

光学遥感图像船只目标检测识别技术

陈昱文, 熊建林, 刘 斌, 刘 颖, 张永倩
(北京遥测技术研究所 北京 100076)

摘要: 船只目标检测识别技术是现阶段遥感图像研究领域的一个重要发展方向。随着国产高分辨率卫星的快速发展, 高分遥感卫星陆续发射, 基于光学遥感图像的船只检测识别技术会逐步成为研究热门。主要介绍了近年来基于光学图片的船只检测识别技术发展、以及当前技术存在的问题。当前基于深度学习的船只目标检测识别技术取得了较好的检测效果, 成为主流研究方向, 但在光学遥感图像船只检测领域基于深度学习的方法有一些基本问题限制了检测效果, 对这些问题进行了归纳总结, 并对未来光学遥感图像船只检测技术的发展进行了展望。

关键词: 光学遥感图像; 船只目标识别; 深度学习

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** CN11-1780(2021)03-0057-10

Survey of ship detection and recognition technology in optical remote sensing images

CHEN Yuwen, XIONG Jianlin, LIU Bin, LIU Ying, ZHANG Yongqian
(Beijing Research Institute of Telemetry, Beijing 100076, China)

Abstract: At this stage, ship detection and recognition technology is an important development direction in the field of remote sensing image research. With the rapid development of domestic high-resolution satellites, high-resolution remote sensing satellites have been launched one after another, and ship detection and recognition technology based on optical remote sensing images will gradually become a research hotspot. This article introduces the development of ship detection and recognition technology based on optical images in recent years, and the problems of current technology. The current deep learning-based ship target detection technology has achieved good detection results and has become the mainstream research direction. However, in the field of optical remote sensing image ship detection, deep learning-based methods have some basic problems which limit the detection effect. This article summarizes some of the problems that currently limit the deep learning-based optical remote sensing image ship detection technology, and looks forward to the future development of optical remote sensing image ship detection technology.

Key words: Optical remote sensing image; Ship detection technology; Deep learning

引 言

船只目标检测识别技术是卫星光学图像处理领域中一个重要的发展方向。船只检测技术对于世界各国来说不仅是海上战争的重要战略任务, 在民用领域中也发挥着重大作用。在战争中, 快速获取船只目标的精确位置有助于国家提前做好战斗策略。在民用领域中, 船只目标识别检测技术在船只事故搜救等突发事件或捕获非法渔船事件中发挥着不可替代的作用。因此, 船只检测识别技术作为卫星图像处理领域中一个重要的发展方向, 应用前景十分可观。

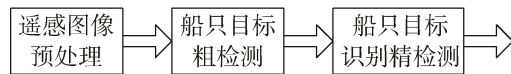
船只目标检测目前主要基于两种图像, 一类是合成孔径雷达 (SAR) 图像, 另一类是光学遥感图像。SAR 图像可以在存在杂波或者噪声干扰的暗背景下检测出高亮度的船只目标, 不受天气和时间的限制, 但图像缺少细节和颜色信息, 边缘不容易检测。光学图像通常采用电磁波成像, 能够提供更多的船只细节, 有利于船只目标的分类识别, 可以对 SAR 图像进行补充。近几年, 国产高分辨率卫星得到了快速发展, 高分遥感卫星陆续发射, 2014 年发射的“高分二号”卫星可以达到 0.8 m 的空间分辨率。基于光

学遥感图像的船只检测识别技术正逐步成为研究热门。

1 光学船只目标检测技术发展

光学船只目标检测技术随着航天技术、目标检测技术、计算机技术等不断进步也得到发展。国内外的机构逐渐开始对该方向进行研究。国内外在此方向研究成果较好的机构有美国空间及海军武器系统研发中心、加拿大遥感中心 (CCRS)、欧盟联合研究中心 (JRC)、中科院遥感应用研究所、国防科技大学 ATR 国家重点实验室、北京航空航天大学自动控制研究所、华中科技大学图像识别与人工智能研究所、北京理工大学信息与电子学院雷达技术研究所等等。

早期的船只目标检测识别技术空间分辨率较低时, 通常会将船只目标看作点目标, 使用 CFAR 等算法在目标图片中遍历搜索船只目标。随着空间分辨率的提高和机器学习的发展, 船只目标检测方法由点搜索变成区域搜索。机器学习在图像识别领域从发展以来已经成功应用在人脸识别、指纹识别、交通标识识别、自动驾驶等方向。基于特征描述与机器学习结合的图像处理方法近年来也已经成熟应用于船只检测识别领域中。目前基于特征描述与机器学习结合的光学遥感图像船只目标检测识别技术主要分为以下几个阶段: 首先是对输入的光学遥感图像进行预处理。在进行船只目标识别分类之前, 对卫星遥感图像进行预处理, 以防图片的噪声、云雾等因素影响后期船只目标检测识别的性能。预处理阶段主要包含了图像去噪处理、云雾处理和海陆分割、图像切片等操作。随后对纯海洋背景的光学遥感图像切片进行船只目标候选区域提取和船只目标分类识别。具体流程如图 1 所示。



