

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)02-0097-08

基于多策略融合算法的两栖机器人路径规划

刘成业¹, 戴晓强¹, 黄鑫¹, 李昂¹, 曾庆军¹, 刘明²

(1. 江苏科技大学 自动化学院, 江苏 镇江 212100; 2. 南通大学 杏林学院, 江苏 南通 226236)

摘要: 为满足水陆两栖机器人在复杂环境下完成搜寻任务的要求, 解决跨环境路径规划存在的评价指标不全、精度低、收敛慢等问题, 在建立融合栅格代价的水-陆综合环境模型、制定综合路径评价指标基础上, 提出了一种多策略融合的改进哈里斯鹰优化算法。通过梅特罗波利斯-哈斯廷斯(Metropolis-Hastings, MH)抽样方法优化初始种群提升哈里斯鹰初期的搜索能力和收敛速度, 通过自适应梯度算法优化莱维飞行策略提高哈里斯鹰的寻优精度。通过仿真和湖试实验表明, 本方法解决了跨环境下路径评价指标单一、收敛速度慢、质量差等问题, 能够在不同任务目标作出更优的路径规划决策, 在路径质量和规划时间等方面具备适用性和高效性。

关键词: 水陆两栖机器人; 路径规划; 改进哈里斯鹰优化算法; 自适应梯度算法; 多策略融合

中图分类号: TP18; TP242

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)02-0097-08

Path planning of amphibious robot based on multi-strategy fusion algorithm

LIU Chengye¹, DAI Xiaoqiang¹, HUANG Xin¹, LI Ang¹, ZENG Qingjun¹, LIU Ming²

(1. School of Automation, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212100, Jiangsu, China;

2. Xinglin College, Nantong University, Nantong 226236, Jiangsu, China)

Abstract: Amphibious robots need to complete search tasks in complex environments. Cross-environment path planning has problems such as incomplete evaluation indicators, low accuracy, and slow convergence. This paper presents a path planning method for amphibious robots based on multi-strategy fusion and improved Harris Hawks optimization algorithm. The water-land environment model and comprehensive evaluation index based on fusion grid cost are established. Optimization of initial population by Metropolis-Hastings sampling method improves the initial search ability and convergence speed of Harris Hawks optimization algorithm. The Levy flight strategy is optimized by adaptive gradient algorithm to improve the optimization accuracy of Harris Hawks optimization algorithm. Simulation and lake experiment show that the proposed method solves the problems of single evaluation index, slow convergence and poor quality in cross-environment path evaluation. This method can make better path planning decisions under different task objectives. It has applicability and high efficiency in path quality and planning time.

Keywords: amphibious robot; path planning; improved Harris Hawks optimization algorithm; adaptive gradient algorithm; multi-strategy fusion

为满足水-陆跨环境搜寻任务, 水陆两栖机器人应运而生。相较于传统机器人, 水陆两栖机器人需要考虑陆地和水域两种不同的地形和特性, 其路径规划研究已成为两栖机器人智能控制的核心问题^[1]。路径规划方法包括传统算法、智能仿生学算法和图形学方法三大类^[2]。其中, 哈里斯鹰优化算法(Harris Hawks optimization, HHO)是一种原理简单、控制参数少的智能仿生学算法, 常被用于二维路径规划等最优化求解问题, 但仍存在收敛速度慢、精度低、容易早熟等问题^[3]。黄志锋等^[4]提出了融合自适应混沌和核心种群动态划分策略, 解决了由于哈里斯鹰算法后期搜索性能不足导致的路径陷入局部最优问题; 何文彪等^[5]针对异构无人机协同侦察航迹规划算法难以平衡收敛精度和收敛速度的问题, 融合高斯差分变异, 提高了无

人机路径规划的精度和速度; Li等^[6]引入非线性扰动控制因子以获得更光滑且长度更短的路径; Huang等^[7]融合A*算法, 解决了传统HHO算法在复杂网格环境下的路径跳出定义区间的问题。

综上所述, HHO算法在解决二维路径规划问题时已取得显著进展, 然而在涉及水-陆三维复杂环境中, 不具备高维通用性, 为满足水下、陆地和过渡区域的跨环境路径规划需求, 本文在建立融合栅格代价的水-陆综合环境模型、制定综合路径评价指标基础上, 提出了一种多策略融合的改进哈里斯鹰优化算法(improved Harris Hawks optimization, IHHO), 初始化阶段采用梅特罗波利斯-哈斯廷斯抽样方法以提高种群质量, 算法迭代阶段采用非线性能量调整机制以提升逃离局部最优的能力, 局部搜索阶段采用自适应梯度算法改变莱维飞

收稿日期: 2024-02-29; 录用日期: 2024-05-21

基金项目: 南通市科技计划项目(JC22022085)

作者简介: 刘成业(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向: 智能无人系统和水下机器人。

通信作者: 黄鑫(1998—), 男, 硕士研究生, 初级工程师, 研究方向: 两栖机器人路径规划方法研究。

引用本文: 刘成业, 戴晓强, 黄鑫, 等. 基于多策略融合算法的两栖机器人路径规划[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(2): 97-103, 152. (LIU Chengye, DAI Xiaoqiang, HUANG Xin, et al. Path planning of amphibious robot based on multi-strategy fusion algorithm[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(2): 97-103, 152.)

