

深度学习在可见光遥感图像舰船细粒度识别的应用

杨云超¹
YANG Yunchao

摘要

舰船是人类海洋活动的主要载体,对其进行检测、识别具有重要意义。近年来,深度学习技术的蓬勃发展给舰船细粒度识别带来了革命性的进步,特别是在可见光遥感图像领域,识别效率与精度得到了显著提升。系统性地回顾了基于深度学习的舰船细粒度识别方法,将其分为两大类:舰船细粒度图像分类方法与舰船细粒度检测方法。前者专注于单一舰船类别的精准分类,而后者则需同时完成多个舰船目标的位置精确定位与类别区分。通过对相关工作的深入梳理,总结了各类方法的技术路径与改进策略。同时,对当前可用于舰船细粒度识别的可见光遥感数据集进行了详尽的调研。最后,对舰船细粒度识别方法的未来发展趋势进行了展望。

关键词

深度学习; 舰船细粒度识别; 可见光遥感图像; 图像分类; 细粒度检测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.07.015

0 引言

当今世界的经济贸易、文化交流离不开海洋,人类的海洋活动已成为连接世界的最重要的方式。我国是名副其实的海洋大国,海洋极大影响了我国经济的发展。多发的海洋争端问题使得我国的海洋权益需要得到进一步的保障^[1],实现海域的态势感知和航运管控具有重要的现实意义。

舰船作为人类海洋活动的主要载体,对其进行检测、并进行细粒度识别具有重要意义。舰船细粒度识别具有广阔的实际应用场景。军事上,有助于快速捕捉军事目标,进而确定区域态势,掌握他国军事活动。在航运及边境管理上,能够促进港口管理,打击走私、违法行为。

天基监测方法具有覆盖范围广、响应速度快、侦察效率高、不受国界和地理限制等特点,使其应用于海域态势监控具有极大优势。随着遥感技术的发展,各类遥感图像的空间分辨率大幅提升。其中,可见光遥感图像能够高分辨丰富的舰船局部细节信息,并符合人眼识别特性。例如,卫星拍摄的美国军港可见光遥感图像(如图1所示),其中各舰船舰岛和局部细节清晰可见。高分辨率可见光遥感图像使实现舰船目标细粒度识别成为可能。然而,拍摄角度、传感器分辨率、成像条件等差异使得不同遥感图像中的同类舰船目标存在明显的类内差异。同时,同一类不同型号舰船之间又具有极大的视觉相似性。这种类内差异大、类间差异小的舰船目标特性对实现舰船细粒度识别提出了极大的挑战。



图1 美国军港可见光遥感图像

随着深度学习的兴起与发展,将深度学习的相关方法与舰船细粒度识别任务相结合具有很大的发展潜力。端到端的输入输出方式可以大幅提升遥感图像解译的效率,显著降低目视解译成本。同时,基于神经网络的强大特征提取能力,使基于深度学习的舰船细粒度识别方法具有更强的泛化性和鲁棒性。近年来,基于深度学习的舰船细粒度识别方法已经取得了一定的进展。根据是否需要舰船目标定位,相关方

1. 北京卫星信息工程研究所 北京 100095

法可以被分为基于深度学习的舰船细粒度图像分类方法和基于深度学习的舰船细粒度检测方法。本文详细阐述两个不同技术路径的发展,同时进行总结与展望。

1 基于深度学习的舰船细粒度图像分类方法

基于深度学习的舰船细粒度图像分类的处理对象一般包含单个舰船目标的局部区域遥感图像。该类图像中没有其他的目标和复杂环境干扰,一般将舰船的型号级标签作为整个图像的标注信息。现有的舰船粒度图像分类方法基于图像分类的范式,主要聚焦于三个改进方向:增强网络特征信息提取、挖掘局部鉴别性区域以及先验知识引入。

