

基于改进 YOLOv5 的 SAR 图像飞机目标细粒度识别^{*}

张 武^{1,2} 刘秀清¹

(1. 中国科学院空天信息创新研究院 北京 100190; 2. 中国科学院大学电子电气与通信工程学院 北京 100049)

摘 要:针对合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)图像飞机目标细粒度识别中的小目标和多尺度检测问题,提出了一种基于 YOLOv5 的改进 SAR 图像飞机目标识别算法。该方法首先对网络进行重构,加入小目标检测层,改善小目标的漏检问题,提高目标定位精度。其次,在颈部网络中引入极化自注意力机制(polarized self attention, PSA),并使用双边特征金字塔结构(bi-directional feature pyramid network, BiFPN)进行多层特征带权融合,提高对飞机目标散射信息的关注度和滤除干扰信息。最后,使用 SIOU(SCYLLA intersection over union)作为网络损失函数提高网络收敛速度和检测精度。利用 SAR-AIRCRAFT-1.0 数据集进行了算法有效性试验研究,实验结果表明,算法有效提升了飞机目标的检测精度,精确率、召回率、平均精度均值分别达到 92.6%、84.1%、90.1%。

关键词:合成孔径雷达;飞机目标细粒度识别;YOLOv5

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Fine-grained recognition of aircraft targets in SAR images based on improved YOLOv5

Zhang Wu^{1,2} Liu Xiuqing¹

(1. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: This study proposes a synthetic aperture radar(SAR) image aircraft target recognition algorithm based on improved YOLOv5 for the small target and multi-scale detection problems in the fine-grained detection of aircraft targets in synthetic aperture radar images. Firstly, a small target detection layer is added to solve the leakage detection problem of small targets and improve the target localization accuracy. Secondly, the polarized self-attention mechanism is introduced into the neck network, and the bi-directional feature pyramid network (BiFPN) is used for multilayer feature band-weight fusion to improve the attention to the scattering information of aircraft targets. Finally, SCYLLA intersection over union (SIOU) is used as the network loss function to improve the convergence speed. In this paper, the effectiveness of the algorithm is tested by using the SAR-AIRCRAFT 1.0 dataset, and the improved YOLOv5 achieves 92.6% recall, 84.1% precision, and 90.1% mAP@0.5. Experimental results show that the proposed algorithm has higher detection accuracy than other mainstream one-stage algorithms.

Keywords: SAR; aircraft target fine-grained recognition; YOLOv5

0 引 言

合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)具备全天时、全天候的成像能力,在军事目标侦察、跟踪等领域有着重要的应用价值^[1]。飞机作为重要的军事目标,其目

标检测技术在军事侦察、战场态势分析等方面具有至关重要的意义。国内外在 SAR 图像飞机目标检测领域的研究不断推陈出新,根据目标特征提取方式可分为传统方法和深度学习的两类^[2]。

传统方法比较充分地利用了 SAR 图像幅度相位等信

收稿日期:2023-12-07

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61901444)项目资助

息,在简单应用场景下的飞机目标检测能达到较好的效果。杨成利等^[3]提出的 SPCFAR 方法结合了飞机目标的极化散射特性和超像素技术。韩萍等^[4]针对全极化、复杂场景下的飞机目标检测问题,提出了一种结合区域特征筛选和多级特征判别的方法。面向复杂大场景的极化 SAR 图像飞机目标检测应用,卢晓光等^[5]提出一种基于支持向量机(support vector machine, SVM)的多特征分类方法。高君等^[6]针对高分辨率 SAR 图像特性,提出了一种基于几何特征的飞机目标解译方法。

传统 SAR 图像飞机目标检测方法通常利用像素对比度进行图像分割从而提取特定目标,却往往忽视了目标的结构特性,随着神经网络的兴起,许多基于深度学习的 SAR 图像飞机目标检测研究方法被陆续提出。王思雨等^[7]于 2017 年提出了基于 LeNet-5 网络改进的算法框架。赵琰等^[8]针对大场景 SAR 图像飞机目标检测问题提出了一套由 YOLOv3 飞机目标粗提取模块和机场区域精细化提取模块构成的完整检测流程。针对 SAR 图像飞机目标检测中目标的尺度多样性及背景的强散射干扰问题,夏一帆等^[9]提出基于注意力机制和自适应特征融合的改进 YOLOv4 目标检测算法。针对 SAR 图像飞机目标散射点离散程度高,现有算法对飞机浅层语义特征表征能力弱等问题,赵琰等^[10]提出基于注意力特征融合网络的飞机目标检测算法。李广帅等^[11]提出了一种基于深度可分离卷积神经网络与注意力机制的 SAR 图像飞机目标检测算法。针对 SAR 图像飞机目标检测中复杂的背景干扰和目标多尺度问题,Zhang 等^[12]于 2022 年提出以尺度扩展模块和特征增强金字塔网络为基线的 SEFEP 网络。针对当前基于深度学习的 SAR 飞机目标检测算法模型复杂度较高的问题,Han 等^[13]于 2022 年提出一种简单高效的 SEAN 网络,浅化了主干网络的深度,减少了网络的参数数量和计算量。针对 SAR 图像飞机目标轮廓不清晰、散射点不完整、姿态敏感等问题,Xiao 等^[14]提出了一种自适应变形网络与峰值特征融合相结合的飞机检测新方法。针对飞机特征检测中 SAR 图像获取困难导致某些类型的飞机样本稀缺的问题,Jia 等^[15]提出了一种新的联合学习框架,通过多客户端联合训练和模型聚合来解决数据稀缺和数据孤岛问题。Yu 等^[16]提出了一个多阶段域适应训练框架,以有效地传输光学图像中的知识并提高 SAR 飞机检测性能。

