

文章编号: 1674-5566(2023)05-1090-09

DOI: 10.12024/jsou.20230604216

时变海流干扰下深远海渔业无人船多目标路径规划

李军涛, 侯星星, 茆俊亚, 郭文文

(上海海洋大学 工程学院, 上海 201306)

摘要: 深远海无人船在开发渔业资源时, 面临着续航能力不足和路径规划算法收敛慢、精度低等问题, 为尽可能减少渔业无人船在实际任务执行过程中环境影响和最大限度地优化航行路线, 在保证其安全航行的前提下, 设计了以路径长度、转舵和海流能耗等多个参数最小为目标的路径规划算法。通过对无人船在航行时海域环境和任务目标的分析, 建立了时变海流干扰下的无人船多目标计算模型, 采用改进的自适应灰狼优化算法进行求解, 算法通过引入多项策略进行统筹优化。该算法应用于复杂水域下渔业无人船多目标优化领域的仿真实验, 证实了算法的可行性和改进策略的有效性, 多目标相较于 3 个单目标仿真结果对总目标值的优化率分别提高了 9.2%、1.7%、11.9%; 不同海流状态下的仿真路径表明了相较于传统的以距离最优算法能够节省更多的成本, 有效地提高了无人船全局航迹的规划性能。

关键词: 深远海渔业无人船; 时变海流干扰; 路径规划; 多目标寻优; 灰狼优化算法; 混沌序列

中图分类号: U 664.82; U 665.26; TP 18 **文献标志码:** A

随着深远海渔业资源开发过程中人力资源限制、成本高昂等问题逐渐突出, 渔业装备机械化、智能化的要求日益提高, 渔业开发正逐步向智能化、现代化和协同化的方向转变。深远海渔业无人船 (Deep-sea fishing unmanned vessels) 作为一种智能渔业装备^[1], 具有自主控制、多功能任务执行、运维成本低等优点, 在海洋科研、资源开发利用和环境保护等领域具有广泛的发展空间^[2]。深远海无人船在执行远海渔业任务时, 往往需要较长时间的自主航行, 路径规划技术作为导航系统的核心组成部分, 能够为无人船提供高效、精确的路径决策支持^[3]。当前针对无人船的路径规划问题研究多是以单个目标进行的, 如安全性、路径长度、平滑性、能量消耗等。文献^[4-6]将其描述为一个单目标优化模型进行求解, 但是在实际的航行过程中, 由于实时性、安全保障、节省能耗等方面的要求, 需要在综合考虑无人船到达时间、威胁、能耗以及远海航行区域中风、浪、流等因素的情况下, 为无人船规划出最佳航行轨迹, 以保证任务的高质量完成, 本质上是多目标优化问题。唐平鹏等^[7]提出了多目标约束的数学

模型, 但并未考虑海洋中海流和其他因素对无人船航行规划的影响。LEE 等^[8]同时考虑潮汐效应、水深效应和航向角约束, 规划出更真实有效的节能路径, 但并未考虑海洋环境实时变化对无人船能耗的影响; 冯辉等^[9]采用改进粒子群算法优化多目标能源消耗模型, 但其定常海流模型难以全面反映实际海洋环境的变化。CUI 等^[10]提出一种基于优化蚁群算法的全局路径规划算法, 在充分考虑外界干扰的前提下, 构建了考虑能耗成本和转弯控制成本的无人船全局路径规划模型, 但其计算复杂度高。

为了实现远距离航行、评估及规避威胁, 很多路径规划算法被应用在无人船的路径规划中。但是传统的人工势场法易陷入局部极值区域, A* 算法搜索效率低, 空间复杂度高, 遗传算法交叉变异过程中容易产生经过障碍物的不可行路径, 传统蚁群算法搜索周期长, 易陷入局部停滞等, 这些缺陷在一定程度上限制了其在多目标优化领域中的广泛应用。灰狼优化算法 (Grey wolf optimization algorithm, GWO)^[11]内部灰狼特殊的位置更新方式使得整个种群具有较强的全局搜

收稿日期: 2023-06-12 修回日期: 2023-08-28

基金项目: 国家自然科学基金(71501125); 上海市教委重点项目(12ZZ167)

作者简介: 李军涛(1974—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为物流系统调度优化和智能算法。E-mail: jlti@shou.edu.cn

版权所有 ©《上海海洋大学学报》编辑部(CC BY-NC-ND 4.0)

Copyright © Editorial Office of Journal of Shanghai Ocean University (CC BY-NC-ND 4.0)

<http://www.shhydx.com>

索能力,具有架构简单、参数少和在实验编码中易实现等优点,已经被广泛应用于调度、节点部署、路径规划等领域^[12-13]。但是,在求解路径优化问题的实践中,传统灰狼算法仍然存在着依赖初始解、求解精度不高、进化后期种群多样性骤降等不足之处,已有的研究大多未从本质上针对这些固有缺陷进行系统优化,导致算法的鲁棒性不强,收敛效果没有得到显著性提高。针对上述文献以及传统算法中存在的一些问题,本文将海流环境同时考虑在内,在安全航行的前提下,以路径长度、转舵角度和海流能耗等多个参数为目标进行深远海复杂水域无人船路径规划,提高了生成路径的可行性与经济性,并通过多策略融合改进的自适应灰狼优化算法(Multi-strategy fusion improved adaptive gray wolf optimization algorithm, MAGWO)进行模型求解,在提高无人船路径规划性能的同时实现了多个目标的均衡优化。