1.1 增强网络特征信息提取

骨干网络作为深度学习网络中的核心组件,其性能对于整体模型的特征提取能力具有决定性的影响。近年来,随着卷积神经网络技术的不断进步,网络结构呈现出日益深化和拓宽的趋势,显著增强了模型的特征表征能力。然而,卷积神经网络在特征提取过程中受到感受野的限制,制约了其对于大尺度目标及全局信息的有效捕捉能力。Huang 等人^[2]引入 Swin-transformer 来增加网络对于全局信息的特征提取能力,同时结合 CNN 的局部特征提取能力,形成双流特征提取路径,进而增强网络的特征信息提取。Wang 等人^[3]同样采用 Transformer-CNN 的混合特征提取架构来分别提取粗粒度特征和细粒度特征。其基于 Swin-transformer 结构,采用全新的偏移方法,进一步提高全局信息的获取能力。

一些学者尝试设计额外的网络分支来尽可能获取更多的舰船目标多样的特征信息,进而增加网络特征信息的提取。Zhang 等人^[4]对骨干网络提取出来的特征进行不同尺度的平均池化,获取多个尺度的平均特征,并利用基于循环神经网络的注意力模块学习中不同尺度特征的权重。同时,构建一个额外的属性引导分支,对舰船的长宽比信息进行提取,从而增强网络特征的表达学习。Chen 等人^[5]利用类激活图来处理原始图像,通过阈值分割来定位图像中的舰船区域图像,并结合原始图像和舰船中心区域图像,形成三个尺度的特征提取支路,实现图像级、目标级和区域级三个空间维度的特征信息提取,并通过特征融合实现信息互补。李孟洋等人^[6]通过构建双分支特征提取网络分别提取网络的全局特征和局部特征,并将两个分支信息进行融合,从而丰富网络提取出来的图像特征。

在获取舰船目标多样特征信息的同时,采取适当的特征融合方法对最后的分类结果至关重要。姜孟超等人^[7]首先将卷积网络提取得到的特征分别使用通道注意力和空间注意力

进行增强,然后构建双线性池化模型进行特征融合操作,实现空间维度和通道维度的特征交互。Dong 等人^[8]提出 E-FPN 方法,将证据理论应用于多尺度的特征融合。对于多尺度的特征,使用证据决策融合的方式,将多个尺度的分类结果融合得到最终的分类结果。

1.2 挖掘局部鉴别性区域

局部鉴别性区域指的是区分不同舰船类型或同一类型不同个体具有显著特征的区域,这些区域通常包含了舰船的关键设计、结构特点,其在视觉上具有独特性,例如航母的舰岛、驱逐舰的直升机甲板等。挖掘局部鉴别性区域,有助于提高舰船细粒度分类的准确率。

Xiong 等人^[9]通过生成多头注意力因果图来探索注意力区域与分类结果的因果关联。其替换局部的注意力权重来生成反事实的注意力因果图,然后通过衡量这种注意力图生成的预测结果和实际生成的注意力图生成的预测结果之间的差距,得到不同区域对于预测结果的影响,从而挖掘得到鉴别性区域。Chen 等人^[10]提出一种基于异步对比学习的自监督舰船细粒度分类方法。该方法将舰船分类过程拆分为两个阶段,即“推远”阶段和“拉近”阶段。在“推远”阶段,将每一个输入图像默认为单独类别,同一张图像的不同视角图像在特征空间中靠近,而不同图像间则在特征空间中离得更远,从而实现不同图像间的特征解相关。在“拉近”阶段,属于相同类别的图像被通过代理向量的方式进行特征间的重新聚合,进而实现舰船细粒度分类。Pan 等人^[11]基于前序研究,从因果注意力图的角度来实现鉴别性区域的挖掘,并同时结合特征解耦与重聚合的方式,实现局部区域特征的增强。张磊等人^[12]提出关键子区域特征融合网络,其通过对于目标检测流程中得到的候选区域进行整体和局部两个层级的特征提取,在局部区域特征提取过程中结合指导网络和挖掘网络,计算区域显著度,挖掘鉴别性子区域。

