

中图法分类号: TP18; TP751 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2026)06-1671-18

论文引用格式: Yang J, Chen J, Xu H P, Wang X L, You Y N and Feng X. 2026. A review of joint target detection and recognition techniques for microwave and optical remote sensing imagery. Journal of Image and Graphics, 31(6): 1671-1688(杨健, 陈杰, 徐华平, 王晓亮, 尤亚楠, 冯潇. 2026. 微波与光学遥感图像联合目标检测与识别技术研究进展. 中国图象图形学报, 31(6): 1671-1688)[DOI: 10. 11834/jig. 250648]

微波与光学遥感图像联合目标检测与识别 技术研究进展

杨健¹, 陈杰², 徐华平^{2*}, 王晓亮³, 尤亚楠⁴, 冯潇²

1. 清华大学工程系, 北京 100084; 2. 北京航空航天大学电子信息工程学院, 北京 100191;

3. 中国民航大学天津市智能信号与图像处理重点实验室, 天津 300300; 4. 北京邮电大学人工智能学院, 北京 100876

摘要: 随着对地观测技术的飞速发展, 从海量遥感图像中快速准确地检测与识别特定目标, 已成为环境监测、灾害评估及国防安全等领域的关键任务。光学图像和微波图像是最常见的遥感图像类型, 将二者相结合进行联合目标检测与识别, 可以优势互补, 有效克服单一类型传感器获取目标信息的局限性, 在突破单源遥感性能瓶颈、提升复杂环境下目标解译能力等方面具有重要价值与广阔应用前景。本文综述了微波与光学遥感图像联合目标检测与识别技术的研究进展。首先, 概述了两类图像的特点以及联合目标检测与识别的一般处理流程。其次, 深入剖析了该领域当前所面临的主要挑战: 成像机理与特征表达的差异性、数据集规模与分辨率的不均衡性、数据获取的时空异步性以及复杂背景下的弱小目标检测与识别。在此基础上, 重点围绕海洋与陆地两类型应用环境, 分别分析了当前的主流技术。在海洋应用领域, 以海上舰船目标检测与识别为核心, 讨论了基于特征融合的方法、知识驱动的方法、复杂场景下的方法以及基于尾迹的间接方法。在陆地应用领域, 聚焦飞机、车辆和基础设施等关键目标, 探讨了基于特征融合、知识迁移与蒸馏和复杂场景下的弱小目标检测与识别技术。此外, 本文还梳理了该领域的常用性能评价指标与公开数据集资源, 并对未来发展趋势进行了展望。

关键词: 遥感; 光学图像; 合成孔径雷达(SAR); 目标检测; 目标识别; 信息融合; 深度学习; 知识驱动

A review of joint target detection and recognition techniques for microwave and optical remote sensing imagery

Yang Jian¹, Chen Jie², Xu Huaping^{2*}, Wang Xiaoliang³, You Ya'nan⁴, Feng Xiao²

1. Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 2. School of Electronic Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China; 3. Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China; 4. School of Artificial Intelligence, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

Abstract: With the rapid development of earth observation technology, rapid and accurate detection and recognition of specific targets from massive remote sensing images have become critical tasks in environmental monitoring, disaster assessment, national defense security, and other related fields. Optical images and microwave images are the most common types of remote sensing images. The joint target detection and recognition utilizing optical and microwave images can have

收稿日期: 2025-12-26; 修回日期: 2025-12-31; 预印本日期: 2026-01-07

* 通信作者: 徐华平 xuhuaping@buaa.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(U2241202)

Supported by: National Natural Science Foundation of China(U2241202)

complementary advantages and effectively overcome the limitations of obtaining target information from a single type of sensor. It has important theoretical value and promising application prospects in breaking through the performance bottleneck of single-type remote sensing and improving the interpretation ability for targets in complex environments. The work provides a review of the progress of research on joint target detection and recognition utilizing microwave and optical remote sensing images. First, the characteristics of the two types of remote sensing images and the common processing procedures are described. Early approaches are usually characterized by a multistage process involving feature engineering and fusion at the feature or decision level by using classifiers, such as support vector machines. With the widespread application of deep learning in various fields, end-to-end intelligent interpretation dominated by deep learning paradigms are now widely adopted in joint target detection and recognition. The rise of convolutional neural networks has revolutionized the field. These models can learn hierarchical and discriminative feature representations automatically from raw pixel data. Despite the notable strides brought by deep learning, the joint interpretation of microwave and optical remote sensing images remains a formidable challenge. Second, a thorough analysis of the main challenges currently faced in this field is conducted. The foremost issue is the discrepancy in imaging mechanisms and subsequent feature representations and the heterogeneous modality gap. Sensors for optical images usually record the sunlight reflected by objects on land and sea surfaces. Microwave images include active and passive microwave remote sensing images. Active microwave remote sensing images are usually obtained by synthetic aperture radar, which captures the backscatter in the microwave band of objects on land and sea surfaces, and passive microwave remote sensing images reflect the microwave radiation of objects. A target may be distinct visually from that in an optical image but appear as a collection of a few bright scatters in a microwave image. Another issue is the imbalance of datasets of optical and microwave images that can be used for training model. The number of datasets for optical images is larger than that for microwave images, and the resolution of optical image datasets is usually higher than that of microwave image datasets. The scarcity of high-quality, large-scale, pixel-to-pixel co-registered, and accurate annotated datasets for multimodal training is a difficult issue for joint target detection and recognition. Furthermore, the spatiotemporal asynchrony poses a substantial practical barrier. Microwave and optical remote sensing images are rarely acquired simultaneously or from the same viewpoint, leading to temporal changes, such as the target movement and geometric misalignments that require data association and sophisticated registration techniques. Another challenge is small or weak target detection and recognition in complex backgrounds. Small or weak targets occupy only a few pixels and are likely to be submerged in background clutter, such as high sea-state wave reflections in microwave images or dense urban textures in optical images. The main technological approaches in two primary application domains, namely, marine and terrestrial fields, are analyzed through an assessment of challenges. In the marine field, the detection and recognition of ships are crucial for combating illegal activities and for naval defense. For the detection and recognition of ships, four key research routes are analyzed: feature fusion methods, which involve various network architectures that extract features from each modality separately at different network depths before fusing and are highly common; knowledge driven methods, which incorporate a priori knowledge or physics models, such as using microwave images to detect potential targets in all-weather conditions and combining high-resolution optical images for fine-grained identification, and using physical scattering models to regularize a deep learning network; fine-grained detection and recognition methods for complex scenes, which focus on the robust detection and recognition of small or weak targets and arbitrarily oriented targets, especially when operating in cluttered, high-sea-state environments; and indirect detection and recognition methods on the basis of ship wakes, which utilize the distinctive V-shaped wakes left by moving vessels that can be captured by microwave and optical sensors, provide an additional function for estimating ships' speed and heading, and are particularly valuable for the detection and recognition of stealthy or low-observable targets. In the terrestrial field, the targets of concern focus on aircrafts, vehicles and infrastructures, etc. Three major technological avenues are discussed for land targets. The first one relates to feature fusion methods, which face different challenges compared with those in the marine field because land clutters present a more heterogeneous background than the ocean. The second avenue is knowledge transfer and distillation methods, which can use optical images with abundant labeled data to train a teacher network and distill its learned knowledge to a student network that operates on microwave images or fused data. The third avenue is small or weak target detection and recognition in complex scenes, which employ more complex datasets or more advanced methods focusing on the

challenge of small or weak targets on land. In addition, commonly used performance evaluation metrics and some public datasets available are presented. The future development trends of joint target detection and recognition techniques with remote sensing images are also prospected in the review.

Key words: remote sensing; optical imagery; synthetic aperture radar(SAR); target detection; target recognition; information fusion; deep learning; knowledge driven

0 引言

遥感卫星的快速发展,为遥感技术的研究与应用提供了丰富的数据。国际上,美国 Landsat 系列光学遥感卫星开启了人类利用卫星长期持续监测地球表面的新时期。法国 SPOT 光学遥感卫星实现了立体成像,以 WorldView 和 Pléiades 为代表的商业光学遥感卫星将空间分辨率提升至亚米级。欧洲哥白尼计划的哨兵(sentinel)系列卫星搭载了光学与微波等不同类型的遥感传感器,构建了开放共享的全球监测体系。近年来,我国遥感事业也实现了跨越式发展,以高分辨率对地观测系统重大专项工程(高分专项)为标志,系统部署了如高分二号(亚米级光学)和高分三号(C波段微波)等高性能遥感卫星,并涌现出吉林一号等商业遥感星座。当前,国内外先进遥感卫星密集组网,已形成海量、多模态和多时相的遥感大数据格局。在此背景下,为有效利用海量遥感数据,迫切需要发展能够融合不同传感器数据的智能解译技术。

根据获取图像传感器类型的不同,遥感图像可以分为光学遥感图像、热红外遥感图像、高光谱遥感图像、微光夜视遥感图像以及微波遥感图像等多种类型。其中,光学和微波图像是最为常用的两种遥感图像。光学遥感图像直接记录地物在可见光波段对太阳光的反射信息,其图像与普通相机拍摄及人眼直接观察的最为接近,也是最直观的遥感图像。微波遥感图像可分为被动微波遥感图像和主动微波遥感图像。被动微波遥感其传感器被动接收地物在微波波段的辐射,其空间分辨率通常较低。主动微波遥感图像通常使用合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)获取,因此常称为雷达图像,它通过向地面或海面主动发射电磁波并接收地物散射的电磁波获得地物的图像。雷达图像反映了地物对电磁波的后向散射特性等信息。SAR 可以获取收发不同极化组合的多通道雷达图像,通过不同形式的极化

组合和进一步处理,可以获得多种具有不同特点的彩色雷达图像。SAR 能够获得高分辨率的对地观测图像,具有全天时、全天候观测等优势,在对地观测中发挥着日益重要的作用。

