

复杂背景下 SAR 舰船目标检测算法的改进

何旭鑫¹, 吴建平^{1,2,3}, 余咏¹, 高雪豪¹, 韦杰¹

(1. 云南大学信息学院, 云南昆明 650504;

2. 云南省电子计算中心, 云南昆明 650223;

3. 云南省高校数字媒体技术重点实验室, 云南昆明 650223)

摘要: 由于合成孔径雷达(SAR)图像的特点,如岸上船舶目标密集排列,容易受到陆地影响,造成SAR图像近岸舰船目标检测检测率低和漏检率高的问题,提出了一种基于YOLOv5的改进BiFPN特征融合模块的目标检测算法。针对海岸边舰船目标容易受到复杂建筑影响造成漏检的问题,在YOLOv5的Backbone中加入CBAM注意力机制,通过注意力机制学习舰船目标的特征,提高主干网络的特征提取能力;使用SIoU作为新的损失函数,重新定义预测框和真实框的关系,实现新的高精度定位;增加为四尺度特征检测,重新定义一个大尺度特征检测层,与此对应将特征融合模块中原有PANet替换成改进的多尺度加权双向特征金字塔(BiFPN)网络结构,实现与检测层相对应的高效特征融合模块。实验结果表明,该算法在公开的HRSID舰船数据集的 R 和 mAP 分别为88.2%和94.3%,比原来的YOLOv5算法分别提升了2和2.7个百分点,达到了在复杂环境下对小目标和密集目标检测的要求。

关键词: 合成孔径雷达;目标检测;四尺度特征检测;加权双向特征金字塔;CBAM

中图分类号: TP312

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2023)11-0041-09

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2023.11.007

Improvement of SAR Ship Target Detection Algorithm in Complex Background

HE Xu-xin¹, WU Jian-ping^{1,2,3}, YU Yong¹, GAO Xue-hao¹, WEI Jie¹

(1. School of Information Science & Engineering, Yunnan University, Kunming 650504, China;

2. Yunnan Provincial Electronic Computing Center, Kunming 650223, China;

3. Digital Media Technology Key Laboratory of Universities and Colleges in Yunnan Province, Kunming 650223, China)

Abstract: Due to the characteristics of synthetic aperture radar (SAR) images, such as the dense arrangement of ship targets on the shore, which are easily affected by land, resulting in the low detection rate and high missing rate of ship targets on shore in SAR images, a target detection algorithm based on the improved BiFPN feature fusion module based on YOLOv5 is proposed. The CBAM attention mechanism is added to the Backbone of YOLOv5 to learn the features of ship targets through the attention mechanism and improve the feature extraction capability of the backbone network. Using SIoU as a new loss function, the relationship between the predicted box and the real box is redefined to achieve new high-precision positioning. Added four-scale feature detection, a large-scale feature detection layer is redefined. Correspondingly, the original PANet in the feature fusion module is replaced by Improved multi-scale weighted Bidirectional Feature Pyramid (BiFPN) network structure to achieve an efficient feature fusion module corresponding to the detection layer. The experimental results show that the R and mAP of the algorithm in the public HRSID ship data set have reached 88.2% and 94.3%, respectively, which are 2 and 2.7 percentage points higher than that of the original YOLOv5 algorithm, which have achieved the accuracy of small requirements for object and dense object detection.

Key words: synthetic aperture radar; target detection; four-scale feature detection; weighted two-way feature pyramid; CBAM

收稿日期: 2022-12-02

修回日期: 2023-04-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(62172354)

作者简介: 何旭鑫(1999-), 男, 硕士研究生, 研究方向为图像处理、AI技术; 通信作者: 吴建平(1965-), 男, 高级工程师, 硕士, 研究方向为智能化、信息化技术。

0 引言

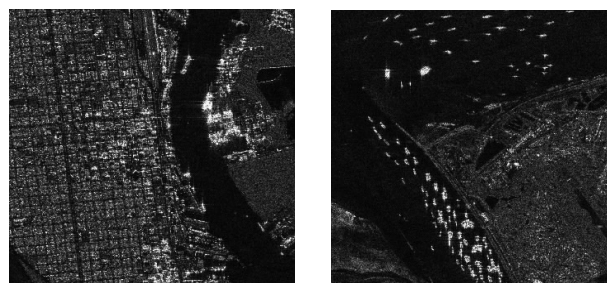
合成孔径雷达(SAR)是一种雷达,最适合于舰船探测,因为即使在远离观测目标的情况下,其分辨率也是恒定的,在军用和民用领域对舰船、飞机、车辆目标的监控具有重要作用^[1]。因此,利用 SAR 图像研究舰船的目标检测已经成为国内外研究的热点^[2]。比如黑海舰船,桥梁被攻击,波罗的海的北溪天然气管道附近的相关船只监测等。中国是一个海防大国,拥有漫长的国界线,为了更好地管理海上秩序,因此需要不断提升舰船检测准确性。

