

[引用格式] 雷振坤, 陈铭治, 朱大奇. 基于文献分析的水下多机器人追逃问题研究进展 [J]. 水下无人系统学报, 2025, 33(3): 484-494.

基于文献分析的水下多机器人追逃问题研究进展

雷振坤, 陈铭治, 朱大奇

(上海理工大学 机械工程学院, 上海, 200093)

摘要: 研究多机器人追逃问题在水下环境中的应用和挑战, 对提升水下机器人系统自主决策和协同能力具有重要意义。文章通过检索 Web of Science Core Collection 数据库, 筛选了 2004—2024 年间的 2 200 余篇相关文献, 对追逃问题的定义、研究现状、智能追逃方法及其在水下环境中的应用进行了全面分析。重点分析了强化学习、模型预测控制、阿波罗尼斯圆和人工势场 4 种智能追逃方法的原理、优缺点及适用性。研究发现: 强化学习通过训练优化策略以适应复杂环境, 但训练周期较长; 模型预测控制基于未来状态预测来制定策略, 准确度高但实时性面临挑战; 阿波罗尼斯圆利用几何关系来优化路径; 人工势场法则使用虚拟力场引导机器人。在水下环境中, 机器人追逃博弈面临洋流扰动及通信受限等多重挑战。文中总结了现有方法在水下环境中的应用潜力和存在的问题, 并提出了未来研究方向, 包括开发更高效、适应性更强的智能追逃算法等, 以应对复杂水下环境技术需求, 为水下多机器人系统追逃策略设计提供理论参考。

关键词: 多机器人系统; 追逃博弈; 强化学习; 模型预测控制; 水下机器人

中图分类号: TJ630; U674.941

文献标识码: R

文章编号: 2096-3920(2025)03-0484-11

DOI: 10.11993/j.issn.2096-3920.2025-0032

A Literature Analysis-Based Study on Advances in Underwater Multi-Robot Pursuit-Evasion Problems

LEI Zhenkun, CHEN Mingzhi, ZHU Daqi

(School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Investigating the applications and challenges of multi-robot pursuit-evasion problems in underwater environments holds significant importance for enhancing the autonomous decision-making and collaborative capabilities of underwater robot systems. By searching the Web of Science Core Collection database, over 2 200 relevant literatures published between 2004 and 2024 were screened, and a comprehensive analysis was conducted on the definition of pursuit-evasion problems, research status, intelligent pursuit-evasion methods, and their applications in underwater environments. The principles, advantages, disadvantages, and applicability of four intelligent pursuit-evasion methods, including reinforcement learning, model predictive control, Apollonius circle, and artificial potential field, were analyzed in depth. The study reveals that reinforcement learning optimizes strategies through training to adapt to complex environments but suffers from a long training cycle; model predictive control formulates strategies based on future state predictions, boasting high accuracy but facing real-time challenges; the Apollonius circle optimizes paths using geometric relationships; and the artificial potential field method guides robots with virtual force fields. In underwater environments, robot pursuit-evasion games confront multiple challenges, such as ocean current disturbances and limited communication. This paper summarizes the application potential and existing issues of

收稿日期: 2025-02-26; 修回日期: 2025-04-21; 录用日期: 2025-05-08.

基金项目: 国家自然科学基金项目(52371331, 62033009); 人工智能促进科研范式改革赋能学科跃升计划(Z-2024-304-048).

作者简介: 雷振坤(2001-), 男, 在读硕士, 主要研究方向为水下多机器人追逃等.

OPEN ACCESS

current methods in underwater environments and proposes future research directions, including the development of more efficient and adaptive intelligent pursuit-evasion algorithms, so as to address the technical requirements of complex underwater environments and provide theoretical references for designing pursuit-evasion strategies for underwater multi-robot systems.

Keywords: multi-robot systems; pursuit-evasion; reinforcement learning; model predictive control; underwater robot

0 引言

追逃问题作为动态系统中的关键研究主题,涉及追逐者和逃避者之间的复杂互动过程,包括运动规划、策略选择和信息不对称等因素。这一问题在机器人技术、无人机控制、安保监控和游戏设计等多个领域有广泛应用。智能追逃是机器人领域的多学科交叉领域,融合了控制理论、人工智能、博弈论和路径规划等多学科知识和方法,旨在使追逐者能够快速有效地捕获逃避者。多机器人的追逃问题是对自然界中生物群体活动的模拟,来源于生物界动物的捕食行为^[1-3]。早期追逃问题的研究主要包括模型建立、策略计算、算法开发和静态环境影响等方面。

早期追逃问题通常被定义为已知静态环境中追踪者和目标之间的竞争性行为,可通过状态变量、控制输入和动态模型来描述。追踪者的目标是最小化与目标的距离,而目标则试图最大化与追踪者的距离。Isaacs^[4]的微分博弈为追逃问题提供了分析框架,旨在为追逐方和逃避方构建最优策略,但其数学模型求解复杂,实际应用受限。Murrieta-Cid等^[5]在多追逐者多逃避者场景下进行仿真,但主要是在理想环境中进行,对实际复杂环境的适应性不足。随着计算能力的提升和人工智能的发展,追逃问题的研究越来越多地采用机器学习和自适应算法,所应对的环境也从简单已知环境过渡到复杂未知环境,要求决策者具备更高的适应能力和实时决策能力。

随着计算能力的提升和人工智能的发展,追逃问题的研究也越来越多的采用机器学习和自适应算法,所应对的环境也从简单的已知环境过渡到复杂的未知环境,要求决策者具备更高的适应能力和实时决策能力,因为面对的不确定性和变化的环境时可能需要即时调整策略。

