

无人机视角下车辆小目标智能检测算法研究

王海玮¹, 蔡耿基², 张为³, 游峰²

(1. 广东交通职业技术学院, 广东 广州 510650; 2. 华南理工大学 土木与交通学院, 广东 广州 510641;
3. 车路一体智能交通全国重点实验室, 北京 100088)

摘要: 随着低空经济与无人机技术的快速发展, 无人机可作为获取交通信息的新型载具。针对无人机视角下车辆小目标数据集较为稀缺的问题, 构建了包括客车、货车和巴士三类的车辆小目标检测数据集。对 YOLO 系列网络在无人机场景中的适配性进行系统对比, 最终优选 YOLOv8 网络, 作为车辆小目标检测的核心框架。为全面评估算法性能, 论文构建了基于准确率、召回率、平均精度均值、Giga 浮点运算量及权重文件大小等的多维度评价指标。在此基础上, 在 YOLOv8m 模型上增加了适用于小目标检测的优化层, 构建 YOLOv8m-p2 网络。实验结果表明, YOLOv8m-p2 在保持较低运算与存储开销的同时, 大幅提升了无人机航拍车辆小目标的识别精度与实时性, 并在小目标捕捉能力与预测准确度方面予以平衡。

关键词: 无人机; 车辆数据集; 目标检测; YOLO; 低空经济

中图分类号: TP391.41; U495

文献标识码: A

Research on Intelligent Detection Algorithms for Small Vehicle Targets from the Perspective of Unmanned Aerial Vehicle

WANG Haiwei¹, CAI Gengji², ZHANG Wei³, YOU Feng²

(1. Guangdong Communication Polytechnic, Guangzhou 510650, Guangdong, China;
2. School of Civil Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, Guangdong, China;
3. State Key Lab of Intelligent Transportation System, Beijing 100088, China)

Abstract: With the rapid development of the low-altitude economy and UAV technology, unmanned aerial vehicles (UAVs) have emerged as novel platforms for acquiring traffic information. To address the scarcity of small vehicle target datasets from the UAV perspective, a dataset was constructed comprising three vehicle categories: cars, trucks, and buses. A systematic comparison of the YOLO series networks was conducted to evaluate their suitability for UAV scenarios, ultimately selecting YOLOv8 as the core framework for small vehicle target detection. To comprehensively assess algorithm performance, a multi-dimensional evaluation metric was developed, incorporating precision, recall, mean average precision (mAP), Giga Floating Point Operations (GFLOPs), and model weight file size. On this basis, the YOLOv8m model was enhanced with additional layers optimized for small target detection, resulting in the YOLOv8m-p2 network. The experimental results demonstrate that YOLOv8m-p2 significantly improves the recognition accuracy and real-time performance of small vehicle targets in UAV imagery while maintaining low computational and storage overheads, effectively balancing small target capture capability and prediction accuracy.

Key words: UAV; vehicle dataset; object detection; YOLO; low-altitude economy

近年来, 低空经济作为一项新兴产业, 正受到日益广泛的关注与重视。该领域主要依托无人

机等低空飞行器的多元化应用, 涵盖了智能交通、物流运输、农业监测和城市规划等多个方

收稿日期: 2024-11-15

作者简介: 王海玮, 博士, 副教授, 研究方向为智慧交通、低空经济、车路协同等; 游峰, 本文通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为交通安全与控制, 自动驾驶、车路协同等

基金项目: 广东省自然科学基金 (编号: 2024A1515012115); 中国高校产学研创新基金 (编号: 2021ZYB04003); 车路云重点实验室开放课题 (编号: 2024-B011); 广东省普通高校特色创新类项目 (编号: 2022KTSCX256)

