

舰船目标识别技术研究进展

马啸, 邵利民*, 金鑫, 徐冠雷

海军大连舰艇学院航海系, 大连 116018

摘要 舰船目标的有效识别和监控对维护海洋权益、保障海上航行安全至关重要。根据舰船目标信息的获取形式,从辐射噪声信号、雷达回波信号、卫星遥感图像、合成孔径雷达图像、红外图像、可见光图像几个舰船目标的主要信息获取来源出发,阐述了舰船目标识别技术的研究进展,总结分析了目前基于不同信号源的舰船目标识别方法普遍存在的具有高度任务相关性、计算成本高与运行时间长等问题。结合深度学习技术在语音识别、图像识别等领域的发展,建议将基于深度学习技术的典型目标识别方法 Faster R-CNN 及 YOLO 引入舰船目标识别领域,以研究鲁棒性更好、准确率更高、实时性更强的舰船目标识别方法。

关键词 舰船;目标识别;深度学习

在现代海战中,精确制导武器、舰艇察打一体化装备、水面无人艇等对海上舰船目标识别技术的需求尤为明显,实现海上舰船目标的准确识别对海上搜救、海域及港口监测、船舶避碰、军事侦查、海洋资源开发、舰载武器系统效能提高以及无人艇视觉与处理系统智能化具有重要的现实意义,成为影响战斗力的关键因素。

国外很早就开始了对舰船目标识别技术的研究,取得了一定成果。国内关于舰船目标识别技术的研究起步比国外稍晚,但也涌现出种类繁多的目标识别方法。综合国内外关于舰船目标识别技术

的研究现状,将舰船目标信息的主要获取来源分为:辐射噪声信号、雷达回波信号、卫星遥感图像、合成孔径雷达图像、红外图像以及可见光图像。随着海上安全形势日趋复杂,海上安全问题越来越突出,为维护海洋权益、保障海上航行安全,舰船目标识别技术逐渐由基于单一信号源向基于多种信号源的有机融合和灵活运用方向发展,以进一步提高舰船目标识别的可靠性。因此,有必要对基于不同信号源的舰船目标识别技术研究现状进行归纳总结,在此基础上探讨舰船目标识别技术未来的发展趋势。

收稿日期:2019-06-09;修回日期:2019-10-27

基金项目:国家自然科学基金项目(61471412,61771020)

作者简介:马啸,博士研究生,研究方向为目标识别,电子信箱:mxnuds@163.com;邵利民(通信作者),教授,研究方向为目标识别与海洋气象,电子信箱:shaolimindl@sohu.com

引用格式:马啸,邵利民,金鑫,等.舰船目标识别技术研究进展[J].科技导报,2019,37(24):65-78;doi:10.3981/j.issn.1000-7857.2019.24.009

1 舰船目标识别技术研究现状

1.1 基于辐射噪声信号的舰船目标识别

舰船航行过程中会产生辐射噪声,并以声波的形式向四周传播。在海水介质中,声波具有较强的抗衰减能力,能够实现水下远距离传播。因此,可以从舰船辐射噪声中提取与目标分类识别有关的信息实现水下目标的识别。

美国海军于20世纪60年代初利用舰船辐射噪声信号开发了一种潜用声纳目标识别系统,80年代中期在海军舰船上装备了基于噪声信号的海上舰船目标识别系统^[1]。美国国防部高级研究计划署于20世纪90年代中期提出将神经网络或通用算法与模式匹配算法相结合用于舰船目标的识别^[2]。日本开发的海岸预警系统SK-8,通过将目标噪声信号与存储样本进行模板匹配来实现舰船目标识别^[3-5]。印度开发的RECTSENSOR舰船目标识别系统,从舰船辐射噪声中提取目标特征,通过对不同特征赋予不同的精度因子来实现4类目标的分类识别^[6]。

辐射噪声信号特征提取技术作为影响水下目标识别系统性能的关键因素,逐渐成为研究的重点。国内一些研究机构陆续开展了对辐射噪声信号特征提取方法的研究,并应用于舰船目标识别。

张艳宁等^[7]构造一种用于船舶噪声分类的自适应子波神经网络分类器,实现对3类船舶噪声的自动特征提取,并获得较好的分类效果,但该方法需对噪声信号进行预处理。张义军等^[8]提出基于高阶统计量的舰船辐射噪声特征提取方法。孙进才等^[9]首次提出将舰船辐射噪声信号的奇异性作为目标识别的特征,并进行了大量的仿真验证。樊养余等^[10]将 $1\frac{1}{2}$ 维谱应用于舰船噪声的目标特征提取。贾雪松等^[11]提出一种基于混沌理论的舰船噪声信号特征提取方法。此后的研究者在小波变换、高阶统计量、混沌理论的基础上相继提出改进的辐射噪声信号提取方法^[12-14]。

李训浩等^[15]提取舰船辐射噪声的包络谱特征,结合动态识别方法实现水下舰船目标的识别,有效

提高了识别的准确率,但算法的复杂度较高。史广智等^[16-17]采用多分辨率分析方法实现对舰船辐射噪声的频域特征提取,之后又提出舰船辐射噪声的仿真模型用于舰船目标识别。戴卫国等^[18]利用隐马尔可夫模型对舰船辐射噪声建模,在所选样本库中获得了理想的舰船目标识别结果,但该方法对不同船型相似工况下的样本识别效果欠佳。

彭圆等^[19-21]通过提取舰船目标的功率谱、包络谱或高阶统计量作为目标特征进行辐射噪声的识别,均取得较好的分类效果,但算法复杂度较高且鲁棒性不强。针对低信噪比条件下的舰船辐射噪声,文献[22]利用稀疏分解算法对舰船辐射噪声进行时频分析实现舰船目标的分类;文献[23]基于总体经验模态分解法提取舰船辐射噪声的线谱特征,结合蚁群算法实现舰船目标的分类;孟庆昕^[24]基于非线性动力学模型提取海上目标的微弱辐射噪声信号,并提取多维度的辐射噪声信号特征,结合目标分类器实现舰船目标的分类。然而,随着减振降噪技术的日臻成熟,海上目标辐射噪声的特征提取手段还需进一步完善。

小波技术的发展为辐射噪声的特征提取提供了更多可能性。胡伟文等^[25]提出采用小波变换提取舰船辐射噪声的小波能量谱作为分类的特征量,得到理想的分类准确率;刘健等^[26]提取辐射噪声信号的小波包能量谱作为支持向量机的输入,实现水下目标识别。对于复杂海杂波背景下的舰船目标识别,提取小波信号作为目标特征能够有效降低干扰噪声,将小波信号与其他信号进行融合成为提高舰船目标识别精度的新方法。例如,将辐射噪声信号与磁场信号、水压场信号融合实现舰船目标的识别,有效提高了目标识别的精度,但信号融合过程中存在延时现象,算法实时性不强^[27]。还有研究提出具有鲁棒性的辐射噪声结构化稀疏特征提取方法,能够有效减少计算量,提高特征提取算法的运行效率^[28]。

