



激光与光电子学进展
Laser & Optoelectronics Progress
ISSN 1006-4125, CN 31-1690/TN

《激光与光电子学进展》网络首发论文

题目: 基于深度学习的 SAR 图像舰船目标检测综述
作者: 侯笑晗, 金国栋, 谭力宁
收稿日期: 2020-07-08
网络首发日期: 2020-10-21
引用格式: 侯笑晗, 金国栋, 谭力宁. 基于深度学习的 SAR 图像舰船目标检测综述 [J/OL]. 激光与光电子学进展.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20201020.1446.008.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于深度学习的 SAR 图像舰船目标检测综述

侯笑晗, 金国栋, 谭力宁

火箭军工程大学核工程学院 西安 710025

摘要 近年来, 合成孔径雷达成像技术在海洋监测领域发挥着重要作用, 特别是高分率 SAR 图像中舰船目标检测成为当前研究热点。本文分析了基于深度学习的 SAR 舰船目标检测的一般流程, 并从样本训练数据集构建、目标特征提取、目标框选设计等方面归纳总结该领域中基于深度学习算法的相关文献成果。深入分析深度学习算法在舰船检测应用中存在的问题, 探讨了基于深度学习的 SAR 图像舰船目标检测的进一步研究的方向。

关键词 深度学习; 目标检测; 合成孔径雷达; 舰船目标; 图像处理

中图分类号 TP391 **文献标志码** A

A Survey of ship detection in SAR Images based on Deep Learning

HOU Xiaohan, JIN Guodong, TAN Lining

*College of Nuclear Engineering, Rocket Army Engineering University, Xi'an 710025,
China*

Abstract In recent years, synthetic aperture radar imaging technology plays an important role in the field of ocean monitoring, especially the ship detection in high-resolution SAR images has become the focus of the current research. This paper analyzes the general process of SAR ship target detection based on deep learning, and summarizes the relevant literature achievements based on deep learning algorithm in this field from the aspects of sample training data set construction, target feature extraction, target frame selection design and so on. This paper deeply analyzes the problems existing in the application of depth learning algorithm in ship detection, and discusses the further research direction of ship target detection in SAR images based on depth learning.

Key words deep learning; target detection; synthetic aperture radar; ship target; image processing

OCIS codes 150.1135; 150.4065; 280.3640

1 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)^[1]是一种使用主动式微波遥感技术的传感器, 相比于光学传感器, 具有对目标实施全天时、全天候、多角度、远距离监测能力, 在海洋救援、海洋执法等民用领域, 以及海洋实时监视检测等军事领域都有广泛应用空间。随着合成孔径雷达高分辨率成像技术的不断发展, 大量 SAR 图像可用于海上船舶检测^{[2]-[5]}。SAR

基金项目: 国家自然科学基金(61903375)资助

*E-mail: Houxiaohan_666@163.com; **E-mail: jinguodong_army@163.com; ***E-mail: tamlining@163.com

舰船目标检测成为当前研究热点，在对海域实时检测中发挥着重要作用^[6]。因此，研究 SAR 舰船目标检测算法具有重要意义。

基于 SAR 图像的海上舰船目标提取技术是遥感图像目标检测中非常具有挑战性的问题，传统的船舶检测算法大多针对特定场景^{[7]-[9]}，主要是对海杂波分布进行建模^{[10]-[13]}和恒虚警率及其变种等方法^{[14]-[17]}，高度依赖预先定义的分布或人工设计的特征,算法鲁棒性不强，泛化性差。深度学习的卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNN）^[18]借助其自主学习参数和自动提取特征的能力摆脱对人工设计特征和建模的依赖性,成为当前目标检测技术的主流算法^{[19]-[20]}，于遥感图像目标检测领域有着广泛应用^{[21]-[22]}，特别是在场景复杂多变、目标形态不一的 SAR 舰船目标检测领域中具有巨大潜力，且已经取得很大进展。本文首先建立基于深度学习的 SAR 舰船目标检测流程，重点对基于深度学习算法、面向 SAR 舰船目标检测技术算法进行综述，主要总结了图像增强、特征提取和边框设计三大关键步骤的技术发展现状，最后结合现有算法中存在的问题对其未来发展趋势进行展望。

2 基于深度学习的 SAR 舰船目标检测流程

基于深度学习的 SAR 舰船目标检测算法利用所给的 SAR 舰船目标数据集训练网络，网络自动学习参数进而识别舰船目标并给出其位置。其检测流程主要分为两类：第一类是以 Faster R-CNN^[23]为代表的双阶段目标检测算法，在包含目标的边框上生成候选区域再进行目标检测，检测精度高但效率较低；其主要流程图如下：

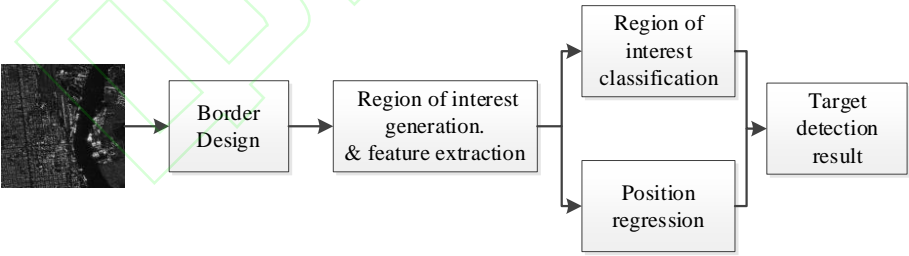


Fig.1 Two-stage detection process.

