

基于可见光遥感图像的船只目标检测识别方法

陈亮¹,王志茹¹,韩仲¹,王冠群¹,周浩天¹,师皓^{1,2},胡程¹,龙腾¹

1. 北京理工大学信息与电子学院雷达技术研究所;嵌入式实时信息处理技术北京市重点实验室,北京 100081
2. 清华大学电子系,北京 100084

摘要 基于光学遥感图像提取船只目标是海洋信息感知中的重要应用方向,主要任务包括在广域大视场图像中快速检测定位船只目标,并在检测船只目标的基础上对目标信息进行进一步的提取与分类,该研究无论在民用及军事方面都具有重要意义。本文围绕船只检测识别方法中预处理及目标检测、分类等主要环节,阐述了各环节面临的难点问题及主要解决方法,指出了目前存在的问题,展望了基于光学遥感图像技术的发展趋势。

关键词 遥感图像;船只检测;目标识别;特征提取;深度学习

随着遥感信息科学的迅猛发展,遥感技术作为一门综合性的技术被广泛应用于军用、民用的各领域,在陆地资源调查、海洋勘探、军事侦查、打击分析和评估等方面发挥着重要作用。同时,随着空、天平台遥感数据获取能力的日益增强及高分辨率卫星的飞速发展,利用空间遥感技术进行船只目标检测和识别受到越来越多的重视。基于遥感图像的船只目标检测识别技术,是指利用空、天遥感平台所获取扫描区域的遥感图像数据,通过计算机对其进行相应探测算法自动处理,获得图像中海面船只目标的精确定位及相关目标信息的技术。与传统船只探测技术相比,基于遥感图像的船只目标检测识别技术具有高时效性,且随着空、天平台载荷的频、空、时、谱分辨率不断提高,为船只目标的进一步识别提供了可能。

近年来,随着光学遥感成像技术的发展,光学遥感图像凭借其目视判读直观性强、解译容易等优点,逐渐引起了国内外学者和研究机构的广泛关注。随着遥感图像数据获取量增多及分辨率的不断提升,基于光学遥感图像的船只目标检测与分类研究也引起了各国海洋检测局的高度重视。欧洲海事安全局(EMSA)的 Optical Satellite Service for EMSA (OpSSERVE)项目于2012年10月启动,为期3年,集中了来自德国宇航中心(DLR)和欧洲空间成像公司(EUSI)等机构

的研究力量,针对光学图像中的船只检测进行研究。欧盟提出的 Development of Pre-operational Services for Highly Innovative Maritime Surveillance Capabilities (DOLPHIN)项目中由意大利空间局以及荷兰国家应用科学研究机构(TNO)分别承担基于光学图像的船只检测和分类识别的研究任务。2015年项目总结报告中,意大利空间局旗下 e-GEOS 公司基于 K 均值的模糊聚类方法,提出一种基于光学图像的船只目标半自动检测方法;荷兰国家应用科学研究机构研究改进了船只尾迹分离和船只长度估计的方法,并将船只分类准确度提高至 89%。由此可见,基于光学遥感图像的船只检测研究逐渐成为热点课题,相关的技术文献也日益增多。

1 总体技术思路

船只作为海洋信息感知中的重要目标,是遥感领域开展自动目标检测识别的重要内容。早期的船只检测基于合成孔径雷达(SAR)载荷图像开展,后来随着光学载荷分辨率及成像质量的不断提高,基于可见光遥感图像进行船只目标检测逐渐受到国内外学者的高度关注,并开展了检测、识别、精细分类等多方面的研究。基于可见光遥感图像的船只检测主要有以下特点。

- 1) 图像易受光照、天气、海况、成像时间及视角、传感器

收稿日期:2017-09-25;修回日期:2017-10-10

基金项目:国家自然科学基金项目(91438203)

作者简介:陈亮,副研究员,研究方向为遥感信息实时处理,电子信箱:chenl@bit.edu.cn

引用格式:陈亮,王志茹,韩仲,等.基于可见光遥感图像的船只目标检测识别方法[J].科技导报,2017,35(20):77-85;doi:10.3981/j.issn.1000-7857.2017.20.008

参数等多种因素影响,云层、风浪等的存在使统计描述模型的建立更加困难,不同状态下船只目标的特征存在一定差异。

2) 光学载荷种类繁多,图像分辨率多样。当前光学卫星载荷主要有2类:一类载荷具有大幅宽、大视场、中低分辨率等特点,可用于船只目标普查;另一类载荷分辨率高但视场和幅宽小,可用于船只目标详查。

3) 光学船只目标识别研究主要针对高分辨率光学遥感图像展开,随着卫星载荷发展,目前星载光学传感器的分辨率高达0.3 m,图像中目标的形状、纹理等特征丰富,为船只目标检测提供了许多有用的信息。

4) 遥感图像为顶视观测,船只目标一般为狭长的外形结构。不同船只目标在形状大小、行驶速度、纹理结构、角度方向等方面存在较大差异,因而其在图像中表现出来的特征也不尽相同。

根据上述特点,纵观国内外学者的研究思路,大多数会采取一种由粗到精的检测策略。在船只检测整体流程中,主要分为包括图像预处理和船只目标检测识别2个阶段。图像预处理阶段根据不同载荷的成像质量、图像场景等条件差异采取相应的处理措施,为后续目标检测提供质量更高的图像源。在船只目标检测阶段,可划分为候选区域提取和船只目标确认2个步骤。其中,候选区域提取主要在图像中搜寻可能存在船只目标的区域;目标确认通过提取特征和模式识别等手段,对每一个单独的候选区域进行进一步的分析,确认是否包含船只目标。算法整体流程如图1所示。

