

文章编号:1001-5078(2024)01-0084-08

· 红外技术及应用 ·

基于改进 YOLOv7 的机载红外弱小目标检测算法

张子林, 喻松林, 王戈, 刘彤
(华北光电技术研究所, 北京 100015)

摘要:随着现代化战争的技术升级,机载红外探测领域对更快更远更准地发现目标的需求日益强烈。为满足机载环境下对红外弱小目标高精度高帧率的检测,本文提出了一种基于 YOLOv7 改进的目标检测算法,以 YOLOv7 目标检测算法为基础,进行了修改网络结构和加深卷积层数来使特征提取更多的小目标信息特征;并对骨干网络获取的特征层引入注意力机制来提高神经网络对小目标的感知能力以及提高小目标所在区域的权重占比;使用 EIOU 损失函数替换原本的 CIOU 损失函数,提高了收敛速度和定位精度。实验结果表明,相较于原算法 YOLOv7,在极小损失帧率的情况下,改进后的算法 mAP 可以达到 98.49%,相较原始算法提升了 1.24%,有助于提升对机载红外弱小目标的检测准确率。

关键词:机载红外探测;YOLOv7;注意力机制;EIOU 损失函数

中图分类号:TP391.9;TN219 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2024.01.012

Airborne infrared dim target detection algorithm based on improved YOLOv7

ZHANG Zi-lin, YU Song-lin, WANG Ge, LIU Tong
(North China Research Institute of Electro-Optics, Beijing 100015, China)

Abstract: With the technological upgrades of modern warfare, there is a growing need for faster, farther and more accurate target detection in the field of airborne infrared detection. In this paper, an improved target detection algorithm based on YOLOv7 is proposed to meet the high-precision and high-frame-rate detection of infrared dim targets in airborne environment. Firstly, based on the YOLOv7 target detection algorithm, the network structure is modified and the number of convolutional layers is deepened to extract more features of small target information. Moreover, the attention mechanism is introduced into the feature layer obtained by the backbone network to improve the perception ability of the neural network to perceive the small targets and increase the weight share of the region where the small targets are located. Finally, the EIOU loss function is used to replace the CIOU loss function, which improves the convergence speed and positioning accuracy. The experimental results show that compared with the original algorithm YOLOv7, the improved algorithm can reach 98.49% mAP with minimal loss of frame rate, which is 1.24% higher than the original algorithm, and it helps to improve the detection accuracy of airborne infrared dim small targets.

Keywords: airborne infrared detection; YOLOv7; attention mechanism; EIOU loss function

1 引言

目前探测成像的方式主要分为基于可见光的探测成像、基于红外系统^[1]的探测成像和基于雷

达的探测成像。基于可见光成像的目标纹理清晰、特征明显,目前大部分的目标检测算法研究都是基于可见光的,虽然基于可见光目标检测技术

较为成熟,但难以满足部分军事领域全天候的环境需要,如航空领域;雷达能够获得图像更为精细的特征信息,但随着“电子对抗、反辐射导弹、超低空突破防守和新一代隐形战斗机”等反侦察技术的不断提出和改进,这严重影响了基于雷达在目标检测识别的应用;而红外探测成像具有很强的抗干扰能力、可以无视大部分常规复杂地形空间、并能进行全天工作,可以很好地提供稳定可靠的目标图像,具有先天的目标检测识别优势,随着红外探测技术发展,该技术在机载、舰载等领域获得了广泛的应用。

目标成像大小往往随着探测的距离成反比,距离越远,成像的目标就越小,轮廓就越小,能够更快更好的检测到红外小目标更是有利于快人一步发现对方。

国际光学工程学会定义弱小目标局部信噪比 < 5 dB,图像中的像素大小 $\leq 9 \times 9$,其所占一帧图像大小为 256×256 的 0.12% 。基于红外成像的弱小目标往往缺失色彩、特征模糊,可利用的信息更少,其次,红外图像通常会受到强背景杂波和噪声的影响,因此信杂比和信噪比较低,检测难度更大。传统的红外弱小目标检测算法针对红外小目标特性往往采用滤波、局部对比度测量(LCM^[2]、MPCM^[3]等)等单帧和基于序列的方法去分割图像中的噪声与小目标。目前已经形成了良好的体系,但缺点明显,没有很好的鲁棒性同时难以满足实时检测,而随着深度学习的火热兴起,基于深度学习的目标检测算法具有断层式的准确率和良好的实时性。目前深度学习目标检测算法主要以 RCNN^[4] 系列为代表的两阶段检测算法与 YOLO^[5]、SSD^[6] 代表的一阶段检测算法组成,当然也有一些衍生的基于 Transformer 和基于关键点的一些目标检测算法也在逐渐崭露头角。