向。随着相关技术的不断进步,无人机在低空经济中的作用日渐突出,尤其在智能交通领域展现出巨大潜力。

凭借灵活性与高效性,无人机能够从空中对地面交通状况进行全方位的监控与数据采集,为现代城市的交通管理提供了有力的技术支撑。Li^[1]针对无人机数据采集的公平性,提出基于无人机速度控制的公平数据采集(UAV Speed Control based Fair Data Collection, USCFDC)方案。当无人机处于目标节点密集区域时,其飞行速度将被动态调低,从而提高节点间的数据采集均衡度;并用二分算法,通过“数据量”作为关键分割值,确保无人机从每个节点均采集到足量数据。Swain^[2]提出基于动态规划的多项式时间算法,采用高空无人机(ha-UAV)与低空无人机(la-UAV)协同,将la-UAV作为基站为城市车辆提供服务,并获取关键数据。Li^[3]等针对旋转检测器存在不连续边界问题,设计基于YOLOv5-OBb和DeepSORT-OBb的交通数据提取框架,从无人机航拍视频中提取车辆轨迹、偏航角、速度和航向等数据;尽管提取精度达93.5%,但在更复杂交通场景下的适应性需进一步验证。Prathibaa^[4]等分析了应用无人机进行车辆检测、时空数据关联的可行性,重点探讨其优缺点和在微观交通数据分析中的应用表现,指出目前缺乏统一的综合性能框架。Zheng^[5]等基于无人机图像处理的交通速度提取与预测框架,结合全色和多光谱图像,匹配计算路段平均速度,构建交通预测数据集,但框架的实时性有待改进。Zhang^[6]等基于YOLOv7-tiny检测网络,引入ShuffleNet和GSConv模块,改善了无人机视频中交通参数的提取效率与精度。Afrin^[7]等将无人机集成到智能交通系统(ITSs),研究重点主要集中在无人机通信协议和列举常用的数据处理方法,设计无人机与ITS集成的三层框架,包括无人机规格与部署(第一层)、通信网络与实时监控(第二层)、数据收集与决策支持(第三层)。Xiao^[8]针对无人机航拍图像中的小目标,设计统一的道路分割与车辆检测框架,结合C-DeepLabV3+和S-YOLOv5算法,改进车辆检测精度。尹万杰^[9]针对占道施工对城市交通的负面影响,利用无人机技术采集道路交通数据,结合传统图像处理方法,应用交通仿真软件优化施工期间的交通疏导方案。李晓赫^[10]设计定向包围框的YOLOv5-OBb旋转目标检测算法,结合

CLAHE增强检测准确性;改进SORT++跟踪算法和卡尔曼滤波,提高旋转目标的跟踪精度。Liu^[11]等考虑到数据的时间约束和减少对地面用户的干扰,基于遗传算法和基于逐次凸逼近算法,提出干扰感知轨迹优化方法。史涛^[12]设计改进YOLOv8-CX检测算法,即结合Deformable Convolutional Networks,提出C2f-DCN模块,提高不同尺寸车辆特征提取能力。张河山等^[13]为增强网络的特征学习能力,基于YOLOX网络,在特征融合部分引入自适应空间特征融合,改进了无人机航拍图像中小目标的检测效能。江志鹏^[14]基于改进Deformable DETR的目标检测算法,设计跨尺度特征融合模块以增大感受野,提高小目标检测精度;尽管平均检测精度提高了0.73%,小目标检测精度提升0.5%,但改进幅度有限。江德港^[15]将EfficientNet作为YOLOv3的特征提取网络降低模型参数量,提高检测速度。李旭^[16]等优化SSD框架,引入深度可分离卷积与抗混叠低通滤波器构建高效检测器E-SSD;基于条件生成对抗网络(CGAN)构建密度估计网络,生成车辆密度图。朱奇光^[17]等增强YOLOv7网络浅层语义信息提取能力,并优化SIOU-Loss加快锚框收敛,但对更复杂场景中多目标遮挡的处理需进一步验证^[18]。叶海全^[19]设计基于深度半监督学习的车辆检测算法(UVDDL),通过Teacher-Student框架引导训练,实现Teacher对Student的指导训练,但对于不同数据分布条件下的泛化能力较弱。Lu^[20]等基于YOLOv5s网络,据车辆长宽比固定特点修正锚框尺寸,提高锚框与目标的契合度,并引入加权框融合方法,解决车辆密集场景中预测框计数不准问题。Tian^[21]等基于YOLOv8,改进轻量级模型PrFu-YOLO,引入小目标检测层的新结构PrFuFPN,提升特征融合能力,在一定程度上提高小目标检测精度。