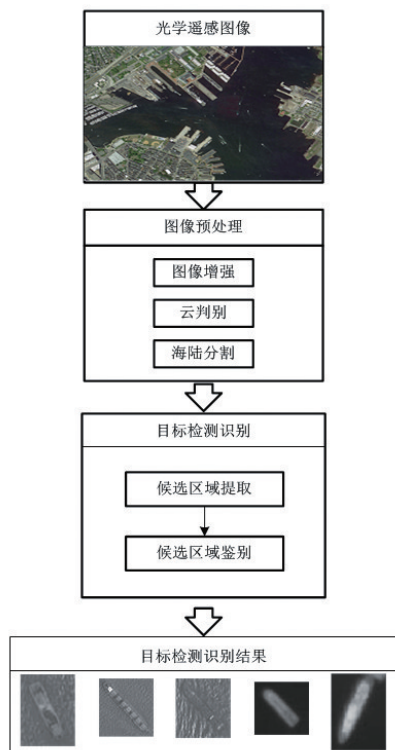


图1 遥感图像船只目标检测算法流程
Fig. 1 Flow chart of ship target detection algorithm

2 可见光遥感图像预处理

可见光遥感载荷容易受到载荷的成像特性、光照气象等外界条件的影响,因此在基于可见光遥感图像进行船只目标检测之前,需根据获取的遥感图像成像效果进行预先处理,抑制图像噪声及外界因素所引起的干扰,提升目标显著性。以下从图像增强、云判别及海陆分割3个方面进行阐述。

2.1 图像增强

由于光学传感器可能会受到热噪声、电磁干扰引起的背景噪声以及环境气候等因素影响,使得图像出现失真现象,对后续目标特征提取造成很大影响。可通过下列途径进行图像增强。

1) 图像去噪处理。可见光遥感图像的噪声包括传感器内部噪声、传输过程电磁干扰、数字化噪声、解码引起的误差噪声等。根据主要成因可以分为椒盐噪声和高斯噪声,其中椒盐噪声占比最大,严重阻碍了后续的目标解译过程。

针对光学遥感图像中存在的噪声,常用中值滤波和维纳滤波去噪。此外,还提出了很多基于传统方法的改进方法。如许军毅等^[1]提出了一种基于灰度统计的快速中值滤波方法,通过在滤波窗口内对像素值进行灰度直方统计,减少计算中值的时间,提升了滤波效率。

2) 辐射校正。在遥感图像获取过程中,成像传感器获得的辐射能量会包含太阳辐射及大气等干扰,同时成像传感器本身制造误差、仪器老化等原因对成像质量造成影响。因此,在遥感图像投入应用前,一般需要经过辐射校正处理,去除图像整体的辐射不均匀性、条带噪声、坏线等问题。

根据辐射系数获取方式不同,辐射校正方法主要有定标法、统计法及综合法3种。定标法虽然可从根源上实现校正,但由于其具有复杂度高、实验条件苛刻等问题,实际应用中多采用统计法实现辐射校正。近年来,通过定标法和统计法等传统校正方法优势互补,大量综合方法被提出。如曾湧等^[2]提出一种基于实验室定标和均匀景统计的相对辐射校正方法,有效消除了CBERS-02卫星影像中的片内条纹和片间色差;Jung等^[3]综合运用坏线检测算法与坏线修复算法有效去除了遥感图像中条带和坏线。综合法充分利用了传统方法中的优势,可以较为高效地实现遥感图像的辐射校正。

3) 图像去薄云雾干扰。当星载可见光传感器对地面进行拍摄时,很多时候都会受到云雾的遮挡。当云层较厚时,无法观测到地面上的物体,此时只能通过其他载荷或手段进行观测;但是当云雾较薄时,造成光学传感器接收到的反射光线被衰减从而出现成像模糊的现象,对后续的目标检测造成影响。

当图像中有薄云雾干扰时,先通过去雾处理提升图像的清晰度,提高检测准确率。近年来应用最多的去雾算法是He等^[4]提出的基于暗原色先验的方法,通过对多数自然场景的统计建立暗原色先验规律,从而简化了雾成像模型的反演计算,可快速计算得到去除干扰后的图像。该算法在遥感图像的目标检测预处理环节也得到应用^[5],并基于灰度直方图中

暗像素的百分比,增加了智能判断是否需要进行去雾的功能。虽然此方法成为目前使用最广泛的去雾算法,但是只适用于包含红绿蓝(RGB)多谱段的光学遥感图像。

2.2 厚云检测及剔除

光学遥感图像最常遇到的难题是图像中存在厚云遮挡,它降低了遥感图像的利用率,对后续的船只目标识别过程造成阻碍。因此需对获取的遥感图像进行厚云剔除,提高信息的利用率。

目前最常用的云检测方法可以分为阈值法和模式识别法。其中阈值法由于运算简单,在早期云检测中被广泛应用。其基本原理是将像素的亮度和反射率与预设阈值进行比较,如 AVHRR Processing Over Land Cloud and Ocean (AP-LO)法、International Satellite Cloud Climatology Project (ISCCP)法等。在模式识别类方法中,一类是通过聚类分析实现,比如直方图聚类、动态阈值聚类、自适应聚类等。近年来,随着机器学习研究的不断进步,基于支持向量机的云检测方法开始被广泛引用。如王睿等^[9]提出了一种基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)法进行云检测,同时结合人工神经网络完成厚云去除,其主要缺点是对于训练样本的敏感度较强,样本选取难度较大。

2.3 海陆分割

针对船只目标进行检测与识别时,陆地上地物信息会产生严重干扰,因此在检测前进行海陆分割,可缩小船只目标搜索区域,从而为后续的目标的稳定、精确、高效提取奠定基础。主要包括以下3种分割方法。

1) 阈值分割法。在光学遥感图像中,由于海面区域与陆地之间灰度对比度较为强烈,陆地区域较海面显示更亮一些,因此国内外学者提出了大量基于灰度的阈值分割法,如快速分水岭算法、最大类间方差法(OSTU)、局域熵值法等。近年来,结合传统阈值分割法提出了大量新型算法。如Ma等^[7]在OSTU法基础上做出改进,提出了一种快速海域分割算法,其主要将全图分割为等尺度的子区域,并根据子区域的灰度及纹理信息实现自适应阈值分割。

