

文章编号:1001-5078(2024)12-1941-07

· 图像与信号处理 ·

# 基于改进 YOLOv8 的红外无人机目标检测算法

乔庆元,程换新

(青岛科技大学 自动化与电子工程学院,山东 青岛 266061)

**摘要:**针对红外无人机目标识别过程中特征丢失严重、识别准确率低及模型较为复杂的问题,提出一种改进 YOLOv8 的红外无人机目标检测算法。首先,在主干网络引入可变形卷积,增强目标区域的特征表达能力。其次,提出了一种针对小目标的轻量级特征金字塔网络结构 SOD-FPN,通过减轻网络层数和删除大型目标检测头来避免小目标信息丢失,还通过跨尺度连接和加权特征融合方法来增强模型多尺度特征融合能力。最后,选择基于 Wasserstein 距离的 NWD Loss 作为边界框损失函数,进一步提升模型的收敛性和检测精度。实验结果表明:改进算法的 mAP50 为 99.4%,较 YOLOv8n 提升了 2.2%,参数量降低了 72.8%,同时相较于其他先进的目标检测算法在精度和速度上均有提升,证明了改进算法的有效性和先进性。

**关键词:**红外图像;无人机检测;小目标检测;YOLOv8;轻量化

**中图分类号:**TP391;TN219 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2024.12.020

## Infrared UAV target detection algorithm based on improved YOLOv8

QIAO Qing-yuan, CHENG Huan-xin

(College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China)

**Abstract:** In order to solve the problems of serious feature loss, low accuracy and complex model in the process of infrared UAV target recognition, an improved infrared UAV target detection algorithm based on YOLOv8 is proposed. Firstly, deformable convolution is introduced into the backbone network to enhance the feature representation capability of the target region. Secondly, a lightweight feature pyramid network structure SOD-FPN for small targets is proposed for small targets, which avoids the information loss of small targets by reducing the number of network layers and deleting large target detection headers. Moreover, the multi-scale feature fusion capability of the model is enhanced by cross-scale connection and weighted feature fusion method. Finally, NWD Loss based on Wasserstein distance is selected as the bounding box loss function to further improve the convergence and detection accuracy of the model. The experimental results show that the mAP50 of the improved algorithm is 99.4%, which is 2.2% higher than YOLOv8n, and the number of parameters is 72.8% lower. Meanwhile, compared with other advanced target detection algorithms, the accuracy and speed of the improved algorithm are improved, which proves the effectiveness and advancement of the improved algorithm.

**Keywords:** infrared image; UAV detection; small target detection; YOLOv8; lightweight

**基金项目:**国家自然科学基金项目(No. 62273192)资助。

**作者简介:**乔庆元(2001-),男,硕士研究生,研究方向为计算机视觉、深度学习技术。E-mail:17615216031@163.com

**通讯作者:**程换新(1966-),男,博士,教授,硕士生导师,研究方向为人工智能、先进控制、机器视觉技术。

E-mail:13133820865@163.com

**收稿日期:**2024-03-04;**修订日期:**2024-04-22

## 1 引言

无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)具有体积小、运动灵活、易于控制、速度快的特点,现已广泛应用于军事、交通、农业、通信、娱乐等众多领域,可以执行区域监视、农业检测、送货服务、紧急援助等任务,发挥着重要作用<sup>[1]</sup>。

然而,无人机的广泛使用也引发了一些安全问题,最常见的就是其存在侵犯隐私的风险,因为无人机可以用于收集地区敏感信息及非法监视,它在政府、监狱、机场等场所严格禁飞区域的“黑飞”事件时有发生<sup>[2]</sup>。此外,无人机可能与其他飞行物体发生碰撞,影响空域安全;并且无人机还会被用于贩毒、走私、轰炸等非法活动<sup>[3]</sup>。这些问题会对公共安全构成重大威胁,许多国家也为此出台了针对无人机的法律法规,要求使用者获得许可。因此,研究一种无人机检测技术很有必要,可以提升公共安全水平,确保无人机的安全合规应用。

