光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.20251118001

基于C3K2-SC-YOLOv11的SAR图像舰船检测

赖小龙[1,2]，刘　彪[1,2*]，黎　希[3]

（1. 重庆移通学院 公共大数据安全技术重庆市重点实验室，重庆 401420；2. 重庆移通学院 通信与信息工程学院，重庆 401520；3. 重庆医药高等专科学校 基础部，重庆 400030）

摘　要： 针对传统合成孔径雷达（SAR）舰船图像检测方法精度低、易漏检等，提出一种基于改进YOLOv11的图像舰船检测方法C3K2-SC-YOLOv11。首先，设计并行卷积多尺度特征模块C3K2-SC，以替换C3K2模块，有效增强了模型对多尺度特征和关键通道的自适应能力。其次，设计HSAN_PSA模块，以替代C2PSA，通过深度融合分层空间注意力与位置敏感注意力，有效抑制了相干斑点噪声的干扰。最后，引入SSSA注意力机制改进CBAM，在保持CBAM优势的同时，增强了模型对SAR图像中小目标的细节捕获能力。在HRSID数据集上的实验结果表明，相较于较YOLOv11，改进后的模型平均精度均值*mAP*@50和综合平均精度*mAP*@50:95分别提升6%和9.59%。该结果验证了所提方法的有效性，为提高舰船图像检测准确性提供了有效的解决方案。

关键词： YOLOv11；SAR图像；目标检测；注意力机制；HSAN

中图分类号： TP391　**文章编号：** 1001－5868(2026)01－0193－10

Synthetic Aperture Radar Imaging-Based Ship Detection Using C3K2-SC-YOLOv11

LAI Xiaolong[1,2], LIU Biao[1,2], LI Xi[3]

(1. Chongqing Key Laboratory of Public Big Data Security Technology, Chongqing College of Mobile Communication, Chongqing 401420, CHN; 2. College of Communication and Information Engineering, Chongqing College of Mobile Communication, Chongqing 401520, CHN; 3. Basic Department, Chongqing Medical and Pharmaceutical College, Chongqing 400030, CHN)

Abstract: This paper presents an imaging-assisted ship detection method based on C3K2-SC-YOLOv11 that overcomes the limitations of low accuracy and easy-to-miss detection in traditional synthetic aperture radar-based ship-image detection methods. First, the parallel convolutional multiscale feature module C3K2-SC was designed to replace the C3K2 module and effectively enhance the adaptive ability of the model. Supported by this new module, the model could simultaneously focus on information-rich channels and important regions to capture salient targets in the global context. Subsequently, the HSAN_PSA module was designed to replace C2PSA. The interference of the coherent speckle noise was significantly suppressed by integrating hierarchical spatial attention with position-sensitive attention. Finally, the SSSA attention mechanism was introduced to improve the CBAM. The SSSA attention maintained the advantages of CBAM while significantly enhancing the performance of the model in small-object detection and multiscale adaptation, making it suitable for object detection tasks in complex scenarios. The experimental results showed that on the HRSID dataset, the proposed model outperformed YOLOv11, showing

收稿日期：2025－11－18.

基金项目：国家自然科学基金项目（62471077）；基于深度学习的实时性目标检测研究项目（KY2024011）.

*通信作者：刘　彪

6% and 9.59% improvements in *mAP*@50 and *mAP*@50:95, respectively.

Key words: YOLOv11; SAR image; object detection; attention mechanism; HSAN

0 引言

遥感技术的发展为卫星监测和航海安全提供了重要技术支撑[1]。作为遥感技术的核心组成部分,合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar,SAR)具备全天候、全天时成像能力,能够穿透云雨等气象条件,清晰呈现监测目标[2]。SAR图像不仅具有丰富的目标信息,且受天气、季节变化影响小,因此在舰船检测、海域监管、交通调度及非法捕鱼预警等领域具有不可替代的作用[3]。研究高效、准确的SAR舰船图像检测方法,对于提升海事管理智能化水平具有重要意义。

然而,SAR图像因其成像机制存在分辨率低、目标特征模糊、背景复杂等问题,导致检测难度大,尤其在小目标船体检测中表现不佳[4]。传统的恒虚警率(Constant False-Alarm Rate,CFAR)检测依赖固定阈值,对复杂场景与噪声干扰的适应性差。近年来,基于深度学习的船舶检测方法取得较好进展[5]。例如,许峻滔等提出一种STSAR-YOLOv5目标检测算法,在YOLOv5中增加检测头和BoTNet模块,使其获得全局信息能力以提高检测精度[6]。然而,YOLOv5的Neck层相比BiFPN等结构,其特征融合能力稍弱。随后,Tang等提出一种基于多尺度感受野卷积块的YOLOv7 SAR船舶检测方法,利用该卷积块注意力机制准确捕获特征图中的有效区域,学习船舶与背景之间的关系以提高检测精度[7]。Chen等提出一种基于SAS-FPN的YOLOv7 SAR船舶检测方法,使得模型更专注于重要目标信息,减少小型船舶的特征损失,从而提升对复杂场景下船舶检测的精度[8]。YOLOv7采用了复杂的网络结构,在取得优异性能的同时,也带来了较高的训练复杂度和显著增加的计算负担。针对该缺点Yang等在YOLOv9中增加一个小目标检测头,同时将Conv模块替换为DWConv,将RepNCSPELAN4模块替换为C3Ghost模块,减少了模型的参数和计算量,提高了检测精度[9]。Bakirci等将YOLOv11应用于SAR图像检测中,最大限度减少误报和漏检率,为后续将其应用于船舶检测领域并对YOLOv11进行改进提供了技术支持[10]。针对SAR多样化数据,Ruan等将YOLOv11应用在船舶小目标检测中,提高了海上检测效率[11]。

