

基于改进 YOLOv8 的车辆检测算法研究

陈争志, 刘国巍

安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001

摘要:目的 解决道路交通环境中车辆目标较小、遮挡, 以及目标不清晰、错检漏检等问题。方法 提出一种用于评估目标检测框与目标真实形状之间匹配程度的指标 ShapeIoU, 通过计算目标轮廓的相似性来衡量检测框与真实形状的匹配程度, 以提高目标检测的精度和准确性; 引进动态蛇形卷积(DSConv)模块调节的卷积核模块, 能够根据目标形状和大小的变化自适应地调整卷积核形状, 从而更有效地捕获目标的特征; 为了提高多尺度检测能力, 增强检测精度以及模型的表达能力, 改进中增加 P2 检测头。结果 改进 YOLOv8 模型算法的 Precision、Recall、Map@0.5 以及 mAP@0.5:0.95 分别提高了 2.6%、3.2%、3.2% 和 3.0%, 达到了 87.9%、84.2%、89.4% 和 65.4%。结论 对于复杂的交通环境中车辆较小、遮挡, 以及不清晰目标的检测有了明确提高, 证实此改进方法有效解决了上述对于车辆检测目标精度低等问题。

关键词: YOLOv8; 车辆检测; 动态蛇形卷积; ShapeIoU; P2 检测头

中图分类号: TP391.2 文献标识码: A doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2026.0003.005

Research on a Vehicle Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8

CHEN Zhengzhi, LIU Guowei

School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, Anhui, China

Abstract: Objective This study addresses the following challenges in vehicle detection under road traffic environments: small target sizes, occlusions, unclear targets, and the consequent false positives and missed detections. **Methods** An index named ShapeIoU was proposed to assess the matching degree between the target detection box and the real shape of the target. By calculating the similarity of the target contour, the matching degree between the detection box and the real shape was measured to enhance the precision and accuracy of object detection. A convolutional kernel module adjusted by the dynamic snake convolution (DSConv) module was introduced. This module could adaptively adjust the shape of the convolutional kernel according to the changes in the shape and size of the target, so as to capture the features of the target more effectively. To improve the multi-scale detection ability, enhance the detection accuracy and the expression ability of the model, a P2 detection head was added during the improvement. **Results** The Precision, Recall, mAP@0.5, and mAP@0.5:0.95 of the improved YOLOv8 model algorithm increased by 2.6%, 3.2%, 3.2%, and 3.0% respectively, reaching 87.9%, 84.2%, 89.4%, and 65.4%. **Conclusion** The detection of small, occluded, and unclear targets in complex traffic environments has been significantly improved. It is verified that this improved method can effectively solve problems such as low accuracy in vehicle target detection.

Keywords: YOLOv8; vehicle detection; dynamic snake convolution; ShapeIoU; P2 detection head

收稿日期: 2024-05-15 修回日期: 2024-09-10 文章编号: 1672-058X(2026)03-0038-07

基金项目: 安徽省研究生教育质量工程项目资助(2022CXCYJ016)。

作者简介: 陈争志(1998—), 男, 安徽宿州人, 硕士研究生, 从事计算机视觉与模式识别研究。Email: 18726230780@163.com.

引用格式: 陈争志, 刘国巍. 基于改进 YOLOv8 的车辆检测算法研究[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2026, 43(3): 38-44.

Chen Zhengzhi, Liu Guowei. Research on a vehicle detection algorithm based on improved YOLOv8[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2026, 43(3): 38-44.

目前,流行的检测算法主要分为传统目标检测算法和基于深度学习的目标检测算法。传统的目标检测算法主要包括基于特征的方法和机器学习的方法,基于特征方法主要有 Haar 特征、HOG 特征、SUFRR。关晓斌^[1]提出结合使用 HOG 特征与 SIFT 特征作为车辆检测^[2-3]的特征提取算法,HOG 特征适用于形状变化小、实时性高的场景;SIFT 特征适合尺度和旋转不变性,但计算复杂度高。张凯^[4]基于梯度分布直方图(HOG)和支持向量机(SVM)^[5]开发了一种视频车辆识别算法,计算简单、形状鲁棒性强,但光照敏感,需大量训练样本。从目标检测的流程角度可划分为单阶段目标检测和二阶段目标检测。其中,单阶段的目标检测算法将目标检测和定位合成一个端到端的过程,通过网络直接输出检测目标的位置以及类别,代表性的算法包含 YOLO、SSD 算法等。优点在于:因为是端对端模式,整合输出目标的位置和类别信息,所以检测的速度快,时效性高,对于较小目标检测效果良好,对多尺度的目标处理效果有限。二阶段目标检测算法将目标检测分为两步骤:首先生成候选区域,然后对这些候选区域进行分类和定位,经典二阶段算法有区域卷积神经网络(R-CNN)、FastR-CNN 等^[6]。