虽然目前利用舰船辐射噪声信号进行舰船目标识别获得了较多的研究成果,但对于具有低噪声信号的水面舰船目标,在复杂多变的海洋环境中基

于舰船辐射噪声信号进行目标的分类识别仍然比较困难。

综合以上分析可知,随着舰船辐射噪声信号的日益微弱,对噪声特征提取算法的要求越来越高。研究低信噪比下辐射噪声信号的提取方法,融合多物理场信息进行目标识别,设计适用范围更广、复杂度更低、实时性更好的辐射噪声特征提取算法成为水下目标识别系统进一步发展的重点。

1.2 基于雷达回波信号的舰船目标识别

雷达作为典型的电子通信设备能长时间、远距离地进行目标识别,其优势是覆盖范围大、探测能力强且距离计算精确。相比于光学图像信号,激光雷达信号受天气等外界环境的影响较小,抗干扰能力强,在海上目标识别中应用广泛。基于雷达回波信号的目标识别技术一直被视为雷达系统发展的核心技术^[29]。1943年,诺斯提出匹配滤波器理论,并将其应用于雷达信号识别^[29-30]。1971年, Van Tree提出一种MOUNT方法用于雷达目标信号的识别^[29]。1999年, Karl Gerlach提出一种基于多周期积累的距离扩展目标识别方法^[31]。2002年, Conte提出在杂波背景下具有CRAF特性的距离扩展目标识别算法^[32]。此后,国内外提出了很多有价值的基于雷达回波信号的目标识别方法,例如基于自适应距离的目标积累算法、基于双极点累加器的目标识别方法以及基于多窗口滑动检测器的目标识别方法等^[32]。

随着小波技术和智能技术的发展,研究者开始将小波良好的去噪性能和智能技术应用于雷达目标识别,旨在建立高效、实用的目标自动识别系统。孔祥维等^[33]基于小波变换对舰船雷达回波信号进行去噪,在改善信噪比增益的同时保持了对突变信号的良好分辨率。李伟民等^[34]采用面元法预估雷达散射截面,通过多频点雷达散射截面成像方法提取舰船目标的一维距离像特征信号。鞠熠昊等^[35]结合小波变换的多分辨率分析方法和支持向量机算法实现对舰船目标的特征提取。赵建华等^[36]基于模式识别技术构建了海上目标雷达回波图像自动识别系统,提高了海上雷达目标的识别率。张佳^[37]提出基于Web语义的舰船雷达回波自

动识别系统,通过语义环境提取目标特征对目标进行分类,结合无监督鉴别投影算法实现对舰船雷达目标的自动识别。

新方法的不断提出使得雷达目标识别不断向着智能化、自动化方向发展。与此同时,随着舰船科学技术的迅猛发展,基于雷达回波信号的舰船目标识别系统也面临着诸多问题。例如,舰船目标辐射源的数量增多、密度增大使得雷达回波信号严重交叠,造成信号调制复杂;舰船目标的超高速运动会引起目标回波的剧烈运动,影响传统雷达目标识别方法的有效性;雷达目标识别系统在海杂波干扰严重、目标信噪比较低的情况下对舰船目标识别的精度较低等。

针对雷达目标识别系统面临的问题,研究在复杂杂波背景下分离并识别出不同雷达回波信号的方法,研究建立超高速运动目标的回波模型从而提高对超高速运动目标的识别精度,研究能够有效抑制强杂波的方法从而提高强杂波干扰下舰船目标的识别精度,研究在小目标特性分析基础上建立基于雷达回波信号的小目标识别系统,以及研究对舰船姿态鲁棒、目标识别精度更高的雷达目标识别方法等,成为日后雷达目标识别系统发展的主要方向^[38-43]。

1.3 基于卫星遥感图像的舰船目标识别

随着遥感技术的发展,卫星遥感图像的分辨率越来越高,许多国家投入大量资源建设遥感侦查平台,卫星遥感图像目前已广泛应用于国防军事的各个方面,如军事目标侦查、武器自动制导与战场态势评估等^[44]。

近几十年来,基于卫星遥感图像的舰船目标识别技术受到了国内外学者的广泛关注,但相比于卫星遥感图像获取技术的发展,基于卫星遥感图像的舰船目标识别技术相对滞后。一方面是由于光学侦查易受海洋气候等干扰,另一方面因军事保密需要,供研究用的卫星遥感图像数据不易获得^[44-45]。目前对基于卫星遥感图像的舰船目标识别方法的研究仍处于理论研究阶段,其关键技术主要包括3个方面,即图像预处理、特征提取与选择以及分类与决策^[46]。国外较典型的研究是法国的IRD研究

小组通过提取目标 28 个维度的特征,使用遗传算法对所选特征进行选择,并采用神经网络实现对舰船目标的分类识别^[47-48]。国内对卫星遥感图像的研究主要集中于对目标识别算法本身的研究。

种劲松^[49]定义一种基于双参数 CFAR 算法的局部滑动窗口用于算法的快速定位及提取舰船几何特征,实现对舰船目标的识别。张振^[50]提出一种基于 SIFT 特征比对的舰船目标识别算法。张国敏^[51]结合仿生思想,从知识表示与处理模型、遥感图像目标识别知识分析、特征提取与分析技术、目标搜索策略与图像获取策略等方面对复杂场景下遥感图像的目标识别问题进行研究。陈海亮^[52]通过海陆分割、舰船目标感兴趣区域提取、特征提取和目标识别等关键技术实现对大幅、复杂遥感图像中感兴趣舰船目标的快速检测。王保云等^[53]针对遥感图像中复杂海洋背景下的舰船目标识别,提出一种基于自适应多阶阈值分割的目标识别方法。金文超^[54]针对复杂背景下的遥感图像,研究舰船目标候选区域检测和识别两项关键技术。喻金桃^[55]针对海岸带高分辨率遥感图像水边线提取、码头和防波堤提取及舰船识别等内容进行研究,在遥感图像近岸舰船目标识别中取得较好的效果^[55]。孙越娇等^[56]提出一种基于多源遥感卫星的海面舰船目标识别方法,能够有效检测海洋背景遥感图像中的多个运动舰船目标,具有检测率高、时效性好、虚警率低等优点。

相比于雷达成像的方式,高分辨率的卫星遥感图像更能直观反映目标和背景的真实颜色,图像的内容更加丰富,观测到的舰船目标结构特征也更加明显,但卫星遥感图像的获取周期长,无法实现目标的实时监测。如何在遥感图像数据量不断增加的情况下提高舰船目标识别的速度,如何排除或减弱外界自然环境的干扰,如何快速提取图像中舰船目标的候选区域,以及如何提高目标识别算法对舰船目标结构的鲁棒性,都是利用卫星遥感图像进行舰船目标识别亟待解决的关键问题。根据以上分析,研究适应性及鲁棒性更强、精度更高、更加快速的目标识别方法,成为基于卫星遥感图像进行舰船目标识别下一步的挑战。