行的步长以提高算法的收敛精度,过渡阶段引入动态更新策略以平衡全局与局部搜索,算法后期阶段引入平滑性判断策略以减少算法的运算时间。

1 环境建模

在水陆两栖机器人进行路径规划之前,需要先建立工作空间的环境模型^[8]。栅格法具有易于执行和计算、过程简单、适用于三维环境等方面的优势^[9],本文采用栅格法进行环境建模。

1.1 水-陆三维模型构建

传统的陆上环境建模为二维笛卡尔坐标系,将陆地假设为平面^[10],不能真实反映陆地的地形情况,忽略了机器人的越障和爬坡能力,且无法与水下三维环境进行平滑过渡。建立水-陆综合三维环境仿真模型,融合水、陆、跨领域等环境,包含陆地的高度、倾斜度等信息,如图1所示。其中网格平面为水平面,高于水平面即为陆地地形,低于水平面即为水下地形。为使该模型具备通用性和多样性,地形由多个随机山峰叠加而成,即

$$z(x, y) = \sum_{i=1}^n h_i \exp \left[- \left(\frac{x - x_i}{x_i} \right)^2 - \left(\frac{y - y_i}{y_i} \right)^2 \right] \quad (1)$$

其中, (x, y, z) 为地形坐标, $n = 500$ 为山峰个数, h_i 、 (x_i, y_i) 、 (x_i, y_i) 分别为第 i 个山峰的高度、中心坐标、影响范围,即

$$\begin{cases} h_i = Z \cdot (\text{rand} - 0.5) \\ (x_i, y_i) = (X, Y) \cdot \text{rand} \\ (x_i, y_i) = (X, Y) \cdot 0.5 \cdot \text{rand} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $(X, Y, Z) = (1\ 000, 1\ 000, 1\ 000)$ 为地形栅格范围, rand 为 $(0, 1)$ 之内的随机数。

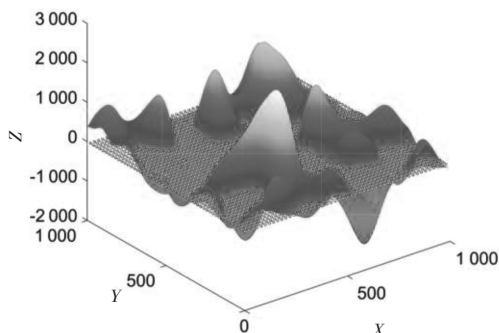


图1 水-陆综合三维环境仿真模型

Fig. 1 Water-land integrated 3D environment simulation model

1.2 水陆融合栅格代价模型

评价指标作为路径质量的判别标准,在路径规划中起着至关重要的作用^[11]。传统的路径规划评价指标为

$$\begin{cases} L = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2} \\ P = \min \{L, l \in L\} \end{cases} \quad (3)$$

其中, L 为所有可行路径的长度值集合, (x_i, y_i, z_i) 为路径上的第 i 个栅格的坐标, P 为最终路径。

传统的路径规划评价指标仅考虑路径最短,不能全面描述任务完成的质量好坏,在进行移动任务过程中,需要保证任务的实时性和快速性,也需要降低机器人的能源消耗以增加工作时长。综合路径评价指标融合路径长度、任务时间和能源消耗,得

$$\begin{cases} W = \sum_{i=1}^{n-1} Q_i \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2} \\ Q_i = e^{\sqrt{a^2 V_i^2 + b^2 E_i^2}} \\ P = \min \{w, w \in W\} \end{cases} \quad (4)$$

其中, W 为所有可行路径的总代价值集合, Q_i 为穿越路径上的第 i 个栅格所需要的栅格代价, V_i 和 E_i 分别为第 i 个栅格的速度代价和能耗代价, a 和 b 分别为速度和能耗代价因子。当 $a = 0, b \neq 0$ 时,评价指标只和能耗有关;当 $a \neq 0, b = 0$ 时,评价指标只和时间有关;当 $a = b = 0$ 时,评价指标只和路径长度有关。

水陆两栖机器人的工作模式分为四种:水下潜行、水面航行、水-陆切换和陆上行驶,如图2所示。本文的研究载体为水陆两栖仿线翎电鳗机器人,通过两侧鳍面进行正弦波浪式协调摆动,在水下实现5自由度运动(忽略横摇);通过改变两侧鳍面的初始角度,使鳍面斜向下进行协调摆动,实现陆上运动。

