

深度学习在水下目标检测与腐蚀评估中的应用进展

杨 进¹, 李 阳^{2,3}, 曾 辉¹, 张海龙¹, 朱庆军^{2,3}, 段继周^{2,3}

(1. 中国长江电力股份有限公司, 宜昌 443002; 2. 中国科学院海洋研究所海洋环境腐蚀与生物污损重点实验室, 青岛 266071;

3. 重庆交通大学航运与船舶工程学院, 重庆 400074)

摘 要: 随着海洋资源的不断开发和海洋环境的持续变化, 水下目标检测和腐蚀评估在海洋工程、海洋资源开发和水下基础设施维护等领域发挥着重要作用。两种技术虽路线不同却有交叉, 在一定程度上是相互关联的。综述了近年来深度学习技术在水下目标检测与腐蚀评估中的应用现状, 首先介绍了水下目标检测和腐蚀评估的背景, 然后分别对深度学习技术在水下目标检测和腐蚀评估方面的应用现状进行了简要分析, 最后讨论了目前水下目标检测和腐蚀评估在深度学习的影响下面临的挑战以及未来的研究方向。

关键词: 水下目标检测; 水下腐蚀检测; 图像增强; 深度学习

中图分类号: TG172.9

文献标志码: A

文章编号: 1005-748X(2024)09-0057-10

随着海洋经济的快速发展, 水下环境中进行监测与维护的需求变得愈发强烈。水下目标检测和腐蚀评估作为其中的关键性技术, 其研究成果对于海洋科学、资源开发、环境保护以及国防安全等领域具有极其深远的意义。然而, 在实际研究过程中, 水下环境的复杂性, 如低能见度、高盐度、频繁的微生物活动以及温度和压力的极端变化等因素, 给水下目标检测和腐蚀评估任务带来了一系列的挑战: 水下光照不足和水体的浑浊会增加捕捉和目标识别的难度; 水中的盐分和微生物会加快水下物体的腐蚀速率; 水下压强和温度的变化会影响传感器的性能和采集数据的准确性等。

近年来, 深度学习技术的发展为解决这些挑战提供了一些新的思路。深度学习技术, 尤其是卷积神经网络(CNN)和生成式对抗网络(GAN)等, 在特征自动学习、图像增强和数据生成方面带来了革命性的变化。通过从大量数据中学习相应的特征表示, 深度学习模型能够在复杂的水下环境中完成高精度的目标检测和腐蚀评估任务。

笔者主要着眼于近年来深度学习技术在水下目标检测和腐蚀评估中的应用现状, 对其进行简单的总结梳理和分析, 同时展望未来可能的研究方向和

技术趋势。

1 深度学习技术在水下目标检测中的应用

传统的水下目标检测技术受限于水下环境的复杂性和特殊性, 主要依赖声呐系统和图像处理技术, 且很多工作需要人工潜入水下完成。然而, 这些方法不仅准确性有限、操作难度高, 而且难以满足高精度要求, 甚至存在极大的安全风险。为了解决这些问题, 逐步发展出了自主式水下航行器(AUV)、遥控式水下航行器(ROV)、自主式水面航行器(ASV)和无人驾驶飞行器(UAV)等技术^[1], 这些技术已在水下结构物病害检测和缺陷检测^[2-3]、渔业养殖^[4]、海上资源勘探^[5]和海上风电^[6]等领域得到广泛应用, 如表 1 所示。然而, 这些技术在实际应用中仍面临续航时间短、数据传输难等问题。

深度学习是一种机器学习技术, 利用多层神经网络模拟人脑, 从大量数据中进行自动化的预测和分类。借助深度学习技术卓越的特征提取和模式识别能力, 水下目标检测的性能得到了显著提升, 水下目标检测技术进入了新的时代。

一些学者对前期的研究进行了梳理, 如 SAHU 等^[8]对水下图像增强算法进行了总结; 郭继昌等^[9]总结了水下图像增强和复原的方法, 并对典型方法进行了评测; 郭戈等^[10]回顾了基于声呐图像的水下目标检测、识别与跟踪技术, 并讨论了声呐图像的特性和处理方法; 林森等^[11]详细分析了水下光学图像目标探测的关键技术。

收稿日期: 2024-05-13

基金项目: 中国长江电力股份有限公司科研项目(2223020003)

通信作者: 朱庆军(1971—), 高级工程师, 博士, 主要从事腐蚀防护技术研究, 0532-82898731, zhuqingjun@qdio. ac. cn

表 1 部分先进水下探测设备及其应用领域^[7]
Tab. 1 Part of advanced underwater detection equipment and its application fields^[7]

水下探测设备	应用领域
“潜龙一号”6 000 m 自主水下机器人	海底资源调查,海洋科学研究,地形地貌探测,军事应用等
“探索 100”便携式自主水下机器人	热液探测,近岸水文调查,水下搜索,目标探测,海港安全检查,环境监测等
“海翼”7 000 m 水下滑翔机	海洋环境要素连续观测
“北极”自主/遥控水下机器人	海洋调查,极地冰下海洋环境监测,深海资源精细调查等
“海斗”全海深自主/遥控水下机器人	全海深环境中的海洋观测与探测
“海潜”300 m 遥控水下机器人	海洋石油钻井平台服务,海难抢险领域,海洋工程建设领域等
“海星”6 000 m 科考型遥控水下机器人	水下探测、观测、勘察、布放、取样等深海科考

水下目标检测技术通常依赖于水下图像增强技术来提高图像质量,然后利用水下目标检测算法来实现目标检测任务。因此,将其分为水下图像增强技术和水下目标检测算法两部分来介绍。

