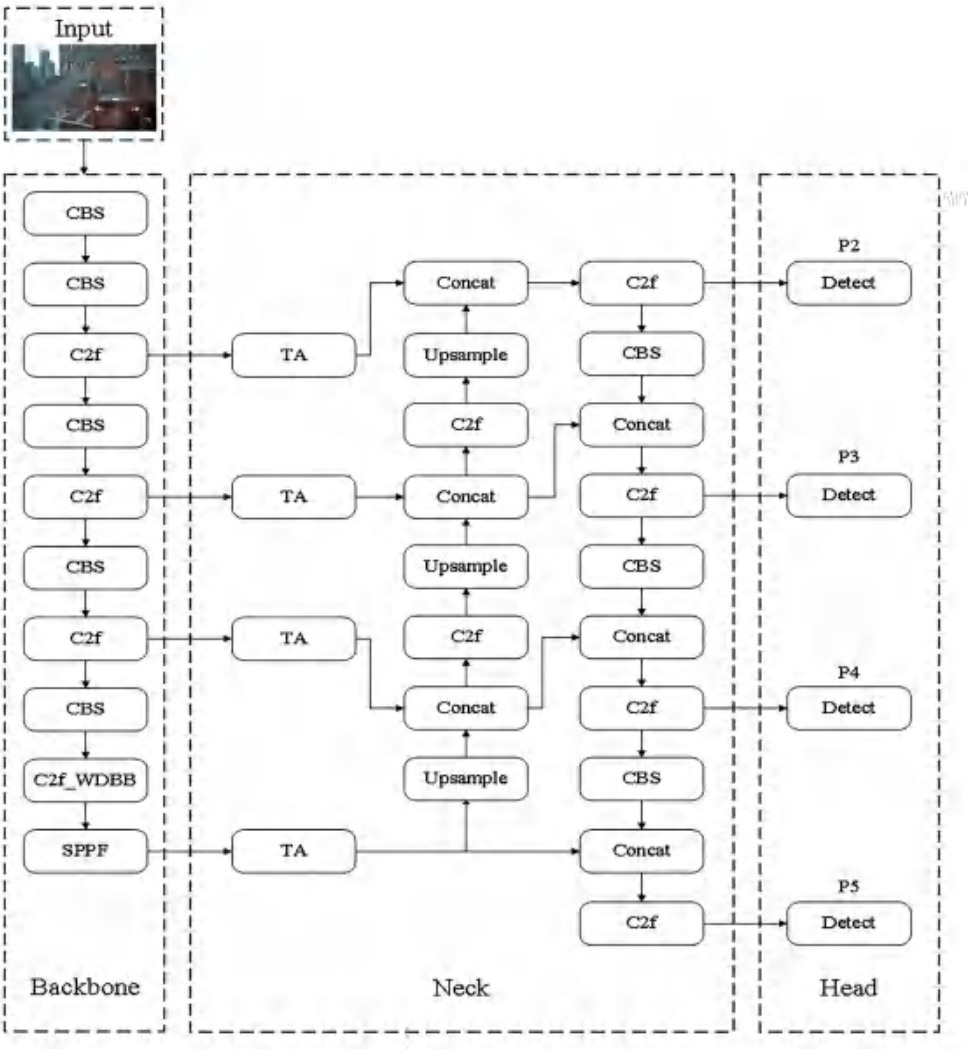


图 1 改进 YOLOv8s 模型结构图

Fig. 1 Improve the YOLOv8s model architecture

$$I \otimes F' + \mathrm{REP}(b')' = (I \otimes F^{(1)} + \mathrm{REP}(b^{(2)})) \otimes F^{(2)} + \mathrm{REP}(b^{(2)}) \quad (1)$$

$$I \otimes F^{(1)} + I \otimes F^{(2)} = I \otimes (F^{(1)} + F^{(2)}) \quad (2)$$

