

基于改进 YOLOv5 模型的 SAR 图像舰船检测方法

曹 琨, 张靖宇

(南华大学, 湖南 衡阳 421001)

摘要: 合成孔径雷达 (SAR) 在船只检测中至关重要, 因其能够在复杂环境中捕捉高分辨率图像。然而, 目前的模型在这些环境中仍然存在误报和漏检的问题。为了应对这些问题, 本文提出了一种基于 YOLOv5 的新型检测方法 AABW-YOLO。首先, 为了增强多尺度目标检测, 采用了可变卷积核模块 (AKConv) 进行自适应卷积核调整, 并将原模型的“颈部”部分替换为渐进式特征金字塔网络 (AFPN); 其次, 将 BiFormer 注意力机制集成到 YOLOv5 的骨干网络中, 以提高复杂环境下小型船只的检测能力; 第三, 采用了 WIoU 损失函数, 以加速收敛速度并提高泛化能力。基于 SSDD 和 HRSID 数据集的评估表明, 增强后的网络显著提高了性能, AABW-YOLO 分别在这两个数据集上实现了 97% 和 83.7% 的 AP 值, 超越了基线 YOLOv5 及其他领先方法。

关键词: 合成孔径雷达; 深度学习; YOLOv5; 目标检测

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Ship Detection in SAR Images Based on an Improved YOLOv5 Model

CAO Kun, ZHANG Jingyu

(University of South China, Hengyang Hunan 421001, China)

Abstract: Synthetic Aperture Radar (SAR) plays a vital role in ship detection due to its capability to capture high-resolution images in complex environments. However, existing detection models still suffer from false alarms and missed detections under such conditions. To address these challenges, this paper proposes a novel detection method named AABW-YOLO, based on an enhanced YOLOv5 framework. First, to improve multi-scale target detection, an Adaptive Kernel Convolution (AKConv) module is introduced for dynamic convolution kernel adjustment, and the original model's "neck" is replaced with a Asymptotic Feature Pyramid Network (AFPN); Second, the BiFormer attention mechanism is integrated into YOLOv5's backbone to enhance the detection capability for small vessels in cluttered environments; Third, a WIoU loss function is adopted to accelerate convergence and improve generalization. Evaluations on the SSDD and HRSID datasets demonstrate that the enhanced network achieves significant performance improvements, with AABW-YOLO attaining AP values of 97% and 83.7% on the two datasets, respectively, outperforming the baseline YOLOv5 and other state-of-the-art methods.

Keywords: synthetic aperture radar (SAR); deep learning; YOLOV5; object detection

1 引言

合成孔径雷达^[1] (Synthetic Aperture Rader, SAR) 是一种主动微波遥感系统, 能够在任何天气条件下昼夜不停地工作, 并具备一定的穿透能力。通过发射脉冲电磁波并

接收反射信号, SAR 即使在恶劣天气条件下也能获取高分辨率的雷达图像。随着 SAR 技术的不断进步, 图像分辨率已得到显著提升。这些高分辨率图像被广泛应用于地形特征侦察、水文监测、资源开发规划及目标检测等领域。在

这些应用中,利用SAR图像进行船舶检测对于可持续渔业、海洋生态系统保护和军事目标打击具有重要意义。

传统的恒虚警率(Constant False-Alarm Rate,CFAR)算法是SAR图像船舶检测领域中的经典检测策略。该算法是一种基于统计的信号处理技术,通过动态估计背景杂波的统计特性,建立合适的阈值来抑制杂波并有效检测目标信号。然而,随着模型计算复杂度的增加及虚警率控制的不稳定,CFAR算法的检测性能已无法满足更高要求。

最近,深度学习技术已广泛应用于SAR船舶检测领域。与CFAR算法相比,深度学习方法具有更强的自动特征学习能力和鲁棒性,避免了人工设计过程中的繁琐与不确定性。然而,在目标检测领域,深度学习模型如SSD、Faster R-CNN和YOLOv5在直接应用于SAR图像船舶检测时,往往会由于易受杂波干扰或尺度差异较大而导致检测性能下降。因此,针对SAR图像船舶检测,已提出了多种改进模型。具体来说,为减少背景杂波的影响,Zhang^[2]等设计了一种具有频率注意力模块的单阶段检测器,该模块能够抑制SAR图像中的杂波并自适应处理频域信息。Zhao^[3]等设计了一种双特征融合注意力机制,通过结合使用特征和浅层特征,有效缓解复杂背景中的杂波。为提升SAR图像中多尺度船舶检测性能,Zhou^[4]等设计了一种基于Res2的新概念,并将其集成到主干网络中,以改善多尺度船舶特征的提取。Li^[5]等提出了一种多维深度学习网络,将空间域和频域中的互补特征结合起来。

尽管多种模型在SAR船舶检测中取得了显著进展^[6],但复杂近海环境中船舶尺度变化所带来的挑战仍需进一步解决。具体而言,SAR图像中小尺度船舶的普遍存在导致了多尺度船舶检测性能的下降。以往的模型采用基于特征金字塔网络(FPN)的方法,在一定程度上缓解了船舶之间显著尺度差异带来的挑战。然而,由于小尺度船舶的结构特征和像素限制,小船舶的特征信息在特征提取过程中可能会丢失或错误地识别为背景。因此,迫切需要一种能够有效提取小船舶特征的方法。

