

doi: 10.7690/bgzd.2026.03.013

基于深度学习的 SAR 图像目标检测综述

邱琳琳¹, 朱卫纲², 李永刚¹, 邱磊², 李炫潮¹

(1. 航天工程大学研究生院, 北京 101416; 2. 航天工程大学电子与光学工程系, 北京 101416)

摘要: 针对大场景多类别合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 图像目标检测存在的问题, 对基于深度学习的 SAR 图像目标检测进行分析。从多尺度、复杂背景和大场景 3 方面综述现有 SAR 图像目标检测的现状; 总结当前 SAR 图像目标检测存在的问题, 并对下一步工作进行展望。结果表明, 该研究可为相关工作提供参考。

关键词: 合成孔径雷达; 目标检测; 深度学习; 多类目标; 复杂背景; 大场景

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Survey of SAR Image Target Detection Based on Deep Learning

Qiu Linlin¹, Zhu Weigang², Li Yonggang¹, Qiu Lei², Li Xuanchao¹

(1. Graduate School, Space Engineering University, Beijing 101416, China;

2. Department of Electronics and Optical Engineering, Space Engineering University, Beijing 101416, China)

Abstract: Aiming at the problems of target detection in large scene and multi-class synthetic aperture radar (SAR) images, the target detection in SAR images based on deep learning is analyzed. This paper reviews the current status of target detection in SAR images from three aspects of multi-scale, complex background and large scene, summarizes the existing problems of target detection in SAR images, and looks forward to the future work. The results show that the study can provide a reference for related work.

Keywords: synthetic aperture radar; target detection; deep learning; multi-class target; complex background; large scene

0 引言

合成孔径雷达 (SAR) 是一种主动式微波成像传感器, 可以穿透云层、雨、雪和烟雾, 不受光照和天气条件的限制, 并具有一定的地表穿透能力, 可全天时、全天候广域搜索发现目标, 在军事领域和民用领域都得到广泛应用^[1], 具有重要的理论价值和应用前景。SAR 图像解译是一种通过研究 SAR 图像中地物目标的特性与相互作用, 进而从图像中获取关键信息的技术^[2]。近年来, 随着各国合成孔径雷达技术的发展, 越来越多的 SAR 卫星发射升空, 获取的高分辨 SAR 图像数据量急剧增长, 对 SAR 图像智能解译、目标检测与识别技术发展的需求也更为迫切, 逐渐受到越来越广泛的关注^[3]。

近年来, 基于深度学习的目标检测算法在 SAR 图像目标检测方面展现出其优越性。文献[4]提出一种用于密集连接的多尺度网络, 用于检测远海和近岸场景的 SAR 舰船目标。文献[5]提出大场景机场目标粗检测和小场景机场目标精确分割算法, 并基于提取到的机场区域, 开展飞机目标检测算法研究。文献[6]提出基于显著性驱动的 SAR 图像油罐目标检测算法。以上 SAR 图像目标检测算法研究仅针对

单一任务场景下的单一类别目标进行, 而星载 SAR 的观测幅宽通常在 10 km 以上^[7], 包含海面、港口、机场、储油库等多种场景, 舰船、飞机、油罐等重要目标同时存在于同一景图像中, 对这些类别目标的检测都具有重要意义。

实际应用中, 为提高检测精度和效率, 适应任务需求, 希望在整景 SAR 图像中同时检测出舰船、飞机、油罐等目标。结合当前研究, 针对 SAR 图像目标检测存在的问题, 笔者基于目前研究最为广泛的 SAR 图像舰船目标、飞机目标、油罐目标检测任务, 分别从 SAR 图像目标检测数据集、多尺度目标检测、复杂背景和大场景等方面对 SAR 图像大场景多类别目标检测算法进行综述。

1 SAR 图像目标检测

近年来, 随各国星载 SAR 技术的发展, 获取的高分辨 SAR 图像数据量急剧增长。其中, SAR 图像目标检测存在的问题如表 1 所示。经国内外多个研究团队构建并发布了一系列 SAR 图像目标检测数据集, 当前公开发布的数据集以舰船、飞机、油罐、桥梁为主要研究对象, 如表 2 所示。