1.1 水下图像增强技术

受到水下环境复杂性的影响,水下图像常常存在模糊、噪声、色彩失真等问题。水下图像增强是指通过各种图像处理技术和算法,改善水下图像的质量和清晰度,以便更好地分析和识别水下场景中的目标特征,是提高水下目标检测任务性能的重要步骤,可通过物理模型方法、非物理模型方法和数据驱动方法三个方面来实现。

1.1.1 物理模型方法

物理模型方法是基于水下光学成像模型来实现图像增强的方法。通过建立水下光传播过程的数学模型,考虑光线的散射、吸收和衰减等因素,以恢复原始图像中丢失的信息。暗通道先验(DCP)和多尺度 Retinex 算法是常用的物理模型方法。暗通道先验首先假设场景中存在一个全局的光照,通过这个假设推断出场景的阴影和光照信息,进而恢复图像;多尺度 Retinex 算法则是模拟人眼对光照和反射的感知来改善图像的色彩和对比度。许多研究人员在这方面进行了深入研究,魏庆宇^[12]发展了一种基于暗通道先验的水下图像复原处理方法;魏铭^[13]提出了一种通过色彩空间处理和 Tetrolet 变换来提高图像质量,且基于暗通道先验算法的水下图像清晰化

方法;朱攀^[14]针对水下图像的对比度差、偏暗、纹理模糊和颜色偏差问题,提出了基于多尺度 Retinex 算法和暗通道先验去雾两种技术的图像增强方法;马敏慧^[15]对水下图像增强算法进行了一些改进,结合数据驱动的卷积神经网络和 U-Net 网络结构,提升了图像亮度、对比度和细节。

1.1.2 非物理模型方法

非物理模型方法,即不依赖于对物理过程的精确建模,主要基于局部对比度增强、直方图均衡化(HE)及其改进技术,如自适应直方图均衡化(AHE)、对比度受限自适应直方图均衡化(CLAHE)等技术,通过调整图像的亮度和对比度来改善图像的视觉效果。这些技术目前在水下目标检测方面的应用较为少见,有研究人员尝试使用它们来增强水下机器人拍摄的结构病害图像的对比度^[16],但是更多的水下应用场景还有待发掘。

1.1.3 数据驱动方法

数据驱动方法的策略是利用深度学习技术,尤其是卷积神经网络和生成式对抗网络,训练模型自动学习并进行水下图像增强。这种方法通过大量的水下图像数据训练网络,使其能够学习到水下图像中的特征和纹理信息,以及如何从模糊和噪声中恢复图像的细节,并生成更清晰、更真实的图像。于海峰^[17]提出了基于颜色线损失函数的生成式对抗网络,用于水下图像质量增强;崔博文^[18]则通过修改生成器网络的激活函数、特征提取网络和引入梯度图像损失函数,来提高图像质量。

此外,门控跨域协作网络(GCC-Net)也被用于解决水下目标检测中低对比度和能见度的问题^[19]。陈瑜^[20]也提出了一种联合双颜色空间恢复和多级解码结构的水下图像增强方法,并通过试验验证了其在颜色 and 对比度方面的增强效果。

1.2 水下目标检测算法

水下目标检测算法是指一类专门设计用于分析和处理水下图像或视频数据,以识别和定位水下环境中各种目标(如生物、物体、结构等)的计算机程序或数学模型。水下目标检测算法的核心挑战在于水下环境的复杂性,需要能够适应低对比度、模糊和不均匀的光照条件。

1.2.1 卷积神经网络

卷积神经网络是大多数水下目标检测算法使用的基本网络结构。这类网络结构通常包括不同的变体,如区域卷积神经网络(R-CNN)、YOLO(You

Only Look Once)、单镜头多盒检测器(SSD)等,它们通过在图像上滑动窗口或使用锚框来检测水下目标,是近期研究成果较多的方法。

(1) R-CNN 系列算法

R-CNN 系列算法是目标检测领域的重要里程碑,尤其是 Faster R-CNN。Faster R-CNN 是一种两阶段的目标检测算法,首先使用区域提议网络(RPN)生成候选区域,然后对这些区域进行精确的边界框回归和分类^[21]

Faster R-CNN 在速度和准确性之间取得了较好的平衡,适用于需要高精度检测的场景。研究人员为了在水下更好地发挥其性能做出了许多努力:有学者使用 Res2Net101 残差精炼网络特征提取模块改进 Faster R-CNN 的骨干网络来提高检测能力^[22];Boosting R-CNN 两阶段水下目标检测方法则通过引入 RetinaRPN 生成了高质量的区域提议网络^[23];陈海洋^[24]用特征因子融合机制、软阈值注意力机制和改进的非极大值抑制算法对 Faster R-CNN 算法进行了优化;王豪^[25]使用 Res2Net101 替换特征提取模块,同时引入在线难样本挖掘(OHEM)算法来解决样本不均衡问题;陈君谋^[26]针对水下目标检测中的模糊目标、小目标和重叠目标问题,提出了一种改进的 Faster R-CNN 算法。此外,将该算法与水下机器人等技术相结合来对水下目标进行检测也引起了一些研究人员的兴趣^[27]。

(2) YOLO 系列算法

YOLO 系列算法是一类高效的一阶段目标检测算法,通过将目标检测任务视为一个回归问题,直接在输入图像上预测边界框的坐标和类别概率。之前的研究大多基于 YOLOv4 及以下的版本^[28-30],随着技术的发展和迭代,已经有更多版本的 YOLO 算法被提出并成为研究主流,目前常用的有 YOLOv5、YOLOX、YOLOv7 和 YOLOv8 等。

