

基于A*与动态窗口法的无人船路径规划

付龙^{1,2,3}, 沈震^{2,3,4}, 陶浩⁵, 韩云君^{2,3}, 董西松^{2,3}, 熊刚^{2,3,4}

- (1. 中国科学院大学人工智能学院, 北京 100149;
2. 中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统全国重点实验室, 北京 100190;
3. 中国科学院自动化研究所北京市智能化技术与系统工程技术创新中心, 北京 100190;
4. 东莞中科云计算研究院, 广东 东莞 523808;
5. 中国舰船研究设计中心, 湖北 武汉 430064)

摘要: 海岸线突袭任务要求无人水面船 (unmanned surface vessel, USV) 在复杂的海岸环境中完成精确的定点突袭。海岸区域地形多变, 存在礁石、浅滩等静态障碍物与海上漂浮物等动态障碍物, 同时任务时间有严格要求。因此, 为USV提供实时、安全、准确的路径规划非常重要。针对当前路径规划存在无法兼顾全局寻优、时效性和安全性的难题, 基于A*算法和动态窗口法 (dynamic window approach, DWA) 提出了全局探索与局部优化相融合的方法: A*算法提供静态环境下全局最短路径, 路径节点之间使用改进的DWA进行局部路径避障优化。通过引入动态指数衰减加权的启发式函数改进A*算法, 降低了全局路径规划的运行时间和探索空间; 通过引入动态障碍物航向角和USV预测轨迹航向角的夹角评价子函数和基于Logistic函数的距离评价子函数来改进DWA, 增强了局部避障中的实时反应能力。仿真结果表明, 融合算法在海岸线突袭任务中能够实时探索全局近优解, 有效应对静态和动态障碍物的影响, 显著提升USV在复杂海岸线环境中的任务完成效率和稳定性。

关键词: 海岸线突袭; A*算法; 动态窗口法; 路径规划

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202519

Path planning of unmanned ships based on A* and dynamic window approach

FU Long^{1,2,3}, SHEN Zhen^{2,3,4}, TAO Hao⁵, HAN Yunjun^{2,3}, DONG Xisong^{2,3}, XIONG Gang^{2,3,4}

1. School of Artificial Intelligence, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China
2. State Key Laboratory of Multimodal Artificial Intelligence Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China
3. Beijing Engineering Research Center of Intelligent Systems and Technology, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China
4. Cloud Computing Center, Chinese Academy of Sciences, Dongguan 523808, China
5. China Ship Development and Design Center, Wuhan 430064, China

Abstract: The coastline raid task requires an unmanned surface ship to carry out precise, fixed-point raids in a complex coastal environment. The terrain of the coastal area is highly varied, with static obstacles such as reefs and shoals, as well as moving obstacles like floating objects at sea. Moreover, the task must be completed within a strict time frame. Therefore, real-time, safe, and accurate path planning for the unmanned surface ship is crucial. To address the challenge of balancing global optimization, efficiency, and safety in path planning, a method that integrates global search and local optimi-

收稿日期: 2025-02-28; 修回日期: 2025-04-11

通信作者: 熊刚, gang.xiong@ia.ac.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No.62461160259, No.92360307, No.92267103); 北京市自然科学基金项目 (No.L241016, No.L243009, No.L233005)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62461160259, No.92360307, No.92267103), The Natural Science Foundation of Beijing (No.L241016, No.L243009, No.L233005)

zation was proposed, based on the A* algorithm and the dynamic window approach (DWA). The A* algorithm computed the global shortest path in a static environment, while the improved DWA optimized local path obstacle avoidance between path nodes. The A* algorithm was enhanced by incorporating a heuristic function with dynamic exponential decay weighting, which reduced the running time and exploration space for global path planning. Additionally, the DWA was improved by introducing an evaluation function based on the angle between the heading of dynamic obstacles and the predicted trajectory of the unmanned surface ship, as well as a distance evaluation function based on a logistic curve, which enhanced the real-time responsiveness of local obstacle avoidance. Simulation results demonstrate that the proposed hybrid algorithm can search for a near-optimal global solution in real-time, effectively handle both static and dynamic obstacles, and significantly improve the task completion efficiency and stability of the unmanned surface ship in complex coastal environments.

Key words: coastline raid, A* algorithm, dynamic window approach, path planning

0 引言

目前, 无人水面船 (unmanned surface vessel, USV) 技术发展迅速, 其在军事、救援、环境监测等领域的应用日益广泛, 海岸线环境突袭任务是其中的一个重要部分。在海岸线突袭任务中, USV 要在复杂的海洋环境中执行精确的定点攻击。海岸线区域地形复杂, 既有狭窄水域和港湾等特殊地形, 也有礁石、浅滩和岛屿等静态障碍物, 这些都增加了路径规划的难度。海上环境中还存在其他船只和漂浮物等动态障碍物, 因此 USV 需要具备实时避障能力。同时, 突袭任务对时间有严格要求, USV 需要在确保安全的前提下快速地完成。因此, 如何设计高效的路径规划算法, 以应对海岸线复杂环境和多变障碍物的影响, 成为研究的重点。目前, 路径规划算法主要分为全局路径规划与局部路径规划两类。全局路径规划关注 USV 从起始点到目标点的整体路径设计, 依赖静态环境信息; 而局部路径规划则是在 USV 运行过程中, 针对动态环境和障碍物进行实时路径调整, 以确保行驶的安全和效率。在海岸线突袭任务中, 既需要高效的全局路径规划, 又要具备强大的局部避障能力, 才能有效应对静态和动态障碍物的挑战。许多研究者针对路径规划问题提出了多种改进算法, 其中 A* 算法、动态窗口法 (dynamic window approach, DWA) 以及两种算法的融合方法是常见且有效的路径规划方法。

全局路径规划是在已知地图的情况下计算从起点到目标的最佳路径, 常见的全局路径规划算法包括: 迪杰斯特拉 (Dijkstra) 算法^[1]、快速遍历随机树 (rapidly-exploring random tree, RRT) 算法^[2-3]、

A* 算法^[4]、遗传算法^[5]等。在探索空间较大并且障碍物复杂时, A* 算法需要大量的计算资源, 尤其是当目标点距离较远时, 探索过程需要遍历大量的节点, 导致计算效率低下。Li 等^[6]通过结合双向探索策略和指数衰减启发式函数, 降低了传统 A* 算法在大规模地图和复杂障碍物环境中的计算效率问题。Lin 等^[7]提出了一种改进的 A* 算法, 通过在障碍物周围设置冗余安全空间, 提高路径的安全性, 并引入转弯成本和冗余拐点优化策略, 降低拐点冗余。王洪斌等^[8]通过目标成本函数和自适应优化策略, 缩短了路径长度并降低了转折角度; 同时, 结合改进的 DWA 和预瞄偏差角追踪法在动态复杂环境中实现了局部避障与动态目标追踪。朱冻谕等^[9]引入了奖惩机制, 以优化路径选择, 减少不必要的路径弯曲。张伟民等^[10-11]结合跳点探索法提出优化修剪规则的有限跳点探索法, 以提高 A* 算法在室内巡检机器人路径规划中的效率和性能。张浩杰等^[12]在传统 A* 算法的基础上, 将能耗值作为节点之间的通行成本, 以能耗运动基元集中定义的节点连接关系进行节点扩展, 获得一条全局能耗最优路径。陈艺文等^[13]通过挪移处理使路径点远离障碍物、剔除无障碍路径点、获取路径必经转折点, 并结合机器人运动约束进行混合 A* 二次规划, 确保路径的安全性、平稳性和效率。

尽管 A* 算法在静态环境中表现出色, 能够高效地找到最优路径, 但在面临动态障碍物 (如其他船只、漂浮物等) 的干扰时, A* 算法无法实时调整路径, 导致其适应性和实时性较差。而局部路径规划算法能够在动态环境中实时调整路径, 躲避障碍物, 并确保路径的安全性和可行性。常见的局部路径规划算法包括人工势场法^[14]、DWA 等。自

1997年Fox等^[15]提出DWA以来,大量研究在其基础上不断改进优化,以适应复杂多变的应用场景。Ogren等^[16]通过结合DWA和控制Lyapunov函数的收敛性框架,解决了传统DWA在动态环境中的收敛性问题。改进的DWA能够有效处理动态环境中的障碍物,提高导航的稳定性和安全性。王永雄等^[17]根据机器人与障碍物之间的距离以及障碍物密集度自动调整目标函数中的权值,从而适应环境的动态变化,优化运行速度和路径。Lee等^[18]提出了一种结合有限记忆滤波与DWA通过估算障碍物的整体分布规避动态障碍物的方法。Dobrevski等^[19]提出了一种结合深度学习和DWA的方法,通过神经网络能够根据机器人周围的障碍物分布动态预测DWA成本函数的权重,增强对动态环境的适应性。Jian等^[20]提出了一种用于差速轮式机器人的长时动态窗口局部规划方法。该方法利用长时动态窗口生成初步轨迹,随后通过图优化进行调整,结合时间变化距离场和弹性带模型预测控制,生成符合运动学约束并确保安全的路径,引导机器人顺利到达目标。Yasuda等^[21]提出了一种改进的DWA,通过确定性采样,在每个输入候选上预先近似末端状态分布,生成确定性样本路径,从而提升安全性并减少计算开销。张伟龙等^[22]改进距离评价函数并引入规则评价函数,结合国际海上避碰规则,提高USV在复杂环境中的避碰能力,确保航行安全。Fu等^[23]结合DWA和概率路线图(probability roadmap, PRM),生成动态环境中的可行路径,以适应动态环境中的变化,提高路径规划的鲁棒性。王洪斌等^[24]提出引入差分动态窗口的概念,通过结合多目标优化和DWA,提高移动机器人在复杂动态环境中的路径规划性能。

