

可见光遥感图像海面目标检测技术综述



刘俊琦¹ 李智² 张学阳²

¹ 航天工程大学研究生院 北京 101416

² 航天工程大学 北京 101416

(nuaalijq@163.com)

摘要 基于可见光遥感图像的海面目标检测技术是当前遥感领域的研究热点,为推进基于可见光遥感图像的海面目标检测技术的发展,文中对当前主要的检测方法进行了总结。首先,介绍了可见光遥感图像目标特性以及图像目标检测基本流程,并分析了遥感图像目标检测的研究现状;然后,针对海面目标快速检测问题,详细介绍了视觉显著性方法在遥感图像目标检测方面的研究现状;接着,针对遥感图像分类识别问题,详细介绍了卷积神经网络在遥感图像目标检测方面的研究现状;最后,总结了现有方法应用于海面目标检测存在的问题以及未来的研究方向。

关键词: 遥感图像;目标检测;视觉显著性;图片分类;卷积神经网络

中图分类号 TP391

Review of Maritime Target Detection in Visible Bands of Optical Remote Sensing Images

LIU Jun-qi¹, LI Zhi² and ZHANG Xue-yang²

¹ Graduate School, Space Engineering University, Beijing 101416, China

² Space Engineering University, Beijing 101416, China

Abstract Maritime target detection based on visible bands of optical remote sensing images is a research hotspot in the field of remote sensing. In order to promote the development of maritime target detection based on visible bands of optical remote sensing images, this paper summarized the current major methods. Firstly, this paper introduced the target characteristics of visible bands of optical remote sensing images and the basic process of image target detection, and analyzed the research status of remote sensing image target detection. Secondly, aiming at the problem of rapid detection of maritime target, this paper introduced the research status of visual saliency method in remote sensing image target detection. Thirdly, aiming at the problem of remote sensing image classification and recognition, this paper introduced the research status of convolutional neural network in remote sensing image target detection. Finally, this paper summarized the existing problems and future research directions of the current methods for maritime target detection.

Keywords Remote sensing image, Target detection, Visual saliency, Image classification, Convolutional neural network

1 引言

当前国际安全局势瞬息万变,世界各国日益重视对其海上利益的保护。遥感卫星由于具有观测区域大、可周期性重访且不受国界约束等优势,日益成为各国打击贩毒、非法捕捞和非法移民等海上非法活动的重要监测手段。同时,在军事斗争方面,航天遥感技术利于我方及时掌握敌军动态,进而调整力量部署和作战计划。

我国卫星技术虽然起步较晚,但经过几代人的努力,已取得了一系列重大突破。从“资源一号”到高分系列卫星,我国的卫星遥感技术实现了跨越式的发展,影像空间分辨率从百米级提升到了米级甚至亚米级,成像幅宽逐渐变大,遥感图像数据量随着图像分辨率的提升也在急剧增长。在遥感信息处

理技术方面,我国与美国等发达国家存在较大差距,卫星回传数据利用率低、时效性差等问题亟待解决。

根据卫星平台上搭载传感器类别的不同,可将遥感图像划分为红外遥感图像、可见光遥感图像、多光谱遥感图像和合成孔径雷达(SAR)图像等。光学图像虽受光照和云雾等因素的影响较大,但在天气晴朗和海况较好的条件下,它更能反映目标形态,易于人眼辨别。因此,近年来基于可见光遥感图像的海面目标检测方法的研究备受关注,相关文献也在逐渐增多,但对整体研究现状进行总结的综述性文献少。为了便于广大学者全面了解基于可见光遥感图像的海面目标检测的研究现状,本文将对可见光遥感图像的目标特性进行分析,对应用于海面目标检测的传统方法进行总结,着重对基于视觉显著性和卷积神经网络的船只目标检测的研究现状进行归纳总

收稿日期:2019-03-21 返修日期:2019-06-28 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:航天工程大学青年创新基金(520613)

This work was supported by the Space Engineering University Youth Innovation Foundation (520613).

通信作者:李智(lizhizys@139.com)

结,指出现有研究成果、存在问题以及可深入研究的方向。

2 可见光遥感图像目标特性

2.1 可见光遥感图像特点

遥感影像记录了地物目标的结构、形状、纹理等特征信息,其分辨率可分为空间分辨率、光谱分辨率、辐射分辨率与时间分辨率。前三类分辨率决定着从图像中提取地物信息的能力,而时间分辨率则指重复获取同一地区遥感影像的最小时间间隔。本文所探讨的可见光遥感图像的分辨率指空间分辨率,根据空间分辨率的大小可将遥感图像分为高分辨率(小于10m)、中分辨率(10-100m)和低分辨率遥感图像(大于100m)。如图1所示,高分辨率遥感图像与低、中分辨率图像相比,能更清晰地呈现地物特征信息。



图1 “WorldView-3”拍摄的北京雁栖湖

Fig.1 Beijing Yanqi Lake shot by “WorldView-3”

可见光遥感图像通常具有以下特点。

(1)卫星成像幅宽大。随着各国卫星发射技术的进步,遥感卫星已分布在各种类型的地球轨道上。成像幅宽一般随着卫星所处轨道高度的提升而变大,同时传感器获取的图像数据量也在迅速增长。美国数字地球公司(DigitalGlobe)发射的WorldView-4卫星可在4.5天内对地球任一点进行重访,全色分辨率为0.31m,多光谱分辨率为1.24m,每天可对全球近60万平方公里区域进行成像,成像幅宽达13.1km^[1]。然而,海量的遥感数据最终被人类使用的仅有一小部分。例如,北京密云遥测站在2008年总计接收各类遥测数据36.91万景,但用户只订购了其中的1.36万景^[2]。可见,我国在遥测数据挖掘上还存在较大的提升空间。