虽然许多研究者着重考虑了将目标检测算法从光学图像应用到 SAR 图像所需解决的问题,例如背景复杂、目标轮廓不清晰、散射点离散程度高等,但却往往忽视了飞机目标检测本身的多尺度和小目标检测的问题。并且,目前大多数针对 SAR 图像飞机目标的研究仅限于检测,没有进行更细粒度的飞机型号识别。因此,本文着眼于复杂场景下 SAR 图像飞机目标细粒度识别中的小目标和多尺度两大问题,提出一种基于极化自注意力和带权特征融合

的目标识别方法。

针对 SAR 图像飞机目标细粒度识别问题,本文选择 YOLOv5 作为多目标检测基准算法。为了改善小目标的漏检问题,提高目标定位精度,本文对网络进行重构,添加小目标检测层。同时,为了提高对飞机目标散射信息的关注度和滤除干扰信息,本文在颈部网络中引入极化自注意力机制,并使用双边特征金字塔结构进行多层特征带权融合。此外,为了提高网络收敛速度,本文使用 SIoU (SCYLLA intersection over union)作为网络损失函数。

1 改进算法设计

1.1 YOLOv5 网络介绍

当前,计算机视觉领域通用的网络模型可分为单阶段和双阶段两类,单阶段模型以 YOLO 系列算法为代表,双阶段模型以 R-CNN 系列为代表。YOLO 系列方法在目标检测领域被广泛应用^[17-20],YOLOv5 集成了现有目标检测领域的许多模块,在精度和速度上都表现出优良的效果,因此实验选用 YOLOv5 算法完成 SAR 图像飞机目标检测。YOLOv5 的整体网络结构如图 1 所示,可分为输入处理层、主干网络、颈部网络和检测头 4 个部分。

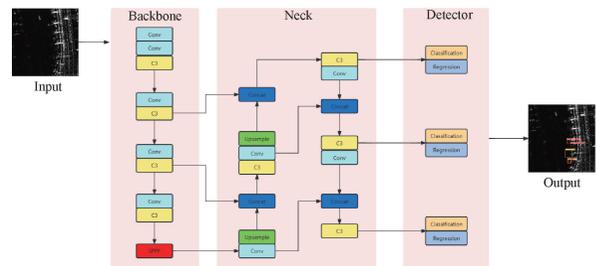


图 1 YOLOv5 原始结构

Fig. 1 YOLOv5 original structure diagram

1)输入处理层,其主要作用是对输入图像进行马赛克数据增强、自适应锚框计算和自适应图片缩放等预处理操作。

2)主干网络,其主要作用是对输入图像进行特征提取。YOLOv5 选取了 CSPDarknet 作为主干网络来提取特征信息,主要包括 Conv 模块、C3 模块、SPPF 模块。Conv 模块由卷积层、归一化层和激活函数构成;C3 模块由 3 个 Conv 模块构成,主要目的是增加网络深度,提高特征提取能力;SPPF 模块由多个小尺寸池化层级联组成,以捕捉不同尺度的特征信息。

3)颈部网络,颈部网络介于主干网络和检测头之间,作用是对主干网络提取的不同层级的特征图进行多尺度融合。

4)检测头,其主要作用是对特征金字塔进行目标检测,完成最终的回归预测。

如图 2 所示,本文在 YOLOv5 网络的基础上针对 SAR 图像飞机小目标、多尺度检测等难点问题进行适应

性改进。1) 添加小目标检测层以改善小目标检测问题; 2) 针对颈部网络的特征聚合采用双边特征金字塔结构, 带权融合不同层级特征以提高目标检测定位能力; 3) 引入极化自注意力机制, 提高对飞机目标散射信息的关注度; 4) 使用 SIoU 作为网络损失函数, 加快网络收敛速度, 提高网络检测精度。

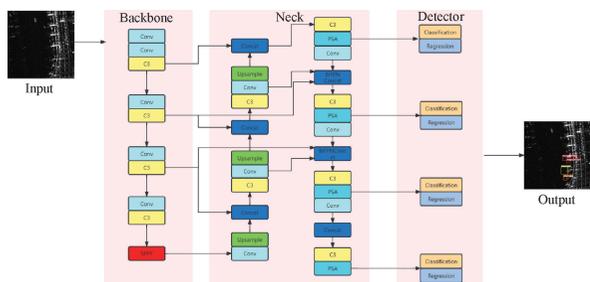


图2 改进 YOLOv5 结构

Fig. 2 Improved YOLOv5 structure diagram

1.2 小目标检测层

飞机目标在 SAR 图像中表现为离散的强散射点集合, 在 SAR 系统分辨率低于 1 m 的情况下, 通常得到的 SAR 图像中的飞机目标符合小目标的定义。SAR 图像小目标飞机检测面临的挑战在于低分辨率的小目标可以利用的特征信息少, 容易受到周围背景的干扰, 相较于大尺度目标定位难度大, 小目标聚集会导致在深层特征图上多个目标聚合等问题。本文针对 SAR 飞机小目标检测问题, 对原始网络进行了重构, 添加了小目标检测层。