1 模型建立

1.1 海流流场模型

在实际的海洋环境中,海流受到多种因素的影响,包括海洋地形、气候变化、大气环流和风力等,海流的速度和方向可能会发生变化和周期性变动,因此通过构建海洋循环运动数值模型来模拟海流活动。在 xoy 二维平面上,对整个区域进

行栅格化处理,综合计算时间复杂度和实际应用场景的平衡^[14],将其划分为多个边长 5 km 的正方形栅格,每个栅格内的海流状态是一致的,采用流函数 $\phi(x, y, t)$ 生成一种具有周期性涡流的流场,从而在海洋中模拟出整体东西流向的海流。该函数数学表达式^[15]为

$$\phi(x, y, t) = 1 - \tanh\left(\frac{y - B(t) \cos(\zeta(x - ct))}{(1 + \zeta^2 B(t)^2 \sin^2(\zeta(x - ct)))^{1/2}}\right) \quad (1)$$

式中: $B(t)$ 为波幅, $B(t) = B_0 + e \times \cos(\xi t + \theta)$, B_0 为纵波形纵向移动距离, e 为振幅, ξ 为波浪频率, θ 为初相角; c 为相速度; ζ 为波数;本文取 $B_0 = 1.2, c = 0.12, \zeta = 0.84, \xi = 0.4, e = 0.3, \theta = \pi/2$ ^[15]。

海流的速度是一个向量场,可以由 $\phi(x, y, t)$ 得到:

$$\begin{cases} v_{xc}(x, y, t) = -\frac{\partial \phi}{\partial y} \\ v_{yc}(x, y, t) = \frac{\partial \phi}{\partial x} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $v_{xc}(x, y, t), v_{yc}(x, y, t)$ 分别为海流沿 x 轴和 y 轴方向速度随时间 t 的变化, (x, y) 为所在位置。生成的海洋流场如图 1 所示。

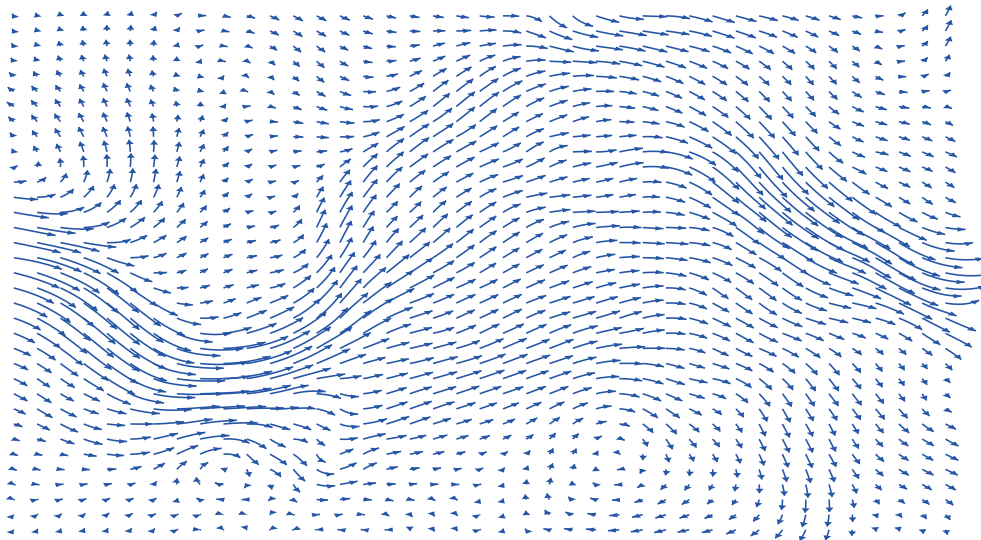


图1 海洋流场图像
Fig. 1 Image of ocean flow field

1.2 多目标规划约束模型

由于无人船所处的深远海航行海域环境十分

复杂,进行路径规划时不仅要考虑到路径长度、安全性能和稳定性,更要考虑复杂海况下风、浪、流

等环境因素对无人船造成的能量消耗以及其影响下的路径安全,通常情况下,这些目标之间存在着权衡和相互制约,很难在这些目标上同时达到最优,因此在保证安全航行的基础上,有必要建立多目标优化模型^[9]。无人船在大范围航行时将其看作一个质点,采用简单而精确的栅格法建立障碍物海流地图信息,其中障碍物集合区域为浅滩、岛屿、海洋设施以及一些海洋保护区或者禁航区等无人船不能航行的环境区域,将其表示为 A_{danger} ,其他区域表示无人船可以航行的环境区域,将其表示为 A_{safe} 。无人船的起始位置为 $S_1(x_0, y_0)$,目标点位置为 $G_1(x_n, y_n)$, η 为舵角,无人船的航行速率为 v_r ,行进方向表示为 φ_r (与 x 轴的夹角),时变海洋流场中无人船的二维运动模型为

$$\begin{cases} \dot{x} = v_r \cos \varphi_r + v_{xc} \\ \dot{y} = v_r \sin \varphi_r + v_{yc} \end{cases} \quad (3)$$