1.1 去噪

卫星拍摄的遥感图像会受到来自传感器、传输信道等的干扰, 导致遥感图像中可能带有噪声, 如椒盐噪声、高斯噪声和条带噪声等等。这些噪声会造成图像丧失部分细节信息, 使检测结果不准确。均值滤波、中值滤波、高斯滤波、小波变换等是传统的自然图像噪声处理方法。早期的遥感图像去噪使用上述空间域或频率域的传统滤波器滤除噪声。但这些方法在平滑图像的同时造成图像目标边缘模糊, 对后续阶段船只分类识别结果造成影响。所以去除噪声的同时, 应尽可能地保留图像细节轮廓信息。近几年, 有学者提出一些改进的去噪方法, 与传统方法相比, 效果得到了明显改善。陈竹安等^[1]基于传统的小波阈值方法对阈值函数进行控制, 提出了一种调整阈值函数系数的小波阈值去噪方法。采取该方法对遥感图像进行去噪, 精度得到了明显提高。许军毅等^[2]针对中值滤波方法提出一种灰度直方统计方法, 利用灰度直方图和阈值判定对滤波窗口内的灰度值进行快速统计找到中值, 牺牲存储空间换取去噪的效率。宋碧霄等^[3]提出了一种单向变分去条带算法, 这种算法结果明显优于直方图匹配算法和频率低通滤波算法, 能够有效去除 MODIS 遥感图像中的条带噪声并且保留遥感图像中的边缘细节。

1.2 云雾处理

光学遥感图像经常会受到天气的限制, 拍摄到有云雾遮挡的卫星图片, 给船只检测带来了很大的难度。因此, 云雾处理是船只目标检测识别预检测阶段一个非常重要的步骤。随着图像处理的发展, 云雾处理不再依靠主观的人工判断标记。云雾处理包含薄云处理和厚云剔除。厚云区域地物信息较少, 大部分被云雾遮挡, 而薄云区域是地面云层混合信息。所以对薄云进行有效处理能得到更多的地物信息。目前常用的云雾处理技术主要有基于滤波的方法和基于图像纹理的方法。滤波处理方法主要包括小波变换滤波和同态滤波法等^[4,5]。小波变换滤波的原理是通过低频和高频区分云雾。当图像包含云层时, 云层的空间域变换较为缓和, 频谱特性主要集中在低频部分, 而船只、海浪等纹理和边缘集中在高频部分, 所以通过频谱特性找出图像中的云层部分并去除。同态滤波的原理是通过控制图像灰度和对比度的控制来区分云雾。对滤波器进行设计来达到压制云雾低频亮度分量并增强高频的反射分量是同态滤波的关键。基于纹理的云雾处理方法通过对云雾的纹理特征进行分析, 采用支持向量机、聚类模式识别、神经网络等方

图 1 船只目标检测识别流程

Fig. 1 Process of ship detection and recognition technology

法对云雾进行识别^[6]。近些年来,基于支持向量机(SVM)的云雾判别方法和基于神经网络的云雾判别方法受到了广泛的关注。支持向量机方法需要大量的训练数据,虽然效率较低,但是得到了较好的检测结果。

1.3 海陆分割

对于具有陆地区域的遥感图像,海陆分割可以缩小检测范围,减少检测的复杂度,是实现船只目标检测识别预检测中一个不可缺少的步骤。以往,海陆分割通常采用港口先验信息匹配方法。由于港口结构和分布在较长一段时间内不会发生变化,所以可以通过与现有港口的地理、海岸线等数据进行信息匹配的方式实现海陆分割。海岸线数据(描述将陆地表面与海洋分离的线)可以作为现有的 GIS 数据导入。这种基于港口先验信息的方法简单高效,但是当港口布局发生变化或者环境季节变化时,图像与港口模板信息之间的不精准匹配会影响分割结果。此外,在港口沿线停靠的船只较多、海陆分界不明显的情境下,也将导致匹配不精准。所以,现阶段通常采用灰度阈值分割法、区域纹理分析法、区域生长法等来进行海陆分割,几种分割算法优缺点如表 1 所示。

① 灰度阈值分割法

灰度阈值分割法利用海面与陆地之间灰度特征的差异将海面和陆地区域分离。由于海洋和陆地之间的灰度分布相差较大,陆地像素值灰度分布不均,海洋区域灰度值分布平均,另外海洋区域灰度与陆地区域整体较暗,所以通过灰度阈值来对海洋和陆地进行分割是一种常见的方法。直方图阈值法是一种应用较早的方法。ALESHEIKH 等^[7]就运用了直方图阈值法对湖区域水和陆地之间岸线进行了提取。最大类间方差法(OTSU)是目前最常用的一种灰度阈值方法。经过 OTSU 算法分割后图像如图 2 所示,之后需要对图像进行孔洞填充得到最终完整的海陆分割图像^[8]。局部阈值法和自适应阈值法也是较常见的灰度阈值方法。LIU 等^[9]对局部阈值法提出了改进,采取了一种局部自适应阈值法对光学遥感图像的海岸线进行了提取。