实际上,检测无人机是一项颇具挑战性的任务,目前主流的检测技术也都存在各自缺陷<sup>[4]</sup>。雷达探测不能从辐射的雷达截面中获取足够信息;声波和电磁信号检测会受到城市中干扰因素的影响,导致检测效果差;图像检测需要可见光图像检测无人机目标,无法用在黑夜、雾霾等特殊环境中。而红外成像系统能够全天候提供夜视范围广、穿透烟雾、抗干扰性强的清晰图像。因此,应用红外技术进行无人机目标检测具有很好的研究价值和实际意义。

由于无人机体型小并且高空飞行时与红外成像系统相距较远,导致目标在红外图像中只占几个有效像素,具有低对比度、低信噪比、无颜色特征的特点,因此在红外图像中检测无人机更具难度<sup>[5]</sup>。传统的红外小目标检测一般通过局部对比方法(LCM)、非局部自相关方法(NAM)和自适应分割<sup>[6]</sup>来实现,但这些方法都不能高效、准确地识别目标。于是具有更强性能的基于深度学习的目标检测算法应运而生,包括精度更高、但速度较慢的 R-CNN<sup>[7]</sup>系列算法以及实时目标检测算法 SSD<sup>[8]</sup>和 YOLO<sup>[9]</sup>系列算法。

近年来,利用深度学习技术检测红外无人机取得了许多成果。Xie 等<sup>[10]</sup>用跨尺度连接方法构建特征金字塔网络,并通过实例判别筛选无人机目标,虽然提升了精度和鲁棒性,但模型变得更加复杂;梁晓

等<sup>[11]</sup>将空间和通道注意力相结合,并将新的损失函数引入 YOLOv7,抑制了背景干扰,但其对小目标识别能力弱,检测速度较慢。李晓佩等<sup>[12]</sup>通过 AHE 算法进行数据增强、引入 SENet 注意力及  $\alpha$ -CIoU 损失函数改进网络,有效降低了红外目标漏检、误检的概率,提升了检测精度,但也增加了模型复杂度。

为解决上述问题,对 YOLOv8 提出三点改进,①引入可变形卷积降低无关区域的影响;②提出一种针对小目标的轻量级特征金字塔网络结构来保留更多的小目标信息并增强模型多尺度特征融合能力;③用 NWD 替换 IoU 提高对小目标检测能力。

## 2 YOLOv8 算法原理

目前目标检测领域最先进的算法 YOLOv8 具有出色的检测速率和准确率,很适合用在实时检测无人机任务中。YOLOv8 网络包括输入、主干、颈部和检测头四部分,网络整体架构如图 1 所示。