在追逃博弈中,按照追逐者和逃避者的数量可分为单追逐者-单逃避者系统、多追逐者-单逃避者

系统和多追逐者-多逃避者系统。在单追逐者-单逃避者的系统中,追逐者和逃避者的最佳策略会相互影响,在博弈过程中存在纳什均衡^[6]。在实际应用中,由于环境的复杂性和信息的不完整性,追逐者和逃避者的策略选择会受到多种因素的影响,纳什均衡可能不存在,此时采用Epsilon纳什均衡可以帮助在不完全信息的情况下找到近似的最优策略组合^[7]。在多追逐者-单逃避者系统中,追逐者之间需要进行协调以提高效率,例如通过协作策略共同封锁围捕速度更高的逃避者。不同于单追逐者-单逃避者的零和博弈,多追逐者的环境更多表现为非零和博弈,追逐者之间的互动会影响整体捕获的结果和效率。多追逐者-多逃避者系统在追逃博弈中具有高度复杂性,涉及追逐者和逃避者之间的复杂协作与对抗、策略的动态调整,以及非零和博弈特征,使得博弈结果具有不确定性和挑战性。图1演示了在2 m×2 m空间平面内多个追逐者围捕单逃避者的仿真模型,图中:红点为逃避者;无人机为追逐者;灰色圆形区域为障碍物;红色曲线为逃避者的行进路径;蓝色曲线为追逐者的行进路径。

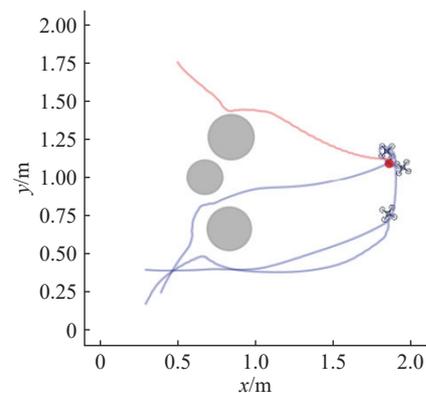


图1 多追逐者-单逃避者模型
Fig. 1 Model of multiple chaser-single evader

在追逃问题的研究背景中,深海或海底环境是极具挑战性的领域。其复杂性主要体现在极端的物理条件和独特的生态系统。深海或海底地形复杂多变,存在大量障碍物(如岩石、珊瑚礁和沉船

等),增加了路径规划的难度。由于深海环境通信条件受限,机器人协同和数据传输也会受到严重影响,这进一步增加了多机器人追逃系统的设计和实现难度。随着深海探索技术的不断发展,深海或海底环境下的追逃问题逐渐受到更多关注。研究人员正在努力克服深海环境带来的各种挑战,开发出适应深海或海底复杂条件的追逃算法和系统,以满足日益增长的深海探索和应用需求。

文章阐述了多机器人追逃问题的研究现状,探讨了多机器人追逃在水下环境的潜在应用以及存在的问题,同时讨论了其未来的发展和挑战。

1 研究现状

追逃问题作为动态系统与人工智能交叉领域的核心研究方向,近20年呈现爆发式增长。以“追逃(pursuit)”为关键词在Web of Science Core Collection中检索发现,2004—2024年,数以千计的学者发布了2200余篇相关文献(见图2)。2004—2013年为研究探索早期阶段;2014—2019年研究方法开始多样化,强化学习、模型预测阿波罗尼圆和人工势场等方法备受关注;2020—2024年,人工智能和机器学习技术推动相关研究显著增加,强

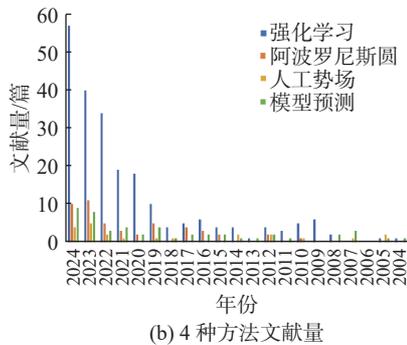
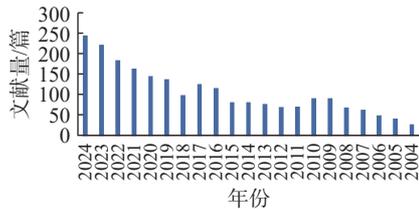


图2 2004—2024年追逃问题总文献量及4种方法文献量对比

Fig. 2 Comparison of the total literature volume and the literature volume of the four methods on pursuit-evasion problems(2004—2024)

化学习和其他智能控制方法正在成为主流研究方向,这反映了相关领域对于提高机器人智能和自主性的追求,同时也为未来研究方向提供指导。

1.1 多层次协作网络分析

追逃研究的协作网络呈现显著的层级特征,通过VOSviewer可视化分析可清晰揭示国家/地区、研究机构以及学者群体在该领域的合作脉络与影响力分布。

图3为机器人追逃问题研究中各国协作集群图。从图中可以看出:中国和美国在机器人追逃问题研究领域处于领先地位,发文量占比分别为45.59%和30.91%,两国在该领域研究优势显著且合作紧密,有力推动全球研究进展;加拿大和德国作为机器人追逃研究的传统强国,发文量分别占全球的6.05%和1.55%;其他国家也在积极开展相关研究,成为新兴的研究力量。总体来看,该领域的理论和技术呈全球扩散趋势。

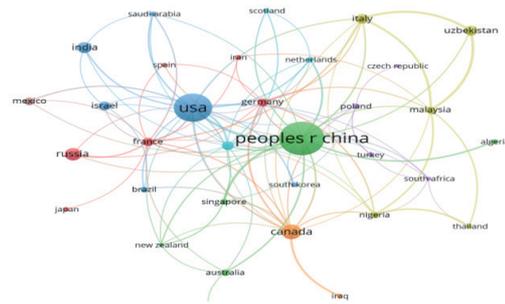


图3 国家协作集群

Fig. 3 Country collaboration clusters

在研究机构方面,图4展示了追逃问题研究中的机构协作集群图。不同机构在该领域形成了多个协作集群,反映了其在不同研究方向上的紧密合作关系。其中,清华大学、西北工业大学和北京理工大学等国内机构在机器人追逃领域紧密合作,于多智能体系统、强化学习和路径规划等方向成果丰硕。美国的佐治亚理工学院、加州大学伯克利分校以及伊利诺伊大学等在模型预测控制、微分博弈和人工智能等方向上具有优势,开展了诸如无人机协同追逃、智能机器人决策等合作课题。加拿大的多伦多大学和滑铁卢大学等在水下机器人控制、多传感器融合等研究方向上成果突出,合作完成了水下追逃实验等相关课题。

