

【引用格式】潘州, 周河宇, 李杰, 等. 人工智能技术在无人艇智能控制方面的应用展望[J]. 数字海洋与水下攻防, 2024, 7(5): 561-570.

人工智能技术在无人艇智能控制方面的应用展望

潘 州¹, 周河宇^{2, 3}, 李 杰¹, 张新龙¹, 梁 祺^{1, *}, 郭 萌¹

(1. 天津航海仪器研究所, 天津 300131;
2. 中国船舶集团有限公司第七一〇研究所, 湖北 宜昌 443003;
3. 清江创新中心, 湖北 武汉 430076)

摘 要 随着人类探索海洋活动愈加频繁, 水面无人艇以可替代人类在恶劣环境完成危险作业任务这一优势得到了广泛的关注与长足的发展。伴随着智能化技术的发展, 人工智能技术与无人艇智能控制的结合也越来越紧密, 人工智能技术的出现提升了水面无人艇的自主航行、态势感知、水下探测和健康管理能力。首先, 对水面无人艇在以上四个方面的发展的必要性与技术难点做简要介绍与分析; 然后, 分别对 4 个方面的发展和人工智能应用情况做总结回顾, 并结合当前技术困难做简要分析; 最后, 总结了水面无人艇在智能控制方面亟需解决的关键科学问题, 并对可行的方案以及该应用研究领域的未来发展做了进一步的展望。

关键词 人工智能; 无人艇; 自主航行; 水面目标检测; 水下探测

中图分类号 TP391.7

文献标识码 A

文章编号 2096-5753(2024)05-0561-10

DOI 10.19838/j.issn.2096-5753.2024.05.013

Development and Application of Artificial Intelligence Technology in Intelligent Control for Unmanned Surface Vehicles

PAN Zhou¹, ZHOU Heyu^{2, 3}, LI Jie¹, ZHANG Xinlong¹, LIANG Qi^{1, *}, GUO Meng¹

(1. Tianjin Institute of Marine Instruments, Tianjin 300131, China;
2. No. 710 R&D Institute, CSSC, Yichang 443003, China;
3. Qingjiang Innovation Center, Wuhan 430076, China)

Abstract With the increasing frequency of human exploration of the ocean, unmanned surface vehicles have gained widespread attention and significant development due to their advantage of replacing humans in completing dangerous tasks in harsh environment. With the development of intelligent technology, the combination of artificial intelligence technology and intelligent control of unmanned surface vehicles is becoming increasingly close. The emergence of artificial intelligence technology has improved the autonomous navigation, situational awareness, underwater detection, and health management capabilities of unmanned surface vehicles. Firstly, a brief introduction and analysis of the necessity and technical difficulties in the development of unmanned surface vehicles in the above four aspects is provided. Then, the development and application of artificial intelligence are summarized, and the current technological difficulties are briefly analyzed. Finally, the key scientific issues that urgently need to be addressed in intelligent control for unmanned

收稿日期: 2024-08-06

作者简介: 潘州 (1981-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要从事任务系统总体设计。

*通信作者: 梁祺 (1994-), 男, 博士, 工程师, 主要从事任务系统总体设计及智能算法研究。

surface vehicles are summarized, and feasible solutions and future development in this application field are further discussed.

Key words artificial intelligence; unmanned surface vehicle; autonomous navigation; surface target detection; underwater detection

0 引言

水面无人艇 (Unmanned Surface Vehicles, USV) 是一种集高科技与智能化于一体的海洋交通工具。由于其具有自主探测和智能搜索的功能, 在军用和民用领域上都具有广阔的前景, 它的出现, 不仅适用于军事上危险的探测任务, 也可用于民用领域气象水文或未知海域的探测, 大大节省了人力成本和保证了人员的安全性, 无人艇的出现在民用和军用领域中具有深远的意义^[1]。

随着智能化技术的发展, 人工智能技术逐渐在水面无人艇中得到应用, 增强了无人艇在自主感知, 智能化控制, 水下作业, 健康管理等方面的能力, 使得无人艇的应用范围进一步扩大, 从海洋探测这类简单操作逐步推广到巡逻与侦察、反潜作战、海洋搜救等复杂任务。无人艇自主航行技术、水面态势感知技术、水下探测技术、无人艇健康管理技术也因此得到了长足的发展^[2]。

自主航行技术是水面无人艇运动控制的核心, 主要是对通过态势感知获取的水面目标信息及海图障碍物信息进行解算, 依据船舶本身运动参数生成避障路线以及相应的车舵控制命令。传统的自主航行算法可完成简单场景的路径规划及解算, 但在复杂的海洋环境中, 自主航行往往具有时滞性、不确定性等因素, 往往难以对海面流域上复杂的海况做出路径规划。人工智能的出现提升了自主航行决策速度, 缓解了自主航行决策滞后的问题^[3]。

态势感知技术主要分为雷达探测和视觉探测 2 部分, 2 种探测手段各有所长, 互为补充。雷达探测是利用发射电磁波并采集收到的回波来判断目标类型的一种手段; 视觉探测主要是利用可见光或不可见光进行图像识别来判断目标类型。二者虽在技术手段上略有差别, 但最终的识别过程殊途同归, 都需要对目标数据进行分类判别。人工智能在态势感知技术方面的应用极大地提升了目标分类