无人船在安全航行的基础上,建立时变海流干扰下无人船多目标路径规划约束模型,目标函数为

$$\min F(P) = (L(S_1, G_1), C(S_1, G_1), S(S_1, G_1)) \quad (4)$$

$$\begin{cases} L(S_1, G_1) = f_L(\hat{p}, \hat{\eta}, \hat{v}) = \lambda_1 \sum_{i=1}^N p_i \\ C(S_1, G_1) = f_C(\hat{p}, \hat{\eta}, \hat{v}) = \\ \lambda_2 \int_0^{T_c} (v_r \cos \varphi_r - v_{xc})^2 + (v_r \sin \varphi_r - v_{yc})^2 dt \\ S(S_1, G_1) = f_S(\hat{p}, \hat{\eta}, \hat{v}) = \lambda_3 \sum_{i=1}^{N-1} |\Delta \eta_i| \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \hat{p} = \{p_1, p_2, \dots, p_i, \dots, p_n\} \\ \hat{\eta} = \{\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_i, \dots, \eta_{n-1}\} \\ \hat{v} = \{v_1, v_2, \dots, v_i, \dots, v_n\} \end{cases} \quad (6)$$

$$C'(S_1, G_1) = f_C(\hat{p}, \hat{\eta}, \hat{v}) = \lambda_2 \left((v_r \cos \varphi_r - v_{xc})^2 + (v_r \sin \varphi_r - v_{yc})^2 \right) T_c \quad (7)$$

$$p_i = \sqrt{(x_{p_i} - x_{p_{i-1}})^2 + (y_{p_i} - y_{p_{i-1}})^2} \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (8)$$

$$\Delta \eta_i = \left| \left(\arctan \frac{y_{p_{i+1}} - y_{p_i}}{x_{p_{i+1}} - x_{p_i}} - \arctan \frac{y_{p_i} - y_{p_{i-1}}}{x_{p_i} - x_{p_{i-1}}} \right) \cdot \frac{180}{p_i} \right| \quad (9)$$

式中: L 、 C 、 S 分别为路径长度、海流环境和路径转向目标函数; \hat{p} 为路径的长度变量; $\hat{\eta}$ 为路径的舵

角变量; \hat{v} 为无人船沿着规划路径航行时输出的线速度变量;路径 P 为从 S_1 到 G_1 的系列线段 $p_i(i = 1, 2, \dots, N)$ 构成; T_c 为从 S_1 航行到 G_1 所需时间,假定在航行时无人船的速率、海流的流向和流速是恒定的,则关于海流环境的能耗函数可以用公式(7)计算; $\Delta \eta_i$ 为航迹点 (x_i, y_i) 处的舵角变化值; λ_1 和 λ_3 分别为路径计算参数和转舵计算参数,为了更直观地得到海流影响下的路径变化,在海流能耗计算时加入常数 λ_2 。无人船在航行时的约束条件有:

$$P = \bigcup_{i=1}^N p_i \subset A_{safe} \quad (10)$$

$$0 < |v_i| \leq v_{max}, \eta_i \leq \eta_{max}, S_i \geq S_{min} \quad (11)$$

$$\begin{cases} v_r \cos \varphi_r \geq v_{xc} \\ v_r \sin \varphi_r \geq v_{yc} \end{cases} \quad (12)$$

式中: A_{safe} 约束了规划路径须在安全区域内; v_{max} 、 η_{max} 、 S_{min} 分别约束了航行过程中无人船的速度上限、转舵上限和最小安全距离;局部约束条件公式(12)是避免在海流过大的情况下,无人船无法克服流场带来的不利影响。

2 经典灰狼优化算法

路径规划问题已被证明是 NP-hard 问题, GWO 算法已在求解这类问题中表现出优异的性能。GWO 算法^[11]是通过灰狼群体中严格的社会阶层和群体狩猎行为进行模拟仿真来寻找最优解集合的。在灰狼群体中,领导者被称为 α 狼, β 狼是领导狼的从属者, δ 狼是 β 狼的下一级,排名最低的狼被称为 ω 。建立灰狼围捕猎物的行为模型:

$$\vec{X}_w(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \left| \vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}_w(t) \right| \quad (13)$$

$$\begin{cases} \vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \\ \vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_2 \end{cases} \quad (14)$$

式中: \vec{X}_p 与 \vec{X}_w 分别为当前猎物 and 灰狼的方位矢量; t 为当前代数; \vec{A} 和 \vec{C} 为协同因子矢量; $\vec{r}_1, \vec{r}_2 \in [0, 1]$; \vec{a} 从2线性递减至0。

在包围猎物后,灰狼狼群的领导层引导狼群进行捕食。狩猎行为的数学方程式如下:

$$\begin{cases} \vec{X}_{w1} = \vec{X}_\alpha(t) - \vec{A}_1 \cdot \left| \vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha(t) - \vec{X}_w(t) \right| \\ \vec{X}_{w2} = \vec{X}_\beta(t) - \vec{A}_2 \cdot \left| \vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta(t) - \vec{X}_w(t) \right| \\ \vec{X}_{w3} = \vec{X}_\delta(t) - \vec{A}_3 \cdot \left| \vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta(t) - \vec{X}_w(t) \right| \end{cases} \quad (15)$$

$$\vec{X}_w(t+1) = \frac{\vec{X}_{w1} + \vec{X}_{w2} + \vec{X}_{w3}}{3} \quad (16)$$

式中:描述了灰狼群体在 α 、 β 、 δ 3匹头狼带领下的狩猎过程, $t+1$ 次迭代后当前灰狼的位置表示为 $\vec{X}_w(t+1)$ 。在上述操作的迭代循环完成之后,输出 α 狼的位置。

3 多策略融合改进的灰狼优化算法

传统的GWO算法中,初始群体的位置信息通常是随机产生的,且在迭代优化过程中逐渐聚集,很难获得群体的多样性并维持在一定程度,造成了算法收敛性能差,全局勘探与局部开发优化效果不匹配等问题。基于上述分析,对标准GWO算法从以下3个方面进行改进。