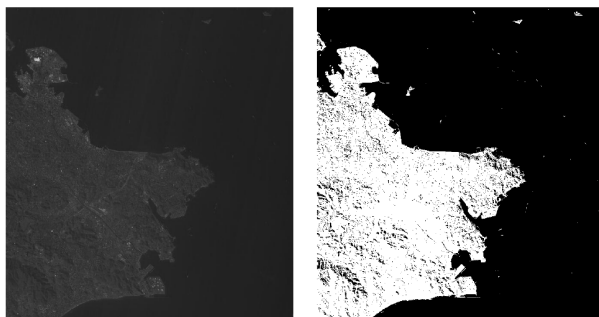


图 2 OTSU 算法海陆分割效果图

Fig. 2 OTSU algorithm for sea-land segmentation

② 区域纹理分析法

区域纹理分析法利用海面与陆地之间的纹理特征的差异将海面和陆地区域分离。常见的区域纹理分析方法有区域直方图、区域方差法和统计分类阈值法等。ZHOU 等^[10]采用区域方差法,将区域方差作为区域纹理特性进行方差直方图统计,计算分割的门槛实现海陆分离,得到了较好的效果。

③ 区域生长法

区域生长法作为一种较为成熟的图像分割算法,在提取遥感影像水边线方面应用较多。区域生长法首先在需要分割的区域中找出一个种子像素作为生长点,然后在生长点周围邻域找出与生长点性质相同或者相似的像元并合成一个区域,用这种方法将相似的像元合并到一个区域,从而实现海洋区域提取的目的。区域生长法要在感兴趣的区域中找到合适的种子点并选择合适的阈值。这种方法原理比较简单,能达到较好的分割速率和精度。CHEN 等^[11]利用区域生长法在光学遥感影像中提取出了水边线。

表 1 海陆分割算法比较

Table 1 Comparison of sea-land separation algorithms		
方法	优势	劣势
灰度阈值分割法	算法简单,分割速度快	海陆分割效果不稳定,在海面区域灰度分布不均匀情况下效果不佳;需要找到合适的阈值
区域纹理分析法	在海面区域灰度分布不均匀情况下效果较好	需要找到合适的阈值
区域生长法	原理比较简单,分割速率和精度较好	人工选取种子点;对噪声敏感,噪声可能会将原本应该分开的区域连接起来

近些年, 出现了很多基于上述传统海陆分割算法的改进算法。王振华等^[12]提出一种基于 Deeplab 神经网络结构的海岛岸线粗分割方法, 首先将粗分割的结果作为海岛岸线优化的初始边界, 然后利用全连接条件随机场优化海岛岸线, 实现海岛岸线的细分割提取。LI 等^[13]改进了最大类间方差法并结合了 MeanShift 算法, 这种方式不仅提高了海陆分离的精度, 同时又保留了舰船的细节信息。XIA 等^[14]提出了一种基于局部二值模式 (LBP) 的海陆分割算法, 用多特征融合模型先从源图像中提取纹理和灰度特征, 以获得两个不同的特征图, 随后将这些图融合为一个集成的归一化特征图。该过程的结果是灰色图像, 在该图像上设置了一定的阈值以获得背景 (陆地) 和海洋区域。ZHU 等^[15]将灰度图像和纹理图像进行融合, 然后再对图像进行海陆分割。DONG 等^[16]基于海洋和陆地之间的质地差异, 结合不同的纹理特征 (对比度、平滑度、熵等) 设计了一个陆地掩膜, 并应用一种区域增长方法来对这两个类别进行分割。LIU 等^[17]人使用形状和纹理信息开发了另一种陆地掩膜方法。他们提出了基于轮廓模型的能量函数, 这是一种改进的阈值 Otsu 方法。YOU 和 LI^[18]使用自适应建立的海域统计模型来提高陆地和海洋之间的差异。根据统计模型中方差的差异, 将分类错误的陆地区域去除。近些年, 只有极少数作者采取从图像中手动删除陆地区域的方法, 如 JOHANSSON^[19]和 TOPPUTO^[20]等人。

1.4 粗检测

船只目标预检测阶段主要是将所有经过预处理的图片中可能包含目标船只的目标区域提取出来。预检测阶段提取的目标切片 ROI (Region of Interest) 中可能包含云层、海浪等虚警信息, 所以, 后续还要对舰船进行目标精检测。

① 基于灰度特征的方法

海面背景与船只的灰度通常差距比较大, 基于灰度特征的预检测方法就是通过灰度阈值判断来提取遥感图像中的船只目标。灰度特征包括灰度的平均值、方差和平均信息熵等。当海面背景复杂或有云层遮挡情况时, 这种方法的虚警率和漏警率较高, 易造成目标的漏检或虚检。

② 基于形状纹理特征的方法

船只的形状特征特定、直观并且边缘信息丰富, 基于形状的船只预检测方法主要通过船只形状的旋转、平移以及尺度缩放不变等特性来进行判断。纹理特征指的是图像的空间信息。通常人们使用统计、结构和模型等方法来分析纹理特征。现阶段常用的一种纹理特征检测方法为灰度共生矩阵 GLCM (Gray-level Co-occurrence Matrix) 法^[21]。

③ 显著性检测方法

显著度计算模型由 Itti 等人提出, 该模型在神经生理学的局部感受野等研究的启发下来模拟人类的视觉注意机制, 从而能从图像中选出感兴趣的区域^[22]。显著性检测是船只预检测阶段最常用的检测方法之一, 而且在目标检测识别领域已经得到成熟应用。显著性检测分为自底向上的低级特征显著性检测和自顶向下的目标驱动视觉显著性检测。低级特征包括图像灰度、纹理、边缘等信息, 低级特征显著性检测就是利用这些低级特征区分出船只和背景, 提取可能含有目标的显著性区域。目标驱动视觉显著性检测是利用一些高级语义知识来指导检测过程, 利用目标特征驱动, 根据任务需求有意识地进行计算并提取目标区域。目前, 自底向上的低级特征显著性检测方法的研究比较多。彭敬涛等^[23]对四元傅里叶变换相位谱 PQFT (Phase Spectrum of Quaternion Fourier Transform) 的显著模型进行改进来实现船只检测, 船只显著性区域提取效率更高。效果图如图 3 所示, 在海洋背景下检测结果较好。