其中, I 表示输入特征;F 表示卷积层;b 表示卷积层重参数化后的偏移。连续的 1 × 1 卷积和 $K \times K$ 卷积通过公式(1) 转换为单个 $K \times K$ 卷积内核。公式(2) 证明了卷积模块的线性可加性原理,两个卷积相加的结果等价于两个卷积相加后再进行卷积操作。因此,在模型推理和部署时将多个卷积核求和后得到单个的 $K \times K$ 卷积核。 WDBB 模块在训练时通过多尺度特征提取能力来增强检测性能,在推理时通过转换操作减少网络复杂度,达到无额外推理成本的性能提升。

针对本文研究场景,原始的主干网络面对复杂场景下的目标特征提取能力不足。为解决该问题,本文基于 WDBB 模块结合 C2f 结构,提出 C2f_WDBB 模块,该模块引入平行分支,每个分支负责学习不同的功能表示或执行特定任务。通过多分支训

练，该网络可以捕获更丰富的信息并改善其检测性能。合并多支分支训练方法的主要目的是通过使其在培训过程中学习更广泛的特征表达，以增强网络的检测性能，通过提取更全面的特征表示，网络能够更好地建模输入数据中的目标特征，提升对目标的识别与定位能力。

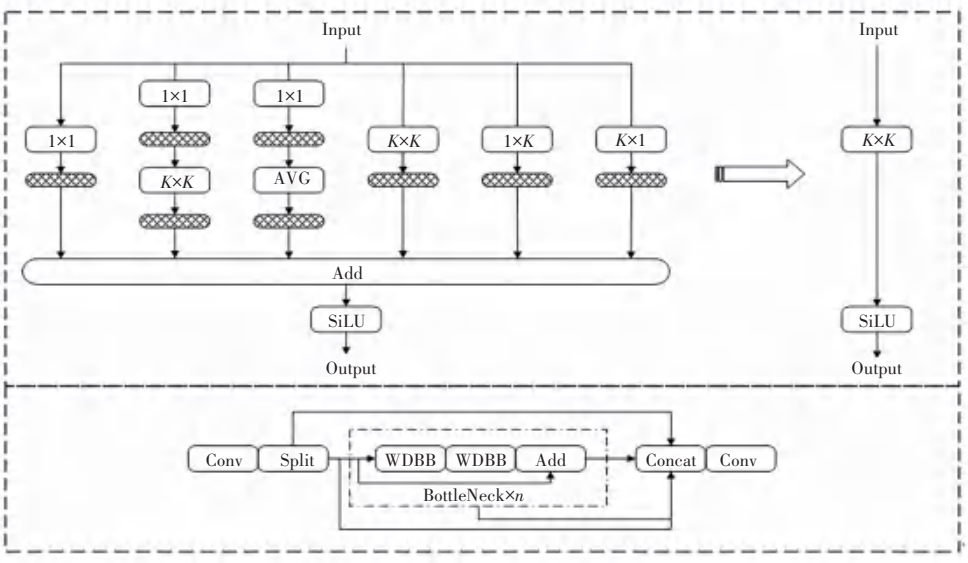


图 2　WDBB 结构

Fig. 2　WDBB structure

1.3　Triplet Attention 注意力机制

在雨天背景中会产生噪声干扰，交通目标时空信息损失显著，影响检测精度。在颈部网络中添加 TA[17] 注意力机制与主干连接，强化网络对目标关键特征的关注度，补充充足的特征信息，提高目标检测准确性和鲁棒性。该机制通过融合通道、空间和位置三重注意力，显著提升了复杂场景下的目标检测性能。该机制针对目标遮挡及背景干扰等挑战，从多维度优化特征表达：通道注意力动态强化关键边缘、纹理等关键特征通道；空间注意力聚焦目标区域并抑制背景噪声；位置注意力通过长程依赖建模增强上下文关联性。通过跨维度交互，以极低的参数量构建通道与空间维度的联合依赖关系，同时避免降维操作，突出跨维度交互在注意力权重计算过程中的重要作用。