为了解决小目标和错检等一系列问题,目标检测技术不断更新,该技术逐渐走向成熟。R-CNN 于 2014 年提出,之后 Fast R-CNN 和 Faster R-CNN^[7]等不断改进和发展,最早的目标检测方法通常基于使用滑动窗口的方式,在整个图像上进行目标检测,然后通过使用区域推荐方法(例如 Selective Search)来生成候选区域,再对这些区域进行分类和定位。曹磊等^[8]基于 VGG-16^[9]网络提取出图片的多层特征,提出了一种基于改进 RPN 的 Faster-RCNN 网络 SAR 图像车辆目标检测方法,这种方法有着精度高、复杂度高、数据需求量大等特点。为了减少多阶段目标检测中的计算消耗和提高效率,出现了 YOLO^[10]和 SSD^[11]等单阶段目标检测器,直接从整个图像中预测目标类别和位置。宋世奇^[12]等提出了改进 SSD^[11]车辆检测算法,利用 K-means++聚类算法获取适应航拍车辆目标的默认候选框参数信息,但是对复杂场景的适应能力有限,以及在处理大规模数据时可能存在效率低下的情况。同时,赵倩^[13]等提出了一种基于多重字塔和多尺度注意力的轻量级 YOLOv5 算法,通过减少主干网络中的下采样次数,加强了小目标检测能力。

(1) 引入动态蛇形卷积^[14](Dynamic Snake Convolution),模型可以更加灵活,适应不同尺度、形状和结构的目标。通过调整卷积核的大小和形状可以实现自适应感受野。

(2) IoU(Intersection over Union)作为度量标准,用来衡量预测框和真实框之间的重叠程度。引入 ShapeIoU 损失函数^[15],更好地匹配目标的形状、位置信息和目标描述等。

(3) 引入 P2 检测头能够有效地提升模型对多尺度目标的检测能力,改善目标位置的精细调整和加速模型收敛速度,同时增强模型的泛化能力^[16]。

动态蛇形卷积通过根据目标形状自适应调整卷积滤波器,增强了特征提取能力,提高了模型捕捉目标边界的细节和不规则性的能力。改进损失函数解决了精确定位具有复杂形状的目标的挑战,通过惩罚预测形状与实际形状之间的偏差,从而产生更精确的边界框预测。此外,专门针对小目标的 P2 检测头集成,解决了目标检测系统中常见的限制,即小目标可能被忽视或定位不准确。这种综合方法不仅提高了在不同目标大小上的检测准确性,还增强了模型的鲁棒性和泛化能力。

1 YOLOv8 算法改进

1.1 YOLOv8 简介

YOLOv8 是 Ultralytics 公司推出的基于对象检测模型的 YOLO^[17]最新系列,它能够提供最先进的检测性能。相比较传统的目标检测算法,该算法模型在不损失检测精度的前提下具有更快的检测速度、更轻量的算法模型等优点。YOLOv8 和 YOLOv5 都是由同一家公司开发^[18],在此基础上改变了模型的通道数,借鉴了 C3 模块和 ELAN^[19]思想,设计了 C2f 模块,将 YOLOv5 中的 C3 模块改进为 C2f 模块,实现了在轻量化的同时增加了梯度流信息的丰富度。YOLOv8 是 YOLO 系列算法中较新的算法,该模型有输入层(Input)、主干网络(Backbone)、融合层(Neck)和检测头(Head);YOLOv8 也是该系列算法所含有的最新 SOTS 模型,能够完成检测、分类、分割任务。YOLOv8^[20]输入的是一张尺寸为 $600 * 600$ 的三维图像,然后利用卷积神经网络将输入图像转换成特征图。在每个网格中,预测边界框的位置、大小和相关物体的概率,并根据预测结果生成目标检测结果。改进后的网络模型架构如图 1 所示。

