

YOLO-CMD:改进YOLO11的反无人机目标检测算法

李肖坡 余建国

郑州航空工业管理学院 计算机学院, 中国·河南 郑州 450046

摘要: 针对传统反无人机检测方法存在漏检、误检和检测精度低等问题, 提出改进 YOLO11 的反无人机目标检测算法—YOLO-CMD。首先, 设计了 CrossMScaleB 跨尺度特征融合模块替换骨干网络中的 C3k2 模块, 增强了对多尺度目标的特征捕捉能力; 其次, 采用 DySample 动态上采样替代传统上采样方法, 增强小目标的细节特征表达, 进一步提升识别精度。在公开无人机数据集 Anti-UAV 上的实验结果表明。YOLO-CMD 相较于原 YOLO11s 模型, 准确率提升 1.3%, 召回率提升 5.2%, mAP@50 提升 3.6%, mAP@50-95 提升 6.3%, 整体性能优于多种主流目标检测算法, 充分验证了算法的有效性和先进性。

关键词: 小目标检测; CrossMScaleB; DySample

YOLO-CMD: An Improved YOLO11 Algorithm for Anti-UAV Object Detection

Li Xiaopo, Yu Jianguo

School of Computer Science, Zhengzhou University of Aeronautics, China Henan Zhengzhou 450046

Abstract: Aiming at the problems of missed detection, false detection and low detection accuracy in traditional anti-UAV detection methods, an improved YOLO11 algorithm for anti-UAV object detection—YOLO-CMD—is proposed. Firstly, the CrossMScaleB cross-scale feature fusion module is designed to replace the C3k2 module in the backbone network, enhancing the feature capture ability for multi-scale objects. Secondly, DySample dynamic upsampling is adopted to replace the traditional upsampling method, which strengthens the detailed feature representation of small targets and further improves the recognition accuracy. Experimental results on the public drone dataset Anti-UAV show that compared with the original YOLO11s model, YOLO-CMD increases precision by 1.3%, recall by 5.2%, mAP@50 by 3.6%, and mAP@50-95 by 6.3%. Its overall performance is superior to many mainstream object detection algorithms, which fully verifies the effectiveness and advancement of the proposed algorithm.

Keywords: Small object detection; CrossMScaleB; DySample

0 引言

无人机因灵活性高、成本低、操作简便等优势, 已在军事、物流、农业、测绘等领域广泛应用。但随着应用场景拓展与数量激增, 其滥用与恶意使用带来泄密、扰乱秩序、侵犯隐私、违禁品走私等安全隐患^[1], 无人机快速精准反制技术研究已成为重要课题。

传统反制技术多采用雷达^[2]、红外、音频探测^[3]等方式, 均存在明显局限: 雷达易受无人机体积、材料与姿态影响, 检测精度不稳; 红外易受环境干扰导致信号衰减, 易误判; 音频探测对噪声敏感, 对静音、微型无人机检测效果差。

为此, 研究者将基于 YOLO 的深度学习目标检测算法应用于反无人机领域。矫立浩^[4]等改进 YOLOv8 提出 YOLODAP, 在 TIBNet 数据集上 mAP 达 92.7%; Fang^[5]等提出 SEBYOLOv8s, 结合多种改进机制实现 95.9% 的精

确率。

现有 YOLO 相关研究在复杂场景下的多尺度适应性与定位精度仍有提升空间。为此, 本文提出改进算法 YOLOCMD: 以 CrossMScaleB 替换骨干网 C3k2 模块, 强化多尺度特征融合并降低计算量; 用 DySample 动态上采样替代传统上采样, 提升复杂背景下无人机定位精度, 从而提高整体检测性能。

1 方法

1.1 YOLO-CMD 算法

无人机存在体积小、应用场景背景复杂等特点, 在使用 YOLO11 算法直接用于反无人机任务时, 其检测结果易出现目标漏报, 错误检测以及识别精确率低等问题。针对上述问题, 以 YOLO11s 模型为基础进行了以下改进, 提出了名为 YOLO-CMD 的改进算法, 其网络结构如图 1 所示:

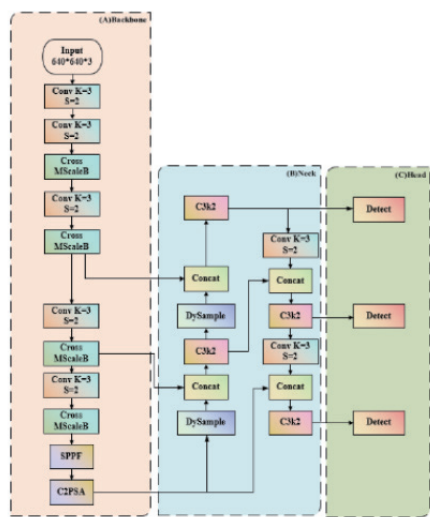


图1 YOLO-CMD的网络结构图

1.2 CrossMScaleB 模块

反无人机目标检测任务对模型的特征捕捉能力与复杂场景适应性提出了极高要求，目标无人机在空中飞行时常呈现尺度多变、背景干扰复杂以及局部细节模糊等特点，导致传统检测模型的特征提取能力不足。尽管YOLO11骨干网络中的C3k2模块在平衡基础特征提取与计算成本方面具有一定优势，但其固定的卷积核尺度与相对单一的分支结构，难以动态适应反无人机场景中目标因高度、姿态变化而产生的巨大特征变化。这直接限制了模型对中小尺度目标及模糊目标的识别精度。因此，引入CrossMScaleB完全替代原骨干网络中的C3k2模块，从而提升模型对目标无人机的特征提取能力。

CrossMScaleB继承了MS-Block^[6]的多尺度提取思想，并在此基础上构建了更为完善的双路径编码结构以实现高效的多尺度特征提取。输入特征首先经由两个独立的卷积层进行通道压缩与特征投影。其中，主路径通过一个由多个多尺度块串联构成的子网络进行深度特征提取。每个MSB模块首先扩展通道维度，随后将其分割至多个并行分支中。这些分支分别使用不同大小的卷积核进行特征处理，其中 1×1 分支保留原始信息，其余分支则通过深度卷积进一步提取特征。各分支间通过残差连接实现特征交互，从而在模块内部完成多尺度信息的融合。另一条辅助路径则对输入进行轻量级变换，旨在保留原始特征的核心信息。

1.3 DySample 动态上采样

引入DySample^[7]动态上采样模块代替Upsample，该模块摒弃了传统的固定插值方法，采用一种动态采样策略，能够依据特征图的局部上下文信息自适应地调整采样权重。克服了传统方法在特征图放大过程中易导致的细节模糊与

边缘失真问题，从而更好地保留与目标相关的细节特征，提升模型对小尺度无人机的定位与识别精度。

给定大小为 $C \times H_1 \times W_1$ 的特征图 X ，以及大小为 $2g \times H_2 \times W_2$ 的点采样集 S ，使用 Grid_sample 函数，根据 S 中的位置，对原始特征映射 X 进行重采样，从而得到一个全新且维度为 $C \times H_2 \times W_2$ 的特征映射 X' 。

点采样集 S 的生成过程，首先，输入预设的上采样因子 s ，同时接收一个大小为 $C \times H \times W$ 的特征图 X (其中 C 代表通道数量， H 是特征图的高度维度， W 是特征图的宽度维度)。为获取偏移量 O ，需对特征图 X 执行两次线性层运算，输入通道号为 C ，输出通道数号为 $2gs^2$ 。经过上述运算后得到大小为 $2gs^2 \times H \times W$ 的偏移量 O 。再通过像素重组，重塑为大小为 $2g \times sH \times sW$ 的高分辨率原始采样网格 G ，则点采样集 S 为偏移量 O 与原始采样网格 G 之和^[8]。

2 实验与结果

本节通过一系列实验验证所提方法的有效性和适用性，实验采用公开的无人机数据集 Anti-UAV。

2.1 数据集简介

Anti-UAV 数据集由大连科技大学构建，包含 10000 张用于目标无人机检测任务的图像。数据集的划分比例为：训练集 5200 张图片，验证集 2600 张图片，测试集 2200 张图片。

2.2 实验平台及训练设置

本实验软件训练环境：编程语言 Python 3.10.12，深度学习框架 Pytorch 2.7.1；硬件环境：AMD EPYC 7601 CPU，16GB 内存，NVIDIA A100-SXM4-80GB GPU。

训练参数：批处理 batch-size：32、训练批次 epochs：300，训练图像的输入尺寸：640 × 640。

2.3 评价指标

本实验为了评估模型的检测性能，采用精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、mAP@50、mAP@50:95 共 4 种指标用于模型评估。

2.4 消融实验

以YOLO11s作为基准模型，首先单独添加CrossMScaleB模块，再此基础上加入DySample模块，形成YOLO-CMD算法模型，实验结果如表1所示。

A为原始YOLO11s模型，相比A模型，B模型在A模型上加入CrossMScaleB替换C3k2模块，准确率提升了0.7个百分点，召回率提升了1个百分点，mAP@50提升了0.8个百分点，mAP@50:95提升了1.1个百分点，C模