但是,局部路径规划算法仅关注当前局部环境,缺乏全局视野,忽略了长远全局路径,致使规划路径陷入局部最优,甚至陷入局部死循环,无法抵达目标点。因此,结合全局路径规划和局部路径规划的混合方法,可以更有效地应对海岸线等复杂动态环境中的路径规划问题。迟旭等^[25]通过舍弃3个探索方向,保留5个探索方向,根据当前点与目标点的距离与起点到目标点的距离的比值,动态调整启发式函数的权值,并将全局路径信息融入DWA,从而提高路径规划的精度和效率。Wang等^[26]通过使用改进的A*算法减少路径长度和转弯次数生成全局路径,并通过在圆周上均匀分布测试点来选择总势场强度最小的方向实现实时避障,同时采用偏

移引导确保遵守国际海上避碰规则,但增加了复杂性且计算资源需求较高。Han等^[27]结合了非均匀Theta*算法和改进的动态窗口方法(improved dynamic window approach, IDWA),用于USV的路径规划。该方法通过优化路径平滑性和动态适应性,提高USV在复杂动态环境中的路径规划性能。Yang等^[28]将从当前点到目标点的曼哈顿距离作为启发式函数规划路径,通过增加转向角度评价函数,避免产生过大的转向角,提升路径的平滑性和可行性。Han^[29]等提出采用障碍物数量和网格数相结合的自适应指数系数作为启发式函数的权重来规划全局路径,并结合DWA进行局部路径规划,以实现动态障碍物的避障。Guan等^[30]通过引入国际海上避碰规则来优化A*算法探索空间,减少局部优化陷阱,并利用深度Q网络(deep Q network, DQN)训练DWA目标函数的权重系数,以提高避碰路径的安全性和合理性。但该算法使系统复杂性增加,而且提高了实现和维护的难度;深度强化学习方法需要大量计算资源和时间,限制了实时应用;该算法对环境的依赖性较强,一旦环境变化则需要重新训练。唐炜等^[31]提出了一种改进的A*算法,通过总路径节点数动态调整权值,平衡实际路径代价和估算路径代价。针对DWA,动态调整避障阈值并引入动态障碍物评价函数可以提升避障的实时性和灵活性。邹文等^[32]通过提高栅格分辨率,显著提高了探索效率,同时优化了路径中的拐点;针对DWA,则增加了刹车等待和跟随两个运动状态,根据障碍物的动态位置进行避障。孙岩霆等^[33]利用节点到目标点的欧氏距离和全局已知障碍物数量动态调整启发式函数权值,提高算法的探索效率,同时引入路径节点转角角度削弱策略,减少路径的曲折度;针对DWA,增加全局路径偏离评价因子和转向角速度评价因子,以进一步提高避障能力。赖荣桑等^[34]将8自由度探索空间优化为5自由度探索空间,根据当前节点与目标节点的距离动态调整启发式函数,从而提高路径探索的效率和精度;针对DWA,引入全局路径偏离距离评价函数,避开障碍物。王彬等^[35]利用正态分布构造衰减函数来动态调节启发函数;通过动态调整障碍物距离评价子函数与其他评价子函数的权重比重,提高避障能力。郁洲等^[36]利用DQN算法结合多智能体的强化学习环境特性,在传统DQN算法的基础上,添加一个结构相同、参数不同的网络,分别对 Q 实际值和估计值

进行更新来实现价值函数的收敛。Qu等^[37-38]提出了一种结合DWA和安全强化学习框架的路径规划方法，以提高自主水面航行器在复杂海洋环境中的安全性、样本效率和运动学性能。Ali等^[39]提出了基于特征选择的决策模型，用于固定翼无人机在复杂地形上的全局和局部路径规划。该方法通过特征选择从点云地图中提取特征，并利用A*多向规划器生成最优的全局路径；随后又提出了自主船舶导航的安全增强碰撞避免技术，该技术在复杂静态和动态约束下进行全局和局部导航规划，可避免与海岸附近水下障碍物发生碰撞^[40]。傅汇乔等^[41]基于深度强化学习的六足机器人运动策略，针对复杂的非结构离散环境，通过深度确定性策略梯度（deep deterministic policy gradient, DDPG）算法与优先经验重放机制加速训练，使机器人能够高效平稳地从起始点运动到目标区域。

本文提出的融合改进A*算法和DWA的路径规划方法与现有算法相比有以下优势。

(1) 改进的A*算法能够适应狭窄水域、港湾等特殊地形，有效减少探索节点的数量，从而提高路径探索的效率，降低规划全局路径的时间。

(2) 改进的DWA增强了USV在动态环境中的适应性，能够在多个不同地图和环境条件下有效运行，实现局部避障，同时避免USV过度避障而不能更快速地到达目标点。

(3) 两种算法融合能够有效应对海岸USV突袭任务，在复杂环境中提供高效、安全的路径规划和避障能力，从而提高任务执行的效率与稳定性，具有较强的实际应用潜力。

1 USV路径规划

1.1 改进的A*算法

传统的A*算法^[42]是一种基于启发式探索的最短路径算法，它结合了贪婪算法和Dijkstra算法的优点，能够在复杂环境中寻找最短路径。A*算法计算每个节点的代价如下：

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (1)$$

$$h(n) = \sqrt{(x_{\text{goal}} - x_{\text{agent}})^2 + (y_{\text{goal}} - y_{\text{agent}})^2} \quad (2)$$

其中， $f(n)$ 为节点 n 的代价； $g(n)$ 为从起点到当前节点 n 的实际代价，即路径的实际长度； $h(n)$ 是从当前节点到目标节点的启发式估计代价； x_{goal} 、

y_{goal} 分别为目标点的横、纵坐标； x_{agent} 、 y_{agent} 分别为USV实时位置的横、纵坐标。

A*算法通过不断评估每个节点的 $f(n)$ 值，选择 $f(n)$ 最小的节点进行扩展。传统的A*算法在处理大规模海岸线场景时，面临效率低下的问题。海岸线环境的空间广阔且水域复杂，包含多个静态障碍物，这使得计算量急剧增加，导致算法的探索效率显著降低。本文对A*算法从调整探索空间、启发函数的动态加权、路径节点与拐点优化3个方面进行改进。

(1) 调整探索空间

本文通过调整8自由度的动作探索距离，减少路径探索过程中需要考虑的栅格数量，从而降低计算量和探索复杂度。在实际操作中，探索行为的调整是动态的，当算法在当前的探索距离下遍历所有可能的节点后，仍然无法找到一条从起点到目标点的可行路径时，触发调整机制，算法会降低1个栅格的动作距离来提高栅格地图的分辨率，以便更细致地探索潜在的路径。在原始的 100×100 的地图中，栅格粒度大小为10 m，采用8个方向的动作进行探索，设定一个5个栅格的探索距离来减少探索空间的大小，将原始的 100×100 栅格地图优化为 20×20 的栅格地图。这种调整能够有效减少探索过程中不必要的节点探索，提高路径规划的计算效率，同时保持较好的路径质量。

(2) 启发函数的动态加权

本文采用的改进的A*算法如下：

$$\begin{cases} f(n) = g(n) + ah(n) \\ \alpha = 1 + e^{ch(n)} \\ c = -1/D_{\text{dist}} \end{cases} \quad (3)$$

其中， α 为动态指数衰减的加权因子； c 为动态调整因子，可以根据起始点到目标点的距离来计算， c 控制启发式加权的强度； D_{dist} 为从起始点到目标点的欧氏距离， c 的值随着 D_{dist} 的变化而变化，从而可确保在不同的场景中，算法的行为和探索性能保持一致。此时， $ah(n)$ 的加权作用会适应不同的场景与任务，避免了固定 c 值导致的过于局部或过于广泛的探索问题。

传统A*算法探索空间如图1所示，灰色的“×”表示探索空间，绿色的轨迹表示传统路径规划算法计算出的全局规划路径。在狭窄水域、港湾等特殊地形中，终点往往会被包围在内，导致传统

路径规划算法在探索过程中需要探索大量无效节点,从而降低探索效率。

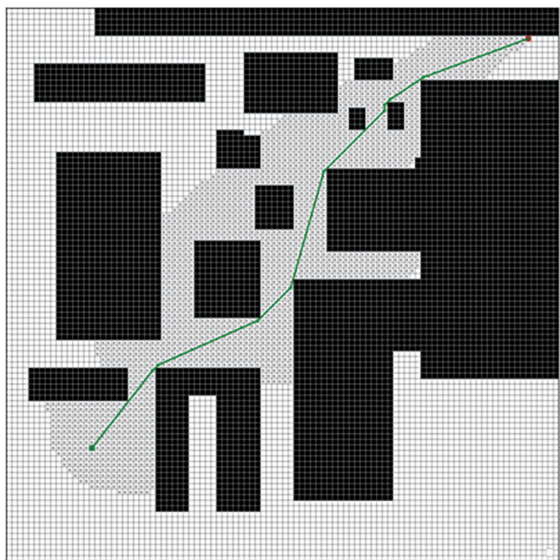


图1 传统A*算法探索空间

引入动态指数衰减的加权的启发式函数,目标是使加权后的启发式值 $ah(n)$ 大于原本的 $h(n)$,从而加快算法向终点的探索。这一加权函数的设计不仅加速了终点附近的探索过程,还能在保持较快的终点探索速度的同时,确保路径的端点位置向外扩展的性能。改进A*算法探索空间如图2所示,随着启发式值的增大,算法会更倾向于优先探索靠近终点的区域,但同时,由于加权的指数衰减变化,它也兼顾了在更广阔区域内扩展路径的能力,避免过早聚焦在终点附近,保证了算法的全局探索能力和路径的合理性。这种方法有效平衡了终点快速探索和全局路径扩展的需求,从而提高了路径规划的效率和精度。动态加权启发式函数使启发式函数权重能够随探索过程动态调整,在探索初期 α 较大,算法更倾向于快速向目标节点探索,减少在无效区域的探索。在接近目标时 α 逐渐衰减,算法更注重实际代价 $g(n)$,确保路径的合理性,避免在无效区域探索。