1.4 基于合成孔径雷达图像的舰船目标识别

合成孔径雷达(SAR)是一种主动式微波成像传感器,与光学、红外等被动式成像传感器不同,它不受天气、光照等外界环境的影响,具有远距离探测、全天候工作的能力^[57]。随着传感器技术的不断发展,SAR 已从最初的单极化、单波段成像模式扩展到多极化、多波段的成像模式,SAR 图像的分辨率随之不断提高,利用 SAR 图像进行舰船目标的识别已成为各国研究的热点^[57-58]。

基于 SAR 图像的舰船目标识别研究,从 20 世纪 80 年代陆续开始展开。在国外,挪威国防研究院^[59]采用滑动窗滤波的方法对舰船进行识别,设计了一套基于 SAR 图像的舰船识别系统;加拿大国防研究中心^[60]提出利用概率分布函数对海杂波进行建模描述,从而确定舰船目标分割阈值,实现舰船目标的识别。在国内,种劲松等^[61-62]结合双参数 CFAR 算法和 K 分布概率模型,提出一种局部 K 概率分布模型的 CFAR 算法,在局部性的复杂海况下取得了较高的舰船识别准确率;陈鹏等^[63]利用概率神经网络模型对海杂波的后向散射特性进行建模,结合 CFAR 算法确定分割阈值,取得比传统 CFAR 方法更好的舰船识别准确率。目前,一些自动或半自动的目标检测系统已趋于成熟。例如,美国的 AKDEMO 舰船目标检测系统、英国的 MaST 探测系统、法国的 BOOST 和 CLS 舰船目标检测系统、澳大利亚的 ADSS 舰船目标检测系统、挪威的 MeosView 舰船目标检测系统,以及中国科学院微波成像实验室的 ShipSurveillanceUS 系统等^[64-65]。

随着 SAR 图像获取方式的多样化,实现 SAR 图像中目标识别的自动化成为有效提高 SAR 图像的利用效率以及提高目标识别准确率的有效方式,也是近年来的研究重点,一些基于正则化、主成分分析以及卷积神经网络的目标识别方法陆续被应用于 SAR 图像目标识别中。例如,将正则化方法用于提取 SAR 图像中目标的特征,通过调整正则化系数构造多层次的正则化增强结果获得了较好的目标识别准确率^[66];基于视觉显著性和方位角估计实现 SAR 图像目标几何特征的提取,提高了舰船目标几何特征提取的准确率^[67];将主成分分析特

征、目标峰值特征和目标轮廓特征进行层次推进式融合,大大提高了SAR图像目标识别的效率^[68];利用改进的主成分分析法获得比传统主成分分析方法更高的SAR图像目标识别率,并取得对稀疏训练样本更好的鲁棒性^[69];利用卷积神经网络有效提高SAR图像目标识别的速度和精度^[70];提出一种改进的ELU卷积神经网络用于SAR图像目标识别中,对图像噪声具有一定的鲁棒性,并取得了较好的识别精度^[71];将卷积神经网络与迁移学习相结合用于SAR图像的目标识别,获得了较高的目标分类正确率^[72]。总体来说,目前SAR图像目标自动识别技术研究已取得一定的成果。针对舰船这一复杂目标,如何提取出更具代表性的目标特征,设计出效率更高的目标识别方法是SAR图像舰船目标识别技术下一步研究的重点。

1.5 基于红外图像的舰船目标识别

20世纪80年代以来,随着红外热成像技术的发展,红外目标探测技术也快速发展,因其工作隐蔽性好、不易受电磁干扰、具有全天候工作能力且能提供高分辨率图像数据备受关注^[73]。基于红外图像的舰船目标识别作为红外目标探测技术的关键应用技术成为研究的重点。

常用的基于红外图像进行舰船目标识别的方法主要分为两大类,一类是提取红外舰船目标特征,根据提取的目标特征实现目标的识别;另一类是应用模板匹配的方法,通过匹配值进行目标的识别^[74]。杜文超等^[75]提出一种基于天水线的舰船目标识别方法,根据目标相对天水线的位置确定目标空间位置可信度进行目标识别,该方法抗干扰能力强,实时性好,但该方法建立在假设舰船目标始终位于海天线附近一定区域的基础上。常兴华^[74]将小波变换与BP神经网络结合用于海上红外舰船目标的识别中,设计了基于无人机红外遥感图像的海上目标识别系统,该方法可有效识别海上舰船目标,但算法复杂度较高。张宇^[76]针对濒海区域舰船目标的红外特征识别算法开展研究,提出一种提取方向梯度直方图(HOG)特征,利用LDA线性分类器进行目标识别的方法,采用3种目标尺寸进行模板训练,实现较高的目标识别率,但由于样本数量

有限,这种模板尺寸的选择有很大的局限性。

以上两类常用的识别方法,在用于背景复杂、目标弱小的红外舰船目标识别时,其正确识别率显著降低。近年来,基于红外图像的小目标识别技术成为红外目标探测领域的研究热点。Bae等^[77-78]提出一种新型二维最小均方滤波器用于小目标识别。Chen等^[78-79]提出一种基于局部对比度的红外小目标识别算法,利用目标与背景图像块的对比度得到图像的对比度图,从而可增强目标、抑制背景,且算法简单有效,但在强杂波背景条件下易残留背景边缘导致虚警。孟威^[73]提出一种对复杂背景红外图像中的舰船小目标进行自适应识别的方法,算法充分利用区域对比度信息定义相互作用的双结构元素,利用形态学变化方法进行背景估计和滤除,构建机器视觉模式识别加权归一化模型,在没有先验信息的情况下自适应识别多种复杂环境下的弱小目标,算法对背景变化的适应性较强,计算复杂度较低。何玉杰等^[77-80]利用二维高斯模型构造红外小目标训练集,通过训练得到对目标和背景具有区分能力的相关滤波器以实现弱小目标的识别,其算法具有较好的识别效果和实时性,但需要大量的训练集以保证识别的准确性。

基于红外图像的舰船目标识别方法层出不穷,但由于红外图像不具备丰富的颜色信息,易受温度影响,且存在较强的噪声,因此建立适用于复杂背景、对噪声鲁棒、识别率更高的目标识别算法仍是该领域的研究重点。

1.6 基于可见光图像的舰船目标识别

视觉系统是新增的用于近距离目标识别与监测的主要设备系统,相比于传统的雷达探测系统、红外探测系统等,针对视觉系统的舰船目标识别研究相对较少^[81-82]。视觉系统采集的可见光图像受天气的影响较大,但在近距离海域,可见光图像的分辨率高且获取代价低,相比于雷达图像和红外图像,其颜色信息和纹理信息更加丰富,且由于视觉系统是被动型视觉传感器,不易暴露监测位置,因此更适用于近距离的舰船目标识别^[83]。