随着互联网的发展,卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)技术在各个领域不断发展,尤其是在 SAR 图像舰船目标检测领域的不断应用,使得在检测舰船时的检测效果不断提升。目前在深度学习方向,主流的目标算法分为两类:一类是以 R-CNN (Regions with Convolutional Neural Network features) 为代表的二阶段算法,但是这类代表的算法速度比较慢,与此对应在研究舰船目标检测时不能满足实时性的要求;另一类是以 SSD (Single Shot MultiBox Detector) 和 YOLO (You Only Look Once) 为代表的一阶段算法,这种为代表的目标检测算法虽然在速度上勉强达到舰船检测的要求,但是在舰船数据集上的表现并不好,效果比较差。

Wei 等^[3]公开了 HRSID 舰船数据集,该数据集极大地丰富了 SAR 舰船领域的的数据,使得该领域的深度学习算法得到了提升。Kang (2019) 使用 fast-RCNN 获得初始船舶检测结果,然后采用自适应的阈值报警率调整最终结果^[4],但是这种方法在复杂场景下的识别准确率不高,就像复杂海岸线和港口处就不能很好地识别。谭显东等^[5]重新考虑了检测框的长和宽,通过改变这两个参数的定义重新对损失函数进行了优化,并且在主干网络中结合坐标注意力机制,实现对舰船目标检测。文献^[6]提出了一种专门用于 SAR 船舶检测的密集连接 DetNet (DDNet),在主干子网络中,使用堆叠卷积层而不是大的下采样,以使其更适合于小型船舶检测。在预测子网络中,使用密集连接来融合不同尺度的特征,使其能够更好地处理多尺度船舶检测。文献^[7]先采用 IoU (Intersection over Union) K-means 算法解决极宽比问题,然后用 IoU K-means 作为预处理步骤,从适合船舶检测的数据集中聚类出一组纵横比。其次,在网络中嵌入了软阈值注意模块(STA)来抑制噪声和复杂背景的影响。文献^[8]在无锚框检测器 FCOS^[9]的基础上设计特征平衡和优化网络,并结合注意力机制引导金字塔网络不同层级特征的提取。

为了更好地解决复杂 SAR 图像对小目标舰船的

识别能力和降低漏检率,该文是在主干网络中添加 CBAM 注意力机制,使用注意力机制来学习 SAR 图像舰船目标的特征。同时对于原来的特征金字塔模型 FPN 的结构性进行改变。首先,对于原来的 FPN 的三个检测探头更改为四个检测探头,增加了一个 $160 * 160$ 的特征图,提高对小目标的检测能力。然后,将原版的 PANet 替换为改进的 BiFPN^[10],进一步强化对复杂背景下的目标特征提取。最后,选用 SIoU^[11]作为激活函数,SIoU 进一步考虑了真实框和预测框之间的向量角度,重新定义相关损失函数,实现高精度的定位。通过多组对比实验,并对高密度小目标舰船检测和复杂环境下 SAR 图像舰船目标的检测结果进行分析,最终得出该算法在复杂背景下(见图 1)对舰船的目标识别具有实用性和有效性。



(a)复杂场景

(b)高密度场景

图 1 复杂场景和高密度场景

1 YOLOv5 算法

YOLOv5 目标检测算法主要由四部分构成,整体结构如图 2 所示。第一部分输入层,其中输入图像尺寸为 640×640 ,是最基础也是很重要的部分。第二部分为 YOLOv5 算法的主干网络,一共由 10 层组成,主要是由卷积模块和 C3 模块不断堆叠形成的,作用是对输入的 SAR 图像中的舰船目标进行初步的特征提取。第三部分是特征融合模块的 PANet^[12],通过自上而下的卷积路径和自下而上的上采样路径相结合,将不同路径下产生的相同大小的特征图像互相融合,融合不同位置的语义信息,极大地丰富了图像所包含的信息。第四部分为检测层,检测层中的主体部分就是三个检测器,即利用基于网格的 anchor 在不同尺度的特征图上进行目标检测的过程,其结构如图 3 所示。

