

# 基于 YOLOv8 的无人机小目标检测算法优化研究

王玉莹 李旭\* 曹书怡 张荣成

山东工程职业技术大学

DOI:10.12238/acair.v3i1.11894

**[摘要]** 本研究通过优化YOLOv8算法提升无人机小目标检测的精度、实时性和鲁棒性。引入数据增强、注意力机制和多尺度训练等策略,显著提高了模型对小目标的检测能力。实验使用UAVDT和VisDrone数据集优化后YOLOv8模型的mAP从0.61提升至0.78,Precision和Recall分别提高至0.83和0.80。实时性方面,优化后模型FPS提升至58帧/秒推理时间减少至17ms。鲁棒性测试表明优化模型在光照变化、背景噪声和目标遮挡等干扰下精度提高约10%。结果表明,优化后的YOLOv8在小目标检测中表现优异满足无人机实时检测需求。

**[关键词]** YOLOv8; 优化算法; 小目标检测; 数据增强

**中图分类号:** U260.5+4 **文献标识码:** A

## Study on optimization of UAV small target detection algorithm based on YOLOv8

Yuying Wang Xu Li\* Shuyi Cao Rongcheng Zhang

Shandong Engineering Vocational and Technical University

**[Abstract]** This study improves the accuracy, real-time performance and robustness of UAV small target detection by optimizing the YOLOv8 algorithm. Introduce strategies such as data enhancement, attention mechanism and multi-scale training to significantly improve the model's ability to detect small targets. The mAP of the YOLOv8 model optimized using UAVDT and VisDrone datasets increased from 0.61 to 0.78, and Precision and Recall to 0.83 and 0.80, respectively. In terms of real-time performance, the FPS of the optimized model was increased to 58 frames / s and the inference time was reduced to 17ms. The robustness test shows that the optimized model improves accuracy by about 10% under interference such as illumination change, background noise and target occlusion. The results show that the optimized YOLOv8 performs well in small target detection to meet the real-time detection requirements.

**[Key words]** YOLOv8; optimization algorithm; small target detection; data enhancement

## 引言

随着无人机技术的广泛应用,精准的小目标检测成为其核心任务之一,尤其在监控、灾害救援和环境监测等领域<sup>[1]</sup>。现有的目标检测算法在处理小目标时,常常受到背景复杂性、目标尺寸小以及遮挡等因素的影响,导致检测精度低、实时性差<sup>[2]</sup>。YOLO系列算法凭借其高效的实时检测能力被广泛应用于目标检测任务,但在复杂背景下的小目标检测仍存在一定的挑战。本研究针对YOLOv8在小目标检测中的不足,提出了一种优化方案,通过数据增强、注意力机制和多尺度训练等手段,提升了模型在复杂环境中的精度、鲁棒性和实时性。

## 1 相关理论的概述

### 1.1 无人机目标检测的研究进展

无人机目标检测技术随着应用领域的拓展迅速发展,尤其在农业监测、交通管理和环境保护等方面。然而,由于目标尺寸

差异、复杂背景和实时性要求,传统计算机视觉方法(如Haar特征和HOG)已逐渐被基于深度学习的算法取代<sup>[3]</sup>。近年来,基于卷积神经网络(CNN)的YOLO系列算法因其优越的实时性和高效性成为研究热点。尽管YOLO在无人机目标检测中表现优异,但在复杂背景和小目标检测的精度上仍面临挑战,目前的研究主要集中在改进网络结构和优化训练策略,以提高模型在这些场景下的表现。

### 1.2 小目标检测与YOLO算法的发展

小目标检测在计算机视觉中尤为困难,尤其在无人机应用中。由于小目标在图像中占据像素较少,容易受背景噪声和其他物体干扰,传统目标检测方法的精度常常无法满足需求。近年来深度学习技术特别是卷积神经网络(CNN)和区域提议网络(RPN),在小目标检测中取得了一定进展但仍面临多尺度特征提取、背景抑制及低分辨率图像细节丢失等挑战。为此研究者提出了多

种改进策略,如优化网络架构、引入注意力机制和更复杂的特征融合技术。YOLO(You Only Look Once)系列算法因其高效的实时性和强大检测能力,成为目标检测的重要工具。随着版本迭代,YOLO逐步提升了检测精度和小目标适应性,YOLOv8通过更高效的网络结构和优化损失函数,在复杂背景下的小目标检测上表现出色。

## 2 YOLOv8模型及其优化方案

YOLOv8模型由Backbone(骨干网络)、Neck(特征融合模块)和Head(检测头)三部分组成。Backbone负责提取多层次特征,采用高效的深度卷积网络,以更好地捕捉小目标细节。Neck通过特征金字塔网络(FPN)融合不同尺度的特征,增强小目标识别能力。Head生成最终的检测结果,包括类别、位置和置信度。为提升小目标检测精度和鲁棒性,YOLOv8引入数据增强技术(如旋转、缩放、平移等),增加训练数据多样性,并通过多尺度训练优化模型对不同分辨率下目标特征的学习,提升小目标的检测性能。