YOLO 系列算法作为单阶段的目标检测算法,在具有较高的检测准确率的同时具有较高的帧率,可以满足实时性。自提出以来便被研究人员应用于各大领域。在红外领域中,刘彤^[7] 提出 Darknet-53 骨干网络结合 SPP 进行特征提取的方法对 YOLOv3 改进,使其局部特征能够与全局特征融合,

提高了特征图的表征能力,但准确率较低,且仅针对红外船舶场景;He^[8] 针对机载红外弱小目标提出了 IRI-CNN 检测算法,有效降低了虚警率,但难以满足实时性。Yang, R^[9] 针对小目标对 YOLOv5 算法改进,优化了目标锚框和引入注意力机制提高了检测精度,但依旧低于 YOLOv7 的实验结果。

针对以上不足,本文选择 YOLOv7^[10] 作为目标检测的基础模型,对其进行改进以此提高对机载红外弱小目标检测的准确率。作为当前最为先进的 YOLO 系列的目标检测算法,YOLOv7 自公布以来,就迅速被实验人员应用于各大领域。无论是检测精度还是检测速度都超越了已知的检测算法。本文主要内容主要包括:

(1) 对 YOLOv7 网络结构进行修改,对其新增一个特征层获得尺寸较大的特征图,新增的特征层下采样较少,但分辨率高,有助于网络模型学习弱小目标的特征。

(2) 针对红外弱小目标尺寸占比过小及信息特征较少问题,引入注意力机制,激励网络模型更加关注需要学习的特征信息。

(3) 原先使用损失函数 CIoU 替换为 EIoU^[11] 损失函数,使其网络模型能够更快的收敛。

2 YOLOv7 模型

作为目前最为先进的单阶段目标检测模型,但 YOLOv7 网络结构和前几代几乎没有变化。按照功能划分主要包含三个模块,骨干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)以及头部网络(Head)。

Backbone 的主要作用是进行对输入的图像进行特征提取,并最终获得三个特征层。Backbone 网络结构主要由 CBS(Conv 卷积 + BN 归一化 + SiLU 激活函数)模块、MP-1 模块与 YOLOv7 独有的 ELAN 模块组成,ELAN 模块结构图如图 1 所示。

YOLOv7 设计的 ELAN(E-ELAN)模块通过考虑最短梯度路径使得可以堆叠更多 Block,在不改变原始框架梯度传输路径的基础上,通过使用组卷积来增加特征的基数,并使用无序合并基数的方法组合出不同的特征。这种方式可以增强通过不同特征图学习的特征,并改进参数和计算的使用,提高了网络的学习能力。

Neck 主要包含了 SPPSCP 模块和 Panet 模块, SPPSCP 模块称为特殊的 SPP 结构:使用了具有 CSP 结构的 SPP 扩大感受野, SPPSCP 模块主要作用是进行特征图融合,丰富特征信息,有助于检测出尺寸较小的目标物体。YOLOv7 中依然使用了 Panet 结构,不仅对特征进行上采样实现特征融合,还会对特征再次进行下采样实现特征融合。

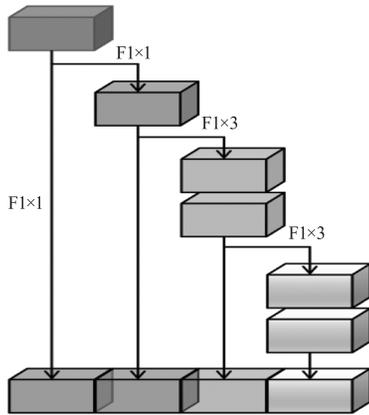


图 1 ELAN 网络结构

Fig. 1 ELAN network structure

Yolo Head 是 YOLOv7 的分类器与回归器,通过 Backbone 和 FPN 获得三个加强过的有效特征层,每一个特征层都有宽、高和通道数,此时可以将特征图看作一个又一个特征点的集合,每个特征点上有三个先验框,每一个先验框都有通道数个特征。Yolo