图 1 双阶段检测流程

第二类是单阶段目标检测算法，主要以 SSD（Single Shot MultiBox Detector, SSD）^[24]和 YOLOv3（You Only Look Once, YOLO v3）^[25]为代表，此类算法不生成候选区域，直接通过回归的方式进行目标检测，兼顾检测效率和精度。单阶段目标检测算法的主要流程图如下

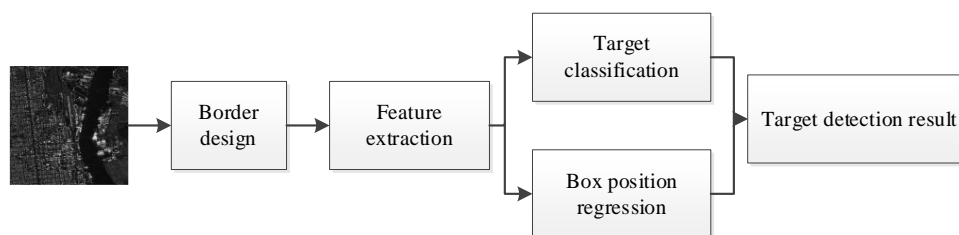


Fig. 2 Single-stage detection process.

图 2 单阶段检测流程

以上两种主流算法检测流程中，主要包括以下三个步骤：

1) 样本训练数据集构建

不同于传统算法，深度学习算法不再需要对图片进行去噪、分割等预处理。在深度学习算法中，数据在网络收敛过程中起重要作用，大规模、高质量且种类丰富的数据集在一定程度上决定网络泛化能力。相比于可见光数据集，SAR 舰船相关数据并不广泛。因此针对 SAR 图像所做的数据增强在图像输入过程中十分关键，主要分为基于传统图像处理和基于生成对抗网络的两种增强方法。

2) 目标特征提取

目标特征提取主要是利用深度网络对图像中高层语义信息和浅层位置信息进行提取，而后再根据目标特性对所提取到的特征进行处理。其主要目的是加强对 SAR 图像中隐藏信息的利用率，减少 SAR 图像中干扰物的影响，从而提高舰船目标的检测率。

3) 目标框选设计

两阶段中候选区域的选取和单阶段中先验框的生成均需要先对舰船位置边框进行设计，合理的边框设计能够有效降低目标漏检率和虚警率。

直接将主流算法框架应用于 SAR 舰船目标检测中并未得到理想检测效果，因此各学者基于主流算法框架对 SAR 舰船目标检测算法进行研究，不断完善深度学习与 SAR 舰船目标检测领域的技术融合。

3 样本训练数据集构建

深度学习的优势在于无须进行图像预处理，而是需要将大量的不同实例的数据集输入网络并从中学习到隐藏在数据像素中的信息，生成带有概率向量的输出。2017 年，谷歌和 CMU 联合发文^[26]，重新审视数据对深度学习的重要性，提出视觉任务的性能仍然以训练数据大小的数量级线性增加的观点，大规模、高质量的数据对深度学习网络模型的检测能力起到至关重要的作用。由于 SAR 成像条件限制，其相关数据集不如可见光数据集广泛。近年来，不

同学者^{[27]-[30]}不断提出新的 SAR 舰船数据集以满足研究需求，表 1 为现有 SAR 舰船数据集对比。现有数据集量级不断提升但其船只类型大多为民船，限制了 SAR 图像军用舰船目标检测的发展。同时，许多实验室依据特定场景建立专有舰船数据集，无法提供完整、规范的数据集作为该领域的算法评价标准。

表 1 SAR 舰船目标检测数据集
 Table 1 Running time of different algorithms

Data set	Open SAR Ship	SSDD	SAR-Ship-Dataset	AIR-SAR Ship-1.0
Data information	There are 11346 slices, including ten types of ships.	There are 1160 slices, including 2456 ships.	There are 43819 slices, including 59535 ships.	There are 31 scenes in Gaofen No. 3 SAR image.
Advantages	The first ship target data set to provide benchmark data for researchers in this field	The data set contains SAR images with different resolution, polarization, sea condition, large sea area and landing conditions.	There has been a large-scale increase in the amount of data and the types of ships.	Including ports, islands and reefs, different levels of sea conditions, the background covers a variety of scenes such as inshore and offshore
Shortcomings	The number of samples among categories is not balanced, so it is difficult to train a better classification model.	The amount of data is still lacking.	Most of the data sets are offshore background, the nearshore background is less, and the background is relatively simple.	The types of vessels are still civilian ships.

为了促进 SAR 舰船目标检测研究、提升现有数据使用率，进一步丰富 SAR 舰船数据集的种类丰富性和舰船分布及形态的多样性，在 SAR 舰船检测中常采用基于传统图像处理和基于生成对抗网络的两种方法进行数据增强以实现样本数据集的扩充，如图 3 所示。

