

面向复杂海洋流场环境的水下航行器路径规划算法研究

黄嘉^{1,2}, 史晓东³, 刘紫芸², 龙颢文², 陈玉祥⁴, 史晓彤²

(1. 海南大学海洋技术与装备学院, 海南 海口 570228; 2. 湖北大学人工智能学院, 湖北 武汉 430415;

3. 海南大学热带海洋工程材料及评价全国重点实验室, 海南 海口 570228;

4. 昆明理工大学材料科学与工程学院, 云南 昆明 650093)

摘要: 路径规划是自主水下航行器在动态海洋环境中实现高效与安全航行的关键。然而, 在强剪切流与涡旋场等共存的复杂海洋环境中, 自主水下航行器存在能耗过高、路径震荡与威胁规避不充分等问题。为此, 首先, 构建融合多物理场的海洋环境模型, 对剪切流与涡旋场并存的复杂海洋环境进行高精度量化表征。其次, 提出一种新颖的MFD-A* (multi-field-driven A*) 算法, 通过构建综合代价函数, 将阻力能耗模型、航向协同模型与涡旋威胁场模型3类关键水动力约束协同嵌入A*搜索框架, 实现能耗、航向稳定性与航行安全的全局优化。最后, 仿真结果表明, 在强剪切流并存的双涡旋和多涡旋海洋环境中, MFD-A*算法相较于A*算法, 能耗分别降低了15.04%与22.89%, 航向-流向平均夹角分别减少27.48%与34.2%, 并且在两种环境中均实现了对涡旋核心区的100%规避。

关键词: 自主水下航行器; 路径规划; 阻力能耗; 威胁规避; 航向稳定性

中图分类号: TP242; TP18

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2026.00541

Research on path planning algorithms for autonomous underwater vehicles in complex oceanic flow environments

Huang Jia^{1,2}, Shi Xiaodong³, Liu Ziyun², Long Haowen², Chen Yuxiang⁴, Shi Xiaotong²

1. School of Marine Technology and Equipment, Hainan University, Haikou 570228, China

2. School of Artificial Intelligence, Hubei University, Wuhan 430415, China

3. State Key Laboratory of Tropic Ocean Engineering Materials and Materials Evaluation, Hainan University, Haikou 570228, China

4. Faculty of Materials Science and Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China

Abstract: Path planning is critical for autonomous underwater vehicles to achieve efficient and safe navigation in dynamic ocean environments. However, in complex marine settings characterized by coexisting strong shear currents and vortex fields, autonomous underwater vehicles face challenges such as excessive energy consumption, path oscillations, and inadequate threat avoidance. To address these issues, firstly, a multi-physics-field-integrated ocean environment model was constructed, enabling high-fidelity characterization of complex marine environments featuring coexisting shear currents and vortex fields. Subsequently, a novel MFD-A* (multi-field-driven A*) algorithm was proposed. By formulating a comprehensive cost function, three key hydrodynamic constraints—a drag energy consumption model, a heading synergy model, and a vortex threat field model—were embedded into the A*-search framework, achieving global optimization of energy efficiency, heading stability, and navigation safety. Simulation results demonstrate that in ocean environments with strong shear currents combined with dual-vortex and multi-vortex configurations, the MFD-A* algorithm reduces energy

收稿日期: 2025-09-19; 修回日期: 2025-11-28

通信作者: 史晓彤, xiaotongshi@hubu.edu.cn

基金项目: 国家能源集团科技创新项目“海水制氢电解槽关键器件耦合技术”(No. RH2300008137)

Foundation Item: Technology Innovation Project of China Energy Investment Corporation Co., Ltd. “Research on Coupling Technology of Key Components for Seawater Hydrogen Production Electrolyzers” (No. RH2300008137)

consumption by 15.04% and 22.89%, respectively, compared to the standard A* algorithm. The average heading-current angle is reduced by 27.48% and 34.2%, while 100% avoidance of vortex core regions is achieved in both scenarios.

Key words: autonomous underwater vehicle, path planning, resistance energy consumption, threat avoidance, heading stability

0 引言

随着海洋资源开发与海洋科学研究的深入推进,自主水下航行器(AUV, autonomous underwater vehicle)在海洋环境监测、海底勘探和水下作业等领域的应用日益广泛^[1]。AUV凭借其自主性强、作业范围广和持续工作时长等优势,已成为深海探测与海洋工程的核心装备^[2-3]。然而,复杂多变的海洋环境,特别是强剪切流和涡旋场的存在,给AUV的自主导航带来了严峻挑战。在动态流场环境中,AUV需要在能耗约束下实现安全高效的路径规划^[4]。

面对复杂海洋流场环境下的路径规划问题,现有研究从不同角度提出了多种解决方法,大致可分为3类:基于环境建模的方法、基于单一目标优化的方法和基于多目标优化的方法。

在环境建模方面,文献[5]提出了基于Navier-Stokes方程的流场预测方法,为路径规划提供了高精度环境信息,但计算复杂度仍然较高。文献[6]采用了改进Rankine涡旋模型,可以准确描述涡旋动力学特性,为威胁规避提供了理论基础。文献[7]通过拉格朗日相干结构识别流场中的运输屏障,为路径规划提供了新的思路。

在单一目标优化方面,能耗优化研究取得了显著进展。文献[8-9]将流体阻力模型引入A*算法的代价函数,显著降低了逆流航行能耗,但未考虑航向稳定性。文献[10]提出了基于海流预测的路径规划方法,通过时空流场预报优化航行轨迹,但在强非线性涡旋场中适应性不足。在威胁规避方面,文献[11]设计了涡旋危险度函数引导AUV规避高风险区域,但未与能耗目标协同优化。在航向稳定性方面,文献[12-13]提出了航向-流向协同机制,有效减少了路径震荡,但缺乏对多涡旋环境的适应性。

针对多目标优化问题,文献[14]采用了多目标粒子群算法平衡能耗与安全约束,但收敛速度较慢,实时性不足。文献[15]将深度强化学习应用于路径规划,能够处理环境不确定性,但对训练数据依赖性较强,物理可解释性较弱。文献[16-17]尝试

结合计算流体动力学与路径搜索,实现高精度流场建模,但计算负荷大,工程应用受限。

尽管现有研究取得了显著进展,但仍存在较大局限性。首先,大多数方法仅关注单一优化目标,缺乏对能耗、航向稳定性和威胁规避的综合考虑;其次,多目标优化算法往往存在计算复杂度过高的问题,难以满足AUV路径规划的实时性要求;最后,现有方法在强剪切流与多涡旋共存的复杂环境中适应性不足,容易出现路径震荡与威胁规避不充分的问题。