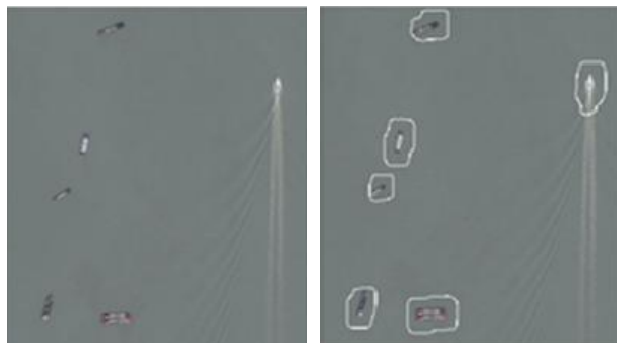


图 3 改进的 PQST 方法提取候选区域结果
Fig. 3 Result of improved PQST method to extract candidate regions

1.5 精检测

图 4 为精检测阶段算法流程。在船只目标候选区域提取的基础上,提取出待分类的目标切片 (ROI 区域) 特征,如灰度特征、纹理形状特征、梯度方向直方图 HOG (Histogram of Oriented Gradients) 特征、尺度不变特征转换 SIFT (Scale Invariant Feature Transform) 特征、局部二值模式 LBP (Local Binary Pattern) 特征等,再将提取出的特征输入到分类器中利用训练好的模型进行判决。这一阶段剔除了预检测中的船只虚警区域。常用的分类器主要包括基于统计学习理论发展出的支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 分类器、贝叶斯分类器、基于误差反向传播 (BP) 网络的 BP 神经网络分类器等。

基于机器学习结合的目标检测识别方法近年来得到了很多的关注和发展。翟玉婷等^[24]利用 SVM 分类器对提取的分层梯度方向直方图 PHOG (Pyramid Histogram of Oriented Gradients) 特征进行检测,得到了较高的船只检测准确率。刘昱龙等^[25]提出的检测方法不需要进行海陆分割,使用 SVM 对船只的 HOG 特征进行船只检测识别,得到了较好的检测结果。YOKOYA 等^[26]提出了一种优于 HOG-SVM 方法的稀疏表达目标定位算法,取得了很好的检测效果。

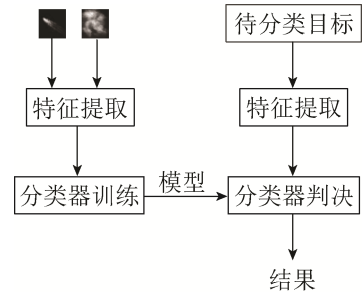


图 4 基于特征描述和机器学习的船只目标检测识别算法流程

Fig. 4 Process of ship detection technology based on feature description and machine learning

2 国内外最新发展现状

近年来,传统检测算法由于鲁棒性和检测效率较差,已无法满足海量高分辨卫星图像的检测性能要求,基于深度学习的检测方法逐渐成为热门研究方向并应用在船只目标检测领域中,未来有很大的发展空间,深度学习方法和传统图像处理方法对比如表 2 所示。深度学习的发展起源于 1943 年提出的 MP 模型。随着研究的深入,多层感知器和 Hopfield 神经网络、BP 反向算法相继被提出。2012 年深度学习模型 AlexNet 问世,在 ImageNet 图像识别大赛中取得了第一名的成绩,从此深度学习模型在目标识别领域得到了广泛的应用。卷积神经网络 CNN (Convolution Neural Network) 是深度学习中最重要模型之一,它的研究也受到研究者的关注。卷积神经网络受到广泛关注的主要原因是:卷积神经网络模仿了生物神经网络机制,将神经元进行了局部的连接,从而模仿实现了生物视觉中的局部感知功能,通过卷积运算不断抽取抽象后的特征信息,图像的识别率已经可以与人眼识别能力相接近。同时,卷积神经网络具有深度学习算法的学习能力,可以通过学习训练不断调整网络结构和参数。相对于传统机器学习算法,不需要进行提取检测特征和相应的算法设计,网络结构具有通用和便捷的特点。截止目前,卷积神经网络在手写字体、交通标志识别等多种任务中有较多的应用。随着训练数据的增加和机器性能的提高,基于卷积神经网络的目标检测打破了传统目标检测的瓶颈,已成为当前目标检测的主要应用算法。近几年,卷积神经网络也很好应用在舰船目标检测领域,有利于实现遥感卫星系统智能化,使舰船目标检测的准确率大大提高。

表 2 船只目标精检测方法比较

Table 2 Comparison of ship target precision detection methods

方法	优势	劣势
传统图像处理方法	技术成熟、背景干扰抵抗力较好	需要对大量样本进行训练提取特征
深度学习方法	自动提取特征,不需要人工干预	小目标检测性能效果一般、需要大量训练样本