收稿日期: 2024-11-16; 修回日期: 2024-12-19

基金项目: 复杂电子系统仿真重点实验室基础研究项目 (DXZT-JC-ZZ-2020-005)

第一作者: 邱琳琳 (1995—), 女, 河南人, 硕士。

表 1 SAR 目标检测存在的问题

问题来源	问题	问题描述
SAR 图像目标	目标结构不连续	SAR 图像中目标结构呈现离散状态, 缺乏轮廓等连续结构信息, SAR 目标检测依赖于图像的纹理信息和后向散射点
	类内差异大	SAR 图像中飞机等目标的外观受目标的姿态、尺度、SAR 成像参数等因素的影响, 导致类内差异较大。因此, SAR 图像目标的检测依赖于对目标后向散射信息的精确表示
	多尺度目标检测	SAR 图像中存在不同尺度的舰船目标, 尤其是小目标, 易造成漏检。不同类别目标如舰船、飞机、油罐等, 其尺度差异较大, 需开展跨尺度目标检测研究
SAR 图像背景	SAR 图像背景复杂	受舰船、飞机目标周围的陆地、岛屿、海杂波、机场航站楼、廊桥等多种干扰易产生虚警, 导致检测精度较低
大场景	神经网络输入限制	大场景 SAR 图像尺寸较大难以直接输入神经网络, 直接调整尺寸会导致丢失图像信息
	含大量无信息背景杂波	SAR 图像通常覆盖范围很大, 而舰船、飞机等目标尺寸较小且仅分布在特定区域。因此, 在对飞机、舰船目标进行检测时, SAR 图像中占比较大的复杂背景杂波, 如建筑物的散射群等, 可能导致出现虚警
数据集	泛化能力弱	大多数检测算法对不同的数据集表现出较弱的鲁棒性, 即在特定数据集上检测准确率较高, 而在其他数据集上的性能较差
	小样本与数据不均衡	SAR 图像成本高昂, 且人工标注难度大, 公开的 SAR 图像目标检测数据集有限, 且不同类别目标存在数据不均衡的问题

表 2 已公开 SAR 图像数据集信息统计

数据集	数据源	分辨率/m	图像尺寸	目标类别	图像切片数	目标数	特点
SAR-Ship-Dataset ^[8]	高分三号、Sentinel-1	3~25	256×256	舰船	43 819	59 535	具有不同尺度和背景信息, 包含大量小尺寸舰船
HRSID ^[9]	Sentinel-1B、TerraSAR-X、TanDEM-X	0.5~3	800×800	舰船	5 604	16 951	具有不同尺度舰船, 可用于舰船检测和实例分割
SSDD ^[10]	RadarSat-2、TerraSAR-X、Sentinel-1	1~15	500×500	舰船	1 160	2 456	远海场景为主, 近岸目标较少, 包含多尺度和密集分布舰船
AIR-SARShip-1.0 ^[11]	高分三号	1、3	3 000×3 000 4 140×4 140	舰船	31	461	大场景、高分辨, 含近岸及远海场景
AIR-SARShip-2.0	高分三号	1、3	10 00×1 000	舰船	300	2 040	多种场景, 十余类舰船
LS-SSDD-v1.0 ^[12]	Sentinel-1	5×20	800×800	舰船	9 000	6 015	大场景, 小型舰船为主, 具有丰富的纯背景信息
RSDD-SAR ^[13]	高分三号、TerraSAR-X	2~20	512×512	舰船	7 000	10 263	用于舰船斜框检测
SRSDD-v1.0 ^[14]	高分三号	1	1 024×1 024	舰船	666	2 884	斜框检测, 近岸场景为主, 6 类舰船
DSSDD ^[15]	Sentinel-1	2.3×14.0	256×256	舰船	1 236	3 540	双极化 SAR 舰船检测数据集
SADD ^[16]	TerraSAR-X	0.5~3	224×224	飞机	2 966	7 835	具有复杂背景和干扰目标, 多尺度飞机检测数据集
MSAR-1.0 ^[17]	高分三号、海丝一号	3~100	256×256	桥梁	28 449	1 851	面向大小场景及多类别目标的检测数据集
			2 048×2 048	舰船		39 858	
				油罐		12 319	
				飞机		6 368	
SAR-AIRCRAFT-1.0 ^[18]	高分三号	1	800~1 500	飞机	4 368	16 463	包含 7 中细粒度飞机类型, 可用于飞机目标检测识别