除了替换主干网络增强检测能力,还可以通过添加注意力机制来增强船舶关键边缘位置特征的提取。Wang等引入非本地信道注意力网络来减轻复杂背景下弱化的目标特征[12]。Huang等引入多尺度扩张注意力模块和CSPStage设计轻量型颈部网络,解决船舶特征信息稀缺问题[13]。上述两种注意力机制对空间特征提取能力有限,Ning等则采用SimAM注意力机制,不仅避免了额外参数的引入,而且集中于不同通道的特征空间分布,便于高效提取高分辨率SAR图像中的船舶位置[14]。Zhao等考虑到YOLOv7缺乏注意力机制且存在远程依赖性,将CA注意力机制加入骨干网,以提升模型上下文编码能力以及模型准确性;其次,引入了三维非参考注意力机制SimAM,进一步提升对船舶特征的关注度[15]。SimAM注意力机制隐式地同时考虑了空间和通道信息,但缺乏显式的结构指导。而通道优先卷积注意力(Channel Prior Convolutional Attention,CPCA)是CoordAttention的核心组件,通过分解为两个并行的一维特征编码过程,显式捕获跨通道的信息和方向感知与位置敏感的空间信息。Luo等在特征金字塔融合中采用通道先验卷积注意力机制,以增强对SAR图像中地表植物目标关键特征的敏感性,提高一致性学习[16]。Lin等将CPCA注意力机制纳入Neck特征融合网络,增强模型的特征融合能力[17]。上述研究为后续在YOLOv11中引入SimAM和CPCA奠定了基础。

针对目前大多数遥感影像船舶检测方法无法有效平衡检测精度和效率的问题,本文提出一种基于改进YOLOv11的遥感影像船舶检测方法C3K2-SC-YOLOv11。首先,将SimAM和CPCA注意力机制采用并行分支卷积融合形成新的注意力机制SCfusion,并与C3K2模块结合产生新的C3K2-SC模块以替换原始C3K2模块,将SimAM的隐式、无参数、全局上下文建模能力与CPCA的显式、轻量级、位置敏感的坐标信息编码能力相融合,实现优势互补。其次,引入多尺度注意力网络(Hierarchical Spatial Attention Network, HSAN)设计了HSAN_PSA模块以替代C2PSA,通过深度融合分层空间注意力与位置敏感注意力,有效抑制了相干

斑噪声的干扰。然后，针对于 CBAM 换取全局上下文信息方面的局限性，引入空间可分离自注意力机制（Spatially Separable Self-Attention，SSSA）以替换其中的 SMA。在 HRSID 数据集中，通过消融实验证明了所提算法的有效性，在 YOLOv11 的基模上每添加一个模块，评价指标都有不同程度的提升。为了评估模型的泛化性能，在 SSDD 数据集上进行了仿真实验，并与 YOLOv10s，YOLOv11，RT-DETR 和 ACYOLOv11 等主流检测算法进行了比较。实验结果表明，所提出的 C3K2-SC-YOLOv11 模型在精确率（P）、平均精度均值（mAP@50）以及综合平均精度（mAP@50:95）方面均达到最高值。相较于基准模型 YOLOv11，该方法的精确率提高了 5.15%，mAP@50 提升了 6%，mAP@50:95 增长了 9.59%，召回率提升了 5.22%。

1　改进 YOLOv11 基本原理

传统的船舶探测方法在应对高分辨率和复杂场景时，因其刚性和计算效率低而显现出明显不足。这些局限性推动了深度学习技术在舰船检测领域的广泛应用，并使其逐渐成为主流的解决方案[18]。基于深度学习的检测方法可分为两类：一类是两阶段检测方法，该方法先找出图像中可能包含物体的区域（候选区域），再对这些区域进行精细的分类和位置微调，因此该方法表现出较强的特征学习和高精度，但其高计算复杂度限制了实时适用性；另一类是单级船舶检测算法，主要包括 YOLO 系列、SSD 和 RetinaNet。其中，YOLO 系列算法由于其卓越的处理效率和在各种应用中稳定的检测性能，已成为 SAR 图像检测的研究热点[19]。相较于 YOLOv8 和 YOLOv11 在主干、颈部和检测头组件方面取得了显著改进，在计算机视觉对象检测任务中表现出了优异的性能，目前被认为是最先进的 SOTA 模型之一[20]。因此，本文基于 YOLOv11 为基线模型进行进一步研究。

YOLOv11 被设计为一个高效、准确、强大的检测系统，在处理复杂环境、动态场景和小型物体检测任务方面表现出卓越的性能。具体而言，YOLOv11 在主干和颈部结构上用 C3K2 模块取代了原 C2F 模块，同时在 SPPF 后增加了多头注意力 C2PSA 结构，检测头中的 DWConv 也进行了更新。这些改进提升了特征表示，同时减少了模型参数，实现了高精度和快速推断[21]。然而，SAR 图像中的目标通常具有尺寸小、边缘模糊、目标间尺度差异大等特点，导致有效特征稀少，为小目标的精准检测带来了巨大挑战。为此，本文以 YOLOv11 为基线模型，重点针对其特征提取与多尺度自适应能力进行改进，旨在提升模型在复杂 SAR 场景下的检测性能。改进后的网络模型整体结构如图 2 所示。