针对 640×640 尺度的输入图像, 经过主干网络部分提取特征之后, YOLOv5 的检测层会在 80×80 、 40×40 、 20×20 三种不同尺度的特征图上进行飞机目标的检测。小目标检测层将主干网络部分 4 倍下采样的输出与颈部网络 80×80 尺度特征图进行 2 倍上采样后的输出进行特征融合, 得到一个包含了浅层语义特征和深层语义特征的 160×160 尺度的多通道特征图。

在 SAR 图像飞机目标检测中添加小目标检测层可以提高小目标的检测效果和准确性。

1) SAR 图像通常具有复杂的斑点、干扰噪声和复杂的纹理等特征, 这使得对目标进行准确的检测和分割变得困难。浅层语义信息可以提供较为基础的特征, 能够更好地反映目标的形状和纹理等重要信息。因此, 小目标检测层中包含的较多浅层语义信息对 SAR 图像目标检测十分关键。

2) SAR 图像中的小目标往往由于尺寸小、像素少等原因而难以检测。通过添加专门的小目标检测层, 可以提取并强化小目标的特征表示, 包括纹理、形状和空间关系等, 从而提高小目标的检测能力。

3) 除此之外, 小目标的背景信息相对较多, 很容易受到周围大目标的干扰。添加小目标检测层可以捕捉到更

细致的特征上下文关系, 减小干扰的影响, 提高小目标的检测准确性。

样本真值图如图 3 所示, 样本 4 个检测层的特征通道图如图 4 所示。根据可视化后特征图可知, 小目标在 40×40 、 20×20 这两种尺度的特征图上不能得到有效检测, 80×80 尺度的特征图虽然能提取到较为有效的小尺度目标信息, 但同时包含许多周围复杂场景干扰信息, 而网络中添加小目标检测层后输出的 160×160 尺度的特征图上, 能较为准确地提取小目标位置信息, 且能有效滤除干扰信息。

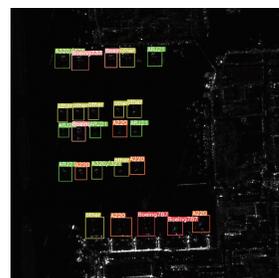


图3 样本真值图

Fig. 3 Ground truth of the sample

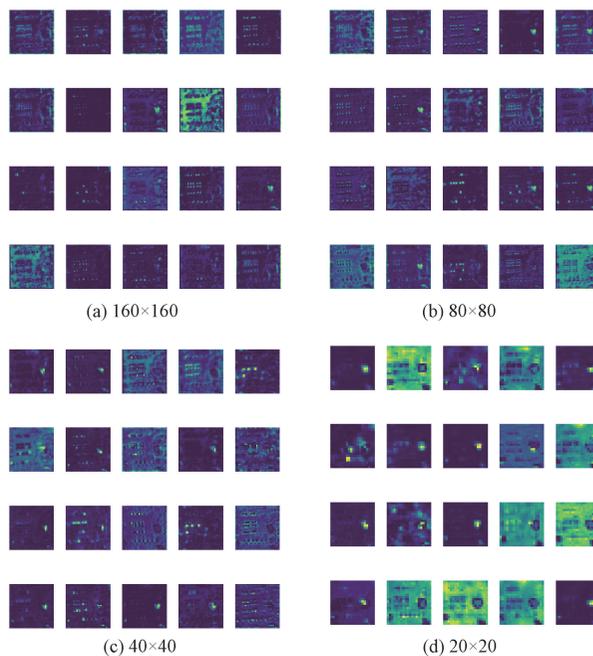


图4 样本不同检测层特征通道图

Fig. 4 Characteristic channel diagram of different detection layers of the sample

1.3 双边特征金字塔特征融合

YOLOv5 的颈部网络使用简单的拼接操作对特征图进行融合, 但这种操作无法区分不同特征图的贡献度。为了解决这个问题, 本文引入了 BiFPN^[21] 结构来进行带权特征融合。

相比于简单的拼接, BiFPN 带权特征融合方式有如下优势。

1) 特征信息丰富, BiFPN 带权特征融合能够将多个层级的特征图拼接在一起, 从而提供更丰富的特征信息, 使得每个层级都能够获得来自不同层级的语义信息, 有助于提高目标检测的准确性。

2) 上下文关联, 通过 BiFPN 带权特征融合, 来自不同层级的特征信息可以相互影响和调整。高层级的特征可以传递更多的上下文信息给低层级, 使得低层级能够更好地理解整体语义和上下文关系。

3) 横向连接, BiFPN 带权特征融合包含横向连接, 这可以使得不同层级的特征直接交流和融合, 提高特征的一致性和连贯性。这样的交互有助于保持更多的细节信息, 并提供更好的目标边界和空间位置的定位能力。

1.4 极化自注意力模块

SAR 图像飞机目标检测数据除了成像过程中形成的相干斑噪声之外, 通常还有来自周围复杂场景的干扰, 为此在网络中引入 PSA 注意力机制^[22]来提高网络对于飞机散射信息的关注度, 同时减小来自背景信息的干扰。