根据以上文献综合分析可知,在无人机获取的图像开展车辆检测工作时,面临着小目标数量极为有限的情况,而这些小目标的分布状态极不均匀,时而极为稀疏,时而又高度密集。另外,部分研究采用数据集源于地面视角或固定监控摄像头,难以满足无人机俯视角度的特性需求,易导致漏检和误检。同时,无人机平台资源有限,尽管采取了轻量化设计,但若兼顾较高精度检测和良好实时性,仍需更深入的研究。上述大多数研究聚焦于单一任务(如检测或跟踪),或缺乏统一的多任务协同框架;部分研究尝试结合目标

检测与分割、时空数据提取等功能,但多任务集成的性能与数据一致性仍有较大改进空间。

为此,本研究面向高快速路段,应用无人机采集视频,构建无人机视角下车辆小目标检测数据集,车辆目标包含3种类型,即客车、货车、巴士等;基于YOLO系列网络,探寻不同网络在无人机小目标检测任务中的适配性,选定YOLOv8为无人机视角下车辆小目标的检测网络;建立准确率、召回率、平均精度均值、Giga浮点运算每秒和权重文件大小等,构建算法的评价指标集,在YOLOv8m的基础上,引入小目标网络层,构建YOLOv8m-p2网络,以便更好地捕捉车辆小目标特征。通过对比试验分析可知,本研究构建的YOLOv8m-p2网络具有良好综合性能,能较好识别无人机视角下车辆小目标,并在处理实时性和预测的准确性方面得以平衡。

1 无人机视角下车辆小目标数据集构建

1.1 无人机视频采集

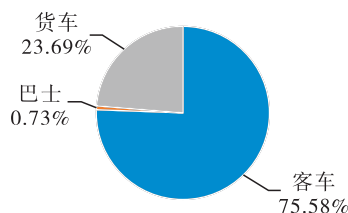
为使无人机视角下车辆目标数据集尽可能丰富,视频数据采集路端选取车流量较大的高速公路和快速路段。基于此,构建无人机视角下车辆小目标(VSODD)数据集。与道路交通场景的数据集相比,现有公开的无人机图像数据相对较少,涵盖了一定数量的场景;在公开的数据集中,适用于无人机视角下车辆小目标检测的图像比例较低,难以满足高精度检测及后续研究的需求。为此,面向高快速路段,应用无人机采集视频,构建了车辆小目标检测(VSODD)数据集。

选用大疆精灵无人机,型号为Phantom 4 Pro V2.0。为确保数据的多样性和代表性,分别于早、中、晚时间段,在京港澳高速G4和广州市科韵路优选路段采集用于实验分析的视频。具体情况为:无人机悬停高度约230 m,摄像头俯视拍摄,视频分辨率为3840×2160,帧率为30 fps。

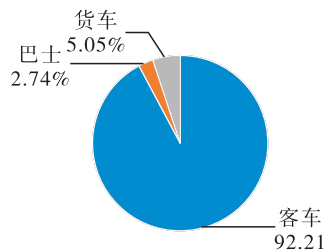
1.2 无人机视频数据预处理

对无人机视角下的采集视频,本文通过帧间隔提取方式,将视频转化为静态图像。以图像中

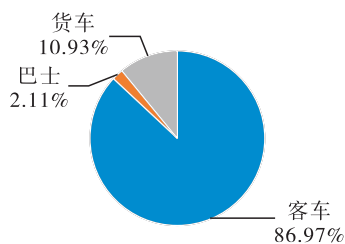
车辆数量较多为标准,筛选静态图片,最终获取有效图像2500张。其中2000张用于模型训练,500张用于模型验证。为保证标注的准确性和完整性,对每张图像中的车辆目标逐一标注,共计生成约22万个目标检测框,涵盖3中车辆目标类型,即客车、货车、巴士3类,车辆标类别标签统计如图1所示。