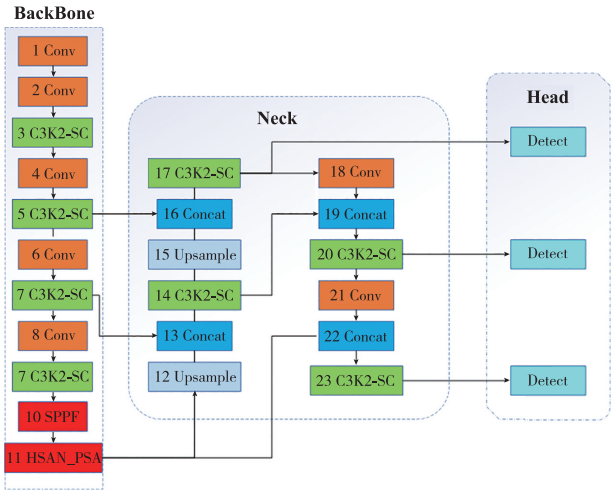


图 2　改进 YOLOv11 网络模型

1.1　C3K2-SC 模块

C3K2 模块是对传统 C3 模块的增强设计，是整个架构的关键组成部分。其核心操作是将输入特征图在通道维度上分为两个分支：一个分支通过常规卷积保留原始信息，另一分支则利用多个 C3K 或 Bottleneck 结构进行深层特征挖掘。最终，两个分支的特征被拼接并通过卷积融合。这种设计在保证模型轻量化的同时，显著提升了其对复杂场景的深层特征提取能力。在复杂的 SAR 检测场景中，C3K2 模块采用单一尺度池化，限制了跨尺度特征交互能力，且将空间与通道信息分离处理，导致小目标特征在深层次网络中易被削弱，从而难以有效捕捉多尺度目标。为解决上述问题，引入 SimAM 注意力机制，其能通过无参数的方式计算每个神经元的重要性，自适应地增强重要特征并抑制不重要特征，即使目标被部分遮挡或尺寸较小，也能通过注意力机制突出其关键特征[22]。SimAM 的能量函数式为：

$$e_i(\omega_i, b_i, y, x_i)=\left(y_i-\hat{t}\right)^2+\frac{1}{M-1}\sum_{i=1}^{M-1}(y_0-\hat{x})^2 \tag{1}$$

式中，ω_i 和 b_i 分别表示权重和偏置，$t\in i$ 和 x_i 属于目标神经元和通道中的其他神经元，M 是该通道中的

神经元数量，i是空间索引。神经元t与其周围神经元之间的差异越大，其重要性越高，表明能量越低[23]。

SimAM是一种空间注意力机制，其特点是不考虑通道间的差异，能够有效增强空间细节。但在SAR检测中，目标特征的轮廓、形状等通道特征同样重要，是确保模型能够学习更多的通道特征以减少误检率的关键。因此，引入CPCA注意力机制，其通过双池化通道注意力捕获全局上下文信息，以增强模型对全局和局部特征的感知。这一机制能够捕获更丰富的上下文信息，有助于小目标的检测。CPCA采用多尺度的深度可分离卷积模块构建空间注意力，以在通道和空间维度上动态分配注意力权重。然而，CPCA内部通过直接相加的方式结合，这一方法缺乏动态调整。

CPCA注意力机制中通道注意力模块通过对每个通道的重要性进行加权，突出重要特征通道，抑制无关通道。将输入特征F经过平均池化和最大池化后，输入共享的多层感知机进行映射，得到通道权重向量：

$$M_c(F)=\sigma\left\{\mathrm{MLP}\left[\mathrm{AvgPool}(F)\right]+\mathrm{MLP}\left[\mathrm{MaxPool}(F)\right]\right\} \tag{2}$$

式中，σ为Sigmoid激活函数。使用Sigmoid激活函数作为门控，旨在强化重要通道的特征响应，同时抑制非显著或冗余的通道信息。在获得$M_c(F)$后，进而采用多尺度深度可分卷积萃取不同感受野下的空间依赖关系，生成空间注意图。最终，通过将通道混合结果与通道先验进行元素级相乘，得到提炼后的输出特征。通道优先卷积注意力机制采用“先通道，后空间”的串行处理结构。该设计通过优先筛选关键特征通道，为后续的空间注意力模块提供更纯净、更具信息量的输入，从而提升空间维度上特征选择的效率与专注度。

针对上述两种注意力机制缺点，将其进行并行卷积融合模型能够学习到更鲁棒的特征表示，从空间和通道两个维度进行特征增强，使模型能够自适应地关注重要特征，从而提高在未见过的数据上的泛化能力。

图3展示了改进后的C3K2-SC模块结构。在原有CPCA注意力机制中，过早进行通道筛选，可能会误删那些需与空间信息结合后方显重要的特征，导致有效信息丢失。而SimAM注意力机制侧重于增强空间细节，但未能充分考虑通道间的差异性。针对上述问题，改进后的C3K2-SC模块采用双注意力并行融合策略，将CPCA的显式通道注意力与SimAM的自适应空间注意力相结合，有效增强特征提取能力，克服单一注意力机制的局限。该设计系统性地缓解了YOLOv11在特征自适应、多尺度处理及背景干扰等方面的关键瓶颈，在性能上实现了整体提升。此外，该模块能够在不改变YOLO整体架构和使用相同参数配置的情况下直接嵌入，具有良好的即插即用特性，为实际应用提供了便利。

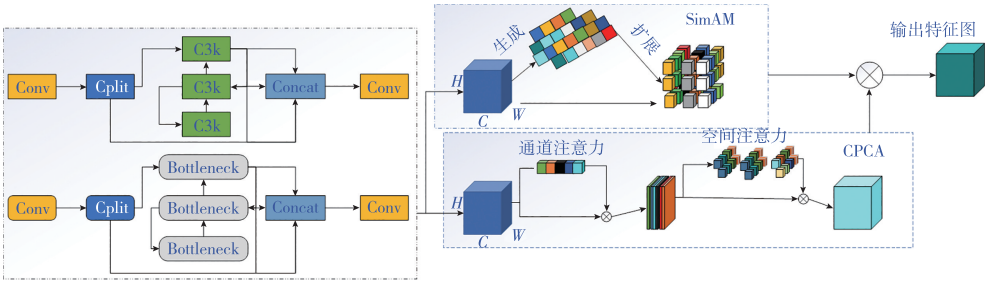


图3 改进C3K2-SC模块

1.2 改进CBAM模块

针对SAR图像中目标特征模糊、易受复杂背景干扰的问题，卷积注意力模块（Convolutional Block Attention Module，CBAM）通过串联的通道与空间注意力机制，能有效筛选关键特征通道并聚焦于目标空间区域，从而显著提升网络在复杂SAR场景下的特征鉴别能力。CBAM模型如图4所示。