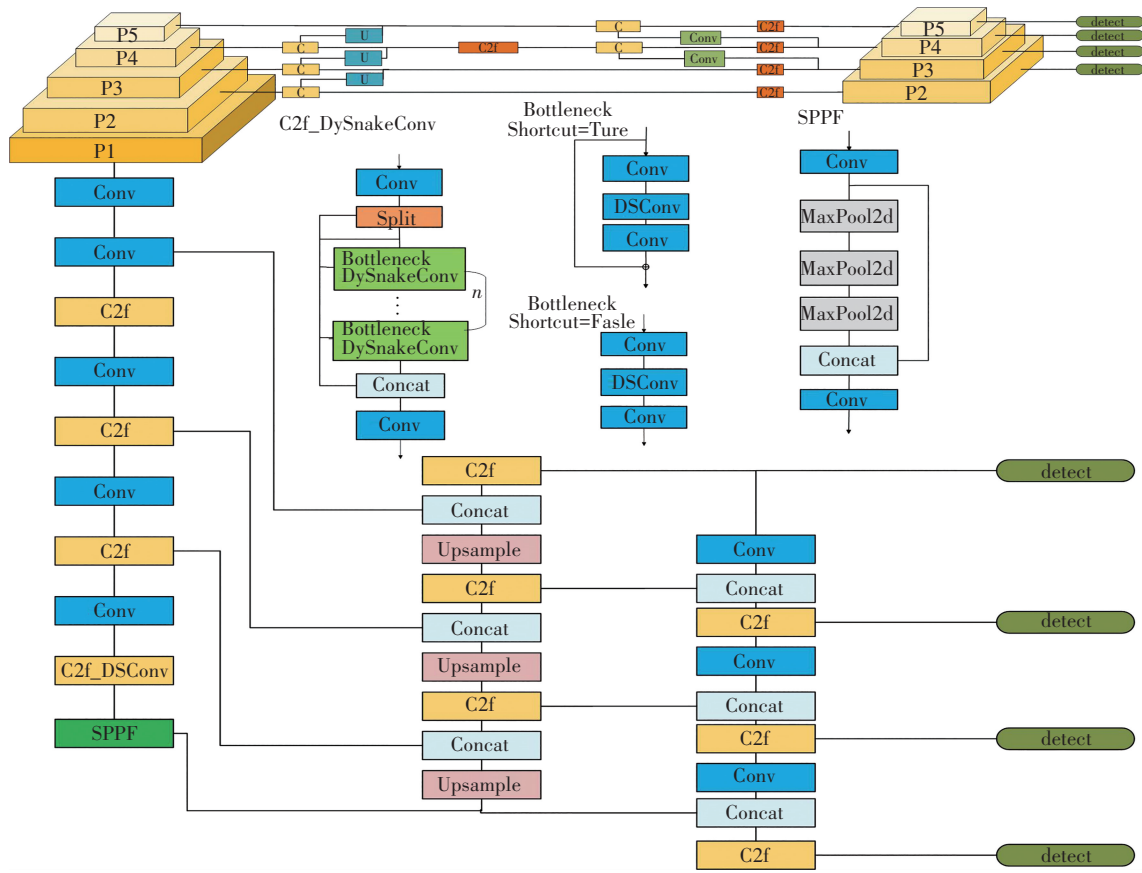


图 1 改进后的网络模型架构图

Fig. 1 Diagram of the improved network model architecture

1.2 检测模型设计

1.2.1 引入动态蛇形卷积 (Dynamic Snake Convolution)

为了达到更好的目标提取效果、人们提出了各种方法,例如通过特定的形态架构来提高表现性能,动态蛇形卷积(DSConv)通过管状的形态进行模块结构设计。基于特征融合的方法加强管状结构的代表性,如模型额外补充特征信息,从多个角度观察目标的结构特征,从而提升模型的性能。

通过动态蛇形卷积(DSConv)进行管状结构的局部特征提取,假设给定的卷积中心坐标为 $K_i = (x_i, y_i)$, A 是一个 $3 * 3$ 的卷积核,则 K 可表示为

$$K = (X-1, Y-1) \cdot (Y-1, Y), \dots, (X+1, Y+1) \quad (1)$$

为卷积核提供更大的聚焦灵活性,引入变形偏移 Δ ,在薄管状结构下可以自由地学习变形偏移,概念场往往会发生目标的偏移,所以使用迭代策略,依次观察待处理的目标,从而确保注意力的延续性,而不会分散注意力由大到小的变形偏移。在 DSConv 中选择一个大小为 9 的卷积核,以 X 轴为例每个卷积核的位置信息表述为 $K_{i \pm c} = (x_i \pm c, y_i \pm c)$,其中 $C = \{0, 1, 2, 3, 4\}$,从中心位置 K_i ,远离中心网格的位置 K_{i+1} 与之相比,