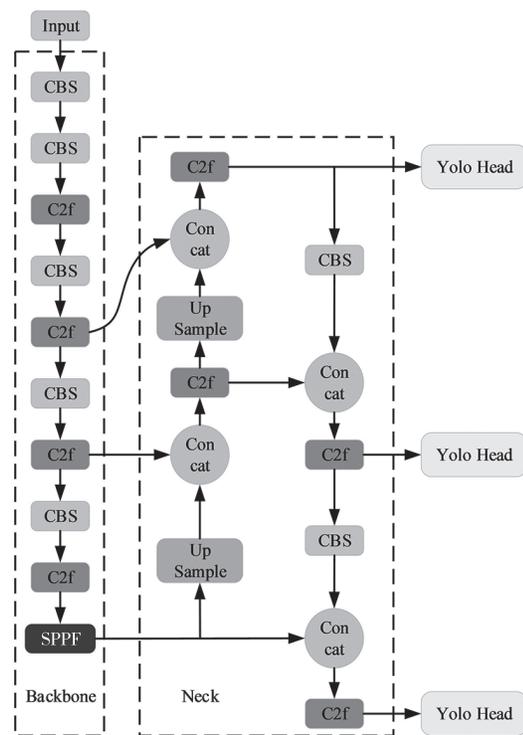


图 1 YOLOv8 网络结构

Fig. 1 YOLOv8 network structure

首先在输入端对图像进行数据预处理,统一图像尺寸并开启数据增强,可以丰富图片背景,提高训练效率。

再将预处理后的图像送入主干进行特征提取,图像在主干网络先进行一次卷积块(CBS)处理,随后依次经过四组 CBS + C2f 层,能够很好地提取高

级语义特征。最后由 SPPF 模块应用三个不同尺度的池化层捕获不同大小的上下文信息,并将其级联起来形成一个多尺度的特征图集合,提高对目标信息的理解能力。

然后将主干网络提取的特征送入颈部进行特征融合,得到大、中、小三种尺寸特征,是一个具备语义和定位信息的特征金字塔,能够保证特征的多样性和完整性。

最后检测头利用三种不同尺度的特征获取目标的类别和位置信息,做出识别,选用了解耦头结构,解决了分类和定位侧重点不同的问题,使用简单的 BCE Loss 完成分类任务,使用 CiouLoss + DFL Loss 完成定位任务。还采用了 anchor-free 结构及 TOOD 动态标签分配策略,大大提升了检测速度。

### 3 改进的 YOLOv8 网络结构

针对无人机检测中存在的背景复杂、目标微小的问题,在 YOLOv8 基础上进行改进,改进后的网络结构如图 2 所示。将可变形卷积引入主干网络的 C2f 模块,增强特征提取能力,抑制无关区域影响。删除大型目标检测头减轻其对小目标的干扰,再删除主干末尾的 CBS + C2f 层及对应颈部冗余部分,减轻网络层数来保留更多的小目标信息;还在主干和颈部之间添加了两条跨尺度连接通路,增强网络多尺度特征融合能力;选用加权特征融合方法替换简单相加的特征融合方法,能够保留贡献度更高的特征。用对尺度变化不敏感的 NWD 替换 IoU,提高对小目标检测能力。

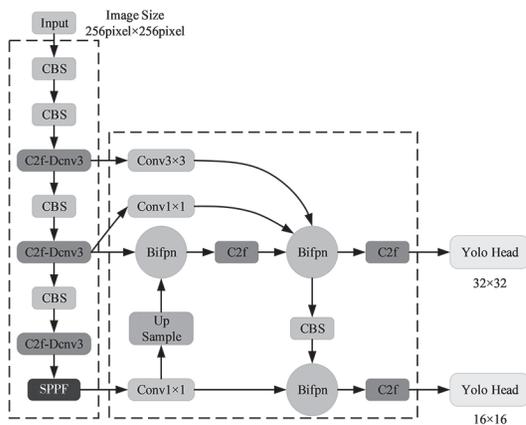


图2 改进的 YOLOv8 网络结构

Fig.2 Improved YOLOv8 network structure

#### 3.1 主干网络的改进

YOLOv8 主干网络主要使用了传统卷积和 C2f

模块对图像进行特征提取,但传统卷积的卷积核的尺寸和大小是固定的,如  $3 \times 3$ 、 $5 \times 5$  等,其对于形变比较复杂的物体效果不佳。而可变形卷积<sup>[13]</sup> (Deformable Conv, DCnv) 在感受野中引入了可学习的偏移量,使得卷积核可以自适应地变化形状,两种卷积对特征图的采样过程如图 3 所示。可以看出可变形卷积在采样时更贴近物体的形状和尺寸,使得感受野可以与物体实际形状贴近,能够更好地提取特征,传统卷积无法做到这一点。