CBAM模块通过串联的通道与空间注意力机制增强特征表达能力。其中，通道注意力借助全局平均池化与MLP生成权重，以突出关键通道；空间注意力则基于全局最大池化与MLP生成权重，聚焦于重要空间区域。最终，将两种注意力图相乘，对原始特征进行加权。然而，在SAR图像中，由于存在相干斑噪声和低对比度特性，CBAM的空间

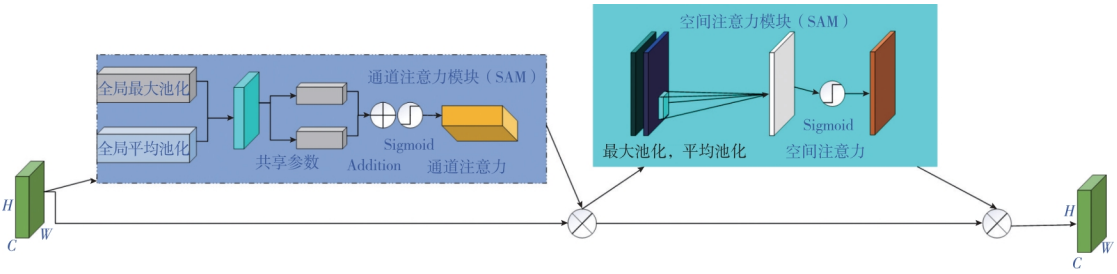


图4　CBAM模型

注意力模块仅依赖简单卷积操作捕捉空间依赖关系，缺乏多尺度感知能力，容易造成小目标特征丢失。为解决这一问题，采用SSSA模块替代原有空间注意力子模块。SSSA通过局部-全局注意力交替机制，在分组计算基础上归纳局部注意力并生成全局注意力特征值，不仅大幅降低了计算复杂度，还实现了局部信息向全局范围的有效传递，从而增强了对小目标特征的保持能力[24]。SSSA结构模型如图5所示。

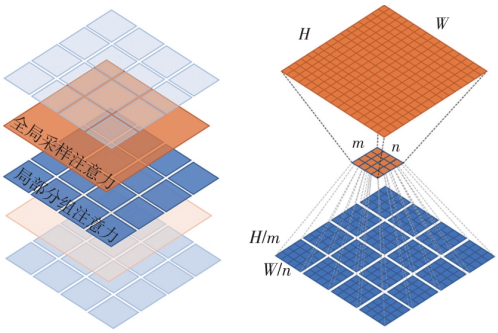


图5　SSSA模型[24]

SSSA模块首先将特征图采用局部分组注意力（Local Group Attention，LGA），对输入的二维特征图进行划分，将其均匀分割为一系列非重叠的规则子窗口。在每个子窗口内部，独立执行多头自注意力计算。为了实现不同子窗口之间的信息交互，引入全局采样注意力（Global Sampling Attention，GSA）捕获长距离、全局上下文信息，然后，对每个子窗口进行卷积，提取代表性特征，再与其他子窗口进行注意力交互[25]。

通过用SSSA替换CBAM中的SAM，系统解决了其在全局上下文建模、注意力粒度、多尺度自适应能力方面的缺陷。SSSA凭借其基于自注意力的动态依赖建模、多头细粒度注意力，以及局部分组与全局采样相结合的多尺度机制，为模型提供了更丰富、更灵活的空间注意力，从而有利于捕获遥感图像中易被忽略的小目标细节。改进后模块如图6所示。

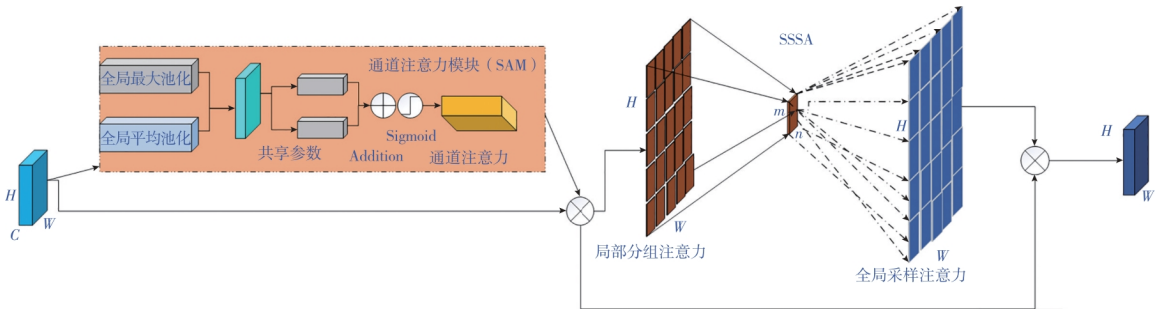


图6　改进后CBSA模块

1.3　HSAN_PSA模块

当SAR检测不同尺寸的舰船目标时，传统方法往往会遗漏小的或遥远的目标。因为C2PSA无法有效组合来自不同尺度的信息，导致目标丢失。引入异尺度注意力网络（Hetero Scale Attention Network，HSAN）与C2PSA进行结合。HSAN采用分组多尺度卷积结构，针对SAR图像中舰船目标在多尺度分布、散射强度差异显著的特点进行设计。该结构不将特征图作为整体处理，而是将其分组，并使用不同感受野的卷积核提取特征，从而能够同步捕捉远处小型舰船的弱散射点特征与近岸大型舰船的强散射结构。在获得多尺度特征后，HSAN进一步通过注意力机制强化关键目标响应，有效抑制海洋杂波与相干斑噪声的干扰[26]。HSAN结构如图7所示。