研究人员首先尝试在 YOLOv5 算法的基础上加入不同的创新点来提升水下目标检测技术的性能,包括引入注意力机制^[31]、改进特征融合模块^[32]、优化损失函数^[33]等。YOLOX 是 YOLOv5 的一个改进版本,引入了 Anchor-free 机制,去除了锚点框,简化了模型结构,使其在不影响目标检测准确性的情况下也能够满足水下无人平台的轻量级要求。

在这些改进的基础上,研究人员提出了一个基于 MobileViT 视觉转换器和 YOLOX 的新型水下目标检测模型^[34]。YOLOv5s 是 YOLOv5 的一个

小型化版本,专为资源受限的环境设计,牺牲了一定的检测精度以换取更快的速度。在 YOLOv5s 的基础上研究的主要创新点包括改进网络结构^[35]、双向特征融合算法并引入全局注意力机制^[36]、引入 Mosaic-max 数据增强方法^[37]等,增强了特征提取能力和小目标检测精度。

YOLOv7 是日前较为热门的算法,在水下目标检测研究中得到了广泛应用。为了应对水下环境带来的挑战,研究者们提出了多种改进策略,例如增强图像分支和特征提取分支^[38]、增强通道和扩张模块^[39]、引入高效的通道注意力网络(ECANet)注意力机制^[40]、用新的高阶空间交互模块替代原有的高效层聚合网络^[41]等。通过这些改进,YOLOv7 在水下环境中的稳定性、准确性和可靠性均得到了极大的提升。

YOLOv8 作为 YOLO 系列算法的新成员,已经在水下目标检测领域表现出一定的潜力。DSW-YOLOv8n 作为新型水下目标检测算法^[42],通过替换 YOLOv8n 中的交叉卷积融合(C2F)模块,增强了目标区域在卷积特征图上的适应性,提高了目标区域特征的提取精度。

(3) SSD 系列算法

SSD 也是一种一阶段目标检测算法,它能够在不同尺度的特征图上预测目标的边界框,同时检测不同大小的物体。SSD 算法在实时性方面表现良好,适合于需要快速检测的应用场景。宋明龙^[43]在 SSD 算法基础上进行改进,得到水下目标检测算法 CC-Det 和轻量化水下目标检测模型 SG-Det;张家硕^[44]提出了 MFFSSD 目标检测算法,通过引入注意力机制、多尺度特征融合和 Focal Loss 损失函数来提高水下目标检测的精度;张伟等^[45]提出了一种基于改进 SSD 的目标检测算法,该算法使用残差卷积神经网络替代 SSD 中的基础网络,并在其中引入深度分离可变形卷积模块进行特征提取,提高了水下复杂环境中目标检测的精度和速度。

1.2.2 数据集

数据集通常包含真实世界中的水下图像,这些图像通常由潜水员或水下机器人等设备拍摄。同时,为了确保模型的泛化能力,数据集需要包含多种水下环境(如珊瑚礁、深海、沉船遗址等)、光照条件、水质(清晰或浑浊)、深度和目标类型(如鱼类、海洋哺乳动物、人造物体等)。每个图像或视频帧都需要有精确的目标标注。有研究人员在文章中总结了现

有的一些水下目标检测数据集^[46],包括 Wild Fish Marker、Fishclef2014、Fishclef2015、Seaclef2016 等,并分析了这些数据集各自的特点和局限性。

在实际研究中,数据集的选择和构建对于算法的性能至关重要。王帆^[47]提出了一个大规模、精细标注的水下目标检测混合数据集;FU 等^[48]提出了一个新的真实世界水下物体检测数据集。同时,也有许多研究人员尝试通过一些技术手段对数据集进行优化。袁梦宜^[49]通过 Mosaic 方法和像素填充,对水下图像数据集进行扩充;梁秀满等^[50]基于暗通道先验和深度传输图,对水下图像数据集进行增强;黄明发^[51]通过 Mosaic-Mixup 数据增强方法处理数据集;陈谦^[52]提出了基于 GAN 的水下小样本扩充方法,通过生成对抗网络合成多样的水下图像,解决数据集类不平衡问题;谢晓东^[53]提出了基于分解的多目标优化(MUOD)算法,通过随机亮度失真、随机对比度失真、随机饱和度失真和随机色偏失真等方法扩充数据集,有效提高了数据集的多样性;还有一些研究则利用 GAN 对数据集进行扩充^[15-16,54],提高了模型的泛化能力。

2 深度学习在水下腐蚀评估中的应用

水下腐蚀评估是水下基础设施维护中的重要组成部分。材料在水下环境中通常要比在陆地上更容易受到腐蚀。因此,及时准确地评估腐蚀状态对于确保水下结构的完整性和安全性至关重要。

传统的水下腐蚀评估是通过挂片法、电位测量、超声波探测、电化学噪声、电阻探针以及无线网络系统控制和水下机器人等技术来完成的^[55]。这些方法能够提供材料腐蚀速率、内部缺陷、应力状态等信息,帮助制定有效的维护和修复策略,但存在一定的局限性,如成本高昂、效率低,难以实现对大面积结构的连续和实时监测等。通常需要根据具体的环境条件和检测要求,将这些技术结合使用以实现最佳的检测效果,这无疑增加了水下作业的难度。