Head 所做的工作就是对特征点进行判断,判断特征点上的先验框是否有物体与其对应。YOLOv7 使用的解耦头和以前的版本一样,把分类和回归都放在一个 1×1 卷积里实现。除此之外,YOLOv7 借鉴了 RepVGG 的思想,在强化后的特征层输入 Head 之前添加了新设计的 RepConv 模块来进行辅助训练, RepConv 的加入不仅降低了网络的复杂度,而且网络的预测性能没有出现下降。

因此,整个 YOLOv7 网络所作的工作就是 - “特征提取 - 特征加强 - 预测先验框对应的物体情况”。利用 FPN 特征金字塔,获得三个加强特征,然后利用这三个 shape 的特征层传入 Yolo Head 进行分类与回归获得预测结果。

3 YOLOv7 算法改进

3.1 改进后的 YOLO 网络结构

参考赵元龙^[12]的针对小目标的修改网络设计,本次的网络设计也同样增加一个特征层以此来提高对小目标检测效果。除此之外,成浪对 Backbone 网络结构引入注意力机制,但经过实验发现如果把注意力机制添加到骨干网络中会影响初始化权值,进而导致检测准确率问题。故本文考虑把注意力机制添加到骨干网络输出的特征层后,以期来提高模型的准确率与稳定性。此次改进的网络结构图如图 2 所示。

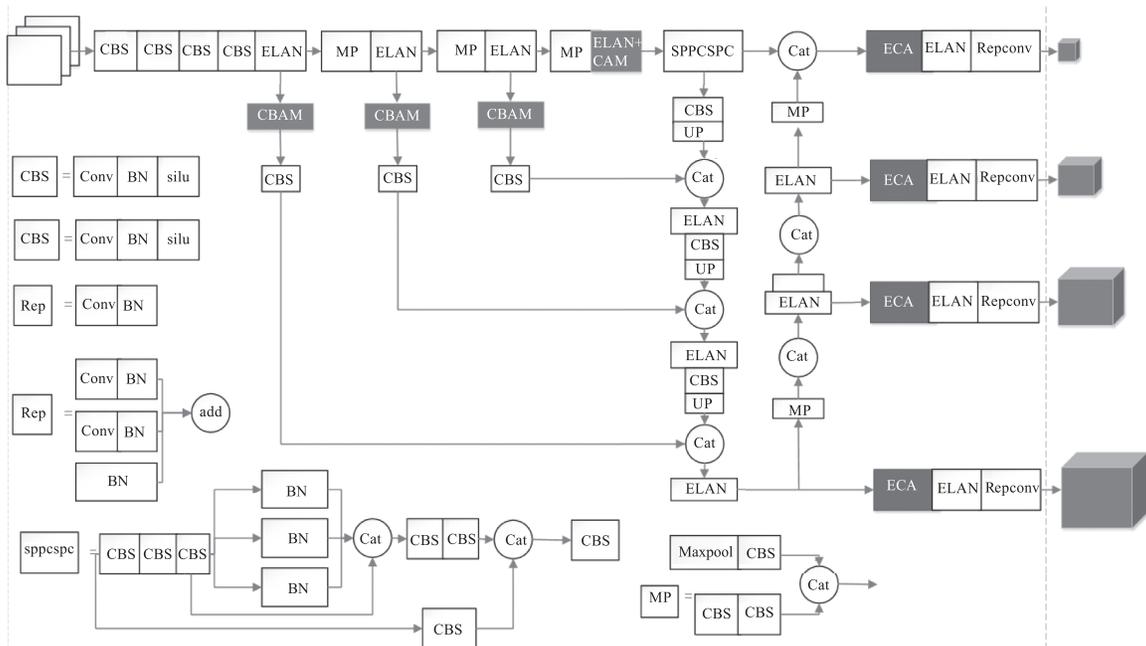


图 2 改进后的 YOLOv7 网络结构

Fig. 2 The improved network structure of YOLOv7

如图所示,新增特征层(160 × 160)获取尺寸较大的特征图,由于感受野较小,故位置信息丰富,有助于提高对红外弱小目标的检测效果;然后对骨干网络 Backbone 输出的特征层引入注意力机制 CBAM^[13],后面特征层进入 Head 之前加入通道注意力机制 ECA^[14],引入注意力机制模块使其网络更能关注于小目标特征,增大小目标的信息权重以此来提高网络模型对小目标的检测性能。