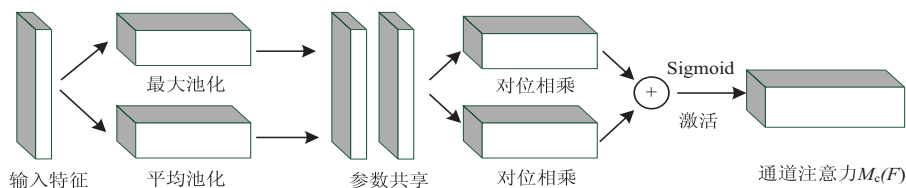
YOLOv5 算法的 Conv 模块是 YOLOv5 中最基础的模块,由 Conv2d 模块、归一化、SiLU 激活函数组成。该激活函数具备无上界有下界、平滑、非单调的特性,可以有效地抑制梯度消失现象。YOLOv5 的检测层存在三种不同尺度大小的特征图,用于最终对不同尺度的分别检测,YOLOv5 算法能够针对各个尺寸下的特点,默认采用非极大值抑制(NMS)算法。该文使用自适应 NMS 自适应地调整船舶密集布置和稀疏分布

学习舰船图像的特征,随后重新学习过的图像通过 SPPF^[15],相比于 SPP 结构,将大的卷积核替换了多个数量的 5×5 卷积核,同样扩大网络的感受野,使得运算速度变快了。

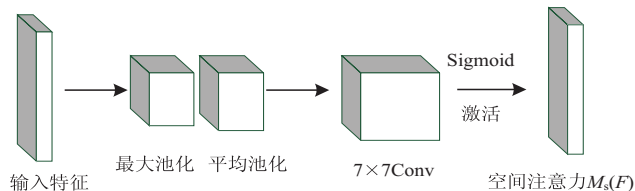
(1)通道注意力模块。

利用图像特征之间的通道关系生成了新的通道特征图,方法如图 4(a)。首先,原始的特征图分别经过平均池化 (average - pooling) 和最大池化 (max - pooling) 操作,生成两个不同的特征,然后这两个特征图经过共享模块。随后将产生的两个特征进行逐元素相加,通过 Sigmoid 函数激活得到通道注意力模块的结果 $M_c(F)$ 。最后一步,将输入的原始图像与 $M_c(F)$ 相乘,生成一个与原图一样大小的特征图像。CBAM 的通道模块计算公式为:

$$M_c(F) = \sigma(\text{MLP}(\text{AvgPool}(F)) + \text{MLP}(\text{MaxPool}(F))) = \sigma(W_1(W_0(F_{\text{avg}}^c)) + W_1(W_0(F_{\text{max}}^c))) \quad (1)$$



(a) 通道注意力



(b) 空间注意力

图 4 CBAM 注意力模块

2.2 多尺度检测的改进

对于原版 YOLOv5 算法使用的是三尺度检测,与此对应的是三组对应的预先设好的对照框,当增加一个检测层时,就需要再新增一组对应的 Anchor。当在输入端输入尺寸大小为 640×640 的图像时,经过 YOLOv5 的主干网络和特征融合模块后,就可以在检测层得到大小为 80×80、40×40、20×20 的特征图。它们分别可以用来检测大小在 8×8 以上的目标、16×16 以上的目标、32×32 以上的目标,这就导致了小尺寸的舰船目标容易被忽略,造成漏检。为了解决舰船目标漏检的情况,该文将在 YOLOv5 的第四部分检测层做出改进,为了更好地检测舰船,增加一个大尺度特征图,通过计算可得出是 160×160 大小的检测层。改进后的特征融合结构如图 5 所示,不只是增加了一个大尺度检测层,还对 PANet 进行了替换,使用与四尺度

式中, σ 为 Sigmoid 激活函数,MLP 是中间参数共享模块,它们的权重 W_0 和 W_1 自然也是共享的,原始的特征图 F 经过第一步的池化产生两个新特征 F_{avg}^c 和 F_{max}^c 。

(2)空间注意力模块。

使用(1)中产生的特征图生成空间注意力图,方法如图 4(b)。空间方向不变,在通道方向进行平均池化和最大池化操作,将生成的两个通道为 1 的特征拼接在一起,随后将新特征经过 7×7 的卷积和激活函数最终生成 $M_s(F)$ 。最后一步,将输入的原始图像与 $M_s(F)$ 相乘,生成一个与原图一样大小的特征图像。CBAM 的空间模块计算公式为:

$$M_s(F) = \sigma(f^{7 \times 7}([\text{AvgPool}(F); \text{MaxPool}(F)])) = \sigma(f^{7 \times 7}([F_{\text{avg}}^s; F_{\text{max}}^s])) \quad (2)$$