为了解决上述问题,特别是传统算法在复杂海洋流场环境中存在的能耗过高、路径震荡与威胁规避不充分的问题,本文提出了一种新颖的MFD-A*(multi-field-driven A*)算法。该算法的核心创新点在于构建了综合代价函数(CCEF, comprehensive cost evaluation function),将阻力能耗模型(RECM, resistance energy consumption model)、航向协同模型(HFSCM, heading-flow synergy cost model)与涡旋威胁场模型(VTFCM, vortex threat field cost model)3类水动力约束统一嵌入A*算法搜索框架。通过这种多场驱动的方式,MFD-A*算法能够在保证计算效率的同时,生成兼顾能耗优化、航向稳定和威胁规避的全局最优路径。本文主要贡献如下。

(1) 构建了融合多物理场的海洋环境模型,实现了对剪切流与涡旋场并存的复杂海洋环境的高精度量化的表征,为路径规划算法提供了可靠的物理环境输入基础。

(2) 提出MFD-A*算法,通过构建物理知情的综合代价函数,将阻力能耗、航向协同与涡旋威胁3类关键水动力约束统一纳入A*搜索框架,在保证航行安全的前提下最小化能量消耗。

(3) 仿真结果表明,在强剪切流并存的双涡旋和多涡旋海洋环境中,MFD-A*算法相较于A*算法,能耗分别降低了15.04%、22.89%,航向-流向平均夹角分别降低了27.48%与34.2%,两种环境中均实现了涡旋核心区100%规避。MFD-A*算法成功实现了能耗优化、航向稳定和威胁规避。

1 复杂海洋环境建模

本文构建了一个融合多物理场的复杂海洋环境模型，模型引入流体势能强度，构建了融合障碍物分布、剪切流场及涡旋相互作用的综合环境表征体系。该方法的核心在于将海洋环境的物理属性量化集成到网格框架中，支持后续算法的动态调整。环境模型可表述为四元组

$$M = \{G, O_{ij}, \vec{v}_{ij}, \Phi_{ij}\} \quad (1)$$

其中， G 为 $N \times N$ 的网格空间， $O_{ij} \in \{0, 1\}$ 表示障碍物状态， \vec{v}_{ij} 为网格点处的流速矢量， Φ_{ij} 为涡旋势场强度。

航行区域被离散化为 $N \times N$ 的网格空间 G ，每个网格单元 (i, j) 包含三重环境属性：障碍物状态 $O_{ij} \in \{0, 1\}$ 、流速矢量 $\vec{v}_{ij} = (u_{ij}, v_{ij})$ 和涡旋势场 Φ_{ij} 。

障碍物生成采用基于密度的随机块分布模型^[18]，通过随机生成矩形障碍区块模拟破碎地形、岛礁群或人造设施等离散障碍物分布表示为

$$O_{ij} = \begin{cases} 0, & (i, j) \in \bigcup_{k=1}^{N_b} B_k \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中， $N_b = \lfloor \rho \cdot A \rfloor$ 为障碍区块总数，障碍区块密度为 ρ ，总面积 $A = N^2$ ， B_k 表示第 k 个矩形障碍区块。

为精确模拟复杂海洋环境中由多种空间尺度流动叠加形成的剪切流场，本文研究采用分层叠加方法。该方法将确定性流场成分与随机扰动成分按尺度分离并叠加，从而高效重构具有统计特性的合成剪切流场，将其表示为

$$\vec{v}_{\text{shear}} = G_{\sigma} * (\epsilon_u, \epsilon_v) + \alpha_1 \left(\frac{2y}{L_y} - 1, 1 - \frac{2x}{L_x} \right) + \alpha_2 \left(\sin \left(\frac{6\pi x}{L_x} \right), 0 \right) + \alpha_3 \left(0, \cos \left(\frac{8\pi y}{L_y} \right) \right) \quad (3)$$

其中， $(\epsilon_u, \epsilon_v) \sim N(0, 0.8)$ 为高斯随机扰动，该扰动场反映了海洋中普遍存在的、不可预测的小尺度湍流脉动， $G_{\sigma=7}$ 表示标准差 $\sigma = 7$ 的二维各向同性高斯滤波核^[19]， $\alpha_1 = 1.5$ 、 $\alpha_2 = 1.0$ 、 $\alpha_3 = 1.0$ 为强度系数，根据伍兹霍尔海洋研究所（WHOI, Woods Hole Oceanographic Institution）观测数据^[20]中尺度剪切强度范围1.2~1.8 m/s标定， $L_x = L_y = 100$ 为定义流场生成区域的物理尺寸。该模型通过湍流项 $G_{\sigma} * (\epsilon_u, \epsilon_v)$ 模拟小尺度随机脉动，对角线项 $\alpha_1(\cdot)$ 描述大尺度剪切，正弦项 $\alpha_2(\cdot)$ 、 $\alpha_3(\cdot)$ 刻画中尺度周期

性流动，准确再现海洋多尺度流动特征。本文涡旋采用改进Rankine模型^[21]描述，表示为

$$\vec{v}_{\text{vortex}}(\mathbf{r}) = \gamma(r) \frac{V_{\max}}{r} \begin{pmatrix} -(y - y_c) \\ x - x_c \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$\gamma(r) = \begin{cases} \frac{r}{R_c}, & r < R_c \\ \frac{R_c}{r}, & r \geq R_c \end{cases} \quad (5)$$

其中， r 为与涡旋中心的距离， (x_c, y_c) 为旋涡中心坐标， $V_{\max} = 5$ m/s为最大流， $R_c = 25$ m为核心半径， $\gamma(r)$ 为速度剖面函数。在 $r=0$ 处消除速度奇点，即 $\lim_{r \rightarrow 0} |\vec{v}| = 0$ ；在 $r = R_c$ 处满足C连续性，确保流场物理真实性。多个涡旋场通过线性叠加耦合表示为

$$\vec{v}_{ij} = \vec{v}_{\text{total}} = \vec{v}_{\text{shear}} + \sum_{k=1}^{N_v} \vec{v}_{\text{vortex}} \bigcup_{i=1}^n X_i \quad (6)$$

其中， N_v 为涡旋数量。

涡旋环量 τ_k 表征涡旋强度，表示为

$$\tau_k = 2\pi R_c V_{\max} \quad (7)$$

基于伯努利方程，建立势场与压力梯度的物理关联，表示为

$$\Phi_{ij} = \sum_{k=1}^{N_v} \frac{\tau_k}{2\pi} \ln \left(\frac{R_{\text{safe}}}{r_k} \right) \quad (8)$$

其中， r_k 为到第 k 个涡旋中心的距离， L 为AUV长度， $R_{\text{safe}} = 2L = 12$ 为安全距离阈值，该势场在路径规划中产生梯度斥力，表示为

$$\vec{F}_{\text{rep}} = -\nabla \Phi = -\sum_{k=1}^{N_v} \frac{\tau_k}{2\pi r_k} \cdot \frac{\vec{r}_k}{r_k} \cdot H(r_k - R_{\text{safe}}) \quad (9)$$