HSAN默认采用4个分组结构，通过多尺度卷

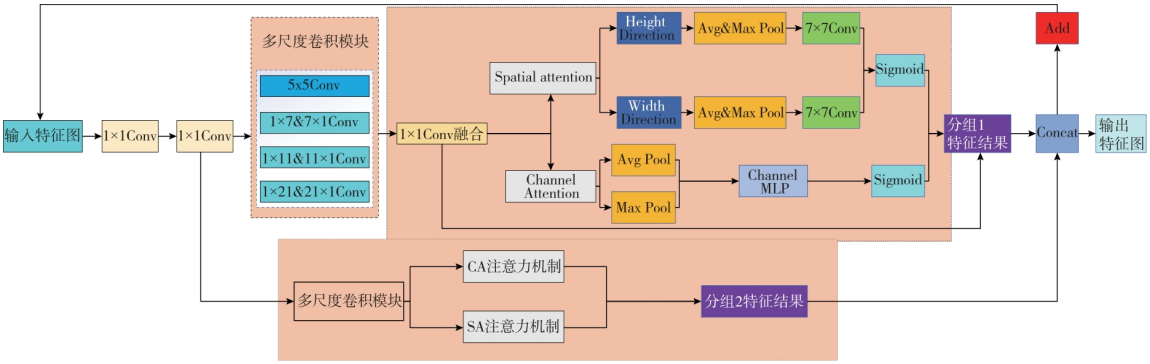


图7 HSAN模块

积模块有效捕获不同感受野下的空间信息。首先，利用深度可分离卷积提取各组内的局部上下文特征。随后，依次采用具有细长卷积核的并行分支进行顺序处理，逐步扩大感受野，从而充分提取多尺度空间信息。最终，通过卷积融合来自所有尺度的特征，生成增强后的组特征。在多尺度卷积处理之后，进一步引入通道注意力机制，以强化关键通道的表示，同时抑制背景噪声干扰。如图7中，各注意力机制进行简单相的加或拼接，缺乏自适应权重调整。因此，HSAN_PSA引入了渐进式尺度聚合机制。该机制通过自适应权重调整，动态融合来自不同分组的特征图，使其在特征金字塔中逐步聚合，形成更具判别力的多尺度表示。具体而言，PSA模块通过一个轻量级的权重学习网络，为每个分组的输出分配一个可学习的权重，从而实现更灵活的特征融合。

图8展示了HSAN_PSA的结构设计。该模块通过1×1卷积将输入特征图划分为两个分支，其中b分支进一步送入混合注意力部分，该部分由多个级联的HSAN_PSA_Block构成。如图9所示，每个HSAN_PSA_Block将输入特征拆分为三条路径，分别用于PSA自注意力计算、基于MSCM的多尺度通道特征提取，以及HSAN坐标注意力以捕获空间特征。三条路径的输出通过可学习权重进行自适应融合，从而实现多维度特征的互补增强。最终，该模块被嵌入至残差结构中，构成一种复合模块。该设计在保留多尺度感知能力的同时，借助跳跃连接缓解深层网络的梯度消失问题，从而提升训练的稳定性与特征复用效率。在SAR图像目标检测中，HSAN_PSA_Block可作为即插即用的基础单元，灵活嵌入至主干网络的不同层级，以支持对多尺度目标的端到端检测。

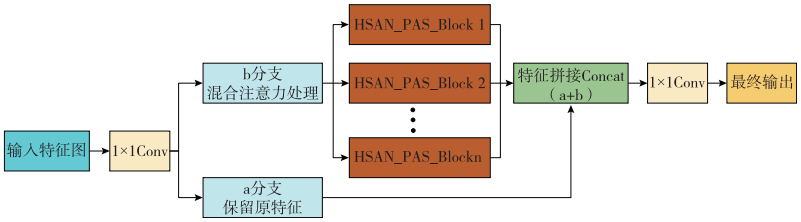


图8 HSAN_PSA模块

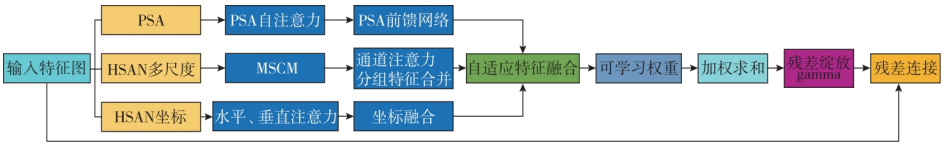


图9 HSAN_PSA_Block模块

HSAN_PSA模块利用分组卷积与多分支结构协同捕获多尺度舰船目标，其内置的通道注意力能有效滤除海洋杂波与相干斑噪声，而PSA机制则通过动态权重调整增强了特征融合的灵活性与效能。该模块可作为通用单元嵌入各类检测网络，以提升模型的泛化性能。

2 实验与讨论

2.1 数据集与实验环境

实验采用高分辨率SAR图像数据集（High

Resolution SAR Images Dataset，HRSID）。该数据集包含5 604张高分辨率SAR图像和16 951个船舶实例，涵盖不同分辨率、极化方式、海况、海域及沿海港口等多种场景。其中图像涵盖多样的海上场景，包括但不限于海上单舰、多舰、邻舰、港口停泊船只、大型船舶以及运河中集群分布的小型船只。数据集中包含了极小尺寸的舰船目标，使其特别适用于评估检测算法在面对复杂场景与极小目标时的鲁棒性与性能。

将5 604张图像分为训练集和验证集，其中训练集有3 642张SAR图像，验证集有1 962张SAR图像。从图10所示的SAR舰船标签信息中可知，训练集中有11 047个被标记为“船”的实例，并且绝大多数点集中在左下角，宽度和高度主要集中在0～0.2的较小尺寸范围，表明数据集中包含大量的小尺寸船只目标。

