

基于改进 YOLOv5 的复杂背景红外弱小目标检测算法

代 攀, 赵 旭, 李连鹏, 刘 文, 褚昕悦

(北京信息科技大学 高动态导航技术北京市重点实验室, 北京 100192)

摘要: 针对传统算法依赖于对红外目标与环境背景的精确分离和信息提取, 难以满足复杂背景和噪声等干扰因素下的检测需求。论文提出一种基于改进 YOLOv5 (You Only Look Once) 的复杂背景红外弱小目标检测算法。该算法在 YOLOv5 基础上, 添加注意力机制提高算法的特征提取能力和检测效率, 同时改进原 YOLOv5 目标检测网络的损失函数和预测框的筛选方式提高算法对红外弱小目标检测的准确率。实验选取了来自不同复杂背景的 7 组红外弱小目标数据集, 将这些图像数据集进行标注并训练, 得到红外弱小目标检测模型, 然后从模型训练结果和目标检测结果的角度评估算法和模型的正确性。实验结果表明: 改进的 YOLOv5 算法训练出来的模型, 检测准确性和检测速度对比实验列出的几种目标检测算法均有明显的提升, 平均精度均值 (mean Average Precision, mAP) 可达 99.6% 以上, 在不同复杂背景下均可有效检测出红外弱小目标, 且漏警率、虚警率低。

关键词: 红外弱小目标; 复杂背景; YOLOv5; 注意力机制; 损失函数

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-8891(2022)05-0504-09

Improved YOLOv5-based Infrared Dim-small Target Detection under Complex Background

DAI Jian, ZHAO Xu, LI Lianpeng, LIU Wen, CHU Xinyue

(Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology,

Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: Using the traditional algorithm to meet the detection requirements of interference factors, such as complex background and noise, relying on the precise separation and information extraction of infrared targets and environmental background, is difficult. This paper presents a dim-small target detection method for an infrared imaging algorithm based on the improved YOLOv5 for complex backgrounds. Based on YOLOv5, an attention mechanism is introduced in the algorithm to improve the feature extraction ability and detection efficiency. In addition, the loss function and prediction box screening method of the original YOLOv5 target detection network are used to improve the accuracy of the algorithm for infrared dim-small target detection. In the experiment, seven sets of infrared dim-small target image datasets with different complex backgrounds are selected, the data are labeled and trained, and an infrared dim-small target detection model is established. Finally, the accuracy of the algorithm and model is evaluated in terms of the model training and target detection results. The experimental results show that the model trained by employing the improved YOLOv5 algorithm in this study has a significant improvement in detection accuracy and speed compared with several target detection algorithms used in the experiment, and the average accuracy can reach more than 99.6%. The model can effectively detect infrared dim-small targets in different complex backgrounds, and the leakage and false alarm rates are low.

Key words: infrared dim-small target, complex backgrounds, YOLOv5, attention mechanism, loss function

收稿日期: 2021-09-18; 修订日期: 2021-10-21.

作者简介: 代攀 (1997-), 男, 硕士研究生, 主要从事红外与激光双模复合探测技术的研究。E-mail: hbjsdj970321@163.com.

通信作者: 赵旭 (1988-), 男, 博士, 硕士生导师, 清华大学访问学者, 主要从事激光红外复合近场探测, 导航制导与控制方面的研究。

E-mail: zhaoxu@bistu.edu.cn.

基金项目: 国家重点研发计划课题 (2020YFC1511702); 国家自然科学基金 (61771059); 北京学者计划、高动态导航技术北京市重点实验室资助项目。

0 引言

在目标检测领域中, 红外弱小目标检测一直都是一个重要的研究热点。红外探测系统具有隐蔽性能好、灵敏度高、探测作用距离远、穿透大气能力强、工作环境适应性强等优点。红外弱小目标的检测作为红外探测系统的一项关键技术, 在军事预警、红外制导、航空航天、海事搜救以及民用安全等领域均具有重要的研究价值^[1-4]。目前针对红外弱小目标检测的方法大致分为3类: 空间域的方法、变换域的方法、神经网络或深度学习的方法^[5]。

基于空间域的方法通过对图像进行滤波处理, 实现背景噪声的抑制。常见的算法有最大均值滤波、最大中值滤波、形态学滤波^[6]、匹配滤波等。汪列兵等在2020年提出一种基于最大中值滤波与Hough变换的检测方法^[7]; 韩金辉等在2021年提出一种基于局部对比度机制的匹配滤波方法^[8]。此类基于空间域的方法工程实现简单, 但是在复杂背景下难以达到检测目标的需求。基于变换域的方法可以提高目标信噪比, 有效保留目标图像中的边缘等信息。常见的算法有高通滤波、小波变换^[9]等。冯祥等在2020年提出一种基于小波包变换的检测方法^[10]; 李德新等在2021年提出一种利用DFT(Discrete Fourier Transform)变换并联合高斯滤波计算红外图像差异直方图的方法^[11]。此类基于变换域的方法在平缓背景下目标检测效果较好, 但在背景起伏比较大的复杂背景下检测目标效果差, 难以达到检测实际需求。

