

Overview of Ship Recognition Methods in Remote Sensing Images

Mingkang Xu¹ Haoli Xu^{1,2,3*} Xing Yang^{1,2,3} Bin Qu² Haoqi Gao^{1,2} Linlin Wang¹ Zhiyang Hu¹
Mengjiang Wu^{1,2} Keyu Chen¹ Chen Yu¹

1. State Key Laboratory of Pulsed Power Laser, College of Electronic Engineering, National University of Defense Technology, Hefei, Anhui, 230037, China
2. Jianghuai Advance Technology Center, Hefei, Anhui, 230000, China
3. Key Laboratory of Electronic Restriction of Anhui Province, Hefei, Anhui, 230037, China

Abstract

With the continuous development of remote sensing technology, the application of remote sensing images in the field of ship recognition is becoming more and more extensive. In this paper, a comprehensive and detailed review of remote sensing image ship recognition methods is carried out. Firstly, the traditional methods based on image processing technology are expounded, including image generation and causal reasoning, visual saliency and threshold segmentation, and their advantages and disadvantages are analyzed. Then, the outstanding role of deep learning methods in ship recognition is discussed, such as the application of models such as convolutional neural networks. It discusses in detail how to self-learn and optimize through a large amount of data to improve recognition accuracy. At the same time, the differences between deep learning and traditional methods in terms of performance and generalization ability are compared. In addition, it also introduces the application of multi-source remote sensing image fusion technology in ship recognition, and how to obtain richer information by fusing different types of images to improve the recognition effect. The influence of environmental factors and image resolution on ship recognition is further analyzed, and the corresponding coping strategies are discussed. Finally, the future development trend of remote sensing image ship recognition method is prospected, and the key development direction of ship recognition in the future is pointed out, which provides a valuable reference for further research in this field.

Keywords

remote sensing image; ship identification; target recognition

遥感影像舰船识别方法综述

徐明糠¹ 许颢砾^{1,2,3*} 杨星^{1,2,3} 瞿斌² 高皓琪^{1,2} 王林林¹ 胡至洋¹ 郭梦江^{1,2} 陈科宇¹ 余晨¹

1. 国防科技大学电子对抗学院脉冲功率激光技术国家重点实验室, 中国·安徽 合肥 230037
2. 江淮前沿技术协同创新中心, 中国·安徽 合肥 230000
3. 电子制约技术安徽省实验室, 中国·安徽 合肥 230037

摘要

随着遥感技术的不断发展, 遥感影像在舰船识别领域的应用日益广泛。论文对遥感影像舰船识别方法进行了全面且详细的综述。首先, 阐述了传统的基于图像处理技术的方法, 包括图像生成和因果推理、视觉显著性和阈值分割, 分析了其优缺点。接着, 探讨了深度学习方法在舰船识别中的突出作用, 如卷积神经网络等模型的应用, 详细论述了其如何通过大量数据进行自我学习和优化, 提高识别准确率。同时, 对比了深度学习与传统方法在性能、泛化能力等方面的差异。此外, 还介绍了多源遥感影像融合技术在舰船识别中的应用, 以及如何通过融合不同类型的影像来获取更丰富的信息以提升识别效果。进一步分析了环境因素、影像分辨率等对舰船识别的影响, 并讨论了相应的应对策略。最后, 对未来遥感影像舰船识别方法的发展趋势进行了展望, 指出舰船识别未来重点发展方向, 为该领域的进一步研究提供了有价值的参考。

关键词

遥感影像; 舰船识别; 目标识别

1 研究背景

随着遥感技术的快速发展, 遥感影像在舰船识别领域的应用越来越广泛。舰船识别是海洋监视、渔业管理、海上救援等领域的关键技术之一, 对于保障海洋安全和促进海洋经济发展具有重要意义。

传统的舰船识别方法主要基于图像处理技术, 如阈值分割、边缘识别等。这些方法在处理简单背景、单一尺度舰船时效果较好, 但在处理复杂背景、多尺度舰船时存在局限性。例如, 当背景中存在与舰船相似的纹理或形状时, 阈值分割方法可能产生误检; 当舰船尺寸变化较大时, 边缘识别