(3) 路径节点与拐点优化

在调整探索空间探索地图时,尽管计算效率得到了提升,但探索距离过大,往往导致规划出的路径不够精确,尤其是在复杂水域环境中,这种路径误差会更加显著。为了解决这一问题,在路径规划过程中,若当前节点与回溯两个节点之间的连线经

过静态障碍物,则通过最小化探索空间的方式,重新计算这两个点之间的最短路径,确保规划路径的准确性。相反,如果连线未与障碍物相交,则可以跳过这一过程,直接沿原路径继续规划,从而避免不必要的计算开销。20×20的栅格地图路径节点待优化区域如图3所示,两节点的红色连线穿过了静态障碍物,需要重新规划节点间的路径。

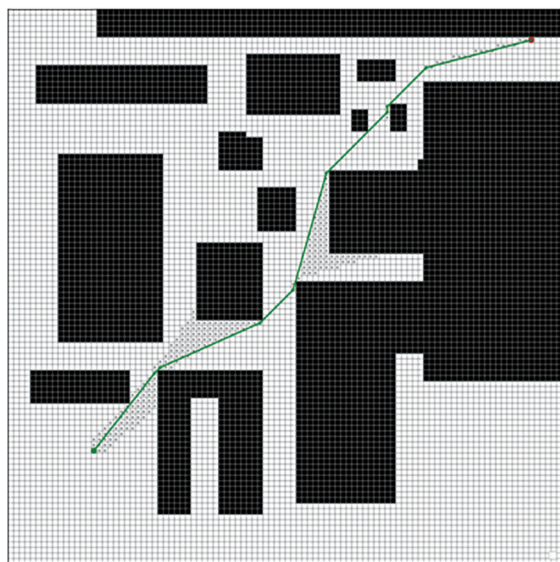


图2 改进A*算法探索空间

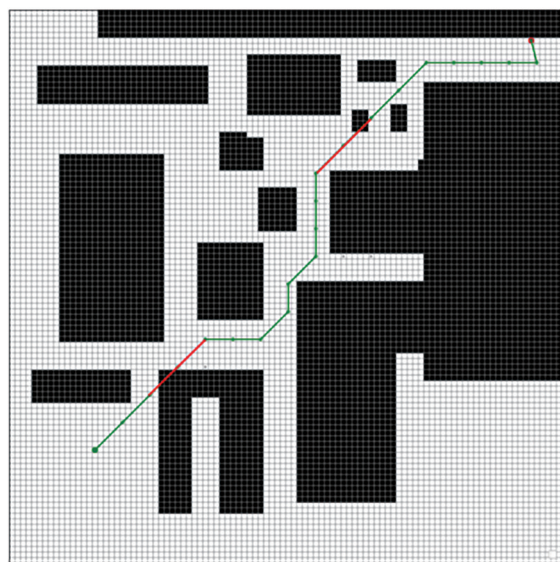


图3 20×20的栅格地图路径节点待优化区域

这种机制有效避免了探索中的路径误差问题,同时兼顾了计算效率与路径精度,在保证实时性的同时,提高了路径规划的可靠性。通过动态调整探

索空间，算法能够在不同场景中灵活适应，提高路径规划的精度与有效性。

路径拐点优化示意如图4所示。拐点优化是一种通过减少路径曲折度提高路径效率的策略。在该方法中，首先判断当前点与第二个点的连线是否穿过静态障碍物。如果不穿过障碍物，则跳过第一个点，直接连接当前点与第二个点，并继续判断第三个点，以此类推。若连线穿过障碍物，则将当前点移至最后一个未穿越障碍物的点，并继续优化后续路径。这一策略通过减少路径中的不必要转弯，使得路径更加平滑和直线化，同时保证路径不与障碍物相交，提升了路径的效率和可行性。

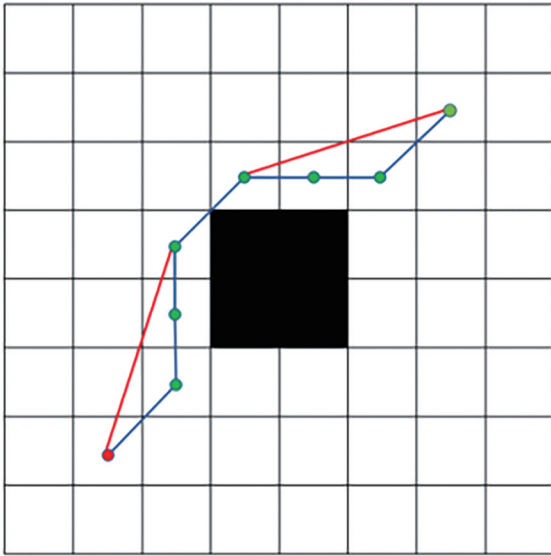


图4 路径拐点优化示意

1.2 改进的DWA

USV的运动学模型是用于描述USV在水面上的运动规律的数学框架^[43]。本文以美国的SeaRobotics-USV为对象进行研究，采用简化的运动学描述方法，忽略船舶的垂向运动，仅考虑水面上的二维运动，并将船体简化为一个质点。USV的运动学模型将USV的运动状态通过位置、速度和航向角等

变量在二维坐标系下进行描述，坐标轴指示船体的纵向和横向位置，航向角则定义船头与参考方向之间的夹角。USV的线速度和角速度是控制其前进方向和转弯的关键参数，模型基于运动约束生成可行的速度空间，并在障碍物环境中生成运动轨迹。

USV的运动学模型通过简化的单质点模型来近似描述。USV模型参数见表1，船体的运动由线速度 v 、角速度 ω 、线加速度 a 和角加速度 β 参数控制。线速度控制船体的前进速度，角速度则描述船体的转向行为。航向角 θ_t 控制船体的前进方向， t 为当前时间。USV运动学模型基于如下二维坐标系进行建模：

$$x_t = x_{t-1} + v \times \cos \theta_t \times \Delta t \quad (4)$$

$$y_t = y_{t-1} + v \times \sin \theta_t \times \Delta t \quad (5)$$

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \omega \times \Delta t \quad (6)$$

其中， Δt 为时间间隔。

表1 USV模型参数

参数	取值
$v/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	-1.2~2.5
$a/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$	-0.1~0.5
$\omega/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	-0.78~0.78
$\beta/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-2})$	-0.52~0.52
负载/kg	25

USV速度采样如下：

$$(v, \omega) = \{v \in (v_{\min}, v_{\max}), \omega \in (\omega_{\min}, \omega_{\max})\} \quad (7)$$

$$(a, \beta) = \{a \in (a_{\min}, a_{\max}), \beta \in (\beta_{\min}, \beta_{\max})\} \quad (8)$$

其中， $v_{\min}$ 、 $v_{\max}$ 分别为线速度最小值、最大值， $\omega_{\min}$ 、 $\omega_{\max}$ 分别为角速度最小值、最大值， $a_{\min}$ 、 $a_{\max}$ 分别为线加速度最小值、最大值， $\beta_{\min}$ 、 $\beta_{\max}$ 分别为角加速度最小值、最大值。

考虑USV的动力系统通常只有有限的控制方式，在运动过程中其运动自由度受到约束，在一个时间间隔 Δt 内实际能到达的速度如下：

$$(v, \omega) = \begin{cases} v \in (\max(v_{\min}, v + a_{\min} \times \Delta t), \min(v_{\max}, v + a_{\max} \times \Delta t)) \\ \omega \in (\max(\omega_{\min}, \omega + \beta_{\min} \times \Delta t), \min(\omega_{\max}, \omega + \beta_{\max} \times \Delta t)) \end{cases} \quad (9)$$

轨迹评价函数如下：

$$G_{(v, \omega)} = \alpha \times \text{heading}_{(v, \omega)} + d \times \text{distance}_{(v, \omega)} + \gamma \times \text{velocity}_{(v, \omega)} \quad (10)$$

其中， $\text{heading}_{(v, \omega)}$ 为方位角评价子函数，表示模拟轨迹末端的朝向与目标位置的航向角之间的角度差异； $\text{distance}_{(v, \omega)}$ 为障碍物评价子函数，表示模拟

轨迹与障碍物之间的最小距离； $\text{velocity}_{(v, \omega)}$ 为速度评价子函数，表示模拟轨迹的速度大小。参数 α 、 d 、 γ 分别对应方位角、障碍物距离和速度的加权系数，用于调整各项指标的影响程度。此评价函数综合考虑轨迹的朝向、障碍物避让和航行速度，从而筛选出最优的航行轨迹。