(a) 京港澳高速车辆标签



(b) 科韵路车辆标签



(c) 数据集车辆标签

图1 VSODD数据集车辆标注标签统计

通过上述数据采集与标注流程,本文构建了无人机视角下车辆小目标(VSODD)数据集,为后续算法的设计和验证奠定基础。采集场景部分图片如图2所示。

2 无人机视角下车辆小目标检测算法设计

选用YOLO(you only look once)系列的网络识别无人机场景下车辆小目标。究其原因,YOLO

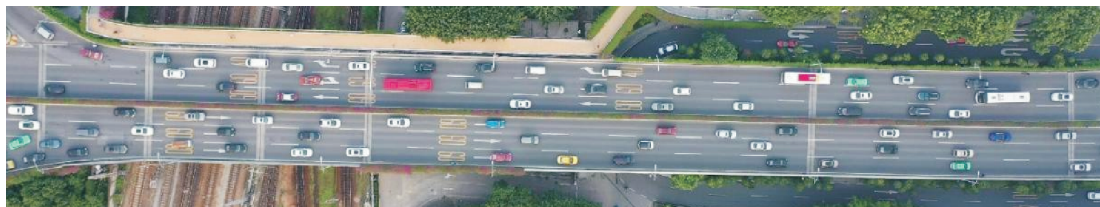


图2 采集场景的部分图片

网络是一种单阶段检测算法，相较于两阶段检测算法如 Faster R-CNN，其直接通过单一神经网络，全局分析无人机场景下采集的图像，完成车辆小目标的分类和定位。同时，YOLO 架构有众多改进版本，如 YOLOv5s 和 YOLOv8 等，引入特定小目标检测层或模块，包含 PrFuFPN、PAFPN，有助于检测不同尺度的目标，特别是小目标。此外，YOLO 网络具有轻量级版本，如 YOLOv5s、YOLOv8 等，可在保持较高检测精度条件下，参数量较小。有鉴于此，选用 YOLO 网络作为车辆小目标检测任务的基础框架。

2.1 YOLO 系列算法

如前所述，YOLO 系列是一类单阶段目标检测算法，以其高效率、较好实时性和可轻量化设计等优点，可用于无人机视角下的车辆小目标检测任务。其总体结构包括以下三部分：输入层、特征提取网络和检测头。

(1) 输入层：将无人机拍摄的航拍图像缩放至固定尺寸，并应用数据增强技术（如随机裁剪、光照调整等），以适应复杂背景下的车辆小目标分布特点，提高模型的鲁棒性。

(2) 特征提取网络：基于卷积神经网络（如 CSPDarknet 或 EfficientNet），从航拍图像中提取多尺度特征，增强车辆目标的语义表达能力。同

时，部分版本引入特征融合层（如 FPN 或 PAN），特别针对无人机视角下稀疏分布或密集排列的车辆小目标，提升检测精度。

(3) 检测头：负责生成车辆目标的类别、位置和置信度。通过划分网格并预测边界框参数，适应无人机影像中小车辆的多样化形状和密集遮挡问题。

YOLO 系列从 YOLOv1 到 YOLOv11，不断优化特征提取与检测策略，以提升检测任务的精度和实时性。研究主要集中在无人机视角下车辆小目标的检测任务，为便于开展研究，选取最具代表性的版本，即包含 YOLOv1、YOLOv5、YOLOv7、YOLOv8、YOLOv11 等 5 个版本，进行深入探讨，而不涉及所有版本。

如表 1 所示，YOLOv1 版本首次提出单阶段目标检测方法，开创性地将分类与定位任务统一框架解决。YOLOv5 版本轻量化设计，显著提升部署效率，是目前最常用的版本之一。YOLOv7 版本注重结构优化和效率平衡，进一步提升小目标检测精度和模型推理速度。YOLOv8 版本集成了无锚框检测（Anchor-free）和动态模型调整技术，达到了更高的灵活性和更佳的性能。