TA 注意力结构如图 3 所示，整体由 3 条平行分支组成：模块接收维度为 $X \in R^{C\times H\times W}$ 的输入特征，输出维度与输入一致的特征图，实现输入特征图空间信息与通道信息的跨维度交互。顶端分支通过旋转操作，增强特征图在垂直方向上的感知能力，实现高度与通道维度之间的信息交互；中间分支则聚焦于水平方向的特征融合，实现宽度与通道维度的跨纬度交互；底端分支保留原始空间结构信息，专注于空间内部信息的交互[18]。每个分支都执行相似的操作，首先进行 Z-Pool 池化操作，其将输入张量在通道维度上进行平均池化和最大池化，将结果在通道维度上进行拼接；接着进行卷积操作，卷积操作后张量的形状仍然保持不变；之后应用 Sigmoid 激活函数，将输出值压缩到 0~1 之间。最终每个分支独立计算生成注意力权重，这些权重反映了不同维度特征的重要性，之后经过相加和均值化处理的操作，形成一个整体注意力权重。TA 注意力机制的实现过程可由以下公式表示：

$$\bar{y} = \frac{1}{3}(\hat{\boldsymbol{x}}_1\sigma(\varphi_1(\hat{\boldsymbol{x}}_1^*)) + \hat{\boldsymbol{x}}_2\sigma(\varphi_2(\hat{\boldsymbol{x}}_2^*)) + \boldsymbol{x}\sigma(\varphi_3(\hat{\boldsymbol{x}}_3)) \tag{3}$$

其中，$\hat{\boldsymbol{x}}_1$ 和 $\hat{\boldsymbol{x}}_2$ 表示输入张量 $\boldsymbol{x}$ 顶端分支和中间分支旋转 90°后的结果；σ 表示 Sigmoid 激活函数；φ 表示 3 个分支中的标准卷积层；$\hat{\boldsymbol{x}}_1^*$ 和 $\hat{\boldsymbol{x}}_2^*$ 表示 $\hat{\boldsymbol{x}}_1$ 和 $\hat{\boldsymbol{x}}_2$ 经 Z-Pool 层降维后的张量；$\boldsymbol{x}_3$ 表示底端分支输入张量经 Z-Pool 降维操作后的张量；$\bar{y}$ 表示对 3 个分支产生的张量求平均得到最终的注意力权重。

1.4　P2 检测层

小目标检测一直是目标检测算法中极具挑战性的任务，针对雨水等环境因素导致的小目标特征微弱检测效果不佳的问题，本文对 YOLOv8s 模型头部网络进行优化。小目标检测效果不理想的根本原因是特征图中没有获取到丰富的语义信息和空间信息。浅层的网络特征图具有完整的特征信息，网络

深层的特征图具有非常丰富的语义信息,随着网络的前向传输,特征图的尺度变得越来越小,小目标的特征表征能力减弱,导致提取出来的信息变得更加有限。YOLOv8 默认有 P3、P4、P5 共 3 个检测头,本文在 Head 层添加一个 160×160 的小物体检测头 P2,由于 P2 层处于网络的较浅层,增强了对富含细节信息的低层高维特征的利用,能将更多的小目标特征信息通过下采样传递给其他尺度特征层,实现了更深层次的特征传递和融合,可以更好地捕捉到小目标的细节信息,进而提高在雨天环境下小目标的检测性能。