基于以上分析,本文设计了一种新的高分辨率SAR图像船舶检测器,如图1所示。首先,本文提出了一种基于YOLOv5^[7]的创新SAR图像船舶检测模型,命名为AABW-YOLO。该模型结合了用于目标检测的渐近特征金字塔网络(Asymptotic Feature Pyramid

Network,AFPN)^[8]、可变内核卷积(Adaptive Kernel Convolution,AKConv)^[9]、BiFormer注意力机制^[10]和智能交并比(Wise-IoU,WIoU)^[11],显著提升了复杂场景中多尺度船舶目标的检测精度。相关工作可总结如下。

1)为提高模型在复杂近海场景中的检测精度,将结合AKConv的ASP模块与融合BiFormer注意力机制的BSP模块集成到主干网络中。通过这些模块,卷积核的形状和大小可根据不同图像区域的内容动态调整,有效捕捉各种尺度和形状的船舶,增强空间适应性,提高检测精度。

2)为提升模型的检测精度和鲁棒性,引入AFPN作为特征提取网络的核心组件,并结合双向特征金字塔网络(BiFPN)。这一设置能够自适应地不同层次提取更丰富的特征信息,通过整合不同层次的特征,提升模型在近海区域识别各种尺度船舶及微小特征的能力。

3)为进一步提升模型性能和收敛速度,采用WIoU作为损失函数,优化目标定位精度,并间接增强模型对目标类别的识别能力。

总之,AABW-YOLO模型通过融合AFPN、AKConv、BiFormer注意力机制等模块,相对于其他传统检测模型显著提升了在复杂场景下的检测精度。通过替换损失函数为WIoU,有效加快了模型的收敛速度。

2 网络改进

2.1 骨干网络

AABW-YOLO模型的主干网络集成了CBS模块、ASP模块、DSP模块和SPPF模块,其中两个CBS模块用于初步特征提取。为全面提取SAR图像中的船舶特征,在主干网络中引入了四个新模块:BBS、ABS、BSP和ASP。BBS和ABS模块是基于YOLOv5s模型中的CBS模块进行改进的,BBS模块将普通卷积替换为BiFormer注意力卷积,而ABS模块则将普通卷积替换为AKConv,以增强船舶特征提取能力。BSP和ASP模块是基于YOLOv5模型中的CSP模块进行改进的,具体而言,将CSP模块中的最后一个CBS模块分别替换为BSP和ASP模块中的BBS模块和ABS模块。这一修改保留了深层特征传播,减少了参数数量,并有效提取了复杂近海场景中船舶和小型船舶的特征。BSP和ASP模块的具体插入位置如图1所示。

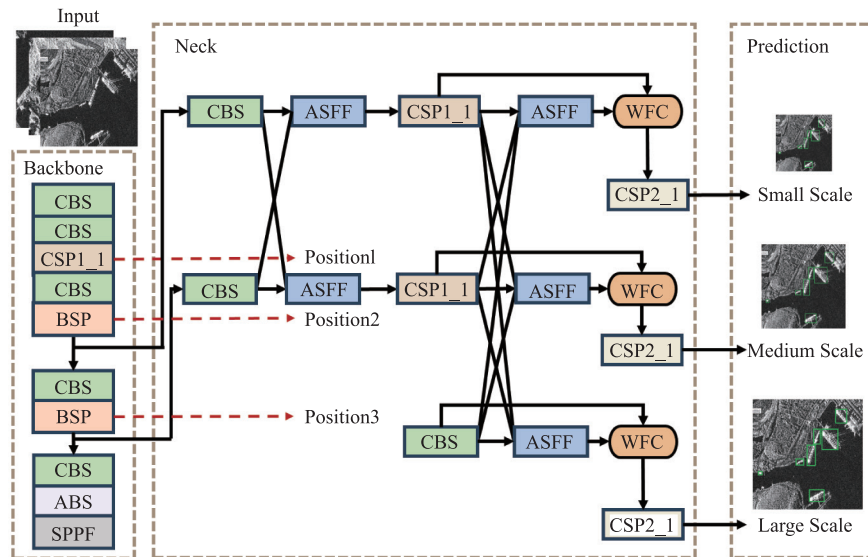


图1 AABW-YOLO 结构示意图

2.2 颈部网络

在 AABW-YOLO 模型中，颈部网络将原始的 PANet 替换为 AFPN，并集成了加权特征连接（WFFConcat）层。该网络实现了在同一尺度和不同尺度层之间的逐步特征融合，并加入了额外的加权特征融合路径，进一步提升了不同尺度船舶特征融合的效率，从而提高了检测精度。