1.3 先验知识引入

在舰船细粒度识别领域,舰船作为高度工业化和技术密集型的人造产物,其丰富的先验分类知识与舰船视觉特征之间存在着紧密的关联。这种强相关关系为细粒度识别任务提供了坚实的理论基础和可靠的分类依据。

Chen 等人^[13]在舰船细粒度分类的研究中,通过增加额外的类间关系分支来优化分类过程。该方法利用层级互斥图明确界定了舰船之间的层级类间关系,并通过将该分支与初始分类分支进行有效融合,实现了先验分类知识的有效注入。张拯宁等人^[14]则对舰船层级类间关系进行了深入的系统理论

分析。通过构建层级多标签一致性度量函数,实现语义层级关系引入,并通过多个分类器进行多语义层级监督。该方法在引入多个语义标签层级信息的同时,确保了在多语义层级间保持标签预测的一致性,提升了细粒度分类性能。

2 基于深度学习的舰船细粒度检测方法

不同于舰船细粒度分类,舰船细粒度检测处理的对象通常为包含多个舰船目标的遥感图像,需同时实现舰船的定位和舰船的分类两个子任务,具有更高的任务复杂度。同时,舰船目标在遥感图像中展现出多样化的特点,包括方向上的任意性、尺度上的巨大变化,以及近岸密集与远洋稀疏等不同的环境分布模式。这些特性使得细粒度检测任务变得尤为复杂和具有挑战性。

2.1 面向遥感图像有向目标的旋转框表示及回归方法

在自然图像的目标检测任务中,普遍采用水平矩形包围框来标识目标的位置。然而,在遥感图像目标检测任务中,由于目标呈现出显著的有向特性,传统的水平矩形框标注方式往往无法精确界定目标边界,导致非目标特征的错误引入。同时,在舰船目标密集排列的场景下,不同舰船目标的水平矩形包围框之间容易发生重叠。在目标检测的后处理过程中,非极大值抑制算法通常用于去除冗余的检测框,以提高检测精度。然而,对于密集排列的舰船目标,非极大值抑制算法可能会错误地将相邻目标的检测框视为冗余而予以剔除,从而导致检测失败。为了解决这一问题,现有方法引入了旋转框的表示方法,实现对目标范围更精准的包裹,更贴合目标的实际形状和朝向,并减少不同目标间的标注框重叠现象,如图2所示。

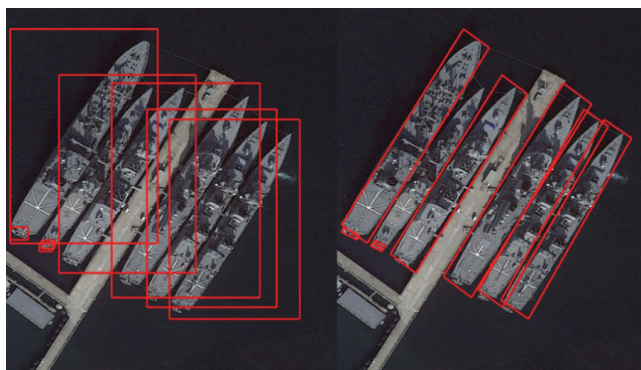


图2 水平框与旋转框的标注方式

旋转框最初通过引入角度的定义将水平矩形包围框进行拓展,即 (x, y, w, h, θ) 。但这种角度表示存在周期性,导致回归过程中损失函数难以准确度量检测框与真实框的差距,从而使模型训练不稳定。为解决此问题,多种旋转框表示方法被提出,以规避角度回归的难点,同时更准确地描述有向目标。

Gliding Vertex^[15]创新性地改进了旋转框的表示方式,采用 $(x, y, w, h, a_1, a_2, a_3, a_4)$ 的新形式,其中 a_i 代表四个顶点相对于外接矩形的偏移量。为了更精确地处理近乎水平的目标,引入倾斜因子度量。当倾斜因子超过设定阈值时,直接使用水平框表示。Oriented R-CNN^[16]同样基于旋转框与外接矩形的关系,提出 $(x, y, w, h, \Delta\alpha, \Delta\beta)$ 的旋转框表示方式。其中, $\Delta\alpha, \Delta\beta$ 分别表示旋转框的顶点相对于外接矩形的长的中点和宽的中点的偏移。