2) 基于边缘的海陆分割法。基于边缘检测的分割法主要通过边缘特征提取将图像分成不同的区域。常见的边缘

检测算法有ROA(ratio of average)检测、梯度边缘检测、小波检测等。如Mao等^[8]提出了通过双树复数小波变换(DT-CWT)对边缘信息提取的约束的改进型Chan-Vese(CV)模型,从而实现海陆分割;Aktaş等^[9]提出了基于边缘感知的海陆分割法,并通过使用可控滤波器来保护海岸线边界;胡倩等^[10]提出了一种基于梯度矢量流和主动轮廓模型的海岸线分割法,主要利用边缘检测和梯度矢量流的有向力作用生成初始轮廓线,再使用主动轮廓模型对其进行调整,得到精确的海陆边界。

3) 基于分类的海陆分割法。基于分类的方法首先将图像分割为多个区域,然后对子区域提取灰度、纹理等特征,最后通过分类实现海陆分割。如Lü等^[11]采用了一组灰度共生矩阵(GLCM)四向特征对区域特征进行分类;Xia等^[12]使用局部二进制模式(LBP)特征获得积分特征图,并完成海陆分割。

3 船只目标检测与识别

遥感图像预处理为船只目标检测、识别做好了前提准备。接下来,根据船只目标检测识别技术发展的时间阶段,将其划分为经典方法和最近2~3年内发展的新兴方法分别阐述。经典方法包含传统基于特征提取与模式识别相结合的方法,这类方法在国内外研究最广泛,技术相对成熟;新兴方法包含近2年最热的基于深度学习和稀疏表达的检测识别方法,这类方法在近期受到广泛关注并开始尝试应用于遥感目标检测识别领域,未来还有较大的发展空间。

3.1 经典模式识别类方法

基于特征描述与机器学习结合的目标检测识别方法是近年来较为常用的船只检测算法之一,通常可概括为目标候选区域提取和候选区域鉴别2个部分。算法利用船只目标与海洋背景之间的差异性,实现候选区域的提取,获得所有潜在的目标候选区域,进而在船只目标候选区域提取的基础上,结合船只目标自身特征,剔除虚警区域,并采用特征提取与分类器相结合的方法实现船只目标的分类识别。其中常见的光学遥感图像船只检测方法比较及分析如表1所示。本节分别对船只目标候选区域提取及目标区域鉴别的常见方法进行总结,并对技术的发展现状进行分析。

表1 光学遥感图像船只检测方法比较及分析
Table 1 Comparison and analysis of ship detection methods

模块	方法	优点	缺点/难点
候选区域提取	基于灰度统计	计算简单	海面复杂时效果较差
	基于视觉注意机制	模拟人类视觉感知机制	显著特征较难提取
	基于船只尾迹	检测较小目标	尾迹稳定性较差
	基于形状特征	特征明显	海面复杂时效果较差
候选区域鉴别	特征提取:SIFT特征、Harris角点特征、HOG特征等 分类:神经网络分类器、贝叶斯分类器、SVM、Adaboost、SROL等		

3.1.1 船只目标候选区域提取

利用船只目标与海洋背景之间的特征差异,从光学遥感图像中提取出可能存在船只目标的图像区域是目标候选区域提取的关键所在。由于光照、云层、海面杂波等自然因素的影响,船只目标候选区域的提取一直是一项极具挑战的任务。近年来,常见的船只目标候选区域提取的方法可分为如下4类。

1) 基于船只尾迹的目标候选区域提取。在早期遥感图像分辨率较低时,由于大部分船只尺寸较小,直接进行船检测相对困难,因而先进行船只尾迹是船只检测确定船只候选区域。基于光学的遥感图像船只尾迹通常具有较高的显著度,较成熟的尾迹检测基本算法包括 Hough 变换法、Radon 变换法及灰度积累法。

2) 基于灰度统计的目标候选区域提取。光学遥感图像中,海洋背景灰度相对船只目标较暗,并且变化缓慢,目标与海洋的灰度差异通常较大,因此常常可以考虑采用基于灰度统计特征的阈值分割方法提取目标候选区域。常用的灰度统计特征包括灰度值、灰度统计方差、灰度标准差、图像信息熵、类高阶梯度、形态学对比度等。Yang 等^[13]提出了一种通过对光学遥感图像进行灰度直方图统计的方法,可以快速对舰船目标候选区域进行提取。

基于灰度统计的目标候选区域提取方法在处理具有较多海面杂波、云雾遮挡、光照阴影的光学遥感图像时往往会产生较多的虚警和漏检,是一种鲁棒性相对较差的目标候选区域提取方法。

3) 基于视觉注意机制的目标候选区域提取。由于人类视觉感知可以将暗目标和弱目标从较为复杂的背景中识别出来,将人类视觉注意机制引入目标检测是近年来目标检测研究的一个热点。基于视觉注意机制的 Itti 模型是最著名的视觉注意模型,该模型是一种底层数据驱动的视觉注意模型,包含亮度、颜色、纹理等多方面的显著特性计算。研究表明模拟人眼的视觉特性进行目标检测,检测效果通常较好。安或等^[14]以 Itti-Koch 视觉显著性模型为基础,选用灰度、方向、空间相关性、图像熵 4 个特征通道提取图像的视觉显著性特征,从而使视觉显著性图像能够更好得表现候选目标区域。赵春晖等^[15]为解决传统 Itti 视觉注意模型提取纹理显著度的 Gabor 滤波器在计算速度上无法满足船只检测系统实时性这一问题,提出了采用相位谱方法进行船只目标候选区域的检测,并采用离散余弦变换(DCT)求取相位谱,获得了较好的算法计算速度及检测率指标。张雷等^[16]在海陆分割的基础上,引入 SR(spectral residual)视觉显著性模型,解决了暗极性船只目标不能分割的问题,实现目标候选区域的提取。Ma 等^[17]提出了一种基于超像素到像素级的显著性分析方法进行目标候选区域提取,解决了处理高分辨遥感图像时效率较低的问题。