目前基于可见光图像识别舰船目标的方法主要分为五大类^[84]。

第一类是基于背景建模的方法。对于多幅图像,常用的有帧间差分法,其计算复杂度低,但难以描述复杂的海面场景^[85];基于高斯模型或混合高斯模型的方法,对背景变化的适应性更强,但相机和背景的运动易引起目标的误检^[86-89];Socek等^[90]利用贝叶斯决策对特征向量分类以提高背景估计的精度,提高了目标识别算法的性能,但该方法需要使用目标图像的颜色先验信息,不适用于灰度图像或雾天场景下的图像。对于单幅图像,Valkenburg等^[91-92]利用低阶多项式实现单幅图像背景的估计,但该方法中多项式系数固定,适用性不强。

第二类是基于图像分割的方法。Voles等^[93]通过逐步缩小分析窗口的方法计算海面可见光图像中不同部分的特征,利用基于马氏距离的聚类算法实现舰艇目标的分割,但该算法需要预先选定分析窗口及分割阈值的大小,鲁棒性不强。Socek等^[94]将图分割理论与基于背景建模的舰船目标识别算法相结合,利用目标的颜色信息实现舰船目标的识别,识别效果较好,但该算法的复杂度较高。

第三类是基于特征提取与学习分类的方法。Sullivan等^[95]利用最大平均相关高度滤波器,通过模版匹配进行舰船目标识别,对于港口船取得了较好的识别效果,但该方法仅在图像质量较好的情况下适用。Wijnhoven等^[96]利用方向梯度直方图(HOG)提取舰船目标特征,通过在线学习设计分类器实现目标识别,但该方法复杂度较高,且受船只外形差异、天气因素的影响。为提高算法的运行效率,Wijnhoven等^[96-97]又提出基于Haar特征的舰船目标识别算法,但由于Haar特征最初是针对人脸识别设计的,用于海面背景时误检率较高。

第四类是基于颜色特征和颜色空间变换的识别方法。Westall等^[98]利用隐马尔可夫模型将RGB、HSVYCbCr、YIQ颜色空间的特征进行融合实现海上特定舰船目标的识别,该方法主要适用于俯视海面的航拍图像。Valkenburg等^[99]研究表明,海面场景下蓝色分量比其他颜色分量更适合用于海面目标的识别。Mirghasemi等^[100]利用粒子群优化算法对目标的颜色空间进行变换,提高目标识别算法的鲁棒性,但该算法的复杂度较高,且颜色特征易受

天气干扰。

第五类是基于显著性检测的方法。该方法适用于识别简单环境下的海面大目标舰船。Hou等^[101]采用谱残差的方法在频率域分析显著性检测问题,算法简单高效,是一种典型的显著性检测算法。Rahtu等^[102]结合亮度、颜色及运动信息的局部对比度特征,利用提出的概率模型计算显著性图并识别目标,该算法适用于动静态两种图像的目标识别。Albrecht等^[103]通过构造区域复杂度特征、区域差异性特征、周围差异性特征和水天分类方法实现显著性检测,提高显著性分析算法的检测效果。

以上方法多是通过针对特定任务设计特征进行目标的特征提取和分类识别,具有高度的任务相关性,适应性不强,且计算成本高、运行时间较长。研究适应性更好、准确率更高与实时性更强的舰船目标识别方法成为下一步的发展趋势。

未来舰船目标的识别应是基于上述多种舰船目标信息的有机融合和灵活运用。对水下舰船目标,可基于辐射噪声进行分类识别。对远距离舰船目标,可采用遥感卫星或雷达进行识别。夜间或光照不足的情况下,可采用红外摄像机对舰船目标进行识别和监视。在近距离海域,可基于视觉系统采集的可见光图像识别舰船目标。

2 舰船目标识别技术发展趋势

随着信息科学技术、计算机技术的不断发展,武器、装备的自动化与智能化成为影响战斗力的关键因素之一。舰船作为海洋活动的首要工具,关于其自动识别技术的研究显得尤为重要^[104]。

雷达技术、遥感卫星技术、红外技术、图像技术等快速发展,使得获取的舰船目标信息数据量不断增加,舰船目标识别的手段也越来越多。综合舰船目标识别技术的研究现状可以看出,目前基于不同信号源的舰船目标识别方法多是通过人工设计提取特征进行目标的识别,这种方法资源消耗大、泛化能力较差,且随着数据量的增加,舰船目标识别的效率也大幅降低。为减少特征提取过程中的资源消耗、提高舰船目标识别的精度与可靠性、增

强舰船目标识别方法的鲁棒性,迫切需要引入新的技术来处理海量的舰船数据。

深度学习作为机器学习领域的新分支,2006年由Hinton等首次提出并迅速发展起来,它通过模仿人脑的学习机制来解释图像、文本与声音等数据,本质上是一种特征学习方法,能够通过自主学习从大数据样本中剔除冗余信息,利用多隐层的分级变换,将底层特征转换到不同的特征空间,逐步抽象为高层特征,形成一个多层传递、逐步抽象、迭代细化的过程,从而提取出更具表征能力和区分能力的目标特征^[105-108],相比于人工设计提取特征具有更强的鲁棒性和泛化能力。

近年来,深度学习技术在众多包含大规模数据的计算机视觉任务中表现出色,在文字识别、语音识别、图像识别等领域得到了广泛应用,并以传统方法难以想象的速度不断刷新着正确率。2012年,Hinton等提出的Alexnet卷积神经网络取得了比当时最好的识别方法高出近1/2的正确识别率,赢得了ImageNet图像识别竞赛的冠军(ImageNet是目前公开的最大的视觉数据库,包含100万幅图像,超过1000个物体类别),引起了人们对深度卷积神经网络的高度重视,基于卷积神经网络的深度模型开始快速发展^[109],更深更广的深度卷积神经网络模型相继提出,如ZFNet^[110]、VGG16^[111]、GoogleNet^[112]以及ResNet^[113]等,这些模型在ImageNet图像分类竞赛单元中展现出了强大的学习能力。2014年,GoogleNet模型的分正确率为93.344%,VGGNet模型的分正确率为92.68%;2015年,ResNet模型的分正确率为96.43%;2016年,Inception V4模型的分错误率仅为3.08%,而人类正常进行图像分类的错误率约为5%,基于深度学习的图像分类能力已经明显高于人类的区分能力^[114]。

深度学习技术在图像分类与识别领域的不断发展,推动着计算机视觉、人工智能在理论和实践中的快速发展。2012年,Google公司在Google Brain项目中,通过深度神经网络对YouTube上的视频进行无监督的训练和学习,可自动识别视频中的猫^[115-116]。2013年,百度成立了深度学习研究院,