3.2 注意力机制

红外弱小目标尺寸所占图像比例较小,所以在卷积训练的时候不可避免会造成目标信息不明显问题,所以引入注意力机制,使模型更加关注感兴趣的区域和较为特殊的区域。

3.2.1 CBAM

CBAM 将通道注意力机制和空间注意力机制进行一个结合,相比于 SENet 只关注通道的注意力机制可以取得更好的效果。其实现示意图如图 3 所示, CBAM 会对输入进来的特征层,分别进行通道注意力机制的处理和空间注意力机制的处理。



图 3 CBAM 网络结构

Fig. 3 CBAM network structure

通道注意力机制对输入进来的单个特征层同时进行最大池化和平均池化操作,然后把两者池化后的结果放入共享的全连接层(即多层感知机)进行处理,然后对输出的结果进行相加,然后使用激活函数 sigmoid 得到(0,1)之间通道注意力特征权重系数,最后再和输入的特征进行相乘得到空间注意力模块所需的特征。

空间注意力机制对前面通道注意力机制获得的特征依次进行最大池化、平均池化和卷积运算,然后经过 sigmoid 激活函数,得到空间注意力特征权重系数,同样对系数与输入特征图像进行相乘操作,生成最终的特征。

3.2.2 ECA

ECANet 按照实现形式属于通道注意力机制中

的一种,网络结构设计如图 4 所示,它是一个非常轻量级的即插即用的模块。

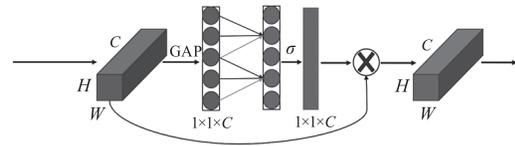


图 4 ECA 网络结构

Fig. 4 ECA network architecture

ECANet 在 SENet 基础上进行改进,Wang Q 实验发现对特征图进行通道压缩会影响学习通道之间的依赖关系,卷积具有良好的跨通道信息获取能力,故 ECANet 提出用 1 维卷积高效实现了局部跨通道交互,避免了降维,有助于学习有效的通道注意,提高了准确度。

3.3 损失函数

目标检测的有效性在很大程度上取决于损失函数的定义,损失函数的良好定义将为模型带来显著的性能改进。最初始的损失函数用于测量两个任意形状(体积) $A, B \subseteq S \in R^n$ 之间的相似性的 IOU 通过以下公式获得:

$$IOU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (1)$$

不过我们通常使用公式 2 进行计算(因此 IOU 损失函数有如下定义:)

$$L_{IOU} = 1 - \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (2)$$

YOLOv7 使用 CIOU 作为损失函数,CIOU 损失函数主要考虑了三个重要的几何因素,即重叠面积、中心点距离和纵横比。CIOU 损失函数定义如下式所示:

$$L_{CIOU} = 1 - IOU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha \nu \quad (3)$$

如图 5 所示, b 和 b^{gt} 分别表示预测框和目标框的中心点; $\rho(\cdot) = \|b - b^{gt}\|_2$ 表示欧几里得距离; c 是覆盖两个盒子的最小封闭盒子的对角线长度; $\nu = \frac{4}{\pi^2} (\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h})^2$ 和 $\alpha = \frac{\nu}{(1 - IOU) + \nu}$ 测量宽高比的差异比。

CIOU Loss 虽然考虑了边界框回归的重叠面积、中心点距离、纵横比。但是通过其公式中的 ν 反

映的是纵横比的差异,而不是宽高分别与其置信度的真实差异,所以有时会阻碍模型有效的优化相似性。针对这一问题,YIFAN 在 CIUO 的基础上将纵横比拆开,提出了 EIOU Loss。