4) 基于形状特征的目标候选区域提取。船只往往具有规则的形状特征,通常可以利用船只目标的长宽比、面积、矩

形匹配度等基元特征结合连通域分析来实现潜在船只目标区域的获取^[18]。例如 Zhu 等^[19]利用船只船缘在光学遥感图像中具有较为明显的边缘信息的特点,结合形状分析实现目标候选区域的提取。

3.1.2 船只目标候选区域鉴别

船只目标候选区域鉴别是指在获得船只目标候选区域的基础上,对目标进行特征提取以及分类识别,从而获得最终的船只检测结果。目标候选区域鉴别可概括为特征提取和目标分类 2 部分。

1) 基于机器视觉的特征提取。对于光学遥感图像中的船只目标而言,常用的特征主要有灰度统计特征、形状特征及纹理特征。船只目标的特征提取是船只目标候选区域鉴别的关键环节,对于后续船只目标分类识别的性能有着决定性影响,并且单一特征仅仅可以表示目标的部分属性,因此在对船只目标区域进行鉴别时提取合适的特征向量显得尤为重要。

张雷等^[16]采用多向量综合的方法,提取候选区域连通域的长度、宽度、长宽比、质密度及 Hu 矩 5 个基本特征用于对候选区域进行筛选。周伟等^[20]首先利用灰度特征对感兴趣区域(ROI)进行局部阈值分割,进而提取平均显著度、形状复杂度以及空间扩展度 3 个特征构建特征向量。张素霞等^[21]在 Google Earth 0.5 m 分辨率的光学遥感图像中,提取 SIFT 特征点及 Harris 角点用于船只目标的分类识别。Qi 等^[22]通过描述船侧定向梯度(S-HOG)特征的船舶直方图,构建独立于船舶目标大小的特征向量,实现特征提取。此外,由于分层梯度向量直方图(PHOG)特征描述子能够根据图像形状内容对图像进行详尽的表述,翟玉婷等^[23]采用提取 PHOG 特征的方法进行特征向量构建。

2) 基于机器学习的目标分类。研究人员通常将提取的目标特征放入分类器中以实现目标的分类识别,传统的分类方法包括最小距离分类器、神经网络分类器、动态贝叶斯网络等。张雷等^[18]利用目标特征提取阶段获得的平均显著度、形状复杂度和空间扩展度 3 个特征设计最小距离分类器,实现各个 ROI 的鉴别。法国的 IRD 系统采用多层感知器神经网络,实现船只目标的分类识别。Wang 等^[24]则采用了贝叶斯网络对不同种类的军舰进行分类识别。

近年来,伴随机器学习的逐渐兴起,支持向量机(SVM)、Adaboost 分类器被提出用于目标分类识别,并取得了不错的效果。Wang 等^[25]将船只目标的特征向量输入 Adaboost 分类器识别,实验取得 96% 的检测精度。翟玉婷等^[23]将提取的 PHOG 特征描述子输入到 SVM 分类器中进行训练学习,在船只图像分类检测取得较高的准确率。稀疏学习是近年来机器学习的一大热点,Yokoya 等^[26]提出了一种基于稀疏表达的目标定位算法(SROL),实验证明 SROL 相比于 HOG-SVM 取得了更好的检测效果。Bi 等^[27]中通过可变性部件(DPM)模型将船只目标的分类问题转化为对船只多个子部件的分类问题,并针对船只子部件的分类结果建立了混合决策模板实现

了对高分港内船只目标精确的检测,检测精度达到85%。

3.2 新兴机器学习类方法

随着机器学习技术的快速发展,一些新的技术方法被提出,并在自然场景图像处理领域取得很好效果。研究者也尝试将这些新的技术方法引入遥感图像目标检测识别中,下面主要针对稀疏表达和深度学习2种方法分析其发展现状。

3.2.1 基于稀疏表达的目标检测方法

近年来,研究者将稀疏表征方法应用到遥感目标检测之中。稀疏表征方法的目的是在过完备字典集中使用尽可能少的原子对信号进行表示。和传统的人工特征设计方法相比,稀疏表征方法在经过字典的迭代更新之后,可以生成图

像的高级抽象语义特征。同时,和最近兴起的深度学习方法相比,稀疏表征所需的数据量和运算量更小,更有利于实现。

Yokoya等^[26]采用稀疏表征和霍夫投票相结合的方法,使用训练好的字典检测图像中可能包含目标的图像块,生成霍夫投票图像,根据投票判断目标的位置,并将其应用到船只、车辆、飞机等遥感目标的检测之中。Li等^[28]提出了一种多层稀疏编码和DPM模型相结合的方法,对船只目标进行检测。Zhou等^[29]采用稀疏表达作为特征描述方法,自适应地训练过完备字典对图像块进行编码,结合支持向量机判断是否存在目标。图2为稀疏表达目标检测流程算法流程^[29]。

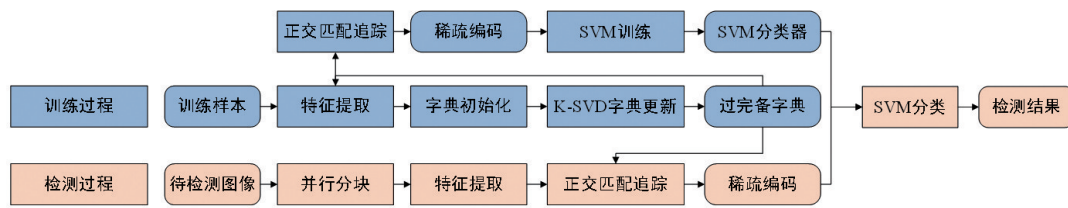


图2 基于稀疏表达目标检测流程算法流程

Fig. 2 Flow chart of ship target detection algorithm based on sparse representation