方法可能难以准确提取舰船边缘。

近年来，深度学习技术的兴起为舰船识别提供了新的思路。深度学习模型，尤其是卷积神经网络（CNN），能够自动学习图像中的特征表示，实现对舰船目标的准确识别。与传统的图像处理技术相比，深度学习技术具有更强的特征表达能力和鲁棒性，能够更好地应对复杂背景和多尺度舰船的问题。

此外，多源数据融合技术也逐渐成为舰船识别领域的研究热点。多源数据融合技术通过融合不同传感器获取的数据，能够充分利用各种数据源的优势，提高舰船识别的准确性和鲁棒性。例如，光学遥感影像和雷达影像具有不同的特点，光学遥感影像能够提供舰船的纹理和形状信息，而雷达影像则能够穿透云雾等障碍物，提供更准确的舰船位置信息。通过融合这两种数据源，可以实现对舰船目标的更全面、准确地识别。

2 基于图像处理技术的舰船识别方法

基于传统图像处理技术的舰船识别方法主要依赖于图像特征提取、阈值分割、边缘识别、形态学处理等图像处理技术，实现对遥感影像中舰船目标的识别和识别。这类方法通常对计算资源要求较低，但在处理复杂背景、多变光照条件以及舰船形态多样等挑战时，其识别效果会受到一定影响。

2.1 基于图像生成和因果推理的舰船识别方法

因果推理技术通过分析舰船目标与背景之间的关系，可以揭示舰船目标的本质特征，提高舰船识别的准确性。例如，Yongmei Zhang 等人^[1]提出利用一种增强的 StyleGAN2 网络图像生成方法，在红外遥感图像中进行舰船识别，更接近原始真实图像（见图 1、图 2）。此外，还提出一种基于因果推理的红外遥感图像舰船探测可解释性方法，该方法将低秩分解与 Transformer 相结合，提高了模型的可解释性、准确性和鲁棒性。然而，该方法对计算资源的需求较高，且对于复杂背景的适应性有待进一步提高。