2.3 损失函数

WIoU 损失函数优化了网络，能够有效提升收敛速度和检测性能。

3 相关工作

3.1 YOLOv5

YOLOv5 作为 YOLO (You Only Look Once) 系列的一部分，是一种目标检测算法，以其成熟的代码库和广泛的技术支持著称，确保了在稳定性和可靠性方面的显著优势。此外，YOLOv5 在精度和速度之间取得了良好的平衡，其版本根据网络深度和特征图宽度分为 s 、 m 、 l 和 x 。为平衡检测精度和速度，本研究选择 YOLOv5s 作为改进的基准模型。

3.2 AFPN

AFPN 由 Yang 等于 2023 年提出。与 PANet 模型顺序集成低层次和高层次特征不同，AFPN 采用逐步特征融合策略。该策略从低尺度特征层开始融合，逐步向高尺度层集成。在多层特征融合过程中，引入了自适应空间融合算法，以减少不同尺度特征信息之间的冲突，从而有效地融

合非相邻的特征层。受到 BiFPN 的启发，AFPN 在相同尺度层的不同节点之间引入了补充的特征融合路径。考虑到节点之间特征信息贡献的差异，新添加的特征融合路径采用加权特征融合方法，以有效控制网络参数和计算复杂度。此外，通过快速归一化融合技术对连接层进行了改进，并引入了加权特征连接（WFFConcat）层。AFPN 结构示意图如图 2 所示。

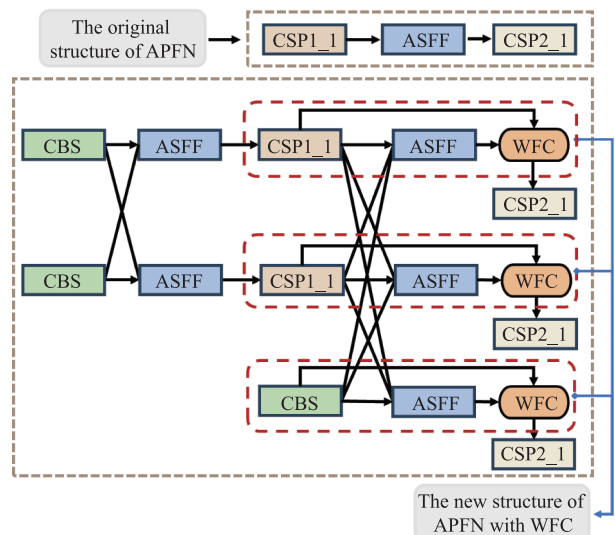


图2 AFPN 结构示意图

3.3 AKConv

AKConv 由 Zhang 等于 2023 年提出，它创新了卷积核设计，增强了卷积网络的适应性和效率。与传统的固

定大小卷积核不同，AKConv 根据环境动态调整卷积核的大小和形状，以确定所需的参数数量，从而有效地捕捉各种目标的尺寸和形状。考虑到不同类型的目标具有不同的尺寸和分布，AKConv 在处理过程中自动调整卷积核的大小，从而提高特征提取效率。通过在 5×5 采样网格上设计不同的初始采样形状（如放射状、交叉形等），AKConv 能够准确覆盖和处理图像的不同区域，从而提高特征提取的准确性。此外，AKConv 通过使用偏移量调整卷积核的位置，以适应不同位置上局部特征的变化，有效减轻目标图像中的噪声、遮挡和复杂背景的影响。实验表明，该方法在目标检测任务中显著提升了小目标和

密集目标的识别精度，同时通过动态参数分配减少了计算冗余，为轻量化模型设计提供了新思路。

具体的结构设计如图 3 所示，输入图像的维度定义为 (C, H, W) ，其中 C 表示通道数， H 和 W 分别表示图像的高度和宽度。最初，卷积操作使用 Conv2d 将卷积核的初始采样形状应用于输入图像。随后，AKConv 的关键步骤是基于学习到的偏移量调整初始采样形状，使得卷积核形状能够动态适应图像特征。在此调整之后，AKConv 基于修改后的采样形状对特征图进行重新采样。重新采样后的特征图经过重塑、卷积、归一化和通过 SiLU 函数激活，生成最终输出。

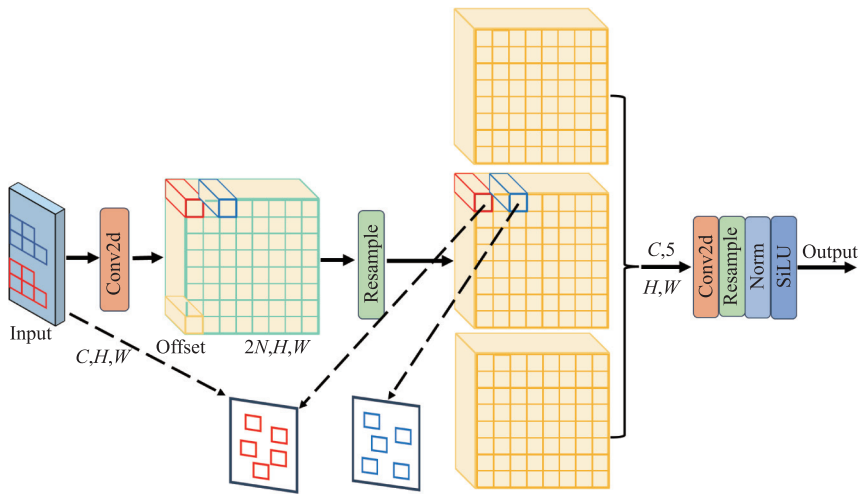


图 3 AKConv 结构示意图

基于 AKConv 设计了两种增强结构，即 ABS 模块和 ASP 模块。为了提高船舶特征的提取能力，ABS 模块通过用 AKConv 替换 CBS 模块中的标准卷积来设计。应用了批量归一化来建立权重关系，并使用 SiLU 激活函数来捕捉更复杂的特征。具体结构如图 4 所示。