3.2.2 基于深度学习的目标检测方法

随着高分辨率卫星的快速发展与高分辨率遥感图像数据急剧增加,研究在大数据下的遥感图像目标检测识别的算法成为当前迫切需求。传统的目标检测识别方法依赖的特征提取借助人工,难以高效处理大数据下的遥感图像。与传统的全局和局部特征提取方法相比,近年来发展火热的深度学习能够自主提取特征,且提取到的特征具有良好的自适应性,避免了人工设计和提取特征的复杂过程。因此,深度学习为高效处理海量遥感图像的目标检测识别提供了可能。

深度学习的概念源于神经网络的研究,通过组合低层特征形成更加抽象的高层表示属性类别或特征,以发现数据的分布式特征表示。深度学习网络采用了神经网络相似的分层结构,系统由包括输入层、隐层(多层)、输出层组成的

多层网络,只有相邻层节点之间有连接,同一层以及跨层节点之间相互无连接。图3为基于深度学习的遥感图像目标检测系统流程。

近年来,随着深度学习网络在图像处理的各个领域均取得了显著成果,例如RCNN^[30]模型是结合RegionProposal与卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)框架的方法进行目标检测;Ren等^[31]在RCNN模型基础上进行改良完成Faster-RCNN模型,实现了“端到端”式的训练并在实时性上做了大的提升;Redmon等^[32]利用YOLO模型在TitanX的图形处理器(GPU)上能够达到45 fps(frames per second)的速度并且泛化能力强;Liu等^[33]所提出的SSD网络与YOLO及最近的R-FCN网络^[34]相比,其检测精度更高,但实时性较SSD和YOLO要差。其中常见的深度学习模型对比如表2所示。

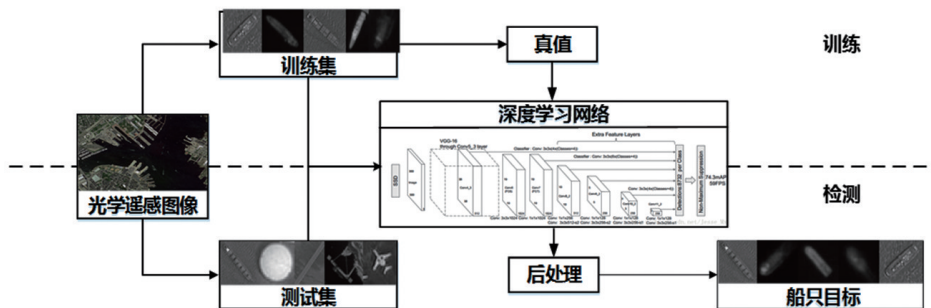


图3 基于深度学习的船只目标检测算法流程

Fig. 3 Flow chart of ship target detection algorithm based on deep learning

表2 典型深度学习模型性能对比

Table 2 Comparison of deep learning methods for ship detection

时间	模型	实时性	检测精度	定位精度	弱小目标检测性能	工程化难度
2015-06	FasterRCNN	低	高	高	中	高
2015-06	YOLO	高	中	低	低	低
2015-12	SSD	高	高	中	中	低
2016-05	R-FCN	中	高	高	中	中

鉴于深度学习的优异性能,深度学习框架已经被广泛应用于高分辨率遥感图像船只检测中;然而对于高分辨率遥感图像,云雾、海浪、陆地背景等干扰因素的存在,使得深度学习网络框架难以直接应用于船只检测。针对上述问题,国内外研究学者展开了大量研究,并提出一系列基于深度学习的检测方法。这些方法可归纳为以下2类。

1) 基于像素(pixel label)标记的方法。基于像素标记的船只目标检测的方法是遥感目标检测领域中最常用的方法之一。然而,船只目标在遥感图像中通常具有细长且方向各异的特点,且通常紧密并排停靠,基于像素标记的方法难以检测和提取船只目标。针对上述存在的问题,Lin等^[35]基于像素标记的全卷积神经网络(fully convolutional network, FCN)方法,提出了一种网络任务分配模型以用于船只检测。该模型实现了复杂环境中高鲁棒的近岸船只检测。但是,基于像素标记的目标检测方法存在样本不均衡问题,该问题使得该类方法普遍存在虚警高、小目标检测性能差,尤其对于排列紧密的多个船只目标和靠港船只目标鲁棒性差等诸多问题。

2) 基于边界框(bounding box)标记的方法。基于边界框标记的方法能克服基于像素标记方法存在的诸多问题,已经被广泛应用于船只检测当中。针对云雾、海浪等背景干扰问题,Zou等^[36]基于奇异值分解和卷积神经网络提出了SVD(singular value decomposition)Network。该网络在多个卫星数据集上的测试结果表明,该网络具有较高鲁棒性和令人满意的实时性。Yuan等^[37]基于深度卷积神经网络(CNNs)模型,并结合候选区域网络(RPN)与边界框标记的方法,提出一套高效且高鲁棒性的算法,以解决复杂情况下背景干扰问题。该算法在大量遥感数据集上测试结果表现优良。但是船只检测的复杂度高,基于边界框标记的方法对于带状船只目标的检测能力有限。针对这个问题,Liu等^[38]在神经网络(CNN)的基础上进一步提出了RR-CNN(rotated region-CNN)网络,该网络可以准确地提取候选区域的特征,并精准定位船只目标。该网络在HRSC2016公开数据集上检测的结果表明,RR-CNN网络性能优异。在此基础上,Zhang等^[39]在基于神经网络(CNN)框架的基础上结合显著性检测算法,提出了S-CNN(ship model CNN)算法模型。该算法按照位置关系与排列方式把船只分为4类,以解决神经网络算法在船只目标多类别、多尺度的情况下检测性能差的问题。实验证明该模型对多种船舶停靠方式下的复杂背景具有高鲁棒性。鉴于基