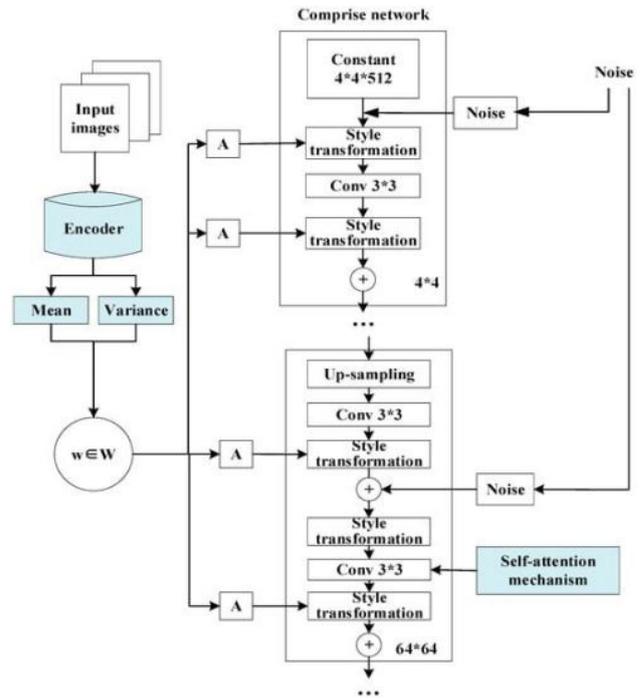


图 1 StyleGAN2 网络结构

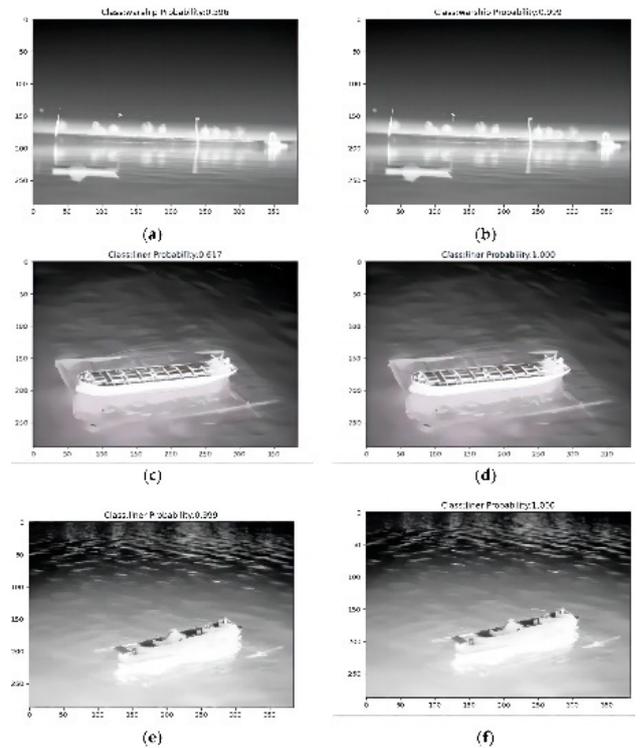


图 2 YOLOv5l 的船舶识别结果及所提出的方法

2.2 基于视觉显著性的舰船识别方法

视觉显著性是指图像中能够引起人类视觉系统注意的区域或特征。在舰船识别中，视觉显著性技术可以帮助我们快速定位图像中的舰船目标，提高识别的效率和准确性。同时，由于遥感图像的复杂性，如海浪、云雾等干扰因素，以及舰船目标的多样性，使得舰船识别面临诸多挑战。因此，研究基于视觉显著性的舰船识别方法具有重要的理论和实

【基金项目】江淮前沿技术协同创新中心追梦基金课题“多谱段三维智能XXX机理研究”（项目编号：2023-ZM01D006）；国家自然科学基金青年科学基金项目“基于OMCI阵列高精度监测的基岩海岛淡水体形成与时空演化机理研究”（项目编号：62305389）联合资助。

【作者简介】徐明糠（2003-），男，中国四川成都人，在读本科生，从事智能对抗研究。

【通讯作者】许颖砾（1993-），男，博士，讲师，从事智能对抗研究。

际意义。研究者们提出了多种创新方法，例如，周书强和耿瑞煊^[2]构建了一个基于特征提取和分类识别的系统，该系统通过图像处理技术提取舰船特征，并利用机器学习算法进行分类，取得了初步成果，但在应对图像噪声和干扰时鲁棒性需增强（见图3）。刘方坚等^[1]提出了NanoDet舰船识别方法，该方法通过自动聚类与显著特征引入，结合轻量化模型，显著提升了识别精确性和实时性，但在复杂海洋环境下的识别效果尚未充分探讨（见图4）。王俊^[4]则开发了一种融合频域变换的视觉显著性模型，有效减少了海浪、薄云及颜色失真对识别的影响，提高了准确率，但多尺度舰船目标的识别问题仍待进一步解决。徐芳等人^[5]则提出了一种基于视觉显著性模型提取关键区域的无监督的海面舰船检测与识别方法，并通过特征提取和分类器训练实现自动检测与识别，无需人工标注数据，具有较强的泛化能力，但在复杂背景下的检测效果仍需优化。