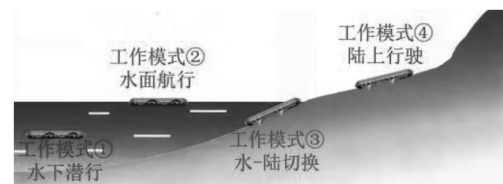


图2 水陆两栖机器人工作环境

Fig. 2 Working environment of amphibious robot

经测试,在不同工作模式下机器人的消耗功率和移动速度是不同的。例如水下航行时有利于涡流的形成和传播,功率消耗低、移动速度快;陆上行驶时,鳍面需要完全支撑机器人重量,通过摩擦地面进行移动,功率消耗高、移动速度慢。经过试验测试,四种工作模式下的速度和能耗排序以及速度代价 V_i 和能耗代价 E_i 比例关系如表1所示。

表1 融合栅格代价的水-陆综合环境模型

Tab. 1 Water-land integrated environment model with fusion grid cost

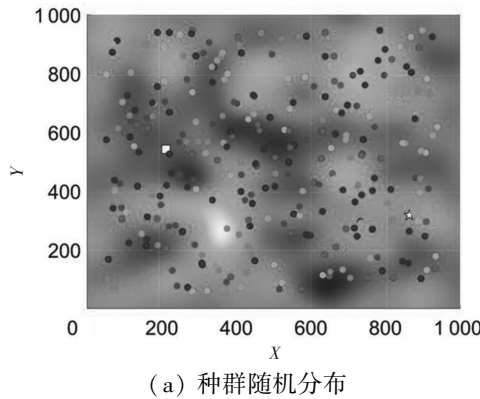
序号	工作环境	工作模式	速度	能耗	栅格描述	V_i	E_i
①	水中	水下潜行	最快	最低	低于水平面不小于2米	1	1
②	水面	水面航行	较快	较低	低于水平面小于2米,且距离地形大于1米	1.588	1.473
③	水-陆	水-陆切换	最慢	较高	距离水平面小于2米,且距离地形小于1米	4.281	2.810
④	陆地	陆上行驶	较慢	最高	高于水平面不小于2米	3.250	5.726

2 路径规划方法

所谓路径规划是在获取地图栅格信息后,采用优化算法计算路径中的最佳节点位置,连接起点、终点生成最优路径^[12]。为满足跨环境路径规划需求,采用多策略融合的改进 Harris 鹰优化算法。针对传统 HHO 算法在解决三维路径规划问题中存在寻优精度较低、收敛速度较慢、容易陷入局部最优、不具备高维通用性等缺点,本文从五个阶段对传统 HHO 算法进行改进:种群初始化阶段采用梅特罗波利斯-哈斯廷斯抽样方法,以增加算法初期的搜索能力和收敛速度;算法迭代阶段采用融合双曲正切函数的能量调整机制,使得猎物的逃逸能量非线性下降,以增大算法前期的全局寻优能力;局部搜索阶段融合自适应梯度算法,自适应改变莱维飞行的步长,以加强个体领域的搜索密度并提高算法的收敛精度;过渡阶段引入基于排名的动态更新策略,以确保种群的质量和多样性;算法后期阶段,引入平滑性判断策略,以提升算法的运算速度。

2.1 MH 抽样方法

种群初始化阶段,传统 HHO 算法从 D 维解空间随机抽取 N 个样本^[13],初始种群中存在较多劣质个体,降低算



法初期的收敛效率。MH 抽样^[14]是一种马尔可夫链蒙特卡罗 (MCMC) 采样算法,能够构建一个收敛到目标分布附近的马尔可夫链,优点是在满足种群多样性的前提下,发现不同的局部较优解。MH 抽样可以提供较好的初始点,增强 HHO 初期的搜索能力,步骤如下

- 1) 选择一个初始状态 X_0 作为马尔可夫链的起始点。
- 2) 从样本空间中生成一个候选状态 X^* 。
- 3) 计算接受概率 $A(X \rightarrow X^*)$ 为

$$A(X \rightarrow X^*) = \min\left(1, \frac{p(X^*)}{p(X)} \cdot \frac{q(X|X^*)}{q(X^*|X)}\right) \quad (5)$$

其中, $p(X)$ 是目标分布, $q(X|X^*)$ 是从当前状态到候选状态的提议分布。

- 4) 以 A 的概率接受候选状态 X^* 。
- 5) 重复步骤 2)-4), 直到生成足够数量的样本。

改进前后的种群分布如图 3 所示,种群规模 $N = 100$ 。由图 3 可得:改进前的个体较分散,存在很多离目标路径较远的劣质个体,改进后的个体在确保种群多样性的前提下,绝大多数分布在不同的局部最优解周围。通过 MH 抽样初始化的种群质量更高,可以增强算法初期的搜索能力,提升收敛速度。