图5为追逃问题研究学者协作集群图。在学

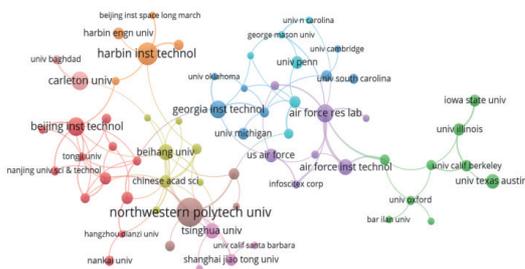


图4 机构协作集群

Fig. 4 Institutional collaboration clusters

者协作方面, Pachter 教授团队是追逃问题研究的核心贡献者, 其研究不仅涵盖了追逃博弈的理论基础, 还包括了在无人机和多智能体系统等特定环境下的应用研究^[8], 团队累计发表相关论文 35 篇, 总被引量达 2 854 次。其团队还将微分博弈理论与控制理论相结合, 为追逃问题提供了新的数学模型和控制策略。Casbeer 团队^[9] 在三维空间和轨道环境中的追逃问题上研究深入, 设计的策略能有效应对复杂场景。其团队还利用先进计算技术优化追逃算法, 使其能够处理大规模复杂场景。

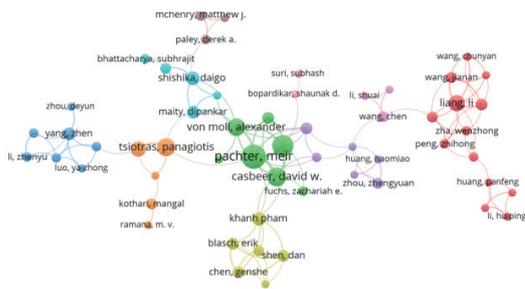


图5 学者协作集群

Fig. 5 Scholar collaboration clusters

多层次协作网络推动了追逃问题研究的发展, 但存在全球合作不均衡、小型团队融入难、跨学科协作不足等薄弱环节。未来加强这些薄弱环节的合作将有助于追逃问题研究的进一步发展。

1.2 智能追逃方法

智能追逃方法是指利用人工智能和控制理论等技术, 使机器人能够在复杂环境中自主进行追逃任务的技术, 该节基于文献情况系统分析强化学习、模型预测控制、人工势场和阿波罗尼斯圆等 4 种主流智能追逃方法的理论基础、研究现状和应用场景。

1.2.1 强化学习

强化学习是机器学习的重要分支, 通过智能体与环境交互学习最优策略, 以获得最大累积奖励。

多智能体强化学习使多个机器人在追求个体利益的同时, 通过协作和信息共享来实现团队目标^[10-12]。近年来, 强化学习在追逃问题中的应用正在不断扩展, 特别是在提高策略的可扩展性、适应性和实时性方面。

强化学习热点图(见图 6)显示, 该研究呈多学科交叉。其中, 关键词“multi-agent systems”为核心交叉方向之一, 研究集中在多智能体强化学习, 用于处理多机器人追逃协作与竞争问题。在应用场景方面, “spacecraft”和“missile”等关键词揭示了强化学习在航天器和导弹等领域的应用拓展, 这些领域对自主决策和实时控制要求高, 强化学习的应用可提升系统性能和任务成功率。其他高频关键词如“deep reinforcement learning”、“differential game theory”和“pursuit-evasion”等紧密关联且占据核心位置, 表明当前强化学习的研究重点在于深度强化学习与微分博弈论的结合, 以解决复杂的追逃问题。在追逃问题研究中, 强化学习在动态博弈场景中广泛应用, 使智能体能适应环境并优化策略, 是当前的研究热点。

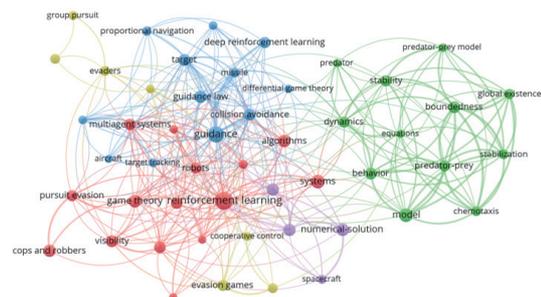


图6 强化学习热点图

Fig. 6 Hotspot map of reinforcement learning

近几年在解决追逃问题时, 大量学者进行了强化学习方面的研究。Wang 等^[13] 将在线强化学习算法应用于无人水面艇(unmanned surface vessel, USV)的追逃博弈场景, 基于相对运动方程构建微分博弈模型以描述和解决 USV 之间的追逃问题, 使用“1 评论家(critic)-2 行动者(actor)”神经网络架构近似建模价值函数和策略, 但该研究并未考虑障碍物对博弈过程的影响。Li 等^[14] 将深度强化学习应用于轨道多人追逃博弈, 通过离散马尔可夫决策过程和改进的分布式确定性策略梯度算法, 优化了追逐者和逃避者的策略。研究设计了椭圆围捕配置以利用追逐者的初始优势, 并采用并行