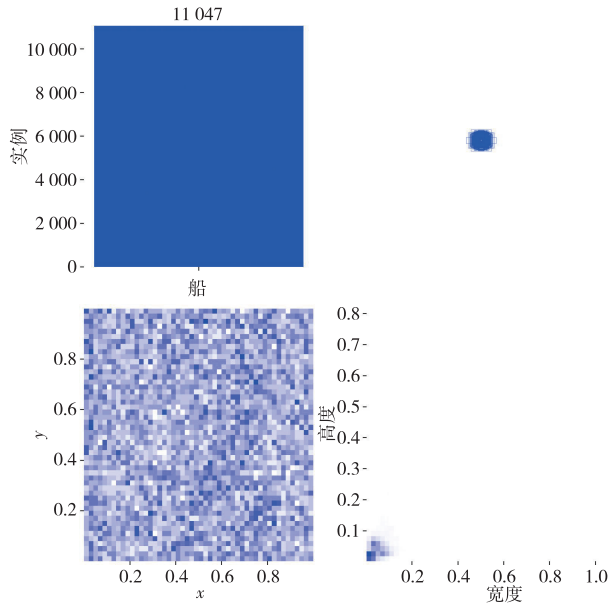


图10　SAR舰船标签信息

实验环境配置：PyThon3.10，PyTorch 2.1.2，CUDA 11.8，RTX 4060。使用SGD优化器，epoch为200，初始学习率为设为0.01，动量设置为0.937，权重衰减为0.000 5，每批次的样本数量为16。在统一实验环境下，本文采用准确率、*mAP*@50、*mAP*@50:95，以及召回率作为评价指标。

2.2　消融实验

为验证改进模块的有效性，对每组添加的模块进行仿真实验，实验环境均为同一环境同一参数下进行，结果如表1所示。

实验结果表明，所有改进模块均对模型性能有正向作用。具体而言，单独引入C3K2-SC模块即可在精确率、召回率及平均精度指标上带来显著提升。进一步叠加HSAN_PSA模块或CBSA注意力机制后，模型在多项指标上继续优化，尤其在精确率和*mAP*@50方面表现突出。最终，融合全部三个模块的完整模型取得了最优的综合性能。相较于原始YOLOv11基准模型，其主要检测指标平均提升约4%，有效验证了C3K2-SC结构、HSAN_PSA模块与CBSA注意力机制在增强模型检测精度与泛化能力方面的有效性与协同作用。

表1　消融实验

模型	*P*	*R*	*mAP*@50	*mAP*@50:95
YOLOv11	0.864 2	0.767 6	0.845 9	0.563 2
C3K2-SC	0.901 3	0.817 6	0.896 7	0.656 5
C3K2-SC+HSAN_PSA	0.919 6	0.811 4	0.903 1	0.662 2
C3K2-SC+CBSA	0.910 4	0.816 5	0.904 6	0.655 6
C3K2-SC+HSAN_PSA+CBSA	0.9157	0.819 8	0.905 9	0.659 1

2.3　对比实验

为验证C3K2-SC-YOLOv11模型检测的性能，分别与YOLOv11[27]，YOLOv10s[28]，ACYOLOv11[29]和RT-DETR[30]检测模型进行对比，实验均在同一环境下进行，结果如表2所示。

表2　对比实验结果

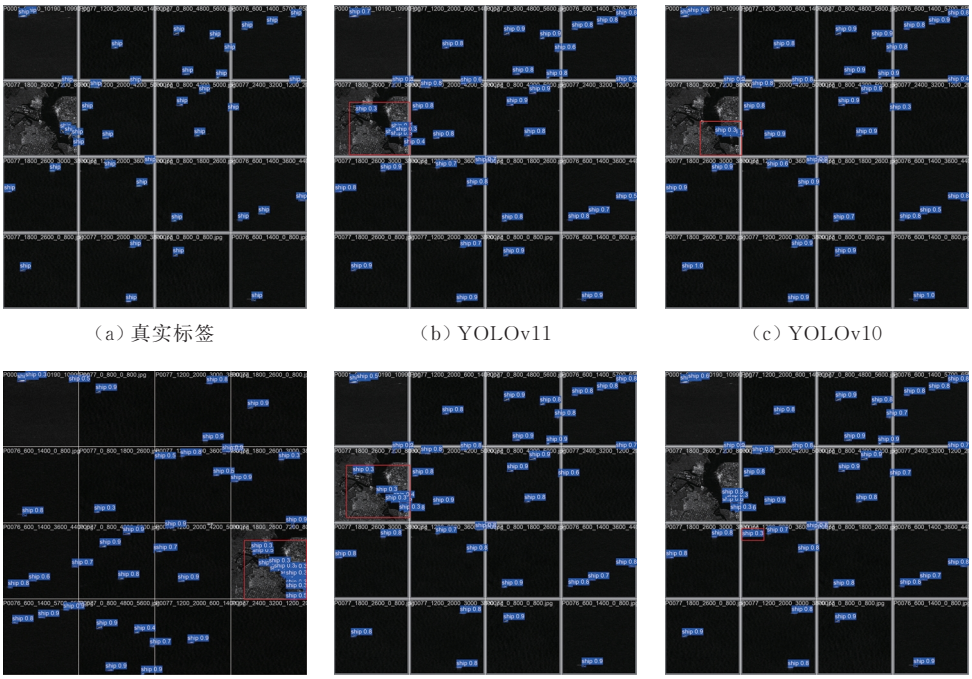
模型	*P*	*R*	*mAP*@50	*mAP*@50:95
YOLOv11	0.864 2	0.767 6	0.845 9	0.563 2
YOLOv10s	0.839 9	0.707 9	0.820 6	0.548 7
ACYOLOv11	0.907 7	0.778 8	0.881 4	0.618 9
RT-DETR	0.836	0.745	0.832	0.564
C3K2-SC-YOLOv11	0.915 7	0.819 8	0.905 9	0.659 1

