

doi: 10.7690/bgzdh.2021.12.021

# SAR 图像目标检测方法综述

李永刚<sup>1</sup>, 朱卫纲<sup>2</sup>, 黄琼男<sup>1</sup>

(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系, 北京 101416)

**摘要:** 目标检测是合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 图像方面的研究热点, 综述 SAR 图像目标检测的几种方法。通过对传统方法 SAR 图像目标检测和基于深度学习的 SAR 图像目标检测进行梳理总结, 从实验方面验证深度学习在复杂背景下 SAR 图像舰船检测存在的问题, 分析目前 SAR 图像目标检测算法的优势和存在的不足, 明确 SAR 图像目标检测急需解决的问题。

**关键词:** 合成孔径雷达; SAR 目标检测; 深度学习

**中图分类号:** TN95 **文献标志码:** A

## Review of SAR Image Target Detection Method

Li Yonggang<sup>1</sup>, Zhu Weigang<sup>2</sup>, Huang Qiongnan<sup>1</sup>

(1. College of Graduate, University of Aerospace Engineering, Beijing 101416, China;

2. Department of Electronics & Optics, University of Aerospace Engineering, Beijing 101416, China)

**Abstract:** Target detection is a hot research topic in synthetic aperture radar (SAR) image, and several methods of SAR image target detection are comprehensively discussed in this paper. By sorting out and summarizing the traditional method SAR image target detection and SAR image target detection based on deep learning, the problems of deep learning in SAR image ship detection in complex background are verified from experimental aspects. The advantages and disadvantages of current SAR image target detection algorithms are analyzed, and the urgent problems of SAR image target detection are clarified.

**Keywords:** synthetic aperture radar; SAR target detection; deep learning

## 0 引言

合成孔径雷达 (SAR) 图像目标检测方法经过几十年的发展, 产生了大量的方法。相比于光学图像来说, SAR 图像存在视觉可读性较差、分辨率低、相干斑噪声、几何畸变等问题, 给目标检测带来了难度和挑战。目前研究并没有明确各类方法的精确分界线, 随着 SAR 图像目标检测要求精度不断提高, 出现了各类方法之间的结合。笔者对一些常用的 SAR 图像目标检测方法进行归纳, 通过实验验证了深度学习在复杂背景下 SAR 图像舰船检测存在的问题, 并对下一步工作进行展望。

## 1 SAR 图像目标检测方法

### 1.1 基于结构特征的目标检测方法

目标的结构是目标检测的重要特征。目标准确的轮廓、部件形状或结构分布等特征可以为算法提供重要的先验信息, 突出目标结构或形状等信息可以提高遥感影像中目标检测的准确性。舰船目标检测的常见结构特征包括面积、宽高比、矩形度、船舶主轴、惯

性矩和分形维数等。准确提取几何结构特征对于提高 SAR 图像舰船目标检测与识别的速度和精度非常重要。

针对 SAR 图像舰船的结构特征, 文献[1]对 SAR 图像舰船目标检测的众多结构特征进行了归纳整理, 介绍了常用几何结构特征的意义及计算方法。文献[2]提出了一种从 SAR 图像中提取舰船特征方法, 使用标准算法生成舰船的闭合轮廓图像, 采用两步法精确估计方向角, 修正了中心线和最小外接矩形提取准则。针对方位角的提取, 文献[3]对目前的目标方位角估计方法进行了总结: 通过提取 SAR 图像目标主轴、主导边界及最小外接矩形获取等结构特征在 SAR 图像目标检测中的应用。文献[4]提供了一种基于线性回归的 SAR 图像目标方位估计方法, 通过多个实测 MSTAR SAR 图像目标方位估计实验, 详细分析了 SAR 图像目标方位估计性能。文献[5]提出了一种综合估计目标方位的方法, 确定当前目标成像具有的特征, 获取用于估计目标方位的准则。