为了增强特征提取效率和空间自适应能力，ASP 模块通过用 ABS 模块替换 CSP 模块中的最终 CBS 模块来设计，如图 4 所示。

3.4 BiFormer 注意力机制

Zhu 等于 2023 年提出了一种名为 BiFormer 的新型注意力模块。BiFormer 通过引入双层路由注意力机制，实现了计算资源和感知特征的更灵活分配。该机制采用动态稀疏注意力机制，优化了模型对小目标的识别与检测能力。特别地，它通过级联的注意力层次建立任务相关性和信息交换。与传统的注意力机制相比，BiFormer 能

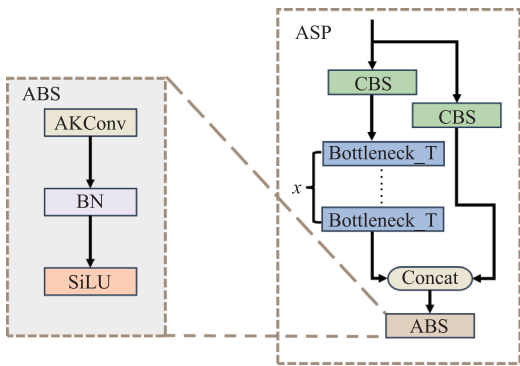


图 4 ABS、ASP 模块结构图

够更灵活地动态调整注意力分配，以适应输入图像内容大小和复杂度的变化。结果是，它提高了捕捉小目标特征的准确性，优化了模型对小目标的识别与检测。通过 BiFormer 的双层路由注意力机制，模型可以学习和理解

不同任务之间的相关性和依赖关系，从而自适应地调整注意力权重。这一过程显著提升了多任务学习的效率和泛化能力。该机制使得模型能够聚焦于与特定任务密切

相关的关键特征，促进任务间的信息互补，降低过拟合风险，并提高整体学习性能。BiFormer 双层路由注意力的详细结构如图 5 所示。

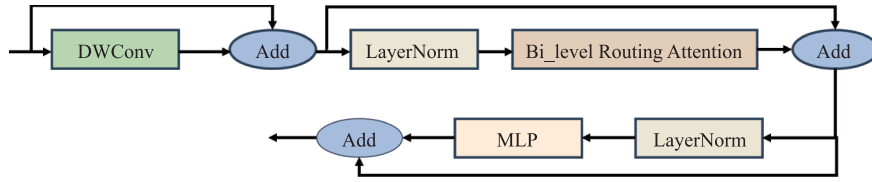


图 5 双路由机制机构图

为了增强网络提取小尺度船舶目标的能力，BBS 模块通过用 BiFormer 注意力卷积替换 CBS 模块中的标准卷积来设计。使用了批量归一化来建立权重关系，并采用 SiLU 激活函数来捕捉更复杂的特征。具体结构如图 6 所示。

为了提高在复杂场景中不同尺度船舶的提取能力，BSP 模块通过用 BBS 模块替换 CSP 模块中的最终 CBS 模块来设计。具体结构如图 6 所示，并最终集成到网络的主干中。

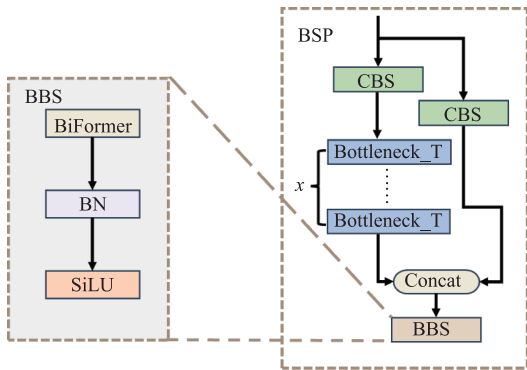


图 6 BBS、BSP 模块结构图

3.5 WIoU

边界框回归（BBR）损失函数在目标检测中起着至关重要的作用，因为它们直接影响预测边界框的精度。为了克服现有损失函数的一些局限性，Tong 等于 2023 年提出了 Wise-IoU。早期提出的 CIoU 和 DIoU 假设训练数据中包含高质量的样本，主要关注点在于增强 BBR 损失函数的拟合能力。然而，训练集中加入低质量样本会加重这些样本在距离、长宽比等几何度量上的惩罚，从而降低模型的泛化能力。对低质量样本过度强调边界框回归可能会损害检测性能。损失函数应有效地减轻几何度量的损失，当锚框与目标框重叠时，而不会过度干扰