识别的准确度, 推动了态势感知技术的发展^[4-5]。

水下探测技术主要是采用声呐设备进行水下环境感知的一种手段, 主要对超声波反射采集的波形进行分析, 与雷达反射回波识别类似。人工智能主要应用在回波分析中, 但由于海洋环境复杂, 噪点较多, 因此水下探测的性能还远不及雷达成熟^[6]。

健康管理主要对无人艇各设备进行状态检测, 提前预知或实时监测无人艇可能出现或已经出现的各种故障, 并结合无人艇当前任务进行分析建模, 生成影响分析结果。人工智能的应用将健康管理技术逐步从实时监测转向提前预知, 提升了远程控制人员对无人艇状态的掌控能力^[7-8]。

近几年人工智能技术与各行业联系越来越紧密, 无人艇技术也需要与前沿技术相结合提升智能化水平。文献^[1]仅结合人工智能技术的发展趋势, 对未来可发展的方向做了展望, 但缺乏相关文献的深入支撑。文献^[4, 9]对水面水下目标检测相关技术进行梳理, 但都是垂直细分领域, 未突出整个无人艇发展方向及人工智能技术做出的贡献。

基于此, 本文主要对无人艇关键技术自主航行、态势感知、水下探测和健康管理 4 个方向进行调研, 结合国内外研究现状, 梳理人工智能在上述 4 项无人艇关键技术中的算法或者应用, 亟待弥补人工智能在无人艇领域的空白。

1 自主航行

目前市面上多数船舶都依赖于人来操控, 船舶操作多依赖于人的主观意识和自我判断, 无法像自主航行算法一样实现全天实时动态操船, 另一方面, 智能船舶的设计初衷是为了实现无人化, 而无人化最大的挑战在于如何在无人值守的情况下完成避碰, 确保无人艇航行安全, 所以引入无人艇自主航行技术是解决目前船舶避碰问题的主要途径^[10]。

自主避碰算法属于决策优化问题, 受制于很多

条件的约束,例如巨大惯性、非线性、时间变化不确定性等。因此,自主避碰算法很难用数学模型进行准确建模。此外,传统算法对环境变化较为敏感,不能很好地适应多种场景^[11-14]。人工智能技术的出现给自主避碰算法提供了一种新的思路,它可以学习不同场景下的操作经验与应对策略,从而提高控制质量。

人工智能在避碰算法中的应用主要包括深度强化学习模型、规则库群体智能模型和其他模型3个方面。强化学习模型主要是利用奖励函数对模型决策过程进行约束,从而获得考虑多种情况的避碰决策算法;规则库群体智能模型主要是基于海上避碰规则公约的算法,将场景与规则进行对应,从而获得规定动作;其他深度学习模型主要指的是使用了其他深度模型而不属于以上2类的避碰算法。

在强化学习模型方面,封佳祥等人^[15]在2019年提出一种任务奖赏函数用于强化学习算法,封佳祥根据海上环境的特点,提出一种灰色辅助测绘的检测方法,快速的获取无人艇的环境信息,并通过强化学习来不断完善路径规划;SHEN等人^[16]在2019年提出了一种基于深度强化学习(DRL)的多船自动避碰方法,该方法融合了船舶操纵性、人的经验以及航行规则进行避碰,在受限水域的具有较大的应用场景。2021年,CHUN等人^[17]在SHEN的基础上对DRL算法进行了进一步改进,将船的机动性能以及船域不对称形状考虑在内,从而确定碰撞风险最大的船舶的避碰时间,并生成符合规则的避碰路径。该算法将本船和目标船的位置、航速、航向和碰撞风险等信息作为输入,将本船的舵角作为为算法的输出,将路径跟随与避碰相关的代价函数定义作为奖励,对算法模型进行训练。特别的是,该算法可通过改变路径跟随与避碰之间的比例控制避碰风险,提高路径生成灵活性与避碰安全性。2022年,XU等人^[18]提出了一种基于深度强化学习的智能混合避碰算法,该算法根据航行实践经验建立了两船相遇的几何模型,并提出了混合风险评估和避碰算法。首先利用静态和动态障碍物计算风险系数;然后针对静态障碍物引入碰撞锥,将碰撞情况量化为5种类型,最后制定避碰策略。2023年,CUI等人^[19]提出了一种基于深度强化学习(DRL)

的智能混合算法,对SAC算法的温度因子和约束损失函数进行改进,以实现智能自主水面船舶(SMASV)的自主导航和智能避碰,实验证明改进的算法收敛速度更快。

在最近的文献中提出并应用于避碰算法的另一类智能算法是群体智能。陈超等人^[20]在2015年将人工势场优化算法(APF)利用到避碰算法中,通过将无人艇的运动视为在虚拟受力场的运动,同时将碍航物视为斥力,将目标视为引力,陈超等人在原始算法基础上引入震荡函数拉建立新的引力和斥力场函数,从而实现无人艇的避碰。SHUO等人^[21]参考模型预测控制(MPC)的思想,将所提出的简化三自由度模型用作状态预测模型,并将《国际海上避碰规则》(COLREGs)作为控制约束。为了解决优化问题,提出了一种改进的BAS算法,以提高原BAS算法在已知约束条件下的优化性能,并将其应用于避碰决策问题。LI等人^[22]在2023年中提出了一种将人工势场法(APF)和蚁群优化(ACO)相结合的混合方法,该方法使用APF进行场景观察与理解,并考虑利用ACO来进行局部最优求解。2023年,陈宇文等人^[23]在工作环境模式基础上构建并规划数学模型,通过混合蚁群算法来求解模型,并通过实验数据表明所得到最优路径最短、能耗最低。2024年,LAZAROWSKA等人^[24]提出了一种基于蚁群算法和萤火虫算法2种群体智能优化方法所结合的算法,该算法几乎实时地返回符合COLREGs的可重复解决方案,使其适合实际应用。