极化自注意力机制分为通道分支和空间分支。通道分支将特征图按通道进行分组并进行通道维度权重的计算, 将特征图按照权重大小分为有用信息和无用信息。将有用的通道信息聚焦到输出中, 而抑制无用的通道信息。

计算过程如式(1)所示。空间分支通过自注意力机制在空间维度对输入特征图进行编码, 学习特征之间的空间关系和上下文关系, 计算每个像素与其他像素之间的关联得到空间权重, 根据权重选择性地输出有用信息而抑制干扰信息。计算过程如式(2)所示。

$$A^{ch}(X) \in \mathbf{R}^{C \times I \times I};$$

$$A^{ch}(X) = F_{SG}[\mathbf{W}_{z|o_1}((\sigma_1(\mathbf{W}_q(X))) \times F_{SM}(\sigma_2(\mathbf{W}_q(X))))]$$

$$A^{sp}(X) \in \mathbf{R}^{I \times H \times W};$$

$$A^{sp}(X) = F_{SG}[\sigma_3(F_{SM}(\sigma_1(F_{GP}(\mathbf{W}_q(X)))) \times \sigma_2(\mathbf{W}_q(X)))]$$

通道分支可以将输入特征图中的背景信息和关键点信息分开。空间分支能够捕捉到不同目标之间的相对位置和尺度关系, 将每个像素周围的关键点位置信息聚焦到输出中。

Liu 等^[22]针对通道和空间两个分支的结果, 提出了两种融合的方式, 并联和串联。本文控制其他变量一致, 在原文基础上就融合方式进行了更深入的探索。如图 5 所示, 方式 1 为并联, 方式 2 为串联, 方式 3 为先空间后通道的串联分支输出与空间分支并联, 方式 4 为先通道后空间的串联分支输出与通道分支并联。实验结果如表 1 所示, 可见第 4 种串并联结合的融合方式取得了较好的效果。

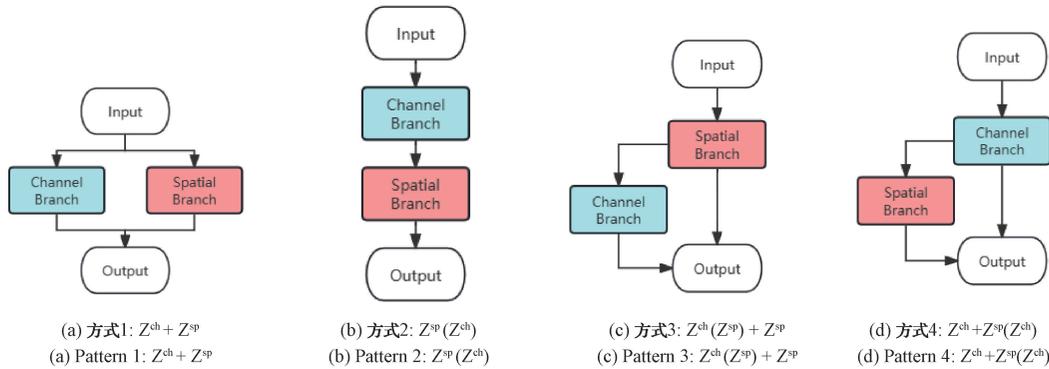


图 5 不同融合方式示意图
Fig. 5 Diagram of different fusion modes

表 1 不同融合方式效果对比

Table 1 Effect comparison of different fusion methods

方法	融合方式	P / %	R / %	mAP@0.5 / %	mAP@0.5:0.95 / %
1	$Z^{ch} + Z^{sp}$	87.6	85.2	88.8	62.8
2	$Z^{sp}(Z^{ch})$	89.1	86.1	89.0	62.8
3	$Z^{ch}(Z^{sp}) + Z^{sp}$	91.6	82.6	89.2	64.6
4	$Z^{ch} + Z^{sp}(Z^{ch})$	91.8	83.3	89.4	64.7

在串并联结合的方式中, 相比单纯的串联或者并联方式, 具有如下优点。

1) 信息丰富性, 串并联结合将不同层级或模块中经过

不同机制处理的特征进行融合, 能够提供更加丰富和多样化的信息, 有利于提高模型对目标的理解和表征能力。

2) 特征互补, 串并联结合可以充分利用串联和并联的

优势,串联可以提供更深层次的特征表征,而并联可以提供更广泛的特征信息,二者相结合能够更好地完成特征的互补和完善。

因此,串并联结合的方式可以提供更加丰富的信息和特征互补效果。方式4比方式3效果好的原因在于,通道分支能够先提取到更高层次的特征表示,再通过空间分支进一步编码和整合这些特征,这样的层次性表示可以帮助网络更好地理解输入数据。

1.5 SIoU 损失函数

传统的目标检测损失函数通常考虑预测框和真实框之间的中心距离、重叠区域和纵横比,但忽略了预测框和真实框之间的方向差异,这使得模型收敛速度较慢。为此,本文引入 SIoU^[23] 作为网络的边界框回归损失函数。SIoU 在距离损失、形状损失和交并比损失的基础上添加了角度损失,可以更好地评估目标框的质量,提高检测的准确性和鲁棒性。