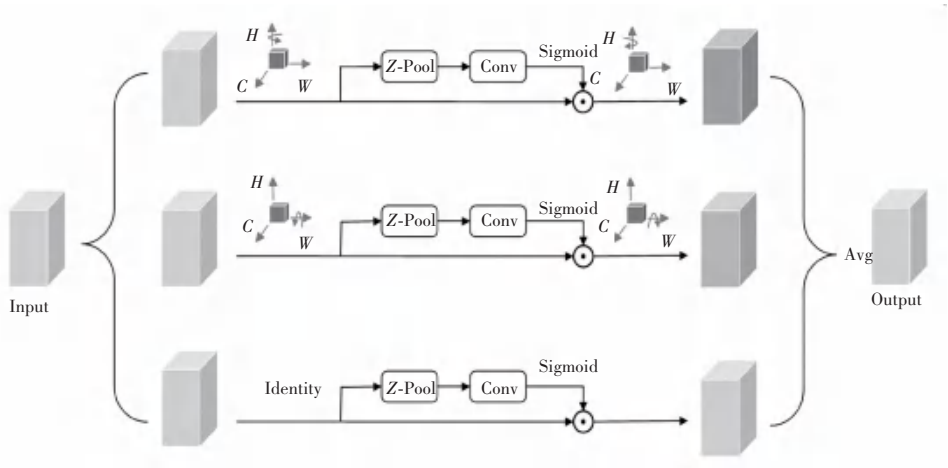


图 3 Triplet Attention 机制

Fig. 3 Triplet Attention mechanism

1.5 模型剪枝

由于模型结构较为复杂,可能存在过度参数化现象,这将导致推理过程中需要较高的计算成本以及更大的内存消耗,难以满足轻量级、实时性要求。因此,本文对改进后的模型进行剪枝,在保持精度的同时简化模型结构和复杂度。采用层自适应幅度分数剪枝(Layer Adaptive Magnitude based Pruning, LAMP)[19]算法进行模型减枝操作。去除模型中冗余的梯度信息和权重,减少参数量和浮点运算量,压缩模型体积。设计思路如下:

将神经网络中每个权重张量(全连接层权重和卷积层权重)展平为一维的向量 $\boldsymbol{W}$, u、v 表示权重的索引,$\boldsymbol{W}(u)$、$\boldsymbol{W}(v)$ 表示索引 u、v 映射的权重项。假设权重项的大小和索引大小排序相同,即 $u < v$ 时,$\boldsymbol{W}(u) < \boldsymbol{W}(v)$,此时对应的 LAMP Score 公式为:

$$\text{score}(u;\boldsymbol{W}) = \frac{(\boldsymbol{W}[u])^2}{\sum_{v \geqslant u} (\boldsymbol{W}[v])^2} \tag{4}$$

$$(\boldsymbol{W}[u])^2 > (\boldsymbol{W}[v])^2 \Rightarrow \text{score}(u;\boldsymbol{W}) > \text{score}(v;\boldsymbol{W}) \tag{5}$$

分子部分表示权重幅度的平方,分母则代表在当前层中比索引 u 更重要的权重平方和。当 u 越大时,$\boldsymbol{W}(u)$ 越大,比 $\boldsymbol{W}(u)$ 更重要的权重项就越少,公式中分母变小,$\text{score}(u;\boldsymbol{W})$ 得分结果提高。公式中 LAMP 分数反映了连接通道重要性,较低分数的 LAMP 权重项被认为是不重要的部分,在剪枝过程中会被修剪掉。将模型训练得到的权重文件进行剪枝操作,计算出 LAMP 分数,依照得分,在预先设置目标修剪比例后,选择 LAMP 分数较小的连接进行修剪,自动确定层级稀疏性直到满足全局稀疏性要求。且根据公式可知,LAMP 分数保证了每一层至少存在一个评分为 1 的连接,避免了层崩溃问题的发生。剪枝后得到的紧凑模型参数量和计算量下降,但精度往往会有损失,对修剪后的模型微调以恢复修剪过程中可能的损失性能。

2 实验与结果分析

2.1 数据集介绍

nuScenes[20]数据集是由 Motional 团队在 2019 年 3 月发布的用于自动驾驶的公共大规模数据集,在具有密集交通和驾驶挑战性的波士顿和新加坡采集了 1 000 个驾驶场景,每个场景选取时间为 20 s,构成了包括不同道路、天气条件、交通情况的集合。本节从其前视相机采集的关键帧图像中选取雨天场景进行实验,按照场景进行划分训练集 4 380 张,验证集 720 张,测试集 900 张。将 nuScenes 数据集提供 3D 标注进行数据处理,转换为 2D 标注,同时利用 LabelImg 工具修改转换后产生的遮挡标注和可能因距离较远而未标注的目标。后对数据集中的 23 类物体标签进行删减,合并相近类别,最终仅保