还有一些使用了其他模型的文献,同样也证明了人工智能技术在避碰算法方面的贡献。2020年,WANG等人^[25]提出了观察-推理-预测-决策模型,意图通过不断的观察和推理来判断出其他船的意图,虽然这种算法能满足安全避碰的要求,但每个船长的驾驶风格各不相同,并不能保证模型推测的准确性。2024年,崔浩等人^[26]提出了动态博弈避碰模型,在考虑周围其他船体航行状态的基础上,通过分析各个船体之间的合作与竞争关系,从而选取自身的避碰行为策略,化解避碰的危机。

表1对基于人工智能的自主避碰算法进行了对比,结合目前应用场景梳理发现,目前自主避碰

算法更多的都是应用于小型无人艇中,避碰场景局限在单一无人艇面对多船或其他复杂场景,未来无人艇将出现大规模、智能化的特点,可执行的任务场景也会丰富,同样也会带来更大的挑战,如何准确快速实现集群编队路径规划以及多种任务场景下实现对各无人艇的运动控制,是自主航行未来的研究方向之一。

表1 基于人工智能的自主避碰算法优势与劣势对比
Table 1 Comparison of advantages and disadvantages of AI based collision avoidance algorithms

避碰算法	优势	劣势
深度强化学习模型	可与避碰规则、船员经验结合,交叉覆盖领域广泛;国内外应用模式成熟	需要大量的训练数据
群体智能算法	出现最早;在静态环境中具有良好的寻优能力	存在收敛速度慢、容易局部最优等问题
其他算法	可结合新的技术进行发展	研究文献少,基础较弱

2 态势感知

态势感知技术是获取水面目标态势的一种手段,常用的设备包括雷达、可见光传感器和红外传感器,得到的水面目标态势可用于支撑自主航行和任务执行。人工智能技术在图像处理方面的发展较为成熟,因此,自基于深度神经网络的目标检测算法发展成熟之后,逐渐与无人艇目标检测相结合,成为水面目标检测的主流算法。

目前水面目标检测算法主要分为两阶段目标检测、一阶段目标检测和基于语义分割的目标检测算法3类。一阶段目标检测算法是将获取的图像进行感兴趣区域(Region of Interest, ROI)识别,然后再对识别到的感兴趣区域进行分类识别;一阶段目标检测算法同样也是基于感兴趣区域,但不同的是,它可直接对该区域进行特征识别;基于语义的目标检测算法则是利用对图片进行场景分割,从而进行目标检测。

两阶段目标检测经典算法是REN等人^[27]提出的Faster R-CNN,该方法对于不同的特征点设置不同比例的锚定框,并输出带有前景或背景的感兴趣区域,从而提取ROI特征,特别的是,该方法支持端到端的训练,因此极大地提高了目标检测的速度和精度,该方法也因其扩展性和泛化性成为了目标

检测广泛使用的方法。后续两阶段目标检测算法基本上都是基于该算法的改进与扩展,比如R-FCN^[27]、Cascade R-CNN^[28]、Dynamic R-CNN^[29]、RL-RPN^[30]、CBNet^[31]、DetNet^[32]等。

在水面目标检测领域,FU等人^[33]在Faster R-CNN基础上进行算法改进,与原始算法相比,该算法使用层数更深、功能更强大的ResNet^[34]作为Backbone进行CNN特征提取,同时,该算法还使用深度归一化层、样本挖掘等方式进行模型优化,以应对海天背景带来的目标识别困难。CHEN等人^[35]同样使用ResNet进行特征提取,但不同的是,该算法在ResNet特征提取算法基础上融合了多尺度策略,同时在特征采样过程中采用双线性插值算法^[36],以增强对小目标的检测效果。为了应对实际应用过程中目标检测算法的高成本与低精度问题,YANG等人^[37]提出在Fast R-CNN基础上使用KCF算法^[38]进行目标跟踪,提高检测精度,然后使用时间更快的R-CNN进行下一帧目标检测,以此减少时间成本。

基于两阶段的目标检测算法追求的是高精度,但在实际的应用场景中,一阶段的目标检测以低运算成本获得了很多研究学者的青睐。一阶段目标检测算法中较为经典的是YOLO算法^[39]、SSD算法^[40]等,陈欣佳等人^[41]提出使用轻量化MobileNets结构融合SSD算法实现水面目标检测,同时将检测结果进行相关滤波(Correlation-Filter),从而达到目标跟踪的目的。YANG等人^[42]使用YOLO算法进行目标检测,然后使用卡尔曼滤波器将外观特征与运动状态估计相结合,实现了基于数据关联的多目标跟踪。周金涛等人^[43]基于YOLO-V5提出了一种基于全景视觉的目标检测方法,首先利用加速稳健特征(SURF)算法进行图像配准和拼接,同时利用 k 维树来构建数据索引,从而实现快速匹配,然后将拼接好的全景图像作为输入,进行目标检测。