然而, 以上基于空间域和变换域的目标检测方法往往通过人工设计提取特征, 需要结合大量的专业知识和经验, 难以一次做到全面考虑。其次, 不同的特征提取算法往往只注重某一方面的信息, 同时缺乏高层语义信息, 这对简单背景目标场景下的目标检测能发挥一定的作用, 但当红外弱小目标处于复杂背景下时, 以上检测方法效果并不理想。尽管可以通过不同的特征提取算法进行约束构建组合特征, 一定程度上能够提升对目标特征的表达能力, 但这会导致系统的计算量增大。

而基于神经网络或深度学习的方法拥有强大特征提取能力, 且无需大量的人为特征提取的设计, 能有效解决人工设计提取特征带来的局限性, 提高目标检测性能, 达到较高的检测准确率。当前主流用在复杂背景下红外弱小目标检测的神经网络方法分为两类。一类是双阶段目标检测算法: 主要包括由Girshick等人在2014年提出的R-CNN(Region-CNN)算法^[12]; Girshick R在2015年提出的Fast R-CNN算法^[13]; 以

及2016年由Ren S提出的Faster R-CNN算法^[14]。双阶段目标检测算法是基于区域候选的目标检测方法, 分为候选区域预测和候选区域鉴别两个部分, 这大大增加了目标检测的准确率, 但带来的问题是计算量过大, 导致其实时性差。另一类是单阶段目标检测算法: 主要包括由Redmon等在2016年提出的YOLO算法, 能够将目标检测的分类和定位用一个神经网络实现^[15]。Liu W等在2016年提出的SSD算法^[16], 其增加的多尺度特征提取一定程度上解决了YOLO算法对小目标检测不敏感的问题。而经过不断的发展与改进, 2020年YOLOv5算法被提出, 该算法不仅继承以前系列算法的优势, 同时极大简化了模型, 在保证高准确率的同时提高检测速度, 引领着目标检测领域潮流。针对红外弱小目标的检测需要较高检测准确率和检测速度的实际情况, 本文在YOLOv5算法上改进, 并最终从模型训练结果和目标检测结果的角度评估算法和模型的正确性。

1 YOLOv5网络模型介绍

YOLOv5网络模型主要分为以下4个模块: 输入端Input、主干网络Backbone、Neck网络和预测端Prediction^[17]。输入端Input包括Mosaic数据增强、图片尺寸缩放和自适应锚框计算^[17]。主干网络Backbone包括Focus处理、CBL处理、CSP结构和SPP空间金字塔池化等。具体如图1所示。

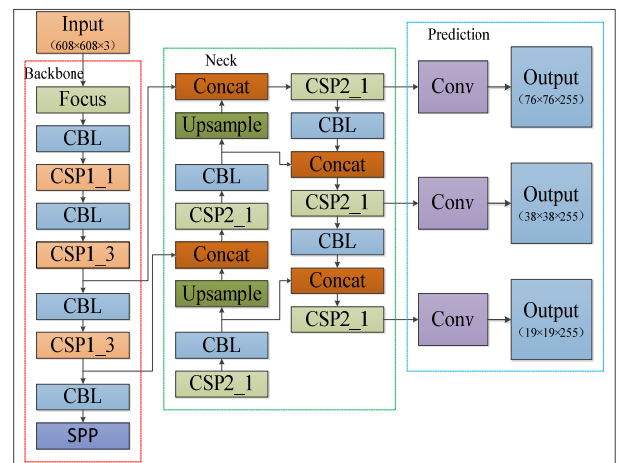


图1 YOLOv5网络模型

Fig.1 YOLOv5 network model

1.1 输入端

1) Mosaic 数据增强

Mosaic 数据增强针对训练集的数据进行处理, 随机选取4张训练集的图片进行随机缩放、随机拼布以及随机裁剪, 最后进行图像的拼接^[16]。以此丰富训练集数据, 加强算法泛化能力, 适用于本文红外弱小目

标的检测。

2) 图片尺寸缩放

YOLO 算法都需要将输入图像尺寸变换成固定大小。而 YOLOv5 算法自适应地对图像两端添加最少的黑边，以此将输入图像的尺寸变换成固定的大小，再送入神经网络模型中训练。这种处理方法能有效解决填充过多导致图像信息冗余，影响推理速度的问题。

3) 自适应锚框计算

在神经网络开始训练前，需要设定初始的锚框。YOLOv5 算法自适应地设定初始锚框，在此基础上输出预测框，并与真实框进行比较，根据两者差值进行反向更新，进而调整网络参数，降低损失函数。

1.2 主干网络 Backbone

1) Focus 处理

Focus 处理为切片操作，目的是为了特征图在每一个特征信息没有变化的前提下增加图像的特征数。假设原始输入图像为 $608 \times 608 \times 3$ 。通过切片操作，变成 $304 \times 304 \times 12$ 的特征图。最后经过一次 32 个卷积核的卷积操作，变成 $304 \times 304 \times 32$ 的特征图。

2) CBL 层

Focus 处理后的图像经过 CBL 层，即先经过卷积层得到输入的不同特征。然后经过 BN 层，对所有的批处理数据进行规范化，实现结果的归一化。最后使用激活函数 `leaky_relu`^[18] 处理结果到下一层的卷积中。