其中， $H(r_k - R_{\text{safe}})$ 为Heaviside阶跃函数^[22]

$$H(r_k - R_{\text{safe}}) = \begin{cases} 0, & r_k - R_{\text{safe}} < 0 \\ 1, & r_k - R_{\text{safe}} \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

该梯度场呈现径向对称性且遵循距离衰减规律

$|\vec{F}_{\text{rep}}| \propto 1/r$ ，并具有阈值效应即 $r < R_{\text{safe}}$ 时斥力为零，确保在安全距离内斥力为零。

改进Rankine涡旋模型如图1所示，模型复现了海洋涡旋的核心动力学特征：径向分区的速度分布规律与二次压力场分布形成空间耦合，构成航行器运行的双重威胁源。涡旋速度场呈现出典型的分区结构，在刚性旋转区的流速随半径线性增长，最大切向速度 v_{\max} 出现在涡核边界；在 $r \geq R_c$ 的自由涡区的流速中按双曲规律衰减。压力梯度方向与航行器推进方向相反，夹角压力梯度做功方向与航行

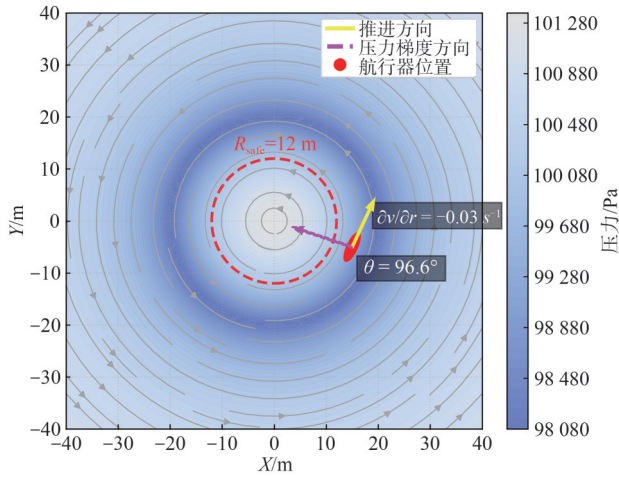


图1 改进 Rankine 涡旋模型

方向相反即 $\theta = 96.6^\circ > 90^\circ$ ，形成的能量屏障导致推进能耗增加。

2 MFD-A*算法设计

2.1 综合代价评估函数与算法框架

本文提出了一种新颖的MFD-A*算法，其核心创新在于构建了一个综合代价评估函数，将海洋流场的关键水动力学约束协同嵌入经典A*搜索框架。该综合代价函数定义表示为

$$CCEF(n') = g(n) + c_k + R_c(n') + P_d(n') + R_v(n') \quad (11)$$

其中， $g(n) + c_k$ 为基础拓扑代价，其保障路径几何最优性，继承A*算法的完备性保证。 $R_c(n') + P_d(n') + R_v(n')$ 为引入的流场物理约束，可以实现能耗-安全-平滑性协同。通过将RECM、HFSCM和VTFCM这3项关键物理约束统一纳入CCEF，MFD-A*算法能够在A*算法的高效搜索框架内，实现实时动态地评估和选择路径节点，从而实现能耗优化、航向稳定性提升与威胁规避三重目标的协同逼近与全局优化，即多目标帕累托最优^[23]。

MFD-A*算法运行流程如图2所示，算法基于离散化的海洋栅格环境模型，在保留A*算法基础拓扑搜索流程的前提下，引入综合代价评估函数CCEF作为核心决策单元。在路径搜索过程中，每扩展一个候选节点，都同时计算阻力能耗代价、航向协同代价与涡旋威胁代价，并通过加权融合方式与基础代价共同构成CCEF评估结果。

该设计使算法在节点选择过程中同步实现多目标优化：RECM引导飞行器优先选择顺流区域以降低能耗，HFSCM通过惩罚航向与流向失配提升轨

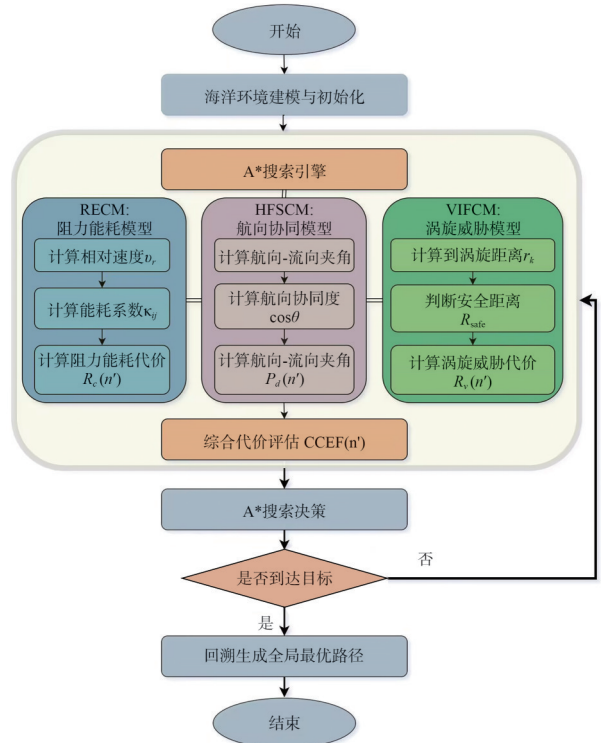


图2 MFD-A*算法运行流程

迹稳定性，VTFCM则通过涡旋势场斥力实现危险区域自主规避。最终，算法依据CCEF值动态维护开放列表节点优先级，持续选择综合代价最优节点推进搜索，直至抵达目标点后回溯生成全局最优路径。这一机制有效解决了复杂流场环境下能耗、安全性与稳定性的协同优化问题。

MFD-A*算法通过CCEF统一融合了海洋流场中的关键物理信息，驱动A*搜索过程生成兼顾高效、稳定与安全的全局最优路径。下文将详细阐述CCEF中3个核心物理场代价模型RECM、HFSCM和VTFCM的构建原理与计算方法。

2.2 多物理场协同代价模型

2.2.1 阻力能耗代价模型 (RECM)

在综合代价评估函数中，阻力能耗代价模型(RECM)的核心目标是通过物理建模，量化水下飞行器在复杂流场中航行所受到的流体阻力，并将其转化为路径搜索中的能量代价。该模型旨在引导算法优先选择顺流区域，规避高能耗逆流区，从而实现全局航行能耗的最小化。

在复杂海洋环境中，水下飞行器所受流体阻力是其能量消耗的主导因素。为此，本文提出基于雷诺相似准则^[24]的阻力能耗模型，实现流体阻力与路径代价的物理映射。飞行器在流场中运动所受阻力