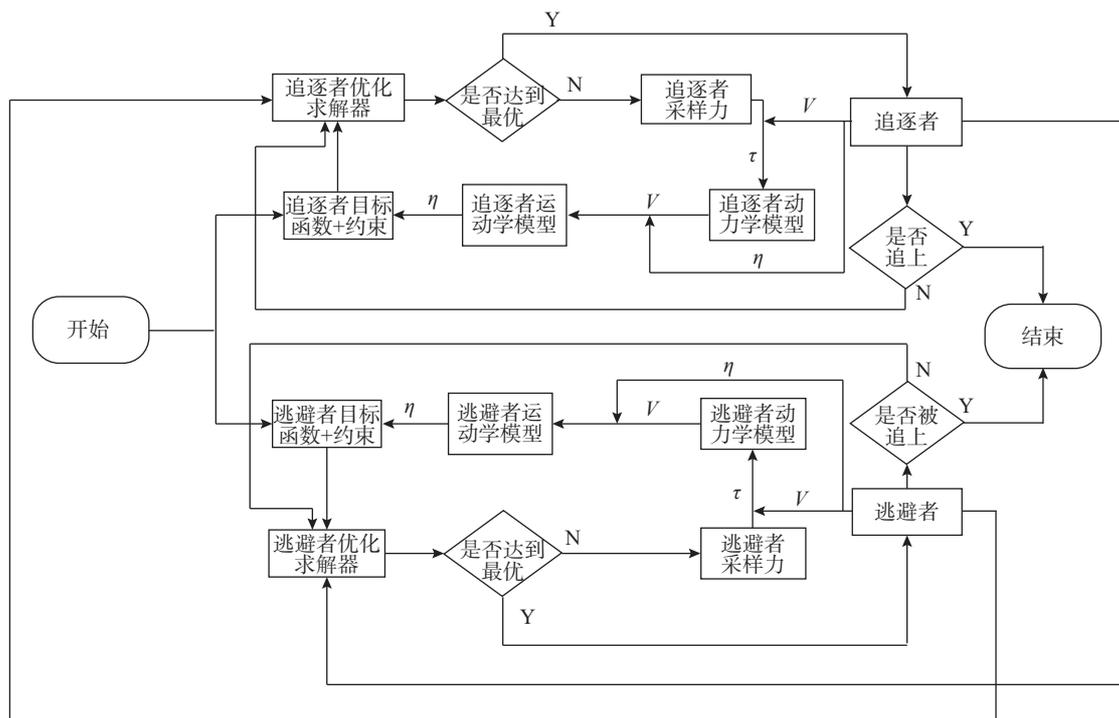
对抗学习框架和分散决策协调机制,使追逐者学会“主动合作”策略,逃避者学会“多目标”逃避策略。但该研究主要在完整信息下进行,未考虑信息不完整时的算法鲁棒性及对博弈结果的影响。针对现实环境中的障碍物问题, Qi 等^[15]提出课程化深度强化学习方法,在考虑移动机器人的动力学特性以及静态障碍物影响的基础上,使用深度 Q 网络训练追逐者和逃避者,使其能够通过与环境的交互学习最优或次优策略。该研究虽然考虑了静态障碍物和非完整约束条件,但对移动障碍物或多智能体交互场景的适应性仍显不足。Zhang 等^[16]构建了基于 Unity 3D 物理引擎的模拟框架,利用多智能体深度强化学习解决多无人机在复杂环境中的追逃问题,同时提出了包含目标预测网络的新型框架 CBC-TP Net(coronal bidirectionally coordinated with target prediction network),以提高无人机在执行任务时的决策能力和适应性。但该方法可能因训练深度强化学习模型需大量计算资源和时间,导致实际应用效率低下。Zhuang 等^[17]提出混合深度强化学习方法,通过融合改进的深度确定性策略梯度算法、模糊逻辑、基于 Armijo-

Goldstein 准则的 BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno)算法以及深度 Q 网络,显著提升了多智能体系统在追逃博弈中的协调控制能力,特别是在动态环境中表现出色。但是在快速变化的环境中,深度 Q 网络的决策及时性和适应性仍待研究。

1.2.2 模型预测控制

模型预测控制作为一种先进控制算法,通过在每个控制时刻求解优化问题来预测系统未来的行为,并生成相应的控制动作,以实现复杂动态系统的精确控制。如图 7 所示,模型预测控制器通过结合预测模型、目标函数和约束条件,计算最优控制序列。该流程图展示了一个动态博弈过程,追逐者和逃避者基于对方行动来调整自身策略,通过 2 个并行的循环持续优化和调整策略来达到各自目标。系统通过不断优化求解和采样计算,动态调整双方运动策略直到达到最终目标^[18-19]。在机器人追逃场景中,模型预测控制通过实时预测和优化控制策略,使追逐者能够快速准确地跟踪逃避者,同时助力逃避者有效规避追击,实现动态追逃博弈。

在利用模型预测控制解决追逃问题的研究中, Huang 等^[20]将不敏感机制和非线性模型预测控制



注: V ——速度; τ ——力矩; η ——效率

图 7 模型预测控制原理

Fig. 7 Principle of model predictive control

相结合,用于无人机对机动目标的拦截场景。不敏感机制预测目标未来位置,降低对目标机动性的敏感,减少多余控制输入;非线性模型预测控制优化控制输入,实现精准拦截,考虑输入约束与能量消耗最小化。但该算法对目标未来状态的预测能力有限,现有预测方法较简单,可能无法准确捕捉目标复杂的机动行为,进而影响拦截效果。Qiu等^[21]提出模型预测控制解耦追逃博弈(model predictive control decoupled pursuit and evasion game, MPC-DPEG)模型,将模型预测控制与逆最优控制(inverse optimal control, IOC)技术相结合,用于解决非零和多人追逐-躲避博弈中的纳什追逐策略问题。前者预测未来状态并优化控制策略,后者估计逃避者代价函数。但该研究未涉及受限环境及多追逐者和逃避者等复杂场景。Hu等^[22]提出了一种基于模糊Q学习(fuzzy Q learning, FQL)和模型预测控制的四旋翼无人机追逐-规避博弈的新方法,利用前者感知决策、后者鲁棒控制优势解决相关控制问题。虽然FQL能够处理模糊信息,但在面对复杂多变的环境和对手策略时,算法的适应性和鲁棒性仍需进一步验证和优化。Cui等^[23]提出了融合博弈论的模型预测控制方法,在模型预测控制的目标函数中对以下3项进行加权:单个追逐者个体与目标的位置偏差、多个追逐者中心点与目标的位置偏差,以及追捕团队在目标周围的均匀分布程度,通过综合考虑捕获距离、团队分布和碰撞避免等因素,实现多机器人在追逃博弈中的有效协作。但该方法计算复杂,可能影响实时性。

1.2.3 阿波罗尼斯圆

阿波罗尼斯圆源于古希腊几何理论^[24-25],在机器人追逃问题中应用广泛,主要利用其定义中的点比率关系,为机器人导航和运动规划提供几何解算工具。在追逃博弈中,阿波罗尼斯圆帮助设计追逐者和逃避者之间的相对运动策略,优化追逃效果。如图8所示, M 和 N 为阿波罗尼斯圆的内外分点, A 和 B 分别代表逃避者和追逐者的初始位置,满足 $(MB)/(MA) = (NB)/(NA) = k$,其中, k 为距离比常数。圆心 C 由 M 、 N 的位置确定,与固定点 A 、 B 构成特定的几何比例关系。当追逐者与逃避者均以匀速直线运动,且速度比满足 $V_b/V_a = k > 1$ (即追逐者速度更快)时,满足 $(MB)/(MA) = k$