相对于传统目标检测算法,基于深度学习的船只目标检测方法能够自主提取出船只特征,算法流程如图 5 所示。基于深度学习的目标检测方法主要分为两种,一种是基于候选区域的目标检测方法,一种是基于回归的目标检测方法^[27]。基于候选区域的方法主要包括区域卷积网络 R-CNN (Region-based Convolution Neural Networks)^[28]、快速区域卷积网络 Fast R-CNN^[29]、更快区域卷积网络 Faster R-CNN^[30]

等。GIRSHICK 等人设计出 R-CNN 网络框架, 该模型主要包括三个关键模块: 区域推荐、特征提取和区域分类。区域推荐模块采用 selective search 算法, 选出大概 2000 个候选区域到 CNN 中, 随后在 CNN 中提取训练集的特征训练 SVM 分类器, 在窗口数量比较少时也能保持较高召回率^[31]。Faster R-CNN 采用两个卷积神经网络实现候选区域提取分类和边框回归两个任务。基于候选区域的网络模型在检测精度方面优于基于回归的目标检测方法, 但在检测速度方面得不到理想的性能。基于回归的目标检测模型基于回归思想, 在网络中直接输入图像就可以获得图像中目标的目标边框, 相比候选区域模型检测速度快, 但是检测精度较低, 如 YOLO 系列模型和 SSD (Single Shot Derector) 模型。SSD^[32]在不损失精度的前提下速度比 Faster R-CNN 和 YOLOv1^[33]都要快。YOLOv4^[34]作为 YOLO 的最新模型, 在实时性和检测精度之间达到了很好的平衡, 几种经典目标检测网络性能比较如表 3 所示。近年来, 深度学习方法已经很好地应用在光学遥感图像船只目标检测领域中。国内外学者开展了很多研究来提高深度学习方法在船只目标识别领域的检测准确率。李晖晖等^[35]提出基于一种改进的 SSD 舰船目标检测识别方法, 采用了串行修正线性单元和特征金字塔网络提升了定位和分类精度。王玺坤等人^[36]在 YOLOv3-tiny 轻量级网络基础上添加了特征映射模块, 在特征提取模块引用了残差网络 ResNet (Residual Network), 从而提高船只目标的检测准确率。Antonio 等人^[37]提出一种基于卷积神经网络并结合 K 最邻域方法 (KNN) 来确定光学图像中是否包含船只的方法, 能够在航拍图像上对船只进行自动分类。

卷积神经网络为目标检测带来了令人印象深刻的改进, 但仍存在一些问题。在一些复杂情况下, 深度学习方法难以直接应用在舰船目标检测领域中。首先, 卷积神经网络在大规模遥感图像中检测微小物体具有挑战性。当船只目标尺寸较小时, 目标检测定位能力较差^[38]。针对小目标定位差的问题, 可通过边界框标记的方法, 并结合非最大抑制算法采用一种无监督分数边界框回归 (USB-BBR) 方法对检测到的目标边界框进行优化, USB-BBR 算法可以更精确地定位图像中的对象,

在处理不同复杂背景时显示出较好的鲁棒性。针对遥感图像大尺度大场景下的微小目标, PANG 等人^[39]提出了 Tiny-Net 的目标检测方法。Tiny-Net 是一种轻量级的残差结构, 它支持从输入中快速而强大地提取特性。Tiny-Net 设有全局注意模块以抑制误报, 然后使用分类器预测每个框中目标的存在, 最后使用检测器来精确定位目标。LI 等人^[40]提出了一种新的基于深度特征的舰船遥感图像检测方法。该方法利用深度卷积神经网络生成特征图, 利用区域建议网络生成候选船只。为了有效地检测不同尺度的舰船, 该网络添加了一种分层选择滤波层, 将不同尺度的特征映射到同一尺度空间。最后该方法可以同时检测几十个像素到数千个像素的近岸和近岸船只。传统方法中, 船只特征提取都是通过手工设计的特征, 这些特征必须经过精细调参且复杂度高。在深度学习方法中, 船只检测不同于一般地物 (飞机、土地、水

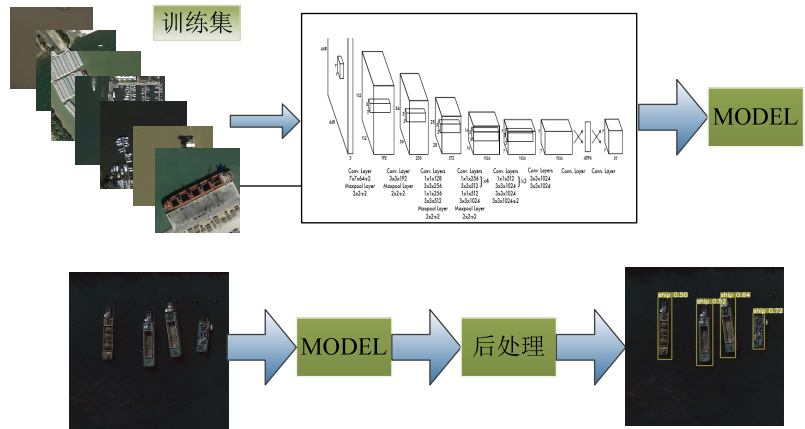


图 5 基于深度学习的船只目标检测识别算法流程

Fig. 5 Process of ship detection and recognition technology based on deep learning