复杂背景下,单一传感器遥感图像进行目标检测与识别性能有限,需要多源遥感图像联合处理来提升目标检测与识别的准确性和稳健性。以 SAR 图像为代表的微波遥感图像与光学遥感图像具有良好的互补性,且目前相对于其他类型遥感图像往往能够获得更丰富的高分辨率图像资源,所以联合 SAR 图像和光学图像进行目标检测与识别,成为多源遥感图像联合目标检测与识别的一个最重要的研究主题。微波与光学遥感图像联合目标检测与识别在民用和军事领域具有巨大应用潜力。在民用领域,该技术可全天时、全天候、高精度监控海上船只、地面车辆以及非法建筑等目标,广泛应用于海洋管理、交通规划、城市治理和灾害评估等方面。在军事领域,该技术可提供全天时、全天候情报等信息,具有重要的战略意义。

综上所述,面对日益复杂的观测场景与多样化的应用需求,发展高性能、高可靠性的微波与光学遥感图像联合目标检测与识别技术,已成为遥感智能解译领域一个非常重要的研究方向。鉴于此,本文将从微波与光学图像联合目标检测与识别的基础技术、海洋与陆地两类典型应用环境以及性能评价体系4个方面展开综述,系统梳理相关技术现状,展望未来发展趋势。

1 微波和光学遥感图像联合目标检测与识别技术概述

1.1 基本概念

光学遥感图像与微波遥感图像因其成像机理的根本差异,展现出各自独特的优势与固有的局限。

光学遥感图像,主要是可见光图像,其成像原理与人眼视觉相似,反映地物对太阳光的反射情况。

光学遥感图像具有空间分辨率高、色彩与纹理细节丰富,视觉直观性强等特点,能够清晰呈现地物的轮廓与结构,有利于从中学习有效的视觉语义特征,从而实现有效的目标检测与识别。然而,光学遥感依赖光照和大气条件,在夜间以及云、雾、雨、雪等恶劣天气下,其成像能力会受到严重制约甚至完全失效。

微波遥感图像,主要是SAR图像。SAR作为一种主动微波遥感系统,具备全天时、全天候工作能力,能有效穿透云雾,不受光照条件限制,可以有效弥补夜间和恶劣天气下光学遥感的不足。此外,SAR对目标的几何结构、表面粗糙度及介电常数等物理特性十分敏感,能揭示光学图像无法体现的目标特征。然而,SAR图像并不像光学图像那样直观,其解译往往需要专业的判读人员或专门的处理系统。另外,SAR图像固有的相干斑可能会干扰图像细节的判读。

对于光学遥感图像目标检测与识别的研究,特别是舰船、车辆和飞机等目标的检测与识别,已有多位学者对其研究进展进行了综述(张财广等,2020;李晨瑄等,2021;徐芳等,2021;付涵等,2022;冯长峰等,2023;石争浩等,2023;袁翔等,2023;肖超等,2024;徐丹青和吴一全,2024;赵其昌等,2024)。总体来看,过去主要使用模型驱动的方法,如利用灰度信息统计特征、视觉显著性、模板匹配、帧间差异和传统机器学习的方法等;近年来利用深度学习的数据驱动的方法因其良好的性能逐渐成为主流的方法;最近的研究又将已有知识引入到数据驱动的方法中。近年的大量研究主要集中在解决目标尺寸小、方向多样、尺度与形状多样、背景复杂、目标密集、目标遮挡以及类别不平衡等技术难题。

因为SAR图像独特的成像机理,即使是匀质的背景区域,在SAR图像中也会表现为具有一定统计特性的随机起伏。SAR图像目标检测中最经典的方法是恒虚警率检测;支持向量机等传统的机器学习方法广泛应用于SAR图像目标识别中。极化SAR可以获得目标更丰富的信息,为SAR图像有效的目标检测与识别提供了更多可能方案。基于深度学习的方法,如卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、区域卷积神经网络(region-based CNN, R-CNN)、深度置信网络(deep belief network, DBN)、堆叠自动编码器(stacked autoencoder, SAE)和Transformer网络也广泛应用于SAR图像目标检测与识别

中(李春升等,2025)。

尽管单源遥感图像目标检测与识别技术已取得长足进步,但仍面临不少挑战。利用多源遥感图像对目标进行联合检测与识别成为提升目标检测与识别准确性与稳健性的很有前景的技术方案。近年来,微波与光学遥感图像联合目标检测与识别技术已取得了很大进展,其关键在于正确而有效地融合异构信息,即在保留互补特征的同时剔除冗余信息,形成对观测场景的一致性、增强描述,从而为后续的检测与识别任务提供信息更丰富、特征更明确的输入。

微波与光学遥感图像联合目标检测与识别的一般处理流程如图1所示。

首先对光学与微波遥感图像分别进行预处理。光学遥感图像常需进行去云去雾等干扰的消除。SAR图像预处理更为复杂,往往需要经过多视处理、几何校正和辐射校正等。对于极化SAR图像,包含多个通道不同极化方式的复图像,也需要一定处理转换为便于后续处理的多通道图像。

遥感图像预处理后,还需要进行配准处理,使得不同遥感图像上的相同区域位置对应起来。常用的图像配准方法主要是通过提取特征,利用特征之间的对应实现整幅图像的配准。

配准后即可进行联合目标检测与识别处理。传统方法通常将目标检测与目标识别分为两个步骤,先对目标进行检测,再对检测出的目标通过特征提取和传统的机器学习方法进行进一步的分类与识别。联合目标检测与识别在检测和识别的其中一个步骤或两个步骤中联合使用光学遥感图像和微波遥

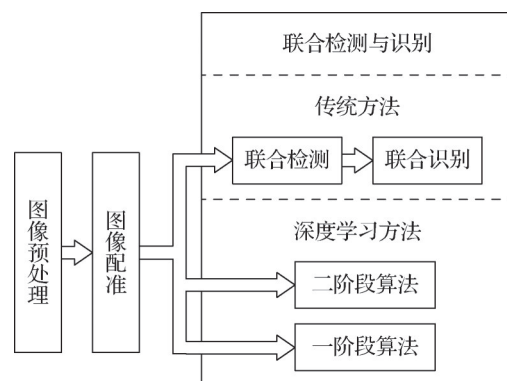


图1 联合目标检测与识别一般处理流程

Fig. 1 The general processing procedure of the joint target detection and recognition

感图像。

近年来,深度学习方法已广泛应用于联合目标检测与识别。深度学习方法无需人工设计复杂的特征提取方法,能够通过其多层卷积与池化结构,自行从SAR图像和光学图像中学习目标特征。基于深度学习的联合目标检测与识别主要分为两大类:二阶段(two-stage)算法和一阶段(one-stage)算法。

二阶段算法先在第1阶段采用选择性搜索(Uijlings等,2013)等方法生成众多候选框,再在第2阶段对候选框内的区域进行目标分类与候选框位置和大小调整。这类方法中具有代表性的如R-CNN(Girshick等,2014),先用选择性搜索算法得到候选区域,再将CNN提取的区域特征送入分类器分类,最后用边界回归完成候选框调整。后续的Fast R-CNN通过共享特征图以减少重复计算,提高检测速度(Girshick,2015)。Faster R-CNN进一步引入区域建议网络(region proposal networks, RPN),加速候选区域生成(Ren等,2017)。尽管这类算法在不断改进,但它们仍存在大量冗余候选框,导致模型处理速度降低。

一阶段算法的特点是无需先行生成候选框,而是直接输出目标的类别概率和位置坐标,从而提升了检测与识别的速度。Redmon提出的YOLO(you only look once)算法便是典型的一阶段算法,该算法将目标检测问题转化为回归问题,直接预测目标的类别和位置(Redmon等,2016)。Liu等人(2016)提出的SSD(single shot multibox detector)在多尺度特征图上进行检测,有效应对不同尺寸的目标。Law和Deng(2018)提出的CornerNet则通过检测目标边界关键点,进一步提升了检测速度和准确性。

上述二阶段算法和一阶段算法,如果分类的类别足够细致,在检测出目标的同时,也完成了目标识别。一般而言,一阶段算法在速度上具有优势,而二阶段算法在准确度上表现更优。随着技术演进,这两类算法在准确度和速度上的性能差距正逐渐缩小。

微波与光学遥感图像联合目标检测与识别也可从像素级、特征级和决策级3个层次实现。可以首先对同一场景配准后的两类图像在像素级融合,再对融合图像使用传统方法或深度学习方法进行目标检测与识别。也可以先分别从两类图像中提取图像特征,再对提取的特征联合处理得到检测与识别结

果。还可以由微波图像和光学图像先分别独立检测与识别,再将检测与识别的结果进行联合判决。由于深度学习方法可以自行提取图像特征,当前基于深度学习的联合目标检测与识别多在特征级进行多源图像的联合处理。

1.2 挑战

微波与光学遥感图像联合目标检测与识别,这一跨模态联合处理任务不仅包含一些单一遥感图像检测与识别的难题,还引入了由模态异构性带来的独特挑战。总体而言,当前研究主要面临以下几个方面的挑战,如图2所示。

1)微波遥感图像中主要使用的SAR图像与光学图像的成像机理与特征表达的差异性。光学遥感直接接收地物反射的太阳光,在光学遥感图像中不同地物表现为直观的颜色、纹理和形状等差异,其特征空间与人类视觉感知高度一致。而SAR图像记录的是地物对雷达主动发射的电磁波的后向散射特性,反映了目标的散射强度、几何结构、表面粗糙度和介电常数等信息。此外,光学遥感通常向传感器正下方或接近正下方拍摄,观测角度的影响相对较小。而SAR通常对传感器飞行方向侧边的斜下方侧视成像,即使在同一幅SAR图像中,不同区域对应的电磁波入射角也会有所差异。如果联合处理中没有充分考虑这些差异,将会导致无法很好地利用两类遥感图像的优势。

成像机理与特征表达的差异性	数据集规模与分辨率的不均衡性	数据获取的时空异步性	复杂背景下的弱小目标检测与识别
反映地物信息不同	配准数据集缺乏	获取时间差异	弱小目标淹没
成像视角差异显著	数据空间尺度悬殊	目标位置状态变化	多模态信息冲突

图2 联合目标检测与识别当前主要挑战

Fig. 2 Current main challenges in the joint target detection and recognition

2)两类遥感图像数据集规模与分辨率的不均衡性。深度学习模型的性能依赖于大规模、多样化的标注数据集。然而获取像素级配准、时相同步的SAR与光学图像本身就技术复杂、成本高昂。虽然目前已有多个面向光学遥感图像和SAR图像目标