如表2所示，YOLOv10s与RT-DETR模型的表现相对欠佳，各项指标均低于基准模型YOLOv11。作为基准的YOLOv11模型，其性能已显著优于前者，尤其在精确度上领先约3%。ACYOLOv11展现出较强的竞争力，但其综合精度，特别是*mAP*@50:95指标，仍与本文算法存在一定差距。所提出的C3K2-SC-YOLOv11在四项核心指标上均取得了最优性能，其*mAP*@50与*mAP*@50:95相较于基准YOLOv11分别提升了约6%与9.6%。这一结果充分证明，通过引入C3K2-SC，HSAN_PSA与CBSA等模块，模型在特征提取、复杂背景抑制与多尺度目标融合方面的能力得到了实质性增强，从而在保持高召回率的同时，显著提升了

检测的精确度与综合泛化性能，验证了其结构改进的有效性，具备在实际场景中应用的潜力。

2.4 可视化结果分析

为验证C3K2-SC-YOLOv11模型检测的性能，通过可视化结果对比分析，各模型在舰船目标检测任务中表现出显著差异。检测结果如图11所示。



（a）真实标签 （b）YOLOv11 （c）YOLOv10

（d）RT-DETR （e）ACYOLOv11 （f）C3K2-SC-YOLOv11

图11 各种模型检测结果

如图11所示，基于YOLOv11的检测结果中出现了误检，在红色方框中的标签本只有4个，而检测结果中出现了8个。基于YOLOv10和ACYOLOv11的检测结果只有2个，存在漏检情况。基于RT-DETR误检结果最多，说明基于Transformer的检测器在当前任务中泛化性能不佳，可能受到训练数据分布的影响。虽然，本文提出的C3K2-SC-YOLOv11模型也存在一个误检，但误检置信度仅为0.3，低于有效检测阈值，在实际应用中可通过后处理滤除，且该模型正确检测出了所有真实目标。在检测精度与稳定性方面，C3K2-SC-YOLOv11模型展现出明显优势。其改进的C3K2模块有效增强了特征提取能力，SC注意力机制强化了对关键区域的关注，从而在复杂海洋背景下实现了更准确的舰船定位。与基线模型相比，所提算法在保持较高召回率的同时，显著降低了误检率，证明了所提改进策略的有效性和实用性。

2.5 泛化测试

为验证所提算法的泛化能力，在SSDD数据集中进行测试。SSDD数据集包含1 160张图片和2 456个舰船目标，平均每张图片有2.12个舰船。这些图片主要由RadarSat-2，TerraSAR-X和Sentinel-1传感器获取，涵盖HH，HV，VV和VH四种极化方式，分辨率在1～15 m之间。数据集中的图片覆盖了大片海域和近岸地区，展示了舰船目标在不同背景下的多样性。使用上述检测算法进行对比，结果如表3所示。

表3 模型泛化能力对比结果

模型	*P*	*R*	*mAP*@50	*mAP*@50:95
YOLOv11	0.647 3	0.625 2	0.593 4	0.223 6
YOLOv10s	0.711 6	0.593 5	0.661 3	0.271
ACYOLOv11	0.789	0.594	0.678	0.281
RT-DETR	0.636	0.551	0.59	0.229
C3K2-SC-YOLOv11	0.808 9	0.622	0.696	0.291 6

由表3可知，在跨数据集的SAR图像舰船检测任务中，YOLOv10的指标高于YOLOv11和RT-DETR，说明YOLOv10的泛化能力比两者强。YOLOv10s虽然在精确率上优于YOLOv11，但召回率较低；RTDETR整体性能表现欠佳；ACYOLOv11展现出优秀的泛化性能，其精确率和*mAP*@50仅次于本文方法，但召回率仍然是其短板。本文提出的

C3K2-SC-YOLOv11方法展现出优异的泛化性能，在所有四个指标上均显著优于其他对比方法，特别是在精确率和*mAP*@50方面，C3K2-SC-YOLOv11较基准模型YOLOv11分别提升约16%与10%，说明其在复杂海面背景与多源SAR成像条件下仍能保持较高的检测精度与鲁棒性。综合来看，C3K2-SC-YOLOv11在保持较好召回率的同时，显著提升了检测精确率与平均精度。

3　结论

本文提出一种基于C3K2-SC-YOLOv11的SAR图像舰船检测模型。该模型结合多尺度注意力机制改进C3K2模块和CBAM模块以及引入HSAN与PSA有效融合，替换YOLOv11的C3K2模块和C2PSA模块，并加入新注意力机制，提升了目标特征的表达与检测性能。实验结果表明，通过多源数据实验和相较于其他主流检测算法，所提方法在复杂海面背景和多样成像条件下表现出更强的鲁棒性和适应性，验证了其结构改进对提升模型泛化能力的有效性，为实际应用中的SAR舰船检测提供了可靠的解决方案。但模型的计算复杂度高，后续需设计轻量化模型以减少计算量，便于集成于系统设备中。

参考文献：

[1] 潘　慧，段先华，罗斌强. 多尺度特征DCA融合的海上船舶检测算法研究[J]. 计算机工程与应用，2022，58(4)：177-185.
Pan Hui，Duan Xianhua，Luo Binqiang. Research on marine ship detection based on multi-scale feature fusion and DCA[J]. Computer Engineering and Applications，2022，58(4)：177-185.

[2] 刘苗苗，蒋宇帆，邢钉凡. 自适应核协同表示在SAR目标识别中的应用[J]. 半导体光电，2021，42(6)：891-896.
Liu Miaomiao，Jiang Yufan，Xing Dingfan. Application of kernel function transformation collaborative representation in SAR target recognition[J]. Semiconductor Optoelectronics，2021，42(6)：891-896.

[3] 高　丹，吴晓芳，温志津. 生成式对抗网络在SAR图像处理中的应用综述[J]. 兵器装备工程学报，2024，45(4)：10-21.
Gao Dan，Wu Xiaofang，Wen Zhijin. Overview of the application of generative adversarial networks in SAR image processing[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering，2024，45(4)：10-21.

