

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.06.052

改进麻雀搜索算法的水下滑翔机路径规划

李沛¹, 王娜^{1,2}, 饶梦程¹, 马玉印¹

(1. 青岛大学 自动化学院, 山东 青岛 266071; 2. 山东省工业控制技术重点实验室, 山东 青岛 266045)

摘要:针对存在障碍物的水下三维全局路径规划问题,提出一种适用于水下滑翔机的改进麻雀搜索算法。根据水下滑翔机的工作环境,建立水下三维空间模型;采用 Tent-logistic 混沌映射初始化种群,使种群分布更加均匀;分别对发现者不同预警值所对应的位置更新公式加入权重因子,并加入上一代全局最优解,从而加快收敛速度,提高搜索能力。通过测试函数与其他算法进行仿真对比,验证改进算法的收敛精度与速度均有明显提升。将改进算法应用于水下滑翔机路径规划,实验结果表明其在路径规划领域内的有效性。

关键词:水下滑翔机;三维路径规划;麻雀搜索算法

中图分类号:TP242.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2025)06-0284-06

Enhanced Sparrow Search Algorithm for Underwater Glider Path Planning

LI Pei¹, WANG Na^{1,2}, RAO Mengcheng¹, MA Yuyin¹

(1. School of Automation, Qingdao University, Qingdao 266071, China;

2. Shangdong Key Laboratory of Industrial Control Technology, Qingdao 266045, China)

Abstract: An improved sparrow search algorithm for underwater glider is proposed to solve the problem of underwater three-dimensional global path planning with obstacles. The underwater 3D spatial modelling method is given according to the working environment of underwater gliders. The Tent-logistic chaotic map is used to initialize the population to make the population distribution more uniform. The weight factor is added to the location update formula corresponding to the different warning values of the discoverer, and the global optimal solution of the previous generation is added, so as to accelerate the convergence speed and improve the search ability. The test function's comparison of the simulation with other algorithms demonstrates that the improved algorithm has significantly enhanced its convergence accuracy and velocity. Upon its application to the underwater glider path planning, the effectiveness of the improved algorithm in the field of path planning is proved by experimental results.

Keywords: underwater glider; three-dimensional path planning; sparrow search algorithm

0 引言

水下滑翔机是一种新型水下航行器^[1],具有成本低、功耗小、续航时间长等特点,通过调节自身质心和浮力实现下潜和上浮,从而成为海洋重要观测平台^[2]。

路径规划问题一直是水下滑翔机的热点研究领域,合适的路径可以使水下滑翔机节省能耗,缩短工作时间,高效准确地到达指定位置。其中水下滑翔机路径规划的传统方法一般有:人工势场法^[3]、RRT 算法^[4]、粒子群算法^[5]、遗传算法^[6]、蚁群算法^[7]等。传统算法具有简单、成本低、应用广泛的特点,但是效率与迭代速度及精度较低,且大都限于未考虑水下海拔因素的二维空间;但水下环境有别于陆地环境,二维平面模型无法满足

水下滑翔机实际作业要求。

针对上述问题,为更好地实现水下滑翔机的路径规划,本文模拟了实际的水下三维环境,提出基于 Tent-logistic 混沌映射的改进麻雀搜索算法(TLSSA),实现水下滑翔机的三维路径规划。其中 Tent-logistic 混沌映射应用于初始化种群以解决初始化种群分布不够均匀的问题,同时在发现者位置更新公式中加入权重因子和上一代全局最优解使得其收敛速度更快,从而提高局部搜索能力。通过仿真实验验证本文方法能够在水下滑翔机三维路径规划中取得良好效果。

1 三维环境建模与问题描述

1.1 三维环境建模

水下三维地理环境模型是水下滑翔机三维路

基金项目: 崂山实验室科技创新项目(LSKJ202201904)