增加了一个偏移量 $\Delta = \{\delta | \delta \in [-1, 1]\}$,从而保证卷积核的偏移量 Σ 符合线性形态。

X 轴:

$$K_{i \pm c} = \begin{cases} (X_{i+c}, Y_{i+c}) = (X_i + c, Y_i + \sum_i^{i+c} \Delta y) \\ (X_{i-c}, Y_{i-c}) = (X_i - c, Y_i + \sum_{i-c}^i \Delta y) \end{cases} \quad (2)$$

Y 轴:

$$K_{j \pm c} = \begin{cases} (X_{j+c}, Y_{j+c}) = (X_j + \sum_j^{j+c} \Delta x, Y_j + c) \\ (X_{j-c}, Y_{j-c}) = (X_j + \sum_j^{j-c} \Delta x, Y_j - c) \end{cases} \quad (3)$$

由于偏移量通常为分数,双线性插值被实现为

$$K = \sum_{K'} B(K' \cdot K) \cdot K' \quad (4)$$

其中, K 表示式(2)的分数位置, K' 是枚举所有完整空间位置, B 是双线性插值核,分为两个一维核。

$$B(K \cdot K') = b(K_x, K'_x) \cdot b(K_y, K'_y) \quad (5)$$

为了使卷积核更能适应图像的复杂几何特征,该文引入变形偏移。模型随机学习变形偏移,则感知区域可能会偏离目标,本文采用了如图 2 所示的迭代策略。该策略按顺序将每个目标与可观察位置匹配,确保连续的特征关注,而不会因较大的变形偏移而过度分散感知区域。

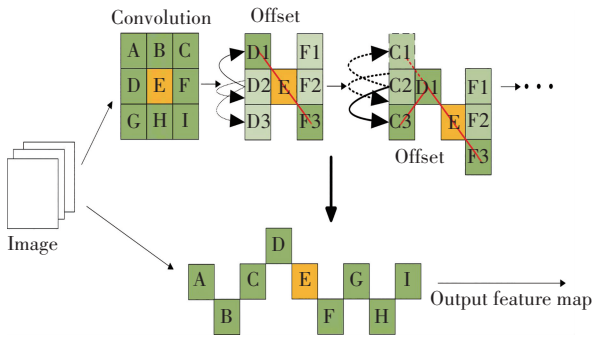


图 2 蛇形动态卷积

Fig. 2 Dynamic snake convolution

DSCConv 是一个覆盖了 9×9 的变形二维变化过程, 优点在于适用基于动态力学的西昌管状结构, 更好感知关键特征, 如车辆检测中包含距离远、目标小、且呈现细长的目标状态。如图 3 所示, DSCConv 在变形过程中覆盖了 $9 * 9$ 的范围, 扩大模型感受野, 增强对关键特征的感知, 为准确识别奠定基础。引进动态蛇形卷积能够自适应调整卷积核的形状, 更加精准捕捉图像局部特征及机构信息, 人性化处理复杂图像, 从而获得更好的特征提取能力以及鲁棒性。

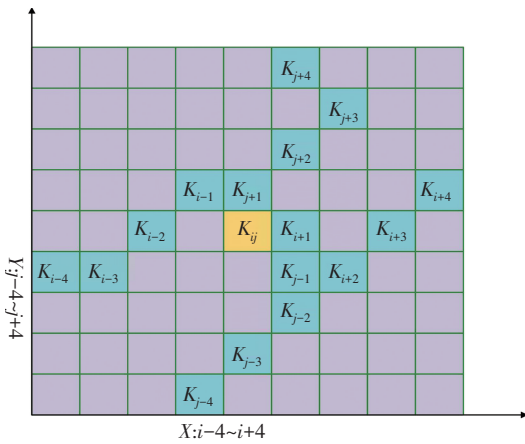


图 3 DSConv 感受野变化图

Fig. 3 Receptive field variation of the DSConv module

1. 2. 2 引入 ShapeIoU

YOLOv8 的损失函数为 CIoU, 该损失函数有着准确的目标定位, 考虑了目标的完整性, 但对于小目标和不规则目标存在一定的缺点。计算复杂度高, 在改进的模型算法中引入 ShapeIoU 考虑边界盒形状和尺度, 更加精准度量, 在边界盒回归过程中边界盒回归样本本身的形状和尺度因素都会对回归结果产生影响。在已有的边界盒回归损失函数的基础上, 考虑形状和尺度对回归结果的影响。