留 Car(汽车)、Pedestrian(行人)两类目标。

2.2　实验环境

本文基于 Ubuntu20.04 操作系统完成全部实验，CPU 为 Intel Core i9-13900K，GPU 为 Nvidia GeForce RTX 3090 24 GB 独立显卡。深度学习框架为 PyTorch1.13.1+CUDA11.7，编程语言为 Python3.8，训练过程中输入图像尺寸为 640×640，优化器采用 SGD，初始学习率为 0.01，动量因子为 0.937，权重衰减系数为 0.000 5，批量大小设置为 32，训练轮次为 200 个 epoch。

2.3　评价指标

实验选取准确率 P (Precision)，召回率 R (Recall)，IoU 阈值为 0.5 的平均精度均值 mAP@0.5(mean Average Precision)，以及 IoU 在 0.50～0.95(步长为 0.05)范围内加权平均的 mAP@0.50：0.95[21]。为了直观地体现模型轻量化效果，还使用了模型参数量(Parameters)、浮点计算量(GFLOPs)评价指标，相关计算公式如下：

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

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

$$\mathrm{AP} = \int_0^1 P(R)\,\mathrm{d}R \tag{8}$$

$$\mathrm{mAP} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \mathrm{AP}_i \tag{9}$$

式中：TP 表示网络模型正确检测的正样本，FP 表示网络模型错误检测的正样本，FN 表示网络模型检测错误的负样本，AP 表示单个类别的平均精度，n 表示类别的数量。

2.4　消融实验

为验证所改进模块对检测模型的提升效果，本文在所提到的数据集上开展消融实验，并采用 mAP@0.5、mAP@0.50：0.95、计算量和参数量作为评价指标。实验结果见表 1。

以 YOLOv8s 为基准模型，针对该模型逐个添加改进模块、单独应用 C2f_WDBB 模块、TA(Triplet Attention)模块和小目标检测头，mAP@0.5 均有一定的提升，同时添加 C2f_WDBB+TA 模块时，效果更为显著，mAP@0.5 比单独添加 C2f_WDBB 提升了 1.9%、比单独添加 TA 的提升了 1.2%。表明 C2f_WDBB 与 TA 模块之间具有良好的互补性。其中，C2f_WDBB 模块提供更丰富的上下文信息，而 TA 注意力机制利用三分支结构能够捕获更多的关键信息，建立通道之间的相互依赖关系。尽管计算量有所增加，但 C2f_WDBB 通过结构重参数技术，在推理阶段可实现无额外推理成本的性能提升，保障了算法的实时性和实用性。在使用 P2 模块时，有效避免了小目标信息在特征提取过程中的丢失，针对远距离小目标的召回率明显提升，平均精度也提升了 1.1%。将 C2f_WDBB、P2 和 TA 相结合使用后，模型的 mAP@0.5 提升到 69.5%。

最后使用 LAMP 方法对改进的模型进行全局剪枝，实验中，对网络结构中无法剪去的部分采取跳层操作处理，并在剪枝后进行微调训练，恢复因剪枝引起的性能损失。如图 4 所示，与基线模型相比，简化了模型的冗余结构并降低模型参数与计算量。参数量为原模型的 60.3%，mAP@0.5 提升了 4.2%，mAP@0.50：0.95 提升了 2.7%，充分证明了所提方法的有效性。

将改进算法与基准算法的检测结果可视化展示进行对比，从图 5 中可以看出，在雨天场景下受雨滴雨雾影响易生现场景模糊，WTP-YOLO 算法对于道路两旁的行人和远处的车辆具有更低的漏检率，同时检测精度和置信度也得到一定提升。

表 1　消融实验

Table 1　Ablation experiment

C2f_WDBB	TA	P2	LAMP	mAP@0.5/%	mAP@0.50:0.95/%	Parameters/M	FLOPs/G
—	—	—	—	66.0	40.8	11.1	28.6
√	—	—	—	66.2	41.0	13.5	30.4
—	√	—	—	66.9	40.4	11.1	28.7
—	—	√	—	67.1	42.2	10.6	37.0
√	√	—	—	68.1	41.5	13.5	30.5
√	√	√	—	69.5	43.8	13.0	38.8
√	√	√	√	70.2	43.5	6.7	27.4