根据表 2 可知: 当前公开 SAR 图像目标检测数据集以单类目标为主, 主要对舰船目标和飞机目标检测进行研究。只有 MSAR-1.0 数据集包含不同场景及不同类别的目标。MSAR-1.0 是基于高分三号和海丝一号卫星数据构建的面向不同场景及多类别目标的数据集, 原始 SAR 图像包含多种成像模式, 有海丝一号卫星条带模式 (SM), 高分三号卫星条带成像模式 (UFS、FSI、FSII、QPSI) 和扫描成像模式 (NSC、WSC) 等, 对应成像分辨率为 3~100 m^[7]。MSAR-1.0 包含机场、港口、近岸、岛屿、远海、城区等多种场景, 标注的目标包含桥梁、舰

船、油罐和飞机 4 类^[17], 不同类别目标之间尺度、数量差异较大, 具有多尺度、背景信息复杂和数据不均衡的特点。

2 多尺度 SAR 目标检测算法

SAR 图像中存在不同尺度的舰船目标, 如 SAR-Ship-Dataset 和 HRSID 数据集以中小型舰船目标为主; 不同类别目标如舰船、飞机、油罐等, 其尺度比例相差巨大; 小尺度目标检测困难, 漏检率高。针对多尺度 SAR 目标检测问题, 文献[19]在 YOLO 主干网络中插入双向特征融合模块, 有效融合了不同分辨率的特征, 增强了不同尺度特征图的

信息关联。文献[20]利用不同大小的卷积核进行池化操作,并结合注意力机制增强了多尺度特征的表达。

特征金字塔网络(feature pyramid network, FPN)在 SAR 图像多尺度目标检测任务中得到广泛应用。文献[21]提出一种基于改进锚点框的特征金字塔网络模型。文献[16]将浅层位置信息与深层语义信息相结合,增加特征增强金字塔结构,通过弱化背景纹理,突出目标实现特征增强。文献[22]利用特征细化模块从下采样特征图中提取多尺度上下文信息,并在特征金字塔融合模块进行语义增强,有效提高了小尺度舰船的检测能力。文献[23]提出了一种金字塔注意力扩展网络,其核心结构扩展注意力模块,可以增强飞机目标离散后向散射特征之间的关系,并突出飞机目标的显著特征。文献[24]将卷积块注意力模块密集连接到金字塔网络从上到下的每个级联特征图,增强不同通道中的多尺度信息关联,充分利用不同层次的特征以获得更多的空间和语义信息,有效提高了不同尺度舰船目标的检测精度。文献[25]利用特征转移金字塔网络提取到不同尺度的特征图;采用空洞卷积群增大感受野,提取大尺度目标特征。该方法能够同时检测出 SAR 图像中的机场和舰船目标,实现了跨尺度检测。

3 复杂背景下 SAR 图像检测算法

近年来,国内外学者对 SAR 图像舰船目标、飞机目标检测开展了大量研究,针对复杂背景下 SAR 图像目标检测问题,当前主要从减少复杂背景干扰、增强目标特征表达能力方面进行算法设计。

文献[26]提出基于视觉注意力模型的 SAR 图像舰船目标检测算法;首先,结合视觉注意力机制进行海陆分割,减少散斑噪声及海杂波的影响;而后,通过测量水域的视觉显著性提取感兴趣区域;最后,使用 K -means 聚类算法检测舰船目标,提高了复杂场景下舰船目标检测精度。文献[27]提出了一种基于多尺度特征融合和标定的单阶段舰船检测算法,构建多级特征增强模块,融合并细化浅层纹理特征和深层语义特征,并利用空间注意力机制对多尺度融合特征进行校正,抑制背景干扰的同时突出舰船信息。文献[28]提出基于梯度协调机制和注意力机制的 SAR 目标检测算法。在网络中嵌入多尺度特征注意力模块,突出目标信息,抑制杂波干扰,提高了复杂场景下的 SAR 图像目标检测性能。文献[20]引入协同注意力机制增强复杂背景下舰船目标信息