近年来随着检测器的发展, 边界盒回归损失得到迅速发展, 由最初 IoU 来评价边界盒的回归状态, 迭代出 GIoU、SIoU、DIoU、CIoU、SIoU 等。

IoU 度量定义如下:

$$L_{IoU} = \frac{|B \cap B^{GT}|}{|B \cup B^{GT}|} \quad (6)$$

式(6)中, GT 为 Ground Truth 是真实标签框, B 表示预测标签框。

GIoU 为解决边界盒回归中真实框与锚框不重叠导致损失梯度小而提出, 其定义如下:

$$L_{GIoU} = L_{IoU} - \frac{|C - B \cap B^{GT}|}{|C|} \quad (7)$$

式(7)中, C 表示 GT 框和锚框之间最小的封闭区域。

YOLOv8 算法模型中的 CIoU 考虑 GT 框和锚框之间的形状相似性, 在 DIoU 的基础上增加新的形状损失项, 以减少 GT 框和锚框纵横比差异, 其定义如下:

$$L_{DIoU} = L_{IoU} - \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} \quad (8)$$

$$L_{CIoU} = L_{DIoU} - \alpha v \quad (9)$$

$$\alpha = \frac{v}{(1 - L_{IoU}) + v} \quad (10)$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \quad (11)$$

其中, b 和 b^{gt} 表示锚框和 GT 框的中心点, ρ 为欧氏距离, c 为覆盖两个锚框 (b, b^{gt}) 最小封闭框的对角线长度。 w^{gt} 和 h^{gt} 表示真实框的宽度和高度, w 和 h 表示锚框的宽度和高度。

ShapeIoU:

$$w_w = \frac{2 \times (w^{gt})^{scale}}{(w^{gt})^{scale} + (h^{gt})^{scale}} \quad (12)$$

$$h_h = \frac{2 \times (h^{gt})^{scale}}{(w^{gt})^{scale} + (h^{gt})^{scale}} \quad (13)$$

其中, scale 为尺度因子, 与数据集的目标和尺度有关, w_w 和 h_h 分别是水平和垂直方向的权重系数, 其大小与真实框的形状有关, 对应的边界损失函数如下:

$$\Omega^{shape} = \sum (1 - e^{-w^t})^\theta \quad (14)$$

$$L_{Shape} = 1 - L_{IoU} + dis^{shape} + 0.5 \Omega^{shape} \quad (15)$$

$$dis^{shape} = h_h \times \frac{(x_c - x_c^{gt})^2}{c^2} + w_w \times \frac{(y_c - y_c^{gt})^2}{c^2} \quad (16)$$

1. 2. 3 增加 P2 小目标检测头

目标检测技术指在准确识别和定位图像或视频中的目标, 并为其添加类别信息。YOLOv8 在以前版本的基础上不断改进, 并引入 P2 层检测头增强小目标检测能力。对于 YOLO, 其原始结构为 3 个探测头 (P3、P4、P5), 为解决下采样带来的小目标信息丢失, 导致模型在较深的特征图中很难精准定位和识别小目标这一问题, 在模型 Head 部分引入更浅的特征层 P2, 如图 4 所