训练过程。Wiou 引入了一种动态非单调聚焦机制，有效地解决了上述问题，同时提高了泛化能力和收敛速度。

Wiou 具体推导过程如下：

$$L_{IoU} = 1 - \frac{W_i H_i}{S_i} \quad (1)$$

$$R_{Wiou} = \exp\left(-\frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 - H_g^2)^*}\right) \quad (2)$$

$$L_{Wiou_{ij}} = R_{Wiou} L_{IoU} \quad (3)$$

式中， W_i 和 H_i 分别表示重叠区域的高度和宽度， S_i 表示预测框与实际框相交的面积， R_{Wiou} 代表 Wiou 损失函数的相对权重，其中，包围框的高度和宽度分别用 W_g 和 H_g 来表示。

4 实验及分析

4.1 实验数据集

本研究选择了 SSDD^[12] 和 HRSID^[13] 数据集来评估所提出的舰船检测模型。SSDD 数据集是一个公开可获取的 SAR 船舶检测数据集，主要来源于 Radarsat2、Sentinel-1 和 TerraSAR-X 卫星。该数据集收集自印度维萨卡帕特南和中国烟台，图像分辨率范围为 1~15m，图像尺寸约为 600×600 像素。数据集覆盖了广泛的海洋和沿海区域，包含 1 160 张图像和 2 456 个船舶实例，平均每张图像包含 2.12 艘船舶。训练子集包含 928 张图像，测试子集包含 232 张图像。HRSID 数据集是一个大规模的 SAR 船舶检测数据集，涵盖了多种场景、传感器类型、极化模式及不同尺度的船舶。该数据集包含 5 604 张标注有船舶的 SAR 图像，每张图像大小为 800×800 像素，平均每张图像包含约 3 艘船舶。

4.2 实验环境及超参数设置

为评估 AABW-YOLO 模型的有效性，本研究开展系

列消融实验与对比实验，涵盖损失函数改进及网络架构对比研究。实验采用 SSDD 数据集作为基础数据集，数据集按 6 : 2 : 2 比例划分为训练集、验证集和测试集，使用 ADAM 优化器进行 200 训练轮次，初始学习率设为 0.01，批处理量为 64，输入图像尺寸为 512×512 像素，并保持参数设置一致性。验证实验采用 HRSID 数据集，输入图像尺寸调整为 600×600 像素，其余参数设置与 SSDD 数据集实验保持一致。

4.3 实验评估指标

为了评估 AABW-YOLO 的有效性，实验选择精度 (Precision)、召回率 (Recall) 和平均精度 (AP) 作为评估指标。精度表示在所有被分类为船舶目标的检测中，正确检测到的船舶目标所占的比例，而召回率则表示在所有实际船舶实例中，正确检测到的船舶目标所占的比例。计算过程如下：

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

式中，TP、FP 和 FN 分别表示真正例、假正例和假负例的数量。

AP 是评估检测性能的关键指标，来源于在 10 个 IoU 阈值（从 0.5 到 0.95，间隔为 0.05）上的平均值。AP50 表示在 IoU 阈值为 0.5 时的 AP 得分，而 AP50 : 95 表示在 IoU 阈值从 50% 到 95% 之间计算得到的平均 AP 值。AP 函数定义如下：

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (6)$$

4.4 关于 BiFormer 注意力机制的对比试验

为了评估 BiFormer 注意力机制的有效性，本节将结合 BiFormer 注意力机制的 BSP 模块集成到 YOLOv5 主干网络的不同位置中。具体位置如图 1 所示。不同位置集成 BSP 模块后的 P-R 曲线如图 7 所示，比较结果见表 1。从图 7 和表 1 的结果可以看出，原始的 YOLOv5s 模型（红色曲线）在 P-R 曲线下的面积最小，表示检测性能较差。在不同位置引入注意力机制 1+3、1+2、2+3 和 1+2+3 导致 P-R 曲线下的面积显著增加，表明检测性能得到了提升。值得注意的是，代表位置 2+3 覆盖的面积最大。定量分析显示，与原始模型相比，AP50 提高了 0.8%，而 AP50 : 95 则显著提高了 1.5%。这些结果表明，在位置

2+3 插入注意力机制增强了模型的检测能力。

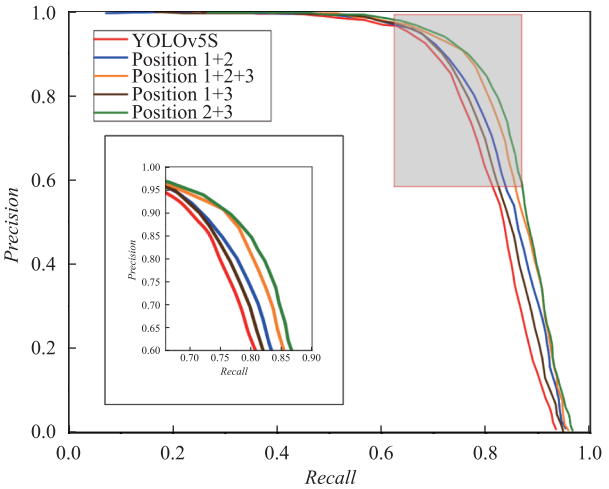


图 7 BiFormer 注意力机制的 P-R 曲线图

为了进一步评估 BiFormer 注意力机制的有效性，我们通过在相同位置（2+3）使用相同的方法替换三种不同的注意力机制进行了对比分析。这些机制包括通道与空间注意力模块（CBAM）、压缩与激励注意力模块（SE）和通道注意力模块（ECA）。实验数据详见表 1。