为了应对小目标在图像中像素占比不高带来的检测率低的问题,一些研究学者借鉴语义分割网络模型在城市与道路场景中的贡献,提出使用基于语义分割的目标检测算法^[44-45]。基于语义分割的目标检测算法中的经典算法为U-Net^[46],该网络将图

片中的每一个像素作为输入, 通过对称网络将图片进行编解码, 最终输出每个像素的分类类别, 从而达到语义分割和目标检测的效果。但该算法有一个最大的缺陷是, 计算量太大, 难以达到实时效果。KIM 等人^[47]在类似的结构 E-Net 上引入跳跃连接层和白化层, 以降低计算量, 虽然该方法已经快于原始算法, 但仍达不到实时效果。因此, 后续很多算法都用于辅助雷达进行目标检测, 比如 STECCANELLA 等人^[48]提出使用深度学习算法进行水线分割, 辅助雷达进行目标识别, 降低虚警。无独有偶, 张先芝等人提出使用神经网络进行海杂波抑制, 辅助雷达进行小目标识别。

目标检测算法目前主要常用的就是两阶段、一阶段、语义分割算法, 表 2 对以上方法进行了总结。目前, 他们都面临小目标检测难和运算成本高实时性差的问题。另一方面, 目标检测算法需要大规模高质量图片的预训练, 才能更好地保证检测精度。因此, 未来目标检测算法不仅仅是需要算法和算力的提升, 也需要硬件上的提升。

表 2 基于人工智能的水面目标检测算法
优势与劣势对比

Table 2 Comparison of advantages and disadvantages of
AI-based surface object detection

目标检测算法	优势	劣势
两阶段	算法精度高	算法复杂度大、小目标难检测
一阶段	训练和推理过程占用内存更低, 模型计算更快	精度一般, 依赖锚定框
语义分割	无需锚定框进行训练, 训练成本低	难以做到实时

3 水下探测

水下探测技术是无人艇关键技术之一, 其核心是通过声呐利用目标辐射噪声信号或者主动声呐信号的反射回波搜寻水下目标或者探测地形。在探索未知海域时, 可由无人艇携带声呐对未知海域先进行探索, 起到开辟道路的作用, 极大程度上确保了人的安全。

与水面目标监测不同, 水下探测技术的输入主要是声呐传回来的声呐图像。区别于水面目标检测的像素图片, 声呐图像比像素图携带更多的目标特征信息, 但缺少了外观信息, 另一方面, 声呐图像

一般具有低分辨率和高噪声的特点。因此, 对于声呐图像的处理, 比可见光图像更加复杂。

传统的水下目标探测技术主要包括决策树、判别分析、CART、 k -最近邻算法等, 深度神经网络出现后, 很多研究学者将神经网络方法与传统算法比较, 发现神经网络具有强大的并行运算能力与自学习能力的算法性能较强^[49-51]。因此, 后续出现了很多基于神经网络的水下目标识别方法。WILLIAMS 等人^[52]提出了一种面向合成孔径声呐 (SAS) 图像中的水下目标分类算法, 该算法是由多个二分类任务组成的, 且使用真实测量的声呐数据进行训练, 所提出算法的性能优于传统的基于手工特征的目标检测算法。WU 等人^[53]将语义分割算法应用于水下目标检测, 利用上下文编码结构和像素级特征解码结构组成的编解码器应对声呐图像边缘分割难的问题, 最终在检测准确率和检测效率中找到了最佳平衡点。Valdenegro-Toro 等人^[54-55]将 CNN 应用到前视声呐图像识别中, 并通过逐步探索, 最终提出了端到端的水下目标识别算法, 所提出的算法性能优于基于模板匹配的方法。

借鉴 YOLO 算法^[56]在可见光数据集上的良好表现, 很多研究学者也将 YOLO 算法应用到水下目标识别中来。FAN 等人^[57]基于 YOLO-v4 算法进行改进, 减小了特征提取网络 CSPDaknet-53 的模型参数和网络深度。同时, 将自适应空间特征融合模块 (ASFF) 应用到该算法中, 提高特征融合效果。ZHANG 等人^[58]基于 YOLO-v5 算法, 提出了一种改进的 CoordConv 特征提取方法, 以应对声呐图像回波强度弱、目标面积小带来的识别困难。为了应对声呐图像的目标稀疏和特征贫乏带来的特征提取困难的问题; YU 等人^[59]将 Transformer 应用到 YOLO-v5 算法中, 以此提高水下目标检测性能。无独有偶, FU 等人^[60]在 YOLO-v5 算法中引入空间和注意力机制, 以应对水下小目标检测漏检率高、误检率高的问题。

水下目标识别的另一大困难是可用于训练的声呐图像数据较少。为了解决该问题, 研究者们提出了采用迁移学习的方式, 先使用获取方式便捷的仿真数据进行网络训练, 然后使用迁移学习方式将仿真数据和真实数据进行特征对其, 从而