利用深度神经网络构建百度大脑,在人脸识别中达到了99.7%的正确识别率^[115]。专注于无人驾驶技术研究的MobileEye、Tusimple等公司,也将深度学习技术引入到车辆目标识别系统中^[115-116]。

目前,深度学习在交通信号识别、行人检测、车辆检测、动物检测与人脸识别等目标识别领域已得到广泛应用。许多研究者陆续将深度学习技术引入舰船目标识别领域。文献[117]构造了7层的卷积神经网络自动提取舰船目标的深层特征,并将提取特征与舰船的边缘特征及颜色特征相融合,最后通过支持向量机SVM对军舰、集装箱船、帆船、渔船与客船进行分类识别。文献[118]基于Alexnet模型设计了6层的卷积神经网络用于提取舰船目标特征,将提取特征作为支持向量机对舰船目标进行分类的依据,应用迁移学习的概念,通过大量民船辅助军舰的检测,得到了较好的识别效果。刘峰等^[119-120]通过精简Alexnet模型,设计了6层的卷积神经网络,同时提取可见光、中波红外和长波红外3个波段的舰船目标特征,利用互信息的方法对串联的三波段特征向量进行特征选择并进行有效融合,利用softmax分类器实现对舰船目标的分类识别,识别准确率与单波段识别方法相比有明显提升。文献[121]使用基于Alexnet模型的层次化卷积神经网络实现高分辨率遥感图像中舰船目标的精确识别,并将单一超像素方法与卷积神经网络相结合,提高舰船目标的检测速度。文献[122]基于自建的SAR图像数据集SSDD,以Faster R-CNN卷积神经网络模型作为基本结构,结合特征聚合、模型迁移以及难样本挖掘的方法实现SAR图像中舰船目标的自动识别,提高舰船目标识别算法的适应性和扩展性。

随着硬件性能的提升和计算机技术的进步,基于深度学习的目标识别新方法不断提出,目前有代表性的基于深度学习的目标识别方法主要有R-CNN、SPP-Net、Fast R-CNN、Faster R-CNN、YOLO、SSD等。

本文将具有代表性的基于候选区域的Faster R-CNN目标识别方法和端到端的YOLO目标识别方法分别应用于舰船目标识别,对这两种方法得到

的舰船目标识别结果进行客观分析,从而比较不同方法应用于舰船目标识别的优劣性,并与传统采用人工提取舰船目标方向梯度直方图 HOG 特征以及利用支持向量机 SVM 识别目标的方法进行了比较^[123]。

由于目前没有公开的用于深度学习模型训练的舰船样本数据集,本文通过爬虫搜索、拍摄船模

以及出海采集舰船样本的方法构建了一个包含 20000 张不同舰船样本的数据集用于模型的训练和学习。随机选择其中 15000 张图像作为训练集,剩下的 5000 张图像作为测试集。训练集和测试集中部分舰船样本图像如图 1 所示。实验的硬件平台为 Intel(R) Core(TM) i5- 6300HQ GPU960M@ 2.30 GHz, 8 GB 内存。



图1 训练集及测试集中部分样本图像

Fig. 1 Some sample images in training set and test set

将训练集分别输入Faster R-CNN模型和YOLO模型中进行训练,设定最大循环次数为1000,初始学习率设置为0.01,以快速得到较优的参数值,循环200次后将学习率调整为0.001,循环500次后将学习率调整为0.0001,以防止模型陷入局部最

优。训练完成后,将测试集分别输入训练好的Faster R-CNN模型和YOLO模型中,得到两种目标识别方法对测试集中舰船样本的识别结果。部分识别结果如图2和图3所示,可以看出,采用两种目标识别方法均能识别出不同种类的舰船目标。

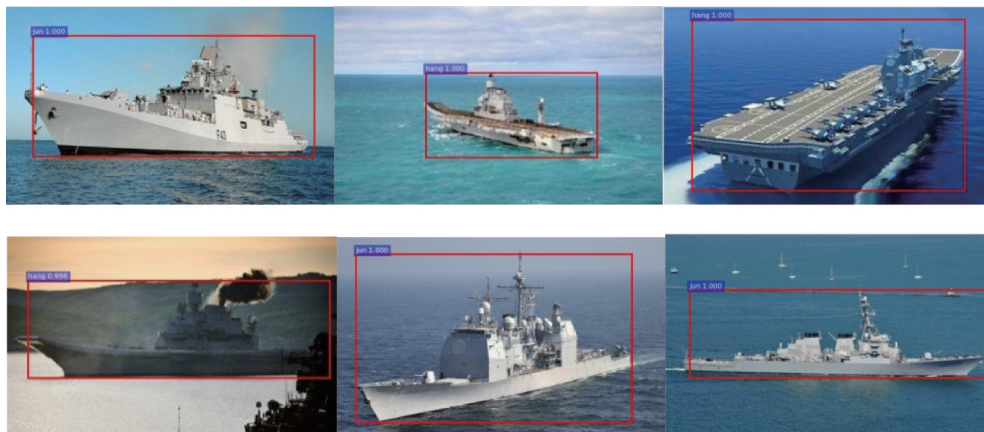


图2 Faster R-CNN 的舰船目标识别结果

Fig.2 Result of ship target recognition based on Faster R-CNN



图3 YOLO的舰船目标识别结果

Fig.3 Result of ship target recognition based on YOLO

为对舰船目标识别结果进行客观评价,采用目标检测中最常用的2个评价指标准确率和召回率对3种方法的识别结果进行比较。其计算方法如式(1)所示,即

$$\begin{cases} P = \frac{TP}{TP+FP} \\ R = \frac{TP}{TP+FN} \end{cases} \quad (1)$$

式中, TP 为正确识别出的舰船目标个数; $TP+FP$ 为被判定为舰船目标的总数, $TP+FN$ 为真实的舰船目标总数。

经统计,舰船样本测试集中包含舰船目标总数为5256个。Faster R-CNN中,正确识别出的舰船目标个数为4585个,被判定为舰船目标的总数为4931个;YOLO中,正确识别出的舰船目标个数为4406个,被判定为舰船目标的总数为4852个。由此可根据式(1)分别计算得出Faster R-CNN及YOLO对舰船目标识别的准确率和召回率,如表1所示。

从表1中看出,与传统目标识别方法相比,

表1 舰船目标识别的客观评价指标对比

Table 1 Comparison of objective evaluation index for various ship target recognition methods

识别方法	精确率 P	召回率 R
HOG+SVM ^[123]	75.2%	69.3%
Faster R-CNN	92.98%	87.23%
YOLO	90.81%	83.83%

Faster R-CNN、YOLO两种方法对舰船目标进行识别的精确率和召回率均有很大提高,且避免了人工提取特征的过程。采用Faster R-CNN对舰船目标进行识别的准确率和召回率均比采用YOLO识别舰船目标的准确率和召回率高。此外,Faster R-CNN模型中,舰船样本训练集的训练过程共耗时1050 s,测试过程中平均1张图像的检测时间约为0.07 s;YOLO模型由于直接采用端到端的方法实现舰船目标的识别,其训练时间和测试时间相比于Faster R-CNN大幅缩短,对舰船样本训练集的训练时间为225 s,测试过程中平均1张图像的检测时间约为0.015 s,约为Faster R-CNN检测1张舰船样本图像平均时间的21.43%。