3) CSP 结构

在 YOLOv5 中使用了两种 CSP 结构。主干网络 Backbone 使用 CSP1_X 结构，Neck 网络使用 CSP2_X 结构^[19]。其中的 X 表示残差组件个数。以此使得算法轻量化，在减少计算量的同时又能提高模型的学习能力^[19]。

4) SPP 空间金字塔池化

空间金字塔池化操作由 3 部分组成：`conv`、`maxpooling` 和 `concat`。首先进行卷积操作提取特征输出，然后经过 3 个不同核大小的最大池化层进行下采样，之后将各自输出结果进行拼接融合并将其与初始特征相加，最后经过卷积操作将输出恢复到同初始输入一致^[17]。SPP 层不仅大大增加了感受野，可以分离出上下文的重要特征，而且对推理速度又几乎无影响^[20]。

1.3 Neck 网络结构

Neck 网络采用 FPN (Feature Pyramid Networks) 结合 PAN (Path Aggregation Network) 的结构，作为网络的融合部分。采用自顶向下的 FPN 结构，以及自底向上的两个 PAN 结构的特征金字塔^[21]。其主要用来将提取出特征进行混合组合，并传递到预测层，加

强网络特征融合的能力。Neck 网络结构如图 2 所示。

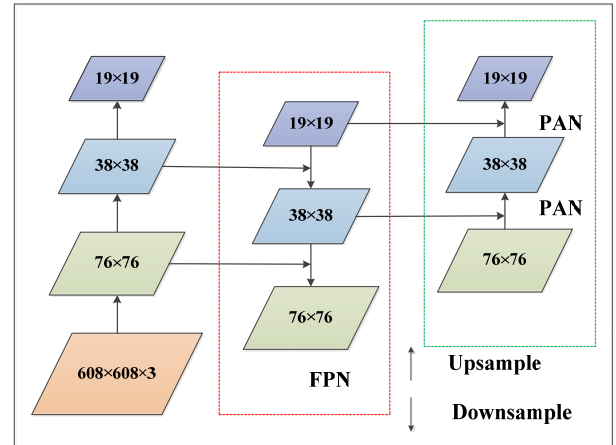


图 2 Neck 网络结构

Fig.2 Neck network structure

1.4 预测端 Prediction

YOLOv5 采用 GIOU_Loss 作为损失函数，同时通过非极大值抑制 NMS 来筛选目标框^[22]。

如图 3 所示，实线框 A 表示目标真实框，虚线框 B 表示预测框，M 表示两个框之间的交集，N 表示两个框之间的并集，而交并比 IOU 为交集与并集之比。则 IOU 计算公式如下：

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

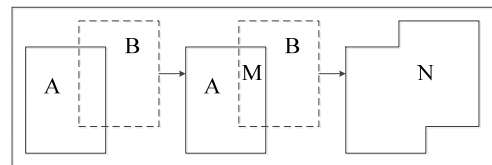


图 3 IOU 示意图

Fig.3 IOU schematic diagram

如图 4 所示，设 A 目标真实框、B 预测框的最小外接矩形为 C；D 为 C 与并集 N 的差集，则 GIOU (Generalized Intersection Over Union) 计算公式如下：

$$GIOU = IOU - \frac{|C - N|}{C} = IOU - \frac{D}{C} \quad (2)$$

而作为损失函数即：

$$GIOU_Loss = 1 - \left(\frac{M}{N} - \frac{D}{C} \right) \quad (3)$$

2 改进 YOLOv5 目标检测算法

如图 5 所示，针对红外弱小目标的检测需要较高检测准确率和检测速度的实际情况，本文以 YOLOv5 算法为基础，在此基础上进行改进，在构建的 YOLOv5 神经网络模型主干网络 Backbone 中添加注意力机制提高模型的特征提取能力和检测效率。改进预测端 Prediction 中的损失函数和预测框筛选方法，

提高红外弱小目标检测准确率。

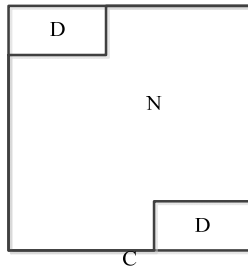


图4 GIOU示意图

Fig.4 GIOU schematic diagram

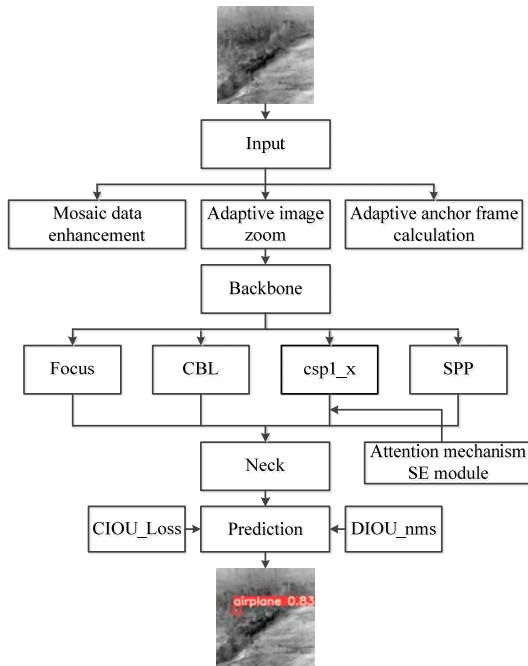


图5 改进YOLOv5目标检测算法

Fig.5 Improved YOLOv5 target detection algorithm

2.1 改进注意力机制 SE 模块

在YOLOv5目标检测网络模型中添加注意力机制是为了提高模型的特征提取能力和检测精度,根据红外弱小目标较小的特点,进一步的优化特征融合层以及多尺度检测层的特征尺度,使得训练出来的检测模型能够更好地适应小目标的检测,同时提高模型的检测速度。