深度学习因其先进的图像处理和模式识别技术,使得其在水下腐蚀评估中的应用具有值得期待的潜力。深度学习模型通过从大量的水下图像数据中自动学习和提取与腐蚀有关的特征,能够正确识别腐蚀类型以及对腐蚀的严重程度进行评估,从而为日常维护和后续修缮提供参考。另外,深度学习技术也可以增强水下图像的质量,提高低能见度条件下的腐蚀检测能力。相较于传统方法,基于深度

学习的评估体系能够在无人值守的情况下,实现大面积、长时间跨度的连续监测,大大降低了人力和经济成本,提高了工作效率。随着深度学习技术的进一步优化和完善,在积累了足够的数据后甚至有可能在保证可靠性、准确性和识别效率的前提下实现对水下腐蚀后续发展趋势的精准预测,这是传统方法难以做到的。

深度学习技术在水下腐蚀评估中的应用步骤包括图像数据的准备和预处理、模型开发与训练、腐蚀状态的识别与评估以及腐蚀状态的预测与监测。

2.1 图像数据的准备和预处理

在水下环境中,图像数据的质量受到多种因素的影响,从而影响人们准确评估腐蚀状态。因此,图像数据的准备和预处理是非常关键的第一步。其中包括使用水下摄像设备捕获图像,以及对获取的腐蚀图像进行去噪、对比度增强等处理过程。

在水下腐蚀图像预处理与增强方面,已经有一系列的方法和技术可改善水下环境中图像质量和提高腐蚀评估的准确性。例如,应用直方图均衡化技术(如 CLAHE 算法)可以显著提高图像的对比度,使原本不明显的腐蚀区域更加突出;Gray World 算法则通过颜色校正来改善图像的视觉质量,使其更接近真实场景;在对比度增强的基础上,还可应用 Retinex 算法进一步优化图像,该算法通过分离图像的光照和反射分量来恢复图像的局部对比度,使腐蚀特征在图像中更加明显。有研究者对比的这三种算法在实际应用中的效果^[56],结果表明三者中 Gray World 算法在提高训练网络精度方面表现最好。

除了上面提到的技术,研究人员也尝试采用深度学习方法来进一步提升水下腐蚀图像的质量。例如,陈爽^[57]通过深度学习神经网络对锈蚀图像进行识别;KHAN 等^[58]通过图像恢复和增强技术来改善退化的水下图像,以评估海底管道的腐蚀情况;RAJASEKAR 等^[59]提出的一种新数字图像处理策略,可有效识别和定位腐蚀区域,提高图像中腐蚀特征的可见性。

无论是通过直接的图像恢复和增强技术,还是通过提高锈蚀检测的准确性和分割的精确性,这些方法都能够为水下腐蚀评估提供更高质量的图像,从而为结构安全评估和维护决策提供更可靠的依据。

2.2 模型选择与训练

合适的深度学习模型对于实现快速、准确的腐

蚀检测来说举足轻重。在选择与训练水下腐蚀评估深度学习模型时,首先需要收集和预处理大量的水下图像或数据;然后,选择合适的深度学习模型来完成训练。常用的模型包括 Mask R-CNN、YOLO 和 U-Net 等为图像分割任务设计的网络,可实现较为精准的腐蚀区域识别及分割。在 YOLO、Mask R-CNN 和标准 CNN 三种模型中,Mask R-CNN 模型在水下数据集上的表现最佳^[55]。而结合双注意力机制和 U-Net 网络构建的锈蚀区域分割模型,可以提高对小样本数据集的识别准确率和速度^[60]。除了上述的图像分割模型之外,支持向量机回归(SVR)模型等^[61]也为腐蚀评估提供了一些实用的方法。

在模型训练时,不仅要选择合适的模型,还要有合适的数据集,模型需要通过大量的标注数据来学习和识别腐蚀特征。Mask R-CNN 在原始图像上可以达到 77.1% 的平均精度,证明了其在实例分割任务中的有效性。目前研究人员已经收集到的数据集包括 3C 钢、低合金钢、铜合金等材料的腐蚀数据^[62-64],涵盖了不同的海水环境因素,如温度、盐度和 pH 等^[63]。SOARES 等^[65]也创建了一个合成数据集,通过改变图像的伽马变量来模拟水下图像的浑浊度。

完成对模型的训练和验证后,模型就可以被部署到实际的水下检测任务中,应用场景包括集成到实时水下管道腐蚀检查的机器人系统中^[58],嵌入到遥控式水下航行器^[59]或自动化监测系统中,并根据模型在实际应用中的表现对其进行持续地改进和迭代。随着更多数据的收集和新技术的发展,模型可以通过迁移学习、微调和再训练等方法进行更新,以提高其检测性能和适应新的挑战。

2.3 腐蚀状态的识别与评估

在深度学习模型训练成功之后,利用这些模型对水下结构的腐蚀状态进行细致和全面地识别与评估,从而为维护 and 修复工作提供证据支持。这个过程通常包括图像的自动分割、腐蚀区域的精确定位以及腐蚀程度的定性分析等。

YOLO、Mask R-CNN 等实例分割模型能够输出每个腐蚀区域的精确边界,并为每个分割的区域分配一个类别标签,从而精确定位每个腐蚀的位置。特别是一些结合了注意力机制的深度学习模型,能够自动关注图像中最重要的部分,从而提高腐蚀区域定位的准确性。