收稿日期: 2021-08-29; 修回日期: 2021-09-27

作者简介: 李永刚(1995—), 男, 河南人, 硕士, 从事 SAR 图像目标检测与识别研究。E-mail: 18800420614@163.com。

实验结果证明：利用 MSTAR 共同目标数据库中的目标样本，可较准确地获得目标方位的估计。针对形状不规则造成方位角不准确，文献[6]对高分辨率 TerraSAR-X 图像中油船和货船的识别问题，提出一种基于结构特征的两阶段识别方法，根据舰船结构的不同将油船分为显示油管油船和不显示油管油船，货船分为闭合货船和不闭合货船。通过不同的结构进行舰船识别。针对 SAR 图像旁瓣效应和方位模糊，文献[7]提出一种基于迭代线性回归的舰船几何参数提取方法，利用线性回归提取目标的主轴方位，利用周期迭代去除远离主轴的假目标特征像素，利用实测 SAR 数据进行验证。针对传统 SAR 图像切片分割效果不佳和几何结构特征提取精度不高的问题，文献[8]提出一种基于精细分割的 SAR 图像舰船目标几何结构特征提取方法，采用基于 Radon 变换的分割方法将舰船目标和成像干扰区域进行分离，对分离出的舰船目标切片进行阈值分割处理，并利用形态学手段处理分割图像，减小旁瓣影响，准确提取目标主区域；基于椭圆形状约束进行目标区域的细化分割，解决分割区域“毛刺”和区域断裂现象，得到舰船目标的最佳图像分割区域；通过逼近目标区域获得其对应的最小外接矩形 (minimum enclosing rectangle, MER)，进而实现目标区域几何结构特征的精确提取。通过对获取的高分三号卫星 SAR 图像数据进行仿真实验，证明该方法提取舰船目标几何结构特征的高准确性和强稳定性。

## 1.2 基于灰度特征的目标检测方法

基于灰度特征的目标检测方法中最经典的算法是恒虚预警 (constant false alarm rate, CFAR) 方法。CFAR 算法通过对单个像素的灰度值与检测门限的比较完成目标像素的检测，在虚警率一定的前提下，检测门限由背景杂波的统计特性决定。

针对传统 CFAR 不具备多尺度检测能力的问题，文献[9]根据人类视觉注意机制，提出了似物性判断的改进 CFAR 检测算法。根据目标的位置和尺寸，在局部窗口内检测目标并动态调整 CFAR 背景窗口的尺寸，提高了多尺度目标的检测能力。针对 CFAR 算法检测的待检测区域杂波不同，导致使用的杂波模型在不适应区域失配，文献[10]提出了一种基于自适应背景杂波模型的 SAR 图像舰船目标检测算法，通过多尺度的背景窗口进行统计方差判断目标所处的杂波环境自适应选择对应的背景杂波模型，根据已知的恒虚警率和杂波模型进行 CFAR 检测，对杂波失配问题有明显的改善。针对传统 CFAR 检测算法难以分辨检测出

邻近 SAR 图像目标的问题，文献[11]采用对数正态分布的多层恒虚警率的 SAR 图像舰船目标检测算法，通过多层 CFAR 方法降低弱散射点对检测结果的影响，提高 CFAR 方法的检测能力，在舰船目标检测中效果较好。文献[12-13]通过超像素分割对图像目标进行分割，通过恒虚警率的方法针对 SAR 图像目标进行检测，并通过层次聚类的方法进行聚类，在 SAR 图像邻近目标检测率得到了提高。针对高分辨率 SAR 图像目标含有较多可提取特征的问题，文献[14]提出了 SAR 图像阴影特征语义恒虚警率的方法，通过 CFAR 对目标的强散射特性和阴影的散射特性建立语义关系，通过相应的语义关系进行 SAR 图像目标的语义恒虚警率检测，在一定程度上减少了虚警目标。针对低信噪比条件下检测算法针对多帧雷达回波数据累计处理量大的问题，文献[15]提出了改进 2 维 CFAR 模型，通过参考单帧滑窗检测器得到网格型参考滑窗，相比传统滑窗具有更好的检测精度和实时性。

## 1.3 基于纹理特征目标检测方法

纹理特征是一种重要的视觉特征，反映了图像本身的属性，可以表现出地物目标在结构上的一些特点。基于纹理特征目标检测方法最具代表性的是扩展分形 (extended fractal, EF) 方法。这类方法充分综合了目标图像的灰度信息和灰度的空间分布信息，利用目标与杂波的反射能量的空间差异进行目标检测。