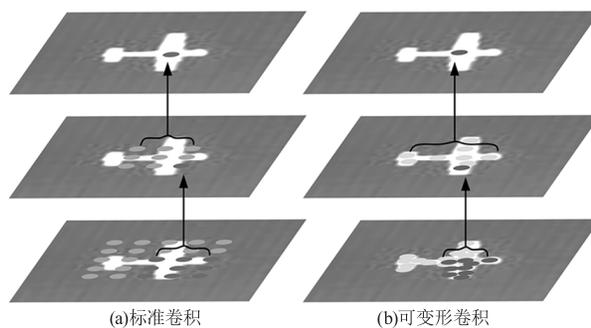


图3 两种卷积的采样过程

Fig.3 Sampling process of two types of convolution

图 3 中顶层深色圆圈表示由  $3 \times 3$  滤波器得到的激活单元,中间层圆圈既是  $3 \times 3$  滤波器的采样位置,也是两级  $3 \times 3$  滤波器输出的激活单元,底层圆圈为两级  $3 \times 3$  滤波器的采样位置,加深突出显示的采样位置对应于上层突出显示的激活单元,表示一次滤波器在采样位置处采样得到激活单元的转化过程。

可变形卷积的概念一经提出就受到了广泛关注,具有出色的检测效果,目前最新版本的 DCnv3<sup>[14]</sup> 不仅保留了 v1、v2 版本的偏移量和权重思想,还引入了分组卷积和深度可分离卷积的思想,其原理如图 4 所示。DCnv3 先将输入特征划分为  $g$  个子特征,并对每个子特征做相同的操作,使用卷积层获取可学习的采样点位置偏移量及采样点调制因子,使得卷积的采样位置发生变化,减轻无关区域的影响,最后再将子特征组合起来。用 DCnv3 替换 C2f 中 Bottleneck 模块的传统卷积得到 C2f-dcnv3 来改进主干网络。

#### 3.2 改进颈部

小目标检测一直是当下红外无人机检测的重点和难点,一方面是因为检测无人机主要针对的就是小目标;另一方面是因为随着网络的加深,处于浅层位置的小目标信息会被网络删除,并且小目标很容

易受到正常尺寸目标的干扰,导致不能获取足够的小目标信息。为解决上述问题,首先删除了针对大型目标的  $64 \times 64$  检测头,并去除了主干网络末尾的 CBS + C2f 层及颈部结构中的冗余部分,避免小目标信息丢失。冗余部分包括一个上采样、下采样过程和两个连接特征的模块,原本用于提取深层特征供大型检测头做出识别以及进行主干与颈部之间的深层特征融合,因去除了大型检测头和用于提取深层特征的 CBS + C2f 层,不再需要做这些操作;其次将跨尺度连接和加权特征融合思想<sup>[15]</sup>引入颈部结构,分别在第一个和第二个 CBS + C2f 层后添加  $3 \times 3$  和  $1 \times 1$  的卷积调整图片尺寸为  $32 \times 32$ ,并与对应大小的输出连接起来,可以保留更多的浅层特征,为检测头提供足够的小目标信息;最后用加权特征融合方法替换原本简单相加的特征融合方法,能够保留贡献度更高的特征。改进前后算法的颈部结构如图 5 所示。