深度学习模型还能够对腐蚀状态进行评估,包括确定腐蚀类型(如点蚀、全面腐蚀等)和评估腐蚀程度(如无腐蚀、轻度腐蚀、中度腐蚀、重度腐蚀),可实现腐蚀状态的自动分类。SOARES 等^[65]提出的一种基于卷积神经网络的方法可以识别水下图像中不同的腐蚀程度。在原始图像上叠加分割区域和标注腐蚀程度,可以快速识别出需要紧急处理的腐蚀区域,从而制定有效的维护策略。

在腐蚀状态的识别与评估方面,深度学习模型的应用不只局限于静态的图像分析。结合时间序列数据,深度学习模型可以分析出腐蚀随时间变化的趋势。这种动态评估能力对于长期监测和维护计划的制定尤为重要,可以提前发现潜在的腐蚀问题,避免事故的发生。

2.4 腐蚀状态的监测与预测

在完成上述三部分的任务之后进行腐蚀状态的监测与预测,这是确保水下结构长期安全运行的有效手段。

在腐蚀状态的监测方面,深度学习模型通常集成在自动化的水下监测系统中,以实现腐蚀状态的连续监控。这些系统使用高分辨率的水下摄像头持续获取结构表面的图像,并将这些图像传输到搭载深度学习模型的分析平台。模型实时处理图像数据,及时发现新的腐蚀迹象,或者监测已知腐蚀区域的变化。如果监测到潜在的腐蚀问题,系统会立即发出警报,通知维护团队进行进一步的检查或采取紧急措施。

在腐蚀状态的预测方面,深度学习模型通过分析历史腐蚀数据和当前环境因素,结合实时监测数据,来预测特定区域可能出现的腐蚀情况以及特定条件下的腐蚀速率,帮助制定更为精确的维护计划。基于遗传算法优化反向传输法(GA-BP)神经网络在铜合金海洋腐蚀预测方面的应用已经证明了其有效性^[62],结合 BP 神经网络和遗传算法不仅提高了 GA-BP 神经网络的预测精度,还加快了训练速度。

这种结合传统神经网络和进化算法的方法,为处理复杂的腐蚀数据提供了一种新的视角,并在实际应用中展现出良好的泛化能力。LI 等^[61]提出了一个基于主成分分析(PCA)、人工蜂群算法(ABC)和支持向量机回归新的数据驱动的腐蚀预测模型 PCA-ABC-SVR。该模型在预测海底原油管道腐蚀速率方面表现出色,与其他模型相比,在预测准确性和结果稳定性方面都具有明显优势。这表明,通过

综合运用多种数据分析技术,可以显著提升腐蚀状态预测的性能。

而在预测特定材料在特定环境中的腐蚀行为时,基于人工神经网络(ANN)模型的表现令人翘首。它能够有效预测合金 600 在初级水应力腐蚀开裂中的裂纹生长速率^[66],结合敏感性分析,研究人员能够识别出影响腐蚀速率的关键因素。这种深入的分析有助于更好地理解腐蚀机制,从而为材料的设计和防腐蚀措施的制定提供指导。人工神经网络的作用还不止于此,还有研究人员将其应用于其他的水下腐蚀研究中。DE 等^[67]生成了一个人工神经网络集成模型,以改善管道腐蚀速率和缺陷分布的预测精度。该方法结合了管道的几何特征、多相流参数和确定性模型等来提高预测性能。WEI 等^[68]研究了在三亚海水环境中低合金钢中关键合金元素对耐蚀性的影响,并使用人工神经网络和数据驱动模型来预测低合金钢的耐蚀性。通过数据挖掘技术,确定了影响低合金钢腐蚀情况的关键合金元素,并可视化了这些元素对腐蚀潜力的影响,为开发高质量、低成本的低合金钢提供了直观的数据支撑。

3 总结与展望

水下目标检测和腐蚀评估都是为水下环境作业提供支持和保障的关键技术。水下目标检测通过识别和定位水下物体,帮助人们更好地理解和探索水下世界;腐蚀评估则通过评估水下结构的腐蚀程度来预防潜在的安全风险,确保其安全运行。值得注意的是,尽管深度学习技术在水下目标检测和腐蚀评估的应用已较为成熟,但仍有一些问题可以探讨。

(1) 水下环境的复杂性主要来自于其动态变化的特性,不同的水下环境需要解决的问题和技术难点也不同。例如,水下光照条件减弱会导致图像质量下降,水体中的悬浮颗粒、藻类和其他生物会影响图像的清晰度。

为了提高模型在动态水下环境中的适应性,需要收集和标注大量的水下数据。因此,针对这些情况开发更强大的模型,使其能够根据水下环境变化自动调整参数,或者利用 GAN、ANN 等技术在已有图像数据的基础上生成更加多样化的训练数据;还可以通过增强学习、迁移学习等技术,提高模型在不同水下环境中的泛化能力,减少对大量标注数据的依赖。

(2) 在实际应用中,实际获得的图像数据非常

有限,难以覆盖所有的目标特征。如果要增加数据集的数据量,训练所需要的时间和设备等成本也会增加。同时,水下任务中的硬件设备性能也相当有限,远没有训练时所用的设备性能强。提高深度学习算法的效率,使其不仅可以在较少样本的情况下取得更好的训练成果,也可以在保证检测和评估准确性的同时,减少模型计算的复杂性和资源消耗。

(3) 水下目标检测和腐蚀评估是一个跨学科领域,涉及海洋工程、材料科学、计算机视觉、机器学习等。要对现有技术的瓶颈实现突破,需要不同学科领域的研究人员紧密合作,共同解决水下环境中的挑战。例如,集成先进的传感器技术,可以收集到更高质量的水下数据;材料工程的进步可以提供更多关于材料腐蚀行为的信息;结合遥感技术等,可以获得更全面的水下环境信息。