检测与识别的公开数据集,但现有数据集多是仅包含光学图像或SAR图像,对同时包含同一场景相匹配的两类图像的数据集还非常有限。与光学图像数据集相比,公开的SAR图像数据集在规模上还有差距。此外,不同传感器以及同一传感器在不同工作模式下获取的遥感图像在空间分辨率上差异巨大。如何让联合处理应对数据集规模的差异以及空间尺度和分辨率的差异,是联合目标检测与识别的另一难题。

3)两类遥感图像数据获取的时空异步性。在实际应用中,两类图像通常来自不同平台,图像获取时间与成像几何关系往往存在差异,这意味着两次成像的间隔期内,目标可能发生移动或状态变化,背景环境也可能发生改变,从而破坏数据间一致性,为联合目标检测与识别带来了困难。如何在非协同、非同步的异构数据间构建目标的时空映射关系,是应对该挑战的关键,也对联合检测与识别方法提出了较高要求。

4)复杂背景下的弱小目标检测与识别。舰船、车辆等大量高价值目标在遥感图像中往往仅占极少像素,有些目标其光学纹理特征和SAR散射特征较为微弱,极易被复杂的背景淹没。复杂背景干扰下的弱小目标检测与识别是单源遥感图像目标检测与识别的难题,联合目标检测与识别有望突破这一难题,但同样面临严峻挑战。联合目标检测与识别不仅要具有抑制背景噪声和杂波的能力,还需要在光学图像与SAR图像目标信息冲突或信息均不明确时做出有效判断。

为应对上述挑战,微波与光学遥感图像联合检测与识别需要解决SAR与可见光图像跨模态特征融合、少样本与少标注数据集跨模态学习、遥感图像跨模态多尺度分析、时空异步数据跨模态融合、复杂背景下的弱小目标检测与识别等关键科学问题。

综上所述,联合SAR与光学遥感图像的目标检测与识别是一项前景广阔却充满挑战的任务。未来的研究需致力于设计能够有效应对上述挑战的创新性框架,以充分发挥多模态遥感数据的潜力。

1.3 主要应用场景

微波与光学遥感图像联合目标检测与识别,当前的主要应用场景可以分为海洋环境场景和陆地环境场景两大类。

海洋环境场景主要是舰船目标的检测与识别。

单一类型传感器在海洋环境舰船检测与识别中存在一定的局限性。光学遥感虽然分辨率高、细节丰富,但在常年多云层遮挡海域以及在夜间常会失效。而SAR图像虽然具备全天候的观测能力,有时却难以区分尺寸相近的军用和民用舰船。因此,联合检测与识别成为必然选择,可结合SAR的全天候观测能力与光学图像丰富的细节信息,实现从目标发现到型号识别、身份确认的全流程处理。海上舰船检测与识别,军事上可以为高质量海上情报的获取提供重要支持,民用上可用于渔业监管、打击走私以及海上救援等场景(王彦情等,2011)。联合目标检测与识别能有效提升复杂环境下的海上舰船检测与识别的准确性和可靠性。

陆地环境目标类型多样,常见任务包括车辆、机场飞机等目标以及桥梁、油罐等基础设施的检测与识别。军事上,及时发现、识别并跟踪陆地关键目标是实现侦察、打击和毁伤评估的基础,直接影响作战效能。典型应用如识别伪装、隐蔽目标与假目标:敌方可利用光学伪装覆盖装备,或布设外形逼真的假目标,单一光学传感器容易被欺骗;联合检测与识别则可结合SAR对金属材质和几何结构的敏感性与光学图像的高分辨率细节,有效识别光学伪装或雷达隐身目标。民用上,车辆与基础设施检测是支持防灾减灾、智慧城市等领域的关键技术。例如在洪水、地震等灾害应急响应中,SAR能够穿透云雨实现全天候监测,结合灾前灾后遥感图像,可快速评估受灾范围与程度,为救援决策提供重要依据。

海洋环境场景和陆地环境场景虽然同为目标检测与识别,但两类场景的目标检测与识别存在明显的差异性。这些差异性主要包括:1)海洋环境往往以广阔的海洋为背景,通常海洋背景具有较好的均匀性;而陆地环境目标检测与识别其背景环境则往往复杂得多,背景中还可能包含与目标特征相似的地物。2)海洋环境的背景主要受海杂波影响,虽然背景较均匀,但会随天气条件的变化发生显著变化,在高海况条件下,海杂波可能对目标检测与识别产生明显干扰,海面波动也使利用多普勒信息在海杂波中检测与识别舰船的方法面临巨大挑战;陆地环境背景虽然复杂,但受天气影响相对海洋环境要小。3)海洋环境目标检测与识别主要针对舰船目标;而陆地环境需要检测与识别的目标类型则更为多样。4)海洋环境舰船目标通常在整幅图像中占比很小;

陆地环境中需要检测与识别的目标,在整幅图像中的占比则不一定小。5)海洋场景除了直接利用船体自身特征进行目标检测与识别,还可以利用舰船尾迹特征进行间接检测与识别;陆地场景虽然无法利用尾迹检测与识别目标,但道路、机场和河流等先验信息可以为目标的检测与识别提供有效引导。

因为海洋环境场景和陆地环境场景目标检测与识别的差异性,后文对这两类场景目标联合检测与识别的方法分别进行分析。

2 微波和光学遥感图像海洋环境舰船目标联合检测与识别技术

海洋环境目标联合检测与识别研究主要集中于海上舰船目标的检测与识别。舰船目标在广袤的海洋背景中通常占比极小,海上海况多变、舰船种类繁多,这些都增加了舰船目标检测与识别的难度。

在近岸区域海上目标检测与识别任务中,采用海陆分离等预处理方法可有效提升目标检测与识别的速度和准确性。海陆分离可直接使用与遥感图像配准的数字高程模型(digital elevation model, DEM)数据,根据海拔高度进行分离。对于光学遥感图像,海陆分离还可利用港口先验信息、采用图像特征分析以及使用基于深度学习的语义分割等方法(赵其昌等,2024)。对于SAR图像,海陆分离可应用图像分割等方法,例如使用基于活动轮廓模型的SAR图像分割方法(王晓亮和李春升,2010)。

海上舰船目标的检测与识别的一个独特之处在于不仅可以依据舰船船体自身的特征进行直接检测与识别,还可以利用舰船航行的尾迹进行间接检测与识别。

根据目标联合检测与识别方法的技术特点,下面分4个方面介绍微波与光学遥感图像海洋环境目标联合检测与识别方法。

2.1 基于特征融合的目标联合检测与识别技术

利用舰船船体自身特征的联合检测与识别是目前研究更多的方法,其核心是定位并识别图像中由舰船船体自身物理结构产生的视觉或电磁散射特征。在光学图像中,这些特征主要为舰船的形状轮廓、颜色纹理及阴影信息(Zhao等,2024)。在SAR图像中,金属船体对电磁波产生强烈后向散射,形成高亮度目标,与较暗的海面背景差异显著。直接检

测方法的显著优势在于能够对航行中和静止的舰船均实现有效探测。

像素级层次的方法将光学图像与SAR图像进行像素级融合得到新的图像后再进行检测与识别,由于光学图像与SAR图像成像机理与图像特征存在显著差异,像素级融合往往通用性有限,而且处理不好反而会增加后续检测与识别的难度。决策级层次的方法中间过程互补性可能利用不充分(罗俊海和杨阳,2020)。相比之下,特征级层次的方法分别从不同类图像中提取关键特征,然后在统一的特征空间中进行联合处理,能够在保留原始信息优势的同时,实现信息互补,更契合当前以深度学习为代表的技术的发展趋势(李树涛等,2021)。因此,如何在特征级有效结合光学图像和SAR图像的优势,同时抑制噪声和冗余信息,联合检测与识别舰船目标,已成为近些年研究的重点方向。

深度学习目标检测与识别框架中,特征级联合检测与识别主要是围绕YOLO深度学习网络模型进行的。

对于目标检测与识别,如何使模型自适应增强关键目标特征,并有效抑制不同类型图像干扰是一个重要问题。注意力机制为实现这一目标提供了一种隐式融合思路。针对这一问题,赵宇(2023)提出一种基于YOLOv3的多尺度可变形舰船检测器(multiscale deformable ship detector, MDSD),在特征金字塔网络(feature pyramid network, FPN)中嵌入了一个多尺度可变形注意力模块(multiscale deformable attention module, MDAM)。该模块通过可变形卷积,使网络能够动态调整感受野,从而自适应聚焦于不同形状和尺寸的舰船目标。当模型在包含光学图像与SAR图像的混合数据集上训练时,MDAM引导模型学习到超越模态差异的本质性目标几何与结构特征,该方法无需设计显式的双分支融合结构,即可高效处理两类不同图像,在抑制各自干扰的同时,实现隐式特征融合。实验结果表明,该方法在检测性能上显著优于基准YOLOv3模型。

相较于隐式方法,设计专门网络结构以进行显式特征融合是当前联合检测与识别中更为主流的方向。这类方法旨在更精确地控制信息交互,以解决更深层次的融合问题。其核心挑战在于如何在模型中找到一个平衡点,既能充分学习不同图像的独有特征,又能实现跨模态信息的有效互补。中层融合

是其中一种典型解决方案。Wang 等人(2024)提出的模型为此提供了范例。该模型使用双分支结构,通过两个独立的骨干网络分别提取光学图像和 SAR 图像中的特征,确保了前期特征提取的独立性和模态特异性。随后,在网络的中间层级对两个特征进行融合,并送入共享的检测颈部与头部做进一步处理。值得注意的是,该方法在融合前于各分支中集成了卷积块注意力模块(convolutional block attention module, CBAM),以增强各自模态的有效特征表达。这种结构清晰地平衡了模态特异性学习和跨模态信息交互,是当前特征级融合的主流模型之一,在提升检测准确率方面展现出稳健的性能。