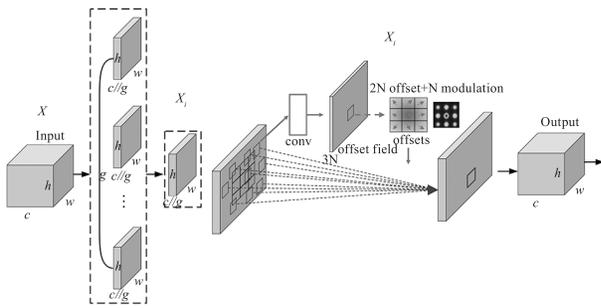


图 4 DCnv3 示意图

Fig. 4 Schematic diagram of DCnv3

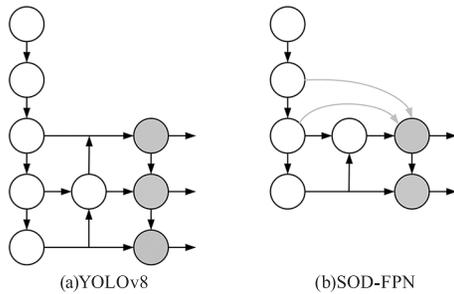


图 5 YOLOv8、SOD-FPN 网络结构

Fig. 5 Network structure of YOLOv8 and SOD-FPN

### 3.3 损失函数的改进

YOLOv8 使用 CIoU Loss<sup>[16]</sup> 作为边界框回归损失函数,记真实框为  $A = [x_a, y_a, w_a, h_a]$ , 预测框为  $B = [x_b, y_b, w_b, h_b]$ ,  $A$  和  $B$  内的值对应边界框的中心坐标和尺寸大小,原 CIoU Loss 定义如公式(1)、(2)所示。

$$L_{\text{CIoU}} = 1 - \text{IoU} + \frac{d}{L} + \alpha v \quad (1)$$

$$\text{IoU} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (2)$$

式中,  $d$  表示  $A, B$  中心点间的欧氏距离;  $L$  表示  $A$  和  $B$  最小外接矩形的对角线距离;  $\alpha$  用做平衡参数;  $v$  用来衡量长宽比的一致性。

IoU 对小目标的位置偏差非常敏感,轻微的位置偏移就会造成 IoU 大幅度下降,导致标签分配不准,影响检测精度,而 CIoU Loss 是基于 IoU 的,同样存在对小目标检测精度不佳的问题。为解决这一问题,引入了一种基于 Wasserstein 距离的度量标准 NWD<sup>[17]</sup> 替换标准 IoU, NWD 对不同尺度的目标不敏感,并且在目标没有重叠的情况下也能度量相似性,很适合用于检测小目标。NWD 首先将边界框建模为二维高斯分布,再通过对应的高斯分布计算边界框之间的相似性, NWD Loss 定义如式(3)~式(5)所示,去除了 CIoU Loss 的惩罚项,能够避免计算过程中的算力消耗,提升检测速度。

$$L_{\text{NWD}} = 1 - \text{NWD}(\mathbb{N}_a, \mathbb{N}_b) \quad (3)$$

$$\text{NWD}(\mathbb{N}_a, \mathbb{N}_b) = \exp\left(-\frac{\sqrt{W_2^2(\mathbb{N}_a, \mathbb{N}_b)}}{C}\right) \quad (4)$$

$$W_2^2(\mathbb{N}_a, \mathbb{N}_b) = \left\| \left( \left[ x_a, y_a, \frac{w_a}{2}, \frac{h_a}{2} \right]^T, \left[ x_b, y_b, \frac{w_b}{2}, \frac{h_b}{2} \right]^T \right) \right\|_2^2 \quad (5)$$

式中,  $W_2^2(\mathbb{N}_a, \mathbb{N}_b)$  为根据预测框和真实框建模的高斯分布之间的二维 Wasserstein 距离,  $C$  是与数据集相关的超参数。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验数据集

实验选用数据集为地/空背景下红外图像弱小飞机目标检测跟踪数据集<sup>[18]</sup>, 涵盖了天空、地面及地空交界处背景下采集到的无人机飞行红外图像, 包含 22 种不同场景的子数据集, 16177 帧图像, 图像尺寸为  $256 \times 256$  pixel。

考虑到原始数据集仅提供了目标中心点坐标, 而当前目标检测算法很难完成对点目标的定位, 并且手动标注弱小目标会造成极大误差, 故选择绕目标中心点坐标生成扩展框进行标注, 并根据场景不同生成不同大小的数据框来保障能够准确检测出弱小目标。

在重新标注数据集时还去除了没有检测目标的 233 张图像,按 7 : 1 : 2 的比例将该数据集划分为训练集(11160)、验证集(1595)、测试集(3189)。