这些学科技术的发展与融合,不仅可以提高检测和评估的准确性,还可以更深入地理解水下环境,为海洋资源的开发和保护提供更加科学的判断。

参考文献:

- [1] FUN SANG CEPEDA M, DE SOUZA FREITAS MACHADO M, SOUSA BARBOSA F H, et al. Exploring autonomous and remotely operated vehicles in offshore structure inspections[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(11): 2172.
- [2] AHMED H, LA H M, GUCUNSKI N. Review of non-destructive civil infrastructure evaluation for bridges: state-of-the-art robotic platforms, sensors and algorithms[J]. *Sensors*, 2020, 20(14): 3954.
- [3] SINGH R, SARKAR P, GOSWAMI V, et al. Review of low cost micro remotely operated underwater vehicle [J]. *Ocean Engineering*, 2022, 266: 112796.
- [4] 吴诗昊, 周悦, 敖琪, 等. 渔业养殖监测用 AUV 及其控制系统[J]. *上海海洋大学学报*, 2023, 32(5): 953-966.
WU S H, ZHOU Y, AO Q, et al. AUV for aquaculture monitoring and its control system [J]. *Journal of Shanghai Ocean University*, 2023, 32(5): 953-966.
- [5] HE Y, WANG D B, ALI Z A. A review of different designs and control models of remotely operated underwater vehicle [J]. *Measurement and Control*, 2020, 53(9/10): 1561-1570.
- [6] KHALID O, HAO G B, DESMOND C, et al. Applications of robotics in floating offshore wind farm operations and maintenance: literature review and trends[J]. *Wind Energy*, 2022, 25(11): 1880-1899.
- [7] 中国科学院沈阳自动化研究所. 海洋工程技术与装备

- [EB/OL]. http://www.sia.cas.cn/kycg/cgzh/202008/t20200827_5677598.html, 2020-08-27/2024-07-18.
- [8] SAHU P, GUPTA N, SHARMA N. A survey on underwater image enhancement techniques [J]. International Journal of Computer Applications, 2014, 87(13):19-23.
- [9] 郭继昌,李重仪,郭春乐,等. 水下图像增强和复原方法研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(03): 273-287.
- [10] 郭戈,王兴凯,徐慧朴. 基于声呐图像的水下目标检测、识别与跟踪研究综述[J]. 控制与决策, 2018, 33(05): 906-922.
- [11] 林森,赵颖. 水下光学图像中目标探测关键技术研究综述[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6):060002. LIN S, ZHAO Y. Review on key technologies of target exploration in underwater optical images[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 060002.
- [12] 魏庆宇. 基于深度学习的 ROV 水下目标检测方法研究[D]. 镇江:江苏科技大学, 2022. WEI Q Y. Research on ROV underwater target detection method based on deep learning [D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2022.
- [13] 魏铭. 基于深度学习的 ROV 水下目标检测方法研究[D]. 镇江:江苏科技大学, 2023. WEI M. Research on ROV underwater target detection method based on deep learning [D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2023.
- [14] 朱攀. 基于深度学习的水下光学图像目标检测系统的设计与实现[D]. 南京:东南大学, 2022. ZHU P. Design and implementation of underwater optical image target detection system based on deep learning[D]. Nanjing:Southeast University, 2022.
- [15] 马敏慧. 基于深度学习的水下图像增强与目标检测[D]. 镇江:江苏科技大学, 2023. MA M H. Underwater image enhancement and target detection based on deep learning [D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2023.
- [16] 宋泰毅. 基于深度学习及三维点云的墩台水下病害检测[D]. 大连:大连海事大学, 2022. SONG T Y. Underwater disease detection of pier and abutment based on deep learning and three-dimensional point cloud[D]. Dalian:Dalian Maritime University, 2022.
- [17] 于海峰. 水下图像质量增强与目标检测算法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2022. YU H F. Research on underwater image quality enhancement and target detection algorithm [D]. Qinhuangdao:Yanshan University, 2022.
- [18] 崔博文. 基于深度学习的水下图像增强和水下目标检测技术研究[D]. 镇江:江苏科技大学, 2023. CUI B W. Research on underwater image enhancement and underwater target detection technology based on deep learning [D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2023.
- [19] DAI L H, LIU H, SONG P H, et al. A gated cross-domain collaborative network for underwater object detection[J]. Pattern Recognition, 2024, 149:110222.
- [20] 陈瑜. 基于深度学习的水下目标检测算法研究[D]. 成都:电子科技大学, 2023. CHEN Y. Research on underwater target detection algorithm based on deep learning [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023.
- [21] Target detection and recognition based on improved faster R-CNN [J]. Journal of Image and Signal Processing, 2019, 8(2):43-50.
- [22] WANG H, XIAO N F. Underwater object detection method based on improved faster RCNN[J]. Applied Sciences, 2023, 13(4):2746.
- [23] SONG P H, LI P T, DAI L H, et al. Boosting R-CNN: Reweighting R-CNN samples by RPN's error for underwater object detection[J]. Neurocomputing, 2023, 530:150-164.
- [24] 陈海洋. 基于多尺度特征融合的水下小目标检测方法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2022. CHEN H Y. Research on underwater small target detection method based on multi-Scale feature fusion [D]. Qinhuangdao:Yanshan University, 2022.
- [25] 王豪. 基于深度学习的水下目标检测方法及其应用研究[D]. 广州:华南理工大学, 2022. WANG H. Research on underwater target detection method based on deep learning and its application [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2022.
- [26] 陈君谋. 基于深度学习的水下图像增强及目标检测算法研究[D]. 桂林:桂林电子科技大学, 2022. CHEN J M. Research on underwater image enhancement and target detection algorithm based on deep learning [D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2022.
- [27] 陆地. 基于 Faster R-CNN 的 ROV 水下目标检测方法研究[D]. 镇江:江苏科技大学, 2023.