文献[16]提出了一种改进的扩展分形特征对 SAR 图像进行目标检测，利用分形特征在 2 个尺度上对原始图像做目标检测，在边缘图像行一个尺度求分形特征的目标检测效果相对较高。文献[17]通过改进分形特征针对单一背景和复杂背景条件下的 SAR 图像目标进行检测，改进分形特征能够在这 2 种背景条件下有更低的检测虚警率。文献[18]基于 SAR 图像均值变化，提出了均值扩展分形，利用均值扩展分形计算图像均值变化实现目标检测，相比于传统的扩展分形方法具有区分亮和暗目标的能力较强。文献[19]提出利用指数小波分形特征提取进行目标检测，由于指数因子的峰值尖锐性和平滑性特点，使得指数小波分形特征具有对边缘像素增强并对均匀区域平滑的双重作用。相比于以往的检测算法，指数小波分形特征检测结果具有较低的虚警概率。文献[20]

提出了一种利用改进的分形特征进行 SAR 图像目标检测的方法。利用指数小波对图像进行滤波,利用能量关系函数求出每个检测到的像素点的改进分形特征,并通过阈值比较检测出特定的不同尺度目标,相比于利用扩展分形特征的方法,该方法在较高的空间分辨率图像上表现更优。

#### 1.4 基于深度学习的目标检测方法

现有的深度学习研究方法中典型网络主要分为小目标检测、复杂背景下目标检测和多尺度目标检测 3 类。在 SAR 图像小目标检测的研究中,为解决小目标舰船检测中存在的检测率较低、虚警率较高的问题,文献[21]采用浅层特征增强网络结构,同时使用空洞卷积扩大特征图的感受野,增强网络对小尺寸舰船的适应性。文献[22]采用目前先进的单次多盒检测器(single shot multibox detector, SSD)算法应用在 SAR 图像舰船目标检测,针对小目标检测效果不佳采用融合上下文信息和迁移模型学习的方法进行创新。文献[23]通过设计不同残差网络的残差单元,改进特征金字塔网络结构,优化损失函数引入小目标平衡因子提高小尺寸舰船目标的检测效果。文献[24]通过训练精准检测小目标的卷积神经网络模型,利用该模型与目标检测模型共享特征提取层参数进行二次训练,对 SAR 图像中舰船弱小比例目标有较好的检测区分性能和抗干扰能力。文献[25]通过特征提取网络充分利用高层语义信息和底层语义细节信息,使得高层与底层语义信息进行融合,解决了小尺寸舰船目标检测问题。文献[26]采用恒虚警率对 Faster-RCNN 进行修正,利用 Faster-RCNN 为恒虚警率算法生成候选区域,提高小目标检测性能。在 SAR 图像复杂背景目标检测中,文献[27]中采用稳定极值区域的决策准则代替阈值决策准则来选取候选区域,使用 Faster-RCNN 对 SAR 图像舰船目标进行检测。文献[28]利用全卷积神经网络对海面与陆地区域进行图像分割,对排除地面杂波之后的海杂波建立统计模型,利用 CFAR 进行舰船检测。文献[29]提出了提高检测算法对不同场景的适用性,利用比重调节系数在损失函数中,使得训练过程中更多的利用背景包含的复杂信息。文献[30-31]提出了结合上下文信息的检测方法,借助目标周围的背景杂波特征与目标特征进行特征融合,提高舰船目标的检测性能。在多尺度目标检测方面,文献[32]采用高斯尺度空间和多组种子点方式实现多尺度特征描述,提高 SAR 图像多尺度目标检测效果。文献[33]采用在特征提取网络增加安基层和残差层,整体实现降

采样的效果,提高 SAR 图像目标多尺度的检测效果。文献[34]提出了一种面向小样本 SAR 图像检测的自注意力多尺度特征融合网络,首先通过采用自注意力机制与特征提取模块相结合构建自注意力提取模块,代替传统的卷积神经网络的提取模块进行 SAR 图像特征提取;其次在网络结构中增加通道混洗,增加多尺度特征的相互融合;最后通过知识蒸馏的方法进行模型的压缩,控制网络模型的参数量。文献[35]提出了一种基于卷积神经网络的 SAR 图像舰船目标检测算法,通过增加特征提取网络的深度,加入更深语义特征的融合,生成语义信息更加丰富的特征预测图;同时在训练策略上使用一种新的二分类损失函数来解决训练过程中样本失衡问题,对不同尺度舰船目标的检测性能展现了良好的适应性。