3.1 反向学习策略调节灰狼初始种群

以光学透镜成像理论为基础^[16],采用反向学习策略(Opposition-based learning, OBL)计算透镜成像反向解,拓宽备选解的选择范围,提高最优解的选择概率,从而提高初始灰狼种群的质量。设 X_j 为灰狼个体, X_j^* 为透镜成像反向后个体,则在 D 维空间中有:

$$X_j^* = \frac{a_j + b_j}{2} + \frac{a_j + b_j}{2k} - \frac{X_j}{k} \quad (17)$$

式中:当前种群第 j 维分量的上下限分别为 b_j 、 a_j , k 为缩放因子。

3.2 β -混沌序列改进控制参数策略

标准GWO算法中进行全局搜索亦或是局部寻优是由收敛因子 \vec{a} 决定,然而 \vec{a} 固定的线性变化不能反映算法的真实寻优情况,因此,通过控制混沌序列改变GWO的桥接机制来提高算法的寻优性能。混沌序列不遵循任何特殊的单调增减趋势,它在优化过程中可以为控制向量 \vec{A} 提供随机值,使得控制向量 \vec{A} 同时具有自适应和随机性,使得勘探和开发一直持续到最后一次迭代。 β -混沌序列改进线性收敛因子的具体步骤为^[17]:

(1)通过初始化参数 (p, q, x_1, x_2) 产生 β -混沌序列, β 分布的一个广义方程如下:

$$\beta(x; p, q, x_1, x_2) = \begin{cases} \left(\frac{x-x_1}{x_c-x_1}\right)^p \left(\frac{x_2-x}{x_2-x_c}\right)^q & x \in [x_1, x_2] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

$$X_{i+1} = k \cdot \beta(X_i; p, q, x_1, x_2) \quad (19)$$

式中: $(p, q, x_1, x_2) \in R$ 且 $x_1 < x_2, x_c = (px_2 + qx_1)/(p+q)$, k 参数乘混沌序列,其作用是控制 β 序列的振幅。

(2) β -混沌序列被嵌入收敛因子 \vec{a} 之前,为了提高收敛速度,使用归一化函数控制 β -混沌序列,该过程可由以下方程式给出:

$$S(t) = S_{\max} - \left(\frac{S_{\max} - S_{\min}}{T_{\max}}\right)t \quad (20)$$

$$C(t) = x_i S(t) \quad (21)$$

式中: S_{\max} 和 S_{\min} 分别为标准函数的最大值和最小值,参照文献^[16],分别取值0.2和 1×10^{-10} 。

(3)嵌入 β -混沌序列的改进收敛因子 \vec{a} 的值由下式给出。

$$\vec{a}^{\beta-GWO}(t) = \vec{a}^{GWO}(t) + C(t) \quad (22)$$

3.3 改进的自适应合作狩猎机制

3.3.1 引入PSO思想

粒子群优化算法^[18](Particle swarm optimization, PSO)中每个粒子的移动受自身历史最优位置和当前种群中最优粒子位置影响,这种位置更新方式可以在一定程度上防止算法困于局部停滞。在标准的灰狼算法中,灰狼的位置更新仅以最佳个体为导向,并未考虑自身经验的影响。因此在狩猎阶段引入PSO思想,对GWO算法的个体位置更新进行改进,通过结合每只灰狼的历史信息以构建更高效的群体演化机制,位置更新计算如下:

$$\vec{X}_{wi}(t+1) = c_1 \cdot r_3(\omega_i \cdot \vec{X}_{w1} + \omega_2 \cdot \vec{X}_{w2} + \omega_3 \cdot \vec{X}_{w3}) + c_2 \cdot r_4(\vec{X}_{best}(t) - \vec{X}_{wi}(t)) \quad (23)$$

$$\omega_i = \frac{|\vec{X}_{wi}(t)|}{|\vec{X}_{w1}(t)| + |\vec{X}_{w2}(t)| + |\vec{X}_{w3}(t)|} \quad (i = 1, 2, 3) \quad (24)$$

式中: c_1 为群体交流系数; c_2 为个体记忆系数;公式(23)的前半部分为灰狼种群中优势个体的经验指导 ω 狼进行位置更新,惯性权重系数 ω_i 力求算法在全局和局部寻优之间保持动态平衡;公式(23)的后半部分为自身历史经验指导 ω 狼进行位置更新; r_3, r_4 为 $[0, 1]$ 的随机数。

3.3.2 自适应平衡策略

PSO思想的引入,有利于勘探而不是开发,在

提高寻得全局最优解概率的同时降低了算法的收敛速度。因此在灰狼的位置更新中引入动态加权参数 H , 以达到勘探与开发的平衡, 对狩猎的初步数学模型作以下修改:

$$\vec{X}_w(t+1) = H \cdot c_1 \cdot r_3 (\omega_1 \cdot \vec{X}_{w1} + \omega_2 \cdot \vec{X}_{w2} + \omega_3 \cdot \vec{X}_{w3}) + (1-H) \cdot c_2 \cdot r_4 (\vec{X}_{best}(t) - \vec{X}_w(t)) \quad (25)$$

$$H = t \cdot \left(\frac{1}{T_{max}} \right) \quad (26)$$

式中: 参数 H 跟随迭代次数进行自适应调整, 迭

代早期和后期, 算法分别更倾向于勘探和开发, 这种动态权重因子使算法能够自适应地从强勘探阶段无缝衔接到强开发阶段。

3.4 MAGWO算法应用于无人船多目标路径规划的流程图

根据 MAGWO 算法的改进策略以及无人船在海流影响下的多目标规划约束模型建立的具体步骤, 得到 MAGWO 算法应用于无人船多目标路径规划的流程如图 2 所示。