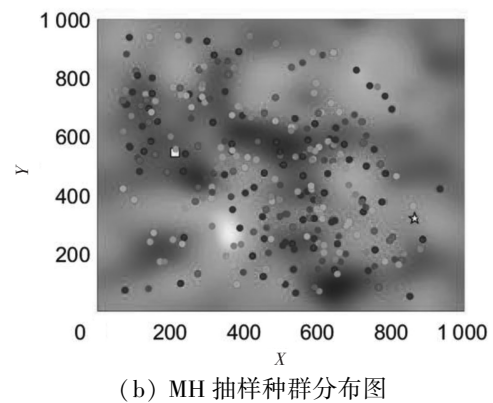


图 3 初始化种群分布的对比

Fig. 3 Comparison of initial population distribution

2.2 能量调整机制

在算法的迭代阶段,能量因子 EI 由 2 线性递减至 0,在迭代前半段全局探索的概率线性降低,在迭代后半段皆为局部开发,使得 HHO 算法极易陷入局部最优解。针对这一问题,融合双曲正切函数建立非线性能量调整机制为

$$\begin{cases} E = EI \times E_0 \\ EI = 2 \times \frac{\tanh\left(\frac{t}{T} - 1\right)}{\tanh(-1)} \\ E_0 = 2 \cdot \text{rand} - 1 \end{cases} \quad (6)$$

其中, E 为兔子的逃逸能量, EI 为能量因子, t 为当前迭代的次数, T 为最大迭代次数, E_0 为兔子能量的初始状态, rand 为 $(0, 1)$ 之内的随机数。

最大迭代次数 $T = 300$ 时,改进前后的 EI 和 E 的变化曲线,如图 4 和图 5 所示。

图 4 可得,在迭代初期, EI 下降缓慢,算法前期更倾向于全局搜索;在迭代后期, EI 下降快速,算法后期增强局部开采性能。图 5 可得,改进后的算法能有效平衡全局探索和局部开发,并且在 中后期也具备逃离局部最优的能力。

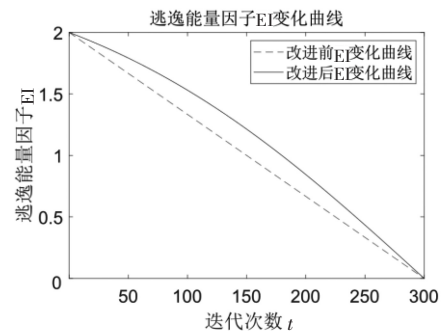
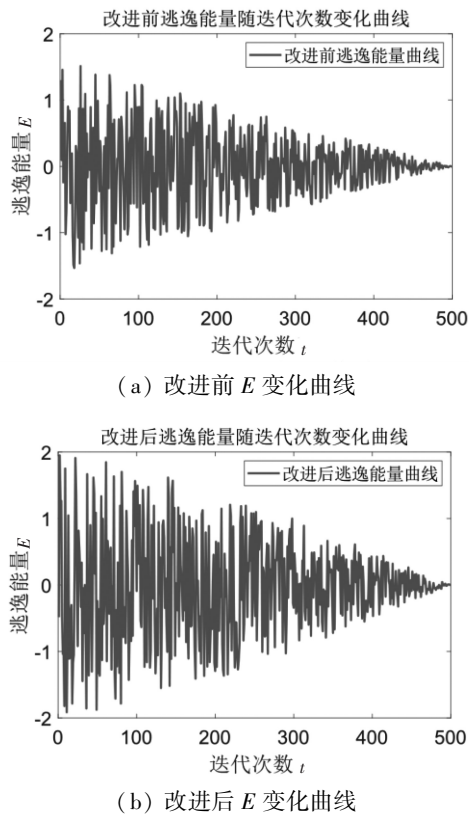


图 4 能量因子 EI 变化曲线

Fig. 4 Change curve of energy factor EI

图5 逃逸能量 E 变化曲线Fig. 5 Change curve of escape energy E

2.3 Adagrad 的莱维飞行策略

在算法局部搜索阶段,莱维飞行可以使算法跳出局部最优解^[15]。传统 HHO 算法的莱维飞行步长 β 为定值,在算法前期很难跳出局部最优,在算法后期步长较大,开采精度较低。针对这一问题,通过自适应梯度算法(adaptive gradient algorithm, Adagrad)^[16] 改变莱维飞行步长,如式(7)所示。步长 β 随迭代次数 t 变化曲线如图6所示。

$$\begin{cases} \beta_{t+1} = \beta_t - \frac{\eta}{\sqrt{G_t + \epsilon}} \odot \frac{\partial L(\beta_t)}{\partial \beta_t} \\ G_t = G_{t-1} + \frac{\partial L(\beta_t)}{\partial \beta_t} \odot \frac{\partial L(\beta_t)}{\partial \beta_t} \end{cases} \quad (7)$$