本改进算法添加注意力机制SE模块,该模块操作分为3个阶段:首先对输入特征图(h, w, c)进行全局池化,池化的尺寸为(h, w),输出($1 \times 1 \times c$)大小的特征图;随后经过两个全连接层,分别为 $c/12$ 个神经元以及 c 个神经元以增加非线性因子;最后经过 Sigmoid 激活函数输出($1 \times 1 \times c$)大小的权重因子,利用该权重因子对原始特征图(h, w, c)各通道进行乘积,最终能够输出不同比重通道的特征图。具体如图6所示。

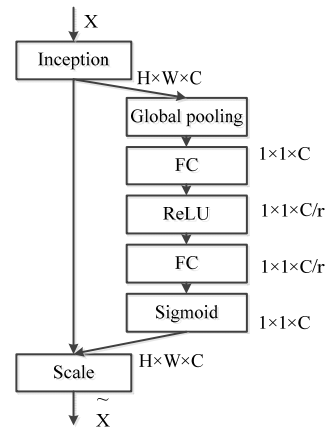


图6 注意力机制SE模块

Fig.6 Attention mechanism SE module

2.2 改进的损失函数 CIOU_Loss

如图7所示,GIOU_Loss算法虽然解决了两个框没有交集的情况下无法反应两个框距离的远近的问题,但当预测框在目标真实框内时,无法判别预测框的位置^[23]。其中实线框A表示目标真实框,虚线框B表示预测框。

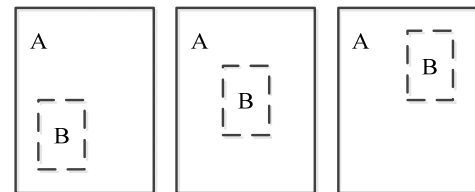


图7 GIOU无法识别预测框位置图

Fig.7 GIOU cannot identify the prediction box location map

因此本文改用CIOU_Loss(Complete Intersection Over Union_Loss)算法。该损失函数不仅考虑两个框距离远近的问题,而且考虑框的宽高比信息,可以有效解决GIOU_Loss算法存在的问题。具体计算方法如下。

如图8所示,设最小外接矩形C的对角线为R,A目标真实框和B预测框中心点距离为r,则CIOU-Loss计算公式如下:

$$CIOU = IOU - \frac{R^2}{r^2} - \frac{v^2}{(1 - IOU) + v} \quad (4)$$

$$CIOU_Loss = 1 - CIOU = 1 - IOU + \left(\frac{R^2}{r^2} + \frac{v^2}{(1 - IOU) + v} \right) \quad (5)$$

式中: v 是表征目标预测框长宽比一致性的参数,计算公式如下:

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w^p}{h^p} \right)^2 \quad (6)$$

式中: w^{gt} 、 h^{gt} 表示目标真实框的宽和高; w^p 、 h^p 表示预测框的宽和高^[24]。

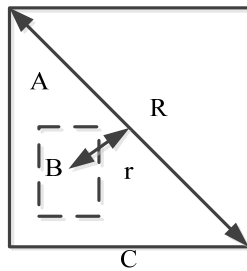


图8 CIOU示意图

Fig.8 CIOU schematic diagram

2.3 改进的预测框筛选方式 DIOU_NMS

在YOLOv5算法中采用普通的NMS的方式,该方式利用交并比IOU抑制冗余的预测框。重叠区域为唯一判断因素,导致遮挡情况下会存在错误抑制。而在本文中所采用的DIOU_NMS(Distance Intersection Over Union_Non Maximum Suppression)非极大值抑制,将DIOU作为抑制的准则,不仅考虑重叠区域的影响,而且考虑两个框的中心距离信息,可以提高重叠和被遮挡目标检测精度,使得预测结果更加合理和准确。

3 实验与分析

3.1 数据集准备

训练集图像采用labelimg工具进行标注,共使用7组不同复杂背景下的数据进行实验,训练集、验证集、测试集划分比例为7:2:1。具体实验数据集划分如表1所示。

表1 红外图像数据划分

Table 1 Infrared image data segmentation

Dataset	Total	Training set	Validation set	Test set
data1	400	280	80	40
data2	400	280	80	40
data3	500	350	100	50
data4	500	350	100	50
data5	600	420	120	60
data6	600	420	120	60
data7	600	420	120	60