将仿真训练得到的模型应用到真实场景中去。FUCHS 等人^[61]在不同领域的数据上进行 CNN 的预训练,然后使用有限的声呐图像进行迁移学习,最终用于前视声呐的目标识别。LEE 等人^[62]利用水箱和大海进行水下环境的模拟,获取水下声呐的模拟图像,然后通过风格迁移的方式合成水下声呐图像,所生成的合成图像用于训练水下目标检测模型。生成对抗网络^[63]也是是迁移学习中常用的手段,LOU 等人^[64]将显著性特征可视化方法与生成对抗网络结合,用于学习光学图像和声呐图像的转换,以此避免使用 CNN 进行目标检测中出现的欠拟合问题。凡志邈等人^[65]提出使用 CycleGAN 进行光学图像到声呐图像的迁移,从而构建声呐图像库,用于训练神经网络模型,此外,该文献还提出使用 Mask RCNN 目标检测网络进行水下目标检测,并使用构建的数据集进行训练,实验证明,该算法能适配真实水下环境。

根据上述研究分析可知,现有水下目标检测算法与人工智能技术相结合推动了水下探测技术的发展,表 3 对目前的挑战进行了梳理,发现该领域仍面临水下目标特征提取困难、训练数据少、小目标检测难的问题,尤其是在实际应用场景中,探测环境复杂多变,探测效率和准确度要求高同样也带来不小的挑战。

表 3 基于人工智能的水下探测技术应用方向与挑战
Table 3 Application and challenges of AI-based underwater detection technology

神经网络算法	主要用途	目前挑战
CNN、YOLO 等神经网络模型	声呐图像特征提取	小目标回波强度小,难以识别
迁移学习、生成对抗网络	水下目标识别数据生成	探测环境复杂多变,难以生成真实数据

4 健康管理

无人艇是将传统船舶技术和智能化的结合,小型无人艇特点不仅仅是体积小,并且需要满足高性能的协作要求,而健康管理系统在其中的作用至关重要,它不仅仅是要求对无人艇上各个设备全方位、多角度、实时的监测,也要求无人艇健康管理系统中各个监测部分可以联动配合,为无人艇根据自身船体状态动态调整任务以及提供预测性的维

修需求分析与决策提供信息支持。目前健康管理系统领域属于一个蓝海,各界专家和学者主要停留在理论和实验阶段,究其原因健康管理系统所需要考虑的外界和内部因素较多,并且每条船之间的电子设备、机电设备和机械结构等都不尽相同,各个设备之间都较为独立,较难形成一套通用的健康管理系统体系^[66]。

表 4 健康管理技术优势与劣势对比
Table 4 Comparison of advantages and disadvantages of PHM

健康管理技术	优势	劣势
基于状态监测	国内外研究成果多,故障模型容易获取	仅可对发生的故障进行诊断,无法预测未来故障
基于数字孪生	结合数字模型与可靠性模型进行预测,较为准确	国内研究较少,数字模型构建困难

传统的健康管理技术 (Prognostics and Health Management, PHM) 主要分为 2 大类,一种是基于状态监测的健康管理技术^[67],通过对历史数据的建模分析进行故障诊断与定位;一种是基于数字孪生技术的状态监测与故障诊断^[68],该方法与传统的状态监测方法区别为,有物理监测和数字孪生预测 2 套数据监测系统,物理设备的监测数据同步传给数字孪生模型,数字孪生模型可对设备未来状态进行预先评估,从而进行基于历史数据和未来预测的健康管理。表 4 对 2 种技术进行了比较。通过调研国内外文献发现,现有无人艇健康管理技术多为无人艇各分系统的健康管理,比如感知系统的健康管理^[69-70]、综合电力系统健康管理^[71-72]等,且大部分为基于状态监测的健康管理,基于数字孪生的健康管理较少,仅有国外一些学者在做相关研究^[73]。

对于无人艇系统级的健康管理,胡剑等人^[74]在 2021 年提出了一套无人艇综合健康管理系统,该系统通过设备状态监测的方式获取各设备的状态参数,然后合理的设置设备检测阈值来判别零部件的健康状态,最后通过部件故障或失效模型来预测部件的使用寿命,并建立设备故障传播模型和故障诊断模型对设备进行故障预测和诊断,从而达到健康管理的目的。此外,该系统还可以通过无人艇仿真模型来动态地评估无人艇完成剩余任务的能

力。2023 年, 殷文惠等人^[75]提出了一套小型无人艇的健康管理系统建设方案, 该系统重点关注动力电力系统, 利用时域、频域分析以及基于编码器的异常检测技术方法对常发生的故障进行数据建模, 并选择合适的传感器完成部署, 尽管该系统面向整个无人艇, 但对系统级的健康状态分析与建模较少。

总的来说, 关于无人艇健康状态监测的系统仍有许多要优化的方面: 一是对于无人艇健康状态系统的状态评估, 需要对状态参数进行深入分析, 并结合无人艇具体负载信息和运行状态; 二是对于故障诊断是否准确及时有效, 无人艇在恶劣的环境下能否保证高识别准确率, 健康监测系统故障诊断是否有良好的鲁棒性; 三是对于故障的预测, 无人艇在作业时健康监测系统能否提前预知潜在的故障, 为无人艇维护提供充足的时间。以上 3 点也是对未来关于无人艇健康监测系统的研究所需参考的重要指标。

5 结论

虽然有很多研究工作应用于无人艇智能控制方面, 但仍有一些缺陷和关键问题亟需解决。本章结合实际应用场景和当前算法发展现状对关键问题进行归纳总结, 并对可行的方案及未来发展做进一步展望。

5.1 关键问题

1) 自主航行技术无法应对复杂场景带来的干扰。

目前, 开阔水域的自主航行技术已得到成熟应用, 但在面对离靠泊、进出港、密集目标、拖曳航行、协同编队等复杂场景时, 多约束、强耦合的环境条件给自主航行技术提出了更高的要求^[46]。因此复杂场景下的多条件约束对自主航行技术影响需要进一步探索。