其中, β_t 为第 t 次迭代时的莱维飞行步长, η 为学习率, G_t 为历史梯度值平方的累加, ϵ 为超参数。

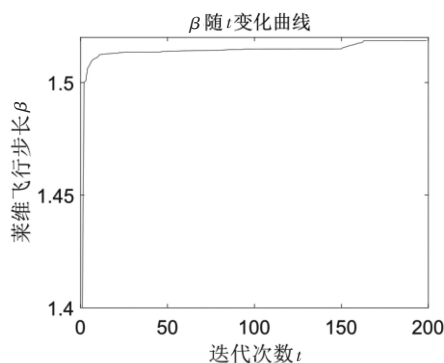
图6 β 随 t 变化曲线Fig. 6 Change Curve of β with t

图6可得, β 变化平滑,在算法前期,莱维飞行步长较大,增大跳出局部最优的可能性;在算法后期,莱维飞行步长较小,能更细致地进行局部开采,提高算法的寻优精度。

2.4 基于排名的动态更新策略

在算法的过渡阶段,大部分的个体进行局部开发,但存在周围无优解的劣质个体进行局部无效开采。为解决这一问题,提出基于排名的动态更新策略,每次迭代将所有个体的适应度值进行排序,排名靠后的个体强制进行全局搜索,且数量随迭代次数线性下降,以保证算法后期的开采精度为

$$m = \lfloor \frac{N}{5} (1 - \frac{t}{T}) \rfloor \quad (8)$$

其中, m 为排名靠后强制进行全局搜索的个体的个数,由 $N/5$ 线性降为 0。

2.5 平滑性判断策略

在算法后期阶段,传统 HHO 算法的结束条件为达到最大迭代次数,算法在达到最优解后仍然迭代,增加不必要的计算成本。为解决这一问题,采用基于动态平均的平滑性判断策略,每次迭代取检测窗口中解集合的平均值 \bar{F} ,如果当前迭代的解 F_t 和 \bar{F} 的差小于平滑性阈值 ρ 时,算法结束并输出结果。

3 实验验证

为验证基于多策略融合改进哈里斯鹰算法的路径规划方法对于水-陆综合环境的有效性,首先构建融合栅格代价的三维水-陆综合环境,验证 IHHO 在不同评价指标下的通用性,然后进行湖试实验,在实际工况中验证其实用性。

3.1 仿真实验

为验证 IHHO 算法对于水-陆综合环境的通用性,设计了三组仿真实验,起终点分别为水-陆、水-水、陆-陆,任务目标分别为时间最短、能耗最少、路程最短,路径规划算法分别采用 IHHO、HHO、PSO(粒子群算法)、CSA(变色龙算法)和 GWO(灰狼算法)。水-陆综合模拟环境如图1所示,机器人的尺寸、转弯半径、越障能力等仿真参数如表2所示。

水-陆实验:起点为水下,终点为陆地,评价指标仅考虑任务完成时间最短(速度、能耗代价因子 $a = 1, b = 0$),分别使用五种算法进行 25 次路径规划,将目标函数值排序后取中位数对应的路径作为中位路径,中位路径和收敛曲线如图7和图8所示,箱型图如图9所示。

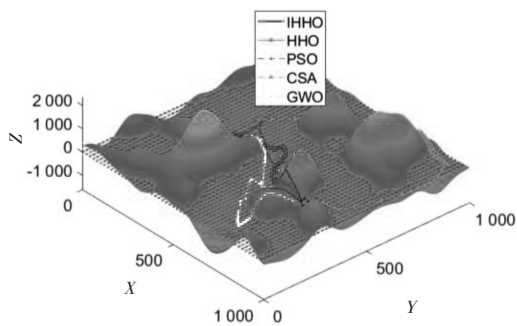
水-水实验:起终点均为水下,评价指标仅考虑任务完成能耗最少(速度、能耗代价因子 $a = 0, b = 1$),分别使用五种算法进行 25 次路径规划,中位路径和收敛曲线如图10和图11所示,箱型图如图12所示。

陆-陆实验:起终点均为陆地,为满足隐蔽性的要求,评价指标仅考虑路程最短(速度、能耗代价因子 $a = 0, b = 0$),分别使用五种算法进行 25 次路径规划,中位路径和收敛曲线如图13和图14所示,箱型图如图15所示。