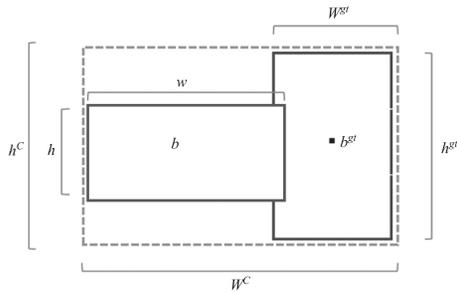


图 5 EIOU 损失计算示意图

Fig. 5 EIOU loss calculation diagram

EIOU 的惩罚项是在 CIUO 的惩罚项基础上将纵横比的影响因子拆开分别计算目标框和锚框的长和宽,该损失函数包含三个部分:重叠损失、中心距离损失和宽高损失,前两部分延续 CIUO 中的方法,但是宽高损失直接使目标盒与锚盒的宽度和高度之差最小,使得收敛速度更快。其定义的损失公式如下:

$$L_{\text{EIOU}} = L_{\text{IOU}} + L^{\text{dis}} + L_{\text{asp}} \quad (4)$$

$$= 1 - \text{IOU} + \frac{\rho^2(b, b^{\text{gt}})}{(w^c)^2 + (h^c)^2} + \frac{\rho^2(w, w^{\text{gt}})}{(w^c)^2} + \frac{\rho^2(h, h^{\text{gt}})}{(h^c)^2} \quad (5)$$

其中, w^w 和 h^c 是覆盖这两个盒子的最小围框的宽度和高度。公式(4)将损失函数分为三部分:IOU 损失 L_{IOU} 、距离损失 L^{dis} 和方向损失 L_{asp} 。通过如此定义,既保留了 CIUO 损失的盈利特征。同时, EIOU 损失直接减小了目标盒和锚盒的宽、高差,收敛速度更快,定位效果更好。

4 实验分析

4.1 数据集

使用本单位红外设备地对空采集了飞机数据,并使用 labeling 软件自行标注 6000 张,标注的图片类型如图 6 所示,采集的飞机目标为单一目标,目标尺寸很小且没有轮廓和纹理信息。考虑到采集的数据较少及背景较为单一,仅对此红外数据进行训练很容易过拟合,故本次实验选取第二届全国“空天杯”创新创意大赛的“红外弱小目标检测跟踪”赛道

的部分数据集来扩充本次实验数据集,如图 7 所示,选取的对地红外弱小目标和采集的飞机目标较为相似,不仅背景复杂丰富,而且数量较多有助于提高神经网络模型泛化性。

两个数据集具体细节如表 1 所示,空天杯的数据集选取了 10000 张作为扩充数据,图片尺寸为 640×480 ,而使用红外探测采集的图像尺寸 640×512 ,虽然尺寸不一,但放入神经网络前会统一 resize 为 640×640 。

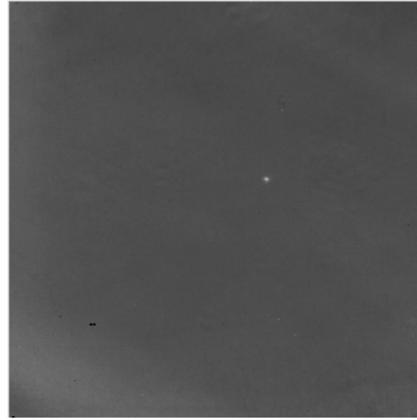


图 6 机载目标数据

Fig. 6 Airborne target data



图 7 空天杯数据

Fig. 7 Empty sky cup data

表 1 数据集目标信息

Tab. 1 Data set target information

目标信息	数据集尺寸	数量/张
Target 1	640 × 480	8070/10000
Target 2	640 × 480	7954/10000
Target 3	640 × 480	6352/10000
Target 4	640 × 480	4548/10000
Target 5	640 × 480	3990/10000
Target 6	640 × 480	2198/10000
Target 7	640 × 480	0672/10000
Aim	640 × 512	5880/06000

4.2 实验环境

本实验所需要的实验环境如表 2 所示。

表 2 训练环境配置

Tab.2 Training environment configuration

参数	配置
系统环境	Windows10
GPU	RTX 1080Ti
深度学习框架	Pytorch1. 10
语言	Python3. 6
加速环境	CUDA 10. 2
Batch size	8
Epoch	300
momentum	0. 937