式中, σ 为 Sigmoid 激活函数, $f^{7 \times 7}$ 表示 7×7 卷积, F_{avg}^s 和 F_{max}^s 对应于输入特征 F 经过全局平均池化和最大池化后得到的新特征。

架构相匹配的改进 BiFPN 结构,在 18 层之后又新加了卷积层和二倍上采样层,再将来自第 2 层和 20 层的特征进行 BiFPN 二特征融合,最后形成一个新的 160×160 特征检测层。

为了更好地更快地融合图像的特征信息,还使用了改进的加权的双向特征金字塔网络。图 6 展示了不同结构的特征融合模块。BiFPN 是在 PAN 的基础上进行改进的,同样的特征融合模块,但是改进的 BiFPN 可以使不用层次的特征进行融合。结构如图 6(c) 所示,但因为不同的输入特征图像有着不同的分辨率,因此不同尺寸的特征图对最终的输出图片有着不一样的侧重信息。为了处理好每个输入的比重,在进行不同尺寸的特征融合时,给予每个输入不同的权重值,让整个网络通过训练学习各个不同输入特征的重要性,通过前后项传播得出权重,最终达到优化算法的目的。

2.3 损失函数的改进

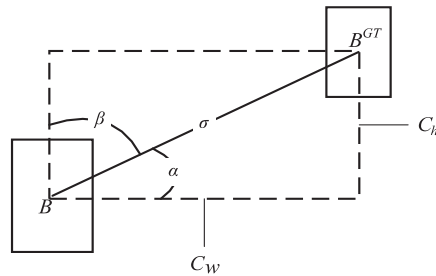
YOLOv5 模型的损失函数定义包含矩形框、置信度和分类概率这三个部分,矩形框表示目标的大小以及精确位置,置信度表征所预测矩形框(简称预测框)的可信程度,取值范围 0 ~ 1,值越大说明该矩形框中越可能存在目标,分类概率表征目标的类别,损失函数的作用为度量神经网络预测信息与期望信息的距离,预测信息越接近期望信息,损失函数值越小。由上述可以知道损失主要包含以下方面:矩形框损失、置信度损失、分类损失,其中 CIoU Loss 计算矩形框损失,置信度损失与分类损失都用 BCE loss 计算。CIoU Loss 公式如式(4)所示:

$$L_{\text{CIoU}} = 1 - \text{IoU} + \frac{\rho^2(b, b^{\text{gt}})}{d^2} + \beta s \quad (4)$$

其中, $\rho^2(b, b^{\text{gt}})$ 代表预测框与目标框两个中心点的欧氏距离, d 代表最小的真实框和预测框所组成的矩形对角线边长, β 是计算时用来平衡比例的参数, s 是用来衡量 anchor 框和目标框之间比例的一致性,公式如式(5)、(6)。

$$\beta = \frac{s}{(1 - \text{IoU}) + s} \quad (5)$$

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



(a) 角度损失图

由于 CIoU 没有考虑到真实框与预测框之间的方向,导致收敛速度较慢,对此 SIoU 引入真实框和预测框之间的向量角度,重新定义相关损失函数,具体包含四个部分:

(1) 角度损失。

$$\Lambda = 1 - 2 * \sin\left(\arcsin\left(\frac{c_h}{\sigma}\right) - \frac{\pi}{4}\right) \quad (7)$$

结构如图 7(a) 所示,其中 c_h 为真实框和预测框中心点的高度差, σ 为真实框和预测框中心点的距离。

(2) 距离损失。

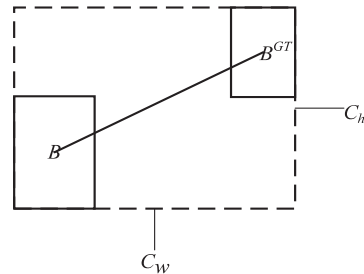
$$\Delta = \sum_{t=x,y} (1 - e^{-\rho^t}) \sqrt{2} \quad (8)$$