可表示为

$$F_{\text{total}} = F_{\text{form}} + F_{\text{friction}} + F_{\text{wave}} \quad (12)$$

其中, F_{form} 表示型阻, 是由航行器外形引起的压差阻力, 是流体在物体前后压力分布不对称的结果; F_{friction} 为摩擦阻力, 是由流体粘性在航行器表面产生的剪切力; F_{wave} 为兴波阻力, 是航行器兴波运动消耗的能量, 通常在低速航行时占比小。在典型巡航速度, 即兼顾效率与航速而经常采用的一个速度范围下, 型阻 F_{form} 与摩擦阻力 F_{friction} 占总阻力的 85% 以上, 是能耗建模的核心^[24]。

基于流体力学雷诺相似性, 型阻与摩擦阻力统一建模为二次阻力定律, 表示为

$$F_{\text{form}} + F_{\text{friction}} = \frac{1}{2} C_D \rho A_f \|\vec{v}_r\|^2 \quad (13)$$

其中, C_D 为阻力系数, 取 0.82, ρ 为海水密度, $\rho = 1025 \text{ kg/m}^3$, A_f 为航行器迎流截面积, \vec{v}_r 为相对流速矢量, 其定义为 $\vec{v}_r = \vec{v}_s - \vec{v}_c$, \vec{v}_s 为航行器速度, \vec{v}_c 为海流速度。该形式表明航行器实际受到的流体动力取决于其相对于水团的运动速度, 而非对地速度。

单位距离能耗 E_d 与阻力功率成正比, 具体表达式为

$$E_d = \frac{P}{\|\vec{v}_s\|} = \frac{F_{\text{total}} \|\vec{v}_s\|}{\|\vec{v}_s\|} = F_{\text{total}} \quad (14)$$

当仅考虑推进效率为 100% 的理想情况时, 单位距离能耗等于总阻力值, 此简化模型建立了阻力与能耗的直接等价关系, 为路径优化提供可计算的能耗代价基准。

为融入栅格化路径搜索框架, 将连续阻力模型离散化为节点能耗代价函数: 对任意栅格节点 (i, j) , 计算航行器相对于该位置海流的相对速度矢量并表示为

$$\vec{v}_r^{(ij)} = \vec{v}_s - \vec{v}_c^{(ij)} \quad (15)$$

其中, \vec{v}_s 为航行器额定航速, $\vec{v}_c^{(ij)}$ 为网格 (i, j) 处流速矢量。

基于雷诺相似准则, 定义网格节点的无量纲阻力能耗系数并表示为

$$\kappa_{ij} = \frac{1}{2} C_D \rho A_f \|\vec{v}_r^{(ij)}\|^2 \quad (16)$$

当顺流时, $\|\vec{v}_r\| \ll \|\vec{v}_s\| \rightarrow \kappa_{ij} \approx 0$; 当逆流时, $\|\vec{v}_r\| \gg \|\vec{v}_s\| \rightarrow \kappa_{ij}$ 显著增大。

构建标准化阻力代价函数并表示为

$$\text{RECM} \triangleq R_c(n') = \alpha \cdot \frac{\kappa_{ij}}{\kappa_{\text{max}}} \quad (17)$$

其中, κ_{max} 为环境最大阻力系数, $\alpha = 0.6$ 为权重系数。顺流场景 ($\vec{v}_s \approx \vec{v}_c$) 中, $\|\vec{v}_r\| \rightarrow 0 \Rightarrow \kappa_{ij} \approx 0 \Rightarrow R_c(n') \approx 0$, 体现“借流而行”的节能效应。逆流场景 ($\vec{v}_s \parallel (-\vec{v}_c)$) 中, $\|\vec{v}_r\| \gg \|\vec{v}_s\| \Rightarrow \kappa_{ij} \uparrow \Rightarrow R_c(n') \uparrow$, 触发路径搜索自动规避高能耗区。

将 RECM 纳入路径搜索的实际代价计算, 表示为

$$g(n') = g(n) + c_k + R_c(n') \quad (18)$$

其中, c_k 根据移动类型确定, 表示为

$$c_k = \begin{cases} 1.0, & \text{正交移动} \\ 1.4, & \text{对角线移动} \end{cases} \quad (19)$$

该设计体现欧氏距离特性: 对角路径长度约等于 1.414, 取整后设定 $c_k = 1.4$ 。

2.2.2 航向协同模型 (HFSCM)

在综合代价评估函数 (CCF) 框架中, 航向协同模型 (HFSCM) 的核心目标是解决复杂流场中因航行器航向与流向失配引发的路径震荡与附加能耗问题。该模型通过量化航行器航向与当地流向的空间协同度, 生成航行器航向稳定性代价, 引导算法生成平滑稳定的航行轨迹, 同时减少因频繁转向带来的控制能耗。

在动态海洋流场中, 航行器轨迹的平滑性直接影响控制系统的稳定性和能量效率^[25-26]。传统路径规划方法忽视航向与流场的动态耦合关系, 导致两大问题: (1) 频繁转向引发附加质量效应, 显著增加推进能耗; (2) 锯齿状轨迹降低系统鲁棒性, 易引发控制振荡甚至失稳^[27]。为此, 本文提出航向协同模型, 通过量化航向-流场协同度, 实现轨迹平滑性与能耗的协同优化。航行器转向时需克服流体惯性力矩, 其能耗增量表示为

$$\Delta E_{\text{turn}} \propto \lambda_{ij} \|\Delta\psi\|^2 \quad (20)$$

其中, λ_{ij} 为附加质量系数, $\Delta\psi$ 为转向角。

定义节点迁移方向与目标节点流场矢量, 表示为

$$\vec{d}_{mn'} = (x_{n'} - x_n, y_{n'} - y_n) \quad (21)$$

$$\vec{v}_c^{(n')} = (u_{n'}, v_{n'}) \quad (22)$$

两者方向协同度由航向-流场夹角余弦表征, 表示为

$$\cos \theta = \frac{\vec{d}_{nm'} \cdot \vec{v}_c^{(n')}}{\|\vec{d}_{nm'}\| \cdot \|\vec{v}_c^{(n')}\|} \quad (23)$$

基于方向协同性，设计分段惩罚函数，表示为

$$\text{HFSCM} \triangleq P_d(\theta) = \beta \cdot \max(0, -\cos \theta) \quad (24)$$

其中， $\beta=1.8$ 为惩罚权重系数。该函数特性如下： $\theta \in [0, 90^\circ)$ 时， $\cos \theta > 0$ ， $P_d=0$ ，顺流无惩罚； $\theta = 90^\circ$ 时， $\cos \theta = 0$ ， $P_d=0$ ，横流无惩罚； $\theta \in (90^\circ, 270^\circ)$ 时， $\cos \theta < 0$ ， $P_d > 0$ ，逆流惩罚； $\theta = 180^\circ$ 时， $P_d = \beta$ ，最大惩罚。