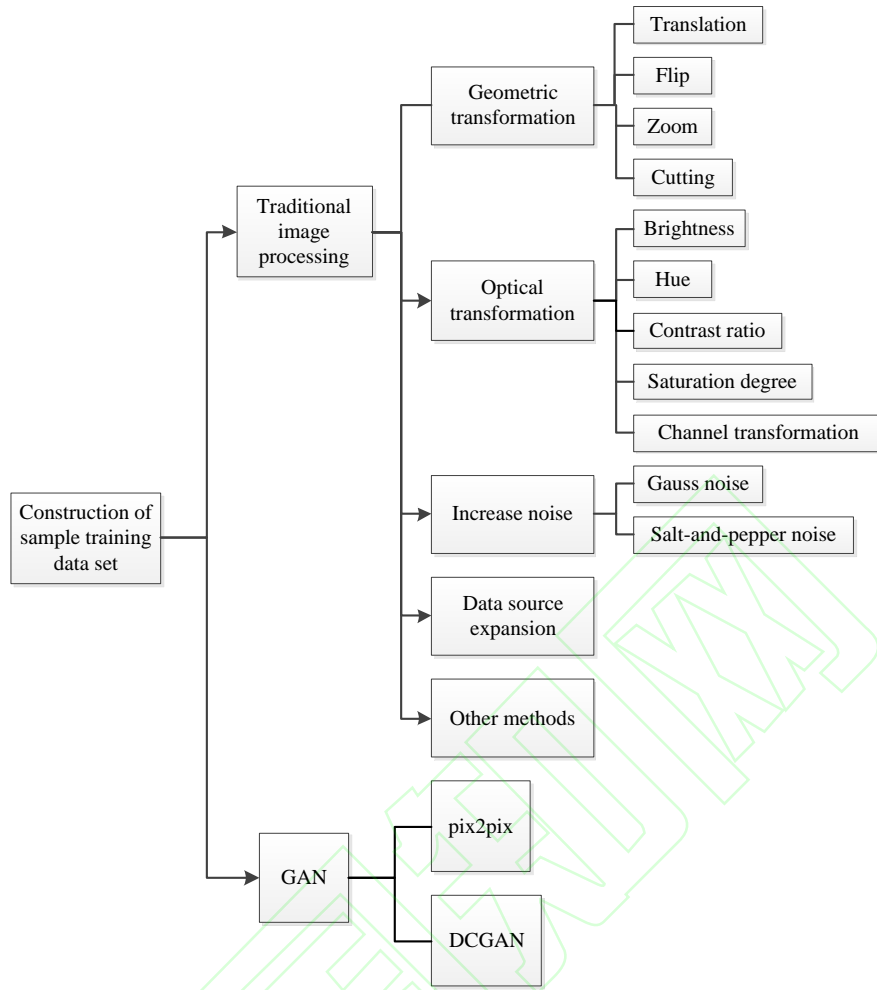


Fig. 3 Data augmentation

图 3 数据增广

3.1 传统方法

传统图像处理所使用的数据增广方式主要有几何变换、光学变换、增加噪声和数据源扩充等方式。此外，仿真也是一种重要的数据增广方式。

表 2 中对传统数据扩增方法进行对比，其中 $G_{i,j}$ 表示要平移的图像， (i, j) 表示平移前的坐标， (i', j') 表示平移后的坐标， (x, y) 表示平移的尺度。 (W, Q) 代表旋转前的坐标， (W', Q') 表示旋转后的坐标， θ 表示旋转的角度。 $N(\cdot)$ 表示添加的噪声， $G'_{i,j}$ 表示加入噪声之后的图像。

传统图像处理数据增广方式操作简单便捷，是当前最常用的数据增广方式。文献[31]采用几何变换，在原图上填充像素并进行拉伸，控制原有数据及扩充数据的比例以保持原有数据信息分布，能够有效增强模型对目标的识别能力，但扩充数据引入的杂波信息会带来一定

量虚警。文献[32]中采用三维模型与射线追踪法的 SAR 舰船目标仿真成像技术，从不同类型的舰船目标光学图像模拟 SAR 图像后进行切片和压缩以扩充数据，得到多类军船样本，对 SAR 图像舰船检测的军事化应用提供了基础。传统图像处理方法操作简单，但在扩充数据的同时有改变数据原有分布的风险；仿真成像技术局限于仿真精度，难以实现高精度建模。

表 2 传统数据扩增方法对比

Table 2 Analysis of intensity values before and after correction within homogenous regions in second scan station				
Traditional data enhancement methods		Operation method	Advantages	Shortcomings
Geometric transformation	Translation	$G'_{i,j} = G_{i+x,j+y}$	Enrich the position and scale of objects in the image	The effect is not ideal in location-sensitive tasks.
	Rotation	$W' = W \cos \theta + Q \sin \theta$ $Q' = -W \sin \theta + Q \cos \theta$		
	Cutting	Random image clipping using a certain overlap ratio		After cropping, the output needs to be scaled to a fixed size, which may cause image distortion.
	zoom	Randomly select the expansion scale, place the original image in the lower right corner of the expansion image, and fill other blank areas with channel mean		
Optical transformation	Brightness	Randomly add a real number to each point in the image with a probability of 0.5	Add images under different lights and scenes	In the case that the edge of the SAR image itself is not clear, it may cause the model to be difficult to converge.
	Hue			
	Contrast ratio	Randomly multiply each point in the image by a real number in the HSV gamut space		
Image noise	Saturation degree		Generate robustness to natural disturbances and improve the generalization ability of the model	Excessive noise affects the output of the model
	Gauss / salt and pepper no	$G'_{i,j} = G_{i,j} + N(\cdot)$ $G'_{i,j} = G_{i,j} \cdot N(\cdot)$		
Data source expansion	Change the background	Combine detected objects with other background images	Increase the richness of the dataset	The morphological characteristics of the target itself have not been changed.

3.2 基于 GAN 的数据增强

为解决以上问题，利用生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)^[33]来模拟 SAR 图像以进行数据增强。生成对抗网络利用卷积神经网络学习给定样本数据内部的统计规律，并且能够基于所得到的概率分布模型，产生能够欺骗判别器的新数据以生成更多样本。其基本流程如下：

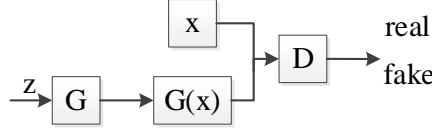


Fig. 4 Basic block diagram of GAN.