SIoU 损失函数能够同时优化目标框的位置、大小、形状和方向,相较于 GIoU^[24]、DIOU^[25] 和 CIOU^[26] 等损失函数,SIoU 引入的方向度量因子可以避免预测框在真实框周围无方向的飘荡,因此实际训练过程中,模型的训练会更加稳定,收敛速度会加快,检测精度也更高。

2 实验及结果分析

2.1 实验环境

本文实验使用 Pytorch 框架,调用 GPU 进行实验。实验所处环境和训练基本参数如表 2 所示。

表 2 实验环境及参数

Table 2 Experimental environment and parameters

名称	配置
操作系统	Linux
开发环境	CUDA11
显卡(GPU)	NVIDIA GeForce RTX3090 24 GB
CPU	Intel(R)Xeon(R)Gold6330CPU@2.00 GHz
epochs	300

2.2 数据集

本文实验使用了中国科学院空天信息创新研究院在 2023 年发布的 SAR-Aircraft-1.0 数据集^[27]。该数据集包含了来自上海虹桥机场、北京首都机场和台湾桃园机场的高分三号影像数据。该影像数据集采用单极化方式,具有 1 m 的空间分辨率,包括 800×800、1 000×1 000、1 200×1 200 和 1 500×1 500 四种不同的切片尺度。数据集总共包含 4 368 张图片和 16 463 个飞机目标实例。其中,数据集涵盖了 7 个类别,其飞机型号分别是 A220、A320/321、A330、ARJ21、Boeing737、Boeing787 以及其他型号。该数据集的场景复杂、类别丰富、尺度多样,并且包含了许多干扰噪声,对于飞机的检测和识别任务具有一定的挑战性。本

次实验训练集、验证集和测试集按照 7 : 2 : 1 划分。

2.3 评价指标

实验使用了精确率 (precision, P), 召回率 (recall, R) 和平均精度均值 (mean average precision, mAP) 作为目标检测算法精度的评估指标,选取参数量作为衡量目标检测算法复杂度的评估指标,选取浮点运算次数作为计算效率的评估指标。对于飞机目标识别,假设被算法正确识别为飞机的飞机目标数量为 TP (true positives), 被错误识别为飞机的目标数量为 FP (false positives), 没有被正确识别为飞机的飞机目标数量为 FN (false negatives), 则计算公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (5)$$

$$mAP = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C AP_i \quad (6)$$

精确率表示识别出的目标中有多少是正确的,召回率表示正确的目标中有多少被正确识别出来。精确率和召回率之间通常存在一种折衷关系,即提高一个会降低另一个。为了综合考虑二者,可以绘制精确率-召回率曲线,并计算曲线下的面积,得到平均精度 (AP)。mAP 则是所有类别目标 AP 的平均值,mAP 可以反映目标检测算法在不同场景和难度下的泛化能力,同时也可用于不同算法之间的比较。mAP 越高,说明目标检测模型越好,能够准确识别出不同类别和不同场景中的目标。实验采用 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 作为评价指标,mAP@0.5 即将 IoU 阈值设为 0.5 时所有类别的平均精度均值,mAP@0.5:0.95 则是 IoU 阈值取值从 0.5 开始,以 0.05 为步长,到 0.95 为止的所有 mAP 的平均值。

2.4 消融实验

针对 SAR 图像中飞机目标较小的特点,本文在 YOLOv5 的颈部网络中添加了小目标检测层。为了改善多尺度飞机目标特征融合,本文引入 BiFPN 结构进行特征融合来替换原本网络对同尺度特征图的简单拼接操作,并使用极化自注意力机制来建模高分辨率输入特征的长距离依赖关系。最后,为了解决传统损失函数收敛较慢、效率较低的问题,本文使用 SIoU 作为边界框回归损失函数,以提高训练速度和检测精度。如表 3 所示,A 表示对 YOLOv5 使用 SIoU 作为损失函数后的算法,B、C、D 依次是添加小目标检测层、引入 BiFPN 结构融合多尺度特征和 PSA 极化自注意力机制后的算法。在综合改进后,算法的浮点数和参数量大小分别增加了 4.7GFLOPs 和 1.0×10^6 ,但是精确率、召回率和 mAP@0.5 值分别提高 3.5%,0.9% 和 2.2%,做到了在尽可能少地引入额外参数量的情况下实现精确率、召回率和 AP 值的提升。

表3 消融实验

Table 3 Ablation experiments

网络	$P/\%$	$R/\%$	$mAP@0.5/\%$	$mAP@0.5:0.95/\%$	参数量/ $(\times 10^6)$	浮点数/GFLOPs
YOLOv5s	89.1	83.2	87.9	62.8	7.0	15.8
A	92.1	83.7	89.6	63.9	7.2	15.8
B	90.6	84.6	89.8	64.6	7.3	18.6
C	90.3	85.3	89.8	65.3	8.0	19.0
D	92.6	84.1	90.1	65.0	8.0	20.5

2.5 对比实验

表4为本文改进算法与其他主流的目标检测算法YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv7、YOLOv8、Faster R-CNN、SSD、RetinaNet和Efficient-D0的对比实验数据。可以看出,相较于参数量更加庞大的YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv7