注："√"表示使用该模块；"—"表示不使用该模块

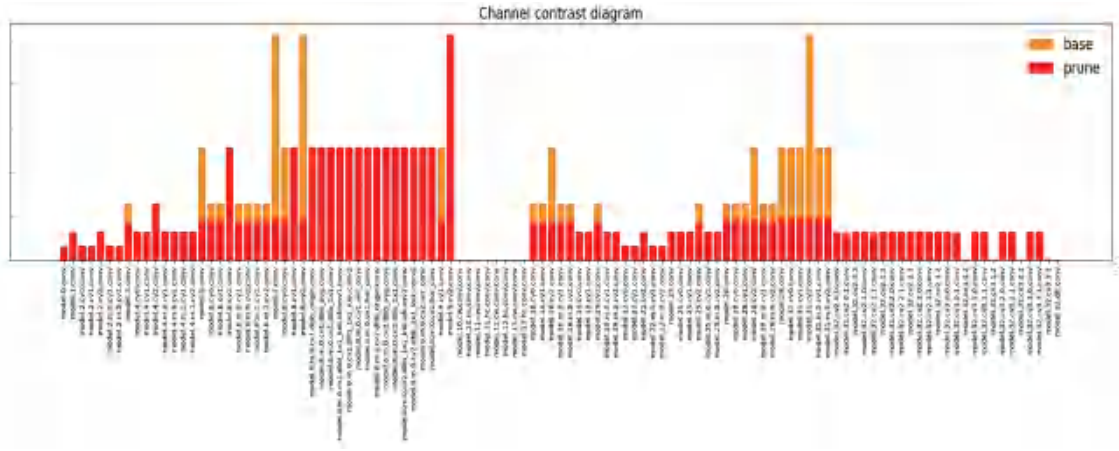


图 4 模型剪枝前后通道对比

Fig. 4 Comparison of channels before and after model pruning



(a) YOLOv8s



(b) WTP-YOLO

图 5 检测效果比较

Fig. 5 Comparison of detection results

2.5 对比试验

为进一步验证本文所提模型的性能,将 WTP-YOLO 与目前主流检测算法进行对比实验。采用准确率(P)、召回率(R)、mAP@0.5、mAP@0.5∶0.95 参数量指标来衡量模型的性能。根据表 2 可知,改进的模型与单次多检测框(SSD)模型和 YOLO 系列模型相比,在轻量化和检测效果之间实现了更好的平衡。SSD 较 YOLO 模型虽保持了较高的准确率和召回率,但检测精度不佳,且模型结构过于复杂,与本文算法差距显著。虽然 YOLOv6s 与本文算法各指标较为相近,但其模型参数量为本文算法的 2.4 倍,说明该模型牺牲了轻量化特征来换取检测精度。YOLOv9s[22] 和 YOLOv10s[23] 是继 YOLOv8 改进后的版本,相较于二者,本文算法的召回率有明显提升,mAP@0.5 和 mAP@0.5∶0.95 较 YOLOv10s 分别提高了 3.1% 和 2.8%。综合对比实验结果,WTP-YOLO 在雨天场景下的目标检测任务中,实现了检测精度与轻量化的双重优势,性能优于其他对比算法。

表 2　不同模型性能对比

Table 2　Performance comparison of different models

Model	*P*/ %	*R*/ %	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%	Parameters/M
SSD	88.51	47.2	46.3	25.4	23.7
YOLOv6s	89.0	46.3	68.8	41.6	16.3
YOLOv8s	87.5	43.3	66.0	40.8	11.1
YOLOv9s	87.5	40.9	64.6	39.1	7.3
YOLOv10s	90.1	42.6	67.1	40.7	8.1
WTP-YOLO	90.7	47.4	70.2	43.5	6.7