YOLOv8m 为 YOLOv8 版本的 medium 尺寸的配置，在模型参数量、计算量、精度与速度方

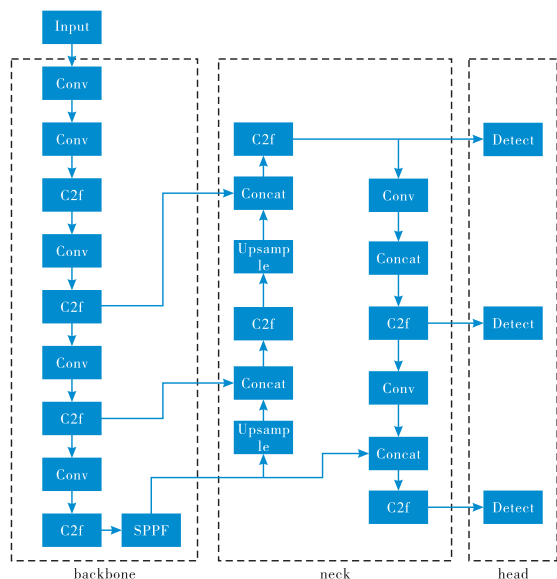
表 1 YOLO 系列网络对比表

版本	关键特点	技术创新	应用场景
YOLOv1	开创性地提出单阶段目标检测框架，统一分类与定位任务。	单阶段检测、端到端训练，首次将分类与定位结合在同一网络。	基础目标检测任务，如车辆检测、行人检测。
YOLOv5	轻量化设计，广泛应用于工业与学术研究，支持多种硬件平台部署。	引入 Mosaic 数据增强、自适应锚框生成、CIoU 损失函数，显著提升检测性能和部署效率。	适用于资源有限的硬件平台。
YOLOv7	专注于结构优化和平衡检测速度与精度。	使用 E-ELAN 网络架构、重参数化技术和动态标签分配策略，进一步提高检测速度与精度。	小目标检测、车辆密集场景检测等对速度和精度要求较高的任务。
YOLOv8	集成新技术，如无锚框检测，动态调整模型大小和特征提取能力。	改进特征提取模块、无锚框检测头和新训练策略，实现更高的灵活性和性能。	适用于复杂场景的小目标检测和实时应用。
YOLOv11	基于 YOLOv8 框架的优化版本。	多任务协同策略，用于提高检测效率和适应复杂场景。	发布时间（2024 年 9 月）较短，缺乏完善的文档支持，尚未广泛接受和验证。

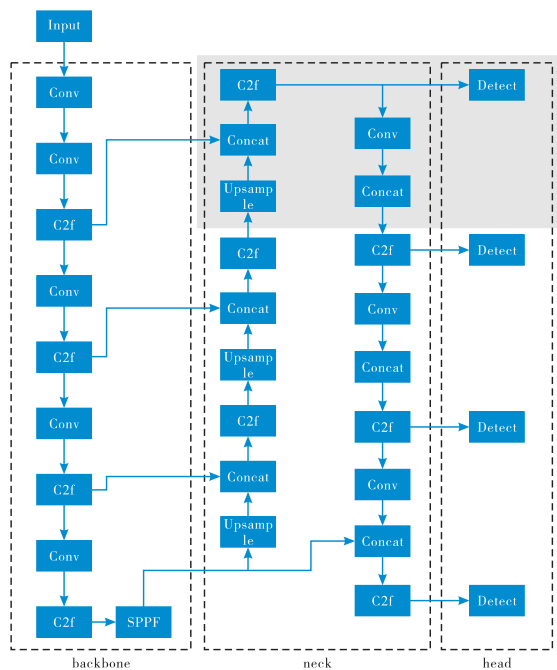
面处于中间水平，适合平衡实时检测与准确率的需求。为增强对小目标检测的能力，在 YOLOv8m 的基础上，如图 3 所示，引入小目标层。该层可保持较大的特征图尺寸，利用周围的上下文信息，提高整体检测性能。YOLOv11 版本基于 YOLOv8，发布于 2024 年 9 月，网络结构方面整体变化不大，采用 C3K2 替换掉了原先的 C2 和 C3 块，并新增特征增强模块 C2PSA。

2.2 评价指标

为评估目标检测算法的性能，本研究选取准确率（Precision）、召回率（Recall）、平均精度均值（mAP）、Giga 浮点运算每秒（GFLOPs）和权重文件大小等，构建网络的评价指标集。其中，准确率是指检测正确的目标占所有检测到的目标的比例。召回率是指检测正确的目标占所有实际正样本的比例。准确率与召回率如式（1）



(a) YOLOv8m 模型结构



(b) YOLOv8m-p2 模型结构

图3 YOLOv8m 和 YOLOv8m-p2 的模型结构

和式 (2) 所示。

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (1)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (2)$$

式中, TP (真正例) 表示实际为正样本且模型检测为正样本的部分; TN (真负例) 表示实际为负样本且模型检测为负样本的部分; FP (假正例) 表示实际为负样本却被模型错误检测为正样本的部分; FN (假负例) 表示实际为正样本却被模型错误检测为负样本的部分。