结构如图 7(b) 所示,其中 $\rho_x = \left(\frac{b_{c_x}^{\text{gt}} - b_{c_x}}{c_w}\right)$, $\rho_x = \left(\frac{b_{c_x}^{\text{gt}} - b_{c_x}}{c_h}\right)$, $\gamma = 2 - A$, 这里的 (c_w, c_h) 为真实框和预测框最小外接矩形的宽和高。

(3) 形状损失。

$$\Omega = \sum_{t=w,h} (1 - e^{-w^t})^\theta \quad (9)$$

其中, $w_w = \frac{|w - w^{\text{gt}}|}{\max(w, w^{\text{gt}})}$, $w_h = \frac{|h - h^{\text{gt}}|}{\max(h, h^{\text{gt}})}$, (w, h) 和 $(w^{\text{gt}}, h^{\text{gt}})$ 分别为预测框和真实框的宽和高, θ 控制对形状损失的关注程度。



(b) 距离损失图

图 7 SIoU 函数损失框图

(4) IoU 损失。

$$L_{\text{SIoU}} = 1 - \text{IoU} + \frac{\Delta + \Omega}{2} \quad (10)$$

SIoU 是一种新的损失函数,重新定义了惩罚度量,考虑了期望回归之间的向量夹角,提高了训练的速度和推理的准确性。

3 实验结果和分析

3.1 实验数据集与训练策略

HRSID 数据集是电子科技大学在 2020 年 1 月发布的, HRSID 是高分辨率 SAR 图像中用于船舶检测的数据集。该数据集共包含 5 604 张高分辨率 SAR 图像和 16 951 个 ship 实例,在该数据集上使用了预训练权重,设置 batch size 为 8,训练 250 个 Epoch,使用 SGD 优化器进行权重更新。

3.2 实验结果及分析

对于舰船数据集的评价指标^[16],选择召回率 (Recall)、精度 (Precision) 以及平均精度均值 (mAP)。对于实验部分,为了显示加入的 CBAM 注意力模块、改进 BiFPN 模块和损失函数 SIoU 之间不同的效果,做了 6 组对照实验,其结果如表 1 所示。为了在表中显示最好的效果,特意用加粗的字体表示,还使用了“√”表示添加相应模块。

注意力机制模块对 SAR 图像有较大的影响,从上表可知只在主干网络里面加入 CBAM 注意力,就可以加强对图像特征的提取能力,有效地提升了精度 P 和 mAP。这是因为原始的算法特征提取能力不强,对复杂背景下的舰船小目标容易漏检。改变 YOLOv5 的损失函数为 SIoU 后,可以明显发现精度 P 相比于原始算法提升了 1.3 百分点,这是因为在预测边框回归^[17]时,

表 1 各模块结果对比

| Model | CBAM | SIoU | 改进 BiFPN | Precision | Recall | mAP |
|--------|------|------|----------|--------------|--------------|--------------|
| YOLOv5 | | | | 0.919 | 0.862 | 0.916 |
| 改进 1 | ✓ | | | 0.925 | 0.865 | 0.940 |
| 改进 2 | | ✓ | | 0.932 | 0.837 | 0.903 |
| 改进 3 | | | ✓ | 0.925 | 0.872 | 0.939 |
| 改进 4 | ✓ | ✓ | | 0.921 | 0.885 | 0.940 |
| 改进 5 | | ✓ | ✓ | 0.905 | 0.884 | 0.937 |
| 改进 6 | ✓ | | ✓ | 0.914 | 0.881 | 0.939 |
| 文中方法 | ✓ | ✓ | ✓ | 0.925 | 0.882 | 0.943 |

引入真实框和预测框之间的向量角度,重新定义相关损失函数考虑的因素更加综合全面,对训练过程更加有利,最终的检测精度更高。在加入改进 BiFPN 模块后,由原始的三尺度检测变为四尺度检测,增加了一个新的检测层,更加注意 SAR 图像的小目标舰船,使得精度 P 、召回率 R 和 mAP 都得到了不同程度的提高。改进 6 加入了 CBAM 注意力和改进 BiFPN,通过这两个模块的结合可以得知,主干网络的注意力机制加强了网络对舰船目标特征的学习能力,而最后检测层增加的大尺度检测层则是增强对小目标的检测能力。同时,主干网络关注一些小特征信息,导致了精度 P 的下降,这时引入新的损失函数 SIoU,可以改变真实框和预测框之间的定义关系,从而达到提升精度 P 的目的,最终成为该文改进的 YOLOv5 目标检测算法。图 8 展示了不同方法的 mAP 指标曲线。