#### 4.2 实验环境及参数配置

实验环境配置:操作系统为 64 位 Windows11, CPU 为 Intel ( R ) Core ( TM ) i7-12700H, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX3070,深度学习框架选用 Python3.8、CUDA11.7 及 Pytorch2.0。相关参数设置:训练轮数为 100,批量大小为 32,输入图片尺寸为  $256 \times 256$ ,优化器为 SGD,随机种子为 1,初始学习率为 0.01,最小学习率为 0.0001。

#### 4.3 实验评价指标

本文采用查准率(Precision, P)、召回率(Recall, R)、平均精度均值(mean Average Precision, mAP)、参数量(Params)、总浮点运算量(FLOPs)、每秒检测帧数(Frame Per Second, FPS)作为评价模型性能的指标。其中 Params 是指模型中参数的数量,FLOPs 用来衡量模型的复杂度,FPS 表示模型运行中每秒能处理的图像数量。查准率和召回率用来评估模型预测的准确率及找到正确样本的能力,查准率与召回率定义如式(6)、式(7)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

式中, TP 表示预测与实际都为真;FP 表示预测为真,实际为假;FN 表示预测为假,实际为真。

mAP 用来衡量模型的整体性能,是评价目标检测算法性能的重要指标。mAP 定义如式(8)所示。

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^1 P(R) dR \quad (8)$$

#### 4.4 消融实验结果与分析

为验证本文提出的各项改进措施对红外无人机目标检测算法性能的提升作用,以 YOLOv8n 为基准算法,依此对其添加相应的改进措施,进行几组消融实验,实验结果如表 1 所示,√表示选用此改进。组一表示 YOLOv8n 原网络;组二表示在原网络基础上用 C2f-dcnv3 替换主干网络中的 C2f 模块;组三表示在组二基础上应用本文提出的 SOD-FPN 结构优化颈部;组四表示在组三基础上用 NWD 替换 IoU 改进损失函数。

表 1 消融实验结果

Tab. 1 Results of ablation experiment

方法	改进主干	改进颈部	改进损失	P/%	R/%	mAP50/%	Params/M	FLOPs/G	FPS
组一	×	×	×	98.1	95.8	97.2	3.152	8.7	130
组二	√	×	×	98.6	96.8	97.9	2.977	8.3	132
组三	√	√	×	98.3	96.9	98.2	0.858	6.4	138
组四	√	√	√	98.9	97.4	99.4	0.858	6.4	143

对表中实验结果分析可知:组二相较于组一,mAP 提升了 0.7%,说明可变形卷积能够增强主干特征提取能力,重点关注目标区域,提升网络检测精度。由组三、组二对比可知,应用 SOD-FPN 后,参数量和复杂度分别降低了 71.2%、22.9%,并且召回率和平均精度均值有所提升,表明本文设计的 SOD-FPN 对颈部结构的改进很有效果,实现了模型的轻量化。组四相较于组三,准确率、召回率、精度均有所改善,说明 NWD Loss 能够有效提升小目标检测能力。由组四、组一对比可知,相较于基准算法 YOLOv8n,改进方法 mAP 50 提升了 2.2%,查准率提升了 0.8%,召回率提升了 1.6%,参数量降低了 2.294 M,总浮点运算量降低了 2.3 GFLOPs,每秒检

测帧数提升了 13,改进算法各项指标均优于 YOLOv8n,表明本文方法不仅提升了检测精度,还实现了模型的轻量化,能够满足实时性和准确性的需求。

#### 4.5 改进前后算法目标检测结果与分析

为了能更直观地感受改进效果,分别用改进前后方法对部分测试集进行检测,得到的检测结果如图 6 所示。

从检测结果可以看出:在天空背景下,YOLOv8n 方法和改进方法都能检测出近距离无人机目标,但改进方法拥有更高的置信度;但当检测较远距离的多个无人机目标时,YOLOv8n 方法存在漏检的问题,而改进方法能够检测到所有目标。在地面背景和地空交