从上述舰船目标识别结果可以看出,将深度学习技术引入舰船目标识别领域,为减少资源消耗、提高舰船目标识别的可靠性与精度以及增强算法的鲁棒性提供了新思路;针对舰船目标识别,提出适用性更强,且能够在目标识别精度与算法复杂度之间取得平衡的目标识别算法,将成为下一步发展的新方向。

3 结论

1) 随着舰船辐射噪声信号的日益微弱,研究低信噪比下辐射噪声信号的提取方法,融合多物理场信息进行目标识别是水下目标识别系统下一步

发展的重点。

2) 研究在复杂杂波背景下分离并识别出各种雷达回波信号的方法,建立超高速运动目标的回波模型从而提高对超高速运动目标的识别精度,研究能够有效抑制强杂波的方法从而提高强杂波干扰下舰船目标识别的精度,在分析小目标特性的基础上建立基于雷达回波信号的小目标识别系统成为日后雷达目标识别系统发展的主要方向。

3) 在遥感图像数据量不断增加的情况下提高舰船目标识别的速度,排除或减弱外界自然环境的干扰以及如何提高目标识别算法对舰船目标结构的鲁棒性都是利用卫星遥感图像进行舰船目标识别亟待解决的关键问题。

4) 未来舰船目标的识别应是基于多种信号源的有机融合和灵活运用。在大量数据样本中提取出更具代表性的目标特征,设计出效率更高的目标识别方法,建立适用于复杂背景、对噪声鲁棒、识别率更高的目标识别算法是舰船目标识别技术研究的重点内容。

5) 在舰船目标信息数据量不断增加的背景下,将深度学习技术引入舰船目标识别领域为实现舰船目标识别技术的突破提供了新思路,针对特殊海面场景,设计出鲁棒性好、准确度高与实时性强的深度学习模型用于舰船目标的识别成为下一步研究的发展方向。

参考文献(References)

- [1] 景志宏, 赵俊渭, 林钧清, 等. 高性能水下目标识别系统及其实验研究[J]. 船舶工程, 1999(4): 52-54.
- [2] 朱进, 章新华. 被动声呐目标识别技术的现状与展望[J]. 舰船科学技术, 2003, 25(5): 55-58.
- [3] Hinich M J, Marandino D, Sullivan E J. Bispectrum of ship-radiated noise[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 1988, 85(S1): 127-128.
- [4] 李新欣. 基于拖曳式水平渔探仪目标信号的特征提取及分类识别研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2007.
- [5] 沈广楠. 舰船目标识别技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
- [6] 李思纯. 基于矢量水听器的目标特征提取与识别技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2007.
- [7] 张艳宁, 孙进才, 孙玉兰, 等. 一种基于自适应子波神经网络的船舶噪声分类方法[J]. 西北工业大学学报, 1997(1): 120-124.
- [8] 张义军. 基于高阶统计量的舰船辐射噪声特征提取有分类识别研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2001.
- [9] Zhao X G, Zhu F C. Signal process of coal thickness detection based on wavelet singularity analysis[J]. Machine Building & Automation, 2006, 23(3): 236-238.
- [10] 樊养余, 陶宝棋, 熊克, 等. 舰船噪声的 $\frac{1}{2}$ 维普特征提取[J]. 声学学报, 2002, 27(1): 71-76.
- [11] 贾雪松. 基于混沌理论的舰船辐射噪声特征提取研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2004.
- [12] 张自丽. 舰船噪声包络的特征提取研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2004.
- [13] 邓继雄. 基于高阶统计量的舰船目标分类方法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2005.
- [14] 陈静. 舰船辐射噪声的混沌特征提取方法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2006.
- [15] 李训浩, 冯欣欣, 戈弋. 舰船辐射噪声的动态识别[J]. 声学学报, 2002, 27(5): 443-448.
- [16] 史广智, 胡均川. 基于小波包和维谱的舰船辐射噪声频域特征提取及融合[J]. 声学技术, 2004, 23(1): 4-7.
- [17] 史广智, 胡均川. 基于舰船噪声仿真模型的目标识别研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(5): 1398-1401.
- [18] 戴卫国, 张宝华, 程玉胜. 隐马尔可夫模型在舰船噪声目标识别中的应用[J]. 声学技术, 2008, 27(2): 187-191.
- [19] 彭圆, 申丽然, 李雪耀, 等. 基于双谱的水下目标辐射噪声的特征提取与分类研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2003, 24(4): 390-394.
- [20] 孙焱. 被动目标频段调制特征提取方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2007.
- [21] 王洪玲. 舰船辐射噪声调制特征提取方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2007.
- [22] 李沫. 基于时频分析的舰船辐射噪声检测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
- [23] 李江乔. CEEMD与蚁群算法在舰船目标识别中的应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2015.
- [24] 孟庆昕. 海上目标被动识别方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2016.
- [25] 胡伟文, 苑秉成, 杨鹏, 等. 基于小波能量谱的舰船目标信号特征量建模[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(17): 4025-4027.
- [26] 刘健, 刘忠, 熊鹰. 基于小波包能量谱和SVM的水下目