2) 态势感知现有算法对小目标识别准确率较低。

由于渔网、航行灯等小目标的光反射或回波较小, 现有技术无法捕捉, 而航行灯的错误识别会对自主航行安全带来极大的威胁, 渔网绞入螺旋桨带来的机械故障会影响。因此, 需增强小目标的识别算法研究。

3) 动态目标运动方向改变对水下探测性能影响较大。

由于水下设备对目标进行探测时, 探测目标必须在波束角范围内, 那么如何自主航行使得目标始终停留在波束角内, 从而提高自主航行时水下探测效能成为了亟待解决的问题。因此需增强水下探测与自主航行的紧密结合, 加强水下追踪技术研究。

4) 缺乏系统级的无人艇健康管理技术研究。

现有无人艇的健康管理技术是面向柴油发动机、电站等建立的, 仅可以完成重要部位的健康管理, 没有将这些重要部位集成, 融入雷达、智能化辅助设备的健康管理, 形成系统级的健康管理系统, 无法掌握设备关联损伤对无人艇带来的影响。因此, 需增强系统级健康管理。

5.2 未来展望

1) 加强港口、航道智能感知体系建设, 为无人艇自主航行提供有效支撑。

在现阶段, 港口航道环境复杂给无人艇自主靠泊、自主进出港、自主航行带来了巨大的挑战, 但换一种思路, 进行港口航道智能感知体系建设, 布设多个智能视觉采集系统, 将识别到的目标进行世界坐标转换, 并与 AIS 信息进行融合, 从而为过往船只提供服务, 可有效减少近海岸航行环境复杂问题。

2) 将态势智能预测技术应用在自主航行控制中, 增强自主航行避障性能和水下设备追踪探测性能。

现有态势感知技术主要使用雷达、摄像头等进行目标识别, 尚未进行信息加工, 根据过往船只的类型、既往轨迹等可进行航行态势预测, 从而获取“未来信息”, 针对船只运动速度较汽车等较慢, 转弯不够灵活的特性, 可以进行提前避让, 增强无人艇灵活度。

3) 加快智能决策支持系统数据、算法体系建设, 增强无人艇自主性。

现有人工智能基础下的智能决策技术主要针对一些简单任务展开, 还未在无人艇上进行应用, 主要的瓶颈在于数据采集, 缺乏支撑智能决策技术的数据集, 未来可进行相关数据建设及算法开发, 推动智能决策技术在无人艇上的应用, 增强无人艇

自主性。

6 结束语

随着科学技术的进步,无人艇智能控制技术在近年来获得了很多研究学者的关注,各科研院所和高校等单位也在稳步推进无人艇技术的研究与应用。人工智能技术的出现推动了该领域的发展,然而,该领域涉及很多前沿技术,仍有很多需要攻破的难关。本文从人工智能技术在无人艇应用的角度出发,梳理了人工智能技术与无人艇技术结合过程中出现的挑战与亟需解决的问题,并探讨了可行的解决思路与未来发展的展望,为推动无人艇技术的发展与人工智能技术的应用贡献一份力量。