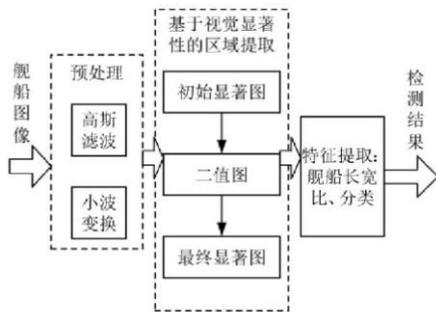


图3 基于遥感图像的舰船目标图像特征识别流程图

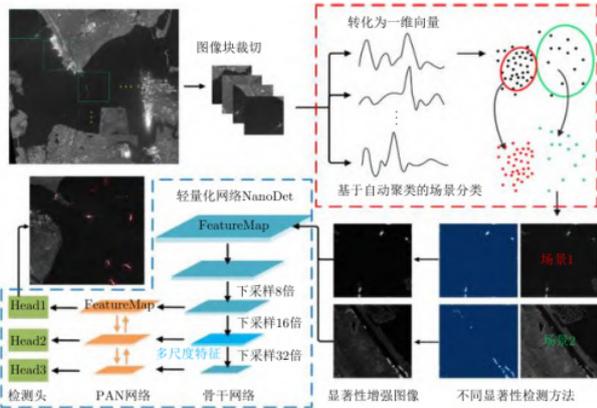


图4 NanoDet 系统整体流程示意图

2.3 基于阈值分割和边缘识别的舰船识别方法

传统阈值分割方法主要基于图像的灰度信息，通过设定一个或多个阈值，将图像划分为不同的区域，从而实现舰船目标的识别，包括全局阈值法、自适应阈值法等。

王保云等^[6]通过构造分割阈值集合，并搜索特征约束条件下的最佳分割阈值进行目标分割，提高遥感图像中的海上舰船目标识别效果和适应性，但对于复杂背景和光照条件的适应性有限。为了克服传统阈值分割方法的不足，储昭亮等^[7]提出了一种改进型阈值分割方法，利用自适应定向正

交投影的高斯分解法，拟合海洋区域直方图，采用改进的信息熵极小误差分割算法确定分割阈值，能够自动、快速、准确地识别图像中的舰船，具有较高的识别能力。对于小目标和复杂背景下的舰船识别仍需进一步研究。

传统边缘识别技术依赖于图像灰度、梯度等特性来捕捉图像中的边缘细节。在舰船识别应用中，这些技术通过精准提取舰船轮廓信息，助力舰船的检测与识别。以李明杰等人^[8]的研究为例，他们针对复杂海况下小目标舰船的边缘识别，提出了一种通过整合多种图像预处理技术和边缘检测算法，显著提升了舰船边缘识别的精确性和稳定性，但在处理大型舰船或复杂背景时仍面临挑战。随着机器学习技术的蓬勃发展，夏长林和孟庆勋^[9]在相关研究中提出了一种基于机器学习的舰船监测视频图像模糊边缘识别方法，不仅提升了识别的准确性，而且具备较强的泛化能力，能够适应不同场景下的舰船边缘识别。然而，模型训练对标注数据的需求量大，且计算资源消耗相对较高。

2.4 基于深度学习技术的舰船识别方法

深度学习技术的蓬勃发展，为舰船识别领域注入了新的活力。这一方向的核心在于利用卷积神经网络（CNN）和目标识别框架（如YOLO、Faster R-CNN等），实现舰船目标的自动化识别与识别。深度学习技术通过模拟人脑神经网络的运作模式，具备强大的特征学习能力，能够自动从数据中抽取关键特征，并构建出高效准确的分类与识别模型。在遥感影像的舰船识别中，深度学习技术凭借其卓越的特征提取能力，有效解决了传统方法中特征提取困难、计算复杂度高的问题。目前，遥感影像舰船识别的主流方法主要围绕卷积神经网络（CNN）、区域卷积神经网络（R-CNN）及其衍生模型展开。

2.4.1 卷积神经网络方法

卷积神经网络（CNN）作为深度学习领域的核心架构，通过卷积层、池化层等组件实现了图像特征的自动学习与提取。在遥感影像的舰船识别中，CNN展现出强大的能力，不仅能够有效捕捉舰船目标的形状、纹理等关键特征，而且能够确保舰船识别的高精度。

Wang Wensheng 等人^[10]提出了一种光学遥感图像中云干扰下的舰船识别新方法，该研究通过CNN结合云干扰抑制策略，显著提升了舰船识别的准确度，并增强了系统的鲁棒性。然而，面对复杂背景，识别效果仍有待加强（见图5）。殷若婷等人^[11]在宽幅光学影像中的舰船识别技术研究中，采用了可旋深度网络（Rotatable Deep Network），实现了对宽幅光学影像中舰船目标的快速且准确的识别。尽管识别效率显著提高，但对于小目标舰船的识别仍有提升空间。