(2)背景信息复杂。可见光遥感图像虽能直观地反映地物目标的形状、纹理等特征信息,但由于相机无差别拍摄,每一景影像中均包含着丰富的地物信息,这些背景元素为地物目标的提取带来一定的干扰。

(3)受天气、光照影响大。由于光学遥感卫星以太阳光作为工作光源,传感器接收来自地物反射或散射的太阳光,因此光学遥感成像只能在白天进行。同时,遥感图像中地物的阴影区域面积会随着太阳高度角的不同而发生变化。当天气晴朗时,成像条件较好,地物目标特征明显;当阴雨条件或有云层遮挡时,成像条件较差,地物识别较为困难。

2.2 可见光遥感图像船只目标分析

可见光遥感图像相较于其他源图像,在提供地物目标丰富的纹理、颜色、形状等特征信息的同时也引入了大量的冗余信息,而船只目标只占整个海面背景的一小部分。在研究如何从大量干扰因素中识别出船只目标时,首先需要从可见光遥

感图像中的船只目标进行分析。

可见光遥感图像船只目标具有以下特点。

(1)不同类型船只的形状区别较大。普通船只前端部分呈“V”字型,整体呈长条轴对称结构,而航母作为战机海上起飞平台,其结构外观较为特殊,头部形状类似梯形,整体沿轴线呈非对称分布。此外,船只在海上航行产生的尾迹会对船只形状识别造成干扰。

(2)海面船只由于用途不同,其呈现的纹理特征相应也有所区别。客船、货船等一般用途的船只,其纹理特征较为简单。舰船由于作战需要,需装载大量武器装备,纹理细节信息丰富。因此,对于形状结构相似的船只,纹理特征的差异将有助于对船只类型的分类识别。

(3)为提高战时生存能力,舰船具有可见光隐身特性。舰船通过隐身方面的改造可实现对红外、可见光、雷达等侦测设备的有效躲避。舰船在涂覆隐身涂层后,对光照的反射率将有所变化,舰船与海面背景的亮度差异会增加或减小,呈现白极性或黑极性,这为舰船目标的判读工作带来困难。

3 传统检测技术

3.1 传统方法检测流程

传统目标检测方法分为以下4个步骤:1)从输入图像中选取目标候选区域;2)对候选区域进行特征提取;3)使用分类器进行分类;4)使用非极大值抑制(Non Maximum Suppression, NMS)删除得分低的交叉区域。

(1)区域选择:利用滑动窗口框选可能包含目标的区域作为候选区域。常用方法有滑动窗口(sliding windows)、规则块、选择性搜索(selective search)^[3]。滑动窗口是一种穷举策略,通过设置不同大小、长宽比的滑动窗口遍历输入图像,生成可能包含目标的候选区域。与滑动窗口不同,规则块则将窗口尺度和长宽比设定为固定值,由于仍需要遍历整幅图像,所以规则块和穷举法一样,都存在时间复杂度、冗余窗口多等缺点。选择性搜索方法则通过对相邻重叠候选区域进行合并,有效解决了窗口冗余问题,但是合并效果取决于相似度计算方法,存在对具有不同特征(如颜色、纹理)的区域进行错误合并的问题。

(2)特征提取:提取候选区域特征信息。此阶段常用的特征有尺度不变特征SIFT^[4]和梯度直方图HOG^[5]。传统目标检测需要针对不同场景目标设计合适的鲁棒特征,设计难度大且受人为主观因素影响,特征质量将直接影响分类准确性。

(3)图像分类:使用分类器进行目标分类识别。常用分类器有Adaboost^[6]、支持向量机^[7](SVM)和决策树^[8](Decision Tree)。Adaboost分类器由多个弱分类器组成,通过特征挑选和学习弱分类器来提升分类器的检测性能。在SVM分类器中,目标被视为特征向量,分类器代表系数向量,通过对两者的加权得到分类分数或置信度,并与设定阈值进行对比,判断出目标属于哪一类。在决策树的树形结构中,内部节点代表一种属性测试,分支代表测试的输出,叶子节点代表类别。

(4)非极大值抑制(NMS):由于采用滑动窗口生成的候选区域存在局部重叠的情况,因此需要采用NMS来抑制得分低的窗口,提取得分高的窗口。NMS首先将经分类器分类后的候选框按分类分数进行排序,然后将概率最高的候选框依次与其他候选框进行对比,若二者重叠度超过设定阈值,则

舍弃分数低的候选框,保留得分高的窗口。

传统目标检测方法存在以下两个问题。

(1)使用穷举法进行区域选择需要遍历整幅图像,窗口之间存在重叠区域,此外,需要对所有窗口进行特征提取,算法的时间复杂度高,检测速度慢。

(2)由于检测场景的多样性和目标的复杂性,设计一个用于特征提取的鲁棒特征十分困难,特征质量将决定分类器的分类准确率。

3.2 传统检测技术研究现状

多年来,各国研究人员就如何从遥感图像中提取有效信息展开了大量研究,针对不同目标 and 需求研制了多种图像解译系统,例如基于专家知识库的 eCognition^[9]、针对军事目标策略估计的 SCORPIUS^[10]。

除上述图像解译系统外,Ohta 等^[11]开发了一套基于彩色遥感图像颜色直方图的目标分割系统。该系统通过对不同色彩图像进行区域分割实验,得到一组有效的颜色特征集,并通过预设阈值对图像进行分割,将具有相似特征的区域合并成新的图像块,最终从模型出发识别地物目标。

针对海面舰船目标检测场景,Proia^[12]借鉴贝叶斯决策理论在基于 SAR 图像的目标边缘检测上的成功经验,在光学遥感图像目标检测中采用类似方法,依据实验经验来确定滑动窗口大小和决策阈值,在无云的图像背景下,可准确识别出所有正确目标。同时,在云况复杂的场景下,虚警率(Probability of False Alarm, PFA)也能保持在 1×10^{-4} 左右,后期可通过在算法前端增加自动筛除云层干扰步骤,或者在后端依据云朵的形状特征来抑制虚警。