本文通过建立基于 $\cos \theta$ 的定量决策机制，引导航行器主动寻求运动方向与流场的空间匹配，从根源上降低轨迹修正需求。

将 HFSCM 纳入路径搜索的实际代价计算，表示为

$$g(n') = g(n) + c_k + R_c(n') + P_d(n') \quad (25)$$

2.2.3 涡旋威胁场模型 (VTFCM)

在综合代价评估函数的框架中，涡旋威胁场模型的核心目标是引导水下航行器主动规避海洋涡旋核心区等高风险区域，确保航行安全。

海洋涡旋会对 AUV 构成双重威胁：动力学失稳和能量屏障。本文提出涡旋威胁场模型，基于改进 Rankine 涡旋动力学构建环量自适应的斥力场，实现高危区域的主动规避。Rankine 涡旋是一种理想化的涡旋结构，其核心区域切向速度与半径呈线性关系，外围区域切向速度与半径成反比^[28-29]。当 AUV 进入涡旋区时，两侧流速差产生不平衡力矩，导致路径偏差^[30]。

设计栅格化斥力代价函数表示为

$$\text{VTFCM} \triangleq R_v(x, y) = \gamma \sum_{k=1}^{N_v} \left[\max \left(0, \frac{R_{\text{safe}}^2}{r_k^2} - 1 \right) \right] \quad (26)$$

其中， $r_k = \sqrt{(x - x_{c_k})^2 + (y - y_{c_k})^2}$ 是节点到涡旋中心的距离； N_v 为涡旋数量； $R_{\text{safe}}=12$ ，为安全半径； $\gamma = 2.5$ ，为斥力权重系数。将 VTFCM 纳入路径搜索的实际代价计算，表示为

$$g(n') = g(n) + c_k + R_c(n') + P_d(n') + R_v(n') \quad (27)$$

3 仿真分析

为验证 MFD-A* 算法在复杂海洋流场环境中的综合性能，本文构建并测试了两种具有典型的海洋环境：强剪切流与双涡旋共存环境和强剪切流

与多涡旋共存环境。

本文模拟实验基于自主实现的仿真系统进行。该系统采用 Python 编程语言开发，核心计算库包括 NumPy 用于数值计算、SciPy 用于信号处理与滤波、Matplotlib 用于结果可视化。仿真环境基于第 1 节所建立的多物理场海洋环境模型动态构建，而非使用固定的公开数据集，以此验证算法在高度定制化、非结构化流场中的适应能力。仿真区域统一离散为 100×100 的网格空间，对应物理尺度为 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 。流场通过第 1.1 节所述的分层叠加方法生成，融合了确定性剪切流与符合高斯分布的随机湍流扰动；涡旋采用第 1.2 节所述的改进 Rankine 模型精确模拟，以避免速度奇点并保证流场连续性；障碍物则基于随机块分布模型设置，以模拟真实海洋中的破碎地形或人造设施。航行器的额定航速设定为 1.5 m/s ，算法中的所有参数均依据第 2 节的模型设计进行设置。

为更全面地评估本文所提 MFD-A* 算法的综合性能，在相同的复杂海洋流场环境下，同步实施了快速探索随机树 (RRT, rapidly-exploring random tree) 算法与人工势场法 (APF, artificial potential field) 的对比仿真实验。复杂海洋流场环境下 4 种算法路径对比如图 3 所示，表明在强剪切流与多涡旋共存的复杂环境中，RRT 算法因其固有的随机采样特性，生成路径虽能实现基本避障，但存在显著的随机性与不稳定性，且难以保证对涡旋核心区的有效规避。而 APF 算法则因其力导向机制，在强流与多势场耦合作用下，极易陷入局部最优，导致路径在涡旋边缘振荡或直接穿越威胁区域，无法满足航行安全的基本要求。相比之下，传统 A* 算法作为一种确定性的全局搜索算法，能够规划出几何最短路

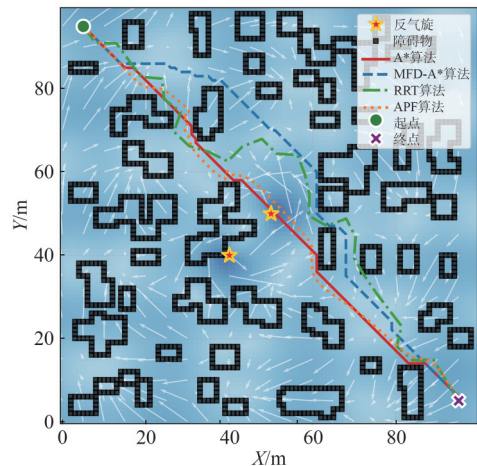


图 3 复杂海洋流场环境下 4 种算法路径对比

径，但其代价函数未考虑流场物理约束，导致其在能耗、航向稳定性与威胁规避方面存在明显不足。

本文核心创新在于将多物理场驱动的约束模型嵌入A*算法的高效框架，因此，为了更清晰地展示多物理场驱动的约束模型改进模块带来的性能增益，后续的定量分析与讨论将主要围绕基础A*算法与MFD-A*算法展开，以便于直接对比和精确评估本文所提方法的有效性。

3.1 强剪切流与双涡旋

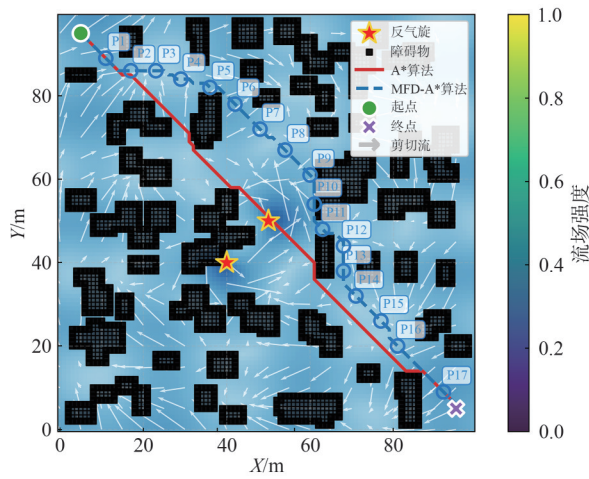
强剪切流与双涡旋流场下两种算法路径-能耗对比如图4所示。本文环境旨在模拟一个普通的海洋环境，背景色映射直观反映了流速强度，叠加白色箭头指示流向。流场由主剪切流和两个反气旋涡旋组成，黑色网格为障碍物，采用形态学处理突出边界。

如图4(a)所示为A*算法与MFD-A*算法的路径规划仿真中的对比结果，在路径形态上，A*算法近似于直线路径，而MFD-A*算法呈现曲折迂回，路径转折点P1~P17为对应曲率变化显著位点。图4(a)中标注红色实线为A*算法路径、蓝色实线为MFD-A*算法路径，直观展示两种算法在空间分布