的逃避者运动轨迹将形成阿波罗尼斯圆,并在此圆上被追逐者截获^[26]。图中, P 为阿波罗尼斯圆上任意动点。

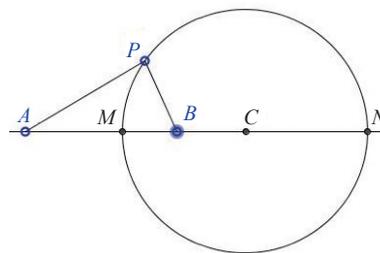


图8 阿波罗尼斯圆
Fig. 8 Apollonius Circle

使用阿波罗尼斯圆解决目标防卫类追逃问题时,单目标防卫的纯追逃算法因阿波罗尼斯圆凸出部分无法确保拦截,双目标防卫易因追逐者方向摆动导致失败,而基于阿波罗尼斯圆提出的追捕策略可有效防止逃避者到达目标。Dorothy等^[27]提出了一种将追逃问题转化为非线性控制问题的方法,通过定义阿波罗尼斯圆,确保追逐者在初始阿波罗尼斯圆的邻域内捕获逃避者。但该策略仅适用于无障碍、运动模式简单的追逃场景,在复杂动力学环境或存在障碍物、非零捕获半径时有效性受限。Wang等^[28]提出了基于阿波罗尼斯圆的追逃博弈策略,通过将状态空间划分为追逐者和逃避者的主导区域来构建数学模型,该策略结合了几何划分、博弈论和强化学习,利用Q学习算法寻找最优追捕策略,并引入超模态博弈理论证明纳什均衡的存在,但面对高速、高机动逃避者时适应性和鲁棒性较差。Al-Talabi^[29]提出了基于模糊强化学习的策略,结合了模糊“行动者-评论家”学习自动化(fuzzy actor-critic learning automation, FACL)算法、阿波罗尼斯圆技术和特定的队形控制策略,以定义每个追逐者的奖励函数,从而准确更新其价值函数,但该研究仅针对单逃避者,未涉及多逃避者的协作追捕场景。

1.2.4 人工势场

人工势场是一种用于机器人导航和路径规划的技术,通过模拟物理世界中的引力和斥力构建虚拟力场:在目标点创建引力势场吸引机器人,在障碍物周围生成斥力势场来避免碰撞。如图9所示,在追逃过程中,逃避者周围产生引力,障碍物周围产生斥力,通过2种势场的合力来实现追逐者的

路径规划。然而,该方法可能会使机器人在障碍物附近陷入势场的局部极小值区域,导致其无法到达目标点,这通常需要结合其他策略来解决^[30-31]。

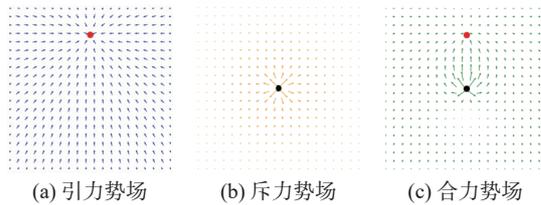


图9 人工势场原理图

Fig. 9 Schematic diagram of artificial potential field

在实际应用中,人工势场法常与其他技术结合以提升追逃性能。Chen等^[32]提出结合人工势场和阿波罗尼斯圆的协同策略,先用阿波罗尼斯圆进行任务分配,再利用人工势场法实现追逐者之间的协同避障,当2个逃避者之间的距离小于交互半径时,重新分配追逐者以提高追击效率和成功率。但该方法主要考虑了静态障碍物的情况,对动态障碍物的适应性不足。Dong等^[33]提出了一种结合改进动态人工势场和微分博弈理论的混合算法,用于解决移动机器人在复杂环境中的追逃问题,非障碍区域用微分博弈理论求最优策略,障碍区域用改进人工势场法引导路径规划。该算法在理论上能够有效解决追逃问题,但其计算复杂度可能较高,尤其是在需要频繁切换策略的复杂环境中。Zhao等^[34]提出了一种基于深度强化学习和人工势场相结合的多固定翼无人机协同追踪算法,用于在包含静态障碍物和动态逃避者的复杂环境中进行目标追踪。该算法通过分散式深度确定性策略梯度学习协同策略,利用人工势场规避障碍物,设计奖励机制激励捕获目标和形成有利队形。但未考虑如目标存在保护者等更复杂情况,算法鲁棒性和适应性需进一步测试和改进。

1.2.5 4种方法特性对比与应用场景分析

在多机器人追逃领域,上述4种方法各具技术特征,其理论优势与应用局限反映了不同场景下的策略适配需求,方法优缺点对比如表1所示。

在多机器人追逃问题的研究中,上述4种方法不仅在理论层面具有重要价值,更在实际应用中展现出了显著效果与潜在优势。强化学习通过智能体与环境的交互学习最优策略,在无人机编队追逃任务中已成功应用。例如,研究人员利用深度

表1 4种追逃方法优缺点对比

Table 1 Comparison of advantages and disadvantages of four pursuit-evasion methods

方法	优点	缺点
强化学习	适应性强、自主学习、全局优化	训练周期长、计算资源消耗大、依赖环境建模
模型预测控制	控制准确度高、实时性与灵活性较强	计算复杂度高、对目标运动模型依赖性强、目标预测能力有限
阿波罗尼斯圆	几何关系清晰、适用范围广	仅适用于匀速直线运动、依赖速度比、复杂环境适应性差
人工势场	算法结构简单、实时性与适应性较强	易陷入局部最小值、对参数敏感、动态环境适应性不足

强化学习算法构建多智能体系统,使无人机能够依据自身观测的环境信息以及与其他无人机的协作信息,自主学习最优追逃策略。但存在训练时间长、对环境建模要求高等挑战。模型预测控制在移动机器人追逃实验中表现出色,可依实时环境信息和目标位置快速预测优化轨迹,使追逐者快速捕获目标。但较高的计算复杂度对硬件计算能力提出了较高要求,且其目标预测能力在面对目标复杂机动行为时仍有待提高。阿波罗尼斯圆是机器人追逃问题中的一种几何工具,主要用于路径规划和运动控制。它能为机器人提供优化的追逃路径,尤其在多追逐者和逃避者场景中可确定最优拦截位置和路径。该方法在计算效率和路径优化方面有显著优势,适用于实时性要求高的场景。不过,其主要集中在静态或障碍物少的环境,对动态和复杂障碍物环境的适应性较差。未来研究可着眼于将其与其他算法结合,以提升其在复杂环境中的应用能力。人工势场算法在服务机器人室内导航任务中的应用也取得了积极成果,能够有效引导机器人避开障碍物并快速到达目标位置。但其易陷入局部极小值,导致机器人无法到达目标位置。为此,研究人员提出了引入随机扰动或其他算法(如强化学习)相结合的改进方法,以提高其全局导航能力。这些应用案例显示,上述算法在多机器人追逃任务中实用且适用广泛,但也有待进一步优化改进,为未来研究提供经验与参考。