尽管中层融合取得了一定成效,但在处理光学图像与 SAR 图像间存在的显著差异时,仍可能面临特征交互不够深入、泛化能力有限的问题。为在处理前期构建泛化能力更好的共享特征表示空间,Dong 等人(2024)提出 OptiSAR-Net 网络,在骨干网络中引入双重自适应注意力模块。与 Wang 等人(2024)采用简单特征拼接不同,双重自适应注意力模块在网络更深层次上,通过分解大核卷积以模拟不同感受野,并对多路输出进行二次注意力加权融合,从而实现更早、更充分的特征交互。此外,模型还在颈部网络嵌入空间金字塔池化和空间打乱注意力(spatial shuffling attention)模块,进一步增强对多尺度目标的适应能力和对 SAR 图像中噪声的抑制能力。实验表明,该模型在跨模态检测与识别任务中取得了更好的性能,为解决模态差异下的联合感知问题提供了新的技术路径。

2.2 知识驱动的跨模态联合检测与识别技术

利用深度学习方法在 SAR 图像中进行舰船检测与识别,其性能与大规模、高质量的标注数据集密切相关,然而 SAR 图像标注数据稀缺,加之其成像机理复杂、存在相干斑等因素影响,基于少量样本训练的深度学习模型往往性能有限、泛化能力不足(Zhou 等,2024)。与此同时,光学遥感图像具有数据量大、易于获取和标注的优势,为解决 SAR 图像目标检测与识别所面临的样本匮乏问题提供了新的思路。因此,如何利用知识驱动的跨模态检测与识别技术,将光学图像中丰富的先验知识迁移至 SAR 图像,以弥补 SAR 图像数据与特征表达方面的不足,已成为当前该领域的重要研究方向。对于舰船检测与识别,当前知识驱动的主流技术路径主要包

括两大类:生成式方法和特征对齐方法。

生成式方法也称图像翻译方法,通过生成模型将光学图像转换为类 SAR 图像,从而直接扩充 SAR 训练数据集,图像到图像翻译技术已在多个视觉任务中取得广泛应用,例如草图生成照片、中国画生成油画(Chen 等,2019)、线稿图生成实体图以及图像季节变换(Lin 等,2021)等;特征对齐方法,也称领域自适应方法,其在深度网络的高维特征空间中拉近光学图像与 SAR 图像特征的距离,使检测器能够学习到模态不变的特征表示。

生成式方法是应对 SAR 图像样本稀缺的最直接思路之一。姜欣等人(2024)提出一种生成式知识迁移框架解决舰船目标检测问题。该框架先由知识迁移网络利用光学图像生成具有 SAR 图像特征的带标注模拟图像,再利用模拟图像进一步训练舰船检测网络。在知识迁移中,通过引入循环一致生成对抗损失约束非配对图像的转换过程,确保舰船等关键内容在转换中得以保持。该方法还引入两项关键约束:1)恒等损失,确保 SAR 图像输入后风格不变,以稳定 SAR 图像域的特征分布;2)特征边界决策损失,通过在特征空间中拉远光学图像域与生成 SAR 图像域的距离,使生成的翻译图像更接近真实 SAR 图像。即使在没有或仅含少量真实 SAR 图像标注样本的情况下,该方法仍能通过生成高质量样本显著提升目标检测模型的泛化能力。生成式方法中若产生低质量样本反而会降低检测与识别模型的性能。为此,后续研究致力于从网络结构与损失函数层面进一步优化生成样本的真实性与结构一致性。Wu 等人(2024)提出 CDA-GAN 模型,该模型在生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)基础上,采用跨域注意力机制(cross domain attention, CDA)智能地将 SAR 图像的散射特性映射至光学图像的结构轮廓上,从而精确保持舰船的几何结构。同时,该模型通过跨域多尺度特征融合与参考损失增强全局信息一致性并抑制背景噪声。实验表明,由 CDA-GAN 生成的高质量样本训练的检测器,在真实 SAR 图像上表现出更优的目标检测性能,凸显了生成样本质量对知识迁移效果的关键影响。

特征对齐方法解决深度网络在高维特征空间中难以同时理解两种模态的问题。这类方法不合成数据,而是拉近光学图像与 SAR 图像在高维特征空间中的距离,使检测与识别网络能够学习到与模态无

关的领域不变特征,从而将在光学图像上获得的检测与识别能力直接迁移到SAR图像域。部分研究尝试在输入端进行预对齐,以规避GAN训练不稳定的问题。陈亮等人(2024)提出一种频域转换方法,基于傅里叶变换将图像分解为振幅谱和相位谱,相位谱与语义信息相关,通过保留光学图像的相位谱并替换其低频振幅谱为SAR图像对应部分,再经逆变换生成伪SAR图像。该方法无需复杂对抗训练,即可在像素级高效实现风格迁移,为后续深层特征对齐提供了良好起点。另一类方法聚焦于在特征层级实现模态对齐,通过引导模型提取同一目标在光学图像与SAR图像中的相似高维特征,间接完成知识迁移。何佳月等人(2024)提出的方法设计了从局部、全局到实例级别的多级模态对齐(multi-level modality alignment, MLMA)模块,逐步缩小模态间特征差异。同时,该方法还引入基于邻域和全局注意力的特征交互机制,使模型能够更合理地关注不同层级的信息。该方法通过精细化、分层次的特征对齐策略,有效促进了领域不变特征的学习,提升了模型在跨模态场景下的稳健性。在实际应用中,由于标注SAR图像样本往往有限,若将海量光学图像特征与少量SAR图像特征直接对齐,容易引入负迁移知识。针对该问题,Zhou等人(2024)提出一种面向少样本场景的域适应方法(optical and SAR images domain-adaptive few-shot single shot multibox detector algorithm, OS-DAFSD),先精准筛选,再高效对齐。该方法提出一个光学域到SAR域(optical domain to SAR domain, OSD)距离度量函数,以更全面评估跨模态特征相似性,仅对筛选出的高相关性光学图像子集和少量SAR图像样本进行联合训练。该方法通过主动筛选相关源域知识,有效避免负迁移,在极少量SAR图像样本条件下仍实现了高效的知识迁移。

2.3 复杂场景下的联合检测与识别技术

海洋环境遥感图像的目标检测与识别任务中,模型性能常受到复杂背景干扰的严重影响。云层、雾气、海杂波及密集的港口设施等地物,在视觉特征上易与船舶等目标混淆,导致检测结果中出现大量虚警和漏检。联合目标检测与识别有望减轻单源遥感图像复杂背景的干扰,但也依然面临多项技术难题。首先,弱小目标特征表示问题突出。由于成像距离远、视角多变,图像中普遍存在大量小尺寸目

标,其特征信息微弱,在神经网络的下采样过程中极易丢失(袁翔等,2023)。其次,目标形态描述不精确制约检测与识别性能。舰船目标常呈任意方向分布,传统水平矩形框难以贴合其真实轮廓,易引入背景噪声或丢失目标关键部位信息。第三,数据标注成本高昂限制了模型发展。获取大规模、高质量的精细化标注,尤其是旋转框标注和SAR图像标注,成本高昂且耗时耗力,制约了数据驱动方法的推广。最后,时空失配的敏感性影响多源协同效能。复杂背景下异源图像间时空失配更易造成异源图像相同目标的错误关联,从而影响联合检测与识别的准确性。

针对遥感图像中弱小目标特征微弱易丢失这一难题,研究者从网络结构入手,设计能够增强小目标位置及特性信息的特征表示机制。这类方法在特征提取和融合各阶段,显式建立引导关系,确保弱小目标特征信息在多尺度变换中得以保留和强化。Wang等人(2025b)提出的位置引导动态感受野网络(position guided dynamic receptive field network, PG-DRFNet)是代表性工作之一。该网络在训练阶段利用弱小目标的真实位置信息生成“关键位置逻辑图”,引导网络在各层级关注弱小目标区域,防止目标特征信息的丢失。在推理阶段则动态分配计算资源,聚焦潜在目标区域,避免对广大无关背景的冗余计算。PG-DRFNet在光学图像和SAR图像上提升了弱小目标检测的查准率(precision)和查全率(recall),同时保持了较高推理速度,为复杂场景下弱小目标的检测与识别提供了有效思路。

针对舰船目标方向多样的问题,Zhu等人(2025)提出基于动态尺度特征增强的弱监督任意方向舰船检测网络(weakly supervised arbitrary-oriented ship detection network, DSENet),仅使用水平框标注即可实现高精度旋转目标检测。DSENet采用双分支结构,自监督分支通过几何变换自主学习目标朝向;弱监督分支则结合水平框标注与自监督角度信息生成旋转检测结果。该网络还设计了专门的动态尺度特征增强模块和外接Scylla交并比(circumscribed Scylla intersection over union, Circum-SIoU)损失函数,以提升多尺度目标的适应能力,并在弱监督条件下稳定训练。实验表明,DSENet在仅使用水平框标注的情况下,仍可达到与监督方法相当的旋转目标检测准确性,为低成本高精度方位感

知任务提供了可行路径。

针对数据标注的高成本问题, Huang 等人(2025)将无监督域适应思想引入方向目标检测任务,提出基于像素与实例信息迁移的域自适应检测模型。该模型将知识从有标注的光学图像域迁移到无标注的SAR图像域,采用双层迁移机制。在像素级,通过图像合成技术生成视觉上的中间域图像,拉近两域距离;在实例级,解耦域不变特征与域特定特征,通过学习域不变特征提升跨模态应用能力,该方法成功实现了从光学图像到SAR图像零标注迁移检测,降低了SAR目标检测的应用门槛。

针对时空失配的敏感性问题的,为了使舰船目标在异源图像间存在轻微位置偏移时能够正确关联不同图像中位置略有偏差的同一目标,研究者提出多种决策级联合检测与识别方法。张强等人(2024)提出基于邻域显著性的协同检测方法,将全局匹配问题转化为局部搜索问题。该方法在初步检测基础上,以前一时相检测框为中心,在后一时相异质图像上扩展邻域窗口,利用视觉显著性模型提取前景目标,并通过融合置信度实现漏检目标的补充检测,有效提升了异源图像上存在位置偏移目标的检测稳健性。