国内国防科技大学、武汉大学、哈尔滨工业大学、中国科技大学、北京理工大学、中科院长春光机所以及中科院遥感所等院校和科研单位在遥感图像目标检测方面有一定的研究并获得大量的研究成果。Hou 等^[13]提出了一种利用目标多种特征信息的建筑物自动识别方法,首先,使用 Canny 算子提取目标边缘信息;接着,对图像进行 Hough 变换,并在 Hough 变换域筛选建筑物边缘线段;随后,结合建筑物角点、形状等几何特征以及灰度特征对目标进一步判断,最终识别出建筑物。该方法较传统建筑物检测方法,具有检测速度快、准确率高等特点。Xi 等^[14]研发出一套面向遥感图像的目标识别系统,能有效识别港口类目标。Guo^[15]提出了一种引入目标上下文信息的遥感图像目标检测方法,该方法可应用于对飞机、舰船、装甲车辆的检测中。文献[16]针对高分辨率遥感影像背景复杂、冗余信息多的问题,提出了基于图像分割和感兴趣区域提取的目标检测方法。

考虑到遥感图像数据量大的问题,学者们借鉴人类视觉系统对视觉场景信息加工的机理,将视觉显著性方法应用到遥感图像的目标检测中。Wu^[17]针对遥感图像中飞机目标检测问题,提出了一种基于超像素区域的视觉显著性目标检测算法,有效减小了计算复杂度,对飞机目标的自动检测效果较好。Gao 等^[18]提出一种基于图像先验信息和视觉显著性方法的港口舰船目标提取算法,首先,利用港口位置相对不变的特点,利用 SIFT 特征匹配方法确定港口位置并得到港口感兴趣区域集合;随后,采用基于区域对比度的视觉显著性算法对感兴趣区域进行显著性增强;最后,结合舰船停靠特点,沿

横纵轴方向分割目标。

随着机器学习理论的发展,支持向量机(SVM)^[19]、稀疏表示^[20]等方法逐渐被学者们应用到遥感图像目标检测中得到较好的应用。文献[21]提出了一种将常用的最大似然分类器(MLC)与支持向量机分类器结合的遥感图像分类方法。该方法首先计算图像像素点邻域内马尔可夫随机场(MRF)的能量函数;然后,将马尔可夫能量函数与支持向量机分类器结合,有效抑制了椒盐噪声的影响。Yokoya^[22]则将稀疏表示方法集成到基于霍夫变换的光学遥感图像目标检测算法中。

近年来,深度学习在计算机视觉领域取得了突破性的成果,一些学者^[23-24]开始将深度学习应用到遥感图像目标检测中。针对遥感图像中不同尺度目标识别问题,文献[25]提出一种基于 Faster R-CNN 的 SAR 图像船只目标检测方法。Ye^[26]结合 ResNet 和 SSD 提出了一种遥感图像中港口检测方法。

4 视觉显著性检测技术

4.1 视觉注意和视觉显著性

人类每天接收的信息大部分来自人眼,大量的视觉数据已远远超出人脑能进行有效处理的极限。然而,在面对复杂的视觉场景时,人眼总能迅速选择关键区域进行优先处理,从中提取出高价值信息,这得益于人类视觉系统中的视觉注意机制^[27]。

视觉注意机制本质上是一种生物机制,通过这种机制可在自然场景或杂乱场景中,不加选择地发现感兴趣区域,进而丢弃无关信息,实现了对视觉场景的简化和分解,利于合理分配计算资源,以便后续对重要信息做进一步处理。

借鉴视觉注意机制,各领域学者对如何快速从场景中提取有效信息展开了大量研究。例如,计算机视觉领域的学者模拟人类视觉注意机制对图像信息进行处理,使得图像处理速率和准确率得到有效提升。目前,视觉注意机制在计算机视觉领域的应用主要集中在快速从图像或视频中提取感兴趣区域的视觉显著性检测。

对于视觉注意机制,认知心理学、生物神经学科和计算机科学等领域的研究人员对其进行了大量的探索。随着相关研究工作的不断深入,研究学者将视觉注意机制分为两类:一类是由数据驱动的自底而上机制;一类是由任务驱动的自顶而下机制。自底而上的机制完全由外界刺激驱动,并通过一系列的信息加工来解释感知到的刺激信息。

依据是否基于生物视觉机制,现有视觉显著性检测模型可分为3类:第一类是基于图像底层特征(如颜色、方向、亮度)的方法,典型算法是 Itti 模型^[28];第二类是纯计算方法,典型算法有残谱法 SR^[29]、全分辨率算法 AC^[30];第三类是融合前两类方法的算法,典型算法是基于图论的算法 GBVS^[31]。

Gao 等^[32]提出了一种自顶向下的显著性检测方法,将从目标类中获得的视觉刺激视为显著性特征,视觉刺激的置信度定义为显著性,该方法能从夹杂大量噪声的图像中识别出目标。Gu 等^[33]提出一种用于在二维静态场景中自动生成注观点的决策模型。该模型首先计算出图像的“激活图”,采用自适应视网膜滤波器生成感兴趣区域,其位置与激活峰值对应,区域大小由迭代算法估计得到,并通过决策理论来控制 ROI 间的转移。

基于贝叶斯理论的视觉显著性方法通常集成了自顶而下和自底而上两种显著性方法,其模型包含两部分运算,一部分是基于当前观测信息的特征提取;另一部分是基于任务信息的场景内容计算,并通过贝叶斯公式进行融合得到图像显著图。Zhang 等^[34]基于贝叶斯理论提出的 SUN 模型首先利用 ICA 和 DOG 滤波器提取图像特征,然后通过拟合得到对应特征的高斯分布,最终将求得得图像自信息作为显著值。