第一作者简介: 李沛(2001—),男,安徽安庆人,硕士研究生,研究方向为水下滑翔机路径规划,lipei613@126.com。

径规划不可缺少的组成部分,对水下地形影响较大的因素是地壳运动导致地形的起伏不定。为模拟水下地理环境,本文通过 Matlab 中 peaks 函数逼近实际地形的水下海拔模型,peaks 函数本质是一个二元高斯分布的概率密度函数^[8],其建模公式如下:

$$f(x,y) = 3(1-x)^2 e^{-x^2-(y+1)^2} - 10\left(\frac{1}{5}x-x^3-y^5\right)e^{-x^2-y^2} - \frac{1}{3}e^{-(x+1)^2-y^2} \quad (1)$$

式中: x 和 y 为地形模型在水平面上的坐标; f 为水平面对应的高程值。

水下滑翔机路径规划中除了地理环境这一因素外,障碍物对路径规划也有着重要影响,水下障碍物和陆地障碍物最大的区别是由于水下浮力原因,障碍物多为悬浮障碍物,水下滑翔机需要在路径规划中避开障碍物以保证运行安全。为方便计算并更符合水下环境特征,本文将障碍物设置成位置与半径可调的悬浮球形。

1.2 问题描述

水下滑翔机在垂直面的航行过程中,主要做锯齿状滑翔轨迹^[9],其轨迹如图 1 所示。考虑水下滑翔机的运动特点与水下环境影响,水下滑翔机的路径规划需满足以下约束条件。

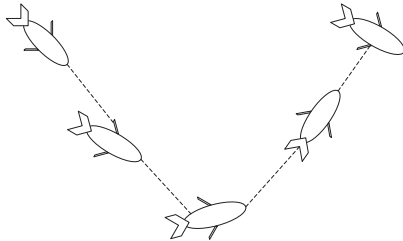


图 1 水下滑翔机运动轨迹图

1) 路径总长度

由于水下滑翔机的总航程有限,因此规划路径的总长度要尽可能短。用 X_i 表示滑翔机经过的 n 个航迹点的列表,设置坐标为 $P_{ij} = (x_{ij}, y_{ij}, z_{ij})$,两个路径节点间的欧式距离为 $\|P_{ij}P_{i,j+1}\|$,则路径长度的代价函数为

$$F_1(X_i) = \sum_{j=1}^{n-1} \|P_{ij}P_{i,j+1}\| \quad (2)$$

2) 威胁约束

水下环境中的障碍物会阻挡水下滑翔机的运动并影响机身安全,所以水下滑翔机在水下运行过程中需要避开障碍物威胁以保证机体的安全与

路径的顺利^[10]。设 k 为所有威胁合集,令障碍物的投影中心坐标为 C_k ,半径为 R_k , d_k 为滑翔机与 C_k 的距离, S 为障碍物危险距离,障碍物威胁代价函数为

$$\begin{cases} F_2(X_i) = \sum_{j=1}^{n-1} \sum_{k=1}^K T_k(P_{ij}P_{i,j+1}) \\ T_k(P_{ij}P_{i,j+1}) = \begin{cases} 0, & d_k > L_k \\ L_k - d_k, & R_k < d_k \leq L_k \\ \infty, & d_k \leq R_k \end{cases} \\ L_k = S + R_k \end{cases} \quad (3)$$

3) 路径平滑成本

水下滑翔机通过改变油囊体积的大小与重物块位置,从而实现升降与转角,所以很难短时间灵活转向,因此规划路径应尽量平滑,避免折线过多^[11]。平滑成本需计算爬升角 ψ_{ij} 与转弯角 φ_{ij} ,转弯角是在面 Oxy 投影的两个线段之间 $P'_{ij}P'_{i,j+1}$ 与 $P'_{i,j+1}P'_{i,j+2}$ 的夹角,设 k 为 z 轴上的单位矢量,投影矢量可计算为

$$P'_{ij}P'_{i,j+1} = k \times (P_{ij}P_{i,j+1} \times k) \quad (4)$$

转弯角计算为

$$\varphi_{ij} = \arctan\left(\frac{\|P'_{ij}P'_{i,j+1} \times P'_{i,j+1}P'_{i,j+2}\|}{\|P'_{ij}P'_{i,j+1}\| \|P'_{i,j+1}P'_{i,j+2}\|}\right) \quad (5)$$