2.2 面向遥感图像有向目标的特征信息增强

由于遥感图像采集过程中受天气条件、光照变化、海洋波动等多种环境因素的干扰,造成舰船目标的特征信息削弱或缺失,增加了目标定位的难度。同时,舰船细粒度检测需要足够丰富的细节特征来实现不同舰船之间的区分。因此,需要降低环境对舰船检测干扰的同时增强舰船特征信息。

Han等人^[17]在FPN结构中不增加额外负担情况下引入了自下向上的特征融合途径,并针对密集目标排列问题使用双掩码注意力来降低背景的干扰,同时增加对关键局部区域的特征关注。赵春晖等人^[18]对顶层多尺度特征进行注意力增强,并改进RoI选取方式,实现更均衡的特征融合。Ouyang等人^[19]通过对于舰船目标进行整体特征提取和区域划分的局部特征提取,并设计局部和全局的特征对齐方式,实现舰船全局共有特征和局部鉴别性特征的有效融合。Song等人^[20]通过在特征金字塔模块中增加一个DKQP注意力模块来统一处理多尺度的特征,实现特征融合,并将其与原始多尺度特征结合,实现特征增强。周国庆等人^[21]通过对于多尺度特征所有图像进行重新映射,利用所有尺度特征融合得到大小统一的特征图,进而减少特征丢失。Guo等人^[22]通过设计了一种形状感知特征学习方法,在FPN每个层级都提取特征,再结合注意力机制来进行融合。此外,设计了适应船舶的形状特征对齐方法。

3 现有舰船细粒度识别数据集

在深度学习技术的推动下,舰船细粒度识别方法已成为海洋监测与军事侦察领域的一项关键技术。为此,一系列公开数据集应运而生,为该领域的研究提供了宝贵的资源。本文对这些数据集进行了深入的调研与总结,旨在为研究者提供一个全面的数据集概览,以促进舰船细粒度识别技术的进一步发展。

(1) HRSC2016数据集^[23]。作为首个针对舰船细粒度识别的可见光遥感数据集,HRSC2016提供了1061张高质量图像,总计包含2976个舰船目标。图像的尺寸范围从300像

素 $\times$ 300像素到1500像素 $\times$ 900像素,图像的空间分辨率为0.4~2 m。数据集中的舰船目标被细分为27种不同的类别,每种舰船都通过水平框和旋转框进行标注。

(2) FGSD数据集^[24]。FGSD数据集提供2612张图像,共计5634个目标。所有图像尺寸均为930像素 $\times$ 930像素,空间分辨率在0.12~1.93 m之间。数据集包含43类舰船和1类港口,通过旋转框进行位置标注。

(3) FGSC-23数据集^[25]。FGSC-23数据集提供了4052张图像切片,空间分辨率为0.4~2 m。每张切片对应一个舰船目标。共有23类舰船。根据切片中的舰船型号提供图像级的标注信息。

(4) FGSCR-42数据集^[26]。FGSCR-42数据集包含了9320张切片,每张切片对应一个舰船目标,总计9320个目标。图像尺寸从50像素 $\times$ 50像素到1500像素 $\times$ 1500像素不等。数据集包含42类舰船的图像级标注。

(5) FGSD2021数据集^[27]。FGSD2021数据集提供了636张图像,包含5274个舰船目标。图像的平均尺寸为1202像素 $\times$ 1205像素,空间分辨率为1 m。数据集中包含20类舰船,通过旋转框标注进行位置标注。

(6) ShipRSImageNet数据集^[28]。ShipRSImageNet数据集包含了3436张图像,总计17 573个舰船目标。图像尺寸大多为930像素 $\times$ 930像素,空间分辨率在0.12~6 m之间。数据集中的目标被细分为49类舰船和1类港口,通过水平框和旋转框进行位置标注。