2.4 基于尾迹的间接联合检测与识别技术

与利用舰船船体自身的特征进行直接检测与识别不同,通过分析舰船航行时在海面上产生的尾迹进行舰船检测与识别是一种间接方法。尾迹通常比船体本身长得多,可绵延数公里(Li等,2021),在舰船通过后仍能持续一段时间(Ding等,2022),使其成为更容易被发现的目标特征。舰船航行时形成的尾迹改变了海面的粗糙度,而SAR能够探测到这种粗糙度的变化。这类方法的独特优势在于能够有效探测那些因尺寸过小、速度过快或经过隐身设计而难以被直接检测与识别的目标。此外,尾迹的几何形状和物理特性蕴含了舰船的运动状态信息,例如,尾迹的V形结构可用于推断航向,尾迹自身的特征可估计航速(Zilman等,2004),SAR图像中船体与尾迹之间的偏移也可用于估算航速。因此,尾迹检测不仅可以确认舰船的存在,还可以提供关键的动态情报,这对监控那些未安装或有意关闭及篡改船舶自动识别系统(automatic identification system, AIS)的舰船的检测与识别具有重要价值(Zhang等,2024)。当然,基于尾迹的方法也存在局限性:仅适用于航行中的舰船,对静止的舰船则无能为力。

舰船尾迹检测也经历了从传统图像处理方法到现代深度学习方法的演变。早期研究主要依赖尾迹线性特征,常用霍夫变换等方法将线性特征检测问题转化为变换域中峰值搜索问题。然而,这类方法在复杂的海况下表现不佳,因为海杂波等自然现象也可能表现为线性特征,导致虚警率较高。随着深度学习的兴起,R-CNN和YOLO等模型也被引入舰船尾迹检测中。Mazzeo等人(2024a)对利用卫星遥感图像进行舰船尾迹检测的方法进行了综述。Mazzeo等人(2024b)还主导了UEIKAP(unveil and explore the in-depth knowledge of earth observation data for maritime applications)项目,该项目致力于开发光学图像和SAR图像中基于深度学习的尾迹检测系统。该项目方法通过融合海洋气象数据(如风速、风向等),提升真实尾迹与海杂波的区分能力,提升舰船检测的准确性和稳健性。Cristofano等人(2025)则在UEIKAP项目的框架下,进一步展示了从多源数据输入到信息输出的完整技术流程,展现了多模态联合检测与识别在提升海洋态势感知能力方面的巨大潜力。

3 微波与光学遥感图像陆地目标与基础设施联合检测与识别技术

目前,陆地目标和基础设施联合检测与识别的研究主要集中在地面车辆、停放在机场的飞机,以及桥梁、油罐等基础设施的检测与识别。

同样根据目标联合检测与识别方法的技术特点,下面从3个方面分析陆地目标和基础设施联合检测与识别方法。

3.1 基于特征融合的联合检测与识别技术

陆地目标和基础设施的联合检测与识别中,特征级处理同样是一种极具潜力的技术路径。

基于特征融合的联合检测与识别的一个问题是如何在保证性能的同时,平衡融合策略的实现复杂度。Rane和Kumar(2025)提出一个结合传统机器学习的三阶段框架,用于SAR图像与光学图像联合飞机检测。该框架首先从光学图像中提取几何与纹理信息,包括体现目标形状的方向梯度直方图、体现局部纹理的局部二值模式以及基础统计特征。同时,从SAR图像中提取电磁散射与纹理信息,包括强度分布和灰度共生矩阵等。这些来自不同模态的异构

特征整合成统一高维特征向量,送入机器学习分类器进行训练和检测。其设计的两步分类策略,先利用光学图像清晰轮廓初步识别,再引入SAR图像特征进行联合确认与误报抑制。结果表明,即使不采用复杂的深度学习网络,特征级融合仍可显著提升检测的可靠性。

特征级联合检测与识别的另一问题是如何避免SAR图像固有的相干斑干扰。为此, Li等人(2024)提出一种细节引导多源融合网络。该方法并非对两种模态的特征进行同等处理,而是依据可见光图像的“信息确定性”选择性融合SAR图像信息。该方法设计了一个细节生成模块,通过计算像素邻域内的灰度差异生成细节丰富度图,以量化光学图像中各区域纹理和边缘的细节丰富程度。在特征融合阶段,细节丰富度图动态引导空间注意力特征融合模块,在光学图像细节丰富区域,降低SAR图像特征权重,以有效抑制SAR图像相干斑的干扰;在光学图像信息缺失(如云层遮挡)或细节贫乏的区域,则提升SAR图像特征权重,以充分利用其全天候信息获取的优势。这种自适应的融合机制显著提升了在复杂背景下目标的检测性能。

因为不同层次的特征具有不同互补价值,单一层级的融合有可能无法充分挖掘多模态数据潜力。为此,翟佳等人(2025)提出一种贯穿像素级、特征级和决策级3个层级的多层级融合识别模型。该模型先在像素级通过轻量卷积网络对SAR图像和光学图像进行初步融合,增强对目标纹理与形态等特征的感知,生成保留两种模态关键信息的融合图像。随后,这幅像素级融合图像与原始的SAR图像、光学图像共同输入特征提取网络。在特征级,通过局部和全局注意力机制,实现多尺度特征深度融合,使模型能更关注目标全局语义信息。最后,在决策级,整合不同处理路径的检测结果,基于类别标签、交并比和置信度,智能筛选和加权平均边界框,输出置信度与准确率最高的检测结果。这种从底层细节到高层语义,再到最终决策的全链路融合框架,最大限度保留并利用各模态在不同阶段的有效信息,实现信息利用最大化,从而获得置信度与准确率更高的检测与识别结果。

3.2 基于知识迁移与蒸馏的跨模态检测与识别技术

陆地目标和基础设施的联合检测与识别中,利

用知识的方法除了生成式方法和特征对齐方法两类,还有一类知识蒸馏方法。

生成式方法不仅可通过图像翻译技术将光学图像翻译为SAR图像以丰富训练样本,也可以将SAR图像转换为更易理解的光学图像再进一步处理。Park等人(2025)针对传统生成对抗网络在SAR图像到光学图像翻译任务中存在的生成图像模糊、细节丢失以及难以处理大规模多样化数据集的问题,提出一个基于视觉变换器的框架。其生成器采用多尺度视觉变换器架构,在浅层使用视觉变换器处理高采样率特征图,以保留轮廓、边界等结构信息;在深层处理低采样率特征图,理解场景布局和高级语义。从而使生成的伪光学图像兼顾宏观合理性与微观细节。为缓解生成图像模糊问题,该方法引入感知损失函数,通过一个在大型图像库上预训练好的视觉几何组(Visual Geometry Group, VGG)网络在特征空间度量生成图像与真实光学图像的距离,使模型能够学习图像翻译映射关系。Park等人(2025)的方法虽然先进,但仍依赖于大规模的真实配对数据。针对无配对数据场景, Lee和Park(2023)早些年已提出一种由SAR图像生成虚拟光学图像再进行目标识别的解决方案,先在SAR图像上进行目标检测,再将检测到的SAR图像目标区域翻译为虚拟光学图像,再利用翻译的光学图像进行目标识别。由于翻译的光学图像能够有效抑制噪声、增强结构细节,所以更有利于目标识别,其中SAR图像到虚拟光学图像的翻译以目标3D模型为基础利用改进的密集嵌套U-Net生成,这一方法为特定目标的跨模态识别提供了全新的数据生成方案。

特征对齐类方法中, Luo等人(2024)提出从光学到SAR的半监督跨域目标检测(a semi-supervised cross-domain object detection from optical to SAR domain, SAR-CDSS)框架,展现了系统化的层级适应策略。该框架在数据层面采用域混合增强策略,随机将光学图像和SAR图像块拼接、融合,生成包含两种模态纹理的背景,并将有标注的SAR目标实例粘贴到光学图像背景上,或反之。从而生成特征分布介于两模态之间的中间域数据,为模型提供平滑的过渡环境。在特征层面,该框架引入自适应优化策略,对不同混合数据区别对待,并使用视觉变换器作为特征提取器以利用其全局感受野处理混合图像的复杂特征。针对SAR图像中小目标尺度小的特

点,采用基于归一化瓦瑟斯坦(Wasserstein)距离的检测头提升小目标的定位精度。该工作通过在图像、实例和特征3个层级递进缩小域差异,为半监督跨域检测与识别提供了系统且精细的解决方案。

知识蒸馏(Hinton等,2015)也为微波与光学遥感图像联合检测与识别提供了新的思路。知识蒸馏方法通过一个在光学图像上得到的大型教师网络,指导一个轻量级的学生网络在SAR图像上进行学习。自Chen等人(2017)将知识蒸馏算法应用到目标检测任务以来,利用知识蒸馏检测与识别目标的工作逐渐增多。知识蒸馏方法也在陆地目标与基础设施的检测与识别上有所应用,利用信息丰富的光学图像指导SAR图像处理。Li等人(2025)针对现有知识蒸馏方法应用于联合目标检测与识别时面临的三大问题:SAR图像相干斑干扰特征对齐、蒸馏过程缺乏对关键目标区域的聚焦以及模态差异导致的知识传递效率低,提出称为频率增强动态掩膜跨头蒸馏(frequency enhancement and dynamic mask with cross-head distillation, FED-CHDistill)的精细化知识蒸馏框架。为解决相干斑干扰问题,该框架通过频率增强模块利用离散小波变换分解SAR特征,分离低频结构信息与高频细节及相干斑;为解决区域聚焦问题,引入动态掩膜模块增强对关键目标区域的关注;为解决模态差异问题,采用跨头蒸馏策略,与传统方法使用学生网络检测头模仿教师网络检测头不同,跨头蒸馏将高质量SAR特征输入教师网络的光学检测头进行预测,使SAR特征在光学框架内表达与对齐,有效跨越语义鸿沟。Li等人的工作代表了单向知识蒸馏的精细化发展,但其知识流仍为单向。

在可以同时获取两种模态图像的场景中,深度融合两种模态信息可最大化互补性,获得更好的检测与识别性能。这类多模态融合方法需设计专门网络结构处理和融合不同传感器的异构特征。Yue等人(2025)提出一个双向特征蒸馏与信息互补融合网络,通过双向知识蒸馏交互机制,将SAR特征信息提炼后注入光学分支以增强对遮挡等复杂场景的适应性,同时将光学纹理与语义信息注入SAR分支以提升其特征质量。在信息交互基础上,该方法引入自适应空间域重构模块与扩散变形卷积,兼顾姿态变化适应与远距离依赖捕捉,实现局部与全局特征的协同优化。该工作将知识蒸馏从单向引导推进到