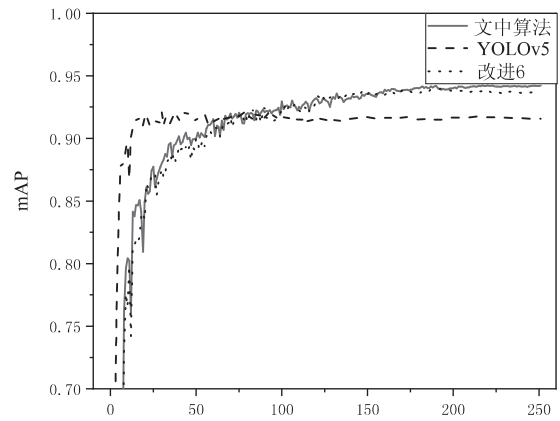
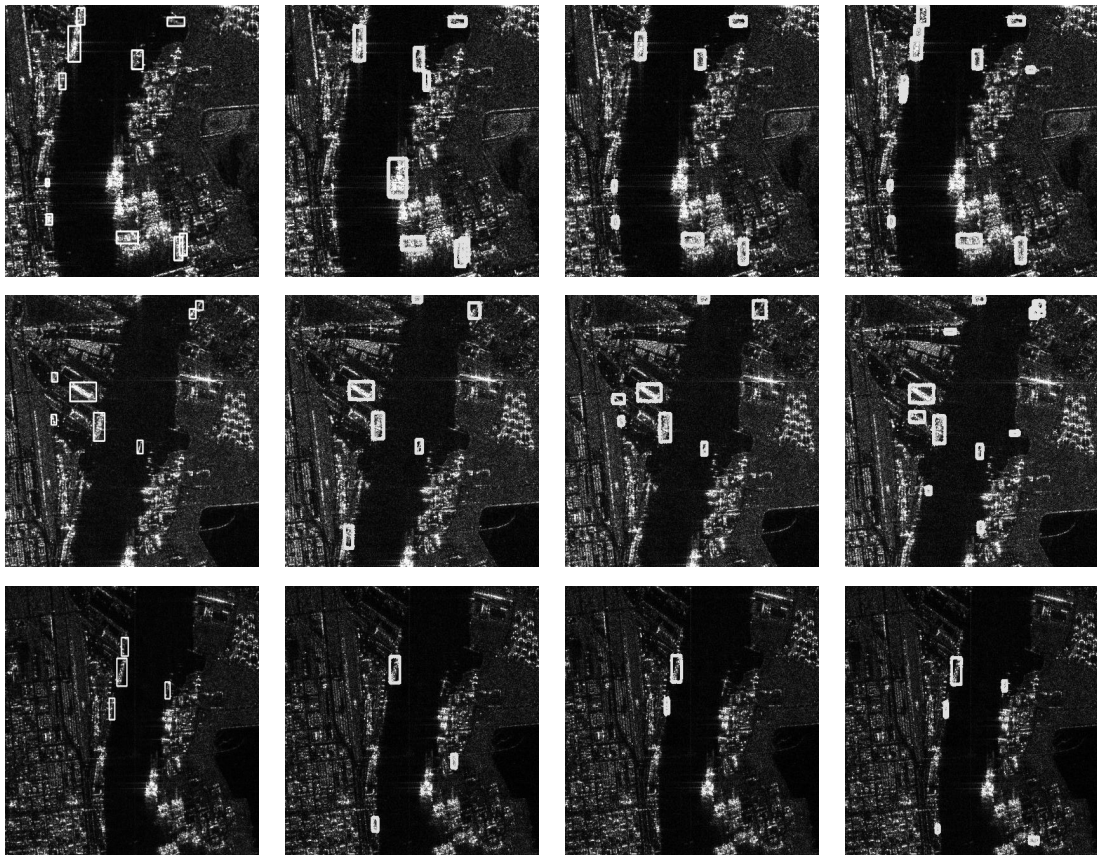