本文提出了一种改进的DWA，如图5所示。以海岸线突袭任务为背景，根据动态障碍物的速度、航向角和角速度进行轨迹预测，计算USV预测轨迹与动态障碍物的最短距离和USV预测轨迹到静态障碍物的最短距离。距离评价子函数基于Logistic函数，计算两者最短距离的代价值，该函数使不同量级的最短距离被归一化到一个统一的、易于比较的范围。函数随着最短距离的增加，代价相应提升。 $d_{\min}$ 为USV到障碍物的最短距离， d_{limit} 为障碍物的最短安全距离避障半径，参数 c 调节函数斜率使 $d_{\min} \sim d_{\text{limit}}$ 附近的变化极为敏感，能够精准捕捉最短距离在该关键阈值附近的微小变动。这种非线性映射关系使得该评价函数能够更有效地反映最短距离的变化对整体评价的影响。

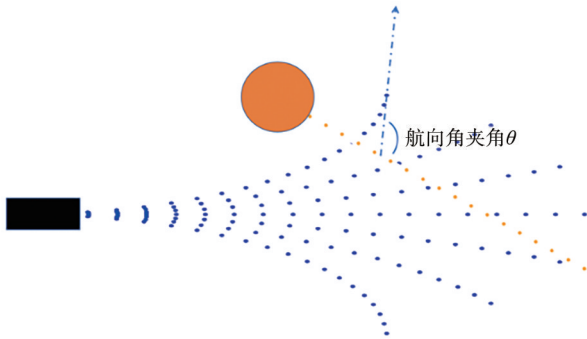


图5 改进的DWA

同时，本文引入USV预测轨迹末端航向角与动态障碍物的航向角的夹角评价子函数 $\text{angle}_{(v, \omega)}$ 。航向角夹角差异越大，表示两者的相对运动方向差异越大，碰撞的风险就越低，评价价值越高。通过将这两种评价子函数结合，改进后的DWA能够更精准地避开动态障碍物，同时快速地调整航向，确保USV能够安全、快速地到达预定目标。

改进后的DWA轨迹评价函数如下：

$$G_{(v, \omega)} = \alpha \times \text{heading}_{(v, \omega)} + d \times \text{distance}_{(v, \omega)}^* + \gamma \times \text{velocity}_{(v, \omega)} + \mu \times \text{angle}_{(v, \omega)} \quad (11)$$

$$\text{distance}_{(v, \omega)}^* = \begin{cases} K \times \left(\frac{1}{1 + e^{c \times (d_{\min} - d_{\text{limit}})}} - \frac{1}{2} \right), & d_{\min} \geq D \\ -\infty, & d_{\min} < D \end{cases} \quad (12)$$

其中， $\text{distance}_{(v, \omega)}^*$ 为新的距离评价子函数； K 为常数，用于调节评价函数值的幅度； D 为障碍物的最短危险距离避障半径。

1.3 融合算法

图6展示了USV二维坐标系下的融合算法。改进的A*算法和DWA的路径规划方法相结合，先通过A*算法进行全局路径的规划，计算出起点到目标点的初始最优路径，再在每个全局路径节点之间使用DWA进行局部路径规划，确保USV能够实时避开动态障碍物，并根据实际情况调整航向。融合算法流程如图7所示。

A*算法提供了全局路径的规划基础，DWA能够在每个节点间根据环境动态调整路径，这种结合方法能保证全局路径的最优性，避免陷入局部最优，又能够应对动态环境中的不确定性，提高路径规划的鲁棒性和实时避障能力，在简单场景中表现出良好的适应性。

但在复杂的海岸线突袭场景中，由于动态障碍物的复杂性和不可控性，当USV邻域范围内存在大量移动障碍物或多条USV时，仅依赖局部路径规划依然容易陷入局部死循环的问题。尽管融合全局与局部规划的方法在简单场景中表现良好，但在高动态对抗环境下，仍需进一步优化路径规划策略。

图8展示了局部路径陷入死循环示意图。图8中蓝色圆点为USV，橘色圆点为障碍物，灰色线条为初始全局最优路径。如图8所示，当USV经过狭窄水域时，动态障碍物的密集分布和移动导致水域拥堵，USV无法按照原始全局最优路径继续航行，在这种情况下，局部路径规划算法会使USV在局部区域内反复尝试同一条路径，从而陷入死循环或发生碰撞，这种局限性无法有效引导USV脱离拥堵区域。针对这一问题，本文提出了一种改进策略，当检测到USV的航向偏离预设航向超过 145° 时，系统将触发全局路径重规划机制。该机制会基于当前环境拥堵的动态障碍物信息，膨胀处理动态障碍物，基于融合算法重新计算从当前位置到目标点的全局最优路径，并动态调整航迹。这种方法不仅能够帮助USV及时脱离死循环状态，还能

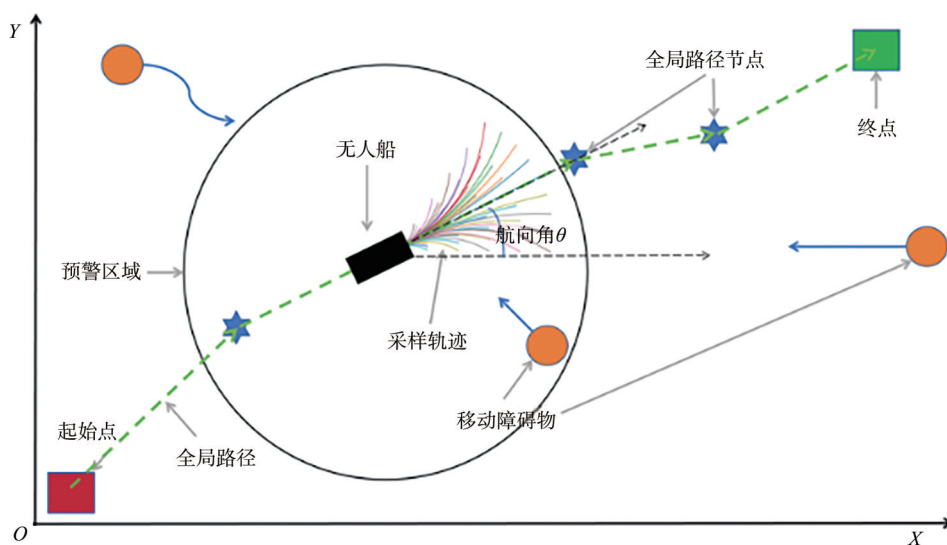


图6 USV二维坐标系下的融合算法

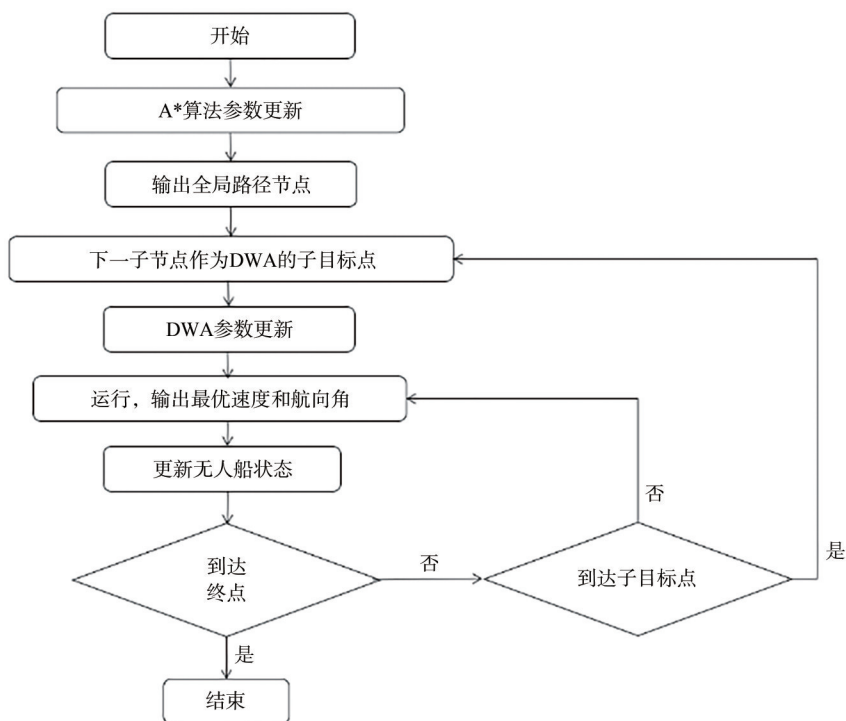


图7 融合算法流程

有效避免碰撞风险, 确保USV在复杂动态环境中的航行安全性和任务完成率, 提升了路径规划的鲁棒性和适应性。膨胀处理动态障碍物后的最优路径如图9所示。

尽管加入重规划机制的融合算法能够有效处理局部路径陷入死循环的问题, 但由于环境的复杂性和动态障碍物的不可预测性, 狭窄水域中的动态障碍物可能完全堵塞所有出口, 导致USV无法找到可行路径, 图10展示了完全堵塞水域示意。当前