## 2 复杂背景下 SAR 图像目标检测方法

笔者采用 YOLOv5<sup>[36]</sup>的 SAR 图像目标检测算法进行复杂环境下 SAR 图像舰船目标检测,具体框架如图 1 所示。

### 2.1 实验数据集

实验数据集采用公开的 AIR-SARShip-1.0<sup>[37]</sup>数据集作为实验数据。AIR-SARShip-1.0 数据集为高分辨率、大尺寸场景的 SAR 舰船检测数据集,包含 31 景高分三号 SAR 图像,场景类型包含港口、岛礁、不同级别海况的海面等,背景涵盖近岸和远海等多样场景。数据集按照 7:3 的比例划分为训练集和测试集。

### 2.2 实验结果

实验针对不同场景的 SAR 图像进行检测,检测场景主要有复杂环境近岸舰船目标和远海舰船目标,具体检测结果可视化如图 2 所示,其中椭圆内为未能检测到的目标和虚警目标。

图中针对不同场景的 SAR 图像采用 YOLOv5 算法直接进行检测存在以下问题:

1) 针对远海场景检测效果较佳,但是针对复杂背景近岸舰船目标 B1, C1, D1 进行检测存在大量漏检。

2) 针对复杂背景近岸大尺寸目标检测效果相对较好,但是针对小尺寸目标 E1, F1, G1, H1 进行检测存在漏检,无法精准的定位出小尺寸舰船目标。

3) 由于 SAR 成像过程中往往会出现城市、

港口、岛礁等复杂背景，通常具有较高的灰度值，且分布随机性较强，难以描述其特性，存在 I1, J1, K1 的虚假目标，对 SAR 图像目标检测结果产生影响。

实验结果表明：直接采用深度学习的方法进行复杂背景下 SAR 图像目标检测的精度相对较低，容易产生漏检和虚警。

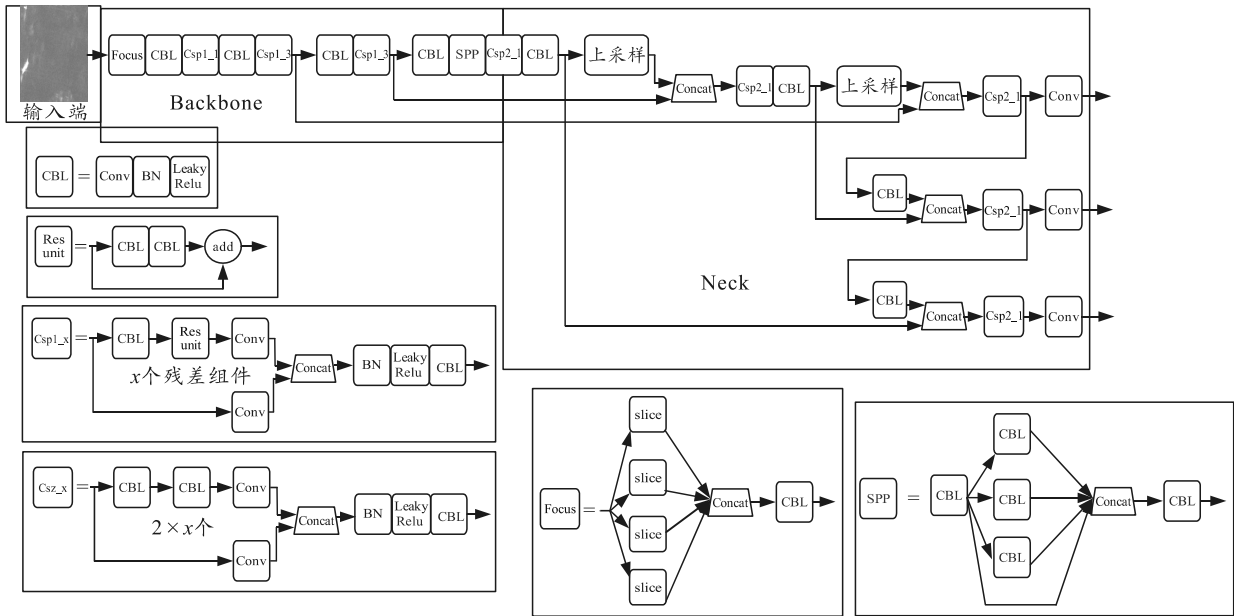


图 1 YOLOv5 检测算法

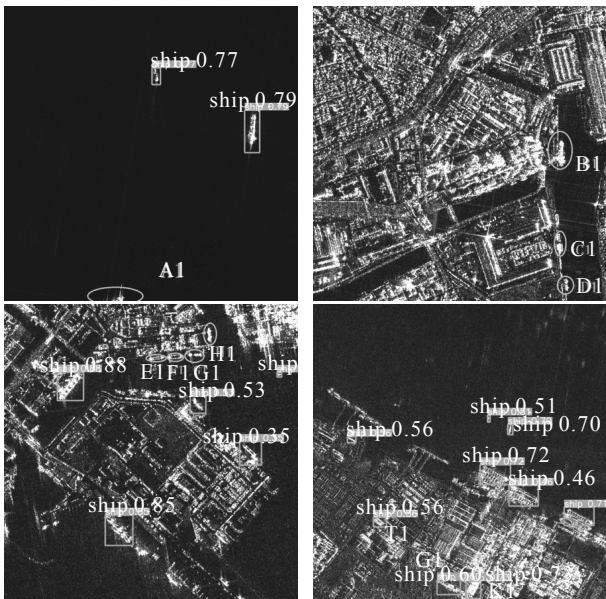


图 2 检测结果可视化

### 3 研究现状分析

目前，针对 SAR 图像目标检测的算法已经取得了一定成果。针对算法的分析，需要统一的评价标准来

衡量算法的价值。笔者概括现有算法的评价标准为以下 3 方面：

1) 检测算法的精度。较低的虚警率和较高的检测率是对算法精度的有效评价；过高的虚警率容易导致检测结果的可信度降低，漏检容易造成检测目标的缺失，不具有实际应用价值。