平均精度均值 (mAP) 用于衡量检测算法对所有类别平均检测性能的指标, 如式 3 所示:

$$\text{mAP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{AP}_i \quad (3)$$

其中, N 表示类别数, AP_i 为第 i 个类别的平均精度 (Average Precision), 数值上可理解为精确率-召回率 (PR) 曲线下面积。mAP@0.5 用以评估检测结果在 IoU (intersection over union) 阈值为 0.5 情况下的准确预测比例; 而 mAP@0.5 : 0.95 则更为严格地评估模型在不同 IoU 阈值下的性能。此外, Giga 浮点运算每秒 (GFLOPs) 与权重文件大小, 用以评估模型的时间复杂度和资源占用程度。两者数值越小, 即表示该模型所需计算与存储开销越低, 可用以衡量算力需求大小。

3 试验与分析

3.1 对比试验

如前所述, 不同版本 YOLO 模型有其各自特点, 适用于不同的检测任务。针对无人机航拍视角的车辆小目标稀疏分布特点, 从精度、召回率等评价指标出发, 对比分析不同 YOLO 网络在指标集下的性能差异。为比较 YOLO 系列目标检测算法在车辆小目标检测上的性能, 在相同软、硬件环境中进行训练与评估。具体硬件配置为: CPU 采用 Intel® Xeon® Gold 5320 CPU @ 2.20 GHz × 2, GPU 采用 NVIDIA GeForce RTX 3090 (24GB) × 8, 操作系统为 Ubuntu 22.04, 编译环境为 Python 3.9.16 + PyTorch 1.12.1 + CUDA 11.8。试验所选的对比模型, 包括 YOLOv5m、YOLOv7、YOLOv8m、YOLOv8m-p2 和 YOLOv11, 所有模型均在前文构建的车辆检测数据集上进行训练与验证。主要实验结果如表 2 所示。

表2 YOLO 系列的性能指标对比

模型	Precision	Recall	mAP @ 0.5	mAP@ 0.5 : 0.95	GFLOPs	权重文件/MB
YOLOv5m	0.922	0.858	0.923	0.7	47.9	42.1
YOLOv7	0.947	0.928	0.965	0.694	105.1	74.8
YOLOv8m	0.94	0.852	0.936	0.761	78.7	52.0
YOLOv8m-p2	0.946	0.929	0.961	0.78	97.9	50.5
YOLOv11	0.942	0.856	0.94	0.765	71.4	45.5

从表中可知, 在精度与召回率方面, YOLOv5m 的 Precision 和 Recall 分别为 0.922 和 0.858, 整体检测比较均衡, 适合在对精度要求较高且硬件资源相对有限的场景中使用。

YOLOv7 对应指标为 0.947 和 0.928, 两者均表现较好, 在该表中精度与召回率数值最为突出, 而在 $mAP@0.5:0.95$ 上性能略低, 说明对高 IoU 阈值的适应性稍显不足。就 YOLOv8m 而言, 与 YOLOv5m 相比, Precision 略高, Recall 略低, 整体检测性能较好, 且在新版本中常融入无锚框检测、注意力机制等模块, 适应复杂场景能力更强。从 YOLOv8m-p2 分析可知, 在高精度 (Precision) 和高召回 (Recall) 之间取得较好平衡, 说明对正样本检出率较高, 且误检较少。YOLOv11 方面, 精度与 YOLOv8m 相近, 召回率略有提升。

从 mAP 指标分析可知, YOLOv5m 网络作为常用的轻量级基线, $mAP@0.5:0.95$ 为 0.7, 在该表中属于相对中等偏下。而 YOLOv7 网络, 在低 IoU 阈值时检测效果较好, 但随着 IoU 阈值提升, 精度下降较为明显。就 YOLOv8m 网络而言, 对不同 IoU 阈值的适应性较好, $mAP@0.5:0.95$ 高达 0.761。对于 YOLOv8m-p2 网络, $mAP@0.5$ 为 0.961, $mAP@0.5:0.95$ 为 0.780, 由此可知, 在高 IoU 阈值条件下表现较好, 可兼顾大、小目标的精确定位。就 YOLOv11 网络而言, $mAP@0.5$ 接近 YOLOv8m, $mAP@0.5:0.9$ 略低于 YOLOv8m-p2, 但依然保持了较高定位精度, 综合检测尚可。