了双向交互的层面,为多模态信息的深度融合提供了更全面、更灵活的框架。

3.3 复杂场景下的弱小目标检测与识别技术

陆地复杂场景下,微波与光学遥感图像联合目标检测与识别同样存在不少难题。尺寸小以及视觉特征或电磁散射特征弱的目标很容易淹没在复杂背景中或与复杂背景相混淆。目标密集分布的复杂场景下,目标间的遮挡、粘连以及检测框的部分重叠给准确检测与识别每个单独目标增加了难度。为应对上述难题,当前研究主要从两个方向开展:1)构建场景更复杂的数据集;2)设计更复杂的联合处理创新方法。

在数据集构建方面,高质量数据集是推动方法发展的重要基础,而现有数据集在模拟真实场景复杂性方面尚存在不足。尽管已有一些光学图像和SAR图像数据集,但它们往往缺乏对极小尺度、高密度聚集的目标等常见极端情况的充分覆盖。针对此问题,Ruan等人(2024)构建并发布了更具挑战的多模态光学图像和SAR图像目标检测数据集OGSOD-2.0。该数据集在OGSOD-1.0数据集(Wang等,2023)的基础上进行了显著扩展,新增5000多对来自Sentinel系列卫星的光学与SAR图像对,使图像对总数达到23462对,标注实例总数达到76005个。除原有的桥梁、港口和油罐3类目标外,还增加“操场”类别,以提升多样性。OGSOD-2.0数据集包含了大量极小尺寸和高密度聚集的目标,为更先进检测与识别方法的研发与验证提供了数据支撑。

在方法创新方面,传统的水平边界框因无法紧密贴合目标轮廓,同样易引入大量背景噪声,尤其在目标密集排列时,框间重叠会严重影响检测性能,因此旋转边界框技术对于陆地目标与基础设施更为重要。为此,Wang等人(2025a)提出了一种新颖的适用于复杂场景弱小目标检测的跨模态高斯定位蒸馏方法,在光学图像教师网络指导SAR图像学生网络知识蒸馏的框架下,将导向边界框巧妙转换为二维高斯分布,并设计高斯角度蒸馏损失函数,通过引入自适应加权策略,使网络能动态关注高质量角度信息,抑制低质量信息干扰,提升蒸馏稳健性。该方法在不增加推理成本前提下,大幅提升了SAR图像旋转目标检测性能。更重要的是,这一方法为解决跨模态知识迁移提供了新思路,表明将特定结构化知识(如方向)进行数学变换(如高斯化)后进行迁移学

习的有效性,为从信息丰富模态向信息匮乏模态的知识蒸馏提供了新思路。

4 微波与光学遥感图像联合目标检测与识别性能评价指标和数据集

为了科学、客观地评价微波与光学遥感图像联合目标检测与识别模型的性能,需要一套性能评价体系。模型的性能除了与算法本身密切相关,所使用的训练与测试数据集也会对模型性能有显著影响,因此也需要权威的数据集供不同模型比较性能。

4.1 性能评价指标

微波和光学遥感图像目标联合检测与识别的性能,可从以下几个方面进行评价。

1)准确性。传统的SAR图像目标检测多采用检测概率(或称检测率)评价目标检测的准确性。目标检测的检测概率与虚警概率(或称虚警率)常是一对矛盾,高检测概率往往也伴随着高虚警率。传统的SAR图像目标检测常采用恒虚警率检测,在指定虚警概率下检测目标,因此一般采用指定虚警率条件下的目标检测概率作为评价指标衡量目标检测的准确性。而对于微波和光学遥感图像联合目标检测与识别准确性的评价,多采用机器学习检测与识别准确性的常见指标,包括查准率(precision)、查全率(recall)、F1值(周志华,2016)以及平均精度均值(mean average precision, mAP)等。

检测目标定位与检测框边界的准确性可以用交并比(intersection over union, IoU)衡量,该指标指检测得到的边界框与真实边界框内部区域交集面积与并集面积的比值。在检测任务中,不同的IoU阈值往往会得到不同的查准率、查全率,由不同IoU阈值得到的不同查全率条件下查准率的P-R曲线,可以用于计算mAP。

2)复杂度。在实际应用中,算法复杂度直接影响系统部署的可行性。部分场景对处理时效有严格要求,有些甚至要求实时处理。另一些场景则受限于计算资源(如GPU/CPU算力、存储空间等)。与其他深度学习的算法类似,联合检测与识别算法的复杂度也可以从时间复杂度、空间复杂度、参数复杂度和访存复杂度等方面评价。

时间复杂度主要提供算法所需时间的参考,由于运算所需的时间与硬件系统的性能密切相关,所

以时间复杂度常用运算总量的估计进行描述。例如使用数据规模 n 的函数如 $O(n)$ 、 $O(n^2)$ 等。对于深度学习算法更常用的指标是每秒浮点运算次数(floating point operations per second, FLOPS),通常是硬件算力的指标。时间复杂度除与算法本身相关,也与数据的规模与特征密切相关。

空间复杂度主要是处理占用的内存、外存等存储空间的大小。参数复杂度是算法模型所用参数的多少,深度学习模型往往有大量参数,参数量也是影响模型复杂度的重要指标。由于算法访问内存的次数和模式也会对算法的速度有明显影响,所以也用访存复杂度来衡量这一影响。

3)稳健性。主要指算法在不同数据集上训练和测试时性能的稳定程度。优秀算法应在各种不同数据集上或者尽可能多不同类型数据集上都能达到较高准确性,且相关性能指标只有较小波动。稳健性强的算法更能适应实际应用中数据变化、噪声干扰等复杂情况。

4.2 公开数据集

为推动图像配准、图像融合以及联合目标检测与识别等相关算法的发展与验证,研究者构建并发布了一系列包含光学图像与SAR图像两类图像的高质量公开数据集,这些数据集为算法性能的评价提供了可比较的基准。

SEN1-2数据集(Schmitt等,2018)是为促进深度学习应用于SAR图像与光学图像联合处理发布的数据集。该数据集使用欧洲航天局哨兵1号(Sentinel-1)SAR卫星和哨兵2号(Sentinel-2)光学卫星的数据,数据涵盖了全球陆地不同地区和不同季节,场景类型丰富,包含282 384对相同地点的图像对。

WHU-OPT-SAR数据集(Li等,2022)是一个面向土地利用分类的数据集。该数据集使用我国高分一号(GF-1)光学卫星和高分三号(GF-3)SAR卫星的高分辨率图像,图像分布在我国湖北省,包含城市、乡村、农田、林地和水体等多种地物类型,数据集中的图像对也经过了配准,由武汉大学发布。

MultiResSAR数据集(Zhang等,2025)是一个为评估光学图像与SAR图像配准算法性能而构建的数据集。该数据集包含从亚米级到十米级等不同空间分辨率的图像对,数据来源于SAR卫星Sentinel-1、GF-3、HT1-A、Umbra和谷歌地球,数据覆盖了全球不同地区,包括多种不同场景,包含超过10 000个图

像对。

The SARptical 数据集(Wang 和 Zhu, 2018)是一个为推动高密度城区高分辨率光学图像与 SAR 图像联合解译而构建的数据集。该数据集包含德国 TerraSAR-X 卫星聚束模式 SAR 图像和航空相机 UltraCAM 获取的光学图像,包含超过 10 000 对精确配准的图像对。

QXS-SAROPT 数据集(Huang 等, 2021)为光学图像与 SAR 图像跨模态配准与舰船检测构建。该数据集包含我国高分三号(GF-3)SAR 图像和来自谷歌地球的光学图像,覆盖了上海、青岛、美国圣迭戈 3 个港口城市,可用于舰船检测,包含了约 20 000 对经过配准的图像对。

5 未来发展趋势展望

近年来,微波和光学遥感图像联合目标检测与识别技术取得显著进展,未来有望在以下几个方向进一步突破和发展。

1)船体特征与尾迹特征的联合应用。针对海上小目标、高速运动目标及隐身目标的探测难题,船体特征与尾迹特征相结合有望成为突破这一难题的重要技术手段。现有方法大多单独应用这两类特征,二者的有效结合可以提升目标检测与识别的性能:可以利用尾迹特征引导广域搜索提升效率,利用船体特征进行精细检测与识别,同时结合尾迹特征进一步提升准确性。

2)新型联合处理框架的深入探索。当前主流联合目标检测与识别多采用静态结构,难以同时适用于不同的应用场景。根据图像质量与场景的不同,动态调整两类图像在联合处理中权重的自适应联合检测与识别方法,能够更有效地利用两类图像的互补性,在各种复杂环境中保持目标检测与识别的稳健性,值得进一步深入研究。当前联合检测与识别多采用串行或浅层并行方式,存在信息流失或交互不足的局限。未来可以构建贯穿网络多层次、多阶段的深度交互式并行方法,实现光学与 SAR 图像特征在多个语义层次上的持续双向增强,提升目标检测与识别性能。

3)新型数据模式下更丰富信息的有效应用。光学和 SAR 遥感的成像与处理技术近年来仍在飞速发展。已有在轨卫星可以获取视频遥感数据,多极

化多波段 SAR 数据获取也逐渐成为重要模式。多极化多波段 SAR、视频遥感等新型遥感数据获取模式都为联合目标检测与识别提供了更丰富的数据源,需要针对这些新型数据,研发能够充分利用所提供信息的联合检测与识别方法。

4)常态业务化应用的推广。尽管在方法研究上已取得了诸多成果,微波和光学遥感图像联合目标检测与识别技术在真实场景的常态业务化应用仍面临诸多挑战。未来需推动技术从实验室向工程转化,实现常态业务化运行。重点需要突破算法轻量化、效率优化与系统集成等瓶颈。另外,常态业务化应用的推广,还需要建立标准化的服务平台与业务流程,以更低的成本应用于更多行业中。

6 结 语

微波和光学两类遥感图像相结合进行联合目标检测与识别,有助于提升复杂环境下目标检测与识别的准确性与稳健性。本文涵盖了微波和光学两类遥感图像的特点以及联合目标检测与识别的一般处理流程、当前主要挑战、主要应用场景等内容,围绕海洋与陆地两类典型应用环境,详细分析了微波和光学遥感图像联合目标检测与识别的最新研究进展,本文常用性能评价指标与公开数据集的梳理可以为进一步的研究提供参考。相信微波和光学联合目标检测与识别技术的进一步发展,能够让海量遥感数据在国防安全和国民经济领域产生更大价值。

致谢:本文由中国图象图形学学会微波智能成像专业委员会组织撰写,专委会链接为:<https://www.csig.org.cn/16/202506/52682.html>。

参考文献(References)

- Chen G B, Choi W, Yu X, Han T and Chandraker M. 2017. Learning efficient object detection models with knowledge distillation//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS). Long Beach, USA: Curran Associates Inc. MIT Press: 742-751. [DOI: 10.5555/3294771.3294842]
- Chen L, Li J H, He C and Shi H. 2024. A multi-domain feature-guided method for unsupervised ship detection in SAR images. *Aerospace Shanghai*, 41(3): 121-129 (陈亮, 李健昊, 何成, 师皓. 2024. 多域特征引导的无监督 SAR 图像舰船检测方法. *上海航天(中英文)*, 41(3): 121-129 [DOI: 10.19328/j.cnki.2096-8655.2024.