2) 检测算法的速度。SAR 图像中目标检测算法应尽可能减少操作的数据量，减少网络训练及推理所需时间，提升运行速率，满足实际需求。

3) 检测算法的鲁棒性。SAR 图像目标检测算法应该具有较高的鲁棒性，由于 SAR 图像的成像角度、杂波干扰、噪声和背景变化都对检测具有影响。对于同一目标采用一个稳定的算法可以实现高精度的检测，算法应具有较高的扩展性。

笔者对目前 SAR 图像目标检测算法进行了详细综述。为方便比较各算法的优势和存在的问题，结合评价标准对上述算法进行总结，对比结果如表 1 所示。

表 1 SAR 图像目标检测算法对比

具体分类	具有的优势	存在的问题
基于结构特征的目标检测方法	算法的稳定性较好，速度较快	需要先验信息，难以推广应用，容易受到背景杂波干扰
基于灰度特征的目标检测方法	算法的稳定性较好	需要先验信息，建立统一的目标统计模型难度大
基于纹理特征目标检测方法	算法精度较高	鲁棒的目标局部纹理特征提取难度大
基于深度学习的目标检测方法	算法的精度较高，算法速度较快	训练样本需求量大，网络泛化能力差

基于结构特征的目标检测方法具有算法稳定性较好、速度较快的优势,但存在着需要先验信息、难以推广应用、容易受到背景杂波干扰等问题,针对复杂场景下的 SAR 图像目标检测效果不佳。基于灰度特征目标检测方法具有算法稳定性好的优势,但需要先验信息,建立统一的目标统计模型难度大,在复杂环境下近岸舰船目标检测存在着漏检,无法实现大量数据的实时处理。基于纹理特征目标检测方法具有算法精度相对较高的优势,但需要大量的先验知识,鲁棒性的检测效果较差,在多个目标相隔很近时,目标之间的梯度影响扩展分形的计算,从而导致紧邻目标造成漏检。基于深度学习的目标检测方法具有精度高、算法速度快等优势,但存在训练样本需求量大,网络泛化能力相对差的问题,针对复杂背景下的舰船目标检测检测效果相对较差。

#### 4 下一步展望

随着深度学习和 SAR 技术的快速发展, SAR 图像目标检测的地位越来越高,对 SAR 图像目标检测的研究也不断进步。舰船作为一类重要的目标,在民用领域,舰船检测有助于海洋监控;在军事领域,获取舰船信息具有重要价值。对 SAR 图像舰船目标检测的下一步研究方向如下:

##### 1) SAR 图像目标检测网络设计。

现有基于深度学习的目标检测算法网络结构的研究大都是迁移计算机视觉的网络架构,由于计算机视觉网络架构的设计着重考虑光学图像中的目标特征,事实上 SAR 图像的成像机理和光学图像存在较大区别,同时 SAR 图像对成像角度极为敏感。在成像角度和背景发生改变时,检测网络的性能也会一定程度的下降,泛化能力较差。后续研究中,考虑 SAR 图像独特的成像机理和背景散射特性设置适应于 SAR 图像目标检测的网络。

##### 2) 复杂场景下 SAR 图像近岸舰船目标检测算法研究。

由于背景杂波的影响,对于复杂场景下 SAR 图像舰船目标检测,直接使用深度学习的方法进行检测,存在检测率低、虚警率高的问题,现有研究停留在传统方法和先进行海陆分割再进行目标检测的两阶段方法。后续研究中为了适应复杂环境下实时性进行检测的需求,需要设计专门的算法针对复杂场景下 SAR 图像舰船目标。通过设计专门的算法提高复杂环境下舰船检测的精度,降低虚警率。

##### 3) 复杂场景下 SAR 图像首尾相连与并列舰船目标检测算法研究。

由于舰船目标存在首尾相连与并列停靠在海岸的场景,现有研究无论是传统的 SAR 图像舰船目标检测算法,还是直接使用深度学习的 SAR 图像舰船目标检测算法,都容易造成检测率低、漏检率高的问题,后续研究中针对 SAR 图像舰船首尾相连与并列目标的检测,需要设计专门的算法进行分析,提高 SAR 图像首尾相连与并列舰船目标检测的精度,降低漏检率。

##### 4) 小样本目标检测算法研究。

在目前的研究中基于深度学习的目标检测算法普遍存在着数据量需求大的问题,而在实际应用中,由于 SAR 图像的成像机制比较复杂,数据量来源较少,获取大量的训练数据较难;因此,针对 SAR 图像数据量的问题,下一步需要对 SAR 图像小样本目标检测进行研究。

#### 5 结论

笔者针对 SAR 图像目标检测进行总结,对 SAR 图像目标的结构特征、灰度特征、纹理特征、深度学习方法进行对比,从实验方面验证了深度学习在复杂背景下 SAR 图像舰船检测存在的问题,为下一步研究指明了方向。

#### 参考文献:

- [1] 陈文婷,邢相薇,计科峰. SAR 图像舰船目标识别综述[J]. 现代雷达, 2012, 34(11): 53-58.
- [2] GU D, XU X. Multi-feature Extraction of Shipsr from SAR Images[C]. 2013 6th International Congress on Image and Signal Processing (CISP), IEEE, 2013.
- [3] 高贵,何鹂,匡纲要,等. SAR 图像目标方位角估计方法综述[J]. 信号处理, 2008(3): 438-443.
- [4] 计科峰,匡纲要,郁文贤. 基于线性回归的 SAR 目标方位角估计方法[J]. 现代雷达, 2004(11): 26-29.
- [5] 邴苏丹,李广侠,张翠,等. 一种 SAR 图像中目标姿态估计的综合方法[J]. 信号处理, 2003(5): 473-477.
- [6] 殷雄,王超,张红,等. 基于结构特征的高分辨率 TerraSAR-X 图像船舶识别方法研究[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(1): 106-113.
- [7] 陈建宏,赵拥军,赖涛,等. 高分辨 TerraSAR-X 图像舰船目标几何参数提取方法[J]. 控制与决策, 2015, 30(6): 1135-1138.
- [8] 孙忠镇,熊博菴,冷祥光,等. 基于精细分割的 SAR 图像舰船目标几何结构特征提取[J]. 电波科学学报, 2020, 35(4): 585-593.