表 3 深度学习网络性能比较

Table 3 Deep learning network performance comparison

时间	网络	检测精度	小目标检测精度	算法复杂度	实时性
2014	RCNN ^[28]	高	中	高	低
2015	Faster R-CNN ^[29]	高	中	高	低
2015	SSD ^[32]	高	中	低	高
2015	YOLOv1 ^[33]	中	低	低	高
2020	YOLOv4 ^[34]	高	中	低	高

系、植被)检测,具有一些难点,主要表现在两个方面:一是船只的形状狭长且窄,且方向可以任意旋转;二是检测背景往往比较复杂,例如对近岸的船只或港口的船只进行检测。LIN 等^[41]提出一种全卷积网络(FCN)解决了近海船只检测问题,在 FCN 网络中不同深度的层执行不同的任务,深层提供目标检测功能,浅层提供精准定位功能,该方法具有鲁棒性且能够准确检测船舶。另外,船只目标检测中检测框包括水平检测框和旋转检测框两种。当船只密集时,水平框之间的冗余区域和重叠区域关联变大。在检测框内包含太大的冗余区域,在采用 NMS 后会导致目标丢失。YANG 等人^[42]提出了一种新的端到端旋转检测框的目标检测算法。该算法主要由五个连续部分组成:密集特征金字塔网络(DFPN)、自适应感兴趣区域(ROI)对齐、旋转边界框回归、船首方向预测和旋转非最大抑制(R-NMS)。通过多尺度特征网络充分利用了低层位置信息和高层语义信息,设计自适应 ROI 对齐以获得高质量的建议,这些建议保留完整的空间和语义信息。通过该方法获得的预测将能得到具有较少冗余区域的对象的最小边界矩形。旋转区域检测框架比传统的检测模型更适合于检测密集物体。YAO 等人^[43]提出一种快速而强大的基于深度卷积神经网络的船只检测算法来解决包括云、波浪、尾迹的干扰等问题。首先,深层 CNN 旨在提取特征,然后应用区域提议网络(RPN)来区分船只目标并回归检测边界框,根据船舶目标的固有形状来设计锚点。在不同的复杂背景下达到了较高的检测精度和不错的检测效率。

3 目前存在的问题及未来展望

3.1 目前存在的问题及短板

尽管当前基于深度学习的船只目标检测识别技术取得了较好的检测效果,但在光学遥感图像船只检测领域中,基于深度学习的方法遇到一些问题限制了检测效果。

① 样本匮乏问题

由于深度学习方法需要训练大量的样本,遥感图像船只目标的样本与自然图像相比资源少、获取难。样本的匮乏将降低最终识别的准确率^[44]。针对这类问题,现通常采用样本倍增或者迁移学习方法。迁移学习方法是在经过现有数据集训练后的网络基础上再进行小样本的船只目标调整,得到小样本遥感船只检测任务的网络架构。王颖等^[45]提出一种对抗性生成网络的样本扩充方法,并对各层特征图之间进行连接,使网络不同等级的特征图进行特征融合,实现了基于 Faster R-CNN 的卫星图像船只目标检测算法。赵江洪等^[46]使用数据增强技术提高了数据集样本的数量,并在 Faster R-CNN 网络上进行改进,使用残差网络对数据集进行特征提取,有效提高了检测速度和检测精度。

② 船只小目标检测问题

船只小目标检测一直是基于深度学习船只检测方法中难以解决的一个问题。船只目标往往仅有 10 到 20 像素,易受到海面波浪、云雾等因素的干扰,造成船只小目标的漏检,使船只目标检测准确率降低^[36],同时,小型船只很难分类。对于小目标的检测方法,有学者提出 RR-CNN、S-CNN 等改进的深度学习网络模型,提高了小目标船只的检测准确率^[47,48]。

③ 复杂背景下检测问题

在平静的海面背景下,海面的目标较容易检测,但海面图像往往存在云雾、海浪、尾迹杂波等复杂背景,由于相似的特征,造成目标的虚警和漏检,影响船只目标的检测结果,尤其对小目标的检测精度影响较大。另外,在大多数光学系统中,很难将船舶与其尾流区分开来。

④ 快速检测问题

目前,在轨高分辨率成像卫星数量较多,高空间分辨率的遥感图像数据急剧增多,海量卫星数据亟待处理。如何快速有效地在海量高分辨率的遥感图像中检测出舰船目标,并对目标进行分析定位,实现精准识别是当前一个具有挑战性的问题。

3.2 未来发展趋势及展望

首先,将基于光学遥感图像的船只检测识别技术应用于遥感领域目前还存在样本量有限并且需要投入大量时间精力训练的问题。目前基于深度学习的方法训练采用的是有监督的学习方法,即需要制作大

量的训练样本对深度学习模型进行调整,这个过程要耗费大量的人力物力,不仅要获取遥感图像样本还需要对其进行调整标记。数据增强技术是一种扩充样本很好的方法。截止到目前,弱监督学习和无监督学习方法已经取得了一些研究成果,未来可以将弱监督学习和无监督学习方法应用在光学遥感船只目标检测识别技术当中。无监督学习方法的思想是已知数据但是不知道任何标签,只是按照一定的偏好去训练深度学习算法,将所有数据映射到多个不同标签。按一定的偏好训练就是按照人们认为目标事物具有的一些特点,比如特征空间距离等,去对网络模型进行训练。弱监督学习是已知数据和一部分数据对应的标签,有一部分数据的标签未知,然后去训练一个智能算法,是有监督学习和无监督学习的结合。在未来时间内需要对现有深度学习网络架构进一步改进或提出新的高性能网络架构,仅使用少量的遥感图像来实现遥感船只的高效高质量检测。