的语义表征,并设计感受野增强模块提取多尺度上下文信息,得到增强的特征金字塔。文献[17]提出了一种基于上下文联合表示学习算法,该算法以 Swin Transformer 为基本架构,结合多维混合卷积和自注意力机制,提高多尺度 SAR 目标的上下文显著特征描述,提高了 SAR 舰船检测的精度。文献[29]融合目标的散射特性,设计散射提取模块将 SAR 成像机理与检测网络相结合,提高了网络的性能。考虑 SAR 图像中飞机目标散射点呈离散分布,文献[30]提出一种基于语义条件约束的 SAR 图像飞机检测特征感知网络,能够提取细粒度、非线性特征,增强飞机结构特征信息,突出目标特性,抑制散斑噪声干扰。

4 大场景 SAR 图像目标检测算法

大场景 SAR 图像的幅宽较大,包含复杂的地面目标内容^[31],一景 SAR 图像中可能包含海面、港口、机场、储油库等多种场景。由于大场景 SAR 图像的尺寸通常大于一百万像素^[32],远大于神经网络输入图像的尺寸,直接调整图像尺寸会导致丢失大量信息导致目标失真,通常对大场景图像进行切片处理。文献[31]提出基于滑窗的大场景 SAR 图像切片方法,然而大场景 SAR 图像中存在大量无信息的背景杂波,将原始图像切片后直接送入神经网络计算会增加计算负担,且可能产生虚警^[32]。

在大场景 SAR 图像目标检测中,结合目标分布特征,从整景图像中分割出目标可能存在的区域对降低检测虚警率、提升检测速度具有重要意义。如地面飞机目标只分布在机场区域,舰船目标不会出现在陆地。文献[33]首先进行海陆快速分割,减少陆地区域对舰船目标的干扰,提高了检测准确率。文献[34]提出一种由海陆分割、分块区域筛选和目标检测组成的级联网络的 SAR 舰船目标检测算法。文献[35]通过目标预筛选全卷积网络得到包含舰船位置的热力图,从而得到疑似有舰船目标的候选区域,在 SAR 和光学遥感图像上都可实现快速、精确检测。文献[36]利用舰船强散射点的特征和分布信息实现大场景舰船目标检测。文献[37]利用显著性预检测方法实现大场景 SAR 图像中多尺度飞机目标的快速粗定位,然后利用卷积神经网络对候选切片进行精确检测和鉴别。文献[38]提出了一种注意力特征细化与对齐网络,使用注意力特征融合模块融合飞机的低层纹理特征和高层语义特征,可变形横向连接操作对齐飞机离散后向散射点与卷积采样

点;并利用锚点引导检测模块精确预测飞机的位置。文献[39]结合油罐目标的分布规律:沿海油库区域存在多个有输油管线分布的 T 型港口,提出了一种基于 T 型港口识别的沿海油罐检测方法,有效降低了检测的虚警率。文献[40]提出一种基于地理空间上下文注意力机制的机场目标快速检测算法。该算法融合了 SAR 图像解译的地理空间领域知识、上下文信息和注意力机制,能够快速、自动地从 SAR 图像中高精度地检测出机场,大大提高了飞机的检测精度。文献[41]提出了一种深度学习网络,通过提取机场跑道区域实现高精度的机场提取。

5 结束语

结合研究现状, SAR 图像大场景多类别目标检测仍存在问题,需要进一步研究。

1) SAR 图像多类别目标检测数据集构建。当前发布的 SAR 图像目标检测数据集以单类别目标数据集为主,而星载 SAR 的观测幅宽通常在 10 km 以上,包含海面、港口、机场、储油库等多种场景,舰船、飞机、油罐等重要目标同时存在于一景图像中,对这些类别目标的检测都具有重要意义。实际应用中,为提高检测效率,适应任务需求,希望同时检测出舰船、飞机、油罐等目标,因此构建包含多类别目标的 SAR 图像目标检测数据集具有重要的研究意义。