## 3 算法原理与公式

### 3.1 YOLOv8的目标检测任务与损失函数

YOLOv8的目标检测任务包括物体的分类、位置回归和置信度预测。目标是通过神经网络在单次前向传播中完成这些任务。YOLOv8使用了多任务损失函数来优化这些目标,其中包括边界框回归损失、分类损失和目标存在性损失。边界框回归损失用于计算预测框与真实框之间的误差,常采用平滑L1损失公式:

$$L_{\text{bbox}} = \sum_{i=1}^N |\hat{y}_i - y_i| \quad (1)$$

(1)中,  $\hat{y}_i$  是预测的边界框坐标,  $y_i$  是真实的边界框坐标。

分类损失则使用交叉熵损失函数来衡量目标类别的预测与真实标签之间的差异:

$$L_{\text{cls}} = \sum_{i=1}^N P_i \log(\hat{p}_i) \quad (2)$$

(2)中,  $P_i$  是真实类别概率,  $\hat{p}_i$  是预测的类别概率。

### 3.2 模型训练与优化

YOLOv8模型训练采用Adam优化器,通过自适应学习率加速收敛并减少振荡。为避免过拟合,使用数据增强技术(如随机裁剪、颜色抖动和镜像翻转)提升模型的泛化能力。多尺度训练将图像缩放至不同分辨率,增强模型在各尺度下的检测能力,尤其对小目标的识别效果显著。引入正负样本采样策略通过调整负样本比例减少背景干扰,提升模型对小目标的敏感度。

### 3.3 评估指标

在YOLOv8的目标检测任务中,常用的评估指标包括平均精度(mAP)、精确度(Precision)和召回率(Recall)。mAP衡量了模型在不同阈值下的总体检测能力,Precision用于评估模型预测的目标中有多少是正确的,Recall则表示模型能够找出的实际目标的比例。FPS(每秒帧数)用于评估模型的实时性,反映了模型在处理视频流或图像时的速度。这些指标全面反映了模型的

检测性能和实时能力。

## 4 实验设计与数据集

### 4.1 数据集与实验设置

本研究使用UAVDT和VisDrone数据集进行训练和测试。UAVDT数据集包含不同天气、地形和飞行高度的无人机图像,适合评估复杂背景下的小目标检测性能;VisDrone则专注于城市环境,目标密度大且类别多,测试模型在繁杂场景中的表现。数据预处理方面,图像统一调整为 $416 \times 416$ 像素,以符合YOLOv8输入要求,同时应用了随机裁剪、颜色增强、水平翻转和噪声添加等数据增强技术,以提升模型泛化能力。实验在配备NVIDIA RTX 3090 GPU的计算机上进行,采用PyTorch框架。训练时,批量大小为16,学习率设置为0.001并使用动态衰减,训练周期为100轮。为防止过拟合,使用Dropout层和L2正则化,优化器选用Adam,损失函数为YOLOv8标准的回归损失与分类损失的加权和。测试评估指标包括mAP、Precision、Recall和FPS。

### 4.2 模拟仿真实验方法

为了验证YOLOv8优化算法在复杂背景下的小目标检测性能,进行了多种模拟仿真实验。实验使用了UAVDT和VisDrone数据集,模拟了不同的飞行高度、天气条件和光照变化,以测试模型在各种环境下的鲁棒性。通过在训练过程中使用多尺度输入图像,增强模型对小目标的适应性并通过引入背景噪声和目标遮挡等干扰因素,模拟真实环境中的挑战。实验还通过调整目标的密度和遮挡比例,测试模型在高密度目标场景下的表现。在每次训练后模型会进行验证,使用mAP、Precision、Recall和FPS等评估指标进行综合性能评估。

## 5 实验结果与分析

### 5.1 精度与准确率提升分析

在YOLOv8优化算法的训练过程中,模型在精度和准确率方面得到了显著提升。通过引入数据增强、注意力机制和多尺度训练,模型在UAVDT和VisDrone数据集上相较于原YOLOv8版本,精度和准确率均有显著提高。实验结果如图1所示经过优化的YOLOv8在不同类别的小目标检测中表现出较高的mAP值,尤其是在复杂背景和低分辨率图像中,优化后的模型能够更准确地识别目标。与未优化版本相比,优化后的YOLOv8在精准度和召回率方面也得到了均衡提升,这表明模型在准确性和完整性上都有了更好的表现。