- 03.013]
- Chen L, Wu L, Hu Z Z and Wang M. 2019. Quality-aware unpaired image-to-image translation. *IEEE Transactions on Multimedia*, 21(10): 2664-2674 [DOI: 10.1109/TMM.2019.2907052]
- Cristofano A C, Mazzeo A, Graziano M D, Renga A, Vernengo G and Bonaldo D. 2025. A deep learning-based multi-modal approach for wake detection//*IEEE 12th International Workshop on Metrology for AeroSpace (MetroAeroSpace)*. Naples, Italy: IEEE: 728-733. [DOI: 10.1109/MetroAeroSpace64938.2025.11114590]
- Ding K Y, Yang J F, Wang Z, Ni K, Wang X H and Zhou Q. 2022. Specific windows search for multi-ship and multi-scale wake detection in SAR images. *Remote Sensing*, 14(1): 25: 1-16 [DOI: 10.3390/rs14010025]
- Dong J, Feng J W and Tang X Y. 2024. OptiSAR-Net: a cross-domain ship detection method for multisource remote sensing data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: #4709311 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3502447]
- Feng C F, Wang C P, Fu Q and Zhang D D. 2023. Survey of object detection in optical remote sensing images based on deep learning. *Laser and Infrared*, 53(9): 1309-1319 (冯长峰, 王春平, 付强, 张冬冬. 2023. 基于深度学习的光学遥感图像目标检测综述. *激光与红外*, 53(9): 1309-1319) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-5078.2023.09.002]
- Fu H, Fan X T, Yan Z Z and Du X P. 2022. Progress of object detection in remote sensing images based on deep learning. *Remote Sensing Technology and Applications*, 37(2): 290-305 (付涵, 范湘涛, 严珍珍, 杜小平. 2022. 基于深度学习的遥感图像目标检测技术研究进展. *遥感技术与应用*, 37(2): 290-305) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.2.0290]
- Girshick R. 2015. Fast R-CNN//*Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Santiago, Chile: IEEE: 1440-1448 [DOI: 10.1109/ICCV.2015.169]
- Girshick R, Donahue J, Darrell T and Malik J. 2014. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation//*Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Columbus, USA: IEEE: 580-587. [DOI: 10.1109/CVPR.2014.81]
- He J Y, Su N, Xu C A, Yin L, Liao Y P and Yan Y M. 2024. From optical to SAR: a SAR ship detection algorithm based on multi-level cross-modality alignment. *Journal of Remote Sensing*, 28(7): 1789-1801 (何佳月, 宿南, 徐从安, 尹璐, 廖艳苹, 闫奕名. 2024. 从光学到SAR: 基于多级跨模态对齐的SAR图像舰船检测算法. *遥感学报*, 28(07): 1789-1801) [DOI: 10.11834/jrs.20243249]
- Hinton G, Vinyals O and Dean J. 2015. Distilling the knowledge in a neural network [EB/OL]. [2025-12-26]. <https://arxiv.org/pdf/1503.02531.pdf>
- Huang H L, Guo J C, Lin H X, Huang Y and Ding X H. 2025. Domain adaptive oriented object detection from optical to SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 63: #5200314 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3515161]
- Huang M Y, Xu Y, Qian L X, Shi W L, Zhang Y Q, Bao W, et al. 2021. The QXS-SAROPT dataset for deep learning in SAR-Optical data fusion [EB/OL]. [2025-12-26]. <https://arxiv.org/pdf/2103.08259.pdf>
- Law H and Deng J. 2018. CornerNet: detecting objects as paired key-points. *International Journal of Computer Vision*, 128(3): 642-656 [DOI: 10.1007/s11263-019-01204-1]
- Lee I H and Park C G. 2023. SAR-to-virtual optical image translation for improving SAR automatic target recognition. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 20: #4010105 [DOI: 10.1109/LGRS.2023.3312140]
- Li C S, Xu H P, Zhang J W, Sun B, You Y N and Liu H. 2025. Advancements in the research of spaceborne synthetic aperture radar. *Journal of Image and Graphics, China*, 30(6): 2257-2274 (李春升, 徐华平, 张家伟, 孙兵, 尤亚楠, 刘慧. 2025. 星载合成孔径雷达技术研究进展. *中国图象图形学报*, 30(6): 2257-2274) [DOI: 10.11834/jig.240771]
- Li C X, Xu H Q, Qian K, Deng B Y and Feng Z Q. 2021. Survey of ship detection technology based on deep learning. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 42(12): 57-63 (李晨瑄, 胥辉旗, 钱坤, 邓博元, 冯泽钦. 2021. 基于深度学习的舰船目标检测技术综述. *兵器装备工程学报*, 42(12): 57-63) [DOI: 10.11809/bqzbgxb2021.12.008]
- Li J, Xia Y M, Wang B, Sheng Q H, Ling X and Liu X. 2025. FED-CHDistill: frequency enhancement and dynamic mask with cross-head distillation for optical-guided SAR object detection. *International Journal of Remote Sensing*, 46(15): 5858-5887 [DOI: 10.1080/01431161.2025.2529005]
- Li J X, Wang L Y, Zhang M, Jiao Y C and Liu G. 2021. Ship velocity automatic estimation method via two-dimensional spectrum pattern of Kelvin wakes in SAR Images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 4779-4786 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3076846]
- Li S T, Li C Y and Kang X D. 2021. Development status and future prospects of multi-source remote sensing image fusion. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 148-166 (李树涛, 李聪好, 康旭东. 2021. 多源遥感图像融合发展现状与未来展望. *遥感学报*, 25(1): 148-166) [DOI: 10.11834/jrs.20210259]
- Li X, Zhang G, Cui H, Hou S S, Wang S Y, Li X, et al. 2022. MCANet: a joint semantic segmentation framework of optical and SAR images for land use classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 106: #102638 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102638]

- Li X T, Wan S H, Zhang H and Jin P Q. 2024. A detail-guided multi-source fusion network for remote sensing object detection//Proceedings of the 30th International Conference on Multimedia Modeling. Cham, Switzerland: Springer Nature: 448-461 [DOI: 10.1007/978-3-031-53305-1_34]
- Lin J X, Chen Z B, Xia Y C, Liu S, Qin T and Luo J B. 2021. Exploring explicit domain supervision for latent space disentanglement in unpaired image-to-image translation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 43(4): 1254-1266 [DOI: 10.1109/TPAMI.2019.2950198]
- Liu W, Anguelov D, Erhan D, Szegedy C, Reed S, Fu C Y, et al. 2016. SSD: single shot multibox detector. *Lecture Notes in Computer Science*. Cham, Switzerland: Springer: 21-37 [DOI: 10.1007/978-3-319-46448-0_2]
- Lou X, Wang H, Lu H and Zhang W C. 2024. SAR ship detection through generative knowledge transfer. *Journal of Remote Sensing*, 28(2): 470-480 (娄欣, 王晗, 卢昊, 张文驰). 2024. 生成式知识迁移的SAR舰船检测. *遥感学报*, 28(2): 470-480 [DOI: 10.11834/jrs.20211354]
- Lou C, Zhang Y T, Guo J Y, Hu Y X, Zhou G Y, You H J, et al. 2024. SAR-CDSS: a semi-supervised cross-domain object detection from optical to SAR domain. *Remote Sensing* 16(6): #940 [DOI: 10.3390/rs16060940]
- Luo J H and Yang Y. 2020. An overview of target detection methods based on data fusion. *Control and Decision*, 35(1): 1-15 (罗俊海, 杨阳). 2020. 基于数据融合的目标检测方法综述. *控制与决策*, 35(1): 1-15 [DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0649]
- Mazzeo A, Renga A and Graziano M D. 2024a. A systematic review of ship wake detection methods in satellite imagery. *Remote Sensing*, 16(20): #3775 [DOI: 10.3390/rs16203775]
- Mazzeo A, Graziano M D, Vernengo G, Bonaldo D, Villa D, Franciosa F, et al. 2024b. UEIKAP: space-based ship wake detection integrating contextual meteo-marine knowledge of local sea state//SPIE Proceedings, 13196, *Artificial Intelligence and Image and Signal Processing for Remote Sensing*. Edinburgh, United Kingdom: SPIE: 1-13 [DOI: 10.1117/12.3030884]
- Park S, Lee H and Lee S. 2025. SAR-to-optical image translation using vision transformer-based CGAN. *IEEE Sensors Journal*, 25(10): 18503-18514 [DOI: 10.1109/JSEN.2025.3555933]
- Rane M and Kumar S. Machine learning based aircraft detection using SAR & optical images//*ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (GIFTS Summit 2025)*, Pune, India: X-5/W2-2025, 529-535 [DOI: 10.5194/isprs-annals-X-5-W2-2025-529-2025]
- Redmon J, Divvala S, Girshick R and Farhadi A. 2016. You only look once: unified, real-time object detection//*Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Las Vegas NV, USA: 779-788 [DOI: 10.1109/CVPR.2016.91]
- Ren S Q, He K M, Girshick R and Sun J. 2017. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39(6): 1137-1149 [DOI: 10.1109/TPAMI.2016.2577031]
- Ruan R, Yang K, Zhao Z C, Li C L and Tang J. 2024. OGSOD-2. 0: a challenging multimodal benchmark for optical-SAR object detection//*Proceedings of the 16th International Conference on Graphics and Image Processing (ICGIP 2024)*, 1353903. Nanjing, China: SPIE: 1-11 [DOI: 10.1117/12.3057720]
- Schmitt M, Hughes L H and Zhu X X. 2018. The SEN1-2 dataset for deep learning in SAR-optical data fusion. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, IV-1. *ISPRS*: 141-146 [DOI: 10.5194/isprs-annals-IV-1-141-2018]
- Shi Z H, Wu C W, Li C J, You Z Z, Wang Q and Ma C C. 2023. Object detection techniques based on deep learning for aerial remote sensing images: a survey. *Journal of Image and Graphics*, 28(9): 2616-2643 (石争浩, 仵晨伟, 李成建, 尤珍臻, 王泉, 马城城). 2023. 航空遥感图像深度学习目标检测技术研究进展. *中国图象图形学报*, 28(9): 2616-2643 [DOI: 10.11834/jig.221085]
- Uijlings J R R, van de Sande K E A, Gevers T and Smeulders A W M. 2013. Selective search for object recognition. *International Journal of Computer Vision*, 104: 154-171 [DOI: 10.1007/s11263-013-0620-5]
- Wang C, Ruan R, Zhao Z C, Li C L and Tang J. 2023. Category-oriented localization distillation for SAR object detection and a unified benchmark. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: #3291356 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3291356]
- Wang C, Luo L, Fang W X and Yang J. 2025a. Cross-modal Gaussian localization distillation for optical information guided SAR object detection//*Proceedings of 2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Hyderabad, India: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/ICASSP49660.2025.10889285]
- Wang L Q, Li J F, Zhang J, Zhuo L and Tian Q. 2025b. Position guided dynamic receptive field network: a small object detection friendly to optical and SAR images. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 35(8): 8265-8282 [DOI: 10.1109/TCSVT.2025.3547436]
- Wang X L and Li C S. 2010. SAR image segmentation using level set evolution without prior information. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 36(7): 841-844 (王晓亮, 李春升). 2010. 无需先验信息的水平集SAR图像分割方法. *北京航空航天大学学报*, 36(7): 841-844 [DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2010.07.019]
- Wang Y, Li L, Tan X and Ji B. 2024. Multi-modal ship object detection