的融合算法主要依赖于实时环境信息进行路径规划, 缺乏对未来障碍物移动趋势的预测能力, 因此在面对突发性路径堵塞时, 无法提前评估和调整路径, 最终导致任务失败。

2 仿真实验

2.1 栅格地图

复杂地形环境栅格模型如图11所示。本栅格环境为抽象模型, 通过栅格化方法生成了包含障碍

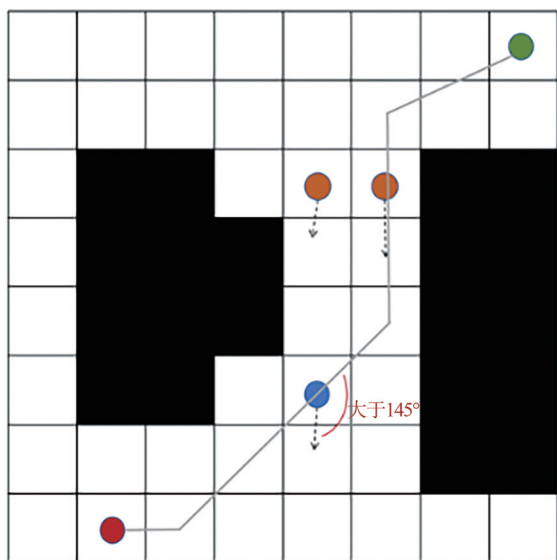


图8 局部路径陷入死循环示意图

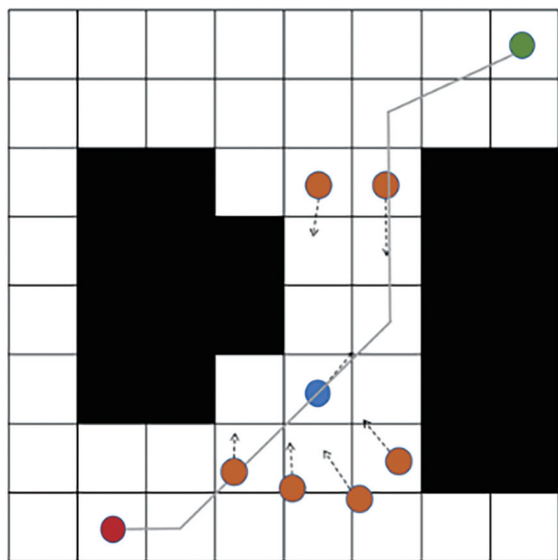


图10 完全堵塞水域示意图

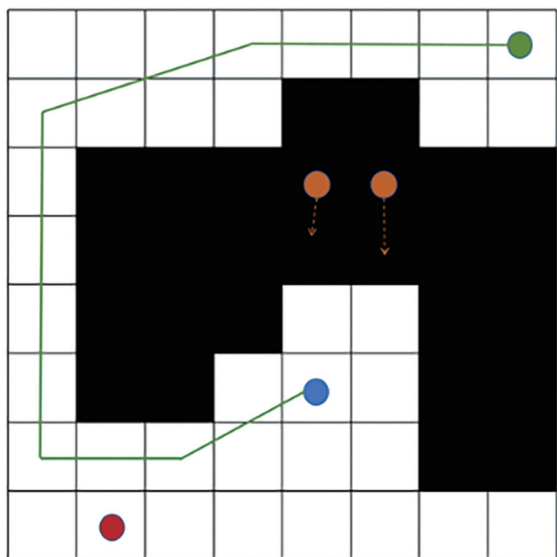


图9 膨胀处理动态障碍物后的最优路径

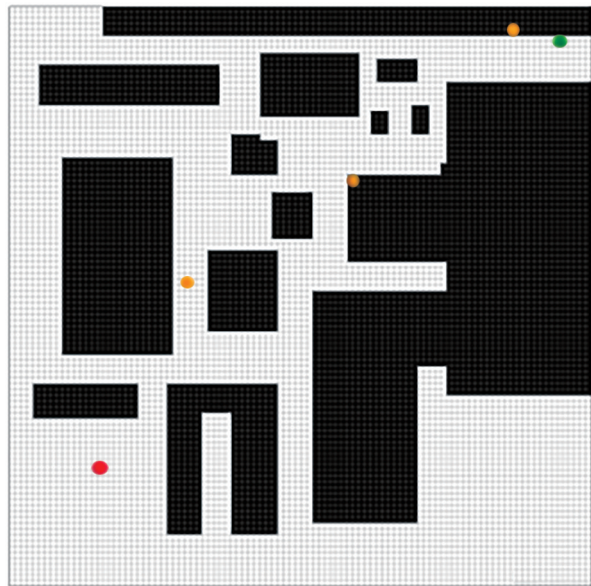


图11 复杂地形环境栅格模型

物和差异化地形的测试场景，用于验证算法的环境适应性。栅格化后的地图为路径规划算法提供了一种直观且简化的表示，便于在此基础上进行路径计算。在仿真过程中，这些栅格化地图被用于测试和验证USV在海岸线环境中的路径规划能力，确保算法能够在实际应用中高效避障并顺利完成任务。

(1) 栅格地图的二值化处理

在本文中，栅格地图采用二值化处理方式，黑色栅格代表已知障碍物区域，用数字“1”表示；白色栅格代表可航行区域，用数字“0”表示。

(2) 栅格位置标记方法

在生成栅格地图时，每个栅格的中心点被作为

坐标的参考，并从坐标(0, 0)开始构建坐标系。

(3) 栅格补一取整处理

为了确保USV在水面航行时的安全性，在栅格地图生成过程中，针对面积不足一个栅格的障碍物，本文采取补一取整处理，使障碍物的面积膨胀至填满一个完整的栅格。这一处理方式避免了障碍物的过小显示，确保路径规划更加精确。

(4) 动态障碍物

动态障碍物的位置、速度、航向角和安全半径会随着障碍物变化，在地图中用橘色的移动圆点表示，其运动模型与二维平面USV运动模型相同。

2.2 全局路径规划

不同A*算法路径对比如图12所示, 规划出的路径使用不同的颜色表示。在本文中, 全局路径规划算法暂时不考虑动态障碍物的影响, 针对在海岸线环境中突袭任务的应用场景下不同路径规划算法的性能进行仿真分析, 比较不同算法在路径长度、运行时间和探索空间3个方面的表现。不同算法实验结果见表2。

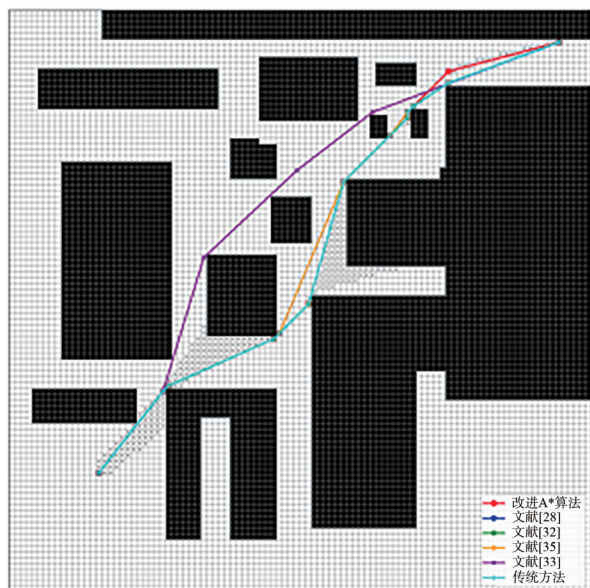


图12 不同A*算法路径对比

表2 不同算法实验结果

算法	运行时间/s	路径长度/m	探索空间/格
本文	0.008001	1 153.45	258
文献[28]	0.036008	1 137.49	1 905
文献[32]	0.039010	1 146.72	1 571
文献[35]	0.135042	1 137.49	2 027
文献[33]	0.059016	1 143.55	2 267

本文从运行时间、路径长度和探索空间3个主要指标进行比较, 可以明显看出不同算法之间的差异。本文提出的改进的A*算法的运行时间相较于其他算法的最小运行时间显著减少, 提升幅度为77.78%。这一结果表明, 本文改进的A*算法在处理复杂环境时的计算效率较高, 能够快速响应路径规划任务, 具有显著的优势。在该环境下, 各个算法的路径优化效果较为接近, 且不同算法的路径长度差异较小。改进的A*算法的探索空间相较于其他算法中的最小探索空间, 优化幅度为83.58%, 表明该算法能够在较小的探索空间内完成路径规划

任务, 有效减少了不必要的探索范围, 从而提升了计算效率和资源利用率。

2.3 局部路径规划

常见的DWA的障碍物评价子函数依赖于动态障碍物与路径的最短距离, 导致USV的路径选择倾向于避开动态障碍物, 过分关注距离使路径选择偏离最长路径, 忽略了与目标的距离, 影响路径规划的整体效率和精确度。而且, 由于小型USV的运动自由度受到约束, 无法快速改变速度或做出急速减速等动作。在面对紧急避障或复杂动态环境时, DWA无法实时调整运动状态, 导致路径规划滞后或者避障不足。

不同DWA算法路径对比如图13所示, 规划出的路径使用不同的颜色表示。不同DWA的运行时间及路径长度对比如图14所示, 不同DWA和USV航行速度折线图如图15所示。相关实验数据表明, 改进的DWA从起点到终点的执行总时间为496 s, 用时最短。与其他算法中的最短执行时间相比节约了约4.06%, 其他算法中的执行时间明显偏高。相较于其他算法的路径长度, 改进后的DWA的路径长度缩减了4.23%, 在细微处展现出路径规划的优化能力。对比不同算法下的速度波动情况, 速度平均值和速度最大值的差值只有0.12 m/s, 改进的DWA在处理动态障碍物和调整航向时表现出较稳定的速度。这表明在面对环境变化时, 改进算法能够保持较为平稳的速度, 避免出现剧烈波动。通过避免频繁且剧烈的速度波动, 改进DWA确保了USV在执行操作时, 不会出现立即刹车或急转向的情况。