于自编码的深度神经网络和极限学习机只能处理单一小规模数据集的问题,Liu等^[40]、Tang等^[41]采用深度卷积神经网络作为分类器提出一个新型船只检测识别方法,并且在GoogleEarth数据集上进行测试,实现了99%的检测精度和95%分类精度。

综上所述,深度学习应用方法应用在光学遥感图像船只检测中会遇到一些共性问题如下。

1) 尽管基于深度学习的方法在目标船只检测中效果较好,但深度学习网络训练需要大量数据集,而现有遥感目标数据样本种类有限^[42]。针对这类问题,现通常采用样本倍增的手段,例如对样本进行旋转、镜像和模糊等变换,或采用迁移学习的方法对已有较完备数据集训练过的网络进行船只目标小样本微调,得到针对遥感船只检测任务的网络架构,达到较好的船只检测性能。

2) 在光学遥感图像船只检测中,复杂大视场下干扰因素多^[43],如云雾、海面波纹等海面干扰因素及桥梁、码头等高相似度干扰目标,都对小船只目标的提取增加了难度。鉴于这类问题,研究者在基于深度学习网络和神经网络的基础上,提出了SVD Network、RR-CNN、S-CNN等改进的深度学习网络模型,并结合传统算法用多任务融合的方式处理复杂背景下的遥感数据^[35-39]。上述方法在一定程度上提高了复杂大视场下多类干扰因素的情况的鲁棒性。

总之,由于传统方法已经不能对海量的高分辨率遥感图像表现出高效且高鲁棒的检测性能,所以基于深度学习的方法已经被广泛应用于高分辨率遥感图像的目标检测领域当中。但基于深度学习的方法应用于遥感领域还存在样本量有限、虚警干扰因素多和计算成本高等问题。不过随着深度学习的发展,会有新的高性能网络出现,并在遥感领域有更好的应用。

4 目前存在的问题及展望

当前,针对高分辨率光学遥感图像船只检测的研究尚处在理论阶段,离技术成熟与应用还有很大差距^[44-46]。目前,光学遥感图像船只检测主要存在以下几个方面的问题。

1) 宽幅视场中低分辨率下的易混虚警剔除。遥感图像舰船检测通常需要在宽幅图像中进行检测,受限于当前卫星成像技术,具备宽幅视场条件的光学遥感图像通常只有中低分辨率水平。在中低分辨率条件下,碎云、岛礁等目标会对船只目标检测产生干扰,如何剔除这些易混虚警,仍是尚需

解决的难点问题。

2) 实际应用场景下的船只目标特征描述。高分辨率光学遥感图像中的船只目标含有丰富的形状、结构、纹理等信息,不同船只目标之间的特征复杂多变,并且类内差异较大,此外由于船只目标的运动状态不同,其尾迹、侧迹等附属特征不同,如何针对船只检测任务设计特征描述模型,仍是一个亟待解决的问题。当前存在的研究方法大多采用人工设计特征结合分类器的设计方法,这类方法在特定环境和背景条件下往往具有较好的检测效果,但在实际应用中难以适应船只目标特征的变化。

3) 遥感图像船只目标检测的样本获取。随着深度学习等新兴方法在遥感图像船只目标检测中的应用,船只检测对训练数据的需求越来越大,这同时也带来了很多问题:(1)遥感数据还处在较低的发展阶段,不具备互联网时代的海量数据条件。(2)由于遥感图像的使用限制,且商业遥感图像费用较高,用户很难得到大量的训练数据。(3)遥感场景缺乏类似面向自然场景处理中的共享数据集,限制了检测算法的研究。(4)在不同光照、角度等工作状态下的船只特征表现不同,但不同工作状态下的目标样本采集存在困难。

4) 特殊情况下的船只目标检测。在一些表现复杂的场景(如港口、云边等)下,船只目标的检测仍存在困难。当船只目标在港口和堤岸等区域附近时,港口区域由于其灰度、纹理等特征和船只目标较为接近,不易区分,给港口船只目标的检测带来困难。当船只目标在远洋云边等区域时,可能会存在遮挡等特殊情况,也会给船只目标的检测带来干扰。

遥感技术的进步与载荷性能指标的提升,为遥感图像目标检测识别提供了更丰富的信息,后续发展呈现下列趋势。

1) 面向实际应用需求的船只目标检测。随着卫星技术的不断发展,星上实时目标信息处理需求正逐渐增多。星上实时船只目标检测要求船只检测算法具有较高的准确率和召回率,同时也需要算法具有较低的运算复杂度及可移植性。当前面向船只目标检测的研究中能够满足以上要求的算法仍然较少,近年来取得巨大发展的基于深度学习的船只检测方法虽然检测精度高,但是运算复杂度大,距离星上应用还需要进一步的改进和优化。

2) 高分辨率船只目标检测识别及任务运行智能一体化。随着光学遥感卫星技术的发展,未来对遥感高分辨率船只目标检测识别需求将逐渐增多,这就要求不仅对船只目标进行定位,还要对船只目标的类别属性进行判断。此外,随着目标种类、特征等增加和变化,船只检测模型需要进行调整和更新,这就对船只检测模型提出自主学习、动态更新,任务运行智能化、一体化的需求。

3) 基于星载贯序图像的船只目标持续跟踪监视。随着卫星载荷技术的不断发展,后续会有更多具有连续观测能力的卫星运转,能够实现对同一片区域以一定时间间隔连续成像,使得在原来二维图像层面上增加了一个时间维度。因此,船只检测的算法也要随之发生变化,从原来检测出目标