4.2 基于视觉显著性的遥感图像目标检测发展现状

由于船只与海面存在较大纹理差异,所以图像的纹理信息将是海面船只检测的重要特征,而经典 Itti 模型只提取了图像的亮度、颜色和方向特征。因此,为进一步提升目标检测效果,文献^[35]基于传统的 Itti 模型,在提取遥感图像的颜色、方向和亮度特征的同时,利用灰度共生矩阵获得图像的纹理特征,依据遥感图像的分辨率和舰船类目标的外形特征来估算舰船目标的分布范围,最终通过阈值分割来进行区域过滤以得到舰船目标。该方法对单个舰船目标的识别精度较高,但对于距离相近的多舰船的精确分割效果较差。由于局部二值表述算子(Local Binary Pattern, LBP)具有旋转不变性和灰度不变性的特点,文献^[36-37]利用 LBP 算子提取图像纹理特征,与典型视觉显著性模型形成互补,取得了较好的舰船检测效果。Zhu 等^[38]基于图像的形状和纹理特征提出一种分层检测方法,采用局部多值模式(Local Multiple Patterns, LMP)来代替 LBP 进行目标纹理特征提取。

考虑到一景图像中可能包含多个海面目标的场景,研究人员在如何保证目标的查全率上做了一定研究。文献^[39]融合图论和边缘密度信息,提出了一种以图块为分析对象的显著性检测方法,有效降低了冗余检测率,同时对边界清晰目标的边缘检测效果较好,但对与背景特征差异不明显的目标存在漏检问题,对距离相近的多目标的轮廓描述也不够精确。Ren^[40]则采用多尺度相位谱法来进行海洋目标检测。该方法虽对多目标的检测效果较好,但是只考虑图像的颜色和亮度特征,对面积较大的海洋目标的识别效果较差。此外,由于算法需分别对不同特征求解多尺度的显著图,模型耗时较长,在实时性方面还有待改进。

如图 2 所示,海洋区域的遥感图像背景十分复杂,存在云雾遮挡船只的情况,同时,岛屿的形状与舰船十分相似,也会对船只检测带来干扰。国内外学者在舰船目标显著性检测的虚警抑制方面开展了大量研究工作,文献^[41]通过增加对图像幅度谱信息的显著性计算,对超复数频域变换模型 PQFT 进行了改进,改进后的模型有效抑制了海面背景的干扰,感兴趣目标的亮度得到增强,但是算法耗时较长,不能满足检测实时性要求。Jubelin 等^[42]提出了一种适应不同分辨率光学图像的多尺度船舶检测算法,将舰船检测分为两个阶段:首先,在每个尺度上搜索整个图像的潜在船舶目标;然后,依据舰船目标的形状特征在两个连续尺度上保持不变的特点来排除虚警。Qi 等^[43]则采用基于 PFT 的视觉显著性方法,检测得到舰船目标候选区域,然后设计一种均匀滤波器来均匀化候选区域以抑制杂云、海浪等因素的干扰,最后基于船只形状对称的特点提出一种新的 S-HOG 描述符进行目标判别。该方法虽对海浪、杂云等干扰因素的抑制作用较强,但对面积较小的船只的检测效果较差,同时虚警抑制效果也并不理想。



图 2 船只被云层部分遮挡

Fig. 2 Ships partially obscured by clouds

近年来,随着深度学习算法的快速发展,学者们逐渐采用深度学习的方法来进行显著性检测^[44]。考虑到卷积神经网络的反向传播能为进行特征提取的正向传播提供充足的特征信息,Nevrez 等^[45]提出了一种基于卷积神经网络的自上而下的显著性模型。该模型通过将正向和反向特征结合,有效地集成了正向和反向特征信息,并取得了不错的显著性检测效果。Tang 等^[46]通过将像素级和区域级显著性检测与神经网络结合,提出了一种新的显著性检测方法,通过对 VGGNet 网络结构的改进,构造出全卷积神经网络来进行多尺度特征学习,实现了像素级显著性检测;同时,在区域级显著性检测中,提出一种基于自适应超像素的区域生成方法,将图像分割成多个区域,然后利用卷积神经网络进行区域级显著性检测,最终采用融合网络层将像素级和区域级的显著图进行融合得到最终的显著图。为解决不同图像分辨率对海面船只检测造成的影响,Liu 等^[47]提出了一种基于脉冲神经网络的视觉显著性检测算法,该算法首先基于脉冲耦合神经网络生成脉冲激活图像,然后对脉冲激活图像进行重采样,并基于脉冲神经网络生成最终的显著图。实验结果表明,该算法较传统的显著性检测方法,在船只检测上具有更好的检测效果。

采用深度学习算法来进行显著性检测虽然使检测精度有所提升,但增加了模型的复杂度,并且局限于小幅宽图像,对宽幅遥感图像并不适用。

5 基于深度学习的遥感图像目标检测方法研究现状

对图像识别问题而言,特征提取是检测过程的一个重要环节,特征质量的优劣将直接影响检测的精确性。传统的机器学习算法针对复杂场景需要人工设计特征集,方法耗时较长并且对研究人员的技术水平要求较高。深度学习算法的出现有效解决了人工设计特征的不足,实现了特征的自动提取,并且可自动对简单特征进行组合形成更复杂的特征。

5.1 基于卷积神经网络的目标检测发展状况

现有基于卷积神经网络的检测方法可分为以下两类。

(1)以 R-CNN 系列为代表的基于候选区域的检测方法:将检测问题分为分类和回归两部分,即首先生成候选区域,然后采用神经网络对其进行分类。常用算法有 R-CNN、Fast R-CNN、Faster R-CNN、SPPnet 等。