- [9] 曲岳晗, 黄杰军. 基于似物性判断的 SAR 图像舰船目标检测[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(1): 231-236.
- [10] 林旭, 洪峻, 孙显, 等. 一种基于自适应背景杂波模型的宽幅 SAR 图像 CFAR 舰船检测算法[J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(1): 75-81.
- [11] HOU B, CHEN X, JIAO L. Multilayer CFAR Detection of Ship Targets in Very High Resolution SAR Images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 12(4): 811-815.
- [12] YU W, WANG Y, LIU H, et al. Superpixel-based CFAR Target Detection for High-resolution SAR Images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(5): 730-734.
- [13] LI T, LIU Z, XIE R, et al. An Improved Superpixel-level CFAR Detection Method for Ship Targets in High-resolution SAR Images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 11(1): 184-194.
- [14] HUANG Y, LIU F. Detecting Cars in VHR SAR Images Via Semantic CFAR Algorithm[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(6): 801-805.
- [15] 谢春思, 刘志赢, 吴帅, 等. 基于改进二维 CFAR 参考滑窗技术的目标检测研究[J/OL]. 弹箭与制导学报: 1-5[2021-01-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1234.TJ.20201228.1421.002.html>.
- [16] CHARALAMPIDIS D. Target Detection Based on Multiresolution Fractal Analysis[C]. Signal Processing, Sensor Fusion, & Target Recognition XVI. International Society for Optics and Photonics, 2007.
- [17] 承德保, 胡风明, 杨汝良. 利用改进分形特征对 SAR 图像目标检测方法的研究[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(1): 164-168.
- [18] 杜虹, 李小毛, 陈福兰, 等. 均值扩展分形的 SAR 图像目标检测[J]. 舰船科学技术, 2016, 38(1): 127-131.
- [19] ABDELKAWY E, MCGAUGHY D. Wavelet-based Image Target Detection Methods[C]. Automatic Target Recognition XIII. International Society for Optics and Photonics, 2003, 5094: 337-347.
- [20] CHARALAMPIDIS D, STEIN G W. Target Detection Based on Multiresolution Fractal Analysis[C]. Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XVI. International Society for Optics and Photonics, 2007, 6567: 65671B.
- [21] 苏娟, 杨龙, 黄华, 等. 用于 SAR 图像小目标舰船检测的改进 SSD 算法[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(5): 1026-1034.
- [22] 杨龙, 苏娟, 李响. 基于深度卷积神经网络的 SAR 舰船目标检测[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(9): 1990-1997.
- [23] 胡昌华, 陈辰, 何川, 等. 基于深度卷积神经网络的 SAR 图像舰船小目标检测[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(3): 397-405, 414.
- [24] 魏松杰, 蒋鹏飞, 袁秋壮, 等. 深度神经网络下的 SAR 舰船目标检测与区分模型[J]. 西北工业大学学报, 2019, 37(3): 587-593.
- [25] 李健伟, 曲长文, 彭书娟. SAR 图像舰船目标联合检测与方向估计[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(6): 901-907.
- [26] 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). IEEE, 2017.
- [27] WANG R, XU F, PEI J, et al. An Improved Faster R-CNN Based on MSER Decision Criterion for SAR Image Ship Detection in Harbor[C]. IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2019: 1322-1325.
- [28] AN Q, PAN Z, YOU H. Ship Detection in Gaofen-3 SAR Images Based on Sea Clutter Distribution Analysis and Deep Convolutional Neural Network[J]. Sensors, 2018, 18(2): 334.
- [29] 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.
- [30] KANG M, JI K, LENG X, et al. Contextual Region-based Convolutional Neural Network with Multilayer Fusion for SAR Ship Detection[J]. Remote Sensing, 2017, 9(8): 860.
- [31] 杨龙, 苏娟, 李响. 基于深度卷积神经网络的 SAR 舰船目标检测[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(9): 1990-1997.
- [32] 周德云, 曾丽娜, 张堃. 基于多尺度 SIFT 特征的 SAR 目标检测[J]. 西北工业大学学报, 2015, 33(5): 867-873.
- [33] 梁恫清, 王小华, 陈立福. 基于深度学习的 SAR 目标检测方法[J]. 雷达科学与技术, 2019, 17(5): 579-586.
- [34] 应自炉, 宣晨, 翟懿奎, 等. 面向小样本 SAR 图像识别的自注意力多尺度特征融合网络[J]. 信号处理, 2020, 36(11): 1846-1858.
- [35] 杨龙, 苏娟, 黄华, 等. 一种基于深层次多尺度特征融合 CNN 的 SAR 图像舰船目标检测算法[J]. 光学学报, 2020, 40(2): 132-140.
- [36] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.
- [37] 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.