表 1 不同注意力机制对比表

模型	Precision	Recall	AP0.5	AP0.5 : 0.95
CBAM	94.8%	88.0%	95.5%	63.3%
ECA	94.2%	87.9%	95.1%	60.1%
SE	93.8%	87.8%	95.0%	62.4%
BiFormer	93.9%	90.2%	95.6%	64.3%

表 1 展示了 BiFormer 注意力机制的卓越表现，与 CBAM、ECA 和 SE 模型相比，BiFormer 模型的召回率分别提高了 2%、2.1% 和 2.2%。对于 AP50，分别提高了 0.1%、0.5% 和 0.6%。这些结果凸显了 BiFormer 注意力机制在检测性能上相较于其他评估模型的显著提升，还强调了 BiFormer 注意力机制的有效性。

4.5 关于 WIoU 损失函数的对比试验

为了评估 WIoU 损失函数的有效性，本节将三种不同的 BBR 损失函数 CIoU、SIoU 和 WIoU，集成到原始 YOLOv5 网络中，并在 SSDD 数据集上进行对比实验。不同损失函数的 P-R 曲线如图 8 所示，具体实验数据详见表 2。

表 2 不同损失函数对比表

损失函数	Precision	Recall	AP50	AP50 : 95
CIoU	93.5%	89.2%	94.8%	62.8%
SIoU	93.8%	90.0%	95.3%	62.7%
WIoU	94.0%	88.3%	95.7%	63.1%

从图 8 可以看出，原始的 CIoU 损失函数在 P - R 曲线下的面积最小，而 WIoU 损失函数在 P - R 曲线下的面积最大。根据表 2，WIoU 的精度相比 CIoU 提高了 0.5%，相比 SIoU 提高了 0.2%（从 93.5% 提高到 94.0%）， $AP50$ 显著提高了 0.9%， $AP50 : 95$ 提高了 0.3%。图表和数据都有效地证明了 WIoU 在提升模型检测性能方面的有效性。

为进一步评估 WIoU 损失函数的性能，本节展示了在 SSDD 数据集上三种不同 BBR 损失函数 CIoU、SIoU

和 WIoU 的收敛曲线。具体实验数据见表 3。

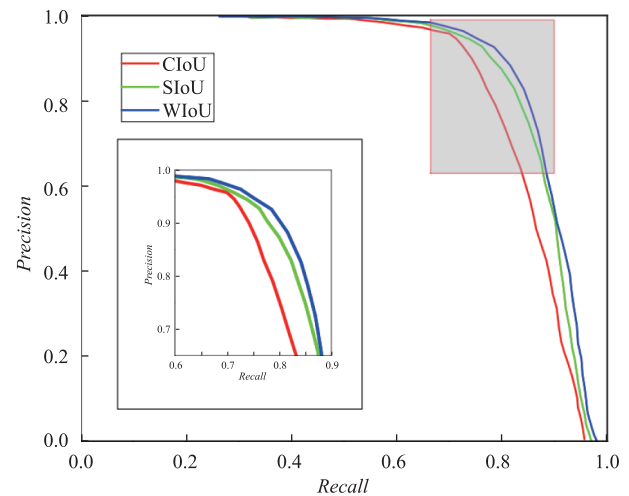
图 8 不同损失函数的 P - R 曲线图

表 3 不同位置 BiFormer 注意力机制的对比试验

模型	Position1	Position2	Position3	Precision	Recall	AP50	AP50 : 95
YOLOv5s				93.5%	89.2%	94.8%	62.8%
YOLOv5+1+2	✓	✓		93.9%	87.5%	95.4%	62.1%
YOLOv5+1+3	✓		✓	93.5%	89.9%	95.3%	64.0%
YOLOv5+2+3		✓	✓	93.9%	90.2%	95.6%	64.3%
YOLOv5+1+2+3	✓	✓	✓	93.9%	88.7%	95.5%	64.2%

4.6 消融实验

本节通过在 SSDD 数据集上进行消融实验，全面评估了 AABW-YOLO 模型的检测能力，研究了模型中各项改进的影响，包括 AFPN 和 AKConv 的集成、BiFormer 注意力机制及 WIoU。在 SSDD 数据集上的消融实验结果见表 4。数据分析表明，与基准方法（YOLOv5s）相比，引入 BiFormer 注意力机制显著提高了 $AP50 : 95$ ，提高了 1.5%。集成 AFPN 模块使得 $AP50 : 95$ 提高了 0.7%，表明 AFPN 有效地捕捉了多尺度目标，并减少了不同层