- 标识[J]. 武汉理工大学学报, 2012, 36(2): 361-365.
- [27] 赵琪. 基于多物理场特征的舰船目标识别技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [28] 陆晨翔, 王璐, 曾向阳. 水下目标信号的结构化稀疏特征提取方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2018, 39(8): 1278-1282.
- [29] 杨宝森. 雷达目标信号检测的研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2013.
- [30] 王霄琼. 基于DSP的雷达中频信号的目标检测[D]. 大连: 大连海事大学, 2010.
- [31] 林茂庸, 柯有安. 雷达信号理论[M]. 长沙: 国防工业出版社, 1984.
- [32] Merrill I S. 雷达系统导论: 第3版[M]. 左群声, 徐国良, 马林, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2014.
- [33] 孔祥维, 王敬, 官平. 基于小波变换的舰船雷达信号去噪方法[J]. 大连理工大学学报, 2000, 40(3): 371-374.
- [34] 李为民, 石志广, 付强. 舰船目标雷达回波特征信号的建模与仿真[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(9): 2047-2050.
- [35] 鞠熠昊, 耿伯英, 刘健, 等. 基于辐射噪声能量分布的舰船目标分类算法[J]. 舰船科学技术, 2010, 32(10): 45-49.
- [36] 赵建华, 王磊, 李涛. 海上目标雷达回波图像识别系统[J]. 兵工自动化, 2012(12): 61-65.
- [37] 张佳. 基于Web语义的舰船雷达目标识别系统设计[J]. 舰船科学技术, 2016, 38(13): 133-137.
- [38] 杨宝森. 雷达目标信号检测的研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2013.
- [39] 肖永生. 射频隐身雷达信号设计与目标识别研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2014.
- [40] 刘雪阳. 双基地雷达高速微弱目标检测算法研究[D]. 成都: 中国电子科技大学, 2015.
- [41] 赵东波, 李辉. 变步长SWAP算法在雷达目标识别中的应用[J]. 控制工程, 2018, 25(8): 1381-1384.
- [42] 许道明, 张宏伟. 雷达低慢小目标检测技术综述[J]. 现代防御技术, 2018, 46(1): 148-153.
- [43] 林悦, 夏厚培. 交叉验证的GRNN神经网络雷达目标识别方法研究[J]. 现代防御技术, 2018, 46(4): 113-118.
- [44] 张帆. 海上光学遥感图像目标识别与GPU并行加速[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2017.
- [45] 程平. 无人机遥感图像海上舰船目标识别技术的研究[D]. 厦门: 集美大学, 2012.
- [46] 蒋李兵. 基于高分辨光学遥感图像的舰船目标检测方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2006.
- [47] Marre F. Automatic vessel detection system on SPOT5 optical imagery: A neuro-genetic approach[C]//Proceedings of The Fourth Meeting of the DECLIMS Project. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004: 14-19.
- [48] 张凤丽, 张磊, 吴炳方. 欧盟船舶遥感探测技术与系统研究的进展[J]. 遥感学报, 2007, 11(4): 552-562.
- [49] 种劲松. 合成孔径雷达图像舰船目标检测算法与应用研究[D]. 北京: 中国科学院电子学研究所, 2002.
- [50] 张振. 高分辨率可见光遥感图像港口及港内目标识别方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2009.
- [51] 张国敏. 复杂场景遥感图像目标检测方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
- [52] 陈海亮. 基于特征的光学遥感图像舰船目标检测技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
- [53] 王保云, 张荣, 袁圆, 等. 可见光遥感图像中舰船目标检测的多阶阈值分割方法[J]. 中国科学技术大学学报, 2011, 41(4): 293-298.
- [54] 金文超. 基于复杂背景的光学遥感图像舰船目标检测技术[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
- [55] 喻金桃. 基于遥感影像的海洋近岸目标提取技术[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2017.
- [56] 孙越娇, 雷武虎, 胡以华, 等. 基于多源遥感卫星的海面舰船目标检测方法[J]. 激光与红外, 2018, 48(2): 267-270.
- [57] 胡炎, 单子力, 高峰. 基于Faster-RCNN和多分辨率SAR的海上舰船目标检测[J]. 无线电工程, 2018(2): 96-100.
- [58] 蒋明哲. SAR图像舰船检测与分类方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2016.
- [59] Eldhuset K. An automatic ship and ship wake detection system for spaceborne SAR images in coastal regions[J]. Geoscience & Remote Sensing IEEE Transactions on, 1996, 34(4): 1010-1019.
- [60] 陈利民, 孟俊敏, 杨学志, 等. 基于H-CFAR的SAR图像快速舰船目标检测[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2012, 35(12): 1633-1636.
- [61] 种劲松, 朱敏慧. SAR图像局部窗口K-分布目标检测算法[J]. 电子与信息学报, 2003, 25(9): 1276-1280.
- [62] 李晓玮, 种劲松. 基于小波分解的K-分布SAR图像舰船检测[J]. 测试技术学报, 2007, 21(4): 350-354.
- [63] 陈鹏, 黄韦良, 傅斌, 等. 一种改进的CFAR船只探测方法[J]. 遥感学报, 2005, 9(3): 260-264.
- [64] 宋建社, 郑永安, 袁礼海. 合成孔径雷达图像理解与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
- [65] 杜臻. SAR图像舰船目标检测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈

- 尔滨工业大学, 2016.
- [66] 谢晴, 张洪. SAR 图像多层次正则化增强及在目标识别中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(9): 157-161.
- [67] 熊伟, 徐永力, 崔亚奇, 等. 高分辨率合成孔径雷达图像舰船目标几何特征提取方法[J]. 光子学报, 2018, 47(1): 1-9.
- [68] 赵鹏举, 甘凯. 基于互补特征层次决策融合的 SAR 目标识别方法[J]. 光电与控制, 2018, 25(10): 28-32.
- [69] 肖垚, 刘畅. 基于稀疏求解的改进 PCA 方法在 SAR 目标识别中的应用[J]. 中国科学院大学学报, 2018, 35(1): 84-88.
- [70] 林志龙, 王长龙, 胡永江, 等. SAR 图像目标识别的卷积神经网络模型[J]. 中国图像图形学报, 2018, 23(11): 1733-1741.
- [71] 白玉, 姜东民, 裴加军, 等. 改进的 ELU 卷积神经网络在 SAR 图像舰船检测中的应用[J]. 测绘通报, 2018(1): 125-128.
- [72] 李松, 魏中浩, 张冰尘, 等. 深度卷积神经网络在迁移学习模式下的 SAR 目标识别[J]. 中国科学院大学学报, 2018, 35(1): 75-82.
- [73] 孟威. 复杂背景自适应红外小目标检测[D]. 杭州: 浙江大学信息与电子工程系, 2013.
- [74] 常兴华. 基于无人机红外遥感图像的海上目标识别系统设计及其应用[D]. 沈阳: 东北大学, 2013.
- [75] 杜文超, 董其义, 李振宇, 等. 天水线在识别红外舰船图像目标中的应用[J]. 国外电子测量技术, 2005, 24(7): 46-49.
- [76] 张宇. 濒海背景下红外目标的自动识别技术研究[D]. 北京: 清华大学, 2014.
- [77] 李云, 宋勇, 赵宇飞, 等. 基于 PCNN 和改进邻域判决的红外弱小目标检测算法[J]. 兵器装备工程学报, 2018, 39(1): 141-145.
- [78] Bae T W, Zhang F, Kweon I S. Edge directional 2D LMS filter for infrared small target detection[J]. Infrared Physics & Technology, 2012, 55(1): 137-145.
- [79] Chen C L P, Li H, Wei Y, et al. A Local Contrast Method for Small Infrared Target Detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 52(1): 574-581.
- [80] 何玉杰, 李敏, 张金利, 等. 基于相关滤波器的红外弱小目标检测算法[J]. 光学学报, 2016, 36(5): 88-96.
- [81] 梁秀梅. 无人艇视觉系统目标图像特征提取与识别技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
- [82] 裴洪飞. 航空图像中舰船目标识别技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2011.
- [83] 王明芬. 基于形状外观的运动船只识别与跟踪技术研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2008.
- [84] 齐保军. 大气散射模型在雾天图像增强和海面小目标检测中的应用[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2013.
- [85] Wu Q, Cui H, Du X, et al. Real-time moving maritime objects segmentation and tracking for video communication[C]//Proceedings of 2006 10th international conference on communication technology. Beijing: Chinese Institute of Electronics, 2006: 1257-1260.
- [86] Gupta K M, Aha D W, Hartley R, et al. Adaptive maritime video surveillance[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2011, 7346: 734609.
- [87] Gupta K M, Aha D W, Moore P. Case-based collective inference for maritime object classification[C]//Proceedings of International Conference on Case-Based Reasoning. Berlin: Springer, 2009: 434-449.
- [88] Szpak Z L, Tapamo J R. Maritime surveillance: Tracking ships inside a dynamic background using a fast level-set [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(6): 6669-6680.
- [89] Zivkovic Z, Heijden F V D. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(7): 773-780.
- [90] Socek D, Culibrk D, Marques O, et al. A hybrid color-based foreground object detection method for automated marine surveillance[C]//Proceedings of International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems. Berlin: Springer, 2005: 340-347.
- [91] Tanja V V H, Bolderheij F, Groen F C A. Automatic detection in a maritime environment: gradient filter versus intensity background estimation[C]//Proceedings of SPIE Defense and Security Symposium. Boston: International Society for Optics and Photonics, 2008: 696701.
- [92] Tanja V V H, Scholte K A. Polynomial background estimation using visible light video streams for robust automatic detection in a maritime environment[C]//Proceedings of Electro-Optical Remote Sensing, Photonic Technologies, and Applications III. Boston: International Society for Optics and Photonics, 2009: 748209.
- [93] Voles P, Smith A A W, Teal M K. Nautical scene segmentation using variable size image windows and feature space reclustering[J]. Lecture Notes in Computer