表1 消融实验

模型	CrossMScaleB	DySample	P/%	R/%	mAP@50/%	mAP@50:95/%
A			93.6	78.5	86.4	57.2
B	✓		94.3	79.5	87.2	58.3
C	✓	✓	94.8	82.6	89.5	60.8

表2 算法对比实验

模型	P/%	R/%	mAP@50/%	mAP@50:95/%
YOLOv8s	94	79.4	86.5	56.9
YOLO11s	93.6	78.5	86.4	57.2
YOLO12s	93.7	77.5	86	56.9
Ours	94.8	82.6	89.5	60.8

型在 B 模型上加入 DySample 动态上采样替换 Upsample，准确率在之前基础上提升了 0.5 个百分点，召回率、mAP@50 和 mAP@50:95 分别获得 3.1、2.3 和 2.5 个百分点的提升。结果表明，所提出的改进算法对低空飞行的目标无人机检测任务是有效的。

2.5 对比实验

2.5.1 算法对比

对比结果如表 2 所示，从实验结果来看，与其他优秀的目标检测模型相比，提出的 YOLO-CMD 算法具有最佳的检测性能。相较于基准模型 YOLO11s 在精度、召回率、mAP@50 和 mAP@50:95 上分别提升了 1.3%、5.2%、3.6% 和 6.3%。与 YOLO12s 相比，YOLO-CMD 在精度、召回率、mAP@50 和 mAP@50:95 上分别提高了 1.2%、6.6%、4.1% 和 6.9%（见表 2）。

2.5.2 可视化对比

为了直观比较基准模型 YOLO11s 和改进后的 YOLO-CMD 算法对目标无人机的检测效果，从测试集中随机选取了部分图像进行实验验证。结果如图 2 所示，在复杂背景样本下，基准模型出现了错检、漏检的现象，而改进的模型可以有效避免，并且提高了检测精度。说明优化后的网络结构对复杂场景中的无人机特征具有更强的辨识能力。



图2 YOLO11s和YOLO-CMD可视化对比实验

综上所述，提出的 YOLO-CMD 算法相对于其他模型具有更优越的检测性能。该模型能较好地保留目标的浅层特征，有效提升模型的特征提取和目标定位能力，减少错检、漏检现象，提高检测精度。

3 结语

空中飞行的目标无人机因其尺寸小且飞行轨迹快速多变，加之复杂空域背景与光照干扰，造成检测困难。传统的反无人机检测方法普遍存在三个突出问题：对低空小目标无人机捕获能力不足造成漏检、背景干扰易错检、以及检测精度低。基于此，提出了一种改进 YOLO11 的反无人机目标检测算法—YOLO-CMD。在公开无人机数据集 Anti-UAV 上的实验结果表明，相较于原 YOLO11s 模型，准确率提升 1.3%，召回率提升 5.2%，mAP@50 提升 3.6%，mAP@50-95 提升 6.3%，充分验证了算法的有效性和先进性。

参考文献：

- [1] GUVENC, F. KOOHIFAR, S. SINGH, M. L. SIC-HITIU and D. Ma-tolak, "Detection, Tracking, and Interdiction for Amateur Drones," in IEEE Communications Magazine, vol. 56, no. 4, pp. 75-81, April 2018, DOI: 10.1109/MCOM.2018.1700455.
- [2] 陈小龙, 陈唯实, 饶云华等. 飞鸟与无人机目标雷达探测与识别技术进展与展望[J]. 雷达学报, 2020, 9(5): 803 - 827. doi: 10.12000/JR20068.
- [3] 薛珊, 卫立伟, 顾宸瑜等. 采用混合域注意力机制的无人机识别方法[J]. 西安交通大学学报, 2022,56(10):141-150.DOI:10.7652/xjtuxb202210014.
- [4] 矫立浩, 程换新. YOLO-DAP: 一种改进 YOLOv8 的反无人机目标检测算法[J]. 电光与控制, 2025, 32(6): 38.
- [5] FANG A, FENG S, LIANG B, et al. Real-Time Detection of Unauthorized Unmanned Aerial Vehicles

Using SEB-YOLOv8s. [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2024, 24(12): 3915-3915. DOI: 10.3390/S24123915.

[6] CHEN Y, YUAN X, WANG J, et al. YOLO-MS: Rethinking Multi-Scale Representation Learning for Real-time Object Detection [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2025, PP.

[7] LIU W, LU H. et al. Learning to Upsample by Lear-

ning to Sample. In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (2023).

[8] 李淇, 石艳, 范桃等. 改进 YOLOv8n 的 O 型密封圈表面缺陷检测算法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(18): 126-135.

作者简介: 李肖坡 (1998-), 男, 汉族, 河南周口人, 硕士在读, 研究方向: 目标检测。