4 总结与展望

舰船细粒度识别作为海洋监测和军事侦察的关键技术,近年来在深度学习的推动下取得了显著进展。基于深度学习的舰船细粒度图像分类和检测方法,通过不断优化网络结构、特征提取和融合策略,以及引入先验知识和局部鉴别性区域挖掘,有效提升了识别的准确性和鲁棒性。

然而,基于深度学习的可见光舰船细粒度识别方法仍存在一些问题,需要从以下几个方面开展进一步研究。

(1) 多模态数据融合创新。可见光遥感图像虽富含目标细节,但在实际应用中常受云雾与光照变化的影响,导致舰船细粒度识别困难。未来研究应探索多模态数据融合技术,如结合合成孔径雷达(SAR)等其他模态数据,以增强特征信息的鲁棒性,从而大幅提升舰船识别的精确度与可靠性。

(2) 自监督学习的应用。当前舰船细粒度识别方法多依赖于有监督的深度学习,标注信息的获取成为制约模型性能的关键因素。自监督学习作为一种新兴的学习范式,有望减少对大规模标注数据的依赖,通过设计巧妙的自监督任务,

降低训练成本,提高模型的泛化能力。

(3) 数据与知识双驱动模型设计。现有识别方法过于依赖训练数据,导致模型在细粒度识别上存在局限性。未来的模型设计应融合舰船目标的丰富先验知识,通过知识引导策略,精准聚焦于局部显著性区域,以提升识别效率与精度,应对技术挑战。

(4) 实时处理和边缘计算的研究。面对实时处理的需求,现有大型网络模型在数据采集端的设备限制下难以实现。因此,研究应聚焦于模型轻量化设计,结合边缘计算技术,实现模型的实时处理能力,以满足实际应用的迫切需求。

(5) 视觉基础大模型的迁移应用。视觉基础大模型的研究热潮深刻影响了基于深度学习的相关研究。利用这些模型的强大泛化能力,识别方法能够超越训练过程中的类别限制,实现对开集中舰船目标的有效识别,为舰船识别技术的进一步发展提供新的思路。

参考文献:

- [1] 王旭,张敏学.中国海洋安全保障体系建设探析[J].国家安全研究,2023(5):98-117+154.
- [2] HUANG L, WANG F, ZHANG Y, et al. Fine-grained ship classification by combining CNN and SWIN transformer[J]. Remote sensing, 2022, 14(13): 3087.
- [3] WANG F X, YU D Y, HUANG L, et al. Fine-grained ship image classification and detection based on a vision transformer and multi-grain feature vector FPN model[J/OL]. Geo-spatial information science, 2024:1-22. [2024-04-16](2024-04-27). <https://doi.org/10.1080/10095020.2024.2331552>.
- [4] ZHANG X, LV Y, YAO L, et al. A new benchmark and an attribute-guided multilevel feature representation network for fine-grained ship classification in optical remote sensing images[J]. IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing, 2020, 13: 1271-1285.
- [5] CHEN Y, ZHANG Z, CHEN Z, et al. Fine-grained classification of optical remote sensing ship images based on deep convolution neural network[J]. Remote sensing, 2022, 14(18): 4566.
- [6] 李孟洋,孙炜玮,张筱晗,等.基于全局——局部特征联合的光学卫星遥感图像舰船目标细粒度识别[J].航天返回与遥感,2021,42(3):138-147.
- [7] 姜孟超,范灵毓,李硕豪.基于注意力双线性池化的细粒度舰船识别[J].计算机技术与发展,2022,32(8):66-70.
- [8] DONG Y, XU K, ZHU C, et al. E-FPN: evidential feature pyramid network for ship classification[J]. Remote sensing, 2023,