- in optical and SAR images//Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Image Processing and Computer Applications (ICIPCA). Shenyang, China: IEEE: 1321-1325 [DOI: 10.1109/ICIPCA61593.2024.10709219]
- Wang Y Q, Ma L and Tian Y. 2011. State-of-the-art of ship detection and recognition in optical remotely sensed imagery. *Acta Automatica Sinica*, 37(9): 1029-1039 (王彦情, 马雷, 田原. 2011. 光学遥感图像舰船目标检测与识别综述. *自动化学报*, 37(9): 1029-1039) [DOI: 10.3724/SP.J.1004.2011.01029]
- Wang Y Y and Zhu X X. 2018. The SARoptical dataset for joint analysis of SAR and optical image in dense urban area//2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Valencia, Spain: IEEE: 6840-6843 [DOI: 10.1109/IGARSS.2018.8518298]
- Wu B L, Wang H N, Zhang C L and Chen J L. 2024. Optical-to-SAR translation based on CDA-GAN for high-quality training sample generation for ship detection in SAR amplitude images. *Remote Sensing*, 16: #3001 [DOI: 10.3390/rs16163001]
- Xiao C, An W, Li C X, Li B Y, Ying X Y and Lin Z P. 2024. Intelligent detection for moving targets in space-borne optical remote sensing: a review. *Journal of Remote Sensing*, 28(7): 1681-1692 (肖超, 安玮, 李朝旭, 李博扬, 应昕怡, 林再平. 2024. 天基光学遥感目标智能检测技术综述. *遥感学报*, 28(7): 1681-1692) [DOI: 10.11834/jrs.20243277]
- Xu D Q and Wu Y Q. 2024. Progress of research on deep learning algorithms for object detection in optical remote sensing images. *Journal of Remote Sensing*, 28(12): 3045-3073 (徐丹青, 吴一全. 2024. 光学遥感图像目标检测的深度学习算法研究进展. *遥感学报*, 28(12): 3045-3073) [DOI: 10.11834/jrs.20243166]
- Xu F, Liu J H, Sun H, Wang T L and Wang X. 2021. Research progress on vessel detection using optical remote sensing image. *Optics and Precision Engineering*, 29(4): 916-931 (徐芳, 刘晶红, 孙辉, 王腾龙, 王宣. 2021. 光学遥感图像海面船舶目标检测技术进展. *光学精密工程*, 29(4): 916-931) [DOI: 10.37188/OPE.2020.0419]
- Yuan X, Cheng G, Li G, Dai W, Yin W X, Feng Y C, et al. 2023. Progress in small object detection for remote sensing images. *Journal of Image and Graphics*, 28(6): 1662-1684 (袁翔, 程臻, 李戈, 戴威, 尹文昕, 冯瑛超, 等. 2023. 遥感影像小目标检测研究进展. *中国图象图形学报*, 28(6): 1662-1684) [DOI: 10.11834/jig.221202]
- Yue C K, Zhang Y, Yan J H, Luo Z L, Liu Y and Guo P Y. 2025. Diffusion mechanism and knowledge distillation object detection in multimodal remote sensing imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 63: #4408314 [DOI: 10.1109/TGRS.2025.3561133]
- Zhai J, Hua Q J, Wang Z Q, Zhang Z K, Wang R Q and Liu J L, et al. 2025. Joint recognition of visible light and SAR images based on multi-level fusion[J/OL]. *Systems Engineering and Electronics*, 1-11. [2025-12-26]. (翟佳, 画麒麟, 王梓权, 张子恺, 王睿琦, 刘金玲, 等. 2025. 基于多级别融合的可见光和SAR图像联合识别[J/OL]. *系统工程与电子技术*, 1-11). [2025-12-26]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2422.TN.20250428.1414.006>
- Zhang C G, Xiong B L and Kuang G Y. 2020. A survey of ship detection in optical satellite remote sensing images. *Chinese Journal of Radio Science*, 35(5): 637-647 (张财广, 熊博莅, 匡纲要. 2020. 光学卫星遥感图像舰船目标检测综述. *电波科学学报*, 35(5): 637-647) [DOI: 10.13443/j.cjors.2020040603]
- Zhang Q, Wang Z H, Wang X Q, Li G, Huang L W, Song H N, et al. 2024. Cooperative detection of ships in optical and SAR remote sensing images based on neighborhood saliency. *Journal of Radars*, 13(4): 885-903 (张强, 王志豪, 王学谦, 李刚, 黄立威, 宋慧娜, 等. 2024. 基于邻域显著性的可见光和SAR遥感图像海面舰船协同检测方法. *雷达学报*, 13(4): 885-903) [DOI: 10.12000/JR24037]
- Zhang W F, Zhao R P, Yao Y X, Wan Y, Wu P H, Li J Y, et al. 2025. Multi-Resolution SAR and optical remote sensing image registration methods: a review, datasets, and future perspectives [EB/OL]. [2025-12-26]. <https://arxiv.org/pdf/2502.01002.pdf>
- Zhang Z H, Zhang L M, Wu J P and Guo W W. 2024. Optical and synthetic aperture radar image fusion for ship detection and recognition: current state, challenges, and future prospects. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 12(4): 132-168 [DOI: 10.1109/MGRS.2024.3404506]
- Zhao Q C, Wu Y Q and Yuan Y B. 2024. Progress of ship detection and recognition methods in optical remote sensing images. *Acta Aeronautica Sinica*, 45(8): #029025 (赵其昌, 吴一全, 苑玉彬. 2024. 光学遥感图像舰船目标检测与识别方法研究进展. *航空学报*, 45(8): #029025) [DOI: 10.7527/S1000-6893.2023.29025]
- Zhao T Q, Wang Y C, Li Z, Gao Y X, Chen C, Feng H, et al. 2024. Ship detection with deep learning in optical remote-sensing images: a survey of challenges and advances. *Remote Sensing*, 16(7): #1145 [DOI: 10.3390/rs16071145]
- Zhao Y. 2023. The ship detection in optical and SAR remote sensing images based on attention mechanisms. *Computer Products and Distribution*, (8): 357-359 (赵宇. 2023. 基于注意力机制的光学和SAR遥感图像舰船检测. *计算机产品与流通*, (8): 357-359)
- Zhou Z, Zhao L J, Ji K F and Kuang G Y. 2024. A domain-adaptive few-shot SAR ship detection algorithm driven by the latent similarity between optical and SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: #5216318 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3421512]
- Zhou Z H. 2016. *Machine Learning*. Beijing: Tsinghua University Press: 30-33 (周志华. 2016. 机器学习. 北京: 清华大学出版社): 30-33)

Zhu S B, Wei L S, Zheng B W and Tao X J. 2025. Weakly supervised arbitrary-oriented ship detection network based on dynamic scale feature enhancement. *Journal of Electronic Imaging*, 34(1): #013047 [DOI: 10.1117/1.JEI.34.1.013047]

Zilman G, Zapolski A and Marom M. 2004. The speed and beam of a ship from its wake's SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(10): 2335-2343 [DOI: 10.1109/TGRS.2004.833390]

作者简介

杨健,男,教授,主要研究方向为极化雷达理论及其应用。

E-mail: yangjian_ee@tsinghua.edu.cn

徐华平,通信作者,女,教授,主要研究方向为星载SAR信号处理、干涉SAR和SAR图像处理。

E-mail: xuhuaping@buaa.edu.cn

陈杰,男,教授,主要研究方向为星载SAR成像探测与智能信息处理。E-mail: chenjie@buaa.edu.cn

王晓亮,男,副教授,主要研究方向为雷达信号处理、图像处理与识别。E-mail: wxl_ee@126.com

尤亚楠,男,副教授,主要研究方向为遥感图像智能解译、目标智能检测识别和多源数据融合。

E-mail: youyanan@bupt.edu.cn

冯潇,女,硕士研究生,主要研究方向为雷达图像处理。

E-mail: fengxxx@buaa.edu.cn