的位置转变为检测后的持续跟踪,得到变化轨迹等信息。

4) 基于多源载荷的信息融合处理。光学载荷虽然在某些方面具有强大的优势,但是光照和云遮挡成为了其致命的缺陷。因此需要补充SAR及红外等载荷信息弥补不足。多源载荷的信息融合处理成为未来的发展趋势,通过多源载荷直接的优势互补,可有效增加目标检测的置信度。其中信息融合可根据不同程度划分为像素级融合、特征级融合、对象级融合和决策级融合。

5 结论

基于可见光遥感图像的船只目标检测技术及目前逐渐开展的船只目标分类与识别技术,一直以来都是海洋信息感知研究中的重要方向,该研究在民用及军事等多个方面皆有重要意义。近年来研究者在基于可见光图像的船只检测识别等多个方面做了许多技术探索。本文围绕船只检测识别方法中预处理、目标检测、目标分类等重要环节,分别回顾了各环节面临的难点问题,并综述了近年来的主要解决方法。未来遥感载荷技术的进步及遥感图像分辨率将不断提高,为许多科研工作地开展创造更好的条件,比如使用更高分辨率的图像可以进行目标细粒度的识别;同时也对研究者提出更高挑战:一方面需要引入新技术、新方法来处理随之增长的遥感数据,另一方面需加强成果转化,尽早将研究成果从理论层面运用到实际应用中。

参考文献(References)

- [1] 许军毅. 光学卫星遥感图像船只目标检测技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011.
Xu Junyi. Remote sensing image ship target detection technology[D]. Changsha: National Defense Science and Technology University, 2011.
- [2] 曾湧, 王文宇, 王静巧. 基于实验室定标和均匀景统计的相对辐射定标方法[J]. 航天返回与遥感, 2012, 33(4): 19-24.
Zeng Yong, Wang Wenyu, Wang Jingqiao. Study on relative radiation calibration method based on laboratory calibration and uniform king statistic [J]. Space Return and Remote Sensing, 2012, 33(4):19-24.
- [3] Jung H S, Won J S, Kang M H, et al. Detection and restoration of defective lines in the SPOT 4 SWIR band[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(8): 2143-2156.
- [4] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [5] 师皓, 陈禾, 毕福昆, 等. 基于特征位置优选整合的快速城区检测算法[J]. 电子学报, 2015, 43(7): 1369-1374.
Shi Hao, Chen He, Bi Fukun, et al. Fast urban detection algorithm based on feature location optimization[J]. Journal of Electronics, 2015, 43(7): 1369-1374.
- [6] 王睿. 光学遥感图像厚云检测与去除方法研究[D]. 桂林: 桂林理工大学, 2015.
Wang Rui. Optical remote sensing image thick cloud detection and removal method[D]. Guilin: Guilin University of Science and Technology, 2015.
- [7] Ma L, Soomro N Q, Shen J, et al. Hierarchical sea-land segmentation

- for panchromatic remote sensing imagery[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2017, doi: 10.1155/2017/4728425.
- [8] Cheng L, Shou H, Li H. A water/land segmentation algorithm based on an improved Chan-Vese model with edge constraints of complex wavelet domain[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2015, 24(2): 361-365.
- [9] Aktaş Ü R, Can G, Vural F T Y. Edge-aware segmentation in satellite imagery: A case study of shoreline detection[C]//*Pattern Recognition in Remote Sensing*. Piscataway, NJ: IEEE, 2012: 1-4.
- [10] 胡倩, 张丰, 刘仁义, 等. 基于梯度矢量流和主动轮廓模型的海陆边界提取[J]. *浙江大学学报(理学版)*, 2013, 40(6): 698-704.
Hu Qian, Zhang Feng, Liu Renyi, et al. Extraction of sea and land boundary based on gradient vector flow and active contour model [J]. *Journal of Zhejiang University(Science Edition)*, 2013, 40(6): 698-704.
- [11] Lü W T, Yu Q Z, Yu W X. Water extraction in SAR images using GLCM and support vector machine[C]//*International Conference on Signal Processing*. Piscataway, NJ: IEEE, 2010:740-743.
- [12] 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.
- [13] Yang G, Li B, Ji S, et al. Ship detection from optical satellite images based on sea surface analysis[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2013, 11(3): 641-645.
- [14] 安戎, 王小非, 夏学知, 等. 海战场光学遥感图像船只目标检测[J]. *武汉大学学报(工学版)*, 2015, 48(4): 568-573.
An Yu, Wang Xiaofei, Xia Xuezhi, et al. Sea battlefield optical remote sensing image ship target detection[J]. *Journal of Wuhan University (Engineering Science)*, 2015, 48 (4): 568-573.
- [15] 赵春晖, 栾世杰. 相位谱的光学遥感图像船只目标检测[J]. *沈阳大学学报(自然科学版)*, 2015, 27(5): 369-375.
Zhao Chunhui, Luan Shijie. Phase spectrum of the optical remote sensing image ship target detection [J]. *Journal of Shenyang University (Natural Science Edition)*, 2015, 27(5): 369-375.
- [16] 张雷, 甘春生, 胡宇. 高分辨率光学遥感影像船只检测算法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(9): 184-189.
Zhang Lei, Gan Chunsheng, Hu Yu. Study on ship detection algorithm for high resolution optical remote sensing images[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2017, 53(9): 184-189.
- [17] Ma L, Du B, Chen H, et al. Region-of-interest detection via superpixel-to-pixel saliency analysis for remote sensing image[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2016, 13(12): 1752-1756.
- [18] Yang G, Li B, Ji S, et al. Ship detection from optical satellite images based on sea surface analysis[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2013, 11(3): 641-645.
- [19] 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.
- [20] 周伟, 关键, 何友. 光学遥感图像低可观测区域船只检测[J]. *中国图象图形学报*, 2012, 17(9): 1181-1187.
Zhou Wei, Guan Jian, He You. Optical remote sensing image low observable area ship detection [J]. *Chinese Journal of Image and Graphics*, 2012, 17(9): 1181-1187.
- [21] 张素霞, 李元祥, 周则明, 等. 光学遥感影像船只型号识别[J]. *上海交通大学学报*, 2016, 50(9): 1415-1421.
Zhang Suxia, Li Yuanxiang, Zhou Zeming, et al. Optical remote sensing image ship model identification[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2016, 50(9): 1415-1421.
- [22] 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 & Remote Sensing Letters*, 2015, 12(7): 1451-1455.
- [23] 翟玉婷, 郑智林, 苑志江. 船只分类的PHOG和支持向量机联合检测方法[J]. *计算机仿真*, 2017, 34(6): 431-434.
Zhai Yuting, Zheng Zhilin, Yuan Zhijiang. Ship classification of PHOG and support vector machine joint detection method [J]. *Computer simulation*, 2017, 34 (6): 431-434.
- [24] Wang Q J, Gao X, Chen D Q. Pattern recognition for ship based on bayesian networks[C]//*International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2007: 684-688.
- [25] Wang H L, Zhu M, Lin C B, et al. Ship detection in optical remote sensing image based on visual saliency and AdaBoost classifier[J]. *Optoelectronics Letters*, 2017, 13(2): 151-155.
- [26] Yokoya N, Iwasaki A. Object localization based on sparse representation for remote sensing imagery[C]//*Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 2293-2296.
- [27] Bi F, Chen J, Zhuang Y, et al. A decision mixture model-based method for inshore ship detection using high-resolution remote sensing images [J]. *Sensors*, 2017, 17(7): 1470.
- [28] Li Z, Yang D, Chen Z. Multi-layer sparse coding based ship detection for remote sensing images[C]//*IEEE International Conference on Information Reuse and Integration*. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 122-125.
- [29] Zhou H, Zhuang Y, Chen L, et al. Ship detection in optical satellite images based on sparse representation[C]//*The Third International Conference on Signal and Information Processing, Networking and Computers*. Piscataway, NJ: IEEE, 2017, in press.
- [30] 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*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2014: 580-587.
- [31] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [C]//*International Conference on Neural Information Processing Systems*. Cambridge MA: MIT Press, 2015: 91-99.
- [32] 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*. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 779-788.
- [33] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single shot multibox detector [J/OL]. [2017-08-31]. https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/papers/Redmon_You_Only_Look_CVPR_2016_paper.pdf.
- [34] Dai J, Li Y, He K, et al. R-FCN: Object detection via region-based fully convolutional networks[J/OL]. [2017-08-31]. <http://papers.nips.cc/paper/6465-r-fcn-object-detection-via-region-based-fully-convolutional-networks.pdf>.
- [35] Lin H N, Shi Z W, Zou Z X. Fully convolutional network with task partitioning for inshore ship detection in optical remote sensing images [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2017, 14(10): 1665-1669.
- [36] Zou Z, Shi Z. Ship detection in spaceborne optical image with SVD networks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*,