3　结束语

本文提出一种基于 YOLOv8s 改进的检测算法 WTP-YOLO，用于解决雨天场景下背景模糊、雨滴遮挡等原因导致的交通目标漏检、检测精度低及模型参数量大的问题，该算法在 SPPF 层前引入宽多样化分支块构建 C2f_WDBB 模块，其次在颈部网络中采用三重注意力机制与主干网络连接，在此基础上增加小目标检测头，并使用层自适应幅度剪枝算法对改进后的模型进行修剪。实验结果表明，改进后的算法各项指标都有一定的提升。未来研究中应继续扩充更多真实雨天场景的数据集，通过融合激光雷达等传感器数据，弥补相机传感器的局限性，进一步提高雨天场景下的检测精度。

参考文献

[1] Hnewa M, Radha H. Object detection under rainy conditions for autonomous vehicles: A review of state-of-the-art and emerging techniques[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2020, 38(1): 53-67.

[2] 许晓阳，高重阳. 改进 YOLOv7-tiny 的轻量级红外车辆目标检测算法[J]. 计算机工程与应用，2024，60(1)：74-83.

[3] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 580-587.

[4] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[C]// Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems. NeurIPS, 2015: 91-99.

[5] 徐彦威，李军，董元方，等. YOLO 系列目标检测算法综述[J]. 计算机科学与探索，2024，18(9)：2221-2238.

[6] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]//Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 21-37.

[7] Liang S, Wu H, Zhen L, et al. Edge YOLO: Real-time intelligent object detection system based on edge-cloud cooperation in autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(12): 25345-25360.

[8] 张四平. 基于 YOLO 目标检测算法的人群多目标识别跟踪方法[J]. 智能计算机与应用，2024，14(1)：152-155.

[9] 秦振，李学伟，刘宏哲. 基于改进 SSD 的鲁棒小目标检测算法[J]. 东北师大学报(自然科学版)，2023，55(4)：59-66.

[10] 汪慧兰，戴舒，刘丹，等. 交通场景中改进 SSD 算法的小尺度行人检测研究[J]. 计算机工程与应用，2022，58(2)：201-207.

[11] 刘岳，崔嘉，李晓洁，等. 融合多记忆模块的半监督单图像去雨方法[J]. 智能计算机与应用，2023，13(11)：30-37.

[12] Deng S, Wei M, Wang J, et al. Detail-recovery image deraining via context aggregation networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 14560-14569.

[13] 胡待方，仝秋红，柴国庆，等. 雨天车辆检测的两阶段渐进式图像去雨算法[J]. 激光与光电子学进展，2023，60(22)：111-120.

[14] 陈婷，姚大春，高涛，等. 基于 PReNet 和 YOLOv4 融合的雨天交通目标检测网络[J]. 交通运输工程学报，2022，22(3)：225-237.

[15] 廖宁生，曹天秀，刘科言，等. 复合特征与多尺度融合的无人机小目标检测算法[J]. 计算机工程与应用，2025，61(3)：111-120.

[16] Wan D, Lu R, Hu B, et al. YOLO-MIF: Improved YOLOv8 with Multi-Information fusion for object detection in Gray-Scale images[J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62: 102709.

[17] Misra D, Nalamada T, Arasanipalai A U, et al. Rotate to attend: Convolutional triplet attention module[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 3139-3148.

[18] 高德勇，陈泰达，缪兰. 改进 YOLOv8n 的道路目标检测算法[J]. 计算机工程与应用，2024，60(16)：186-197.

[19] Lee J, Park S, Mo S, et al. Layer-adaptive sparsity for the magnitude-based pruning[J]. arXiv preprint arXiv, 2010.07611, 2020.

[20] Caesar H, Bankiti V, Lang A H, et al. Nuscenes: A multimodal dataset for autonomous driving[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 11621-11631.

[21] 张小艳，王苗. 改进的 YOLOv8n 轻量化景区行人检测方法研究[J]. 计算机工程与应用，2025，61(2)：84-96.

[22] Wang C Y, Yeh I H, Liao H Y. YOLOv9: Learning what you want to learn using programmable gradient information[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2024: 1-21.

[23] Wang A, Chen H, Liu L, et al. YOLOv10: Real-time end-to-end object detection[C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems. NeurIPS, 2024: 107984-108011.