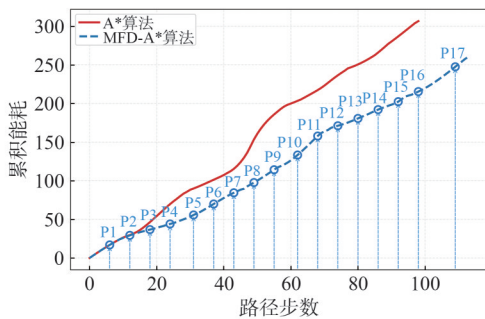
和流旋涡旋组成。

如图4(b)所示为A*算法与MFD-A*算法在路径规划仿真中能耗对比的结果，通过空间-能量的双维度映射揭示了改进A*算法的决策机制。关键节点P1~P17作为路径转折点，其空间位置与能耗突变存在严格的物理关联。曲线显示，A*算法能耗较高，MFD-A*算法在转折点处能耗显著波动，反映了其优化能耗与路径灵活性之间的权衡。这表明MFD-A*算法通过动态调整路径，能够更好地适应复杂环境中的能量约束和空间限制，从而提升整体路径规划的实用性。

关键节点P1~P17的参数对比见表1。P1~P3段能耗低，流场强度逐步升高，主要作用为起步和初步的避障；P4~P6段流场强度和能耗增速明显上升，P6距离涡旋近，能耗增速达2.36，此区间路径多次转折，主要为避开障碍和涡旋，能耗上升显著，体现MFD-A*对复杂环境的适应性。P7~P9段流场强度高，涡旋距离最小，能耗增速高达2.76，P10后能耗增速略有减缓。此区间是能耗差距拉大的关键，路径多次调整能耗增速达到4.09，为全程最高，随后能耗增速逐步减缓，路径趋于直线。P12~P14段远离涡旋，能耗增速下降，路径效率提升。P15~P17段流场强度再次升高，P16~P17能耗增速分别为2.17和2.92，累计能耗达到最大。在靠近涡旋和高流区时，能耗及其增速显著上升，路径多次



(a) 强剪切流与双涡旋流场下两种算法的路径对比



(b) 强剪切流与双涡旋流场下两种算法的能耗曲线

图4 强剪切流与双涡旋流场下两种算法路径-能耗对比

表1 关键节点P1~P17的参数对比

节点	位置坐标	流场强度/(m·s ⁻¹)	涡旋距离/m	能耗	能耗增速
P1	(12,88)	0.17	43.01	16.93	0.00
P2	(18,86)	1.10	48.00	29.31	2.06
P3	(25,85)	2.02	53.74	36.76	1.24
P4	(31,84)	0.59	38.95	44.02	1.21
P5	(36,78)	1.20	30.00	55.67	1.66
P6	(42,72)	1.85	23.41	69.88	2.36
P7	(47,68)	0.68	17.26	97.64	2.41
P8	(53,67)	1.00	18.00	114.20	2.21
P9	(59,66)	1.13	18.36	133.25	2.76
P10	(62,61)	0.88	19.85	157.83	2.72
P11	(66,58)	1.10	22.00	171.11	4.09
P12	(74,54)	1.33	28.02	180.61	2.21
P13	(81,43)	0.47	31.78	192.00	1.58
P14	(85,30)	1.00	40.00	202.30	1.89
P15	(88,20)	2.00	50.00	215.34	1.71
P16	(90,12)	2.50	58.00	247.44	2.17
P17	(92,9)	2.91	58.69	260.4	2.92

调整以规避高能耗区域。MFD-A*算法通过合理避障和流场自适应，有效降低了整体能耗，尤其在P6~P10等复杂区间优势明显。这17个关键节点共同构成一个自适应的决策网络，通过局部响应的协同作用，在复杂动态环境中实现全局节能的同时还能准确规避障碍物和高强度涡旋。每个节点都是算法环境智能的具体体现，验证了MFD-A*算法在海洋路径规划中的优越性。

强剪切流与双涡旋流场下两种算法的性能对比如图5所示，A*算法路径总长度为99，MFD-A*算法路径总长度为114，A*算法能耗为306.5，MFD-A*算法能耗为260.4。虽然MFD-A*算法为了规避涡旋路径长度增加了15.15%，但是能量消耗降低了15.04%。

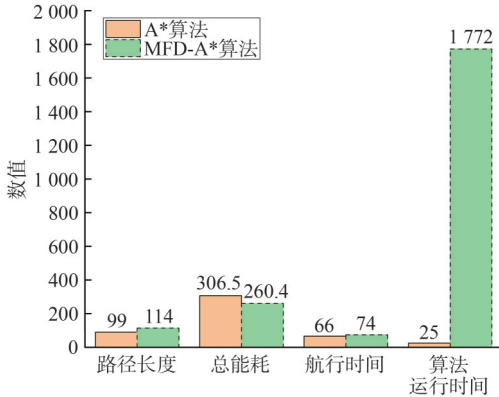


图5 强剪切流与双涡旋流场下两种算法的性能对比

强剪切流与双涡旋流场下飞行器运动角度对比如图6所示，为了深入评估MFD-A*算法的航向稳定性，对比了在P1~P17关键点处两种算法的航向与当地流向夹角 θ 。MFD-A*算法显著降低了大角度航行，A*算法在12/17个关键点出现 $\theta > 90^\circ$ ，平均夹角高达 100.8° ；而MFD-A*算法仅8/17个点出现 $\theta > 90^\circ$ ，平均夹角显著降低了 73.1° 。MFD-A*算

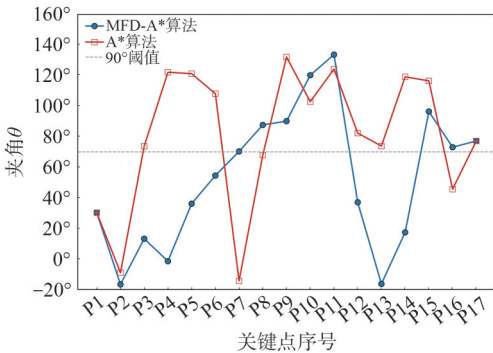


图6 强剪切流与双涡旋流场下飞行器运动角度对比

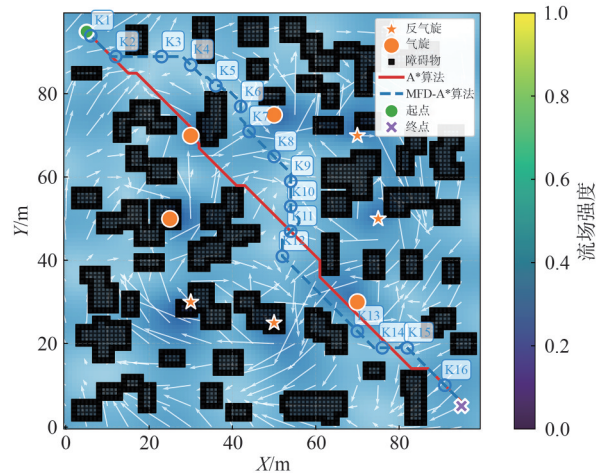
法使航向-流向平均夹角降低了27.48%，这表明MFD-A*算法能成功引导飞行器更倾向于顺流或横流方向航行。算法通过路径调整有效避免了极端逆流情况，这些点位的能耗激增被有效抑制。