参考文献

- [1] 王健. 人工智能技术在未来海洋无人艇平台的应用[J]. 张江科技评论, 2022, (4): 42.
- [2] 程之年, 周明贵, 高萌. 国外海军无人自主系统反潜战创新运用研究[J]. 水雷战与舰船防护, 2021, 4(6): 506-512.
- [3] 姜登耀, 苑明哲, 刘继海, 等. 无人艇避碰技术研究综述[J]. 舰船电子工程, 2022, 42(12): 24-29, 69.
- [4] 罗逸豪, 孙创, 邵成, 等. 基于深度学习的水面无人艇目标检测算法综述[J]. 数字海洋与水下攻防, 2022, 5(6): 524-538.
- [5] 孙旭, 郑凯, 公丕永, 等. 智能船舶航行态势感知技术现状[J]. 船舶工程, 2022, 44(4): 14-25.
- [6] 张延厚, 王超, 张奇, 等. 水声目标探测和识别融合技术发展综述[J]. 信号处理, 2023, 39(10): 1711-1727.
- [7] 程焱明. 大型水面无人船综合电力系统健康评估模型研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2019.
- [8] 杨旺林. 水面无人艇运动模态实时监测系统设计的初步研究[D]. 镇江: 江苏科技大学, 2018.
- [9] 檀盼龙, 吴小兵, 张晓宇. 基于声呐图像的水下目标识别研究综述[J]. 数字海洋与水下攻防, 2022, 5(4): 342-353.
- [10] 胡正阳, 王勇. 基于深度确定性策略梯度的船舶自主航行避碰方法[J/OL]. 指挥控制与仿真: 2023, 1-9.[2024-09-20]. <https://link.cnki.net/urlid/32.1759.TJ.20231215.1042.004>.
- [11] CAMPBELL S, NAEEM W, IRWIN G W. A review on improving the autonomy of unmanned surface vehicles through intelligent collision avoidance manoeuvres[J]. Annual Reviews in Control, 2012, 36(2): 267-283.
- [12] 王立鹏, 张智, 马山, 等. 考虑船舶操纵性约束的改进遗传算法航线规划[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2021, 42(7): 1056-1062.
- [13] WU X X, WEI G L, SONG Y, et al. Improved ACO-based path planning with rollback and death strategies[J]. Systems Science & Control Engineering, 2018, 6(1): 102-107.
- [14] 杨立伟, 付丽霞, 郭宁, 等. 多因素改进蚁群算法的路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(8): 2537-2549.
- [15] 封佳祥, 江坤颐, 周彬, 等. 多任务约束条件下基于强化学习的水面无人艇路径规划算法[J]. 舰船科学技术, 2019, 41(23): 140-146.
- [16] SHEN H Q, HASHIMOTO H, MATSUDA A, et al. Automatic collision avoidance of multiple ships based on deep Q-learning[J]. Applied Ocean Research, 2019, 86: 268-288.
- [17] CHUN D H, ROH M I, LEE H, et al. Deep reinforcement learning-based collision avoidance for an autonomous ship[J]. Ocean Engineering, 2021, 234(3): 109216.
- [18] XU X L, LU Y, LIU G, et al. COLREGs-abiding hybrid collision avoidance algorithm based on deep reinforcement learning for USVs[J]. Ocean Engineering, 2022, 247: 110749.
- [19] CUI Z W, GUAN W, ZHANG X K, et al. Autonomous navigation decision-making method for a smart marine surface vessel based on an improved soft actor-critic algorithm[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(8): 11081554.
- [20] 陈超, 耿沛文, 张新慈. 基于改进人工势场法的水面无人艇路径规划研究[J]. 船舶工程, 2015, 37(9): 72-75.
- [21] XIE S, CHU X M, ZHENG M, et al. Ship predictive collision avoidance method based on an improved beetle antennae search algorithm[J]. Ocean Engineering, 2019, 192: 106542.
- [22] LI M Z, LI B, QI Z G, et al. Optimized APF-ACO algorithm for ship collision avoidance and path planning[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(6): 11061177.
- [23] 陈宇文, 徐照. 基于混合蚁群算法的无人船航行路径自主规划[J]. 舰船科学技术, 2023, 45(22): 93-96.
- [24] LAZAROWSKA A. A comparative analysis of computational intelligence methods for autonomous navigation of smart ships[J]. Electronics, 2024, 13(7): 13071370.
- [25] WANG S B, ZHANG Y J, LI L B. A collision avoidance decision-making system for autonomous ship based on modified velocity obstacle method[J]. Ocean Engineering, 2020, 215: 107910.

- [26] 崔浩, 张新宇, 王警, 等. 自主船舶与有人驾驶船舶动态博弈避碰决策[J]. 中国舰船研究, 2024, 19(1): 238-247.
- [27] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 39: 1137-1149.
- [28] CAI Z W, VASCONCELOS N. Cascade R-CNN: delving into high quality object detection[C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018.
- [29] ZHANG H K, CHANG H, MA B P, et al. Dynamic R-CNN: towards high quality object detection via dynamic training[C]// Computer Vision-ECCV2020. Glasgow: IEEE, 2020.
- [30] PIRINEN A, SMINCHISESCU C. Deep reinforcement learning of region proposal networks for object detection[C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake: IEEE, 2018.
- [31] LIU Y D, WANG Y T, WANG S W, et al. CNet: a novel composite backbone network architecture for object detection[C]// The 34th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-20). New York: IEEE, 2020.
- [32] LI Z M, PENG C, YU G, et al. DetNet: design backbone for object detection[C]// Computer Vision-ECCV2018. Munich: IEEE, 2018.
- [33] FU H X, LI Y, WANG Y C, et al. Maritime target detection method based on deep learning[C]// 2018 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Changchun: IEEE, 2018.
- [34] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2015.
- [35] CHEN W, LI J L, XING J C, et al. A maritime targets detection method based on hierarchical and multi-scale deep convolutional neural network[J]. Proceedings of the SPIE, 2018, 10806: 1080616.
- [36] 赵煌, 彭勇. 双线性插值算法的优化及其应用[J]. 电视技术, 2012, 36(17): 30-32.
- [37] YANG J, XIAO Y, FANG Z W, et al. An object detection and tracking system for unmanned surface vehicles[J]. Proceedings of the SPIE, 2017, 10432: 2278220.
- [38] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with Kernelized Correlation Filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 37: 583-596.
- [39] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]// 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver: IEEE, 2023.
- [40] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]// Computer Vision-ECCV 2016. Amsterdam: IEEE, 2015.
- [41] 陈欣佳, 刘艳霞, 洪晓斌, 等. 基于 SSD-CF 的无人艇目标检测跟踪方法[J]. 中国测试, 2019, 45(2): 145-150.
- [42] YANG J, LI Y H, ZHANG Q N, et al. Surface vehicle detection and tracking with deep learning and appearance feature[C]// The 5th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR). Beijing: IEEE, 2019.
- [43] 周金涛, 高迪驹, 刘志全. 基于全景视觉的无人船水面障碍物检测方法[J]. 计算机工程, 2024, 50(2): 113-121.
- [44] CANE T, FERRYMAN J M. Evaluating deep semantic segmentation networks for object detection in maritime surveillance[C]// The 15th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS). Auckland: IEEE, 2018.
- [45] BOVCON B, KRISTAN M. Obstacle detection for USVs by joint stereo-view semantic segmentation[C]// 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Madrid: IEEE, 2018.
- [46] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCA 2015. Vancouver: IEEE, 2015.
- [47] KIM H G, KOO J M, KIM D H, et al. Vision-based real-time obstacle segmentation algorithm for autonomous surface vehicle[J]. IEEE Access, 2019, 7: 179420.
- [48] STECCANELLA L, BLOISI D D, CASTELLINI A, et al. Waterline and obstacle detection in images from low-cost autonomous boats for environmental monitoring[J]. Robotics Autonomous System, 2020, 124: 103346.
- [49] MOOSAVIAN A, AHMADI H, TABATABAEEFAR A, et al. Comparison of two classifiers; K-nearest neighbor and artificial neural network, for fault diagnosis on a main engine journal-bearing[J]. Shock and Vibration, 2013, 20: 263-272.
- [50] SHAO Y, LUNETTA R S. Comparison of support vector machine, neural network, and CART algorithms