Faster R-CNN、SSD和RetinaNet算法,本文的改进算法在4项评价指标上都达到了最优。本文算法参数量虽高于Efficient-D0,但在其他精度、速度指标上都有明显优势。相较于YOLOv8,本文改进算法在召回率指标上较低,但在精确率和平均精度均值上分别高出5.9%、0.8%和0.9%。

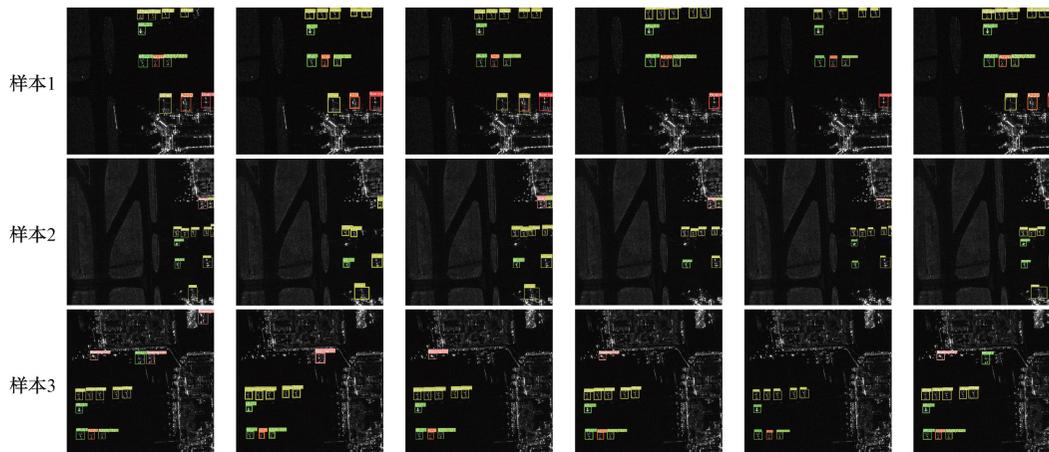
表4 对比实验

Table 4 Comparative experiments

网络	$P/\%$	$R/\%$	$mAP@0.5/\%$	$mAP@0.5:0.95/\%$	参数量/ $(\times 10^6)$	浮点数/GFLOPs
YOLOv5m	91.3	84.2	89.2	64.2	20.9	47.9
YOLOv5l	90.9	84.1	88.4	64.3	46.1	107.7
YOLOv7	83.9	73.4	79.6	50.4	36.5	106.5
YOLOv8	86.7	84.8	89.3	64.1	3.0	8.1
Faster R-CNN	50.0	86.2	77.6	37.8	136.8	28.6
SSD	85.4	73.0	84.3	49.6	24.4	123.8
RetinaNet	84.6	78.6	85.0	57.3	38.0	40.7
EfficientDet-D0	72.2	67.9	77.3	47.2	3.9	22.5
Improved v5s	92.6	84.1	90.1	65.0	8.0	20.5

为说明算法改进措施的有效性,本文抽取一定样本进行定性分析。为凸显不同模型之间的差别,本文选取YOLOv7、YOLOv8、Faster R-CNN、SSD、RetinaNet、Efficient-D0识别效果较好的4种算法与本文算法进行比较。5种算法在复杂场景图像下的识别效果如图6所示,从样本1~4可以看出,针对小目标飞机检测,相比于其他网络出现的漏检和误检问题,本文算法针

对小目标的检测较为准确;样本5~8中包含较多干扰信息,相较于其他算法,本文算法能更有效地滤除干扰信息;而样本9和样本10中的暗弱飞机目标也是目标检测中的另一个难点问题,飞机目标散射信息较弱导致携带有效信息的像素点较少,检测结果表明本文算法在暗弱目标的检测上表现出较好的检测性能。