在计算开销方面, 分析 YOLOv5m 可知, 其对应的 GFLOPs 和权重文件分别为 47.9 和 42.1M, 相对较小, 适合资源受限、对实时性要求较高的应用场景。就 YOLOv7 而言, 计算开销和文件体积较大, 说明为获得高精度和高召回率, 硬件成本较高。相对于 YOLOv7, YOLOv8m 减少了部分计算量和模型大小, 但仍需要较高算力。就 YOLOv8m-p2 而言, 计算量较 YOLOv8m 略高, 但权重文件略有下降, 结合其较高的 $mAP@0.5:0.95$, 性价比较好。就 YOLOv11 而言, 比

YOLOv8m-p2 运算量更低, 文件大小介于 YOLOv5m 与 YOLOv8m 之间, 具有较好平衡性。

从总体上看, YOLOv8m-p2 在 Precision 与 Recall 分别为 0.946 和 0.929, 说明其减少漏检, 同时也能保持较高的准确度, 不易出现误检。在 $mAP@0.5$ 与 $mAP@0.5:0.9$ 上, 分别为 0.961 与 0.780, 为所有模型中最优或接近最优, 说明其对不同 IoU 阈值均有良好适应性, 可满足更严格的定位精度要求。在模型规模和计算量方面, 权重文件大小为 50.5MB, 相比 YOLOv7 (74.8 MB), 减小近三分之一; 由此可知, 在较高精度下, 控制模型规模, 适合在 GPU 环境中部署。在检测质量与硬件资源平衡方面, YOLOv5m 的计算量与权重文件更小, 但其 $mAP@0.5:0.95$ 明显低于 YOLOv8m-p2 (0.700 vs 0.780), 检测性能差距较大; 而 YOLOv11 模型规模和计算量相对较小, 但其他性能指标均略低于 YOLOv8m-p2。综上, YOLOv8m-p2 具有较高识别精度和较好边界框定位能力, 同时模型规模和计算量相对可控。因此, 选用 YOLOv8m-p2 作为无人机视角下车辆小目标的检测框架。

3.2 实验验证

为进一步验证基于 YOLOv8m-p2 模型的性能, 在港澳高速路段 (广州市黄埔区香雪小学段) 采集约 15 min 的视频片段, 分辨率为 4096×2160 , 帧率为 30 fps; 无人机悬停高度约 280 m, 采集范围覆盖约 420 m 的高速路段。图 4 与图 5 分别为无人机视角下视频图像的道路区域图以及基于 YOLOv8m-p2 模型的检测结果图。从图 5 可知, 基于 YOLOv8m-p2 的检测模型可正确识别大部分车辆, 漏检现象相对较少。由图 6 局部细节分析可知, 基于 YOLOv8m-p2 模型在车辆种类识别与目标位置定位方面均较为准确, 能够满足后续更细化的交通流量分析或车道级数据统计需求。

实验结果表明, 基于所构建数据集与选用的



图4 无人机视角下视频图像的道路区域



图5 无人机视角下车辆小目标检测结果图

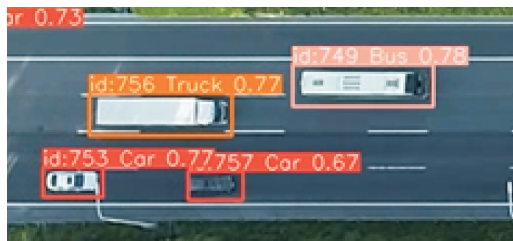


图6 无人机视角下车辆小目标检测的细节图

YOLOv8m-p2 算法,能够有效应对无人机视角下复杂交通环境中的车辆小目标检测任务,为低空经济领域智能交通监测提供可靠的技术支撑。

4 结语

针对高快速路段的无人机航拍数据,构建涵盖客车、货车与巴士3类的车辆小目标检测数据集,以解决现有数据相对较少问题。在此基础上,基于YOLO系列网络,对不同模型在无人机场景中的适用性进行了对比分析,并最终选定YOLOv8作为车辆小目标检测的核心框架。为评估算法性能,从准确率、召回率、平均精度、Giga浮点运算以及权重文件大小等多维度构建评价指标集,并在YOLOv8m的基础上,增加小目标检测层,形成YOLOv8m-p2。实验结果表明,本文所提出的YOLOv8m-p2网络,能够在保持较低运算与存储开销的同时,提升无人机视角下车辆小目标的识别精度与实时性,实现了对小目标捕捉能力与预测准确度的有效平衡。随着低空经济快速发展与无人机技术的持续创新,无人机在交通领域的应用也将逐步拓展,可为管理决策提供关键数据支撑,推动更智慧、更高效的交通体系建设。