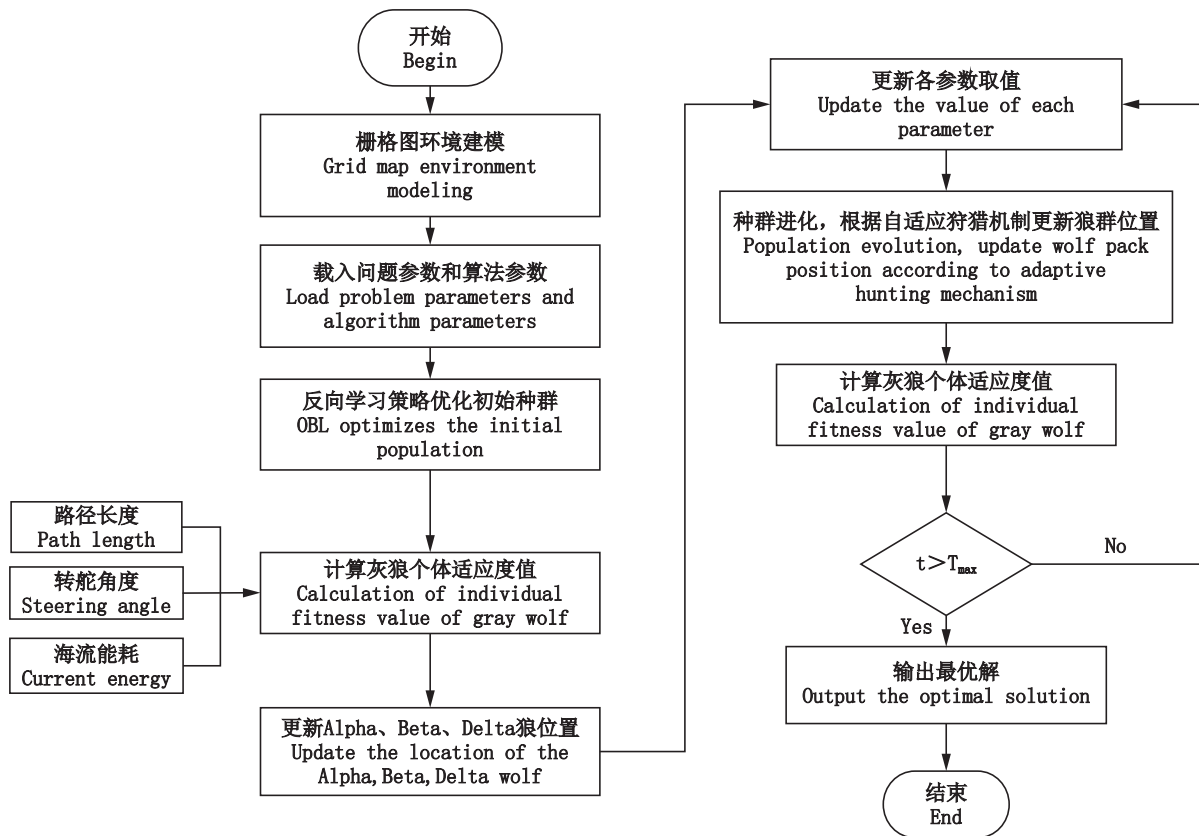


图 2 MAGWO 算法应用于无人船多目标路径规划的流程图

Fig. 2 Flow chart of MAGWO algorithm applied to multi-objective path planning for unmanned ships

4 仿真实验

为验证 MAGWO 算法应用于无人船多目标全局路径规划问题中的整体性能, 在本节进行多目标路径规划仿真、不同海流影响下的路径规划仿真和消融实验分析。所有算法共有参数设置相同, 种群数量设置为 50, 最大迭代次数设置为 500。实验仿真环境在 20×20 的栅格中进行, 栅格中设置多种不同形状、不同大小的障碍物模型, 假定无人船航速是 3 m/s, 单位栅格大小设定为 5 km, 最大转舵角约束为 180° 。

4.1 多目标路径规划

为验证提出的多目标模型, 加入了时变海流等环境信息, 栅格中无人船起始位置是 (1, 1), 目标位置是 (20, 20)。采用 MAGWO 算法对各目标仿真结果如图 3 所示。

由图 3 可知, 采用多目标进行路径优化时, 总目标值明显优于仅以路径长度或海流能耗为目标的情况, 3 个指标都能达到相对较好的结果, 具体对比如表 1 所示。当仅以路径长度或海流能耗为目标优化时, 转舵角却明显增大, 总目标值相较于多目标仿真结果分别增加了 54.029 和