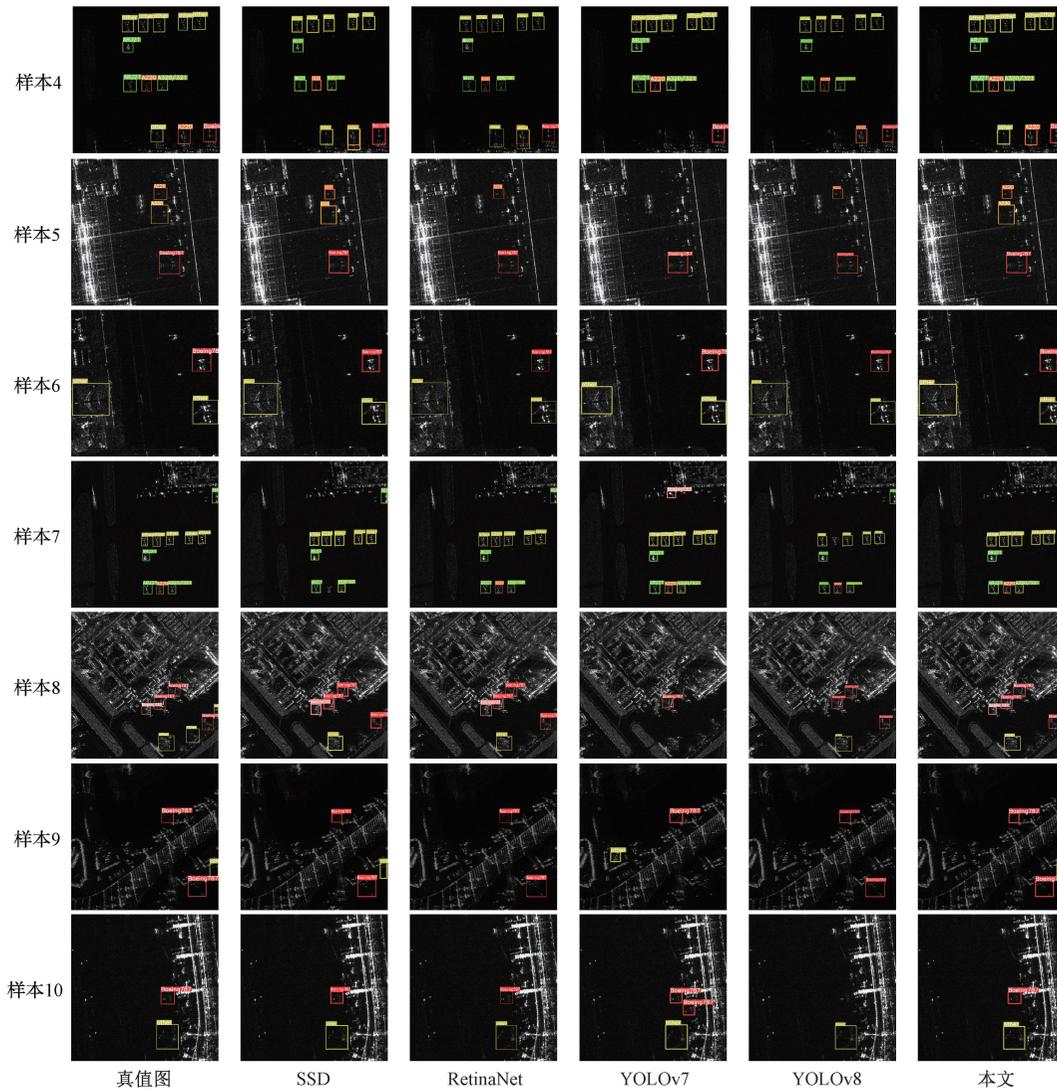


图6 不同算法结果可视化对比

Fig. 6 Visual comparison of different algorithm results

3 结论

本文针对 SAR 图像飞机目标细粒度识别,提出了一种基于 YOLOv5 的 SAR 图像飞机目标细粒度识别改进算法。该算法在原网络结构基础上添加了小目标检测层对网络结构进行重构,引入极化自注意力机制并用 BiFPN 进行多层特征融合,提高对飞机目标散射信息的关注度。另外,本文算法使用 Siou 作为网络损失函数提高网络收敛速度和检测精度。本文利用 SAR-AIRcraft-1.0 数据集进行了实验验证。试验结果表明,本文算法的精确率、召回率、平均精度均值分别达到 92.6%、84.1%、90.1%,有效提高了飞机目标的检测精度。

参考文献

[1] 邓云凯,禹卫东,张衡,等. 未来星载 SAR 技术发展

趋势[J]. 雷达学报, 2020, 9(1): 1-33.

DENG Y K, YU W D, ZHANG H, et al. Forthcoming spaceborne SAR development [J]. Journal of Radars, 2020, 9(1): 1-33.

[2] 郭倩,王海鹏,徐丰. SAR 图像飞机目标检测识别进展[J]. 雷达学报, 2020, 9(3): 497-513.

GUO Q, WANG H P, XU F. Research progress on aircraft detection and recognition in SAR imagery[J]. Journal of Radars, 2020, 9(3): 497-513.

[3] 杨成利,李铭典,池庆玺,等. 基于极化散射解译与超像素技术的极化 SAR 飞机检测[C]. 第十七届全国电波传播年会, 2022: 159-162.

YANG CH L, LI M D, CHI Q X, et al. Polarimetric SAR aircraft detection based on polarimetric scattering interpretation and superpixel technique[C].