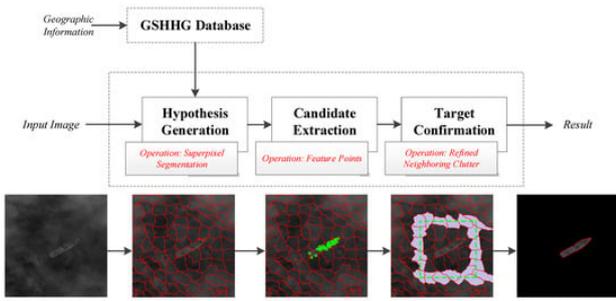


图 5 Wang Wensheng 提出的船舶识别程序

2.4.2 区域卷积神经网络方法

区域卷积神经网络 (R-CNN) 及其衍生架构 (如 Fast R-CNN、Faster R-CNN 等) 通过候选区域 (Region Proposal) 机制, 实现了目标识别的高效性。在遥感影像的舰船识别中, R-CNN 不仅能够精准地提取舰船目标的候选区域, 还能通过卷积神经网络对候选区域进行细致的分类和位置回归, 从而确保舰船识别的高精度。

Linhao Li 等人^[12] 提出了结合旋转边界框 (Rotated Bounding Box) 的 CNN 舰船识别方法, 显著提高了舰船识别的定位精度。尽管该方法在倾斜或旋转舰船目标的识别上表现出色, 但计算复杂度较高, 识别速度有待优化 (见图 6)。周国庆等人^[13] 在遥感舰船目标细粒度识别方法中, 对 Oriented R-CNN 进行了改进, 增强了舰船目标的细粒度识别能力 (见图 7)。该方法不仅提高了舰船目标的分类精度, 还实现了更精细的识别效果。然而, 对于遮挡或重叠的舰船目标, 识别效果仍需进一步改进。

2.4.3 深度可分离卷积神经网络方法

Tianwen Zhang^[14] 提出了一种基于 DSCNN 的 SAR 影像舰船检测方法。该方法通过构建深度可分离卷积网络模型, 利用 SAR 影像中的多尺度特征进行舰船检测。同时, 采用了多尺度特征融合策略, 提高了舰船检测的准确性。

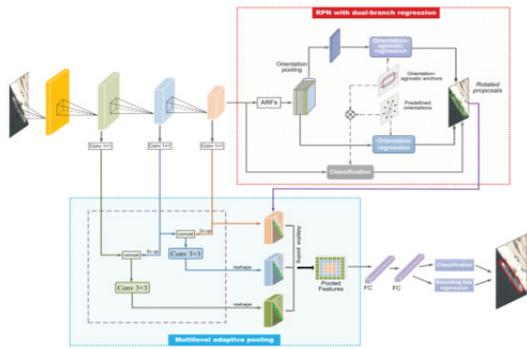


图 6 Linhao Li 提出方法的整体框架

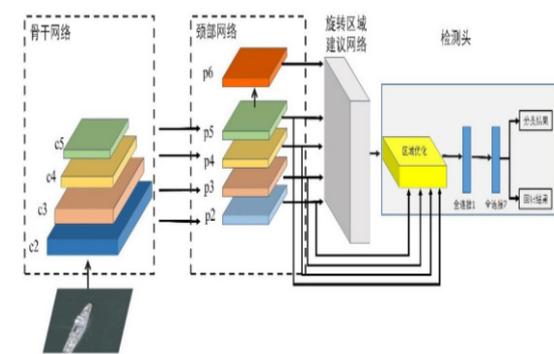


图 7 周国庆提出模型结构图



图 8 基于 Att-DConv 的识别方法完整技术流程图

该方法在保持高准确率的同时, 显著提高了舰船检测的速度, 为 SAR 影像的实时舰船检测提供了有效手段。该方法在复杂背景下的舰船检测性能仍需进一步提升, 同时对于小目标舰船的检测效果有待提高。何民华等人^[15] 提出了基于 Att-DConv 的遥感舰船识别方法。该方法利用注意力机制和深度可分离卷积 (Att-DConv) 来提取舰船特征, 通过优化特征提取过程, 提高了舰船识别的效率和准确性 (见图 8)。但该方法在处理舰船形态多样性和复杂背景时仍面临挑战。值得一提的是, 中国电子科技大学的研究人员用于高速 SAR 舰船检测的深度可分离卷积神经网络拓宽了对军事和国防的理解^[13]。

3 基于多源遥感数据融合技术的舰船识别方法

在舰船识别领域, 多源数据融合技术展现出了其独特的优势。该技术通过整合不同来源、分辨率和时间尺度的遥感影像数据, 能够最大化利用各类数据的特性, 从而显著提升舰船识别的准确性和鲁棒性。目前, 基于多源数据融合的舰船识别方法主要包括以下几大类别。