另外,海量的遥感数据如何能得到及时有效的处理也是当前需要面临的问题之一。星载遥感平台数据处理自动化程度低,信息提取的时效性差。由于需要将数据快速转换为信息并实时或准实时地发送到不同层次最终用户手里,传统的“卫星数据获取—地面站接收处理—数据分发—专业应用”的模式无法满足未来高机动性、高应急性军事任务应用的时效性要求。遥感图像数据实现在轨实时智能处理是未来船只目标检测识别的一个重要发展方向。在轨实时船只目标检测需要检测算法具有较高的准确率、低复杂性以及可移植性,现有的船只目标检测算法中,能满足在轨实时检测要求的算法还比较少,未来还需要对在轨实时船只检测算法和算法的加速技术进行深入研究。星载数据处理的核心是具备抗辐照能力的高性能计算芯片,目前国内在轨和在研的星载处理设备都采用传统的芯片进行研制,只具备预处理和简单的单一类型目标识别功能。应用的芯片能力弱造成了单一的处理设备在体积、重量、功耗和造价方面都超过了一般的星载设备。因此,高性能星载 AI 芯片的应用研究成为突破计算瓶颈的关键一环。

最后,光学遥感图像、SAR 图像和红外图像之间可以信息互补,提供更细致、准确、完整的地面海洋信息,多源载荷信息融合处理成为未来的发展趋势。我国多源信息融合技术起步较晚并且发展缓慢,远远落后于国际先进水平。未来多源信息融合技术需要更多的关注和发展,并成为我国军用和民用船只目标检测的重要技术手段^[49]。

4 结束语

本文主要介绍了近年来基于光学图片的船只检测识别技术的发展,传统方法已经能够成熟应用在实际工程中,但由于近年来卫星遥感技术的发展,涌现了大量的分辨率卫星,海量的卫星高分辨率遥感图像传输到地面,使传统方法已经不能满足高检测率和高效率的检测性能。基于深度学习的光学遥感图像船只目标检测识别方法已逐步成为研究热门,并取得了较好的检测效果。但在光学遥感图像船只检测领域,基于深度学习的方法还存在一些基本问题限制了检测效果,比如样本匮乏问题、高分辨率小目标检测问题、复杂海浪背景下船只检测问题以及在轨快速检测问题。针对这些问题,光学遥感图像目标检测领域未来需要对现有深度学习网络架构进一步改进或提出新的高性能网络架构,仅使用少量的遥感图像来实现遥感船只的高效高质量检测。研发出抗辐照的高性能星载 AI 芯片使深度学习方法能够实现在轨应用并实时检测目标也十分具有研究意义。近几年来,多源载荷信息融合处理技术逐渐受到关注,光学遥感图像、SAR 图像和红外图像之间可以信息互补,大大提高了光学遥感图像船只的检测识别准确度,未来实现船只目标的在轨自动实时检测将指日可待。

参考文献

- [1] 陈竹安, 胡志峰. 小波阈值改进算法的遥感图像去噪[J]. 测绘通报, 2018(4): 28–31.
- [2] 许军毅. 光学卫星遥感图像舰船目标检测技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2011.
- [3] 宋碧霄. 遥感图像条带去除方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- [4] 栾世杰. 基于光学遥感图像的舰船目标检测关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2015.
- [5] 杨安洪. 光学遥感影像云雾处理方法研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2010.