图 4 GAN 的基本框图

为了学习真实数据 x 上的分布 p_g ，数据训练过程中，将随机噪声 z 输入生成器 G ，将真实样本 x 和生成器的输出输入到判别器 D 中，输出生成样本为真实样本的概率。其目标函数可表示为：

$$L = L_{attr} + \alpha \times L_{RepGT} + \beta \times L_{RepBox}, \quad (6)$$

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\lg D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\lg [1 - D(G(x))]] \quad (7)$$

文献[34]中提出一种基于像素对像素(pixel2pixel)^[35]生成式对抗网络的数据增广技术，通过建立输入和输出的对应关系从而生成图像，对检测器性能有一定程度的提升。但 pix2pix 生成的舰船目标背景简单、尺度单一，在样本数量增加到一定程度后达到瓶颈，无法持续提高检测器的性能。李健伟等学者^[36]借鉴文献[37]的思想提出将 GAN 同 Faster RCNN 相结合，不产生像素本身，而是在特征图上产生不同条件下的难例样本，在网络对抗中训练更好的检测器，提高对多尺度、多角度舰船目标的检测鲁棒性，但由于只改进了训练阶段，检测算法的速率没有得到提升。文献[38]中采用金字塔式多尺度生成对抗网络思想，提出一种从单一图像学习图像内部分布的无条件图像生成网络，能够增强样本多样性，但每次只能训练一张图片，时间和训练成本较高。不同于传统数据增强方法，生成对抗网络数据增强手段有助于了解数据分布的性质及其潜在结构，提高生成数据多样性。

4 目标特征提取

深度学习与传统模式的重大不同在于它能够从大量数据中自动学习特征并根据特征对目标分类，特征提取是深度学习算法的核心。由于 SAR 图像特有的成像模式，特征提取主

要解决两个问题：

1. 数据集中包含多种分辨率的 SAR 舰船图像，如何在多形态、多尺度、多分辨率及轮廓模糊、目标像素点少的情况下提取舰船目标特征；
2. 在近岸背景下，SAR 图像舰船目标检测易受码头、建筑物、海岸陆地的干扰，如何合理提取特征以减少复杂背景下干扰物的影响。

研究者广泛使用特征融合如特征金字塔结构、密集连接等方法来解决问题 1。面对问题 2 主要采用注意力机制，如卷积注意力模块或上下文融合等方法。

4.1 特征融合

在卷积神经网络中，深层特征图分辨率较低但含有丰富的语义信息，浅层特征图分辨率高但语义信息缺乏。同时由于 SAR 图像中舰船形态多变，目标尺度差异较大。因此，在 SAR 图像目标检测中常采用特征融合方式将不同特征层的信息进行融合，以达到精准分类和定位。特征融合主要以特征金字塔和超密集连接两类方法为代表。

特征金字塔网络（Feature Pyramid Network, FPN）^[39]将深层语义信息传达到底层特征图中以弥补底层特征图的语义信息，从而较好的改善多尺度问题。其总体框架图如下所示。

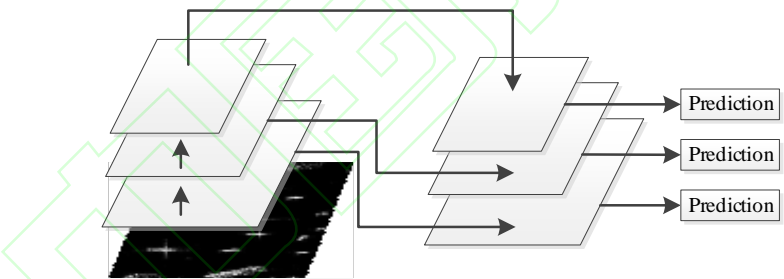


Fig. 5 Frame diagram of FPN.

图 5 FPN 框架图

超密集网络是在保证网络中层与层之间最大程度的信息传输的前提下，直接将所有层连接起来。超密集网络加强了特征的传递，更加有效的利用了特征。其基本结构图如下所示：

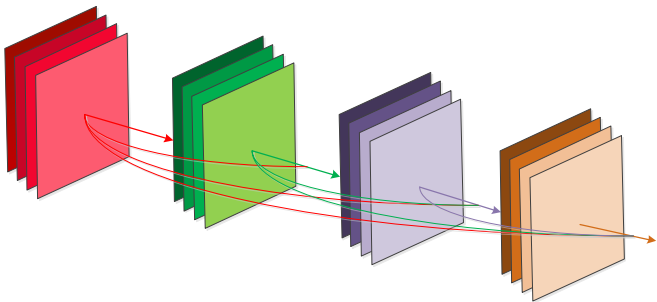


Fig. 6 Super dense network structure.

图 6 超密集网络结构图

多层融合是当前提高检测性能的常用方法，针对 SAR 目标检测中的特征融合主要基于以上两种思想。文献[40]在网络中进行两次跨层特征融合，有效解决海面 and 港口多尺度舰船目标的检测问题，算法检测效率有所下降。文献[41]融合相邻特征层信息以充分利用语义和空间信息，进一步提高对小目标的检测性能。简单特征融合在融合后特征层中，小物体仍然只在很小的区域产生响应，对弱目标或低强度目标仍旧存在漏检和虚警。针对该问题，文献[42]增加网络的分辨率，通过融合中间层、一个缩小的浅层和一个上采样的深层来生成区域提案，将 RPN 的空间分辨率提高到与中间层相同的水平，扩大了特征图中小型船舶的响应面积。文献[43]在基础网络中部署了从浅层特征到中层特征的前向连接块和深层特征到 conv7_2 的反向连接块，与原特征 con7_2 连接，用于生成增强的中间特征层。

层间融合和网络分辨率的提高，有效统一了多尺度表示和语义分布，对密集小目标的检测能力显著提升。

4.2 注意力机制

相比于其它特征提取方法对输入图像的整体把握，注意力机制更关注于局部信息，在分布稀疏、像素点占比小的 SAR 图像舰船检测中发挥了重要的作用。本文主要介绍卷积注意力模块和上下文融合两种在 SAR 图像舰船检测中应用范围较广的算法。