- LU D. Research on ROV underwater target detection method based on faster R-CNN [D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2023.
- [28] WANG G C, GAO J, XIANG Y F, et al. Deep learning-driven underwater polarimetric target detection based on the dispersion of polarization characteristics[J]. Optics & Laser Technology, 2024, 174:110549.
- [29] 邱峰. 基于深度学习的水下目标检测方法研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2023.
- QIU F. Research on underwater target detection method based on deep learning [D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2023.
- [30] 徐书博. 基于深度学习的轻量级水下目标检测方法研究[D]. 上海: 上海海洋大学, 2023.
- XU S B. Research on lightweight underwater target detection method based on deep learning [D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2023.
- [31] WANG X Y, XUE G, HUANG S T, et al. Underwater object detection algorithm based on adding channel and spatial fusion attention mechanism [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(6):1116.
- [32] 韩发通. 基于深度学习的水下目标检测与分割算法研究[D]. 济南: 山东建筑大学, 2023.
- HAN F T. Research on underwater target detection and segmentation algorithm based on deep learning [D]. Jinan: Shandong Jianzhu University, 2023.
- [33] 庄园. 基于深度学习的水下目标检测与跟踪算法研究[D]. 济南: 山东建筑大学, 2023.
- ZHUANG Y. Research on underwater target detection and tracking algorithm based on deep learning [D]. Jinan: Shandong Jianzhu University, 2023.
- [34] SUN Y, ZHENG W X, DU X, et al. Underwater small target detection based on YOLOX combined with MobileViT and double coordinate attention [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(6):1178.
- [35] 张银胜, 杨宇龙, 胡宇翔, 等. 改进视觉注意力网络的水下目标检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(12):132-143.
- ZHANG Y S, YANG Y L, HU Y X, et al. Improved visual attention network underwater target detection algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(12):132-143.
- [36] 王立成. 基于深度神经网络 YOLO 的水下目标检测算法研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2023.
- WANG L C. Research on underwater target detection algorithm based on deep neural network YOLO[D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2023.
- [37] 李孟奇. 水下图像增强与目标检测算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2022.
- LI M Q. Research on underwater image enhancement and target detection algorithm [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2022.
- [38] WANG Z H, ZHANG G S, LUAN K F, et al. Image-fused-guided underwater object detection model based on improved YOLOv7[J]. Electronics, 2023, 12(19): 4064.
- [39] CHEN X, YUAN M, FAN C Y, et al. Research on an underwater object detection network based on dual-branch feature extraction [J]. Electronics, 2023, 12(16):3413.
- [40] CHENG C S, HOU X J, WEN X, et al. Small-Sample underwater target detection: a joint approach utilizing diffusion and YOLOv7 model [J]. Remote Sensing, 2023, 15(19):4772.
- [41] ZHAO L, YUN Q, YUAN F C, et al. YOLOv7-CHS: an emerging model for underwater object detection [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(10):1949.
- [42] LIU Q, HUANG W, DUAN X Q, et al. DSW-YOLOv8n: a new underwater target detection algorithm based on improved YOLOv8n [J]. Electronics, 2023, 12(18):3892.
- [43] 宋明龙. 基于改进 SSD 的水下目标检测算法研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2023.
- SONG M L. Research on underwater target detection algorithm based on improved SSD [D]. Huainan: Anhui University of Science & Technology, 2023.
- [44] 张家硕. 基于 SSD 和图像增强的水下目标检测算法研究[D]. 开封: 河南大学, 2021.
- ZHANG J S. Research on underwater target detection algorithm based on SSD and image enhancement[D]. Kaifeng: Henan University, 2021.
- [45] 强伟, 贺昱曜, 郭玉锦, 等. 基于改进 SSD 的水下目标检测算法研究[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(4): 747-754.
- QIANG W, HE Y Y, GUO Y J, et al. Exploring underwater target detection algorithm based on improved SSD [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(4):747-754.
- [46] 董金耐, 杨森, 谢卓冉, 等. 水下图像目标检测数据集及检测算法综述[J]. 海洋技术学报, 2022, 41(5): 60-