表 3 TP、TN、FP、FN 的定义

Tab.3 Definition of TP, TN, FP and FN

是否被检索到	相关 (Relevant), 正类	无关 (Non relevant), 负类
被检索到 (Retrieved)	True positives (TP, 正类判定为正类)	False positives (FP, 负类判定为正类)
未被检索到 (Not Retrieved)	False negatives (FN, 正类判定为负类)	True negatives (TN, 负类判定为负类)

(1) 在局部信噪比不小于 3 下的检测率和虚警率, 信噪比的定义如下:

$$SNR = \frac{|\mu_T - \mu_B|}{\sigma_B} \quad (6)$$

其中, μ_T 表示目标的灰度均值; μ_B 表示背景的灰度均值; σ_B 表示背景的标准差, 由于整幅图像中不同区域的背景灰度差异较大, 所以使用局部信噪比对背景的起伏程度进行描述, 局部选取的背景尺度长和宽均为目标的 3 倍。经公式计算可得, 机载红外图像的 SNR 约为 3.5 dB。

(2) 准确率的定义如下所示:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

(3) 召回率的定义如下所示:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

(4) AP 的定义如下:

这里使用插值法来计算 AP, 选取固定的 $K = \{0, 0.1, 0.2, \dots, 1.0\}$ 11 个阈值, K 为阈值索引, PR 曲线下的面积表示召回率 0 ~ 1 的平均精度。其中 PR 曲线下面积越大表示模型的性能越好, AP 的定义如下式所示:

$$AP = \frac{1}{11} \sum_{r \in K} P_{intep}(r) \quad (9)$$

$$P_{intep}(r) = MAX_{\hat{r}, \hat{r} \geq r} P(\hat{r}) \quad (10)$$

$P_{intep}(r)$ 表示取第 r 个阈值所对应的样本点之

4.3 评价指标

在算法模型评价指标方面, 主要选择采用图像信噪比 (SNR)、准确率 (Precision)、召回率 (Recall), 平均精度均值 (mean AP, mAP), 以及每秒检测图片的帧数 (frames per second, FPS) 作为评价指标。

了解准确率 (Precision)、召回率 (Recall) 之前我们需要了解 TP、TN、FP、FN 的含义, 如表 2 所示。

后的样本中的最大值。

(5) mAP 就是所有类别 AP 值的平均值, 公式如下式所示:

$$mAP = \frac{\sum_{n=1}^N AP(n)}{N} \quad (11)$$

我们通常设定多个 IOU 阈值 (0.5 ~ 0.95, 0.05 为步长), 在每一个 IOU 阈值下都有某一类别的 AP 值, 然后求不同 IOU 阈值下的 AP 平均, 就是所求的最终某类别的 AP 值。

4.4 实验结果与分析

训练过程 epoch 为 300 轮, 初始学习率 $Lr = 0.01$, 并使用 Adam 优化器优化。Epoch 前 70 轮默认使用 Mosaic 数据增强。训练过程中的损失函数结果如图 8 所示, 各算法在红外数据集上的表现如表 4 所示。

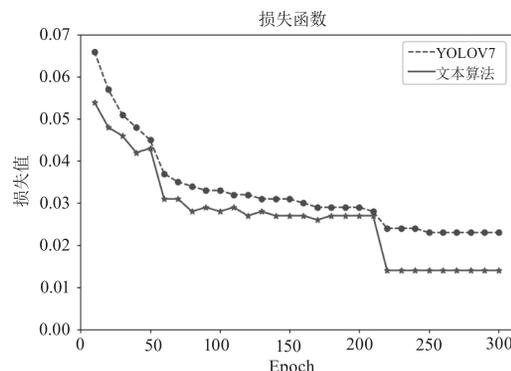


图 8 损失函数迭代对比

Fig. 8 Loss function iteration comparison

表 4 不同算法在红外数据集上的表现

Tab. 4 Performance of different algorithms on infrared data sets

算法	Params/%	Precision/%	Recall/%	F1/%	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%	FPS/(f · s ⁻¹)
YOLOv5	47.057M	95.85	93.91	0.95	95.23	0.490	54
YOLOv7	37.620M	97.27	96.69	0.97	97.25	0.592	42
改进后的 YOLOv7	40.135M	98.50	98.44	0.98	98.49	0.644	37