爬升角是路径 $P_{ij}P_{i,j+1}$ 与其在水平面上的投影 $P'_{ij}P'_{i,j+1}$ 之间的夹角,计算公式为

$$\psi_{ij} = \arctan\left(\frac{z_{i,j+1} - z_{ij}}{\|P'_{ij}P'_{i,j+1}\|}\right) \quad (6)$$

平滑成本计算如下:

$$F_3(X_i) = a_1 \sum_{j=1}^{n-2} \varphi_{ij} + a_2 \sum_{j=1}^{n-1} |\psi_{ij} - \psi_{i,j-1}| \quad (7)$$

4) 总成本函数

综合考虑滑翔机的路径长度,障碍物威胁与可行性约束,得到适应度函数为

$$F(X_i) = b_1 F_1(X_i) + b_2 F_2(X_i) + b_3 F_3(X_i) \quad (8)$$

式中 b_1 、 b_2 、 b_3 为权重系数。

2 TLSSA

2.1 SSA

麻雀搜索算法模拟了麻雀群体的觅食和反捕行为^[12]。为了完成觅食,麻雀种群通常被分为发现者与追随者,并且加入预警机制^[13]。发现者为群体内最优个体,在搜索过程中会先获得食物,为后来的加入者提供觅食区域与方向。在每次迭代过程中,发现者的位置更新公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot M}\right), & R < S_T \\ X_{i,j}^t + Q \cdot L, & R \geq S_T \end{cases} \quad (9)$$

式中: M 为最大迭代次数; t 为迭代次数; $X_{i,j}$ 为所在位置第 i 个麻雀在第 j 维解空间的位置; R 与 α 均为服从均匀分布的 $[0, 1]$ 区间的数; S_T 为安全值, 取值范围为 $[0.5, 1]$; Q 为服从标准正态分布的数; L 是长度为 D 、元素值为 1 的数列。当 $R < S_T$ 时, 表示当前区域安全, 可以放心进行搜索; 当 $R \geq S_T$ 时, 表示侦察者发现危险, 发出警告信号, 发现者会向当前位置附近随机转移。

加入者位置更新公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: X_p 为发现者发现的最优位置; X_{worst} 为当前迭代群体中最差位置; $A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$ 为 1×3 阶矩阵, 其中每个元素随机幅值为 1 或 -1。

在麻雀搜索过程中, 还存在发现危险的侦查者, 会发出警告信号, 使发现者带领其他麻雀飞往安全的区域, 侦查者位置更新公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t|, & f_i \neq f_g \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left[\frac{X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t}{\varepsilon + (f_i - f_w)} \right], & f_i = f_g \end{cases} \quad (11)$$

式中: X_{best} 为迭代的最优位置; β 为步长参数, 是服从均值为 0、方差为 1 的正态分布随机数; K 为 $[0, 1]$ 区间的一个随机数; ε 为极小数; f_i 为当前麻雀个体的适应度值; f_g 为全局位置最优适应度, f_w 为全局最差位置适应度。

2.2 改进策略

1) Tent-logistic 混沌映射初始化

SSA 算法采用随机方式确定种群的初始化,

该方式无法保证初始化质量, 降低了收敛速度与求解精度, 采用混沌映射, 可以利用其随机性与遍历性从而提高初始解的质量。

Logistic 混沌映射, 又称单峰映射, 其数学形式简单, 全局遍历性强, 混沌系统安全性良好, 因此应用广泛, 其数学表达式为^[14]

$$Y_{n+1} = aY_n(1 - Y_n) \quad (12)$$

式中: $Y_n \in [0, 1]$; $a \in [0, 4]$ 。

Tent 混沌映射, 又称帐篷映射, 相比 Logistic 映射有着更好的迭代速度与较好的自相关性, 其数学表达式为^[15]

$$x_{n+1} = \begin{cases} \mu x_n, & 0 \leq x_n \leq \mu \\ \mu(1 - x_n), & \mu \leq x_n \leq 1 \end{cases} \quad (13)$$