3.1 光学与雷达数据融合

光学遥感影像因其高空间分辨率和丰富的纹理信息而备受青睐, 而雷达遥感影像则以其全天候、全天时的成像能力著称。通过将这两种数据进行融合, 可以充分发挥两者的优势, 增强舰船识别的准确性。例如, Yongmei Zhang^[1] 等人采用深度学习技术, 构建了一种多源数据融合网络, 实现了光学与雷达影像的高效联合识别, 显著提高了舰船识别的准确性, 但对复杂背景下的舰船识别仍有优化空间。Liu Jinming 等人^[16] 提出了一种多源遥感图像融合方法, 通过融合光学和 SAR 雷达数据, 提高了舰船目标的检出率和识别准确率, 但未详细讨论融合算法对复杂海况和舰船类型的适应性。

3.2 多光谱与全色数据融合

多光谱遥感影像含有丰富的光谱信息，而全色影像则以其卓越的空间分辨率见长。通过结合这两种数据，可以在保持高分辨率的同时，充分利用多光谱影像中的光谱信息，进一步提升舰船识别的精度。Lin hao Li 等人^[12]提出了一种基于非负矩阵分解的融合方法，有效结合了多光谱与全色数据的优势，显著提升了舰船识别的空间分辨率和光谱信息利用率，但对光谱信息的深度分析和应用仍有待加强。

3.3 多时相数据融合

多时相遥感影像技术为舰船动态变化的监测和识别提供了丰富的时间序列数据。通过充分利用这些不同时间点的地表变化信息，我们能够更精准地捕捉舰船的动态行为。例如，周国庆等人的研究^[13]提出了一种创新的舰船识别方法，该方法基于多时相数据融合，通过构建精细的时间序列模型，不仅实现了对舰船的动态追踪，还显著提升了识别的准确性和鲁棒性。然而，对时间序列数据的深入处理与分析技术仍待进一步研发与优化。Haoxiang Zhang^[17]等人则通过引入时间先验的堆叠集成深度学习模型（TPSM），将训练集按时间属性分类（如白天、夜晚和混合时段），并据此构建集成框架，有效应对了空间分布复杂性，性能优于传统方法（见图9）。

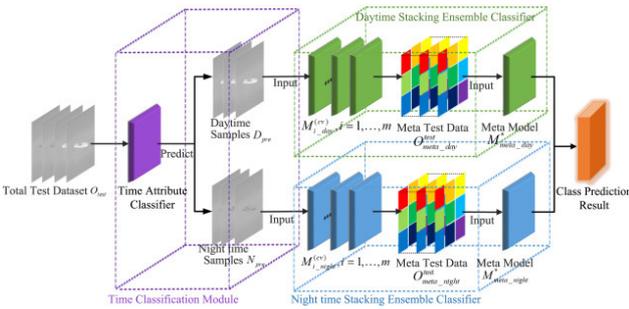


图9 TPSM 的模型框架

4 未来发展方向

当前遥感影像舰船识别方法的研究已经取得了显著的进展，但仍存在一些问题和挑战。一方面，传统图像处理技术在处理复杂背景、多尺度舰船时存在局限性；另一方面，深度学习技术虽然能够较好地处理这些问题，但模型训练需要大量的标注数据，且计算资源消耗较大。此外，多源数据融合技术虽然能够充分利用不同数据源的优势，但数据融合算法的设计和实现较为复杂。未来的研究方向可以从以下几个方面展开。

4.1 深入研究深度学习技术

在舰船识别中的应用，探索更加高效、准确的模型结构和算法，如采用轻量级网络结构以减少计算复杂度，同时保持较高的识别准确率；以及探索新型的目标识别算法，如基于锚框（anchor-based）和无锚框（anchor-free）的舰船识别方法^[18]，以适应不同场景下的舰船识别需求。

4.2 设计更加智能、鲁棒的数据融合算法

未来的研究可以着重于设计更加智能、鲁棒的数据融合算法，以实现多源数据的有效整合和充分利用。这可能包括研究基于深度学习的多源数据融合方法，以及探索适用于不同数据特性的融合策略和融合层级^[19]。