- 15(15): 3916.
- [9]XIONG W, XIONG Z, CUI Y.An explainable attention network for fine-grained ship classification using remote-sensing images[J].IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2022, 60:1-14.
- [10]CHEN J, CHEN K, CHEN H, et al.Contrastive learning for fine-grained ship classification in remote sensing images[J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2022, 60: 1-16.
- [11]PAN C, LI R, HU Q, et al.Contrastive learning network based on causal attention for fine-grained ship classification in remote sensing scenarios[J].Remote sensing,2023,15(13):3393.
- [12] 张磊, 陈文, 王岳环. 用于遥感舰船细粒度检测与识别的关键子区域融合网络 [J]. 中国图象图形学报, 2023, 28(9): 2940-2955.
- [13]CHEN J, QIAN Y.Hierarchical multilabel ship classification in remote sensing images using label relation graphs[J].IEEE transactions on geoscience and remote sensing,2021,60:1-13.
- [14] 张拯宁, 张林, 王钺, 等. 基于层间分类一致性准则的舰船目标细粒度识别方法 [J]. 中国空间科学技术, 2023, 43(3): 93-104.
- [15]XU Y, FU M, WANG Q, et al.Gliding vertex on the horizontal bounding box for multi-oriented object detection[J].IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2020, 43(4):1452-1459.
- [16]XIE X, CHENG G, WANG J, et al.Oriented R-CNN for object detection[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision,[v.1].Piscataway:IEEE,2021:3520-3529.
- [17]HAN Y, YANG X, PU T, et al.Fine-grained recognition for oriented ship against complex scenes in optical remote sensing images[J].IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2021,60:1-18.
- [18] 赵春晖, 肖舒匀, 宿南. 基于注意力机制特征增强的舰船目标识别 [J]. 黑龙江大学工程学报, 2022,13(1):43-51.
- [19]OUYANG L, FANG L, JI X.Multigranularity self-attention network for fine-grained ship detection in remote sensing images[J].IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing,2022,15:9722-9732.
- [20]SONG J, MIAO L, MING Q, et al.Fine-grained object detection in remote sensing images via adaptive label assignment and refined-balanced feature pyramid network[J].IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing, 2022, 16:71-82.
- [21] 周国庆, 黄亮, 孙乔. 改进 Oriented R-CNN 的遥感舰船目标细粒度检测方法 [J/OL]. 计算机工程与应用 :1-15[2024-04-27].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20230706.1453.028.html>.
- [22]GUO B, ZHANG R, GUO H, et al.Fine-grained ship detection in high-resolution satellite images with shape-aware feature learning[J].IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing,2023,16:1914-1926.
- [23]LIU Z, LIU Y, WENG L, et al.A high resolution optical satellite image dataset for ship recognition and some new baselines[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods. Setúbal:Science and Technology Publications, Lda,2017:324-331.
- [24]CHEN K, WU M, LIU J, et al.Fgsd:a dataset for fine-grained ship detection in high resolution satellite images[EB/OL].(2020-03-15)[2024-04-22].<https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.06832>.
- [25] 姚力波, 张筱吟, 吕亚飞, 等. FGSC-23: 面向深度学习精细识别的高分辨率光学遥感图像舰船目标数据集 [J]. 中国图象图形学报, 2021,26(10):2337-2345.
- [26]DI Y, JIANG Z, ZHANG H.A public dataset for fine-grained ship classification in optical remote sensing images[J].Remote sensing,2021,13(4):747.
- [27]ZHANG F, WANG X, ZHOU S, et al.Arbitrary-oriented ship detection through center-head point extraction[J].IEEE transactions on geoscience and remote sensing,2021,60:1-14.
- [28]ZHANG Z, ZHANG L, WANG Y, et al.ShipRSImageNet:a large-scale fine-grained dataset for ship detection in high-resolution optical remote sensing images[J].IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing, 2021, 14:8458-8472.

【作者简介】

杨云超(1998—), 湖北恩施人, 硕士研究生, 研究方向: 遥感图像目标检测及识别。

(收稿日期: 2024-05-09)