界处背景这样复杂的背景状况下,原网络存在对远距离无人机目标漏检的问题,而改进方法能够准确识别出检测目标且拥有更高的检测精度。综上对对比图分析可知:改进后的算法检测效果更好。

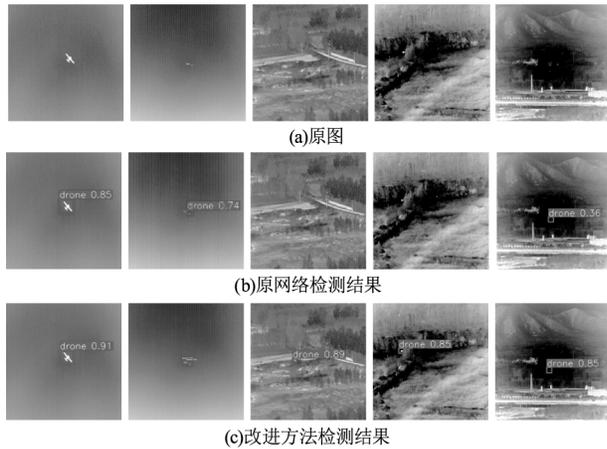


图6 检测结果对比图

Fig. 6 Comparison of test results

#### 4.6 对比实验结果与分析

为进一步验证本文提出方法对红外无人机目标检测的性能优势,将 YOLOv8n 基准算法、改进算法与相关领域具有代表性的网络如 Faster-RCNN、SSD、YOLOv5s、YOLOv5x、YOLOX-s、YOLOv7-tiny 进行比较,实验结果如表 2 所示。

表2 对比实验结果

Tab. 2 Results of compare experiment

方法	mAP50/%	Params/M	FLOPs/G	FPS
Faster-RCNN	83.2	41.19	206.73	15
SSD	53.9	24.5	87.9	40
YOLOv5s	93.9	7.2	16.5	115
YOLOX-s	93.8	9.0	26.8	54
YOLOv7-tiny	95.4	6.03	13.1	102
YOLOv8n	97.2	3.152	8.7	130
YOLOv8s	99.5	11.12	28.5	110
Improved YOLOv8n	99.4	0.858	6.4	143

由对比实验结果可知:改进方法参数量和复杂度最低并且拥有最快的检测速度,而检测精度也只略低于 YOLOv8s,但 YOLOv8s 其他指标都远不如改进算法。并且相较于基准算法 YOLOv8n,改进算法所有指标均展现出较大优势。结合各项指标来看,本文改进算法的综合性能最好,对无人机有着良好的检测能力,在速度和精度上都有很好的表现,显现出本文算法具有明显的优越性。

## 5 结论

红外无人机目标检测在民用和军事领域中有着重要的应用价值,针对其存在的图像对比度和信噪比低、小目标信息少、特征提取难度大等问题,本文基于 YOLOv8n 网络,通过在主干网络引入可变形卷积,设计 SOD-FPN 特征融合网络改进颈部结构,使用 NWDLoss 作为边界框损失函数,提出了一种改进 YOLOv8 的红外无人机目标检测算法。在红外图像弱小飞机目标检测数据集上的实验表明,改进算法全方面优于基准算法 YOLOv8n,并且与其他先进方法相比综合性能最好,能够满足实时性和准确性的需求,并且便于部署到各种移动设备中,可以更好地完成红外无人机目标检测任务。在后期工作中,需要扩充实验数据提升模型的鲁棒性并关注其实际表现情况。此外,模型在复杂背景下的检测精度和目标被遮挡识别方面仍有较大提升空间。