R-CNN 首先采用选择性搜索方法得到目标候选框,使用 CNN(Convolutional Neural Network)提取所有候选框区域的特征,然后用 SVM 或 softmax 判断目标类别,最后使用回归器修正候选框的位置。然而,R-CNN 需要对大约 2 000 个候选框分别进行特征提取,存在对同一区域重复进行特征提取

的问题,占用大量的计算资源且算法的时间复杂度高。此外,候选区域在输入到 CNN 前需要统一尺寸,这样会使图像失真和分辨率下降。Fast R-CNN^[48]则在 R-CNN 的基础上,提出了 ROI Pooling 层,将 SPPNet 放置在最后一个卷积层后作为空间金字塔池化层来对不同大小的图片统一尺寸,实现了任意尺度候选区域都能被输入到网络进行处理。同时,该方法只需要对整幅图像做一次卷积,然后将候选区域对应到特征图中,与 R-CNN 相比,Fast R-CNN 在检测速度上有了很大提升,但是,其仍采用选择性搜索方法来得到所有目标候选框,这种遍历搜索方法十分耗时。

Ren 等^[49]则提出了 Faster R-CNN,采用区域定义网络(RPN)来代替选择搜索算法,通过对 RPN 的训练可直接得到候选框。该方法实现了检测速度的快速提升,并在 2015 年 COCO 检测大赛中获得冠军。

(2)端到端:将检测任务简化为回归问题,直接对输入图像进行处理得到检测结果,不需要生成候选区域。代表算法有:SSD, YOLO, YOLOv2, YOLOv3 等。

Faster R-CNN 虽然也是将整幅图片作为网络输入,但基本思想仍和 R-CNN 相同,即候选区域加分类,只是用网络代替滑动窗口来提取候选区域。而 YOLO^[50]则去除了生成候选区域的网络层,将图像划分为 $S \times S$ 个网格,每个网格给出 B 个边界框(bounding-box),边界框尺寸不需要人为进行设定,网络输出结果包含对应每个网格的预测对象概率、边界框的坐标和置信度,由目标边界框中心所对应的网格负责预测对象。为确定对象位置,YOLO 采用非极大值抑制算法(NMS)来选取得分最高的边界框并合并重叠区域,最终输出目标边界框和类别。与 Faster R-CNN 相比,YOLO 目标定位精度不够,每个网格最终只能预测一个目标。此外,当目标尺寸较小且排列紧密时,算法存在漏检情况。

为提升定位精度,Redmon 等在保持分类准确度的基础上,通过对 YOLO 进行一系列优化得到 YOLOv2^[51]。该网络去除了 YOLO 的全连接层,仅由卷积层和池化层组成。同时,借鉴 Faster R-CNN 的锚点盒(anchor box)概念来预测边界框,采用维度聚类的方法来确定最佳的边界框。该模型每隔几轮便改变输入图片的尺寸,实现了不同尺度图片均可被输入网络进行训练,泛化能力强。YOLOv2 在 PASCAL VOC2007 数据集上准确率可达到 78.6mAP,但与 YOLO 相比,模型在速度上有损失,因为 YOLO 对图片尺度进行统一能加速模型的训练速度,减轻显存负担。

通常情况下,检测数据集中分类标签信息少且图片数量有限,而分类数据集中含有大量带标签信息的图片,为充分利用两类数据集进行训练,Redmon 采用 Wordtree 的方法,提出了基于 ImageNet 和 COCO 数据集的联合训练方法,用分类数据集扩充检测数据集,最终训练得到可识别超过 9 000 种目标的 YOLO9000^[51]。YOLO9000 同样采用 anchor box,并用卷积层取代全连接层作为输出层。2018 年,Redmon 等提出的 YOLOv3^[52]采用 darknet-53 作为主干网络,网络中不含池化和全连接层,使用 logistic 回归来确定得分最高的边界框,并借鉴 FPN 原理,实现了对不同尺寸目标的跨尺度检测。

SSD 模型^[53]可视为 YOLO 和 Faster R-CNN 的结合,采用 VGG16 作为主干网络,用卷积层来替代最后的全连接层。

该模型将 Faster R-CNN 中的锚点盒作为辅助手段舍弃了 RPN。为提高检测精度,采用多层特征图来进行预测,并能直接预测目标类别并给出边界框,在小目标检测上取得较好的检测效果。目前 SSD 的改进型已经能够对尺度大小为 512×512 的图片直接进行检测。

5.2 基于卷积神经网络的遥感图像目标检测发展现状

各国出于国防安全的考虑,对舰船图像数据公布较少,而基于卷积神经网络的检测方法最大的优势在于可经过大量的样本训练来自动学习特征。目前,迁移学习是解决可用于卷积神经网络训练的样本数量不足的主要手段^[54]。迁移学习是指用已经过训练的模型来解决另外一个问题,应用最多的是基于特征表示的迁移学习,一般称之为网络“微调”^[55]。

Leclerc 等^[56]对基于 Inception 和 ResNet 架构的预先训练过的卷积神经网络进行微调,在海事船只数据集(Marvel)上进行了船舶分类实验,分类精度与未进行“微调”时相比有了显著提升。文献^[57]则将丰富的民船样本作为辅助训练样本,以弥补舰船样本不足,通过对现有遥感图像进行旋转、加噪声或者色彩抖动,也可对舰船样本进行数据扩充^[58]。此外,为解决因监督学习缺少带标签信息图片对检测带来的影响,文献^[59]采用无监督学习方法来对遥感图像进行目标检测。

现有网络模型大多采用先选取候选框,再对候选框内的目标进行分类的流程。但是,驻港舰船通常倾斜摆放且排列紧密,运用现有网络检测模型进行检测时,目标边框存在交叉重叠的情况,导致对中间舰船造成漏检。Mask R-CNN^[60]在 Faster R-CNN 的基础上添加了全卷积神经网络(Fully Convolutional Networks, FCN)来产生对应的掩膜分支,该模型的检测分支和掩膜分支并行工作,并以掩膜的形式标注目标,因此能够同时进行目标检测和语义分割,有效解决了紧密排列舰船的目标区分问题^[61]。文献^[62]则将柔性非极大值抑制机制引入到 Mask R-CNN 架构中,有效提升了模型对驻港船舶检测的鲁棒性。