卷积注意力模块 CBAM(Convolutional Block Attention Module, CBAM)结合通道和空间顺序推断出注意力映射，然后通过相乘自适应特征细化的输入映射。通道注意力机制能够关注有效通道，抑制无关通道，提高网络中信息流动的效率。空间注意力机制能够有效的关注舰船抑制图像中其它干扰信息，提高检测精度。

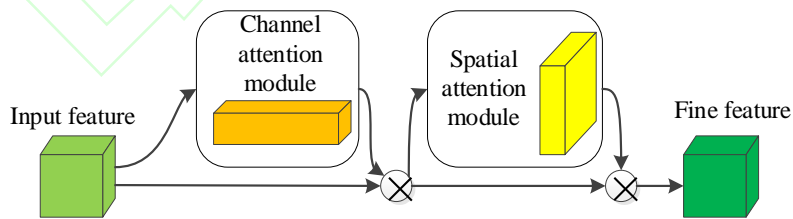


Fig. 7 Frame diagram of CBAM.

图 7 CBAM 框架图

上下文融合算法的基本逻辑图如下所示，在视觉系统中背景相关信息能够为决策提高置信度,如舰船目标一般分布于海域或沿海地区。上下文融合算法是将特征图提取中的感兴趣区域周边的像素点融入检测网络中，利用比例系数控制周边信息和感兴趣区域的占比，使得检测网络的注意力集中于海域。

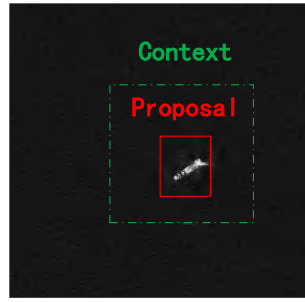


Fig. 8 Context fusion algorithm.

图 8 上下文融合算法

文献[43]受何潘等人在文献[44]中提出的基于像素的文本检测器对单词进行一次性预测的启发，重新设计区域注意力机制，生成识别物体区域和预测区分区域两个注意力权值图，两个独立分支互补以增强特征图的相关区域抑制非相关区域，检测效果有所提升，但虚警率略高。文献[45]设计 SCB 模块将输入图像分为更小部分以提升小目标和密集目标的注意力，SAB 模块加强目标区域的注意力，减少特征图在传输中的损失，但单张图片的测试时间有所增加。文献[46]中使用空间递归网络在整个图像上横向和垂直的传递空间上变化的上下文信息，加强对小目标的检测效果。

特征提取算法选取需要考虑计算量和精度的平衡性，可以采用卷积分解等方式进行模型的轻量化。另一方面，节约网络的宽度和深度，以免造成过拟合。

5 目标框选设计

目标框选设计是 SAR 舰船检测的关键步骤，如何设计建议框，使其更加符合目标形态，以此提高检测准确度、改善对密集型舰船的检测性能，是 SAR 舰船检测的难点之一。边框设计的算法主要包括以下两个方面。

5.1 方向设计

在 SAR 图像中舰船目标的分布是呈任意方向的^[47]，常用的目标检测算法中使用目标最小外接垂直矩形框，但这种包围框不能准确的反映舰船的方向且带来较大的冗余区域引入背景噪声。所以，目标最小外接矩形框对多角度舰船密集排列的检测更为合理。

文献[48]中设置六种旋转角度以满足角度覆盖和计算效率之间的权衡，并参考文献[49]中多阶段检测策略，通过在不同检测阶段设定 IOU 阈值递增进行对建议区域的连续重采样以减少拟合误差，保证旋转边界框回归的准确度。文献[50]在回归参数中加入旋转角度以检

测船头方向，构建了一个基于旋转区域的端到端船舶检测框架，能够在减少冗余噪声区域影响的同时预测船舶的靠泊方向和航行方向。但相比于 Faster RCNN 算法，此算法存在虚警导致预测准确率大大降低。以上两种方法仍旧限定于锚框生成机制，在增加参数之后锚框的生成数量大幅增加，计算成本提高。文献[51]参考 Centernet^[52]模型，不再设定初始锚框，而是设计网络预测目标中心点，然后对中心点处目标斜框的尺度、方向等参数进行回归，从而实现目标的斜框预测。摆脱锚框机制依赖，更灵活地对密集分布目标进行检测。

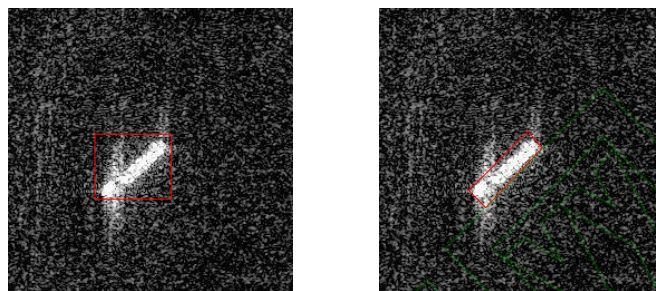


Fig. 9 Target border.

图9 目标边框

5.2 尺度设计

由于深度学习的通用检测算法中的锚框设计以光学图像为基础。而 SAR 图像中目标具有低密度、少像素点等特征，因此需要对锚框尺寸和长宽比做改进。文献[53]中采用基于 k-means++ 算法对训练数据重新聚类，得到合理的先验框令网络的训练更有实际意义。文献[54]利用 SSD-Kmeans 聚类生成锚框以提升复杂背景下的小目标检测效果。参与聚类算法的锚框数与聚类效果在一定范围内成线性相关，具体算法中需权衡锚框数量和计算量之间的矛盾，在尽可能不增加计算成本的同时提升检测效果。