- Proceedings of the 17th Chinese National Symposium on Radio Propagation, Branch of Radio Wave Propagation, 2022: 159-162.
- [4] 韩萍, 宋厅华. 区域筛选与多级特征判别相结合的 PolSAR 图像飞机目标检测[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(7): 1197-1206.
HAN P, SONG T H. Aircraft target detection of PolSAR image combined with regional screening and multi-feature discriminant[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(7): 1197-1206.
- [5] 卢晓光, 周波, 韩萍, 等. 多特征分类的 PolSAR 图像飞机目标检测[J]. 信号处理, 2019, 35(4): 563-573.
LU X G, ZHOU B, HAN P, et al. Aircraft detection based on multi-feature classification for PolSAR image[J]. Journal of Signal Processing, 2019, 35(4): 563-573.
- [6] 高君, 高鑫, 孙显. 基于几何特征的高分辨率 SAR 图像飞机目标解译方法[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(8): 21-28.
GAO J, GAO X, SUN X. Geometrical features-based method for aircraft target interpretation in high-resolution SAR images [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2015, 34(8): 21-28.
- [7] 王思雨, 高鑫, 孙皓, 等. 基于卷积神经网络的高分辨率 SAR 图像飞机目标检测方法[J]. 雷达学报, 2017, 6(2): 195-203.
WANG S Y, GAO X, SUN H, et al. An aircraft detection method based on convolutional neural networks in high-resolution SAR images[J]. Journal of Radars, 2017, 6(2): 195-203.
- [8] 赵琰, 赵凌君, 匡纲要. 复杂环境大场景 SAR 图像飞机目标快速检测[J]. 电波科学学报, 2020, 35(4): 594-602.
ZHAO Y, ZHAO L J, KUANG G Y. Fast detection of aircrafts in complex large-scene SAR images[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2020, 35(4): 594-602.
- [9] 夏一帆, 赵凤军, 王樱洁, 等. 基于注意力和自适应特征融合的 SAR 图像飞机目标检测[J]. 电讯技术, 2024, 64(3): 350-357.
XIA Y F, ZHAO F J, WANG Y J, et al. Aircraft detection in SAR images based on attention and adaptive feature fusion [J]. Telecommunication Engineering, 2024, 64(3): 350-357.
- [10] 赵琰, 赵凌君, 匡纲要. 基于注意力机制特征融合网络的 SAR 图像飞机目标快速检测[J]. 电子学报, 2021, 49(9): 1665-1674.
ZHAO Y, ZHAO L J, KUANG G Y. Attention feature fusion network for rapid aircraft detection in SAR images [J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(9): 1665-1674.
- [11] 李广帅, 苏娟, 李义红, 等. 基于卷积神经网络与注意力机制的 SAR 图像飞机检测[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(11): 3202-3210.
LI G SH, SU J, LI Y H, et al. Aircraft detection in SAR images based on convolutional neural network and attention mechanism [J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(11): 3202-3210.
- [12] ZHANG P, XU H, TIAN T, et al. SEFEPNet: Scale expansion and feature enhancement pyramid network for SAR aircraft detection with small sample dataset [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2022, 15: 3365-3375.
- [13] HAN P, LIAO D, HAN B, et al. SEAN: A simple and efficient attention network for aircraft detection in SAR images [J]. Remote Sensing, 2022, 14(18): 4669.
- [14] XIAO X, JIA H, XIAO P, et al. Aircraft detection in SAR images based on peak feature fusion and adaptive deformable network [J]. Remote Sensing, 2022, 14(23): 6077.
- [15] JIA Z, ZHENG H, WANG R, et al. FedDAD: Solving the islanding problem of SAR image aircraft detection data [J]. Remote Sensing, 2023, 15(14): 3620.
- [16] YU W, LI J, WANG Z, et al. Boosting SAR aircraft detection performance with multi-stage domain adaptation training [J]. Remote Sensing, 2023, 15(18): 4614.
- [17] 杨辉羽, 李海明. 单聚合 YOLO 航拍小目标检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(4): 131-140.
YANG H Y, LI H M. Single aggregation YOLO algorithm for airborne small target detection [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(4): 131-140.
- [18] 吴兴辉, 何赞泽, 周辉, 等. 改进 YOLO v7 算法下的监控水域环境人员识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5): 20-27.
WU X H, HE Y Z, ZHOU H, et al. Research on the personnel recognition in monitored water area based on improved YOLO v7 algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5): 20-27.
- [19] 彭继慎, 孙礼鑫, 王凯, 等. 基于模型压缩的 ED-YOLO 电力巡检无人机避障目标检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 161-170.

- PENG J SH, SUN L X, WANG K, et al. ED-YOLO power inspection UAV obstacle avoidance target detection algorithm based on model compression[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10): 161-170.
- [20] 钱承山, 沈有为, 孙宁, 等. 基于 Transformer 改进 YOLOv5 的山火检测方法研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(16): 46-56.
- QIAN CH SH, SHEN Y W, SUN N, et al. Research on improved YOLOv5 forest fire detection method based on Transformer [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(16): 46-56.
- [21] TAN M, PANG R, LE Q V. EfficientDet: Scalable and efficient object detection [C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2020.
- [22] LIU H, LIU F, FAN X, et al. Polarized self-attention: Towards high-quality pixel-wise mapping[J]. Neurocomputing, 2022, 506: 158-167.
- [23] GEVORGYAN Z. SIOU Loss: More powerful learning for bounding box regression [J]. ArXiv preprint arXiv: 2205.12740, 2022.
- [24] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J, et al. Generalized intersection over union: A metric and A loss for bounding box regression [C]. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019.
- [25] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression[J]. ArXiv preprint arXiv: 1911.08287, 2019.
- [26] ZHENG Z, WANG P, REN D, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation[J]. ArXiv preprint arXiv: 2005.03572, 2020.
- [27] 王智睿, 康玉卓, 曾璇, 等. SAR-AIRcraft-1.0: 高分辨率 SAR 飞机检测识别数据集 [J]. 雷达学报, 2023, 12(4): 906-922.
- WANG ZH R, KANG Y ZH, ZENG X, et al. SAR-AIRcraft-1.0: High-resolution SAR aircraft detection and recognition dataset[J]. Journal of Radars, 2023, 12(4): 906-922.

作者简介

张武, 硕士, 主要研究方向为 SAR 图像目标检测。

E-mail: zhangwu21@mails.ucas.ac.cn

刘秀清, 博士, 副研究员, 主要研究方向为极化 SAR 数据处理与信息提取技术。

E-mail: lucia@mail.ie.ac.cn