2 机器人追逃在水下环境的潜在应用

水下环境的高度复杂性使得机器人追逃技术在该领域有着广泛的应用潜力,如水域救援与检

测、海洋生物研究与保护以及水下军事领域等^[35]。然而,水下环境的复杂性也使传统追逃方法面临显著瓶颈^[36]。尽管近些年来水下追逃问题逐渐受到重视,但相较于地面和空中场景,相关研究仍处于起步阶段。图10为2014—2024年水下追逃主题相关论文年产出量(选自Web of Science数据库,检索关键词为“pursuit evasion”和“underwater”)。从论文产出量趋势可见,该领域的研究兴趣和学术活动呈持续增长趋势,但整体研究基数仍较小,亟待更多创新成果支撑。

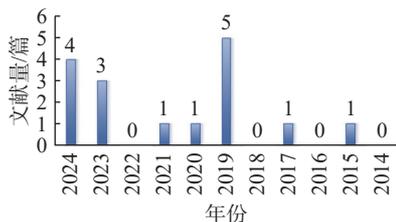


图10 水下追逃相关论文年产出量

Fig.10 Annual output of papers related to underwater pursuit-evasion problems

2.1 潜在应用场景

2.1.1 水域救援与设施检测

遥控水下航行器(remotely operated vehicle, ROV)的出现彻底改变了传统水下作业模式。相较于以往依赖潜水员人工搜索和打捞的方式,ROV配备高精度声呐和摄像设备,能够快速扫描大范围水域并精准锁定目标^[37]。在水下救援中,ROV能够有效探测事故环境和目标物,并利用专用工具进行打捞,不仅能够确保潜水员的安全,还能通过提前识别障碍物优化作业路径,降低操作风险。此外,ROV还被用于大型水电坝的水下检测,其搭载的传感器能够精准识别裂缝和渗漏点,显著提高检测准确性和作业效率。追逃问题在控制和机器人领域具有广泛应用。ROV在追逃策略模拟方面具有显著的应用价值,能够通过优化路径提升任务效率,这在监测海洋污染源和追踪海洋生物等方面尤为突出。随着技术的发展,这些应用范围有望进一步拓展。

2.1.2 海洋生物研究与保护

机器人追逃技术能够助力科学家对海洋生物的行为模式和迁徙路径等进行深入研究。通过搭载高清摄像设备和传感器,机器人可对鲸鱼、海豚和鲨鱼等海洋生物实施追踪,实时采集其活动轨

迹、捕食行为以及社交互动等数据信息。例如,在鲸鱼迁徙研究中,机器人可以通过自动调整航向和速度,保持与鲸鱼的相对安全观测距离,持续记录迁徙影响,为科学家提供珍贵的研究资料。此外,追逃技术还能帮助机器人在海洋生物保护行动中,精准识别和追踪非法捕捞船只,及时向相关部门发送预警信息,并协助采取保护措施,维护海洋生态平衡^[38]。

2.1.3 水下军事与安全

在水下军事与安全领域,机器人追逃技术可用于追踪敌方潜艇、自主水下航行器(autonomous undersea vehicle, AUV)等目标,为己方提供情报支持和作战优势。例如,在反潜作战中,己方机器人可利用先进的声呐系统和追逃算法,锁定敌方潜艇的位置和航迹,实时向指挥中心传输目标信息,协助制定反潜作战方案。同时,在水下侦察任务中,追逃技术也能帮助机器人在敌方海域长时间隐蔽跟踪,获取敌方军事部署、港口活动等重要情报,为军事决策提供有力依据^[39]。Sun等^[40]的研究进一步表明,在复杂海流和障碍物环境下,利用多步Q学习算法能够解决多AUV之间的协同追逃博弈问题。研究表明,随着未来海洋战场复杂性的提升,AUV协同追击将成为关键对抗方法。

2.2 关键技术难点

将适用于地面和空中场景的算法迁移至水下环境时,需要考虑洋流影响、海底地形复杂性和能见度等环境适配问题。传统追逃方法通常假设环境相对稳定,但水下环境中洋流的存在会不断改变追踪者和目标之间的相对位置,导致基于固定模型的预测控制策略失效。例如,Chu等^[41]提出一种基于双深度Q网络的深度强化学习路径规划方法,用于解决AUV在洋流扰动下的路径规划问题。虽然能够实现AUV在未知洋流扰动下的精准避障,但其在追逃问题上的有效性有待验证。海底地形复杂多变,传统追踪方法可能无法有效识别和规避海底障碍物。

其次,与单个AUV相比,多AUV编队可提升效率与稳定性,但水下通信存在信号衰减严重、延迟高及干扰强等问题。水下通信主要依靠声波,但声波在水中传播损耗较大,信号衰减速度快,实时通信受限,影响协同追踪;信息处理延迟可能导致

追踪偏差,降低精度。Yang等^[42]提出了一种AUV三维分类框架(包括性能、编队控制和通信能力),指出未来需要在通信协议设计、延迟容忍以及拓扑结构优化等方面进行重点研究,以提高AUV编队的稳定性和效率。

能源消耗是另一关键制约因素。AUV在水下长时间运行依赖于有限的电池储能,而追逃过程中频繁的加速、转向和深度调整操作会导致能源的快速消耗,缩短AUV的续航时间,可能导致AUV在追击过程中因能源耗尽而失去追逃能力^[43-44]。

最后,水下目标识别能力也是技术难点之一。水下环境的复杂性,包括多变的背景环境、不均匀的光照条件以及悬浮颗粒物的影响,都会显著干扰目标识别的准确性,而在地面或空中较容易识别目标。传统基于特征的追踪方法可能无效^[45-46]。