#### 参考文献:

- [1] Ma J, Wang X, Xu C, et al. SF-YOLOv5: improved YOLOv5 with swin transformer and fusion-concat method for multi-UAV detection [J]. Measurement and Control, 2023, 56(7-8): 1436-1445.
- [2] Zhu Mengzhen, Chen Xia, Liu Xv, et al. Situation and key technology of tactical laser anti-UAV [J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(7): 188-200. (in Chinese)  
朱孟真, 陈霞, 刘旭, 等. 战术激光武器反无人机发展现状和关键技术分析 [J]. 红外与激光工程, 2021, 50(7): 188-200.
- [3] Tataru B A. The role of law in facing asymmetric warfare through illicit drug trafficking in Indonesia [J]. J. Law . Sci, 2023, 5: 1-9.
- [4] Li Linli, Cheng Qi, Zhang Li, et al. A review of the research status of anti-drone technology [J]. Aerodynamic Missile Journal, 2021(11): 25-32. (in Chinese)  
李林莉, 程旗, 张荔, 等. 反无人机技术研究现状综述 [J]. 飞航导弹, 2021(11): 25-32.
- [5] Wang Henghui, Cao Dong, Zhao Yang, et al. Survey of infrared dim small target detection algorithm based on deep learning [J]. Laser & Infrared, 2022, 52(9): 1274-1279. (in Chinese)  
王恒慧, 曹东, 赵杨, 等. 基于深度学习的红外弱小目标检测算法研究综述 [J]. 激光与红外, 2022, 52(9): 1274-1279.
- [6] Hou Q Y, Wang Z P, Tan F J, et al. RISTDnet: robust in-

- frared small target detection network [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 1 – 5.
- [7] 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 (CVPR). Columbus; IEEE, 2014: 580 – 587.
- [8] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot multibox detector [C] // Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision (ECCV). Amsterdam; Springer, 2016: 21 – 37.
- [9] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas; IEEE, 2016: 779 – 788.
- [10] Xie X L, Xi J X, Yang X G, et al. STTrack: spatio-temporal-focused siamese network for infrared UAV tracking [J]. Drones, 2023, 7(5): 296.
- [11] Liang Xiao, Li Jun. An infrared UAV target detection method based on improved YOLOv7 [J]. Electronics Optics & Control, 2023, 30(12): 38 – 43. (in Chinese)  
梁晓, 李俊. 基于改进 YOLOv7 的红外无人机目标检测方法 [J]. 电光与控制, 2023, 30(12): 38 – 43.
- [12] Li Xiaopei, Zhang Yanbao, Li Yanpei, et al. An improved method of infrared image target detection based on YOLOv5s [J]. Laser & Infrared, 2023, 53(7): 1043 – 1051. (in Chinese)
- 李晓佩, 张寅宝, 李严培, 等. 一种基于 YOLOv5s 的红外图像目标检测改进算法 [J]. 激光与红外, 2023, 53(7): 1043 – 1051.
- [13] Dai J F, Qi H Z, Xiong Y W, et al. Deformable convolutional networks [C] // Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice: IEEE, 2017: 764 – 773.
- [14] Wang W H, Dai J F, Chen Z, et al. InternImage: exploring large-scale vision foundation models with deformable convolutions [C] // Proceedings of the 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver; IEEE, 2022: 14408 – 14419.
- [15] An M X, Pang R M, Guo S L. EfficientDet: scalable and efficient object detection [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Virtual; IEEE, 2020: 10778 – 10787.
- [16] Zheng Z H, Wang P, Ren D W, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(8): 8574 – 8586.
- [17] Wang J W, Xu C, Yang W, et al. A normalized Gaussian wasserstein distance for tiny object detection [J]. arXiv preprint arXiv:2110.13389, 2022.
- [18] Hui Bingwei, Song Zhiyong, Fan Hongqi, et al. Data set of dim small aircraft target detection and tracking in infrared images under ground/air background [J]. Chinese Scientific Data, 2020, 5(3): 291 – 302. (in Chinese)  
回丙伟, 宋志勇, 范红旗, 等. 地/空背景下红外图像弱小飞机目标检测跟踪数据集 [J]. 中国科学数据 (中英文网络版), 2020, 5(3): 291 – 302.