参考文献:

- [1] LI X. A novel UAV-enabled data collection scheme for intelligent transportation system through UAV speed control [J]. IEEE Transactions ON Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(4): 2100-2110.
- [2] SWAIN S. Tripathy, A novel smart data collection approach in UAV-enabled smart transportation system [J]. Advances in Distributed Computing and Machine Learning; Proceedings of ICADCML 2022. Lecture Notes in Networks and Systems, 2022(427): 709-716.
- [3] LI X, WU J. Developing a more reliable framework for extracting traffic data from a UAV video [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(11): 12272-12283.
- [4] PRATHIBAA, K, GUNASEKARAN K. A review of real-time traffic data extraction based on spatio-temporal inference for traffic analysis using UAV [J]. Recent

Advances in Transportation Systems Engineering and Management; Select Proceedings of CTSEM 2021. Lecture Notes in Civil Engineering, 2023(261): 535-551.

- [5] ZHENG Y. UAV-assisted traffic speed prediction via gray relational analysis and deep learning [J]. Drones, 2023(7): 3726.
- [6] ZHANG X, SHI Z. A method for extracting traffic parameters from drone videos to assist car-following modeling [J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2024, 15(1): 380-391.
- [7] AFRIN T. Advancements in UAV-enabled Intelligent Transportation Systems: A Three-Layered Framework and Future Directions [J]. Applied Sciences-Basel, 2024, 14: 945520.
- [8] XIAO M. A novel network framework on simultaneous road segmentation and vehicle detection for UAV aerial traffic images [J]. Sensors, 2024, 24: 360611.
- [9] 尹万杰, 申明亮, 温双银. 基于无人机技术的交通数据采集 [J]. 黑龙江交通科技, 2022, 45(9): 152-155.
- [10] 李晓赫. 基于无人机航拍视频的车辆运动数据提取方法研究 [D]. 北京: 清华大学, 2023.
- [11] LIU K, ZHENG J. UAV trajectory planning with interference awareness for time-constrained data collection [C]. Kuala Lumpur: IEEE Conference ON Global Communications, Globecom, 2023: 1926-1931.
- [12] 史涛, 崔杰, 李松. 优化改进YOLOv8实现实时无人机车辆检测的算法 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(9): 79-89.
- [13] 张河山, 范梦伟, 谭鑫, 等. 基于改进YOLOX的无人机航拍图像密集小目标车辆检测 [J/OL]. 吉林大学学报(工学版), 1-13 [2024-11-15]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230779>.
- [14] 江志鹏. 基于改进Deformable DETR的无人机视频流车辆目标检测算法 [J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(1): 91-101.
- [15] 江德港. 基于Efficientnet的无人机车辆目标检测算法 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(12): 228-234.
- [16] 李旭, 宋世奇, 殷晓晴. 基于目标空间分布特征的无人机航拍车辆实时检测技术研究 [J]. 中国公路学报, 2022, 35(12): 193-204.
- [17] 朱奇光, 商健, 刘博, 等. 基于无人机航拍视频车辆多目标跟踪算法研究 [J]. 计量学报, 2024, 45(12): 1772-1779.
- [18] 宋建辉. 基于改进FFRCNN网络的无人机地面小目标检测算法 [J]. 电光与控制, 2022, 29(7): 69-73, 80.
- [19] 叶海全. 基于深度半监督学习的无人机车辆检测 [J]. 遥感信息, 2023, 38(06): 29-35.
- [20] LU F. Object detection of UAV images from orthographic perspective based on improved YOLOv5s [J]. SUSTAINABILITY, 2023, 15(1456419).
- [21] TIAN Z. PrFu-YOLO: a lightweight network model for UAV-assisted real-time vehicle detection toward an iot underlayer [J]. IEEE Internet OF Things Journal, 2024, 11(23): 37536-37549.