由图 8 可以看到,在网络模型训练中,本文使用得 EIOU 损失函数明显比原 YOLOv7 使用的 CIOU 损失函数收敛的更快更小,在 Epoch 为 220 轮次时, EIOU 便基本收敛稳定,而 CIOU 损失函数需要 250 轮次才达到稳定。

各算法在红外数据集上的表现如表 4 所示,在模型评估中,改进后的 YOLOv7 算法相较于原始算法在检测精度上有所提升,对红外弱小目标检测的准确率对测试集可以达到 98.50%,mAP 可以达到 98.49%,相较于原始算法提升了 1.24%,参数量也仅仅增加了 2.515 M,FPS 减少了 5,数据说明,改进后的 YOLOv7 算法更适合红外弱小目标检测场景。图 9(a)、(b)为检测效果对比图。



(b)改进YOLOv7算法结果图

(a)YOLOv7算法结果图

图 9 算法对比图

Fig. 9 Algorithm comparison diagram

5 结 结

针对机载红外弱小目标检测困难的问题,本文在 YOLOv7 算法模型的基础上进行改进,对骨干网络进行修改新增一个浅层特征层获取更多位置信息,然后对骨干网络 Backbone 输出的特征层引入 CBAM 注意力机制以及在输入 Head 之前引入 ECA 注意力机制以此来提高弱小目标的权重;并使用 EIOU 损失函数替换原损失函数,解决了 CIOU 纵横比的模糊定义,提高了回归精度和加快模型收敛。在目标检测性能测试中,改进后的 YOLOv7 算法平

均检测精度在损失较少帧率的情况下可以达到 98.49%,提高了 1.24%,验证了模型的准确性,所以本文的实验对机载红外弱小目标检测领域具有一定的参考意义,有助于后续基于人工智能的目标检测算法部署到机载设备上去。

参考文献:

- [1] Wang Henghui, Cao Dong, Zhao Yang, et al. A review of infrared dim small target detection algorithms based on deep learning[J]. Laser & Infrared, 2022, (9): 52. (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,(9):52.
- [2] Chen C, Li H, Wei Y, et al. A local contrast method for small infrared target detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2013, 52(1): 574-581.
- [3] Wei Y, You X, Li H. Multiscale patch-based contrast measure for small infrared target detection[J]. Pattern Recognition, 2016, 58: 216-226.
- [4] R Girshick, J Donahue, T Darrell, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [5] 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, 2016: 779-788.
- [6] Berg A C, Fu C Y, Szegedy C, et al. SSD: single shot MultiBox detector [C]//Lecture Notes in Computer Science, 2016.
- [7] Liu Tong, Yang Dezhen, Song Jiale, et al. Air-based downward-looking multi-angle infrared target recognition[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(7): 131-139. (in Chinese)
刘彤,杨德振,宋嘉乐等.空基下视多角度红外目标识别[J].电子技术应用,2022,48(7):131-139.

- [8] He J K, Yang D Z, An C B, et al. Infrared dim target detection technology based on IRI - CNN [C] // Seventh Asia Pacific Conference on Optics Manufacture and 2021 International Forum of Young Scientists on Advanced Optical Manufacturing (APCOM and YSAOM 2021). SPIE, 2022; 1350 - 1361.
- [9] Yang R, Li W, Shang X, et al. KPE-YOLOv5: an improved small target detection algorithm based on YOLOv5 [J]. Electronics, 2023, 12(4): 817.
- [10] Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao H. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [C] // 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023.
- [11] Zhang Y F, Ren W, Zhang Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression [J/OL]. <https://arxiv.org/abs/2101.08158>.
- [12] Zhao Yuanlong, Shan Yugang, Yuan Jie. Wearing mask pedestrian tracking based on improved YOLOv7 and DeepSORT [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(6): 221 - 230. (in Chinese)
赵元龙, 单玉刚, 袁杰. 改进 YOLOv7 与 DeepSORT 的佩戴口罩行人跟踪 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(6): 221 - 230.
- [13] Woo S, Park J, Lee J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module [C] // ECCV. 2018 European Conference on Computer Vision, Munich: Springer, 2018; 3 - 19.
- [14] Wang Q, Wu B, Zhu P, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C] // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2020.