71.844,对总目标值的优化率分别提高了9.2%和11.9%;当仅以路径转舵为目标优化时,路径长度

和海流能耗较多目标增大,总目标值增加了9.128,对目标函数的优化率提高了1.7%。

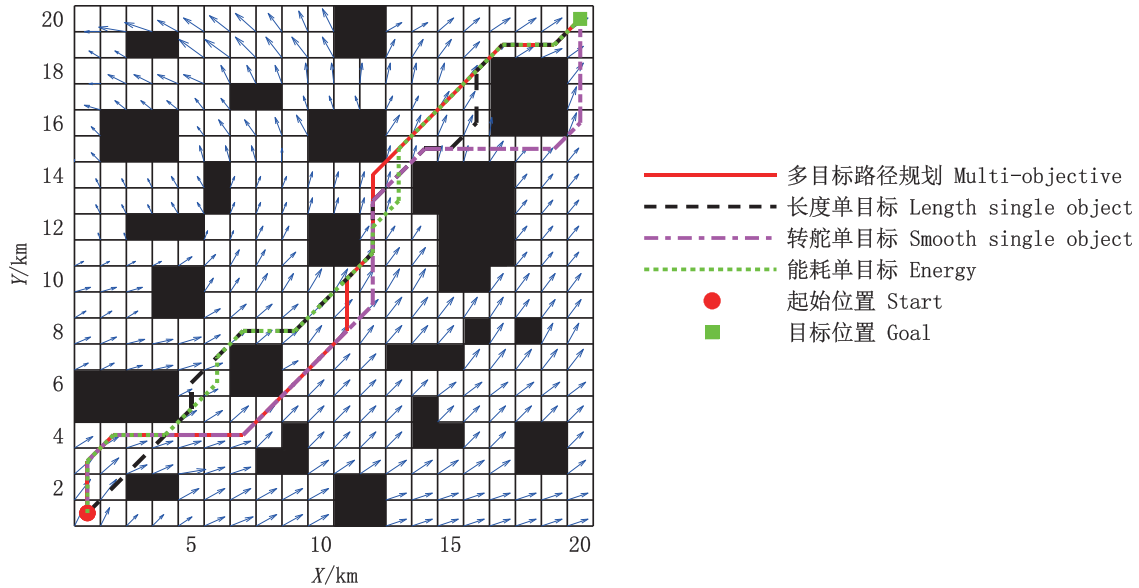


图3 各目标仿真结果
Fig. 3 Simulation results for each target

表1 MAGWO算法各目标仿真结果
Tab. 1 Simulation results of each target of MAGWO algorithm

参数 Parameter	多目标 Multi-objective	单目标 Single target		
		路径长度 Length value	路径转舵 Smooth value	海流能耗 Energy value
目标函数值 Target value	531.563	585.592	540.691	603.407
路径长度 Path length /km	154.853	148.995	163.640	151.924
转舵 Path smooth /($^{\circ}$)	202.5	270.0	180.0	292.5
海流能耗 Path current /kJ	174.210	166.597	197.051	158.983
优化率 Optimization rate /%	/	9.2	1.7	11.9

4.2 不同海流影响的路径规划

在不同的海流区域中对无人船航行路径进行仿真实验分析。不同海流情况下的无人船多目标最优路径与单目标路径长度最优路径仿真结果如表2所示。无人船在航行的过程中保持恒定的速度,假设海流在空间上变化:当无人船处

于交叉流的海洋环境中航行时,多目标规划的路径与路径长度单目标优化的路径相比,目标函数值优化了3.73%,规划路径如图4所示;当无人船处于逆流的海洋环境中航行时,多目标函数值比单目标路径减少了约1.83%的成本,规划路径如图5所示。

表2 不同海流下多目标函数值与单目标路径长度仿真结果
Tab. 2 Simulation results of multi-target function values and single-target path length under different ocean currents

流向 Current direction	多目标最优路径 Multi-objective optimal path		路径长度最优路径 Length optimal path		优化率 Optimization rate/%
	目标值 Target value	路径长度 Length value/km	目标值 Target value	路径长度 Length value/km	
	顺流 Smooth current	531.563	154.853	585.592	
交叉流 Cross current	1 156.752	160.711	1 201.522	154.853	3.73
逆流 Countercurrent	1 223.728	163.640	1 246.504	160.711	1.83

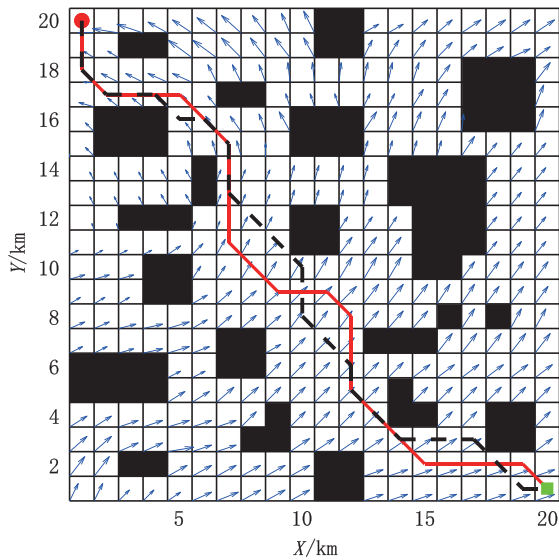


图4 交叉流下多目标和路径长度最优路径
Fig. 4 Optimal path under cross-flow

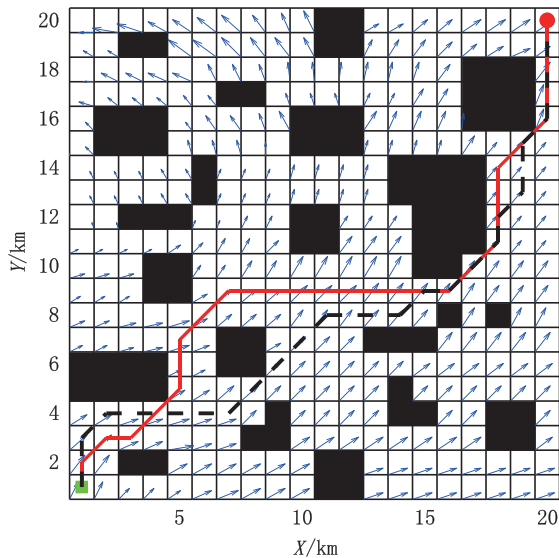


图5 逆流下多目标和路径长度最优路径
Fig. 5 Optimal path under countercurrent

由表2可知:当无人船处于交叉流或者逆流的海洋环境中航行时,多目标最优路径相比于仅以路径长度为目标的最优路径目标值有小幅度的减少;当无人船处于顺流的海洋环境中航行时,多目标最优路径相比于仅以路径长度为目标的最优路径可以节约更多的成本。