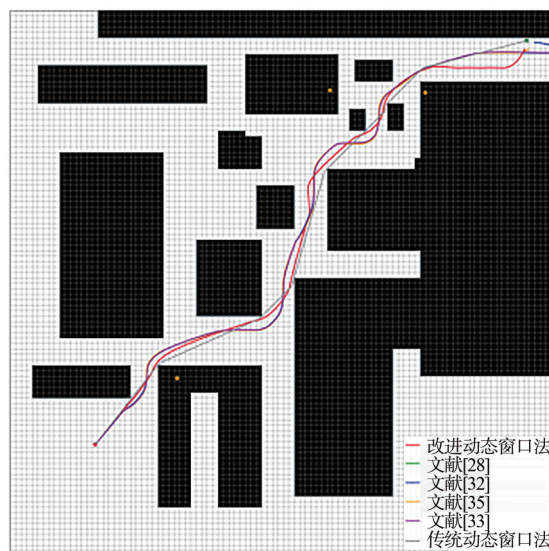


图13 地图1中不同DWA路径对比

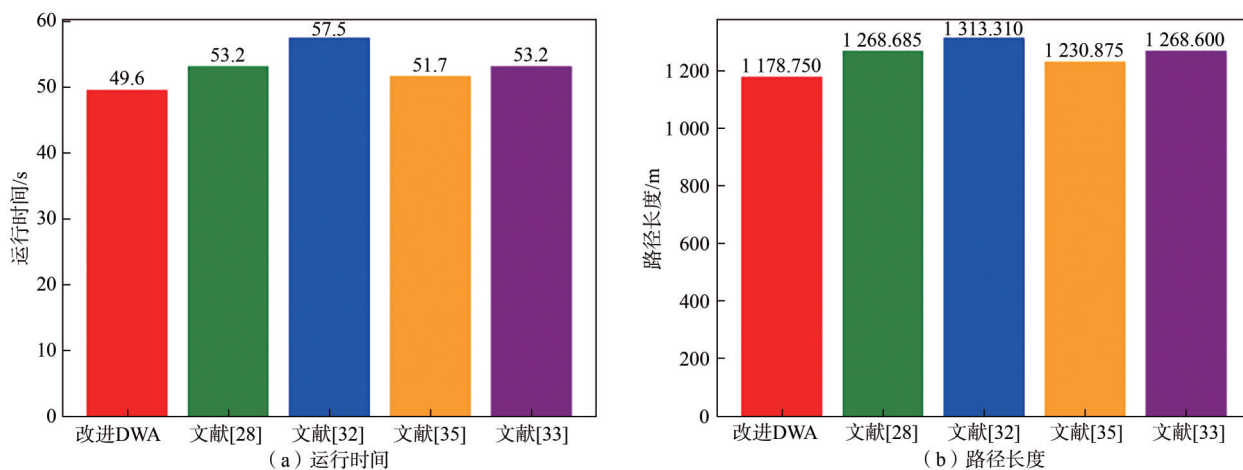


图14 不同DWA的运行时间及路径长度的数据对比

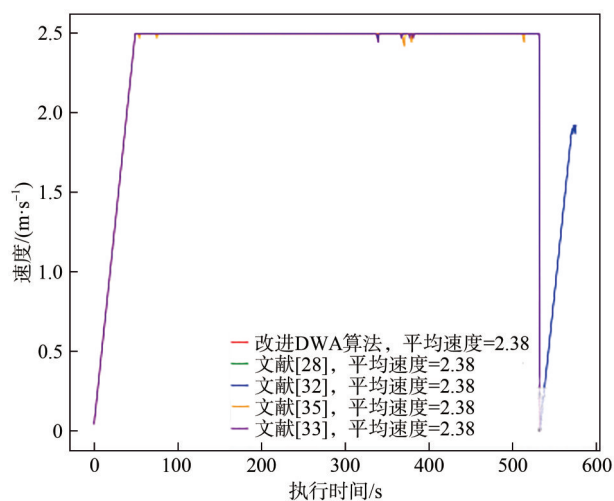


图15 不同DWA的USV航行速度折线图

2.4 融合算法

图16展示了不同融合算法在2张地图中的路径。每张地图显示了不同算法的路径，且每种算法的路径用不同的颜色表示。不同算法在不同地图的实验结果见表3。在如图16(a)所示有少量障碍物、相对简单的地图环境下，本文所提算法的执行时间相对较短，表现出较高的效率，在所有地图环境下的执行时间均为最优。与其他文献中的算法相比，本文算法的执行时间提升范围为5.04%~31.40%，表明本文算法在海岸线定点突袭任务中的路径规划上具有显著的时间效率优势。在路径长度上，本文算法也展现了较好的性能，路径长度最短，且与其他算法的路径长度相比，路径提升范围

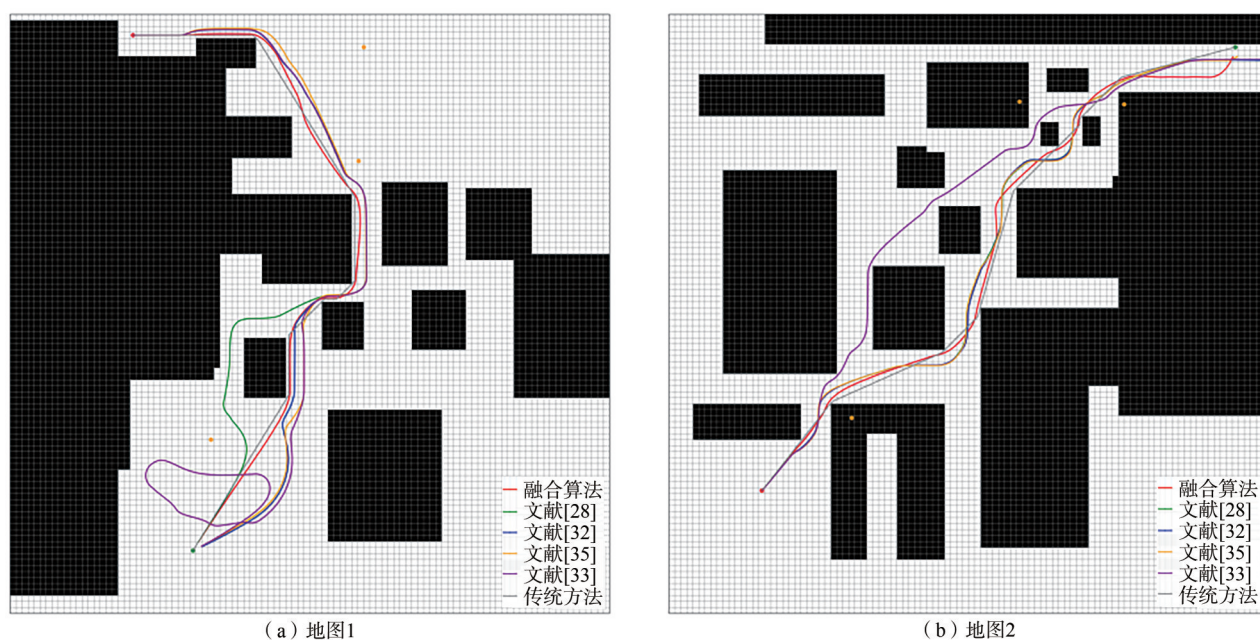


图16 在地图1与地图2中各算法路径对比

为5.19%~32.43%。在地图1、2中，本文算法的路径长度优化效果显著，显示出较为精确的路径规划能力。这些结果表明，本文算法能够在避障的同时优化路径，减少不必要的绕行，提高路径的整体效率。本文算法的平均速度相对稳定，在不同地图环境下保持在2.38 m/s，显示出较为一致的运动性能。本文算法在所有仿真地图中均能够成功到达终点，而部分参考文献算法，尤其是在地图2的测试中，未能成功到达目标。这表明，本文算法在处理动态环境和复杂障碍物时，能够有效避免路径规划的失败，提高USV任务完成的可靠性。

本文在如图16(b)所示的复杂的高动态海岸线场景中，针对USV在较小邻域范围内存在密集移动障碍物的情况，设计了一组实验。实验中，暂不考虑障碍物间的碰撞以及动态障碍物可行区域的影响。在地图2中，随机生成10~100个动态障碍物，以评估路径规划算法在动态环境中的性能。动态障碍物的移动速度和方向随机选取，速度范围为0.1~10.0 m/s。在地图中，动态障碍物用黄色圆点表示，100个动态障碍物示意如图17所示。

复杂地形环境路径规划如图18所示，黄色圆点表示动态障碍物，这些障碍物在地图中随机生成，具有不同的速度和方向。红色路径是经过路径规划后，USV从起点到终点的行驶路线，它展示了USV在动态环境下如何避开障碍物并完成路径规划。黑色区域表示障碍物区域。图18(a)、图18(b)的场景有不同的障碍物分布和密集度，分别展示了在不同的动态环境下，USV的路径规划结果，以及障碍物在地图中的分布。

路径规划成功率如图19所示，路径规划平均



图17 100个动态障碍物示意

避障时间如图20所示。在10~50个动态障碍物的场景中，路径规划成功率达到97%以上，平均每次路径规划时间为0.34~0.47 s。但在50~100个动态障碍物的高密度场景中，路径规划成功率逐渐下降至80%左右，平均每次路径规划时间增加至0.47~0.86 s。同时，融合算法的重规划机制在障碍物密集区域显著提升了路径规划的成功率，在50~100个障碍物的场景中，成功率提升了1%~6%，路径的安全性和可行性得到显著改善。

3 结束语

本文提出的融合改进A*算法和改进DWA的路径规划算法并引入重规划机制，有效解决了单一算法在复杂环境中的不足，提高了路径规划的效率、优化了路径精度，显著提升了USV在海岸线定点突袭任务中的效率和安全性。该算法在考虑海岸线