目标框选设计算法需要权衡计算量和参数量，并通过损失函数的设计精确回归参数。

6 存在的问题及进一步研究方向

相比于传统算法，深度学习在 SAR 图像舰船检测中取得很大的突破，但在实际应用中尚未达到期望值。主要存在的问题有：

- 1) 现有深度学习算法常采用迁移学习方法，即使用在 ImageNet 上训练获得预训练好的网络模型，然后在自己的数据集上进行微调。该方法在光学图像数据集取得了较好的效果。但 SAR 图像成像机理与光学图像不同，预训练模型中许多参数并不十分适用于 SAR 图像训

练。因此，如何合理的进行训练并提高收敛的速度及准确性在 SAR 单通道目标检测中值得研究。

2) 特征提取方面。舰船目标检测中，其所处背景复杂多变。对背景的单一化融合处理并不能很好的提升检测器的性能。其次，由于舰船本身多角度、多形态分布，已有算法大多集中在处理多尺度问题，如何在舰船靠岸或视野中散射体外观与 SAR 舰船相似等干扰物较多的复杂背景下提取舰船多变形态特征是研究中的难点。

3) 现有检测算法中常采用锚框机制对特征图上的所有点上均匀采样，预定义锚框具有启发式的先验信息，能够引导位置回归，但在目标稀疏的 SAR 图像中会引入大量无舰船目标的背景区域，导致正负样本不均衡，无有效信息的负样本大幅占据计算资源和计算时间。因此，需重新考虑边框的生成和设计以更适合舰船目标特性。

表 3 SAR 舰船目标检测中各算法对比
Table 3 Running time of different algorithms

Category	method	Advantages	Shortcomings
Target feature extraction	Characteristic pyramid	The problem of multi-scale detection is improved.	The lower sampling rate is large, which makes the edge of the object difficult to predict, increases the difficulty of returning to the boundary, and multiple up-sampling operations increase the difficulty of detection.
	Super dense connection	1. The problem of gradient disappearance has been solved to some extent. 2. A large number of features are reused and the number of channels of the feature graph is small.	Multiple data replication is required, and certain video memory optimization techniques are needed.
	CBAM	Improve the accuracy of detection	The speed has an impact.
	Context fusion	Integrate background information, model the relationship between objects, and improve the understanding of the scene.	Introduce non-target information
Target border design	Direction design	Fit the multi-angle characteristics of warship	Additional parameters need to be redesigned
	Scale design	The anchor frame is more in line with the characteristics of the dataset itself.	The more the number of anchor involved in the clustering process, the higher the accuracy, but at the same time, it will increase the amount of computation.

针对存在的问题，结合深度学习当前的发展，SAR 舰船目标检测技术的进一步发展可能有以下方面：

1) 从头训练

现有深度学习技术在训练时使用预训练模型并根据数据特性进行参数微调，何凯明^[55]等人提出，微调的方式并不能有效的防止过拟合，其预训练和微调的时间和与随机初始化训练的时间大致相同。同时在 SAR 图像舰船目标检测这类检测精度高、位置敏感的检测任务中，微调的训练方式会影响检测器的性能。研究使用随机初始化的方法针对 SAR 特有数据集从头训练能够有效提高目标检测精度。

2) 与其它领域技术融合

相比于 SAR 图像舰船检测领域，深度学习在人脸识别、自动驾驶等方面的研究更为广泛。相关技术在 SAR 图像舰船检测领域也有很好的发展前景，如融合自然语言处理中的物体特征关系的思想，在算法中考虑背景因素，结合对背景的细分类对检测结果进行二次判读。针对舰船形状优化卷积方式，提取更纯净的特征。

3) 摆脱锚框技术的应用

基于锚框机制的目标检测算法中锚框的生成占用大量的内存空间和计算资源，能根据图像特征自动预测位置和形状并生成稀疏高效预测框的无锚框目标检测技术在 SAR 图像舰船识别中更为适用。因此，摆脱锚框成为 SAR 图像检测进一步研究的方向。

7 总结

基于深度学习的 SAR 舰船目标检测技术是 SAR 图像领域中的重要研究方向，不仅能够提高对大数据的信息处理和获取速度，并且摆脱对人工的依赖，在主动学习中提升算法的准确性。随着深度学习技术的不断发展，基于深度学习的 SAR 舰船目标检测技术展现出巨大的应用潜力和市场前景，将成为 SAR 图像处理中不可或缺的技术之一。

参考文献

- [1] Tang X, Shen J, Lu X. ACSI-SAR clutter suppression algorithm based on median cancellation [J]. Command Information system and Technology, 2013, 4 (04): 60-64+79.
唐雄, 沈健, 卢晓勇. 基于中值对消的 ACSI-SAR 杂波抑制算法 [J]. 指挥信息系统与技术, 2013, 4(04): 60-64+79.
- [2] DAVIDE C, GERARDO D M, GIOVANNI P, et al. A fully convolutional neural network for