示,使模型在更早阶段获取高分辨率、小目标的特征信息。通过融合不同尺寸目标的高分辨率特征图,模型能够更好地感知小目标的细节信息,同时利用高层特

征图的语义信息和低层特征图的细节信息,从而提高对大目标和小目标的检测能力^[21]。此外,可以考虑在 P2 层增加一个检测器来提高对小目标的检测能力。

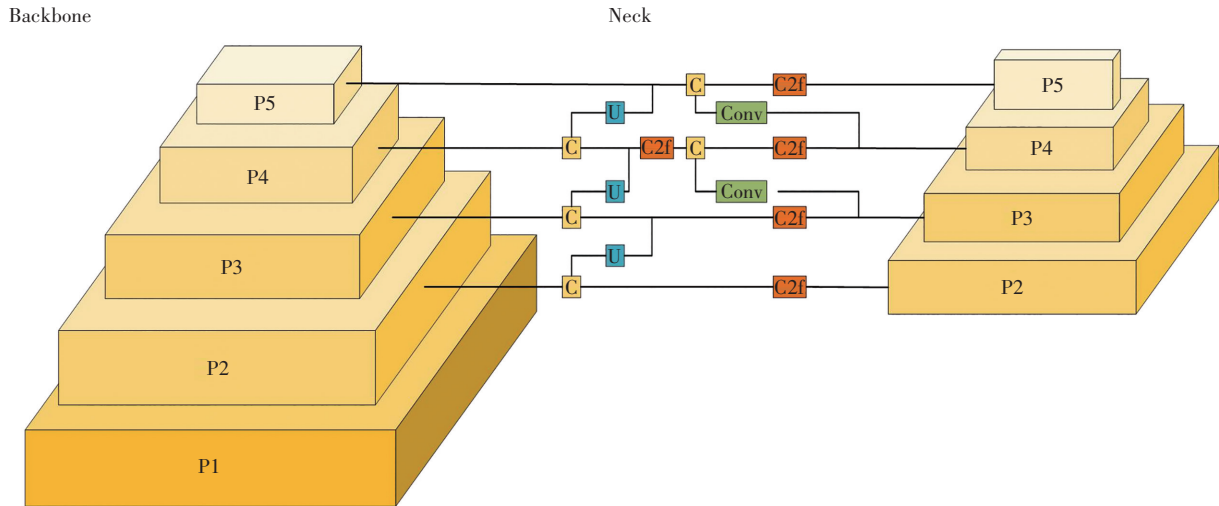


图 4 特征层结构图

Fig. 4 Feature layer structure diagram

2 仿真实验与结果分析

2.1 数据集

KITTI 数据集由卡尔斯鲁厄理工学院 (KIT) 和丰田工业大学芝加哥分校 (TTIC) 共同创立,该数据集是自动驾驶领域中最常用的计算机视觉算法评测数据集之一。该数据集具有广泛的场景以及多样性的检测标准。包含 7 000 多张真实场景的交通图,本次将其按照 8 : 2 的比例划分为训练集和验证集,数据集一共包含 8 个分类标签: car、van、truck、pedestrian、pedestrian (sitting)、cyclist、tram 以及 misc 等,本文保留了车辆识别的 5 个标签,即 car、van、truck、cyclist、tram 作为实验训练对象。

2.2 实验环境及参数配置

本实验操作系统为 Windows10, GPU 为 GeForce RTX 4060, CPU 为酷睿 i5 - 13490F, 编程语言为 Python3.8, 使用深度学习框架 Pytorch2.1.0, CUDA 为 11.8 并线计算,使用 GPU 对模型进行训练,主要训练参数配置如表 1 所示。

表 1 训练参数配置

Table 1 Training parameters

参数名称	配置	参数名称	配置
Epochs	150	Optimizer	SGD
Batchsize	16	close_mosaic	0
workers	8	imgsz	640

2.3 消融实验结果

本文提出了 3 个改进点,为验证本文算法改进模

块的有效性,以 YOLOv8 网络为基线,进行消融实验,结果如表 2 所示。由实验结果可得知,使用 C2f-DSConv 模块 mAP@0.5 值上升 0.6%, 计算量和参数量分别上涨 0.1 G 和 0.26 M, 继续添加第 2 个改进点后,参数量和计算量没有发生变化, mAP@0.5 的值上升 1.1%。继续引入小目标检测头 P2 以后,参数量上浮至 3.182 M, 计算量有所增大, mAP@0.5 值上升至 89.6%, 再次增加 1.5%。总计 mAP@0.5 的值增加 3.2%, 验证改进算法的 3 个模块均有效。

表 2 消融实验结果

Table 2 Ablation test results

C2f-DSConv	Shape IoU	P2	mAP@0.5	Parameters /MB	FLOPs /G
			0.864	3.007	8.2
✓			0.87	3.267	8.3
✓	✓		0.881	3.267	8.3
✓		✓	0.884	3.18	12.5
	✓	✓	0.886	2.92	8.3
✓	✓	✓	0.896	3.182	12.4

2.4 对比试验结果

为验证本文改进的网络模型检测效果,将与 YOLOv8 原网络和现有主流目标检测网络进行结果对比,以证明改进对网络的提升,对比实验结果如表 3 所示。通过表 3 中数据可以看出: Fast-R-CNN 具有精度低、计算量大等缺点; YOLOv3 和 YOLOv7 的计算精度和召回率高达 93.3%、90.5% 和 87%、85%, 但这两种模