4.3 消融实验分析

引入多项改进策略后, MAGWO的寻优能力得到了极大的提高,为了进一步研究3种改进策略分别对MAGWO算法性能的影响,将MAGWO算法、传统GWO算法、仅采用反向学习策略的GWO(MAGWO1)、仅采用 β -混沌序列改进控制

参数策略的GWO(MAGWO2)和仅采用改进的自适应合作狩猎机制的GWO(MAGWO3)进行寻优实验,各测试算法独立进行20次仿真得到的无人船多目标全局路径如图6所示,收敛曲线如图7所示,消融实验结果如表3所示。

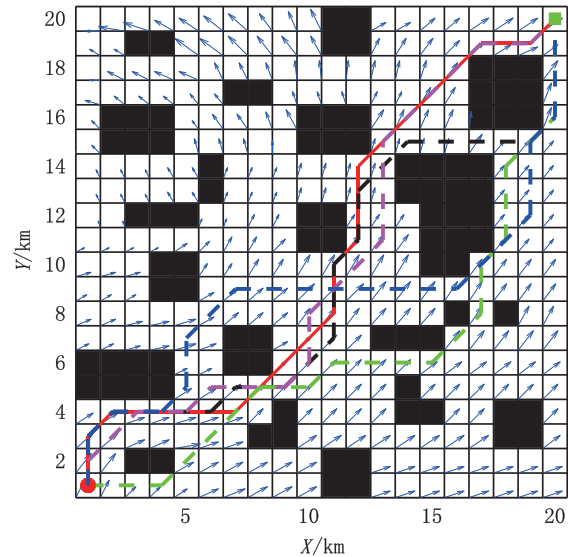


图6 消融实验的最优路径
Fig. 6 Optimal path of ablation experiment

从图7可以得出,传统GWO算法在搜索空间中存在寻优能力差,收敛效率低,容易出现多次陷入局部极值区域导致搜索停滞、实验结果不稳定等缺陷。迭代前期MAGWO1算法的收敛速度明显更快,表明采用反向学习策略初始化灰狼种群能够有效提高灰狼高质量个体的比例,但是在迭代过程中仍然存在较长的局部停滞现象;MAGWO2算法加快了算法寻找全局最优解的速度,在第265代就已经能找到全局最优解,表明了嵌入 β -混沌序列改进控制参数策略能够赋予搜索过程更好的勘探和开发能力;MAGWO3算法虽然寻找全局最优解的效果不理想,但是却能多次从局部极值中跳出,有效地减少了算法的局部停滞,这得益于改进的自适应合作狩猎机制中引入了灰狼自身历史经验和自适应平衡策略。融合多种改进策略的MAGWO算法在求解无人船多目标全局路径规划问题中效果优异,能够有效弥补传统GWO算法在求解路径规划问题中的不足,增强了算法整体寻优性能和搜索效率。

由表3可知,与传统GWO算法相比, MAGWO算法的最优路径目标函数值减少了109.67,平均目标函数值降低了4.4%,平均迭代

数值说明了算法能够有效协调全局勘探与局部开发能力,即使在迭代中后期仍然能够跳出局部最优值,直至取得全局最优解。

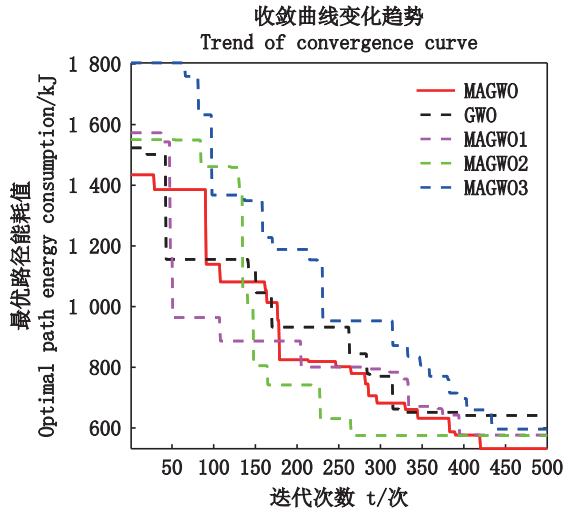


图7 消融实验的收敛曲线

Fig. 7 Convergence curve of ablation experiment

表3 20×20环境中5种算法优化结果比较
Tab. 3 Comparison of optimization results of five algorithms in 20×20 environment

算法 Algorithm	总目标函数值 Target value			平均迭代数/次 Average number of iterations
	最优 Best	最劣 Worst	均值 Mean	
MAGWO	531.563	1 434.343	872.455	420
GWO	641.233	1 523.263	912.766	394
MAGWO1	576.563	1 572.856	844.212	265
MAGWO2	575.148	1 550.092	871.411	265
MAGWO3	596.233	1 803.336	1 100.223	434

5 结论

为了使深远海复杂水域内无人船自动生成的路径更加符合实际,考虑时变海流的干扰,构建了路径长度、转舵角度和海流能耗等多目标约束模型,设计了多策略融合改进的自适应灰狼优化算法进行求解,实验结果展示了其可行性与优越性。MAGWO算法的多目标路径规划仿真结果相较于3个单目标仿真结果对目标函数的优化率分别提高了9.2%、1.7%、11.9%,证实了算法的有效性;通过对不同海流情况下规划路径目标函数值变化的分析,可知相较于传统以路径长度最短为优化目标的规划算法,多目