- low-complexity single-stage ship detection in sentinel-1 SAR images[C]// Proc. of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2017:886-889.
- [3] Kang M, Leng X, Lin Z, Ji K. A modified faster r-cnn based on cfar algorithm for sar ship detection. In Proceedings of the 2017 International Workshop on Remote Sensing with Intelligent Processing (RSIP), Shanghai, China, 18–21 May 2017; pp.1–4.
 - [4] Wang Y, Wang C, Zhang H. Combining a single shot multibox detector with transfer learning for ship detection using sentinel-1 sar images. *Remote Sens. Lett.* 2018, 9, 780–788.
 - [5] Tings B, Bentes C, Velotto D, Voinov S. Modelling ship detectability depending on terrasars-x-derived metocean parameters. *CEAS Space J.* 2018.
 - [6] MAZZARELLA F, VESPE M, SANTAMARIA C. SAR Ship Detection and Self-Reporting Data Fusion Based on Traffic Knowledge [J]. *IEEE Trans on Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2015, 12(8):1685-1689
 - [7] He J, Wang Y, Liu H, et al. A Novel Automatic PolSAR Ship Detection Method Based on Superpixel-Level Local Information Measurement [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2018, 15(3): 384-388.
 - [8] Gao G, Gao S, He J, et al. Ship Detection Using Compact Polarimetric SAR Based on the Notch Filter [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018: 1-14.
 - [9] Huo W B, Huang Y L, Pei J F, et al. Ship Detection from Ocean SAR Image Based on Local Contrast Variance Weighted Information Entropy[J]. *Sensors*, 2018, 18(4): 1196.
 - [10] Smith M E, Varshney P K. Vi-cfar: A novel cfar algorithm based on data variability. In Proceedings of the 1997 IEEE National Radar Conference, Syracuse, NY, USA, 13–15 May 1997; pp. 263–268.
 - [11] Gao G, Liu L, Zhao L, Shi G, et al. An adaptive and fast cfar algorithm based on automatic censoring for target detection in high-resolution sar images. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2009, 47, 1685–1697.
 - [12] Farrouki A, Barkat M. Automatic censoring cfar detector based on ordered data variability for nonhomogeneous environments. *IEE Proc. Radar Sonar Navig.* 2005, 152, 43–51.
 - [13] El D K, Gill E W, McGuire P, et al. Automatic target recognition in synthetic aperture radar imagery: A state-of-the-art review. *IEEE Access* 2016, 4, 6014–6058.
 - [14] Huang X, Yang W, Zhang H, et al. Automatic ship detection in sar images using multi-scale heterogeneities and an a contrario decision. *Remote Sens.* 2015, 7, 7695–7711.
 - [15] Souyris J C, Henry C, Adragna F. On the use of complex sar image spectral analysis for target detection: Assessment of polarimetry. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2003, 41, 2725–2734.
 - [16] Ouchi K, Tamaki S, Yaguchi, H, et al. Ship detection based on coherence images derived from cross correlation of multilook sar images. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 2004, 1, 184–187.
 - [17] Kaplan L M. Improved sar target detection via extended fractal features. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* 2001, 37, 436–451.
 - [18] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, Dec. 3-8, 2012, Lake Tahoe, NV, USA. 2012: 1097-1105.
 - [19] Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. *Deep Learning*; MIT Press: Cambridge, MA, USA, 2016. 16.

- [20] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature* 2015, 521, 436–444.
- [21] HE J, WANG Y, LIU H, et al. A novel automatic PolSAR ship detection method based on super pixel-level local information measurement [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2018, 15(3): 384-388.
- [22] BENGIO Y, COURVILLE A, VINCENT P. Representation Learning: A Review and New Perspectives [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2013, 35(8): 1798-1828.
- [23] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-Time object detection with region proposal networks [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 39(6): 1137-1149.
- [24] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]//Proc. of the European Conference on Computer Vision, 2016: 21-37.
- [25] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: An incremental improvement[J]. *arXiv preprint arXiv: 1804.02767*, 2018.
- [26] C Sun, A Shrivastava, S Singh, et al, Revisiting Unreasonable Effectiveness of Data in Deep Learning Era[C]// Proc. of the IEEE International Conference on Computer Vision , Venice, 2017, pp. 843-852.
- [27] HUANG L Q, LIU B, LI B, et al. Open SARShip: A dataset dedicated to Sentinel-1 ship interpretation[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(1): 195–208. doi: 10.1109/JSTARS.2017.2755672.
- [28] LI J W, QU C W, SHAO J Q. Ship detection in SAR images based on an improved faster R-CNN[C]. *2017 SAR in Big Data Era: Models*, Beijing, China, 2017: 1–6.
- [29] WANG Y 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. doi: 10.3390/rs11070765.
- [30] 孙显,王智睿,孙元睿,刁文辉,张跃,付琨. AIR-SARShip-1.0: 高分辨率SAR舰船检测数据集[J]. *雷达学报*, 2019, 8(06): 852-862. Sun Xian, Wang Zhirui, Sun Yuanrui, Diao Wenhui, Zhang Yue, Fu Kun. Air-SARShip-1.0: high resolution SAR ship detection data set [J]. *Journal of radar*, 2019, 8(06): 852-862.
- [31] 杜兰,刘彬,王燕. 基于卷积神经网络的 SAR 图像目标检测算法[J]. *电子与信息学报*, 2016 (12): P3018-3025 Du L, Liu B, Wang Y, et al. SAR image target detection algorithm based on convolutional neural network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016 (12): P3018-3025.
- [32] 化青龙,黄斌,陈雪峰,李高鹏,张云. 基于复数域CNN的舰船目标识别算法[J]. *指挥信息系统与技术*, 2019, 10(06): 71-75. Azure Dragon, Huang Bin, Chen Xuefeng, Li Gaopeng, Zhang Yun. Ship target recognition algorithm based on complex domain CNN [J]. *Command Information system and Technology*, 2019, 10(06): 71-75.
- [33] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]//Proc. of the Advances in Neural Information Processing Systems. Montreal, 2014, 2672-2680.
- [34] 杨龙,苏娟,李响. 基于生成式对抗网络的合成孔径雷达舰船数据增广在改进单次多盒检测器中的应用[J]. *兵工学报*, 2019, 40(12): 2488-2496. Yang long, Su Juan, Li Xiang. Application of synthetic Aperture Radar ship data Enhancement based on generated Countermeasure Network in improving single Multi-box detector [J]. *Journal of military industry*, 2019, 40(12): 2488-2496.