72.
DONG J N, YANG M, XIE Z R, et al. Overview of underwater image object detection data set and detection algorithms [J]. Journal of Ocean Technology, 2022, 41(5): 60-72.
- [47] 王帆. 一体化水下实时目标检测方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2022.
WANG F. Research on integrated underwater real-time target detection method[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022.
- [48] FU C P, LIU R S, FAN X, et al. Rethinking general underwater object detection: Datasets, challenges, and solutions[J]. Neurocomputing, 2023, 517: 243-256.
- [49] 袁梦宜. 端到端的单阶段水下目标检测算法研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2022.
YUAN M Y. Research on end-to-end single-Stage underwater target detection algorithm [D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2022.
- [50] 梁秀满, 李然, 于海峰, 等. 改进 YOLOv7 的水下目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(6): 89-99.
- [51] 黄明发. 基于卷积神经网络的水下图像增强及目标检测算法研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2022.
HUANG M F. Research on underwater image enhancement and target detection algorithm based on convolutional neural network [D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2022.
- [52] 陈谦. 基于深度学习的水下目标检测方法研究[D]. 北京: 北京石油化工学院, 2023.
CHEN Q. Research on underwater target detection method based on deep learning [D]. Beijing: Beijing Institute of Petrochemical Technology, 2023.
- [53] 谢晓东. 基于深度学习的水下目标检测算法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2023.
XIE X D. Research on underwater target detection algorithm based on deep learning [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2023.
- [54] 张晨晨. 水下目标检测算法研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2022.
ZHANG C C. Research on underwater target detection algorithm [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2022.
- [55] 石鹏飞, 胡凌越, 段国庆, 等. 腐蚀监测技术研究现状与展望[J]. 全面腐蚀控制, 2023, 37(10): 23-30.
SHI P F, HU L Y, DUAN G Q, et al. Research and prospect of corrosion monitoring techniques[J]. Total Corrosion Control, 2023, 37(10): 23-30.
- [56] PIRIE C, MORENO-GARCIA C F. Image pre-processing and segmentation for real-time subsea corrosion inspection[C]//ILIADIS L, MACINTYRE J, JAYNE C, et al. International Conference on Engineering Applications of Neural Networks. Cham: Springer, 2021: 220-231.
- [57] 陈爽. 基于深度神经网络的耐候桥梁钢锈蚀图像识别[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.
CHEN S. Image recognition of corrosion of weathering bridge steel based on depth neural network [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.
- [58] KHAN A, ALI S S A, ANWER A, et al. Subsea pipeline corrosion estimation by restoring and enhancing degraded underwater images [J]. IEEE Access, 2018, 6: 40585-40601.
- [59] RAJASEKAR M, ARULDOSS A C, BENNET M A, et al. A novel method to detect corrosion in underwater infrastructure using an image processing [J]. ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences, 2018, 13(7): 2556-2561.
- [60] 成孟腾. 基于机器视觉的水工钢结构表面锈蚀区域分割研究[D]. 宜昌: 三峡大学, 2022.
CHENG M T. Research on surface rust region segmentation of hydraulic steel structure based on machine vision [D]. Yichang: China Three Gorges University, 2022.
- [61] LI X H, ZHANG L Y, KHAN F, et al. A data-driven corrosion prediction model to support digitization of subsea operations [J]. Process Safety and Environmental Protection, 2021, 153: 413-421.
- [62] 张彭辉, 肖攸安, 赵建仓, 等. GA-BP 神经网络在铜合金海洋腐蚀预测中的应用[J]. 装备环境工程, 2021, 18(12): 73-78.
ZHANG P H, XIAO Y A, ZHAO J C, et al. Application of GA-BP artificial neural network in seawater corrosion prediction of copper alloys [J]. Equipment Environmental Engineering, 2021, 18(12): 73-78.
- [63] WEN Y F, CAI C Z, LIU X H, et al. Corrosion rate prediction of 3C steel under different seawater environment by using support vector regression[J]. Corrosion Science, 2009, 51(2): 349-355.
- [64] DIAO Y P, YAN L C, GAO K W. Improvement of the machine learning-based corrosion rate prediction model through the optimization of input features[J]. Materials & Design, 2021, 198: 109326.
- [65] SOARES L, BOTELHO S, NAGEL R, et al. A visual inspection proposal to identify corrosion levels in

- marine vessels using a deep neural network[C]//2021 Latin American Robotics Symposium (LARS), 2021 Brazilian Symposium on Robotics (SBR), and 2021 Workshop on Robotics in Education (WRE). Natal, Brazil. IEEE, 2021:222-227.
- [66] SHI J B, WANG J H, MACDONALD D D. Prediction of primary water stress corrosion crack growth rates in Alloy 600 using artificial neural networks [J]. Corrosion Science, 2015, 92:217-227.
- [67] DE MASI G, GENTILE M, VICHI R, et al. Machine learning approach to corrosion assessment in subsea pipelines [C]//OCEANS 2015 - Genova. Genova, Italy. IEEE, 2015:1-6.
- [68] WEI X, FU D M, CHEN M D, et al. Data mining to effect of key alloying elements on corrosion resistance of low alloy steels in Sanya seawater environment Alloying Elements [J]. Journal of Materials Science & Technology, 2021, 64:222-232.

Application Advance of Deep Learning in Underwater Target Detection and Corrosion Assessment

YANG Jin¹, LI Yang^{2,3}, ZENG Hui¹, ZHANG Hailong¹, ZHU Qingjun^{2,3}, DUAN Jizhou^{2,3}

(1. China Yangtze Power Co., Ltd., Yichang 443002, China;

2. Key Laboratory of Marine Environmental Corrosion and Bio-Fouling, Institute of Oceanology, Chinese Academy of Sciences, Qingdao 266071, China;

3. School of Shipping and Naval Architecture, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: With the continuous development of ocean resources and the ongoing changes in the marine environment, underwater target detection and corrosion assessment have played a significant role in fields such as marine engineering, ocean resource exploitation, and maintenance of underwater infrastructure. Although these two technologies follow different paths, they intersect and were found to be interrelated to a certain extent. The current developments of the application of deep learning technology in underwater target detection and corrosion assessment in recent years were reviewed. It introduced the background of underwater target detection and corrosion assessment was introduced, and then the current state of application of deep learning technology in both underwater target detection and corrosion assessment was analyzed. Finally, the potential challenges of underwater target detection and corrosion assessment under the influence of deep learning was discussed, as well as future research directions.

Key words: underwater target detection; underwater corrosion detection; image enhancement; deep learning