训练集数据标注如图9所示。

为了能够验证算法的有效性,采用红外弱小目标数据集7组分辨率为 256×256 像素的红外弱小目标图像。data1是近距离,单个目标,空地交界背景下目标图像数据集。data2是近距离,两个目标,天空背景下,交叉飞行的目标图像数据集。data3是目标由远及近,单个目标,地面背景为林地的目标图像数据集。data4是目标由近及远,单个目标,地面背景为林地的目标图像数据集。data5是单个目标,目标机动,地面背景为森林的目标图像数据集。data6是

目标由远及近,单个目标,目标机动,地面背景为森林的目标图像数据集。data7是单个目标,目标机动,地面背景为山丘的目标图像数据集。



图9 训练数据集标注

Fig.9 Training data set annotation

3.2 训练环境及参数配置

本实验在深度学习框架Pytorch上搭载,在ubuntu16.04上运行,具体配置如表2所示。

表2 训练环境配置

Table 2 Training environment configuration

Parameters	Configuration
Operating system	ubuntu16.04
Video memory	8G
RAM	8G
GPU	NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti
GPU acceleration environment	CUDA10.1
Training framework	Pytorch

本实验采用YOLOv5s模型进行训练,训练批次batch size设置为8,训练权重采用Yolov5s.pt,训练轮次为50,具体配置如表3所示。

表3 训练参数配置

Table 3 Training parameters configuration

Parameters	Configuration
Model	YOLOv5s
Training rounds	50
Batch size	8
Weights	Yolov5s.pt

3.3 实验结果与分析

本实验评价指标采用准确率、召回率和平均精度均值来衡量,即分别为Precision、Recall、mAP(mean average precision)。其中Precision和Recall计算公式如(7)和(8)所示:

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

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

式中:TP表示目标为真实目标,检测结果为真实目

标; FP 表示目标不是真实目标,检测结果不是真实目标; FN 表示目标为真实目标,检测结果为不是真实目标。则本文的 Precision 表示在检测出为红外弱小目标的样本中有多少是真正的红外弱小目标,反映了检测结果是否准确的问题。Recall 表示在全部的红外弱小目标图像样本中,有多少红外弱小目标被正确检测出,反映了红外弱小目标是否齐全的问题。精度均值 AP 为以准确率 Precision 和召回率 Recall 所围成的曲线面积值。mAP 为学习的所有类别精度均值的平均值。mAP@0.5 表示将交并比 IOU 设为 0.5 时,计算每一类的所有图像数据集的 AP,然后所有类别求平

均的值。

训练出模型准确率、召回率和平均精度均值如图 10、图 11 和图 12 所示。从图 10 和图 11 可以看出,在训练大约 20 个 epoch 之后,目标检测准确率和召回率趋于稳定。而此时从图 12 可以看出,由目标检测准确率和召回率决定的平均精度均值也趋于稳定,验证了算法模型的准确性。同时训练过程中的损失函数迭代过程如图 13 所示。可以看到在大约 25 个 epoch 之后,损失函数 CIOU_Loss 降低到 0.05 以下,验证了算法模型收敛的快速性。

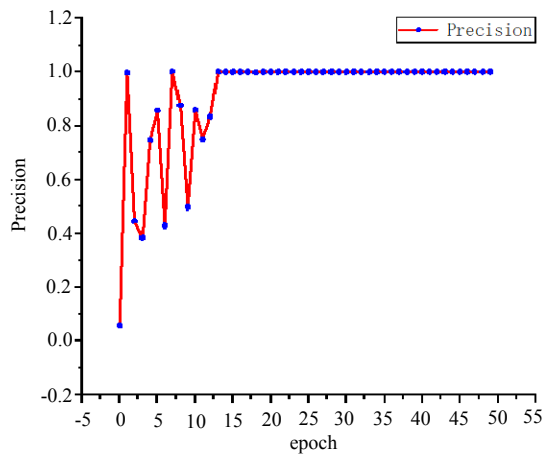


图 10 目标检测准确率

Fig.10 Target detection accuracy

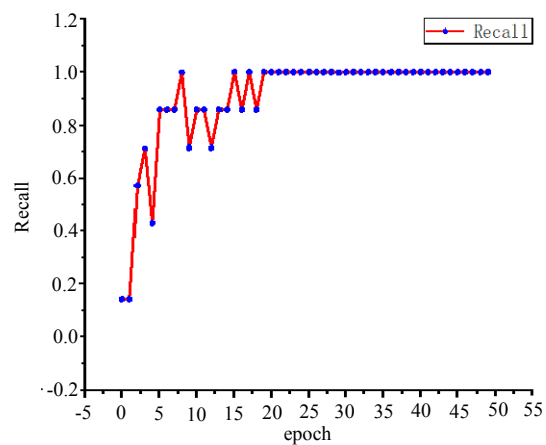


图 11 目标检测召回率

Fig.11 Target detection recall

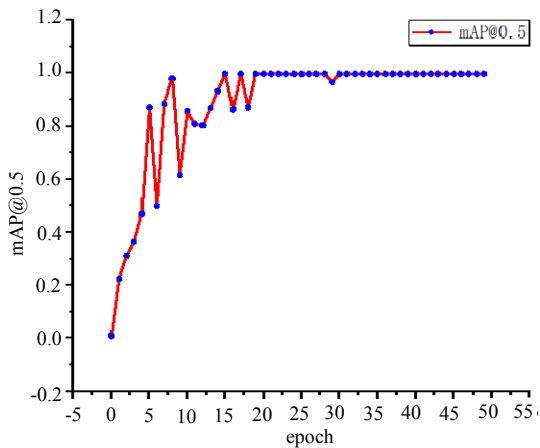


图 12 平均精度均值 (mAP@0.5)