型的参数量和计算量高达 61.52 MB、37.2 MB 和 156.6 G、105 G。YOLOv3-tiny 的 mAP@0.5、 P 、 R 均低于改进后的模型,且参数量大小达到 8.68 MB。YOLOv7 也具有同样的特点。在 YOLOv8 的基础上单独改进后精度上升 2.7%,召回率上升 3.2%,mAP@0.5 值上升 3.2%。同时模型参数量小幅度变化,计算量有所上升。文献[22]中提出的三个改进点进行复现,在 KITTI 数据集下的表现如表 3 中所述,文献[23]和文献[24]是不同算法在 KITTI 数据集中的表现,有着模型过大、检测精度略低和计算量过大等不同缺点。

表 3 对比试验结果

Table 3 Comparative test results

模型	$P/\%$	$R/\%$	mAP@0.5	Parameters/MB	FLOPs/G
Fast-R-CNN	65.8	84.2	83.9	28.3	108.2
YOLOv3	93.3	87	91.3	61.52	156.6
YOLOv3-tiny	84.5	79.3	84.2	8.68	12.9
YOLOv5n	87.3	79.8	87	1.76	4.3
YOLOv7	90.5	85	89.1	37.2	105.2
YOLOv7-tiny	87	79.5	85	6.03	13.2
YOLOv8	85.3	81	86.4	3.01	8.2
文献[22]	88.3	81.7	88.1	4.17	10.7
文献[23]			86.2		
文献[24]			84.7	89.8	
Ours	88	84.2	89.6	3.18	12.4

2.5 实际结果对比

为观察改进后的 YOLOv8 和 Ours 的差异,本文展示两者的实际检测效果,左侧为 YOLOv8 检测效果,右侧为 Ours 检测效果,可以看出图 5 中出现小目标遮挡的情况,改进后的算法准确地捕捉到被遮挡目标,并且在上方对比图中可以看出检测结果的置信度也有小幅度提升,从实际应用角度证明了本文改进算法的有效性。结果如图 5 所示。



图 5 YOLOv8 与改进后检测效果图

Fig. 5 Comparison of detection results between YOLOv8 and the improved model

3 结论

本研究中,使用 YOLOv8 目标检测改进算法成功实现了车辆的准确识别。该算法在保持较高精度的情况下实现了降低漏检的可能性。在没有改变主干网络的前提下,增加多尺度检测头,设计 C2f-DSConv 卷积更换主干第八层 C2f 模块实现了对在复杂环境下遮挡目标、拥挤狭小目标的精准检测,最后引入 ShapeIoU 考虑边界盒形状和尺度,更加精准度量在边界盒回归过程中,边界盒回归样本本身的形状和尺度因素。改进后的目标检测算法 mAP@0.5 提升到 89.6%。

本研究在城市交通管理和智能监控系统以及自动驾驶领域提供了可靠的技术支持,有望在未来的智慧城市建设和交通安全领域发挥重要作用。

参考文献(References):

- [1] 关晓斌,李战明. 基于 SIFT 和 HOG 特征融合的视频车辆检测算法[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(6): 1113-1117.
GUAN Xiao-bin, LI Zhan-ming. Vehicle detection algorithm based on video SIFT and HOG feature fusion[J]. Computer & Digital Engineering, 2021, 49(6): 1113-1117.
- [2] GILROY S, JONES E, GLAVIN M. Overcoming occlusion in the automotive environment: a review[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(1): 23-35.
- [3] WANG Y, QIU Y, JIANG H, et al. Small object detection for autonomous driving under hazy conditions on mountain motorways[J]. Optical Engineering, 2023, 62: 113101.
- [4] 张凯,李华文. 一种基于 SVM 和 HOG 特征的视频车辆识别算法[J]. 电子世界, 2019(7): 74-75.
ZHANG Kai, LI Hua-wen. A video vehicle recognition algorithm based on SVM and HOG features[J]. Electronics World, 2019(7): 74-75.
- [5] BURGESS C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 121-167.
- [6] 张乾闯,郭晨霞,杨瑞峰,等. 基于改进 YOLO 算法的光纤环绕制缺陷检测[J]. 电子测量技术, 2023, 46(10): 32-39.
ZHANG Qian-chuang, GUO Chen-xia, YANG Rui-feng, et al. Optical fiber loop winding defect detection based on improved YOLO algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(10): 32-39.
- [7] WANG H, YU Y, CAI Y, et al. A comparative study of state-of-the-art deep learning algorithms for vehicle detection[J]. IEEE