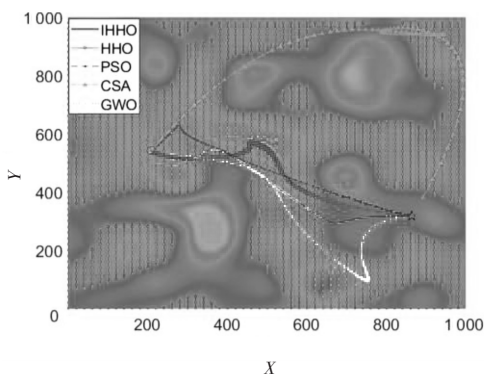
表 2 仿真参数

Tab. 2 Simulation parameters

参数	参数设置
机器人尺寸(长宽高)	2 275×780×317 mm
水下转弯半径	1 218 mm
陆上转弯半径	1 623 mm
越障能力	≤430 mm
爬坡能力	≤30 °
地图尺寸	1 000×1 000×2 000/m
起点;终点坐标(水-陆实验)	[211,542,-650]; [864,318,598]
起点;终点坐标(水-水实验)	[203,655,-100]; [907,524,-100]
起点;终点坐标(陆-陆实验)	[384,462,603]; [864,318,598]
速度、能耗代价因子 [a;b] (水-陆实验)	[1;0]
速度、能耗代价因子 [a;b] (水-水实验)	[0;1]
速度、能耗代价因子 [a;b] (陆-陆实验)	[0;0]
种群规模 N	100
最大迭代次数 T	200



(a) 斜视图



(b) 俯视图

图 7 水-陆实验的中位路径

Fig. 7 Median path of water-land experiment

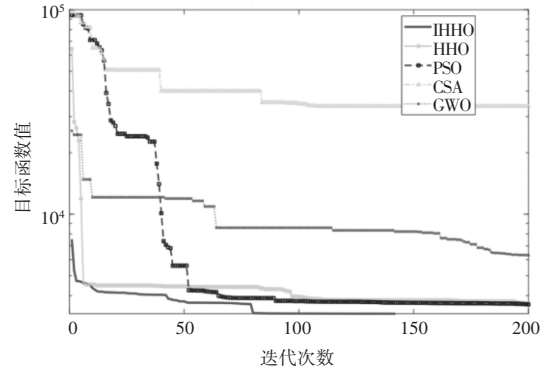


图 8 水-陆实验的算法收敛曲线对比

Fig. 8 Comparison of algorithm convergence curves for water-land experiment

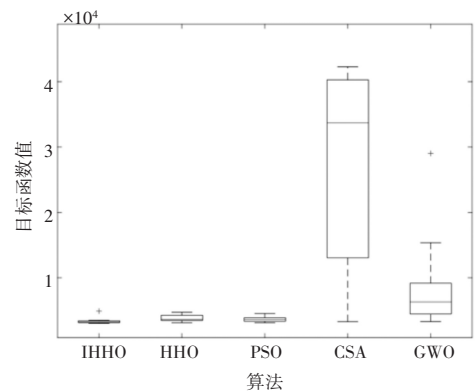
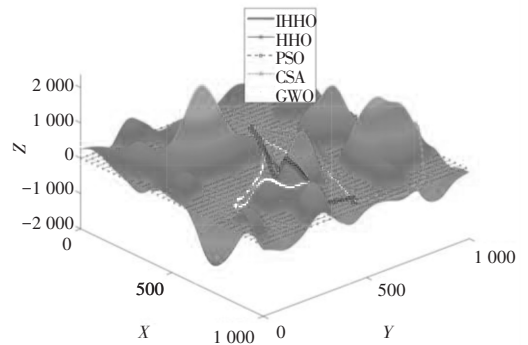
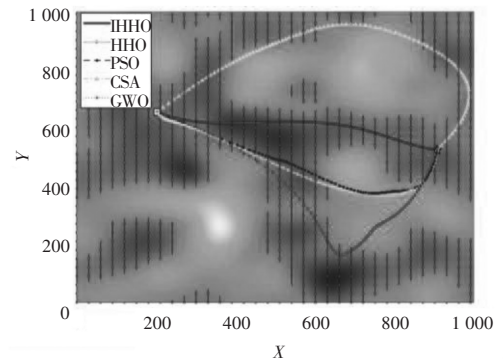