- [6] 谭凯, 张永军, 童心, 等. 国产高分辨率遥感卫星影像自动云检测[J]. 测绘学报, 2016, 45(5): 581–591.
- [7] ALESHEIKH A A, GHORBANALI A, NOURI N. Coastline change detection using remote sensing[J]. International Journal of Environmental Ence and Technology, 2007, 4(1): 61–66.
- [8] 阮秋琦. 数字图像处理学[M]. 电子工业出版社, 2014.
- [9] LIU H, JEZEK K C. Automated extraction of coastline from satellite imagery by integrating Canny edge detection and locally adaptive thresholding methods[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(5): 937–958.
- [10] ZHOU J, TIAN J W. Method of detecting small target in port-sea background[J]. Infrared and Laser Engineering, 2005, 34(4): 486–489.
- [11] CHEN A J, CHEN C F, CHEN K S. Investigation of shoreline change and migration along Wai-San-Ding-Zou barrier island, Central Western Taiwan[C]. IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium, 1995.
- [12] 王振华. 改进 Deeplab 网络的遥感影像海岛岸线分割[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(04): 768–778.
- [13] LI N, ZHANG Q, ZHAO H, et al. Ship detection in high spatial resolution remote sensing image based on improved sea-land segmentation[C]. International Symposium on Optoelectronic Technology and Application International Society for Optics and Photonics, 2016: 101560T.
- [14] XIA Y, WAN S, JIN P, et al. A Novel sea-land segmentation algorithm based on local binary patterns for ship detection[J]. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, 2014, 7(3): 237–246.
- [15] ZHU C, ZHOU H, WANG R, et al. A novel hierarchical method of ship detection from spaceborne optical image based on shape and texture features[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2010, 48(9): 3446–3456.
- [16] LI Dong, LI Yali, HE Fei, et al. Object detection in image with complex background[J]. Proceedings of 3rd International Conference on Multimedia Technology(ICMT-13), 2013.
- [17] LIU Ge, ZHANG Yasen, ZHENG Xinwei, et al. A new method on inshore ship detection in high-resolution satellite images using shape and context information[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11: 617–621.
- [18] YOU X, LI W. A sea-land segmentation scheme based on statistical model of sea[C]//IEEE 4th International Congress on Image and Signal Processing(CISP), 2011, 3: 1155–1159.
- [19] JOHANSSON P. Small vessel detection in high quality optical satellite imagery[D]. Tech. Report Chalmers University of Technology Sweden, 2011.
- [20] TOPPUTO F, MASSARI M, LOMBARDI R, et al. Space shepherd: search and rescue of illegal immigrants in the Mediterranean Sea though satellite imagery[C]. IGARSS, IEEE, 2015 .
- [21] KUMUD SACHDEVA, AKSHAY GIRDHAR. A technique for glass defect detection[J]. International Journal of Innovative Research Development, 2013, 2(13): 92–96.
- [22] Itti L, Koch C. Computational modeling of visual attention[J]. Nature Reviews Neuroence, 2001, 2(3): 194–203.
- [23] 彭敬涛. 光学遥感图像舰船目标检测技术的研究[D]. 上海: 东华大学, 2017.
- [24] 刘昱龙. 高分辨率光学遥感图像舰船检测研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2017.
- [25] 翟玉婷, 郑智林, 苑志江. 舰船分类的 PHOG 和支持向量机联合检测方法[J]. 计算机仿真, 2017, 34(6): 431–434, 439.
- [26] YOKOYA N, IWASAKI A. Object localization based on sparse representation for remote sensing imagery[C]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2014.
- [27] 徐芳. 可见光遥感图像海面目标自动检测关键技术研究[D]. 长春: 中国科学院大学(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所), 2018.
- [28] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Computer Society, 2014: 580–587.
- [29] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]. 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015: 1440–1448.
- [30] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 39(6): 1137–1149.
- [31] 邓力, 俞栋. 深度学习: 方法及应用[M]. 机械工业出版社, 2016.
- [32] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]. European Conference on Computer Vision Springer, Cham, 2016: 21–37.

- [33] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2016: 779–788.
- [34] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J/OL]. [2020-04-23]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934.pdf>.
- [35] 李晖晖, 周康鹏, 韩太初. 基于 CReLU 和 FPN 改进的 SSD 舰船目标检测[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(04): 183–190.
- [36] 王玺坤, 姜宏旭, 林珂玉. 基于改进型 YOLO 算法的遥感图像舰船检测[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(06): 1184–1191.
- [37] ANTONIO J G, ANTONIO P, PABLO G. Automatic ship classification from optical aerial images with convolutional neural networks[J]. Remote Sensing, 2018, 10(4): 511.
- [38] LONG Y, GONG Y, XIAO Z, et al. Accurate object localization in remote sensing images based on convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(5): 2486–2498.
- [39] PANG J, LI C, SHI J, et al. R²-CNN: Fast tiny object detection in large-scale remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2019: 1–13.
- [40] LI Q, MOU L, LIU Q, et al. HSF-Net: multiscale deep feature embedding for ship detection in optical remote sensing imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018.
- [41] LIN H, SHI Z, ZOU Z. Fully convolutional network with task partitioning for inshore ship detection in optical remote sensing images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(10): 1665–1669.
- [42] YANG X, SUN H, SUN X, et al. Position detection and direction prediction for arbitrary-oriented ships via multitask rotation region convolutional neural network[J]. IEEE Access, 2018, 6: 50839–50849.
- [43] YAO Y, JIANG Z, ZHANG H, et al. Ship detection in optical remote sensing images based on deep convolutional neural networks[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2017, 11(4): 1.
- [44] ZHANG L, ZHANG L, DU B. Deep learning for remote sensing data: a technical tutorial on the state of the art[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2016, 4(2): 22–40.
- [45] 王颖. 基于深度学习的卫星图像船只目标检测算法研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
- [46] 赵江洪. 深度学习的遥感影像舰船目标检测[J]. 测绘科学, 2020, 45(3): 110–116, 134.
- [47] YAO Y, JIANG Z, ZHANG H, et al. Ship detection in optical remote sensing images based on deep convolutional neural networks[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2017, 11(4): 1.
- [48] ZOU Z, SHI Z. Ship detection in spaceborne optical image with SVD networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(10): 1–14.
- [49] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010.

[作者简介]

- 陈昱文 1996 年生, 在读硕士研究生, 主要研究方向为智能图像处理。
- 熊健林 1965 年生, 硕士, 研究员, 主要研究方向为航天测控技术。
- 刘 斌 1978 年生, 博士, 研究员, 主要研究方向为空间电子信息技术。
- 刘 颖 1980 年生, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为固态存储器数据处理。
- 张永倩 1991 年生, 硕士, 工程师, 主要研究方向为固态存储器数据处理。