- [35] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI, US: IEEE, 2017: 1125 -1134.
- [36] Li J W, Qu C W, Peng S J, et al. Ship target detection based on generating countermeasure network and online difficult case mining SAR image [J]. Journal of Electronics and Information, 2019,41(01):143-149.
李健伟,曲长文,彭书娟,江源.基于生成对抗网络和线上难例挖掘的SAR图像舰船目标检测[J].电子与信息学报,2019,41(01):143-149.
- [37] WANG X L, SHRIVASTAVA A, and GUPTA A. A Fast-RCNN: Hard positive generation via adversary for object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Hawaii, USA, 2017. doi: 10.1109/CVPR.2017.324.
- [38] Li S Y, Fu G Y, Cui Z M, et al. SAR image sample enlargement based on multi-scale generation countermeasure network [J/OL]. Advances in laser and optoelectronics: 1-16 [2020-07-28].
李诗怡,付光远,崔忠马,杨小婷,汪洪桥,陈雨魁.基于多尺度生成对抗网络的SAR图像样本增广[J/OL].激光与光电子学进展:1-16[2020-07-28].
- [39] LIN T Y, DOLLAR P, GIRAHICK R, et al. Feature Pyramid Networks for Object Detection[C]// Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:936-944.
- [40] Yang L, Su J, Huang H, et al. A ship target detection algorithm based on deep multi-scale feature fusion CNN in SAR image [J]. Journal of Optics, 2020 and 40 (02): 132-140.
杨龙,苏娟,黄华,李响.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(02):132-140.
- [41] Wen X D, Yu Q M, Rongao Y, et al. A Novel Detector Based on Convolution Neural Networks for Multiscale SAR Ship Detection in Complex Background. 2020, 20(9).
- [42] Miao K, Ke F J, Xiang G L, et al. Contextual Region-Based Convolutional Neural Network with Multilayer Fusion for SAR Ship Detection. 2017, 9(8).
- [43] Chen S Q, Zhan R H, Zhang J. Regional attention-based single shot detector for SAR ship detection. 2019, 2019(21):7381-7384.
- [44] He, P., Huang, W., He T., et al.: 'Single shot text detector with regional attention', IEEE Int. Conf. on Computer Vision, Venice, Italy, 2017.
- [45] Fei G, Wei S, Jun W, et al. Enhanced Feature Extraction for Ship Detection from Multi-Resolution and Multi-Scene Synthetic Aperture Radar (SAR) Images. 2019, 11(22).
- [46] BELL S, ZITNICK C L, BALA K, et al. Inside-Outside Net: Detecting Objects in Context with Skip Pooling and Recurrent Neural Networks[C]// Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:2874-2883.
- [47] DING J, XUE N, LONG Y, et al. Learning RoI transformer for detecting oriented objects in aerial images[C]. 2019 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2019), USA, 2019:1-10.
- [48] Zhenru P, Rong Y, Zhimin Z. MSR2N: Multi-Stage Rotational Region Based Network for Arbitrary-Oriented Ship Detection in SAR Images. 2020, 20(8).
- [49] Cai Z, Vasconcelos N. Cascade r-cnn: Delving into high quality object detection. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT, USA, 18–22 June 2018; pp. 6154–6162.

- [50] Zhang X H, Yao L, Lu Yafei, Han Peng, Li Jianwei. Multi-directional ship target detection based on center point in remote sensing image [J/OL]. Acta Photonica Sinica: :1-9
- [51] Huang H. Design and manufacture of branch optic waveguide phase modulator for fiber optic gyroscope[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2004: 20-28.
张筱晗,姚力波,吕亚飞,韩鹏,李健伟.基于中心点的遥感图像多方向舰船目标检测[J/OL]. 光子学报:1-9[2020-03-11].
- [52] ZHOU X Y, WANG D Y, KRAHENBUHL P. Objects as points[J/OL]. 2019. Available: <https://arxiv.org/abs/1904.07850v1>.
- [53] Hu C H, Chen C, He C, et al. Ship small target detection in SAR image based on depth convolution neural network [J]. Chinese Journal of Inertial Technology, 2019,27(03):397-405+414.
胡昌华,陈辰,何川,裴洪,张建勋.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(03):397-405+414.
- [54] Peng Chen, Ying Li, Hui Zhou, et al. Detection of Small Ship Objects Using Anchor Boxes Cluster and Feature Pyramid Network Model for SAR Imagery. 2020, 8(2).
- [55] He, Kaiming, Ross B. Girshick and Piotr Dollár. "Rethinking ImageNet Pre-Training." 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV) (2018): 4917-4926.

网络首发:

标题: 基于深度学习的SAR图像舰船目标检测综述

作者: 侯笑晗, 金国栋, 谭力宁

收稿日期: 2020-07-08

录用日期: 2020-08-13

DOI: 10.3788/lop58.041507

引用格式:

侯笑晗, 金国栋, 谭力宁. 基于深度学习的SAR图像舰船目标检测综述[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(04): 041507.

网络首发文章内容与正式出版的有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

结合局部二值模式和梯度特征的双通道表情识别

张红颖 王汇三

中国民航大学电子信息与自动化学院, 天津 300300

激光与光电子学进展, 2020, 57(14): 141005

基于卷积神经网络的驾驶行为分析算法

褚晶辉 张姍 吕卫

天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072

激光与光电子学进展, 2020, 57(14): 141018

基于直线截距比的三维点云特征提取

傅思勇 吴禄慎

南昌大学机电工程学院, 江西 南昌 330031

激光与光电子学进展, 2019, 56(9): 091009

基于机器视觉的包装袋缺陷检测算法研究与应用

李丹 白国君 金媛媛 童艳

沈阳城市建设学院信息与控制工程系, 辽宁 沈阳 110167

激光与光电子学进展, 2019, 56(9): 091501

超像素分割及评价的最新研究进展

罗学刚 吕俊瑞 彭真明

攀枝花学院数学与计算机学院, 四川 攀枝花 617000

激光与光电子学进展, 2019, 56(9): 090005