之间的语义差距。逐步集成上下文信息确实带来了性能提升。与原始特征提取网络相比，它更好地引导检测器识别具有大尺度变化的船舶目标。当同时加入 AKConv 时，模型在 $AP50 : 95$ 上的性能从 65.0% 提高到 66.5%，实现了显著的 1.5% 的提升。这一改进显著提高了 $AP50 : 95$ 的值。最后，将模型的损失函数替换为 WIoU 并未增加 $AP50 : 95$ ，但 WIoU 显著提高了模型的精度（从 93.5% 提高到 94.6%）并加速了模型的收敛。

表 4 不同模块的消融实验

模型	Precision	Recall	AP50	AP50 : 95
Yolov5s	93.5%	89.2%	94.8%	62.8%
+ Biformer	93.9%	90.2%	95.6%	64.3%
+AFPN+Biformer	94.8%	89.1%	95.9%	65.0%
+AFPN+Biformer+AKConv	93.5%	92.1%	96.5%	66.5%
+AFPN+Biformer+AKConv+WIoU	94.6%	91.9%	97.0%	66.5%

4.7 与其他模型对比实验

为了评估 AABW-YOLO 及其他算法在 SAR 图像中船舶检测的能力，本节进行了对比实验，分析了四种广泛应用的 SAR 船舶检测模型：SSD、Faster R-CNN、YOLOv7-tiny 和 AABW-YOLO。对比实验保持一致的条件和超参数设置。实验结果分别展示在两个数据集（SSDD 和 HRSID）上的结果，见表 5 和表 6。

表 5 不同模型在 SSDD 数据集上的性能对比试验

模型	Precision	Recall	AP50
SSD	82.4%	90.5%	87.8%
Faster R-CNN	67.1%	90.5%	88.0%
YOLOv7-tiny	87.4%	84.8%	89.8%
YOLOv5s	93.5%	89.2%	94.8%
Ours	94.6%	91.9%	97.0%

表 6 不同模型在 HRSID 数据集上的性能对比试验

模型	Precision	Recall	AP50
SSD	75.5%	65.2%	59.7%
Faster R-CNN	79.7%	80.5%	80.0%
YOLOv7-tiny	83.3%	67.6%	75.0%
YOLOv5s	82.4%	70.5%	80.2%
Ours	86.8%	73.4%	83.7%

表 5 中的结果显示，在 SSDD 数据集上，AABW-YOLO 算法相较于基准 YOLOv5s 取得了显著的提升，AP50 提高了 2.8%，精度提高了 1.1%，召回率提高了 2.7%。AABW-YOLO 在精度（94.6%）、召回率（91.9%）和 AP50（97.0%）上均取得了最高值，超越了所有其他模型，表明 AABW-YOLO 在 SSDD 数据集上取得了卓越的检测性能。

表 6 也表明，AABW-YOLO 算法相较于基准 YOLOv5s 取得了显著的提升，在 AP50 上提高了 3.5%（从 80.2% 提升到 83.7%），精度提高了 4.4%（从 82.4% 提升到 86.8%）。与其他传统算法相比，AABW-YOLO 在精度（86.8%）和 AP50（83.7%）上也取得了最高值。虽然 AABW-YOLO 在 SSDD 数据集上表现优

越，但 HRSID 数据集由于图像分辨率较高、船舶类型多样且具有多尺度特征，同时背景复杂，检测任务更具挑战性。然而，AABW-YOLO 依然在精度和 AP50 上取得了最高值，充分证明了该检测模型在检测准确性上的优势。

AABW-YOLO 与其他算法在 SSDD 数据集上的视觉检测结果如图 9 所示。选择一个具有多尺度特征的典型复杂海岸场景进行实验，原始标注图像中包含 7 艘船，其中 2 艘为小型船只。SSD 模型正确检测到 6 艘船（绿色矩形），漏检 1 艘小型船只（黄色三角形），并有 1 次误检（蓝色椭圆）；Faster R-CNN 模型正确检测到 6 艘船，但漏检 1 艘小型船只；YOLOv7-tiny 模型正确检测到所有 7 艘船，但有 1 次误检；YOLOv5 模型正确检测到 6 艘船，但漏检 1 艘小型船只；而 AABW-YOLO 模型则正确检测到所有船只。

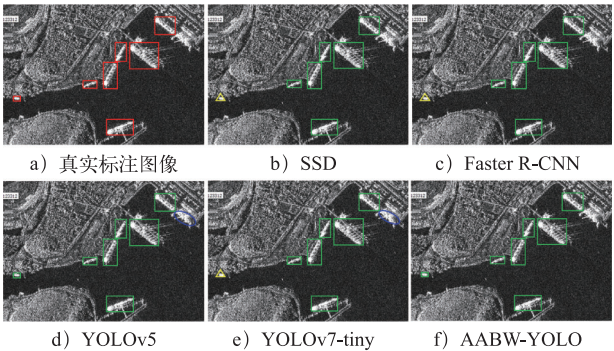


图 9 SSDD 数据集上的可视化图

AABW-YOLO 与其他算法在 HRSID 数据集上的视觉检测结果如图 10 所示。选取一个具有多尺度特征的典型复杂海岸场景进行实验，原始标注图像中包含 11 艘船，其中 4 艘为小型船只；SSD 模型正确检测到 8 艘船（绿色矩形），漏检 3 艘小型船只（黄色三角形），并有 1 次误检（蓝色椭圆）；Faster R-CNN 模型正确检测到 7 艘船，但漏检 4 艘小型船只，并有 1 次误检；YOLOv7-tiny 和 YOLOv5 模型正确检测到 9 艘船，但漏检 2 艘小型船只；而 AABW-YOLO 模型则正确检测到 10 艘船，仅漏检 1 艘小型船只。