图 9 水-陆实验的算法箱型图

Fig. 9 Algorithm box plot for water-land experiment



(a) 斜视图



(b) 俯视图

图 10 水-水实验的中位路径

Fig. 10 Median path of water-water experiment

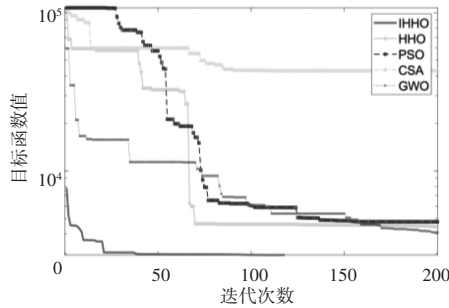


图 11 水-水实验的算法收敛曲线对比

Fig. 11 Comparison of algorithm convergence curves for water-water experiment

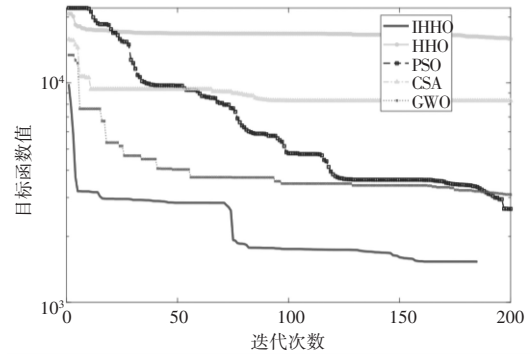


图 14 陆-陆实验的算法收敛曲线对比

Fig. 14 Comparison of algorithm convergence curves for land-land experiment

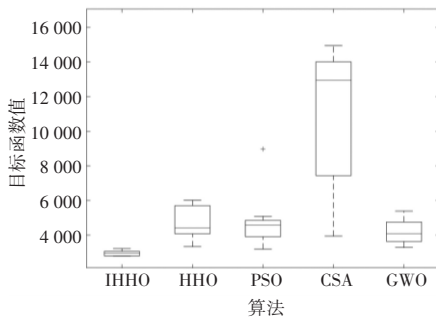


图 12 水-水实验的算法箱型图

Fig. 12 Algorithm box plot for water-water experiment

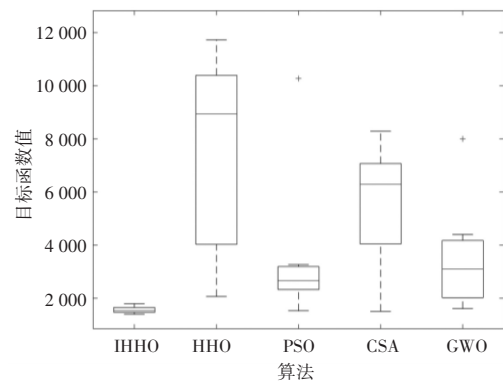


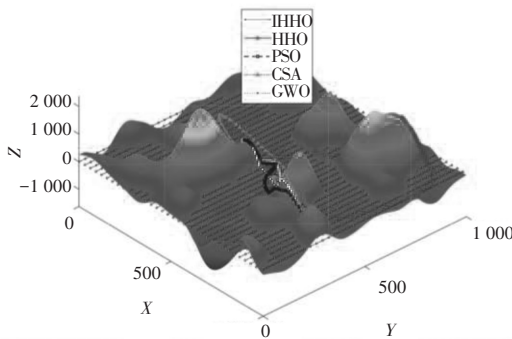
图 15 陆-陆实验的算法箱型图

Fig. 15 Algorithm box plot for land-land experiment

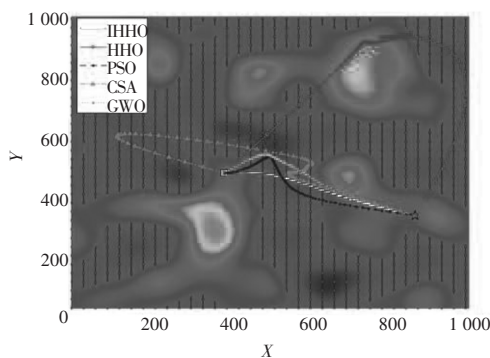
三次实验的仿真结果对比如表 3 所示。

融合栅格代价的水-陆综合环境中,采用 V_i 和 E_i 作为第 i 个栅格的速度代价和能耗代价,以适应不同任务目标下的路径规划决策。当任务目标为时间或者能耗最少时,最优路径偏向于水下,如图 7 和图 10 的 IHHO 算法路径所示,当任务目标为路径最短时,最优路径近似于两点间欧式距离,如图 13 的 IHHO 算法路径所示,其原因在于水中移动的速度代价 V_i 和能耗代价 E_i 比陆上移动要小,如表 1 所示。