3 挑战和未来发展方向

尽管机器人追逃问题研究近年来取得了显著进展,但仍面临诸多挑战和不足。这些挑战的突破直接决定了技术未来的发展走向,也推动机器人系统在复杂环境中解决追逃问题的适应性、弹性和效率不断提升。

随着技术演进,机器人使用环境日益复杂,追逐目标需求趋向多元化,传统追逃算法难以满足实际需求。既往研究主要集中在地面和空中等相对简单的环境,基于此类场景开发的算法在面对水下等复杂环境时,往往难以发挥预期效果。同时,由于追逐目标的多样性增加,使得单个追逐者系统的局限性愈发明显,多AUV编队控制成为研究热点,通过协作,AUV可以更高效地完成复杂任务。现阶段的研究中,所设计的追逃系统按照追逐者和逃避者的相对速度主要分为3类:追逐者速度高于逃避者、二者速度相同、追逐者速度低于逃避者。现阶段研究主要集中在前两类情况,而当面临第3类情况时,单追逐者的系统性能往往难以保障。

水下机器人技术的发展面临多维挑战:水下环境复杂且缺乏全球定位系统(global positioning system, GPS)信号,使得三维空间中的精确定位和导航成为难题。虽然超短基线、短基线和长基线等技术已应用于水下定位,但在动态环境中的局限性依然显著。此外,在三维空间中,机器人需要

同时处理深度、方向和位置信息,相比二维平面,其间的路径规划和目标跟踪需要考虑更多变量和约束条件。水下传感器需要在高压、低温和高湿度等恶劣条件下工作,这对传感器的精度和可靠性提出了更高要求。此外,传感器数据的实时处理和传输也是挑战之一。水下通信主要依赖声波,但声波传播速度慢、延迟高、带宽有限,且易受环境噪声影响,限制了AUV之间的实时协作和数据共享。加之水下环境动态变化明显,洋流、海浪和海洋生物等因素的干扰会影响机器人的稳定性和传感器的准确性,要求算法具备更强的实时适应和调整能力,以确保机器人的快速响应和决策。

基于以上挑战,未来的研究趋势是向更复杂的环境适配和更优化的追逐系统演进。以水下环境为例,通信延迟、洋流扰动和障碍物规避等问题将推动水下机器人追逃系统的技术革新,使其更好地适应复杂场景并完成更多高难度任务。具体而言包括:1)开发更为精确的水下导航和定位技术,如融合多种传感器数据的同步定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术;2)研究更高带宽、更低延迟的水下通信技术,如光通信和量子通信在水下环境的应用;3)研究多AUV的高效协作策略,包括动态任务分配和实时信息共享。尤其在面对追逐者速度低于逃避者的问题时,多智能体合作追逐策略通过多个智能体的协同合作封锁逃避者路径,通过合作奖励塑造、分布式控制律、集群协同控制、分层共识机制、有限时间逃避策略以及多智能体协作任务学习框架等方法,可以有效提高追捕效率和成功率。这些研究方向为未来的多智能体追逃问题提供新的思路和解决方案。

4 结束语

文章系统综述了机器人追逃问题的最新研究进展,聚焦复杂环境下的智能追逃策略。追逃问题作为动态系统的重要研究主题,其研究成果在机器人控制、无人系统协同以及水下探测等多个领域展现广泛的应用价值。文中重点探讨了强化学习、模型预测控制、阿波罗尼斯圆和人工势场4种典型追逃方法,揭示了这些方法在提高追逐者的捕获效率和优化逃避者的逃避策略方面的优势和

局限性, 并深入讨论了机器人追逃在水下环境的潜在应用和挑战。文中研究提供的见解有助于了解近几年机器人追逃方面的最新研究, 并为未来研究提供见解, 为机器人系统开发出更有效和适应性强的追逃方法提供参考。

参考文献:

- [1] MU Z, PAN J, ZHOU Z, et al. A survey of the pursuit–evasion problem in swarm intelligence[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2023, 24(8): 1093-1116.
- [2] KANE S A, ZAMANI M. Falcons pursue prey using visual motion cues: New perspectives from animal-borne cameras[J]. *Journal of Experimental Biology*, 2014, 217(2): 225-234.
- [3] CHAKRABORTY D, BHUNIA S, DE R. Survival chances of a prey swarm: How the cooperative interaction range affects the outcome[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10(1): 8362.
- [4] ISAACS R. *Differential games: A mathematical theory with applications to warfare and pursuit, control and optimization*[M]. Gloucester, MA, USA: Courier Corporation, 1999.
- [5] MURRIETA-CID R, TOVAR B, HUTCHINSON S. A sampling-based motion planning approach to maintain visibility of unpredictable targets[J]. *Autonomous Robots*, 2005, 19: 285-300.
- [6] BHATTACHARYA S, HUTCHINSON S. On the existence of Nash equilibrium for a two-player pursuit—evasion game with visibility constraints[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2010, 29(7): 831-839.
- [7] TANG X, YE D, XIAO Y, et al. Epsilon Nash equilibrium differential game strategy for spacecraft terminal pursuit-evasion under incomplete information[J]. *Journal of Astronautics*, 2024, 45(1): 63-73.
- [8] PACHTER M, D’AZZO J J, PROUD A W. Tight formation flight control[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2001, 24(2): 246-254.
- [9] GARCIA E, CASBEER D W, PACHTER M. Design and analysis of state-feedback optimal strategies for the differential game of active defense[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2018, 64(2): 553-568.
- [10] JIA J, WANG W. Review of reinforcement learning research[C]//2020 35th Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation(YAC). Zhanjiang, China: IEEE, 2020: 186-191.
- [11] KAELBLING L P, LITTMAN M L, MOORE A W. Reinforcement learning: A survey[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1996, 4: 237-285.
- [12] SUTTON R S, BARTO A G. *Reinforcement learning: An introduction*[M]. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2018.
- [13] WANG Y K, WANG Y, CUI R X, et al. Game of marine robots: USV pursuit evasion game using online reinforcement learning[C]//2023 IEEE International Conference on Development and Learning(ICDL). Macau, China: IEEE, 2023: 121-126.
- [14] LI Z, CHEN S, ZHOU C, et al. Orbital multi-player pursuit-evasion game with deep reinforcement learning[J]. *Journal of the Astronautical Sciences*, 2025, 72(1): 1-29.
- [15] QI Q, ZHANG X, GUO X. A deep reinforcement learning approach for the pursuit evasion game in the presence of obstacles[C]//2020 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics(RCAR). Asahikawa, Japan: IEEE, 2020: 68-73.
- [16] ZHANG R, ZONG Q, ZHANG X, et al. Game of drones: Multi-UAV pursuit-evasion game with online motion planning by deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, 34(10): 7900-7909.
- [17] ZHUANG H, GAO P, WU X, et al. Coordination and control in multiagent systems for enhanced pursuit-evasion game performance[J]. *Dynamic Games and Applications*, 2024: 1-22.
- [18] MORARI M, LEE J H. Model predictive control: Past, present and future[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 1999, 23(4-5): 667-682.
- [19] GARCIA C E, PRETT D M, MORARI M. Model predictive control: Theory and practice —a survey[J]. *Automatica*, 1989, 25(3): 335-348.
- [20] HUANG D, ZHANG M, ZHAN T, et al. Insensitive mechanism-based nonlinear model predictive guidance for UAVs intercepting maneuvering targets with input constraints[J]. *Drones*, 2024, 8(11): 608.
- [21] QIU T, ZHANG H, WANG J. Nash pursuit strategy for nonzero-sum MPC game via inverse optimal control [C]//2022 13th Asian Control Conference(ASCC). Jeju, Korea: IEEE, 2022: 2354-2359.
- [22] HU P, ZHAO C, PAN Q. A novel method for a pursuit-evasion game based on fuzzy Q-learning and model-predictive control[J]. *Drones*, 2024, 8(9): 509.
- [23] CUI J, LI D, LIU P, et al. Game-model prediction hybrid path planning algorithm for multiple mobile robots in pursuit evasion game[C]//2021 IEEE International Conference on Unmanned Systems(ICUS). Beijing, China: IEEE, 2021: 925-930.
- [24] GISCH D, RIBANDO J M. Apollonius’ problem: A study of solutions and their connections[J]. *American Journal of Undergraduate Research*, 2004, 3(1): 15-25.
- [25] COXETER H S M. The problem of Apollonius[J]. *The American Mathematical Monthly*, 1968, 75(1): 5-15.
- [26] RAMANA M V, KOTHARI M. Pursuit-evasion games of high speed evader[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2017, 85: 293-306.
- [27] DOROTHY M, MAITY D, SHISHIKA D, et al. One