表3 不同融合算法在不同地图的实验结果

地图	算法	执行时间/s	效率提升	路径长度/m	路径提升	平均速度/(m·s ⁻¹)	是否到达终点
1	本文	509	0	1 211.08	0	2.38	是
	文献[28]	553	7.96%	1 319.51	8.22%	2.39	是
	文献[32]	536	5.04%	1 277.33	5.19%	2.38	是
	文献[35]	536	5.04%	1 278.02	5.24%	2.38	是
	文献[33]	742	31.40%	1 792.43	32.43%	2.42	是
2	本文	496	0	1 178.75	0	2.38	是
	文献[28]	530	6.42%	1 263.61	6.72%	2.38	否
	文献[32]	1 201	—	1 268.96	7.11%	1.06	否
	文献[35]	516	3.31%	1 228.45	4.05%	2.38	是
	文献[33]	524	5.34%	1 222.72	3.60%	2.33	否

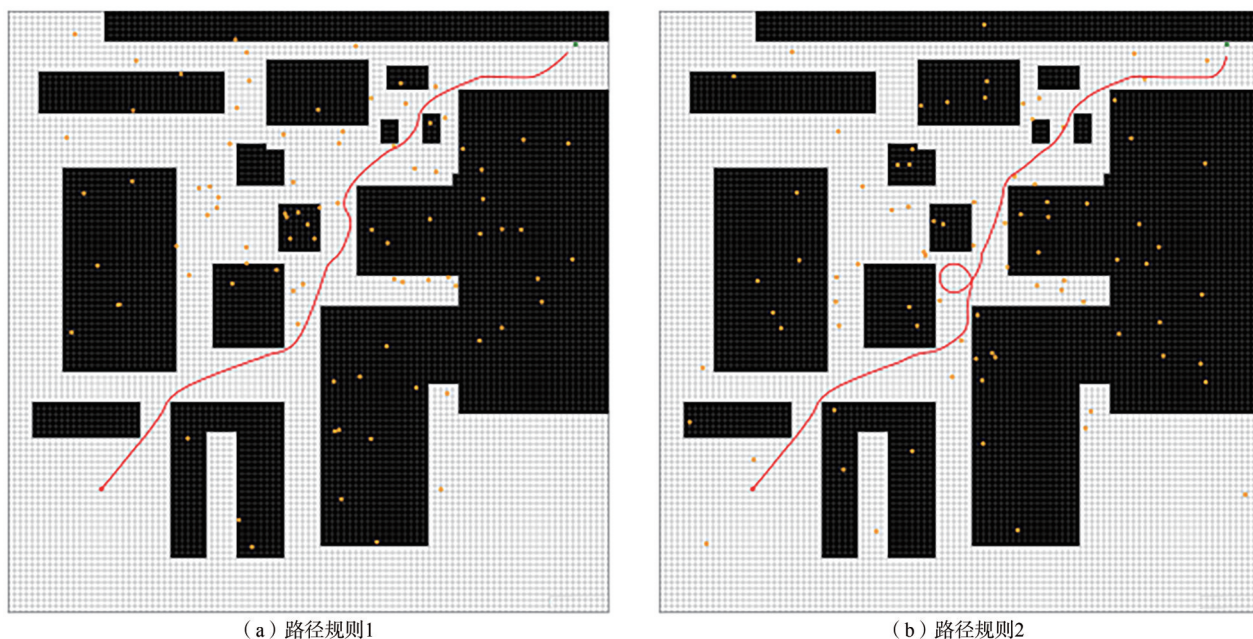


图18 复杂地形环境路径规划

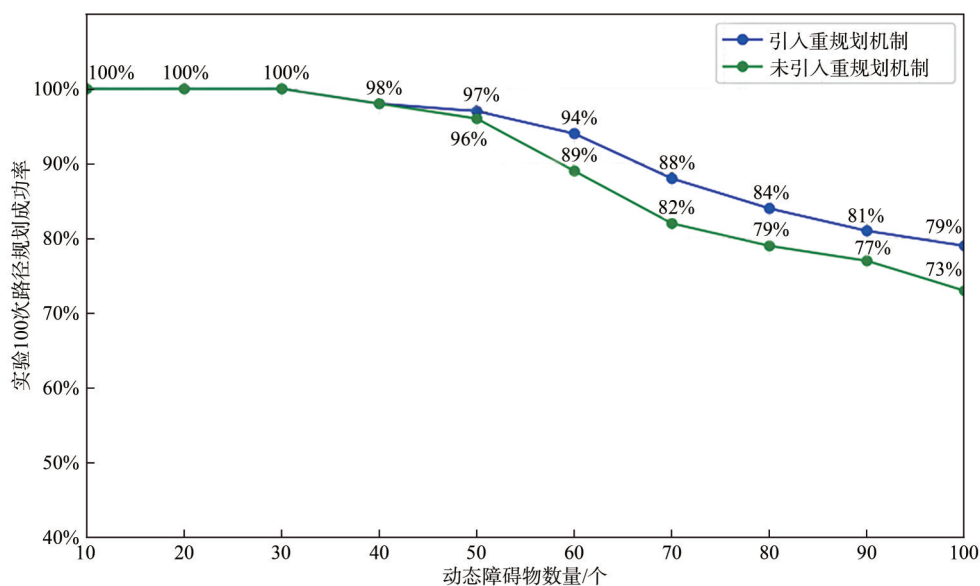


图19 路径规划成功率

特有的复杂地形（如狭窄水域、港湾、礁石、浅滩和岛屿等静态障碍物）以及动态障碍物（如其他船只、漂浮物等）的基础上，优化了路径规划与避障能力，能够确保USV在复杂环境中稳定执行任务。通过改进A*算法的启发式函数，算法在路径探索中有效减少了探索节点数量，大幅降低了全局路径规划的计算时间。而改进的DWA在局部路径优化中能够实时调整速度和航向，避免过度计算和冗余路径，实时避障，增强了USV在复杂海岸线环境中的适应性，尤其在面对变化的障碍物（如

移动的船只和漂浮物）时，能够持续保持稳定的航行状态，避免了因避障过度或路径选择不当导致的航行失败。本文还特别考虑了USV的运动约束，如速度、加速度、航向角度和转弯半径等，在路径规划过程中，确保USV在复杂环境下能够安全、高效地执行任务。改进的DWA算法有效结合了这些约束，避免了过急转弯或不必要的减速，从而确保USV能够稳定、精确地按照全局路径前进。

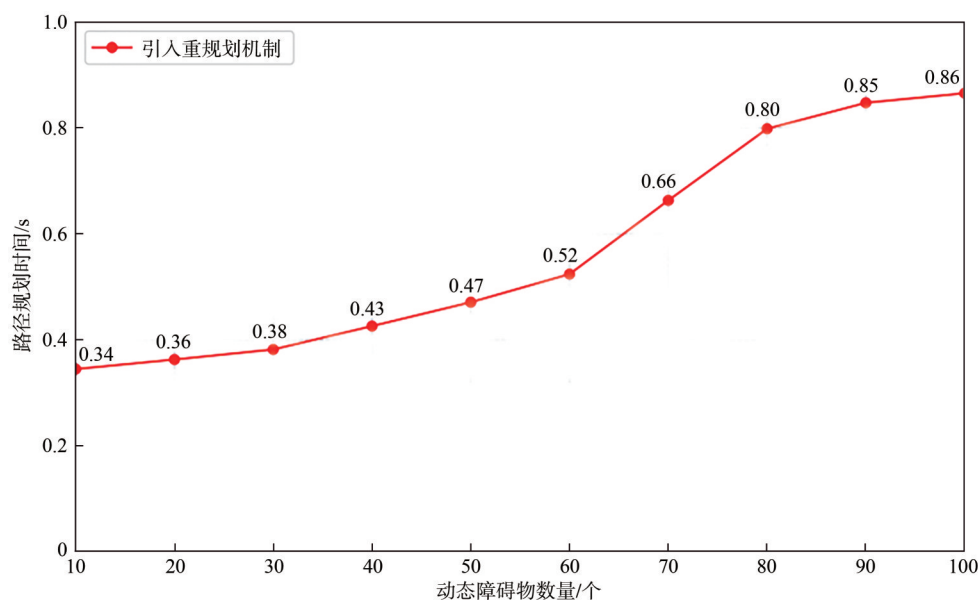


图20 路径规划平均避障时间

参考文献:

- [1] BALADO J, DÍAZ-VILARIÑO L, ARIAS P, et al. Point clouds for direct pedestrian pathfinding in urban environments[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 148: 184-196.
- [2] 董璐, 熊爱玲. 基于改进RRT*-Smart的复杂动态环境下的无人艇路径规划[J]. 智能科学与技术学报, 2022, 4(2): 264-276.
DONG L, XIONG A L. Path planning for unmanned surface vehicle in complex dynamic environment based on improved RRT*-Smart[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2022, 4(2): 264-276.
- [3] DEVAURS D, SIMÉON T, CORTÉS J. Optimal path planning in complex cost spaces with sampling-based algorithms[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2016, 13(2): 415-424.
- [4] HART P E, NILSSON N J, RAPHAEL B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics, 1968, 4(2): 100-107.
- [5] 辛峻峰, 张永波, 伯佳更, 等. 基于数据驱动的遗传算法的无人艇路径规划研究[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(2): 171-180.
XIN J F, ZHANG Y B, BO J G, et al. Study on path planning of unmanned surface vessel based on data-driven genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(2): 171-180.
- [6] LI C G, HUANG X, DING J, et al. Global path planning based on a bi-directional alternating search A* algorithm for mobile robots[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 168: 108123.
- [7] LIN Z, WU K, SHEN R L, et al. An efficient and accurate A-star algorithm for autonomous vehicle path planning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(6): 9003-9008.
- [8] 王洪斌, 尹鹏衡, 郑维, 等. 基于改进的A*算法与动态窗口法的移动机器人路径规划[J]. 机器人, 2020, 42(3): 346-353.
WANG H B, YIN P H, ZHENG W, et al. Mobile robot path planning based on improved A* algorithm and dynamic window method[J]. Robot, 2020, 42(3): 346-353.
- [9] 朱添谕, 胡明, 吴湘, 等. 基于A*算法奖惩机制改进并优化路径选择的AGV路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 已录用, doi.org/10.13196/j.cims.2024.0380.
- [10] 赵晓, 王铮, 黄程侃, 等. 基于改进A*算法的移动机器人路径规划[J]. 机器人, 2018, 40(6): 903-910.
ZHAO X, WANG Z, HUANG C K, et al. Mobile robot path planning based on an improved A* algorithm[J]. Robot, 2018, 40(6): 903-910.
- [11] 张伟民, 徐森生, 张月. 基于改进A*算法的室内巡检机器人路径规划研究[J]. 机械工程学报, 2024, 60(20): 315-326.
ZHANG W M, XU S S, ZHANG Y. Research on path planning of indoor inspection robot based on improved A* algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(20): 315-326.
- [12] 张浩杰, 张玉东, 梁荣敏, 等. 改进A*算法的机器人能耗最优路径规划方法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(2): 513-520.
ZHANG H J, ZHANG Y D, LIANG R M, et al. Energy-efficient path planning method for robots based on improved A* algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 45(2): 513-520.
- [13] 陈艺文, 江文松, 杨力, 等. 基于运动约束的移动机器人路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(4): 1186-1193.
CHEN Y W, JIANG W S, YANG L, et al. Path planning based on motion constraints for mobile robot[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(4): 1186-1193.
- [14] GAO Y, LI D Z, SUI Z, et al. Trajectory planning and tracking control of autonomous vehicles based on improved artificial potential field[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(9): 12468-12483.
- [15] FOX D, BURGARD W, THRUN S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 1997, 4(1): 23-33.
- [16] OGREN P, LEONARD N E. A convergent dynamic window approach to obstacle avoidance[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(2): 188-195.
- [17] 王永雄, 田永永, 李璇, 等. 穿越稠密障碍物的自适应动态窗口法[J].

- 控制与决策, 2019, 34(5): 927-936.
- WANG Y X, TIAN Y Y, LI X, et al. Self-adaptive dynamic window approach in dense obstacles[J]. Control and Decision, 2019, 34(5): 927-936.
- [18] LEE D H, LEE S S, AHN C K, et al. Finite distribution estimation-based dynamic window approach to reliable obstacle avoidance of mobile robot[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(10): 9998-10006.
- [19] DOBREVSKI M, SKOČAJ D. Dynamic adaptive dynamic window approach[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2024, 40: 3068-3081.
- [20] JIAN Z Q, ZHANG S Y, SUN L F, et al. Long-term dynamic window approach for kinodynamic local planning in static and crowd environments[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(6): 3294-3301.
- [21] YASUDA S, KUMAGAI T, YOSHIDA H. Safe and efficient dynamic window approach for differential mobile robots with stochastic dynamics using deterministic sampling[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(5): 2614-2621.
- [22] 张伟龙, 单梁, 常路, 等. 基于改进DWA的多无人水面艇分布式避碰算法[J]. 控制与决策, 2023, 38(4): 951-962.
- ZHANG W L, SHAN L, CHANG L, et al. Distributed collision avoidance algorithm for multiple unmanned surface vessels based on improved DWA[J]. Control and Decision, 2023, 38(4): 951-962.
- [23] FU J Y, SUN G H, YAO W R, et al. On trajectory Homotopy to explore and penetrate dynamically of multi-UAV[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(12): 24008-24019.
- [24] 王洪斌, 刘德垚, 郑维, 等. 异构多目标差分-动态窗口算法及其在移动机器人中的应用[J]. 控制与决策, 2023, 38(12): 3390-3398.
- WANG H B, LIU D Y, ZHENG W, et al. Heterogeneous multi-objective differential evolution-dynamic window algorithm and application for energy-saving motion planning of mobile robot[J]. Control and Decision, 2023, 38(12): 3390-3398.
- [25] 迟旭, 李花, 费继友. 基于改进A*算法与动态窗口法融合的机器人随机避障方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 132-140.
- CHI X, LI H, FEI J Y. Research on robot random obstacle avoidance method based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 132-140.
- [26] WANG D, CHEN H M, LAO S H, et al. Efficient path planning and dynamic obstacle avoidance in edge for safe navigation of USV[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(6): 10084-10094.
- [27] HAN S, WANG L, WANG Y T, et al. A dynamically hybrid path planning for unmanned surface vehicles based on non-uniform Theta* and improved dynamic windows approach[J]. Ocean Engineering, 2022, 257: 111655.
- [28] YANG H X, XU X M, HONG J C. Automatic parking path planning of tracked vehicle based on improved A* and DWA algorithms[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2023, 9(1): 283-292.
- [29] HAN L, WU X H, SUN X. Hybrid path planning algorithm for mobile robot based on A* algorithm fused with DWA[C]//Proceedings of the 2023 IEEE 3rd International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1465-1469.
- [30] GUAN W, WANG K. Autonomous collision avoidance of unmanned surface vehicles based on improved A-star and dynamic window approach algorithms[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2023, 15(3): 36-50.
- [31] 唐炜, 谭啸, 孙宇, 等. 基于A*与动态窗口法的物料传输平台路径规划研究[J]. 智能科学与技术学报, 2023, 5(4): 515-524.
- TANG W, TAN X, SUN Y, et al. Research on path planning of material transportation platform based on A* and dynamic window method[J]. China Industrial Economics, 2023: 1-10.
- [32] 邹文, 韩丙辰, 李鹏飞, 等. 融合改进A*算法和优化动态窗口法的路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(1): 184-195.
- ZOU W, HAN B C, LI P F, et al. Path planning by integrating improved A* algorithm and optimized dynamic window approach[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(1): 184-195.
- [33] 孙岩霆, 王荣杰, 蒋德松. 融合A*与DWA算法的水面船舶动态路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 301-310.
- SUN Y T, WANG R J, JIANG D S. Dynamic path planning of surface ship by combining A* and dynamic window algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 301-310.
- [34] 赖荣荣, 窦磊, 巫志勇, 等. 融合改进A*算法和动态窗口法的移动机器人路径规划[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(8): 1884-1894.
- LAI R S, DOU L, WU Z Y, et al. Fusion of improved A* and dynamic window approach for mobile robot path planning[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8): 1884-1894.
- [35] 王彬, 聂建军, 李海洋, 等. 优化A*与动态窗口法的移动机器人路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(4): 1353-1363.
- WANG B, NIE J J, LI H Y, et al. Mobile robot path planning based on optimized A* and dynamic window approach[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(4): 1353-1363.
- [36] 郁洲, 毕敬, 苑海涛. 基于改进DQN算法的复杂海战场路径规划方法[J]. 智能科学与技术学报, 2022(3): 418-425.
- YU Z, BI J, YUAN H T. A path planning method for complex naval battle field based on an improved DQN algorithm[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2022(3): 418-425.
- [37] QU T C, XIONG G, ALI H, et al. USV path planning under marine environment simulation using DWA and safe reinforcement learning[C]//Proceedings of the 2023 IEEE 19th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-6.
- [38] QU T C, XIONG G, ALI H, et al. DWAS-RL: a safety-efficiency balanced reinforcement learning approach for path planning of Unmanned Surface Vehicles in complex marine environments[J]. Ocean Engineering, 2025, 317: 119641.
- [39] ALI H, XIONG G, HAIDER M H, et al. Feature selection-based decision model for UAV path planning on rough terrains[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 232: 120713.
- [40] ALI H, XIONG G, QU T C, et al. Autonomous ship navigation with an enhanced safety collision avoidance technique[J]. ISA Transactions, 2024, 144: 271-281.
- [41] 傅汇乔, 唐开强, 邓归洲, 等. 基于深度强化学习的六足机器人运动规划[J]. 智能科学与技术学报, 2020, 2(4): 361-371.
- FU H Q, TANG K Q, DENG G Z, et al. Motion planning for hexapod robot using deep reinforcement learning[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2020, 2(4): 361-371.
- [42] HSU D, LATOMBE J C, MOTWANI R. Path planning in expansive configuration spaces[C]//Proceedings of the Proceedings of International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 1997: 2719-2726.
- [43] LIU Z X, ZHANG Y M, YU X, et al. Unmanned surface vehicles: an overview of developments and challenges[J]. Annual Reviews in Control, 2016, 41: 71-93.

[作者简介]



付龙（1993-），男，中国科学院大学人工智能学院硕士生，主要研究方向为平行智能、智能系统等。



韩云君（1973-），男，博士，中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统国家重点实验室、北京市智能化技术与系统工程技术研究中心副研究员，主要研究方向为制造系统的规划、调度。



沈震（1982-），男，博士，中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统国家重点实验室、北京市智能化技术与系统工程技术研究中心研究员，主要研究方向为复杂系统、智能控制。



董西松（1978-），男，博士，中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统国家重点实验室、北京市智能化技术与系统工程技术研究中心副研究员，主要研究方向为复杂系统的建模与控制、智能交通系统。



陶浩（1987-），男，博士，中国舰船研究中心高级工程师，主要研究方向为智能无人系统、强化学习。



熊刚（1969-），男，博士，中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统国家重点实验室、北京市智能化技术与系统工程技术研究中心研究员，主要研究方向为复杂系统平行控制、智能制造、智能交通。