Fig.12 Mean average precision (mAP@0.5)

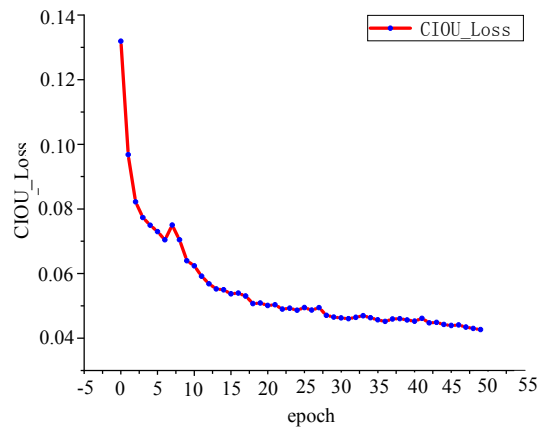


图 13 损失函数 CIOU_Loss

Fig.13 The loss function CIOU_Loss

同时为了检验训练出目标检测模型的性能,实验对比了 SSD (Single Shot MultiBox Detector, SSD)、Faster R-CNN、YOLOv3 和 YOLOv5 等算法,采用 mAP 作为评价指标,同时记录目标检测模型的检测速度,对比结果如表 4 所示。

由表 4 可以看出,本文改进 YOLOv5 算法的 mAP 值达到了 99.65%,相较于 SSD、Faster R-CNN、YOLOv3、YOLOv5 算法分别提高了 20.77%、9.32%、

2.1%、0.89%。SSD 由于利用多层的特征图作为结果输出,导致网络层数加深,弱小目标特征弱化,不利于弱小目标的检测。Faster R-CNN 由于进行多次下采样操作,导致无法对小目标进行有效的特征提取。YOLOv3 和 YOLOv5 相较于前两种方法,mAP 有了明显的提升,改进 YOLOv5 则在 YOLOv3 和 YOLOv5 的基础上 mAP 值仍有提高,且目标检测模型检测每帧图片时间更短,相对于 YOLOv3 和 YOLOv5 检测

准确率有明显提升，检测时间明显缩短。

表4 算法模型结果对比

Table 4 Comparison of 5 model results

Parameters	mAP	Time/s
SSD	78.88%	5.80
Faster R-CNN	90.33%	4.89
YOLOv3	97.55%	2.47
YOLOv5	98.76%	1.25
Improved YOLOv5	99.65%	0.82

为测试本文改进 YOLOv5 算法检测弱小目标的性能，实验对比了本文改进 YOLOv5 算法和 SSD、Faster R-CNN、YOLOv3、YOLOv5 算法训练出模型在 7 组数据集测试中的结果，具体如图 14 所示。

从图 14 检测结果可以看到，SSD 算法训练出来模型存在较大的漏警率，能够检测出空地交接背景和天空背景等背景较为单一场景下的红外弱小目标，但对森林和山丘等较为复杂背景下的红外弱小目标并不能检测出来。Faster R-CNN 算法因为采用多次下采样的操作的原因，导致对小目标特征无法进行有效提取，训练出来模型存在虚警和漏警情况，且检测出虚警目标置信度较高。而 YOLOv3 和 YOLOv5 算法训练出来模型性能相较于 SSD 和 Faster R-CNN 算法有所改进，但同样存在虚警和漏警情况。而本文改进

YOLOv5 算法训练出来模型在 7 组复杂背景下的红外弱小目标均能被有效识别出来，且准确率高，虚警率低，训练出模型检测判定为红外弱小目标的置信度在 0.8 左右。性能远远高于对比算法训练出模型。验证了算法和训练出模型的正确性和有效性。

本文改进 YOLOv5 算法之所以能够实现以上效果，首先在于给 Backbone 主干网络中添加了注意力机制 SE 模块，使得提取的红外弱小目标特征被赋予了不同的权重，获得不同比重通道的特征图，从而使得神经网络能够有针对性的进行训练。从图 13 训练过程中损失函数迭代过程可以看出，大约训练 25 个 epoch 后，神经网络趋于收敛，这大大节省了网络训练时间。其次，添加注意力机制 SE 模块能够提高训练出模型的针对性，并且轻量化模型，这不仅能降低虚警情况的出现，同时从表 4 可以看出，改进 YOLOv5 算法训练出模型检测每帧图片速度大约为 0.82 s，相较于实验对比 SSD、Faster R-CNN、YOLOv3、YOLOv5 算法，检测速度分别提高了 85.86%、83.23%、66.80%、34.40%，明显提高了训练出模型检测红外弱小目标的实时速度。最后，从图 14 检测结果分析出，改进的损失函数，考虑了红外弱小目标检测时预测框在目标真实框内导致无法判别预测框位置的问题，相对于实验对比算法，降低了漏警情况的出现。而改进的预测