图 8 mAP 曲线

为测试文中算法的效果,将复杂背景下的 SAR 舰船图像输入到不同的改进网络中和真实值进行对比,实验效果如图 9 所示。



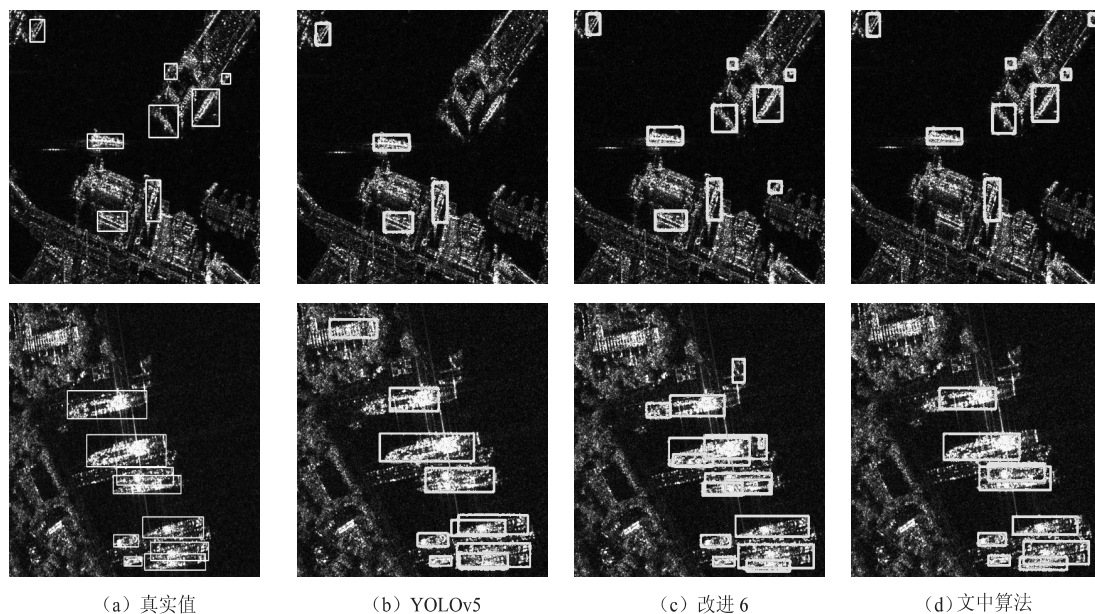


图 9 实验效果

通过观察上面的实验效果图可以发现,相比于原始算法,改进 6 是加入 CBAM 和改进 BiFPN 模块,提升了对小目标的检测率,降低了漏检率。但是同时面临着舰船小目标容易受到复杂背景的影响,导致一些海岸边的建筑被识别成为舰船目标,从而造成较高的虚警率。为了改进这种算法的缺点,在改进 6 的基础上引入了新的损失函数 SIoU,最终形成文中方法。从上面的图片中可以明显看出,该方法有效地区分了复杂背景与真实舰船,最终达到提升精准率 P 和 mAP 的目的。

3.3 实验对比分析

为了进一步证明文中算法的优越性,不仅与原 YOLOv5 算法进行对比,而且还与一些经典的目标检测算法 Faster R-CNN、Cascade R-CNN、RetinaNet、SSD 和一些最新的论文在同样的 HRSID 数据集上进行比较,评价指标和表 1 一致。同时又加入了检测时间 Times,用来表示不同模型的检测速度,最后得到不同模型的数据,如表 2 所示。最好的结果使用加粗字体表示。

表 2 实验对比

| Model | Precision | Recall | mAP | Times/ms |
|--------------------------------------|--------------|--------------|--------------|----------|
| Faster R-CNN | 0.866 | 0.789 | 0.867 | 96 |
| CascadeR-CNN | 0.868 | 0.805 | 0.879 | 109 |
| SSD | 0.879 | 0.768 | 0.842 | 88 |
| RetinaNet | 0.882 | 0.807 | 0.877 | 91 |
| YOLOv5 | 0.919 | 0.862 | 0.916 | 8 |
| YOLOv5 (CSL+MBAM) ^[17] | 0.850 | 0.821 | 0.841 | 49 |
| 论文 1 ^[18] | 0.914 | 0.861 | 0.917 | 11 |
| 文中方法 | 0.925 | 0.882 | 0.943 | 12 |

可以看出,文中方法在 HRSID 数据集上的各项指标均最高。此外,由于在特征融合模块增加了上采样层,使得最后的检测层变为四尺度检测,增加了一部分的计算量,导致网络的复杂度增加。与此同时检测的时间一定会增加,这是提升精准度 P 、召回率 R 和 mAP 所带来的不可避免的负面影响。但是这种时间的增加并不大,相比于其他的像 Faster R-CNN 这样的目标检测算法,文中方法检测速度还是远远快于它们,在 SAR 舰船图像的实际应用方面,还是具有一定的可靠性。