综上所述，AABW-YOLO 模型在这两个数据集上均表现出色，展现了其在复杂海岸场景中多尺度船舶检测中的优越能力。

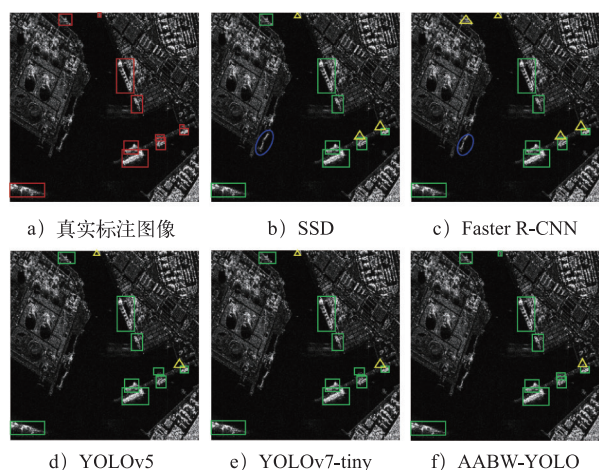


图 10 HRSID 数据集上的可视化图

5 结束语

这篇论文介绍了 AABW-YOLO，一种基于改进 YOLOv5 模型的 SAR 图像舰船检测方法。它在复杂的近岸和多尺度环境中展现了优异的船舶检测性能。将 AABW-YOLO 与其他广泛使用的船舶检测模型在 SSDD 和 HRSID 数据集上的表现进行了比较。AABW-YOLO 模型在 HRSID 数据集的 AP_{50} 达到了 83.7%，在 SSDD 数据集上达到了 97%，在所有检测模型中取得了最优值，展示了 AABW-YOLO 模型在检测准确性上的优势。尽管所提到的模型已取得不错的效果，但是未来需提升复杂环境（高海况、密集目标、近岸干扰）下的检测鲁棒性，优化小目标与重叠舰船的识别精度。模型轻量化与实时性仍是关键挑战，以支撑海事监管、应急响应等实际应用。

参考文献

- [1] 魏钟铨. 合成孔径雷达卫星 [M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- [2] ZHANG L P, LIU Y, ZHAO W D, et al. Frequency-adaptive learning for SAR ship detection in clutter scenes [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023 (61): 1-14.
- [3] ZHAO M, ZHANG X, KAUP A. Multitask learning for SAR ship detection with Gaussian-mask joint segmentation [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023: 1-15.
- [4] ZHOU K X, ZHANG M, WANG H, et al. Ship detection in SAR images based on multi-scale feature

extraction and adaptive feature fusion [J]. Remote Sensing, 2022, 14 (3): 755.

- [5] LI D, LIANG Q H, LIU H Q, et al. A novel multidimensional domain deep learning network for SAR ship detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021 (60): 1-13.
- [6] TANG X, ZHANG J F, XIA Y Z, et al. DBW-YOLO: A high-precision SAR ship detection method for complex environments [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2024 (17): 7029-7039.
- [7] GLENN-JOCHER. v7.0-YOLOv5 SOTA realtime instance segmentation[Z/OL]. (2022-11-22) [2025-1-14]. <https://github.com/ultralytics/yolov5/releases/tag/v7.0>.
- [8] YANG G Y, LEI J, ZHU Z K, et al. AFPN: Asymptotic feature pyramid network for object detection[C]//Proceedings of the 2023 IEEE International Conference on Systems, 2023.
- [9] ZHANG X, SONG Y Z, SONG T T, et al. AKConv: Convolutional kernel with arbitrary sampled shapes and arbitrary number of parameters [J]. Image and Vision Computing, 2023:1-14.
- [10] ZHU L, WANG X J, KE Z H, et al. Biformer: Vision transformer with bi-level routing attention [J/OL]. (2023-03-15) [2025-01-14]. <https://arxiv.org/abs/2303.08810>.
- [11] TONG Z J, CHEN Y H, XU Z W, et al. Wise-IoU: Bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism [J/OL]. (2023-04-08) [2025-01-14]. <https://arxiv.org/abs/2301.10051>.
- [12] ZHANG T W, ZHANG X L, LI J W, et al. SAR ship detection dataset (SSDD): Official release and comprehensive data analysis [J]. Remote Sensing, 2021, 13 (18): 3690.
- [13] WEI S J, ZENG X F, QU Q Z, et al. HRSID: A high-resolution SAR images dataset for ship detection and instance segmentation [J]. Ieee Access, 2020 (8): 120234-120254.

作者简介: 曹琨 (2001—), 男, 硕士, 主要研究方向为 SAR 图像目标检测。

收稿日期: 2025-02-15