MFD-A*算法平均夹角的降低以及极端角度的减少，也意味着路径转向更为平缓，减少了因频繁剧烈转向带来的额外控制能耗和轨迹不稳定性。通过动态调整路径方向，MFD-A*算法显著降低了逆流航行的频率和强度，这不仅直接降低了能耗，也提升了路径的平滑性和控制的稳定性，是其在复杂流场中实现高效节能航行的重要机制。

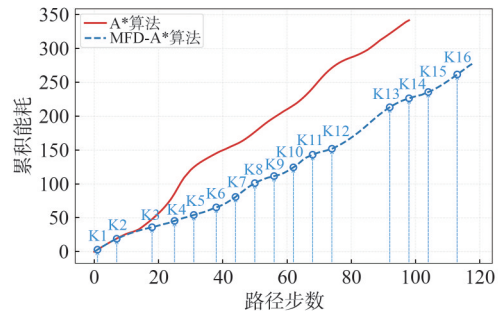
3.2 强剪切流与多涡旋

为了检验算法在复杂海洋环境下的鲁棒性，本文实验环境大幅提升了涡旋的密度与交互复杂性。强剪切流与多涡旋流场下两种算法路径-能耗对比如图7所示。

如图7(a)所示为A*算法与MFD-A*算法的路径规划的对比如，该环境仍以强剪切流作为流场背景，但在此基础上嵌入了8个不同旋转方向的气旋，4个气旋式和4个反气旋式。它们在环境中相



(a) 强剪切流与多涡旋流场下两种算法的路径对比



(b) 强剪切流与多涡旋流场下两种算法的路径对比

图7 强剪切流与多涡旋流场下两种算法路径-能耗对比

互靠近，形成复杂的流场结构：同类型涡旋之间形成具有引导性的“斥力通道”，而异类型涡旋相邻区域则产生剪切更强、方向多变的“剪切增强区”。

如图7(b)所示为两种算法在复杂流场环境下的路径规划仿真结果。依据对比结果，可以得出随着路径步数的不断增加，MFD-A*算法的累计能耗增长率明显更低，该仿真试验验证了MFD-A*算法在复杂海洋环境中的优越性。MFD-A*算法通过K1至K16这16个关键决策点，不仅规避了高强度涡旋，还实现了能量最优路径规划。

强剪切流与多涡旋流场下两种算法性能指标对比如图8所示，A*算法规划的路径总长度为99，能耗为341.9，MFD-A*算法规划的路径总长度为119，能耗为278.2。虽然多涡旋规避导致MFD-A*算法在路径上增长了16.8%，但总能耗却降低了18.6%。相较于普通环境的15.04%，改进算法在复杂环境中实现了更好的能耗优化。

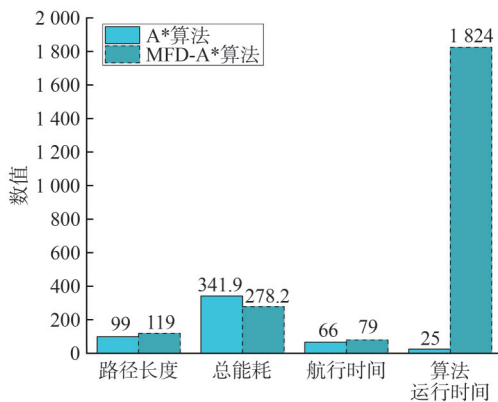


图8 强剪切流与多涡旋流场下两种算法性能指标对比

强剪切流与多涡旋流场下航行器运动角度对比如图9所示。在涡旋群密集的复杂流场中，A*算法的航向控制劣势会被放大，平均夹角高达104.1°，且有8/16个关键点处于逆流状态；而且仅有3/16个点出现 $\theta > 90^\circ$ 超出阈值的情况，显著减少了逆流航行的频率和强度。MFD-A*算法成功避免了A*算法中多个关键点的极端逆流角度。这些点通常位于涡旋间的强剪切带或障碍物密集区附近，MFD-A*算法通过航向调整有效规避了这些高能耗、高风险的区域，直接支撑了能耗的降低。尽管环境复杂度激增，但是MFD-A*算法依然维持了相对平滑的路径，避免了传统算法在复杂流场中常见的剧烈、频繁转向。这不仅降低了控制能耗，也增强了轨迹在动态强流中的稳定性。相较于普通流场的平均 $\theta = 73.1^\circ$ ，

MFD-A*算法在复杂流场中实现了平均 θ 低至68.5°，且大角度点占比从8/17降至3/16。这表明在环境复杂度提升时，其引导路径协同流场的优势反而更加凸显，是算法鲁棒性的重要体现。

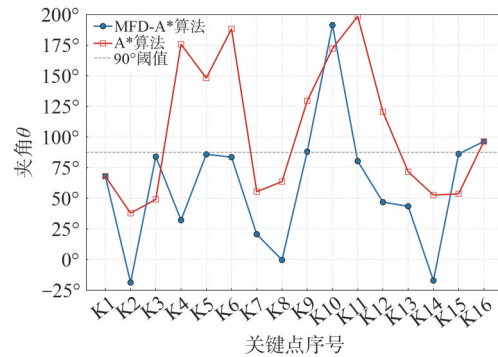


图9 强剪切流与多涡旋流场下航行器运动角度对比

4 结束语

本文研究了复杂海洋环境下自主水下航行器的高效能耗路径规划问题。针对传统A*算法存在的能耗过高、路径震荡与涡旋威胁规避不充分等挑战，提出了一种通过物理约束嵌入机制与A*算法高效搜索框架结合的MFD-A*算法。仿真结果表明，在强剪切流并存的双涡旋和多涡旋海洋环境中，MFD-A*算法相较于A*算法，能耗分别降低了15.04%与22.89%，航向-流向平均夹角分别降低了27.48%与34.2%，并且两种环境中均实现了对涡旋核心区的100%规避。MFD-A*算法有效解决了在复杂海洋流场环境中AUV路径规划在能耗优化、航向稳定性和航行安全方面的难题。