4.3 基于无监督学习和弱监督学习的舰船识别方法

大部分舰船识别方法都依赖于大量的标注数据进行模型训练。然而，在实际应用中，标注数据的获取往往成本高昂且难以获得足够的数量。未来的研究可以探索如何在无标注或仅有少量标注数据的情况下，实现对舰船目标的有效识别。这可能包括研究基于自监督学习的舰船特征提取方法，以及设计基于弱监督学习或半监督学习的舰船识别模型^[20-22]。

4.4 实时性更高的舰船识别方法

未来可以着重于提高舰船识别算法的运行速度和识别效率^[23]，以满足实际应用的需求。这可能包括研究基于硬件加速的舰船识别方法，如利用 GPU 或 FPGA^[24-26] 等高性能计算设备进行算法加速；以及设计更加轻量级的舰船识别模型，以减少计算复杂度和提高识别速度。

5 结语

遥感影像舰船识别方法经历了从传统图像处理到深度学习技术的显著演变。传统方法受限于复杂场景，而机器学习算法提高了识别准确率和鲁棒性。深度学习特别是卷积神经网络（CNN）方法，通过自动学习高级特征，显著提升了识别性能。然而，仍面临泛化能力、计算复杂度等挑战。未来研究需优化模型结构和算法设计，结合多源数据，以进一步提高识别精度和实时性。

①在传统方法部分，基于特征提取的手段虽然具有一定的基础作用，但面对复杂背景和多样化的舰船形态，其局限性较为明显，特征提取的难度较大且容易受干扰。建议可以进一步深入研究更具针对性和适应性的特征提取方式，以提高传统方法在复杂环境下的有效性。

②深度学习部分展现出了强大的优势，特别是卷积神经网络等模型极大地提升了识别准确率和效率。然而，模型的泛化能力仍需加强，以应对不同类型遥感影像的差异。对此，应持续探索更优的训练策略和模型架构调整，以增强其泛化性能。同时，计算资源需求大也是一个问题^[1,9,12]，需要寻求更高效的计算方法或硬件支持。

③多源遥感影像融合技术为研究者们开辟了新的视野，尽管这一领域展现出巨大潜力，但在融合算法的优化以及不同源影像的高效整合上，仍面临着不小的挑战。当前，基于多源融合技术的船舶检测方法已经能够较为准确地定位船舶位置，部分高级技术甚至能够进一步识别船舶类型。然而，当面对两种在形状、大小、颜色和质地等方面高度相似的船舶时，这些方法的区分能力便显得捉襟见肘，极大地增加了

识别的难度^[16]。因此,未来的研究应当聚焦于开发更为先进、高效的融合算法,以最大限度地发挥多源遥感影像在舰船识别中的优势。

④在实际应用方面,环境因素、影像分辨率等对识别效果的影响不可忽视,需要建立更完善的应对机制和补偿策略。此外,实时性要求也是未来研究的重点方向,需要在保证准确性的前提下不断提高算法的运行速度。

总之,遥感影像舰船识别方法虽然取得了显著进展,但仍有诸多问题和挑战需要进一步攻克。通过不断创新和改进,有望推动该领域向更高水平发展,为相关应用提供更有力的技术支持。