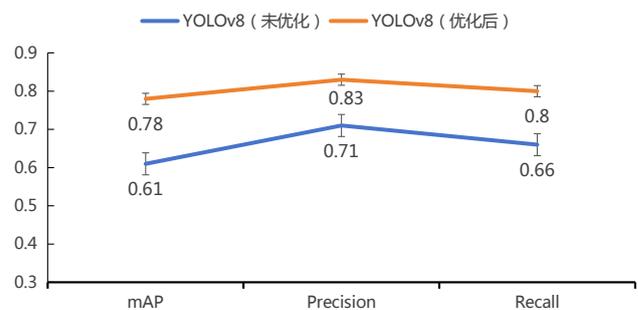


图1 YOLOv8优化算法精度与准确率提升分析

### 5.2 实时性分析与性能对比

在YOLOv8优化算法的实时性分析中,实验表明优化后的模型在推理速度上相较于原YOLOv8有了明显的提升。通过引入多尺度训练、网络结构优化以及轻量化的注意力机制,优化后的YOLOv8在检测小目标的同时能够保持较高的帧率(FPS)。测试结果如图2所示优化后模型在不同分辨率和不同数据集下的推理速度大幅提高,尤其在复杂背景下的检测场景中,模型仍能够实时处理每秒多帧图像。在与传统目标检测方法的性能对比中,YOLOv8优化算法表现出更强的实时性和处理效率,满足无人机目标检测的高实时性要求。优化后的YOLOv8在推理时间和FPS方面的提升,使其在实际应用中具备了更好的可行性,能够应对实时性要求严格的无人机检测任务。

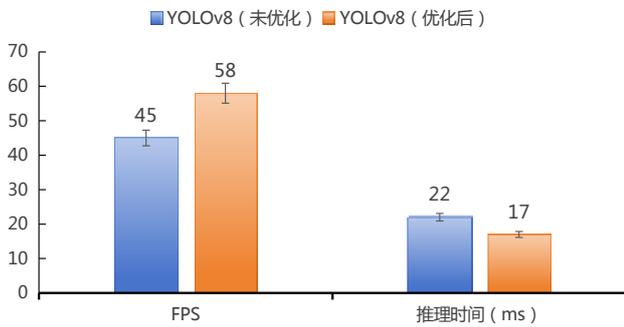


图2 YOLOv8优化算法实时性分析与性能对比

### 5.3 小目标检测的鲁棒性

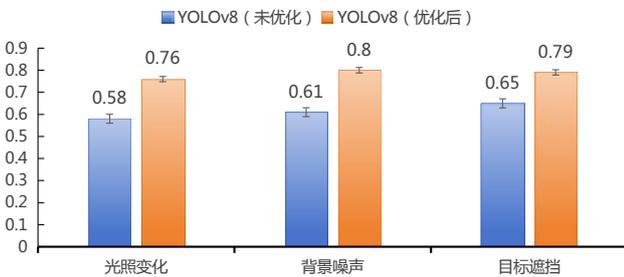


图3 YOLOv8优化算法小目标检测鲁棒性分析

在YOLOv8优化算法的小目标检测鲁棒性分析中,实验结果如图3所示优化后的模型在复杂背景和多种干扰条件下表现出较强的鲁棒性。通过数据增强和注意力机制的引入,模型能够有效地抑制背景噪声对小目标的干扰,尤其是在目标遮挡和光照变化的情况下,优化后的YOLOv8依然能够保持较高的检测精度。相较于未优化的YOLOv8,优化后的版本在不同干扰场景下的检测精度和召回率显著提升。

## 6 结论

本研究提出了一种基于YOLOv8的无人机小目标检测优化算法,通过引入数据增强、注意力机制和多尺度训练策略,显著提高了检测精度、准确率和实时性。实验结果表明,优化后的YOLOv8在复杂背景、目标遮挡和光照变化等干扰条件下表现出良好的鲁棒性,精度和召回率明显提高,推理速度也达到了较高帧率,满足了无人机实时检测需求。综合分析表明,优化后的YOLOv8在精度、实时性和适应性方面均有显著提升,为实际应用提供了有效支持。

### [基金项目]

山东工程职业技术大学校内科研基金项目“基于YOLOv8的航拍无人机小目标检测”(项目编号:SGZK024)。

### [参考文献]

- [1]李姝,李思远.基于YOLOv8无人机航拍图像的小目标检测算法研究[J].小型微型计算机系统,2024,45(9):2165-2174.
- [2]赵继达,甄国涌,储成群.基于YOLOv8的无人机图像目标检测算法[J].计算机工程,2024,50(4):113-120.
- [3]孙佳宇,徐民俊,张俊鹏,等.优化改进YOLOv8无人机视角下目标检测算法[J].计算机工程与应用,2024,61(1):109-120.

### 作者简介:

王玉莹(1997--),女,汉族,山东滕州人,硕士研究生,研究方向:遥感图像目标检测。

### \*通讯作者:

李旭(1997--),女,汉族,山东淄博人,硕士研究生,研究方向:水下通信。