由于海上气象条件复杂,如何有效抑制云雾、海浪等因素对舰船检测带来的干扰,一直是研究人员所面临的问题。Yuan 等^[63]提出在将原始图像输入 Faster R-CNN 前,先进行去雾处理,虽然能提高目标检测精度,但是算法时间成本高,并且存在图片颜色失真的情况。此外,遥感图像尺寸通常很大,目标仅占其中一小部分,若能快速提取重要区域进行检测,将有效提升检测速度。Ma 等^[64]提出基于注意的 CNN 模型,将 SSD 框架作为模型的检测分支,将 FCN 框架作为注意分支用于背景信息的提取并获取目标候选区域,来引导检测分支工作,同时融合两分支所提取的特征来提高对小目标的检测精度。该方法一定程度上减轻了因图像背景与舰船之间的尺度差异对检测带来的影响,对分散的大型舰船的识别效果较好,但对排列紧密的舰船检测效果较差。

由于 Fast R-CNN 采用选择搜索算法提取得到的候选框数量多且大部分不含目标,时间复杂度高。因此 Hu 等^[65]在 Fast R-CNN 的基础上,采用基于背景先验信息的视觉显著性方法来替代 Fast R-CNN 的选择搜索步骤,该方法采用连通域方法对显著性目标进行框选,并依据最大合并原则将重叠框合并,有效减少了候选框的数量,提升了检测效率。文献^[66]则采用 K-Means 聚类算法来确定边界框的数目,改进后

的 Faster R-CNN 的边界框数目明显减少,具有更高的检测速度和准确率。然而,聚类算法确定的边界框类别数和尺寸依赖经验,更改数据集后需要重新分析,方法的泛化性较差。

快速有效的遥感数据检测技术是遥感数据时效性的重要保证。为提升检测速度,Yang 等^[67]提出了一种多尺度旋转全连接特征金字塔网络(R-DFPN)框架,该框架可有效解决复杂场景下的船只检测问题。考虑到船只存在旋转和密集分布的情况,该模型采用可旋转锚点框来预测目标的最小外接矩形,以减少冗余检测区域,提升了召回率和检测速度。由于将大幅宽图像裁剪成多张小尺度图像送入模型进行检测,因此不能保证裁剪过程中目标的完整性,同时模型检测存在精度低和虚警率高等问题。文献^[68]则将 Tiny-Net 作为主干网络,提出了一种自增强的轻量化网络结构,通过在网络结构中增加全局注意模块实现对虚警因素的抑制。该模型在单幅分辨率为 $18\,000 \times 18\,192$ 的 GF-1 图像上的检测耗时仅为 29.4 s,并且对小目标的检测效果较好,但检测精度和查全率有一定的损失。Maggiore 等^[69]提出了一种由 4 个层叠的卷积层组成的遥感图像分类模型。该模型首先通过卷积层下采样来提取图像特征,然后通过反卷积层对图像进行上采样,得到与初始分辨率大小一致的标记图像。实验表明,与传统卷积神经网络模型相比,模型提升了分类精度并缩短了运行时间。

6 存在问题与研究方向

现有基于可见光遥感图像的海面目标检测方法虽然已经取得不错的检测效果,但在检测精度和速度上仍有待提升。本章总结目前存在的问题,并给出一些建议。

(1)传统的目标检测方法首先利用滑动窗口得到子窗口,然后利用分类器确定子窗口内是否包含目标。此类方法计算量小,易于实现,但检测性能依赖人工设计特征的质量,针对不同类型的检测对象需设计不同的特征,若特征设计的不合适,将直接影响分类器的分类性能。

(2)现有基于视觉显著性的目标检测方法,大多采用图像的颜色、方向、亮度等特征,而目标的空间几何信息也是重要的特征信息,目前在此方面的研究较少。视觉显著性方法虽然能有效去除无关信息,但受检测环境的影响大,例如海上云雾、海浪及岛屿等均会对检测带来干扰。

(3)基于深度学习的检测方法大多基于尺度较小的图像,此类图像的目标清晰度高并且面积占全图比例大。然而,涵盖海洋区域的宽幅遥感影像的目标尺度小、数量少并且只含个别像素点,全图大部分为背景。因此,在应用卷积神经网络进行检测时,很多候选框或先验框是负样本(不含目标对象),正负样本比例极不平衡,对目标检测速度的影响较大。

(4)针对遥感图像海面目标检测问题,任何检测方法都无法避免海上复杂背景给检测带来的干扰,现有研究在抑制虚警方面都存在一定的局限性,同时对排列紧密的多目标群的检测效果也不理想,不能实现目标与背景的有效分离。

(5)现有研究都是基于离线分析的应用场景,没有考虑在线处理场景,算法普遍对计算资源要求很高,无法满足实时性要求,同时研究所针对的都是成像分辨率很高、清晰度很好的遥感影像,无法直接应用于宽幅影像中的海洋目标检测工作。

随着遥感技术的进步,遥感图像的幅宽也在逐渐增大,然

而我国地面站数传资源十分有限,为更高效地使用遥感数据,星上实时处理必然是今后发展趋势。检测算法在满足实时性的前提下,如何均衡使用在轨航天器的计算和存储资源,值得进一步研究。在此方面,可考虑采用能迅速提取图像关键区域信息的频域类视觉显著性算法来提取海面目标候选区域。为减小云雾、海浪及岛屿等虚警因素对检测造成的影响,可对涵盖海洋区域的遥感图像特性进行分析,充分利用原始图像的特征信息来进行海面目标检测。此外,可对比分析不同视觉显著性算法应用于海面检测场景的优缺点,研究适合于海面目标提取的视觉显著性算法。