2) 复杂背景下独立于杂波统计模型的目标检测算法研究。SAR 图像背景复杂,不同场景中的杂波统计特性复杂多变,当测试样本的杂波统计特性与训练样本差异较大时,在已有数据上训练得到的模型会存在泛化特性差、检测精度低的问题。在今后的研究中,将开展独立于杂波统计模型的目标检测算法研究,提高实际应用场景中 SAR 图像目标检测的泛化性能。

3) 大场景 SAR 图像语义分割算法研究。大场景 SAR 图像难以直接输入到神经网络。舰船、飞机、油罐等目标在大场景 SAR 图像中占比较小,直接切片会导致产生大量纯背景切片,增加计算负担。根据目标分布特点,通过语义分割进行机场、海面、储油库提取,提高目标检测速度,是今后开展大场景 SAR 图像目标检测的研究方向。

4) 小样本与数据不均衡目标检测算法研究。深度学习算法需要大量数据样本进行训练,受限于 SAR 图像标注困难,针对小样本的目标检测问题仍具有重要意义。考虑目标的实际分布情况,多类别

目标检测数据集不可避免出现数据不均衡问题,多类别目标检测数据集 MSAR-1.0 中桥梁和舰船目标数量约为 1:21。在今后的研究中,将开展 SAR 图像数据不均衡条件下的目标检测问题研究。

参考文献:

- [1] 徐丰,王海鹏,金亚秋.深度学习在 SAR 目标识别与地物分类中的应用[J].雷达学报,2017,6(2):136-148.
- [2] 韩子硕,王春平.合成孔径雷达目标检测算法研究进展[J].飞航导弹,2020(7):33-39.
- [3] 徐丰,王海鹏,金亚秋.合成孔径雷达图像智能解译[M].北京:科学出版社,2020.
- [4] JIAO J, ZHANG Y, SUN H, et al. A Densely Connected End-to-End Neural Network for Multiscale and Multiscene SAR Ship Detection[J]. IEEE Access, 2018, 6: 20881-20892.
- [5] 郭倩,王海鹏,徐丰.星载合成孔径雷达图像的飞机目标检测[J].上海航天,2018,35(6):57-64.
- [6] ZHANG L, LIU C. A Novel Saliency-Driven Oil Tank Detection Method for Synthetic Aperture Radar Images[C]. ICASSP 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Spain: Barcelona, 2020: 2608-2612.
- [7] 张庆君.高分三号卫星总体设计与关键技术[J].测绘学报,2017,46(3):269-277.
- [8] WANG Y, WANG C, ZHANG H, et al. A SAR Dataset of Ship Detection for Deep Learning under Complex Backgrounds[J]. Remote Sensing, 2019, 11(7): 765.
- [9] WEI S, ZENG X, QU Q, et al. HRSID: A High-Resolution SAR Images Dataset for Ship Detection and Instance Segmentation[J]. IEEE Access, 2020, 8: 120234-120254.
- [10] ZHANG T, ZHANG X, LI J, et al. SAR Ship Detection Dataset (SSDD): Official Release and Comprehensive Data Analysis[J]. Remote Sensing, 2021, 13(18): 3690.
- [11] 孙显,王智睿,孙元睿,等. AIR-SARShip-1.0: 高分辨率 SAR 舰船检测数据集[J].雷达学报,2019,8(6):852-862.
- [12] ZHANG T, ZHANG X, KE X, et al. LS-SSDD-v1.0: A Deep Learning Dataset Dedicated to Small Ship Detection from Large-Scale Sentinel-1 SAR Images[J]. Remote Sensing, 2020, 12(18): 2997.
- [13] 徐从安,苏航,李健伟,等. RSDD-SAR: SAR 舰船斜框检测数据集[J].雷达学报,2022,11(4):581-599.
- [14] LEI S, LU D, QIU X, et al. SRSDD-v1.0: A High-Resolution SAR Rotation Ship Detection Dataset[J]. Remote Sensing, 2021, 13(24): 5104.
- [15] HU Y, LI Y, PAN Z. A Dual-Polarimetric SAR Ship Detection Dataset and a Memory-Augmented Autoencoder-Based Detection Method[J]. Sensors, 2021, 21(24): 8478.
- [16] 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]. *Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, 15: 3365-3375.
- [17] XIA R, CHEN J, HUANG Z, et al. CRTransSar: A Visual Transformer Based on Contextual Joint Representation Learning for SAR Ship Detection[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(6): 1488.
- [18] 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/OL]. *雷达学报*, 2023, 12(4): 906-922.
- [19] SUN Z, LENG X, LEI Y, et al. BiFA-YOLO: A Novel YOLO-Based Method for Arbitrary-Oriented Ship Detection in High-Resolution SAR Images[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(21): 4209.
- [20] 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]. *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1-12.
- [21] 周慧, 刘振宇, 陈澎. 利用改进特征金字塔模型的 SAR 图像多目标船舶检测[J]. *电讯技术*, 2020, 60(8): 896-901.
- [22] GUO H, YANG X, WANG N, et al. A CenterNet++ model for ship detection in SAR images[J]. *Pattern Recognit*, 2021, 112(4): 107787.
- [23] ZHAO Y, ZHAO L, LI C, et al. Pyramid Attention Dilated Network for Aircraft Detection in SAR Images[J]. *Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 18(4): 662-666.
- [24] CUI Z, LI Q, CAO Z, et al. Dense Attention Pyramid Networks for Multi-Scale Ship Detection in SAR Images[J]. *Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(11): 8983-8997.
- [25] 周正, 崔宗勇, 曹宗杰, 等. 基于特征转移金字塔网络的 SAR 图像跨尺度目标检测[J]. *雷达学报*, 2021, 10(4): 544-558.
- [26] HOU B, YANG W, WANG S, et al. SAR image ship detection based on visual attention model[C]. 2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium-IGARSS. Australia: Melbourne, VIC, 2013: 2003-2006.
- [27] ZHAO S, LIU Q, YU W, et al. A Single-Stage Arbitrary-Oriented Detector Based on Multiscale Feature Fusion and Calibration for SAR Ship Detection[J]. *Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, 15: 8179-8198.
- [28] DU Y, DU L, LI L. An SAR Target Detector Based on Gradient Harmonized Mechanism and Attention Mechanism[J]. *Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 1-5.
- [29] SUN X, LV Y, WANG Z, et al. SCAN: Scattering Characteristics Analysis Network for Few-Shot Aircraft Classification in High-Resolution SAR Images[J]. *Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1-17.
- [30] WANG Z, XU N, GUO J, et al. SCFNet: Semantic Condition Constraint Guided Feature Aware Network for Aircraft Detection in SAR Images[J]. *Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1-20.
- [31] 唐翠. 基于深度网络的大场景 SAR 图像目标检测研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- [32] CUI Z, WANG X, LIU N, et al. Ship Detection in Large-Scale SAR Images Via Spatial Shuffle-Group Enhance Attention[J]. *Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(1): 379-391.
- [33] 王晓雅. 大场景 SAR 图像舰船目标检测方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.
- [34] 孙忠镇, 戴牧宸, 雷禹, 等. 基于级联网络的复杂大场景 SAR 图像舰船目标快速检测[J]. *信号处理*, 2021, 37(6): 941-951.
- [35] 陈慧元, 刘泽宇, 郭炜炜, 等. 基于级联卷积神经网络的大场景遥感图像舰船目标快速检测方法[J]. *雷达学报*, 2019, 8(3): 413-424.
- [36] SUN Y, WANG Z, SUN X, et al. SPAN: Strong Scattering Point Aware Network for Ship Detection and Classification in Large-Scale SAR Imagery[J]. *Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, 15: 1188-1204.
- [37] 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.
- [38] ZHAO Y, ZHAO L, LIU Z, et al. Attentional Feature Refinement and Alignment Network for Aircraft Detection in SAR Imagery[J]. *Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1-16.
- [39] LIU C, XIE C, YANG J, et al. A method for coastal oil tank detection in polarimetric SAR images based on recognition of T-shaped harbor[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 29(3): 499-509.
- [40] TAN S, CHEN L, PAN Z, et al. Geospatial Contextual Attention Mechanism for Automatic and Fast Airport Detection in SAR Imagery[J]. *IEEE ACCESS*, 2020, 8: 173627-173640.
- [41] CHEN L, TAN S, PAN Z, et al. A New Framework for Automatic Airports Extraction from SAR Images Using Multi-Level Dual Attention Mechanism[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(3): 560.