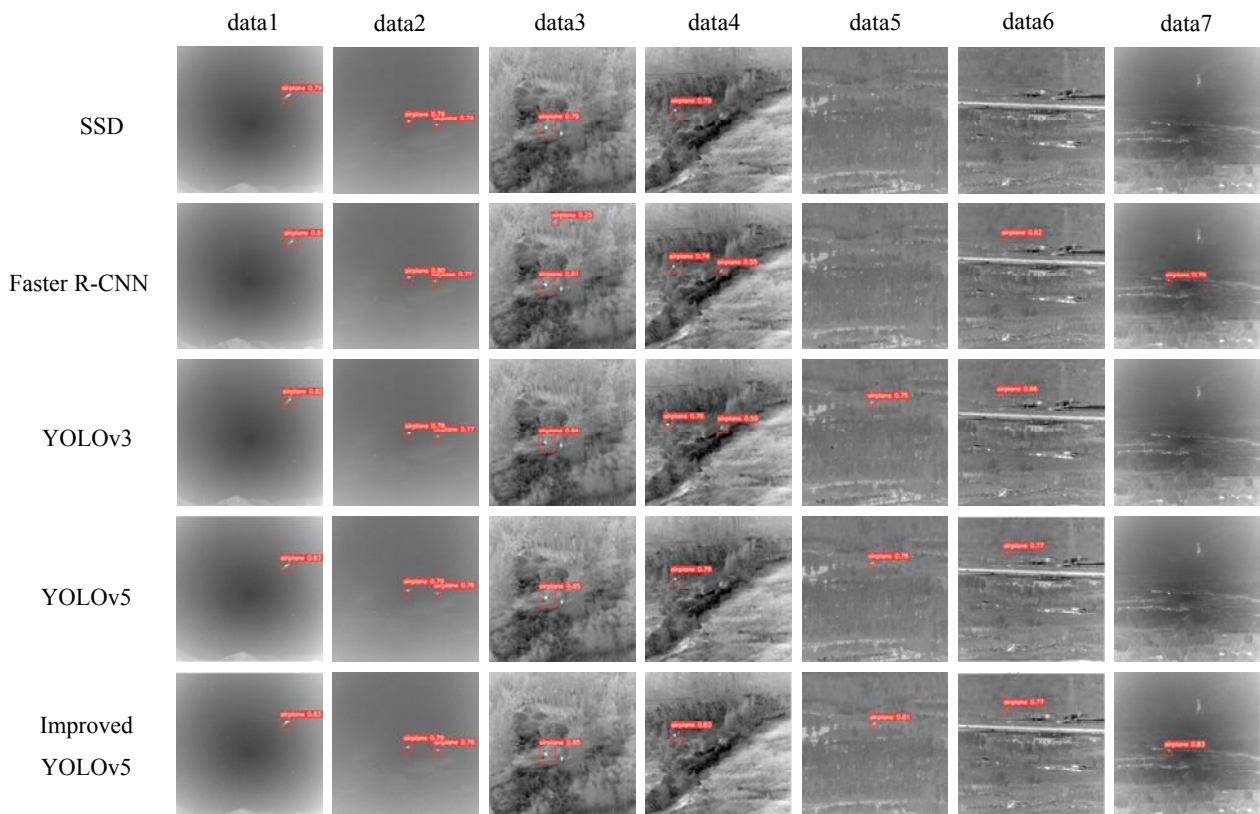


图14 测试集检测结果

Fig.14 Test set detection results

框筛选方式则可以有效避免当出现两个目标重叠情况时漏警现象的出现。

4 结论

综上所述,为了解决复杂背景下传统红外弱小目标检测过分依赖于对红外目标与环境背景的精确分离和信息提取的问题,本文提出了一种基于改进YOLOv5的复杂背景红外弱小目标检测算法。该算法训练出目标检测模型经过验证,在保证较高准确率的同时能达到实时检测的要求。训练出模型针对7种不同复杂背景,红外弱小目标均能有效检测出来,且不存在漏检和虚警的现象出现,平均精度均值达到99.6%以上,验证了算法和模型的正确性。下一步拟在不影响算法和模型性能的前提下继续提高检测速度。

参考文献:

- [1] GAO Jinyan, GUO Yulan, LIN Zaiping, et al. Robust infrared small target detection using multiscale gray and variance difference measures[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, **11**(12): 5039-5052.
- [2] XU Yongli, WANG Weihua. A method for single frame detection of infrared dim small target in complex background[J]. *Journal of Physics. Conference Series*, 2020, **1634**(1): 012063.
- [3] 马铭阳, 王德江, 孙嵩, 等. 基于稳健主成分分析和多点恒虚警的红外弱小目标检测[J]. *光学学报*, 2019, **39**(8): 0810001.
MA Mingyang, WANG Dejiang, SUN He, et al. Infrared dim-small target detection based on robust principal component analysis and multi-point constant false alarm[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, **39**(8): 0810001.
- [4] 杨其利, 周炳红, 郑伟, 等. 基于全卷积网络的红外弱小目标检测算法[J]. *红外技术*, 2021, **43**(4): 349-356.
YANG Qili, ZHOU Binghong, ZHENG Wei, et al. Infrared weak target detection algorithm based on full convolutional network[J]. *Infrared Technology*, 2021, **43**(4): 349-356.
- [5] 仇国庆, 杨海静, 王艳涛, 等. 基于视觉特征融合的机载红外弱小目标检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, **57**(18): 79-86.
QIU Guoqing, YANG Haijing, WANG Yantao, et al. Dim target detection in airborne infrared images based on visual feature fusion[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, **57**(18): 79-86.
- [6] 陆福星, 李夜金, 陈忻, 等. 基于 Top-hat 变换的 PM 模型弱小目标检测[J]. *系统工程与电子技术*, 2018, **40**(7): 1417-1422.
LU Fuxing, LI Yegin, CHEN Xin, et al. Weak target detection for PM model based on Top-hat transform[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, **40**(7): 1417-1422.
- [7] 汪烈兵, 姜雄飞, 石春光, 等. 基于图像滤波与 Hough 变换的红外弱小目标检测[J]. *红外技术*, 2020, **42**(7): 683-687.
WANG Liebing, JIANG Xiongfei, SHI Chunguang, et al. Infrared small target detection based on image filtering and Hough transform[J]. *Infrared Technology*, 2020, **42**(7): 683-687.
- [8] 韩金辉, 董兴浩, 蒋亚伟, 等. 基于局部对比度机制的红外弱小目标检测算法[J]. *红外技术*, 2021, **43**(4): 357-366.
HAN Jinhui, DONG Xinghao, JIANG Yawei, et al. Infrared small dim target detection based on local contrast mechanism[J]. *Infrared Technology*, 2021, **43**(4): 357-366.
- [9] Kaveh Ahmadi, Ezzatollah Salari. Small dim object tracking using frequency and spatial domain information[J]. *Pattern Recognition*, 2016, **58**: 227-234.
- [10] 冯洋. 基于小波包变换的红外弱小目标检测[J]. *计算机与现代化*, 2020(12): 112-115, 122.
FENG Yang. Infrared dim small target detection based on wavelet packet transform[J]. *Computers and Modernization*, 2020(12): 112-115, 122.
- [11] 李德新, 钟洪. 基于差异梯度直方图与显著性映射的红外弱小目标检测算法[J]. *光学技术*, 2021, **47**(5): 594-600.
LI Dexin, ZHONG Hong. Infrared dim small target detection algorithm based on difference histogram of oriented gradients and saliency map[J]. *Optical Technique*, 2021, **47**(5): 594-600.
- [12] ZHANG N, Donahue J, Girshick R, et al. Part-based R-CNNs for fine-grained category detection[C]//*European Conference on Computer Vision*, 2014: 834-849.
- [13] Girshick R. Fast R-CNN[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2015: 1440-1448.
- [14] REN S, HE K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2017, **39**(6): 1137-1149.
- [15] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You Only Look Once: real-time object detection[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 779-788.
- [16] LIU W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]//*European Conference on Computer Vision*, 2016: 21-37.
- [17] 杨晓玲, 江伟欣, 袁浩然. 基于 Yolov5 的交通标志识别检测[J]. *信息技术与信息化*, 2021(4): 28-30.
YANG Xiaoling, JIANG Weixin, YUAN Haoran. Traffic sign recognition detection based on Yolov5[J]. *Information Technology and Informatization*, 2021(4): 28-30.
- [18] Lowe D G. Distinctive image features from scale invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(2): 91-110.
- [19] 范有臣, 马旭, 马淑丽, 等. 深度学习在激光干扰效果评估中的应用[J/OL]. *红外与激光工程*, [2021-08-03]: 1-8.
FAN Youchen, MA Xu, MA Shuli et al. Evaluation method of laser

- jamming learning effect based on deep learning[J/OL]. *Infrared and Laser Engineering*, [2021-08-03]: 1-8.
- [20] 林清平, 张麒麟, 肖蕾. 采用改进YOLOv5网络的遥感图像目标识别方法[J]. *空军预警学院学报*, 2021, **35**(2): 117-120.
LIN Qingping, ZHANG Qilin, XIAO Lei. A remote sensing image target recognition method using improved YOLOv5 network[J]. *Journal of Air Force Early Warning Academy*, 2021, **35**(2): 117-120.
- [21] 王宇宁, 庞智恒, 袁德明. 基于YOLO算法的车辆实时检测[J]. *武汉理工大学学报*, 2016, **38**(10): 41-46.
WANG Yuning, PANG Zhiheng, YUAN Deming. Vehicle detection based on YOLO in real time[J]. *Journal of Wuhan University of Technology*, 2016, **38**(10): 41-46.
- [22] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. *计算机学报*, 2017, **40**(6): 1229-1251.
ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, **40**(6): 1229-1251.
- [23] ZHOU Junchi et al. Ship target detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, **9**(8): 908-908.
- [24] 张宏群, 班勇苗, 郭玲玲, 等. 基于YOLOv5的遥感图像舰船的检测方法[J]. *电子测量技术*, 2021, **44**(8): 87-92.
ZHANG Hongqun, BAN Yongmiao, GUO Lingling, et al. Detection method of remote sensing image ship based on YOLOv5[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, **44**(8): 87-92.