- Apollonius circle is enough for many pursuit-evasion games[J]. *Automatic*, 2024, 163: 111587.
- [28] WANG Q, WU K Q, YE J F, et al. Apollonius partitions based pursuit-evasion game strategies by Q-learning approach[C]//2022 41st Chinese Control Conference(CCC). Hefei, China: IEEE, 2022: 4843-4848.
- [29] AL-TALABI A A. Fuzzy reinforcement learning algorithm for the pursuit-evasion differential games with superior evader[C]//2017 International Automatic Control Conference(CACS). Taiwan, China: IEEE, 2017: 1-6.
- [30] KHATIB O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 1986, 5(1): 90-98.
- [31] KUMAR P B, RAWAT H, PARHI D R. Path planning of humanoids based on artificial potential field method in unknown environments[J]. *Expert Systems*, 2019, 36(2): e12360.
- [32] CHEN M, YANG C, ZHANG X, et al. Pursuit-evasion game of multiple pursuers and evaders with intelligent cooperation and obstacle avoidance in a complex environment[C]//Chinese Conference on Swarm Intelligence and Cooperative Control. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023: 222-234.
- [33] DONG J, ZHANG X, JIA X. Strategies of pursuit-evasion game based on improved potential field and differential game theory for mobile robots[C]//2012 Second International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control. Harbin, China: IEEE, 2012: 1452-1456.
- [34] ZHAO F, HUA Y, ZHENG H, et al. Cooperative target pursuit by multiple fixed-wing UAVs based on deep reinforcement learning and artificial potential field[C]//2023 42nd Chinese Control Conference(CCC). Tianjin, China: IEEE, 2023: 5693-5698.
- [35] ZHOU Z, LIU J, YU J. A survey of underwater multi-robot systems[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, 9(1): 1-18.
- [36] SUN Z, SUN H, LI P, et al. Pursuit-evasion problem of unmanned surface vehicles in a complex marine environment[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(18): 9120.
- [37] YUH J, WEST M. Underwater robotics[J]. *Advanced Robotics*, 2001, 15(5): 609-639.
- [38] BOGUE R. Underwater robots: A review of technologies and applications[J]. *Industrial Robot: An International Journal*, 2015, 42(3): 186-191.
- [39] BOVIO E, CECCHI D, BARALLI F. Autonomous underwater vehicles for scientific and naval operations[J]. *Annual Reviews in Control*, 2006, 30(2): 117-130.
- [40] SUN X, SUN B, SU Z. Cooperative pursuit-evasion game for multi-AUVs in the ocean current and obstacle environment[C]//International Conference on Intelligent Robotics and Applications. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023: 201-213.
- [41] CHU Z, WANG F, LEI T, et al. Path planning based on deep reinforcement learning for autonomous underwater vehicles under ocean current disturbance[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2022, 8(1): 108-120.
- [42] YANG Y, XIAO Y, LI T. A survey of autonomous underwater vehicle formation: Performance, formation control, and communication capability[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2021, 23(2): 815-841.
- [43] DANIELIS P, PARZYJEGLA H, ALI M A M, et al. Simulation model for energy consumption and acoustic underwater communication of autonomous underwater vehicles [J]. *WMU Journal of Maritime Affairs*, 2022, 21(1): 89-107.
- [44] KELASIDI E, PETERSEN K Y, GRAVDAHL J T. Energy efficiency of underwater robots[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2015, 48(16): 152-159.
- [45] ZEREIK E, BIBULI M, MIŠKOVIĆ N, et al. Challenges and future trends in marine robotics[J]. *Annual Reviews in Control*, 2018, 46: 350-368.
- [46] LEI Z F, LEI X F, WANG N, et al. Present status and challenges of underwater acoustic target recognition technology: A review[J]. *Frontiers in Physics*, 2022, 10: 1044890.

(责任编辑: 陈 曦)