- for the land-cover classification using limited training data points[J]. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 70: 78-87.
- [51] 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(5): 906-922.
- [52] WILLIAMS D P. Underwater target classification in synthetic aperture sonar imagery using deep convolutional neural networks[C]// *The 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*. Cancun: IEEE, 2016.
- [53] WU M H, WANG Q, RIGALL E, et al. ECNet: efficient convolutional networks for side scan sonar image segmentation[J]. *Sensors*, 2019, 19(9): 1909-2009.
- [54] VALDENEGRO-TORO M. Object recognition in forward-looking sonar images with Convolutional Neural Networks[C]// *OCEANS 2016 MTS/IEEE. Monterey*: IEEE, 2016.
- [55] VALDENEGRO-TORO M. End-to-end object detection and recognition in forward-looking sonar images with Convolutional Neural Networks[C]// *2016 IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicles (AUV)*. Tokyo: IEEE, 2016.
- [56] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. [2020-04-23]. https://www.researchgate.net/publication/340883401_YOLOv4_Optimal_Speed_and_Accuracy_of_Object_Detection.
- [57] FAN X N, LU L, SHI P F, et al. A novel sonar target detection and classification algorithm[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2022, 81: 10091-10106.
- [58] ZHANG H T, TIAN M, SHAO G P, et al. Target detection of forward-looking sonar image based on improved YOLOv5[J]. *IEEE Access*, 2022, 10(1): 18023-18034.
- [59] YU Y C, ZHAO J H, GONG Q H, et al. Real-time underwater maritime object detection in side-scan sonar images based on transformer-YOLOv5[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(18): 13183-555.
- [60] FU S N, XU F, LIU J, et al. Underwater small object detection in side-scan sonar images based on improved YOLOv5[C]// *The 3rd International Conference on Geology, Mapping and Remote Sensing (ICGMRS)*. Zhoushan: IEEE, 2022.
- [61] FUCHS L R, GÄLLSTRÖM A, FOLKESSON J. Object recognition in forward looking sonar images using transfer learning[C]// *2018 IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicle Workshop (AUV)*. Porto: IEEE, 2018.
- [62] LEE S J, PARK B, KIM A. Deep learning from shallow dives: sonar image generation and training for underwater object detection[J]. *Journal of Environmental Science, Computer Science and Engineering Technology*, 2018: 53012614.
- [63] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. *Communications of the ACM*, 2014, 63: 139-144.
- [64] LOU G T, ZHENG R H, LIU M Q, et al. Automatic target recognition in forward-looking sonar images using transfer learning[C]// *OCEANS 2020. Biloxi*: IEEE, 2020.
- [65] 凡志邈, 夏伟杰, 刘雪. 基于修正 CycleGAN 的声呐图像库构建方法研究[J]. *声学技术*, 2021, 40(6): 890-894.
- [66] 母海方. 无人艇海上综合测试评估试验场需求论证研究[J]. *中国造船*, 2020, 61(S1): 164-172.
- [67] KARATUĞ Ç, ARSLANOĞLU Y, SOARES C G. Determination of a maintenance strategy for machinery systems of autonomous ships[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 266: 113013.
- [68] JOHANSEN S S, NEJAD A R. On digital twin condition monitoring approach for drivetrains in marine applications[C]// *The 38th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering*. Glasgow: IEEE, 2019.
- [69] 顾兵, 何青, 史厚宝. 无人艇感知系统 PHM 技术[J]. *舰船电子对抗*, 2019, 42(3): 38-41.
- [70] 南健. 某型雷达装备健康状态评估与维修策略研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2022.
- [71] 汲乔瑶. 基于数据驱动的无人艇蓄电池剩余寿命预测[D]. 大连: 大连海事大学, 2015.
- [72] ZHANG L Q, JI Z B, WANG X, et al. Design of the power supply system and the PHM architecture for unmanned surface vehicle[C]// *2019 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Qingdao)*. Qingdao: IEEE, 2019.
- [73] PANIĆ I, ČELIĆ J, CUCULIĆ A. Wireless condition monitoring of machinery and equipment in maritime industry: an overview[J]. *Pomorstvo*, 2018, 32(2): 201-210.
- [74] 胡剑, 杨建军, 蔡文涛. 某型无人艇综合健康管理系统分析[J]. *中国舰船研究*, 2021, 16(1): 151-157.
- [75] 殷文慧, 郭栋, 王飞, 等. 面向小型无人艇健康监测系统方案设计与实施[J]. *装备环境工程*, 2023, 20(9): 160-168.

(责任编辑: 张曼莉)