“微调”的迁移学习方法作为解决可获取舰船样本数目不足的有效手段,在分类性能上还有较大的提升空间。舰船目标大多具有长条轴对称的特点,因此研究如何将舰船外形特征转换成先验信息融入到网络模型中,将有效提升网络模型的性能。此外,依据遥感图像具有稀疏低秩的特性,可在网络模型训练过程中对图像进行数据降维,提取图像主要成分,进而增加样本密度。

结束语 本文对目前基于可见光遥感图像的海面目标检测技术进行了详细介绍。为更好地解决海面目标检测问题,对可见光遥感图像的目标特性进行了全面分析,对基于人眼视觉注意机制的视觉显著性算法以及具有优异分类性能的卷积神经网络进行了重点介绍。视觉显著性算法在目标候选区域的快速提取上具有优势,而深层卷积神经网络更适合对包含目标的候选区域进行分类识别。最后,对现有检测技术应用与海面目标检测场景存在的问题以及可值得进一步研究的方向进行了分析。

参 考 文 献

- [1] DigitalGlobe. World-class technology[EB/OL]. [2019-02-23]. <http://worldview4.digitalglobe.com>.
- [2] ZHANG B. Intelligent remote sensing satellite system [J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(3): 415-431.
- [3] UIJLINGS J R R, VAN DE SANDE K E A, GEVERS T, et al. Selective search for object recognition [J]. International journal of computer vision, 2013, 104(2): 154-171.
- [4] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International journal of computer vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [5] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C] // Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2005.
- [6] VIOLA P A, JONES M J. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C] // Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2001.
- [7] BURGESS J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition [J]. Data mining and knowledge discovery, 1998, 2(2): 121-167.
- [8] QUINLAN J R. Induction on decision tree [J]. Machine Learning, 1986, 1(1): 81-106.
- [9] FLANDERS D, HALL-BEYER M, PEREVERZOFF J. Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2003, 29(4): 441-452.

- [10] GUINDON B. Computer-based aerial image understanding: A review and assessment of its application to planimetric information extraction from very high resolution satellite images[J]. Canadian journal of remote sensing, 1997, 23(1):38-47.
- [11] OHTA Y I, KANADE T, SAKAI T. Color information for region segmentation [J]. Computer graphics and image processing, 1980, 13(3):222-241.
- [12] PROIA N, PAGÉ V. Characterization of a bayesian ship detection method in optical satellite images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(2):226-230.
- [13] HOU L, YIN D, Y X J. An automatic extraction method for buildings in remote sensing images[J]. Computer Simulation, 2006, 23(4):184-187.
- [14] XI X Q, WANG R S. An automatic recognition system for specific targets of remote sensing image[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2000, 15(3):179-183.
- [15] GUO J. Research on visible bands of optical remote sensing images target detection and recognition method with context information [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2014.
- [16] HAN X W. Research on key technologies of typical target recognition in large-format visible bands of optical remote sensing images [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013.
- [17] WU Y J. Research on aircraft target detection method in high-resolution visible bands of optical remote sensing images [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2015.
- [18] GAO B, CHEN Z, LIU S S. Research on port ship target detection based on location prior information registration and visual significance [J]. Computer and Digital Engineering, 2018(4).
- [19] MOUNTRAKIS G, IM J, OGOLE C. Support vector machines in remote sensing: A review[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66(3):247-259.
- [20] FU G, LIU C, ZHOU R, et al. Classification for High Resolution Remote Sensing Imagery Using a Fully Convolutional Network [J]. Remote Sensing, 2017, 9(6):498.
- [21] MASJEDI A, MAGHSOUDI Y, ZOEJ M J V. A novel contextual classifier based on SVM and MRF for remote sensing images[C]//2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). IEEE, 2015:4368-4371.
- [22] YOKOYA N, IWASAKI A. Object Detection Based on Sparse Representation and Hough Voting for Optical Remote Sensing Imagery [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(5):2053-2062.
- [23] LIU Z, HU J, WENG L, et al. Rotated region based CNN for ship detection[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2018.
- [24] CHEN C, GONG W, HU Y, et al. Learning Oriented Region-based Convolutional Neural Networks for Building Detection in Satellite Remote Sensing Images[J]. The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2017, 42:461.
- [25] CHEN Z, GAO X. An Improved Algorithm for Ship Target Detection in SAR Images Based on Faster R-CNN [C] // 2018 Ninth International Conference on Intelligent Control and Information Processing (ICICIP). IEEE, 2018:39-43.
- [26] YE Q, HUO H, ZHU T, et al. Harbor Detection in Large-Scale Remote Sensing Images Using Both Deep-Learned and Topological Structure Features [C] // 2017 10th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). IEEE, 2017:218-222.
- [27] DESIMONE R, DUNCAN J. Neural mechanisms of selective visual attention [J]. Annual Review of Neuroscience, 1995, 18(1):193-222.
- [28] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11):1254-1259.
- [29] HOU X, ZHANG L. Saliency detection: A spectral residual approach[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'07). IEEE, 2007:1-8.
- [30] ACHANTA R, ESTRADA F, WILS P, et al. Salient region detection and segmentation [C] // International Conference on Computer Vision Systems. Berlin: Springer, 2008:66-75.
- [31] HAREL J, KOCH C, PERONA P. Graph-based visual saliency [C] // Advances in Neural Information Processing Systems. 2007:545-552.
- [32] GAO D, HAN S, VASCONCELOS N. Discriminant saliency, the detection of suspicious coincidences, and applications to visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(6):989-1005.
- [33] GU E, WANG J, BADLER N I. Generating sequence of eye fixations using decision-theoretic attention model[C]//International Workshop on Attention in Cognitive Systems. Berlin: Springer, 2007:277-292.
- [34] ZHANG L, TONG M H, MARKS T K, et al. SUN: A Bayesian framework for saliency using natural statistics [J]. Journal of Vision, 2008, 8(7):32.
- [35] YE Q G, ZHA X, LI H B. High resolution remote sensing image ship detection based on visual significance [J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2018(4):48-52.
- [36] SONG Z, SUI H, WANG Y. Automatic ship detection for optical satellite images based on visual attention model and LBP[C]//2014 IEEE Workshop on Electronics, Computer and Applications (IWECA). IEEE, 2014.
- [37] SHI D, GUO Y, WAN L, et al. Fusing local texture description of saliency map and enhanced global statistics for ship scene detection[C]//IEEE International Conference on Progress in Informatics & Computing. IEEE, 2016.
- [38] 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 and Remote Sensing, 2010, 48(9):3446-3456.
- [39] WEN Q, LI L L, LIU Q J, et al. Artificial target region extraction in high-resolution remote sensing images based on visual significance and image segmentation[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013(6):831-837.
- [40] LEI R, CHAOJIAN S, XIN R. Salient target detection method under sea surface environment based on multi-scale phase spectrum[C]//2011 Seventh International Conference on Natural Computation (ICNC). IEEE, 2011:977-981.
- [41] XU F. Research on key techniques of maritime target detection in visible bands of optical remote sensing images[D]. Beijing:

- University of Chinese Academy of Sciences, 2013.
- [42] JUBELIN G, KHENCHAF A. Multiscale algorithm for ship detection in mid, high and very high resolution optical imagery [C]//2014 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). IEEE, 2014:2289-2292.
- [43] QI S, MA J, LIN J, et al. Unsupervised ship detection based on saliency and S-HOG descriptor from optical satellite images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(7): 1451-1455.
- [44] MONROY R, LUTZ S, CHALASANI T, et al. Salnet360: Saliency maps for omni-directional images with cnn[J]. Signal Processing: Image Communication, 2018, 69:26-34.
- [45] İMAMOĞLU N, ZHANG C, SHMODA W, et al. Saliency detection by forward and backward cues in deep-CNN[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2017:430-434.
- [46] TANG Y, WU X. Saliency detection via combining region-level and pixel-level predictions with cnns[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, 2016:809-825.
- [47] LIU Y, CAI K, ZHANG M, et al. Target detection in remote sensing image based on saliency computation of spiking neural network[C]//2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2018:2865-2868.
- [48] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2015:1440-1448.
- [49] 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, 2017(6):1137-1149.
- [50] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016:779-788.
- [51] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2017:6517-6525.
- [52] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An Incremental Improvement[J]. arXiv:1804.02767.
- [53] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, 2016:21-37.
- [54] PAN S J, YANG Q. A Survey on Transfer Learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10):1345-1359.
- [55] WEISS K, KHOSHGOFTAAR T M, WANG D D. A survey of transfer learning[J]. Journal of Big Data, 2016, 3(1):9.
- [56] LECLERC M, THARMARASA R, FLOREA M C, et al. Ship Classification Using Deep Learning Techniques for Maritime Target Tracking[C]//2018 21st International Conference on Information Fusion (FUSION). IEEE, 2018:737-744.
- [57] HUANG J, JIANG Z G, ZHANG H P, et al. Remote sensing image ship target detection based on convolutional neural network[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 43(9):1841-1848.
- [58] WANG J C, TAN X C, WANG Z H, et al. Research on remote sensing image target recognition method based on Faster R-CNN[J]. Geo-Information Science, 2018, 20(10):1500-1508.
- [59] YU Y, GONG Z, ZHONG P, et al. Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Neural Network for Remote Sensing Images[C]//International Conference on Image and Graphics. Springer, 2017:97-108.
- [60] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, PP(99):1-1.
- [61] WU J L, WANG G, LIANG S, et al. Research on ship target detection based on Mask R-CNN [J]. Radio Engineering, 2018 (11):39-44.
- [62] NIE S, JIANG Z, ZHANG H, et al. Inshore Ship Detection Based on Mask R-CNN[C]//2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2018:693-696.
- [63] YUAN Z, GENG J, DAI T. Ship Detection from Remote Sensing Images Based on Deep Learning[C]//International Conference on Geo-spatial Knowledge & Intelligence. Singapore: Springer, 2017.
- [64] Ma X, Li W, Shi Z. Attention-Based Convolutional Networks for Ship Detection in High-Resolution Remote Sensing Images [C]//Chinese Conference on Pattern Recognition and Computer Vision. Springer, 2018.
- [65] HU G, YANG Z, HAN J, et al. Aircraft detection in remote sensing images based on saliency and convolution neuralnetwork [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2018, 2018(1):26.
- [66] ZHAO C H, ZHOU Y. Ship target detection and recognition based on the improved Faster R-CNN[J]. Journal of Shenyang University, 2018 (5):366-371, 380.
- [67] YANG X, SUN H, FU K, et al. Automatic ship detection in remote sensing images from google earth of complex scenes based on multiscale rotation dense feature pyramid networks[J]. Remote Sensing, 2018, 10(1):132.
- [68] PANG J, LI C, SHI J, et al. R2-CNN: Fast Tiny Object Detection in Large-Scale Remote Sensing Images[C]//IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2019:1-13.
- [69] MAGGIORI E, TARABALKA Y, CHARPIAT G, et al. Fully convolutional neural networks for remote sensing image classification[C]//2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). IEEE, 2016:5071-5074.



LIU Jun-qi, born in 1995, postgraduate. His main research interests include object detection and artificial intelligence.



LI Zhi, born in 1973, Ph.D, professor, Ph.D supervisor. His main research interests include space system application and so on.