参考文献

- [1] Yongmei Zhang, Ruiqi Li, Zhirong Du, et al. A Ship Detection Method in Infrared Remote Sensing Images Based on Image Generation and Causal Inference[J]. *Electronics*,2024,13(7).
- [2] 周书强,耿瑞焕.舰船目标图像特征识别系统研究[J].*舰船科学技术*,2023,45(5):182-185.
- [3] 刘方坚,李媛.基于视觉显著性的SAR遥感图像NanoDet舰船识别方法[J].*雷达学报*,2021,10(6):885-894.
- [4] 王俊.基于视觉显著性的遥感图像舰船识别方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2022.
- [5] 徐芳,刘晶红,曾冬冬,等.基于视觉显著性的无监督海面舰船检测与识别[J].*光学精密工程*,2017,25(5):1300-1311.
- [6] 王保云,杨昆.基于最佳阈值分割的舰船目标识别方法[J].*云南师范大学学报(自然科学版)*,2014,34(4):55-60.
- [7] 储昭亮,王庆华,陈海林,等.基于极小误差阈值分割的舰船自动识别方法[J].*计算机工程*,2007(11):239-241+269.
- [8] 李明杰,刘小飞.复杂海情条件下遥感图像小目标舰船边缘识别[J].*舰船科学技术*,2021,43(6):70-72.
- [9] 夏长林,孟庆勋.基于机器学习的舰船监测视频图像模糊边缘识别方法[J].*舰船科学技术*,2020,42(18):85-87.
- [10] Wang Wensheng, Zhang Xinbo, Sun Wu, et al. A Novel Method of Ship Detection under Cloud Interference for Optical Remote Sensing Images[J]. *Remote Sensing*,2022,14(15):3731-3736.
- [11] 殷若婷.基于可旋深度网络的宽幅光学影像舰船识别技术[D].北京:北京化工大学,2022.
- [12] Linhao Li, Zhiqiang Zhou, Bo Wang, et al. A Novel CNN-Based Method for Accurate Ship Detection in HR Optical Remote Sensing Images via Rotated Bounding Box[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020(5):1-14.
- [13] 周国庆,黄亮,孙乔.改进Oriented R-CNN的遥感舰船目标细粒度识别方法[J/OL].*计算机工程与应用*,1-15[2024-05-29].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20230706.1453.028.html>.
- [14] Tianwen Zhang, Xiaoling Zhang, Jun Shi, et al. Depthwise Separable Convolution Neural Network for High-Speed SAR Ship Detection[J]. *Remote Sensing*,2019,11(21):2483-2483.
- [15] 何民华,张润达,赵胜利.基于Att-DConv的遥感舰船识别方法研究[J].*地理空间信息*,2024,22(3):24-28.
- [16] Liu Jinming, Chen Hao, Wang Yu. Multi-Source Remote Sensing Image Fusion for Ship Target Detection and Recognition[J]. *Remote Sensing*,2021,13(23):4852-4852.
- [17] Haoxiang Zhang, Chao Liu, Jianguang Ma, et al. Time-prior-based stacking ensemble deep learning model for ship infrared automatic target recognition in complex maritime scenarios[J]. *Infrared Physics and Technology*,2024,137105168.
- [18] 谢洪途,姜新桥,王国倩,等.基于改进CenterNet的轻量级无锚框SAR图像多尺度舰船识别算法[J].*哈尔滨工程大学学报*,2024,45(3):504-516.
- [19] Weixing Qiu, Zongxu Pan, Jianwei Yang. Few-Shot PolSAR Ship Detection Based on Polarimetric Features Selection and Improved Contrastive Self-Supervised Learning[J]. *Remote Sensing*, 2023,15(7).
- [20] Jian Ling, Pu Zhiqi, Zhu Lili, et al. SS R-CNN: Self-Supervised Learning Improving Mask R-CNN for Ship Detection in Remote Sensing Images[J]. *Remote Sensing*,2022,14(17):4383-4383.
- [21] Wang Deyi, Zhang Chengkun, Han Min. FIAD net: a Fast SAR ship detection network based on feature integration attention and self-supervised learning[J]. *International Journal of Remote Sensing*,2022,43(4):485-1513.
- [22] Ciocarlan Alina, Stoian Andrei. Ship Detection in Sentinel 2 Multi-Spectral Images with Self-Supervised Learning[J]. *Remote Sensing*,2021,13(21):4255-4255.
- [23] 黄寅礼,孙路,郭亮,等.基于空间变迹滤波旁瓣抑制与有序统计恒虚警率的舰船识别算法[J].*雷达学报*,2020,9(2):335-342.
- [24] 胡卫杰,刘颖冰,马飞,等.基于无损压缩和量化感知的SAR舰船识别网络边缘部署[J].*信号处理*,2012(5):1-10.
- [25] 陆天宇,徐湛,崔红元,等.大幅宽SAR图像嵌入式舰船实时识别系统设计[J].*计算机工程与应用*,2024,60(1):301-309.
- [26] Tianwen Zhang, Xiaoling Zhang. High-Speed Ship Detection in SAR Images Based on a Grid Convolutional Neural Network[J]. *Remote Sensing*,2019,11(10):1206.