标路径的总目标值减少了1.83%~9.23%,从而有助于增强深远海无人船的规划性能;同时MAGWO的消融对比实验表现出其更好的收敛精度与整体协同能力。

参考文献:

- [1] WU Y H, DUAN Y H, WEI Y G, et al. Application of intelligent and unmanned equipment in aquaculture: A review [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 199: 107201.
- [2] 虞丽娟, 凌培亮, 杨劲松, 等. 物联网智慧服务系统架构及在远洋渔船中的应用[J]. 上海海洋大学学报, 2013, 22(1): 147-153.
YU L J, LING P L, YANG J S, et al. The architecture of smart service system based on IOT and its application on pelagic fishing vessel [J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2013, 22(1): 147-153.
- [3] FAKOOR M, KOSARI A, JAFARZADEH M. Humanoid robot path planning with fuzzy Markov decision processes [J]. Journal of Applied Research and Technology, 2016, 14(5): 300-310.
- [4] SUBRAMANI D N, LERMUSIAUX P F J. Energy-optimal path planning by stochastic dynamically orthogonal level-set optimization[J]. Ocean Modelling, 2016, 100: 57-77.
- [5] SONG R, LIU Y C, BUCKNALL R. Smoothed A* algorithm for practical unmanned surface vehicle path planning[J]. Applied Ocean Research, 2019, 83: 9-20.
- [6] NI S K, LIU Z J, HUANG D J, et al. An application-orientated anti-collision path planning algorithm for unmanned surface vehicles[J]. Ocean Engineering, 2021, 235: 109298.
TANG P P, LIU D L, HONG C J, et al. The global trajectory planning based on multi-objective optimization algorithm for unmanned surface vehicle [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2015, 43(S1): 290-293.
- [8] LEE T, KIM H, CHUNG H, et al. Energy efficient path planning for a marine surface vehicle considering heading angle[J]. Ocean Engineering, 2015, 107: 118-131.
- [9] 冯辉, 刘梦佳, 徐海祥. 基于AHPSO算法的无人艇多目标路径规划[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2018, 46(6): 59-64.
FENG H, LIU M J, XU H X. Multi-target path planning for unmanned surface vessel based on adaptive hybrid particle swarm optimization [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2018, 46(6): 59-64.

- [10] CUI Y N, REN J, ZHANG Y. Path planning algorithm for unmanned surface vehicle based on optimized ant colony algorithm [J]. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2022, 17(7): 1027-1037.
- [11] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [12] QU C Z, GAI W D, ZHANG J, et al. A novel hybrid grey wolf optimizer algorithm for unmanned aerial vehicle (UAV) path planning [J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 194: 105530.
- [13] DOĞAN L, YÜZGEÇ U. Robot path planning using gray wolf optimizer [C]//Proceedings of the International Conference on Advanced Technologies, Computer Engineering and Science (ICATCES' 18. Safranbolu, Turkey, 2018: 69-74.
- [14] SHU Y Q, ZHU Y J, XU F, et al. Path planning for ships assisted by the icebreaker in ice-covered waters in the Northern Sea Route based on optimal control [J]. Ocean Engineering, 2023, 267: 113182.
- [15] ALVAREZ A, CAITI A, ONKEN R. Evolutionary path planning for autonomous underwater vehicles in a variable ocean [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2004, 29(2): 418-429.
- [16] 龙文, 伍铁斌, 唐明珠, 等. 基于透镜成像学习策略的灰狼优化算法[J]. 自动化学报, 2020, 46(10): 2148-2164.
- LONG W, WU T B, TANG M Z, et al. Grey Wolf Optimizer algorithm based on lens imaging learning strategy [J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(10): 2148-2164.
- [17] SAXENA A, KUMAR R, DAS S. β -chaotic map enabled Grey Wolf Optimizer [J]. Applied Soft Computing, 2019, 75: 84-105.
- [18] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. Perth, WA, Australia: IEEE, 1995: 1942-1948.

Multi-objective path planning for unmanned vessels in deep-sea fisheries under time-varying current disturbance

LI Juntao, HOU Xingxing, MAO Junya, GUO Wenwen

(School of Engineering Science and Technology, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China)

Abstract: The deep-sea unmanned vessel faces the problems of insufficient range and slow convergence and low accuracy of path planning algorithm when exploiting fishery resources. For the purpose of minimizing the environmental impact and optimizing navigation routes of unmanned fishing vessels during the actual mission execution of the unmanned vessel in fisheries, a path planning algorithm with the objective of minimizing multiple parameters such as path length, smooth and current energy was designed under the premise of ensuring its safe navigation. The multi-objective computational model of unmanned vessel under time-varying current disturbance was established by analyzing the ocean environment and mission objectives of the unmanned ship during navigation, and an improved adaptive gray wolf optimization algorithm was employed to settle the problem, which is integrated optimization by introducing multiple strategies. Eventually, the feasibility of the algorithm in the field of multi-objective optimization of unmanned surface vehicles, as well as the usefulness of the improved strategy can be confirmed by simulation experiments. The optimization rate of total objective value was improved by 9.2%, 1.7% and 11.9% for multi-objective compared to three single-objective simulation results. The simulation paths under different current conditions show that the distance-optimal algorithm can save more cost than the traditional distance-optimal algorithm and effectively improve the performance of global trajectory planning.

Key words: deep-sea fishing unmanned vessels; time-varying current disturbance; path planning; multi-objective optimization; grey wolf optimization algorithm; chaotic sequence