- 2016, 54(10): 5832–5845.
- [37] Yao Y, Jiang Z G, Zhang H P, et al. Ship detection in optical remote sensing images based on deep convolutional neural networks[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2017, 11(4): 042611.
- [38] Liu Z K, Hu J G, Weng L B, et al. Rotated region based CNN for ship detection[C]. 2017 IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2017.
- [39] Zhang R, Yao J, Zhang K, et al. S-CNN-based ship detection from high-resolution remote sensing images[J]. *ISPRS- International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2016, XL1-B7: 423–430.
- [40] Liu Y, Cui H Y, Kuang Z, et al. Ship detection and classification on optical remote sensing images using deep learning[J]. *ITM Web of Conferences*, 2017(12): 05012.
- [41] Tang J, Deng C, Huang G B, et al. Compressed-domain ship detection on spaceborne optical image using deep neural network and extreme learning machine[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2014, 53(3): 1174–1185.
- [42] Zhang L, Zhang L, Du B. Deep learning for remote sensing data: A technical tutorial on the state of the art[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Magazine*, 2016, 4(2): 22–40.
- [43] Cheng G, Zhou P, Han J. Learning rotation-invariant convolutional neural networks for object detection in VHR optical remote sensing images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2016, 54(12): 7405–7415.
- [44] Chen X L, Guan J, Bao Z H, et al. Detection and extraction of target with micro-motion in spiky sea clutter via short-time fractional Fourier transform[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(2): 1002–1018.
- [45] Chen X L, Guan J, Li X Y, et al. Effective coherent integration method for marine target with micromotion via phase differentiation and radon-Lv's distribution[J]. *IET Radar, Sonar and Navigation (Special Issue: Micro-Doppler)*, 2015, 9(9): 1284–1295.
- [46] 陈小龙, 关键, 何友. 微多普勒理论在海面目标检测中的应用及展望[J]. *雷达学报*, 2013, 2(1): 123–134.
Chen Xiaolong, Guan Jian, He You. Application and prospect of micro doppler theory in sea surface target detection[J]. *Journal of Radar Science*, 2013, 2(1): 123–134.

A review of ship detection and recognition based on optical remote sensing image

CHEN Liang¹, WANG Zhiru¹, HAN Zhong¹, WANG Guanqun¹, ZHOU Haotian¹, SHI Hao^{1,2},
HU Cheng¹, LONG Teng¹

1. Beijing Key Laboratory of Embedded Real-time Information Processing Technology; Lab of Radar Research, School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China
2. Department of Electronics, Tsinghua University, Beijing 100084, China

Abstract Ship detection based on optical remote sense images is an important application direction in the marine information perception. Its primary tasks include the fast detection of ship targets in a large view field and the further extraction and classification of the targets based on the ship detection. It is of great significance both in civilian and military applications. This paper reviews the main achievements in that field, focusing on the difficulties involved. Finally, the existing problems and the future development are discussed.

Keywords remote sensing image; ship detection; target recognition; feature extraction; deep learning

(编辑 王志敏)