通过图 8、图 11 和图 14 的收敛曲线对比, IHHO 算法具有最低的初始点,分别为 7 512. 13、7 820. 08 和 9 417. 61,分别在迭代 12、21 和 17 次后快速进入收敛,其原因在于种群初始化阶段采用 MH 抽样方法提高了算法初期的搜索性能。IHHO 算法在迭代 142、119 和 187 次时提前结束,其原因在于后期阶段采用平滑性判断策略减少了计算时间,由表 3 可得, IHHO 的运算时间比 HHO 缩短 40. 90%。图 14 可得,传统 HHO 算法在迭代第 8 次后陷入局部最优且无法跳出,最终结果为 8 944. 28,而 IHHO 算法在迭代 151 次时仍能进行全局搜索并跳出局部最优,最终结果为 1 533. 32,寻优性能提高了 82. 86%,其原因在于迭代阶段采用非线性能量调整机制增加了跳出局部最优的可能性。通过图 9、图 12 和图 15 的箱型图对比, IHHO 算法的目标函数分布最均匀、数据差异性最小、异常数据较少、可靠性强,其原因在于过渡阶段采用基于排



(a) 斜视图



(b) 俯视图

图 13 陆-陆实验的中位路径

Fig. 13 Median path of land-land experiment

名的动态更新策略有效平衡全局与局部搜索以降低结果的随机性。由表 3 可得, IHHO 的寻优性能分别比 HHO、PSO、CSA、GWO 提高了 42.63%、17.81%、84.31%、31.49%,其

原因在于局部搜索阶段采用融合自适应梯度算法的莱维飞行策略提高了算法的开采精度。

表 3 仿真结果

Tab. 3 Simulation results

算法	目标函数中位值/算法平均运行时长/s				
	IHHO	HHO	PSO	CSA	GWO
水-陆实验	3 260.55/4.176	3 635.52/8.481	3 622.49/4.089	33 698.86/4.202	6 305.82/8.452
水-水实验	2 945.32/3.927	4 426.63/10.473	4 775.50/3.512	12 937.66/4.074	4 084.57/6.205
陆-陆实验	1 533.32/3.718	8 944.28/4.105	2 669.90/3.672	6 295.69/6.180	3 099.81/5.108

由仿真实验结果可得,本文提出的基于多策略融合改进哈里斯鹰算法的水陆两栖机器人路径规划方法提高了路径的寻优精度、减少了运算时间、加快了收敛速度,避免陷入局部最优,验证了所提方法的有效性。

3.2 湖试实验

为验证实际工况下本文路径规划方法的有效性与实用性,在本地东固水库进行了湖试实验,机器人本体为水陆两栖仿生线翎电鳗机器人,如图 16 所示。环境信息为该水库的数字高程模型数据,并将环境模型信息和本文的路径规划方法嵌入上位机中。

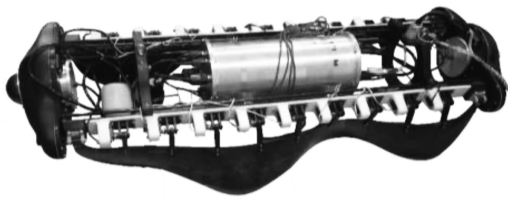


图 16 水陆两栖仿生线翎电鳗机器人实物图
Fig. 16 Physical map of amphibious biomimetic wire-fin electric eel robot

起点和终点为水库的两岸,经纬度坐标分别为(119.36104238°E, 32.11254358°N)和(119.36116308°E, 32.11861879°N),任务目标为时间最短。实验过程如图 17 所示,其中上位机的地图显示区为数字高程模型,线条代表采用 IHHO 算法规划的路径,路径上的点分别代表起点、终点和机器人目前所在位置。



(a) 实验现场



(b) 上位机界面

图 17 湖试实验过程

Fig. 17 Lake test experiment process

经湖试实验验证,采用本文提出的路径规划算法,机器人能够规划出跨领域复杂环境下的安全路径,并避开礁石、沙石等障碍物,水下、陆上移动时间分别为 227 s、115 s,总耗时 342 s。可见,本文提出的路径规划方法能够成功应用于水陆两栖机器人的搜寻任务。

4 结论

针对两栖机器人在水-陆复杂环境下路径评价不全面、质量差等问题,在环境建模方面,构建了融合栅格代价的水-陆综合环境模型和综合评价指标,优化了机器人在不同任务目标下的路径规划决策;在算法方面,在莱维飞行过程中融合自适应梯度算法以提高哈里斯鹰的寻优精度,过渡阶段采用基于排名的动态更新策略平衡全局与局部搜索以提升收敛速度。仿真和湖试实验结果表明,本文提出的基于多策略融合 IHHO 算法的路径规划方法,能够有效地提高水-陆综合环境下路径的寻优质量,在不同任务目标下作出最优的路径规划决策,并在水陆两栖机器人的搜寻任务中达到较好的效果。

参考文献

[1]高良,高靖松,许威,等. 两栖类仿生机器人研究现状及发展前景[J]. 机器人产业, 2023(4):51-59.

[2]邓迅. 基于智能 AI 传感器的智慧感知应用[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(8):1-8,150.

[3]柴岩,任生. 多策略协同优化的改进 HHO 算法[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(12):3658-3666,3677.