- Science, 2000, 1843: 324–335.
- [94] Socek D, Culibrk D, Marques O, et al. A hybrid color-based foreground object detection method for automated marine surveillance[C]//Proceedings of International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems. Berlin: Springer, 2005: 340–347.
- [95] Sullivan M D R, Shah M. Visual surveillance in maritime port facilities[C]//Proceedings of Visual Information Processing XVII. Boston: International Society for Optics and Photonics, 2008: 697811.
- [96] Wijnhoven R, Rens V K, Jaspers E. Online learning for ship detection in maritime surveillance[C]// Proceedings of 31th Symposium on Information Theory in the Benelux Rotterdam the Netherlands. Eindhoven: Werkge-meenschap voor Informatie- en Communicatietheorie (WIC), 2010: 73–80.
- [97] Viola P, Jones M J. Robust real-time face detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2): 137–154.
- [98] Westall P, O'Shea P, Ford J J, et al. Improved maritime target tracker using colour fusion[C]//Proceedings of International Conference on High Performance Computing & Simulation. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 230–236.
- [99] Tanja V V H, Leijen A V V, Groen F C A. Colour as an attribute for automated detection in maritime environments[C]//International Conference on Information Fusion. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 1679–1686.
- [100] Mirghasemi S, Yazdi H S, Lotfizad M. A target-based color space for sea target detection[J]. Applied Intelligence, 2012, 36(4): 960–978.
- [101] Hou X, Zhang L. Saliency Detection: A spectral residual approach[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2007: 18–23.
- [102] Rahtu E, Kannala J, Salo M, et al. Segmenting salient objects from images and videos[C]//Proceedings of the 11th European conference on Computer vision. Berlin: Springer, 2010: 366–379.
- [103] Albrecht T, West G, Tan T, et al. Visual maritime attention using multiple low-level features and Naive Bayes classification[C]//Proceedings of International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2011: 243–249.
- [104] 张羽. 基于云计算的舰船目标图像识别[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.
- [105] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504.
- [106] 韩佳容. 基于区域卷积神经网络的目标检测方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2016.
- [107] 付若楠. 基于深度学习的目标检测研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
- [108] 段萌. 基于卷积神经网络的图像识别方法研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2017.
- [109] 赵轶. 基于深度卷积神经网络智能车辆目标检测方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2015.
- [110] Zeiler M D, Fergus R. Visualizing and understanding convolutional networks[C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2014: 818–833.
- [111] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J/OL]. [2019-12-01]. <https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf>.
- [112] Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al. Going deeper with convolutions[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2015: 1–9.
- [113] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2016: 770–778.
- [114] 逢淑超. 深度学习在计算机视觉领域的若干关键技术研究[D]. 沈阳: 吉林大学, 2017.
- [115] 王瑞. 基于卷积神经网络的图像识别[D]. 开封: 河南大学, 2015.
- [116] 朱煜, 赵江坤, 王逸宁, 等. 基于深度学习的人体行为识别算法综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(6): 848–857.
- [117] 赵亮, 王晓峰, 袁逸涛. 基于深度卷积神经网络的船舶识别方法研究[J]. 舰船科学技术, 2016, 38(15): 119–123.
- [118] 黄洁, 姜志国, 张浩鹏, 等. 基于卷积神经网络的遥感图像舰船目标检测[J]. 北京航空航天大学学报, 2017, 43(9): 1841–1848.
- [119] 刘峰, 沈同圣, 马新星. 特征融合的卷积神经网络多波段舰船目标识别[J]. 光学学报, 2017(10): 240–248.
- [120] 刘峰, 沈同圣, 马新星, 等. 基于多波段深度神经网络

- 的舰船目标识别[J]. 光学精密工程, 2017, 25(11): 2939-2946.
- [121] 王腾飞. 高分辨率遥感图像深度学习舰船检测技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [122] 李健伟, 曲长文, 彭书娟, 等. 基于卷积神经网络的 SAR 图像舰船目标检测[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(9): 1953-1958.
- [123] 马啸, 邵利民, 金鑫, 等. 改进的 YOLO 模型及其在舰船目标识别中的应用[J]. 电讯技术, 2019, 59(8): 869-874.

Advances in ship target recognition technology

MA Xiao, SHAO Limin*, JIN Xin, XU Guanlei

Department of Navigation, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China

Abstract The effective identification and monitoring of ship targets is essential for safeguarding the maritime rights and ensuring the navigation safety. In line with the acquisition form of the ship target information, this paper reviews the ship target recognition technology based on several main information acquisition sources of the ship targets, including the radiated noise signal, the radar echo signal, the satellite remote sensing image, the synthetic aperture radar image, the infrared image and the visible image. The current research difficulties in the ship target recognition methods based on different signal sources are analyzed, involving the high mission correlation, the high calculation cost and the long running time. Combined with the development of the deep learning technology in the speech recognition, the image recognition and other fields, the typical target recognition methods based on the deep learning technology, the Faster R-CNN and the YOLO, are applied in the ship target recognition. It is proposed that the introduction of the deep learning technology into the ship target recognition field indicates a new direction for the research of the ship target recognition methods with better robustness, higher accuracy and better real-time performance.

Keywords ships; target recognition; deep learning ●



(责任编辑 韩明星)