4 结束语

针对当前对 SAR 图像中的舰船目标检测效果不佳和复杂背景下漏检率较高的问题,根据 SAR 图像中舰船目标分布在复杂的海岸线和密集的特点,提出了一种基于 YOLOv5 网络模型的改进 BiFPN 目标检测方法。

该方法针对复杂背景下的舰船目标具有较好的检测效果,对比其他的改进目标检测算法,该方法在 mAP 上大幅提升,虽然相对于 YOLOv5 检测算法检测时间变长,但是其检测效果变得更好。算法为解决复杂海岸背景对舰船的干扰,引入 CBAM 注意力,加强对图像的特征提取能力。同时为了防止丢失小目标信息,检测层的四尺度检测避免漏检,在这样的特征增强下,可能会导致目标信息过于丰富而注意到某些不存在的目标信息,于是引入新的损失函数 SIoU 来重新定位检测框与真实框的关系。对于该改进方法只在数据集 HRSID 进行测试并且表现良好,可能不具有泛化性,为了使该方法具有普适性,将使用更多的舰船数据集训练网络,并且不断优化,以提高精准度。

参考文献:

- [1] 李永刚,朱卫纲,黄琼男,等. 复杂背景下 SAR 图像近岸舰船目标检测[J]. 系统工程与电子技术,2022,44(10):3096-3103.
- [2] 富强,杨威,陈杰,等. 基于 YOLOv5 的近岸 SAR 舰船目标检测方法[J]. 上海航天:中英文,2022,39(3):67-76.
- [3] WEI Shunjun, ZENG Xiangfeng, QU Qizhe, et al. HRSID: a high-resolution SAR images dataset for ship detection and instance segmentation [J]. IEEE Access, 2020, 8: 120234 - 120254.
- [4] KANG M, LENG X, LIN Z, et al. A modified faster R-CNN based on CFAR algorithm for SAR ship detection[C]//2017 international workshop on remote sensing with intelligent processing (RSIP). Shanghai:IEEE,2017:1-4.
- [5] 谭显东,彭辉. 改进 YOLOv5 的 SAR 图像舰船目标检测[J]. 计算机工程与应用,2022,58(4):247-254.
- [6] ZHAO K, ZHOU Y, CHEN X. A dense connection based SAR ship detection network[C]//2020 IEEE 9th joint international information technology and artificial intelligence conference (ITAIC). Chongqing:IEEE,2020:669-673.
- [7] WANG R, SHAO S, AN M, et al. Soft thresholding attention network for adaptive feature denoising in SAR ship detection [J]. IEEE Access, 2021, 9: 29090-29105.
- [8] ZHAO X, ZHANG B, TIAN Z, et al. An anchor-free method for arbitrary-oriented ship detection in SAR images [C]//2021 SAR in big data era (BIGSARDATA). Nanjing:IEEE, 2021:1-4.
- [9] 徐昌贵,张波,高建威,等. FCOSR:一种无锚框的 SAR 图像任意朝向船舶目标检测网络[J]. 雷达学报,2022,11(3):335-346.
- [10] LI T, ZHANG Y, LI Q, et al. AB-DLM: an improved deep learning model based on attention mechanism and BiFPN for driver distraction behavior detection[J]. IEEE Access, 2022, 10:83138-83151.
- [11] DU S, ZHANG B, ZHANG P. Scale-sensitive IOU loss: an improved regression loss function in remote sensing object detection[J]. IEEE Access, 2021, 9: 141258-141272.
- [12] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation [C]//2018 IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition (CVPR). Salt Lake City:IEEE,2018:8759-8768.
- [13] 王静,孙紫云,郭苹,等. 改进 YOLOv5 的白细胞检测算法[J]. 计算机工程与应用,2022,58(4):134-142.
- [14] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]//Computer vision - ECCV 2018: 15th European conference. Munich:Springer,2018:3-19.
- [15] LI J, ZHANG D, FAN Y, et al. Lightweight ship target detection algorithm based on improved YOLOv5 [J]. Journal of Computer Applications, 2023, 43(3):923.
- [16] YANG X, ZHANG X, WANG N, et al. A robust one-stage detector for multiscale ship detection with complex background in massive SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60:1-12.
- [17] 胡欣,马丽军. 基于 YOLOv5 的多分支注意力 SAR 图像舰船检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8):141-149.
- [18] PENG H, TAN X. Improved YOLOX's anchor-free SAR image ship target detection[J]. IEEE Access, 2022, 10:70001-70015.