- Intelligent Transportation Systems Magazine, 2019, 11(2): 82-95.
- [8] 曹磊, 王强, 史润佳, 等. 基于改进 RPN 的 Faster-RCNN 网络 SAR 图像车辆目标检测方法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2021, 51(1): 87-91.
CAO Lei, WANG Qiang, SHI Run-jia, et al. Method for vehicle target detection on SAR image based on improved RPN in Faster-RCNN[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2021, 51(1): 87-91.
- [9] GENG L, ZHANG S, TONG J, et al. Lung segmentation method with dilated convolution based on VGG-16 network[J]. Computer Assisted Surgery, 2019, 24(sup2): 27-33.
- [10] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better faster stronger [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2017: 6517-6525.
- [11] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot MultiBox detector[M]//LEIBE B, MATAS J, SEBE N, et al, eds. Computer Vision-ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [12] 宋世奇, 李旭, 祝雪芬, 等. 基于改进 SSD 的航拍城市道路车辆检测方法[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(1): 114-117.
SONG Shi-qi, LI Xu, ZHU Xue-fen, et al. Urban road vehicle detection method by aerial photography based on improved SSD[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40(1): 114-117.
- [13] 赵倩, 杨一聪. 多重金字塔的轻量化遥感车辆小目标检测算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(13): 88-94.
ZHAO Qian, YANG Yi-cong. Small object detection algorithm for lightweight remote sensing vehicles with multiple pyramids [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(13): 88-94.
- [14] LI G, SHI G, ZHU C. Dynamic serpentine convolution with attention mechanism enhancement for beef cattle behavior recognition[J]. Animals (Basel), 2024, 14(3): 466.
- [15] LIU F, GU D, CHEN C. IoU-related arbitrary shape text scoring detector[J]. IEEE Access, 2019(7): 180428-180437.
- [16] YANG Z, SHEN Y, SHEN Y. Football referee gesture recognition algorithm based on YOLOv8s [J]. Frontiers in Computational Neuroscience, 2024, 18: 1341234.
- [17] SHIEH J L, HAQ Q M U, HAQ M A, et al. Continual learning strategy in one-stage object detection framework based on experience replay for autonomous driving vehicle [J]. Sensors, 2020, 20(23): 6777.
- [18] 刘岩, 周孟然. 融合知识蒸馏和注意力机制的安全帽佩戴检测[J/OL]. 重庆工商大学学报(自然科学版): <https://link.cnki.net/urlid/50.1155.n.20240425.1723.004>.
LIU Yan, ZHOU Meng-ran. Helmet wearing detection integrating knowledge distillation and attention mechanism [J/OL]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition): <https://link.cnki.net/urlid/50.1155.n.20240425.1723.004>.
- [19] SAMMA H, AL-AZANI S, LUQMAN H, et al. Contrastive-based YOLOv7 for personal protective equipment detection[J]. Neural Computing and Applications, 2024, 36(5): 2445-2457.
- [20] 吴博阳, 毛胜轲, 林特宇, 等. 基于改进 YOLOv8 的风电叶片表面损伤检测与识别方法[J/OL]. 机电工程, <https://link.cnki.net/urlid/33.1088.TH.20240319.1117.007>.
WU Boyang, MAO Sheng-ke, LIN Te-yu, et al. Surface damage detection and identification method of wind turbine blades based on improved YOLOv8[J/OL]. Mechatronic Engineering, <https://link.cnki.net/urlid/33.1088.TH.20240319.1117.007>.
- [21] DU Z, LIANG Y. Object detection of remote sensing image based on multi-scale feature fusion and attention mechanism[J]. IEEE Access, 2024(12): 8619-8632.
- [22] 吕宏泽, 李继财, 杨乔楠, 等. 基于改进 YOLOv5 车辆检测方法[J]. 计算机工程与设计, 2024, 45(6): 1705-1712.
LYU Hong-ze, LI Ji-cai, YANG Qiao-nan, et al. Vehicle detection method based on improved YOLOv5 [J]. Computer Engineering and Design, 2024, 45(6): 1705-1712.
- [23] 鞠默然, 罗江宁, 王仲博, 等. 融合注意力机制的多尺度目标检测算法[J]. 光学学报, 2020, 40(13): 1315002.
JU Mo-ran, LUO Jiang-ning, WANG Zhong-bo, et al. Multi-scale target detection algorithm based on attention mechanism[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(13): 1315002.
- [24] 顾立鹏, 孙韶媛, 李想, 等. 无人车驾驶场景下的多目标车辆与行人跟踪算法[J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42(3): 542-549.
GU Li-peng, SUN Shao-yuan, LI Xiang, et al. Multi-object vehicle and pedestrian tracking algorithm in driving scene of unmanned vehicle[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2021, 42(3): 542-549.

责任编辑:代小红