参考文献：

- [1] Wang Y B, Xi M, Weng Y B. Intelligent path planning algorithm of autonomous underwater vehicle based on vision under ocean current[J]. Expert Systems, 2025, 42(1): e13399.
- [2] Di Ciaccio F, Troisi S. Monitoring marine environments with autonomous underwater vehicles: a bibliometric analysis[J]. Results in Engineering, 2021, 9: 100205.
- [3] Cortes J, Garcia-Valdez M, Fernandez-Lozano J. Autonomous underwater vehicles (AUV)-applications and technology review[J]. Sensors, 2022, 22(3): 1179.
- [4] Yang G Y, Xu Z N, Wang F, et al. Energy-optimized path planning and tracking control method for AUV based on SOC state estimation[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2025, 13(6): 1074.
- [5] Yan X H, Wang W K, Huang C X, et al. A new path planning method

- for AUV based on the Navier-Stokes equations for ocean currents[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2024, 222: 199-208.
- [6] Gao Y, Sun J, Guan C L, et al. New Rankine vortex models developed based on SMAP measurements[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2024, 41(11): 1017-1027.
- [7] Ramos A G, García-Garrido V J, Mancho A M, et al. Lagrangian coherent structure assisted path planning for transoceanic autonomous underwater vehicle missions[J]. *Scientific Reports*, 2018, 8: 4575.
- [8] Sun B, Zhang W, Li S Q, et al. Energy optimised D* AUV path planning with obstacle avoidance and ocean current environment[J]. *Journal of Navigation*, 2022, 75(3): 685-703.
- [9] Li X H, Yu S H. Three-dimensional path planning for AUVs in ocean currents environment based on an improved compression factor particle swarm optimization algorithm[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 280: 114610.
- [10] Yao X L, Wang F, Yuan C S, et al. Path planning for autonomous underwater vehicles based on interval optimization in uncertain flow fields[J]. *Ocean Engineering*, 2021, 234: 108675.
- [11] Chen X, Bose N, Brito M, et al. Risk-based path planning for autonomous underwater vehicles in an oil spill environment[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 266: 113077.
- [12] Guo Y, Yu C Y, Xiang X B, et al. PELOS-based path following control for autonomous underwater vehicle with input saturation and dead-zone[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 296: 116956.
- [13] Liang Q, Zhou H K, Xiong W, et al. Improved artificial potential field method for UAV path planning[C]//*Proceedings of the 2022 14th International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 657-660.
- [14] Phung M D, Ha Q P. Safety-enhanced UAV path planning with spherical vector-based particle swarm optimization[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 107: 107376.
- [15] Yang Y J, Zhao E J, Zhao Y X. Dynamic path planning for AUV based on improved double DQN algorithm under ocean environment[C]//*Proceedings of ICGNC 2024: Advances in Guidance, Navigation and Control*. Singapore: Springer, 2025: 235-245.
- [16] Chen X J, Liu Y X, Hong X B, et al. Unmanned ship path planning based on RRT[C]//*Proceedings of the Intelligent Computing Theories and Application*. Cham: Springer, 2018: 102-110.
- [17] Wang S G, Kim Y. CFD-based hull optimization in calm water using adaptive grid deformation method[J]. *Journal of Hydrodynamics*, 2024, 36(2): 241-262.
- [18] Ou J J, Guo X, Lou W J, et al. Quadrotor autonomous navigation in semi-known environments based on deep reinforcement learning[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(21): 4330.
- [19] Piretzidis D, Sideris M G. Expressions for the calculation of isotropic Gaussian filter kernels in the spherical harmonic domain[J]. *Studia Geophysica et Geodaetica*, 2022, 66(1): 1-22.
- [20] Ueno H, Bracco A, Barth J A, et al. Review of oceanic mesoscale processes in the North Pacific: physical and biogeochemical impacts[J]. *Progress in Oceanography*, 2023, 212: 102955.
- [21] Prabhu M, Hariprasad C M, Kumar R A. Suppression of Rankine vortex formation in liquid draining tanks: a critical review[J]. *European Journal of Mechanics-B/Fluids*, 2025, 110: 34-64.
- [22] Zhang Z H, Liu X D, Feng B Y. Research on obstacle avoidance path planning of UAV in complex environments based on improved Bézier curve[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13: 16453.
- [23] Ntakolia C, Kladis G P, Lyridis D V. A fuzzy logic approach of Pareto optimality for multi-objective path planning in case of unmanned surface vehicle[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2023, 109(1): 21.
- [24] Hu S Y, Xiao S, Yang J C, et al. AUV path planning considering ocean current disturbance based on cloud desktop technology[J]. *Sensors*, 2023, 23(17): 7510.
- [25] Mitra A, Panda J P, Warrior H V. Experimental and numerical investigation of the hydrodynamic characteristics of autonomous underwater vehicles over sea-beds with complex topography[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 198: 106978.
- [26] Deng S Y, Hao L Y, Shen C. Autonomous underwater vehicle (AUV) motion design: integrated path planning and trajectory tracking based on model predictive control (MPC)[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(9): 1655.
- [27] Yang N K, Shen C, Johnson-Roberson M, et al. Energy-optimal three-dimensional path-following control of autonomous underwater vehicles under ocean currents[EB]. 2023.
- [28] Fan X J, Guo Y J, Liu H, et al. Improved artificial potential field method applied for AUV path planning[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, 2020(1): 6523158.
- [29] Zhang B W, Cheng L, Jiao W X, et al. Blade-vortex-interaction in an axial-flow pump sump: impact on hydraulic performance and flow stability[J]. *Energy*, 2025, 322: 135610.
- [30] Chen W, Liu X L, Feng Z A, et al. Improved line-of-sight nonlinear trajectory tracking control of autonomous underwater vehicle exposed to high variable speed ocean currents[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 277: 114149.

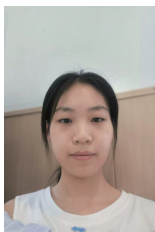
[作者简介]



黄嘉(2002–), 男, 海南大学海洋技术与装备学院硕士生, 主要研究方向为机器人避障控制、路径规划。



史晓东(1991–), 男, 海南大学热带海洋工程材料及评价全国重点实验室副教授, 主要研究方向为海洋环境中自主航行器电池储能技术、高性能水系金属离子电池器件开发。



刘紫芸(2006-), 女, 湖北大学人工智能学院在读, 主要研究方向为机器人轨迹优化、自主导航。



陈玉祥(1989-), 男, 昆明理工大学材料科学与工程学院硕士生导师, 主要研究方向为电化学能源存储、海洋自主航行器增稳技术。



龙颢文(2000-), 男, 湖北大学人工智能学院硕士生, 主要研究方向为智能体协同、人机自然交互、多感官信号处理。



史晓彤(1996-), 女, 湖北大学人工智能学院特任副研究员, 主要研究方向为智能体协同、人机自然交互、多感官信号处理。