[4] 王筱怡，刘　霖，肖嘉荣，等. 面向近岸复杂场景的SAR图像舰船检测[J]. 电光与控制，2025，32(5)：79-85.
Wang Xiaoyi，Liu Lin，Xiao Jiarong，et al. SAR image ship detection in complex inshore scenarios[J]. Electronics Optics & Control，2025，32(5)：79-85.

[5] 樊怡颖，吴　维. 基于时序图像的双分支SAR图像船舶检测方法[J]. 计算机工程，2025，51(12)：31-42.
Fan Yiying，Guo Wei. Dual-branch SAR image ship detection method based on time-series images[J]. Computer Engineering，2025，51(12)：31-42.

[6] 许峻滔，王卓薇，赵艮平. 基于SAR图像的小目标检测算法[J]. 计算机工程与设计，2025，46(2)：570-577.
Xu Juntao，Wang Zhuowei，Zhao Genping. Small target detection algorithm based on SAR images[J]. Computer Engineering and Design，2025，46(2)：570-577.

[7] Tang H，Gao S，Li S，et al. A lightweight SAR image ship detection method based on improved convolution and YOLOv7[J]. Remote Sensing，2024，16(3)：486.

[8] Chen Z，Liu C，Filaretov V F，et al. Multi-scale ship detection algorithm based on YOLOv7 for complex scene SAR images[J]. Remote Sensing，2023，15(8)：2071.

[9] Yang S，Cao Z，Liu N，et al. Maritime electro-optical image object matching based on improved YOLOv9[J]. Electronics，2024，13(14)：2774.

[10] Bakirci M，Bayraktar I. The cutting-edge YOLO11 for advanced aircraft detection in synthetic aperture radar (SAR) imagery[C]//2024 8th International Symposium on Innovative Approaches in Smart Technologies (ISAS)，2025：1-6.

[11] Ruan J，Huang R，Wang X，et al. YOLOv11 for SAR ship detection：advancements，performance，and applications in sea or inland waterway transportation[J]. Proc. of SPIE，2025，13560：1356021.

[12] Wang Z，Xin Z，Liao G，et al. Land-sea target detection and recognition in SAR image based on non-local channel attention network[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，2022，60：5237316.

[13] Huang J，Wang K，Hou Y，et al. LW-YOLO11：a lightweight arbitrary-oriented ship detection method based on improved YOLO11[J]. Sensors，2025，25(1)：65.

[14] Ning T，Pan S，Zhou J. YOLOv7-SIMAM：an effective method for SAR ship detection[C]//2024 4th International Conference on Neural Networks，Information and Communication Engineering (NNICE)，2024：754-758.

[15] Zhao K，Lu R，Wang S，et al. Rotating target detection for nearshore SAR ships based on improved YOLOv7[J]. Proc. of SPIE，2023，12960：1296002.

[16] Luo J，Fan J，Huang S，et al. Semi-supervised learning techniques for detection of dead pine trees with UAV imagery for pine wilt disease control[J]. International Journal of Remote Sensing，2025，46(2)：575-605.

[17] Lin D，Qu L，Yue W，et al. An improved YOLOv8-based vehicle detection model for rainy weather conditions[C]//2024 9th International Conference on Computer and

Communication Systems (ICCCS), 2024: 50-55.

[18] Er M J, Zhang Y, Chen J, et al. Ship detection with deep learning: a survey[J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56(10): 11825-11865.

[19] Shen Y F, Gao Q. DS-YOLO: a SAR ship detection model for dense small targets[J]. Radioengineering, 2025, 34(3): 407-421.

[20] Varghese R, M S. YOLOv8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C]// 2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS)., 2024: 1-6.

[21] Wang G, Zhang R, He J, et al. S2M-net: a novel lightweight network for accurate small ship recognition in SAR images[J]. Remote Sensing, 2025, 17(19): 3347.

[22] Xu Y, Du W, Deng L, et al. Ship target detection in SAR images based on SimAM attention YOLOv8 [J]. IET Communications, 2024, 18(19): 1428-1436.

[23] Zhang Y, Sun Z. An advanced YOLOv5s approach for vehicle detection integrating swin transformer and SimAM in dense traffic surveillance[J]. Journal of Industrial Intelligence, 2024, 2(1): 31-41.

[24] Chu X, Tian Z, Wang Y, et al. Twins: revisiting the design of spatial attention in vision transformers [C]//Neural Information Processing Systems, 2021: 1-12.

[25] 田 青, 张 瑶, 张 正, 等. 空间可分离注意力的跨尺度编码Transformer遥感图像道路提取方法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(23): 219-228.

Tian Qing, Zhang Yao, Zhang Zheng, et al. Spatially separable attention transformer with cross-scale encoding for remote sensing image road extraction[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(23): 219-228.

[26] Chen Y, Sun H, Tian L, et al. Detecting infrared UAVs on edge devices through lightweight instance segmentation[J]. PLoS One, 2025, 20(8): e0330074.

[27] He L H, Zhou Y Z, Liu L, et al. Research on object detection and recognition in remote sensing images based on YOLOv11[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 14032.

[28] Zhou Z, Zheng Q, Yang Q, et al. Real-time high-precision detection technology for aircraft target in SAR image based on YOLOv9 and YOLOv10[C]//Wireless and Satellite Systems, 2025: 64-73.

[29] He R, Han D, Shen X, et al. AC-YOLO: a lightweight ship detection model for SAR images based on YOLO11 [J]. PLoS One, 2025, 20(7): e0327362.

[30] Zhao Y, Lv W, Xu S, et al. DETRs beat YOLOs on real-time object detection[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2024: 16965-16974.

作者简介：

赖小龙(1987—),男,硕士研究生,副教授,研究方向为图像处理;

刘 彪(1998—),男,硕士研究生,讲师,研究方向为水下图像处理。