式中: $\mu \in (0, 1)$; $x \in [0, 1]$ 时, 系统处于混沌状态。

本文将两种混沌映射集合为 Tent-logistic 混沌映射, 该映射融合了 Tent 混沌的迭代速度以及自相关性与 Logistic 混沌较好的全局遍历性的优点^[16], 其数学表达式为

$$X_{n+1} = \begin{cases} \left[rX_n(1 - X_n) + \left\lfloor (4-r)X_n/2 \right\rfloor \right] \bmod 1, & X_n < 0.5 \\ \left[rX_n(1 - X_n) + \left\lfloor (4-r)(1 - X_n)/2 \right\rfloor \right] \bmod 1, & X_n \geq 0.5 \end{cases} \quad (14)$$

式中: $r \in (0, 1)$ 为控制因子; $X_n \in [0, 1]$ 。通过模运算, 扩大了混沌映射的分布轨迹范围。

对 Tent、Logistic、Tent-logistic 3 种混沌映射进行模拟仿真, 如图 2 所示。从图 2 可知, 本文改进的 Tent-logistic 混沌映射分布状态明显要比 Tent、Logistic 混沌映射要更加均匀, 遍历性更好, 有利于麻雀种群初始化。

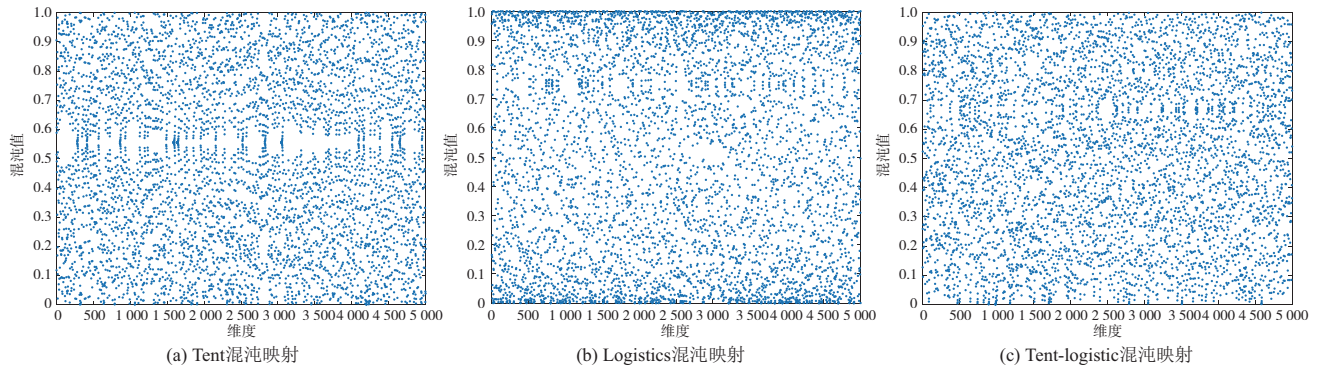


图 2 混沌映射分布图

2) 改进发现者位置更新公式

发现者搜索过程中,麻雀的个体数量会因为迭代次数的增加而减少,导致搜索空间降低,从而陷入局部最优。

为解决该弊端,在 $R < S_T$ 与 $R \geq S_T$ 时的发现者公式中分别引入动态权重自适应因子 γ 与时变权重因子 w :

$$\gamma = \frac{e^{2(1-t/M)} - e^{-2(1-t/M)}}{e^{2(1-t/M)} + e^{-2(1-t/M)}} \quad (15)$$

$$w = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \sin\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{t}{M}\right) \quad (16)$$

式中 $\omega_{\max}$ 、 $\omega_{\min}$ 为自定义常数。从上式可看出, γ 与 w 前期权重较大,可以扩大麻雀的搜索范围,后期权重因子影响变小,利于提高收敛速度,增强局部搜索能力。

发现者位置更新依赖上一代位置,使得算法在前期搜索能力不足,并且在后期容易陷入局部最优。为解决该问题,在 $R < S_T$ 时的发现者公式中加入上一代全局最优解,使当前发现者位置既受到上一代迭代位置影响,又受到上一代的最优解影响,从而降低算法陷入局部最优的概率。改进后的发现者更新公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} [X_{i,j}^t + \gamma(f_{j,g}^t - X_{i,j}^t)] \cdot \text{rand}, & R < S_T \\ X_{i,j}^t + w \cdot L, & R \geq S_T \end{cases} \quad (17)$$

TLSSA 算法流程如图 3 所示。

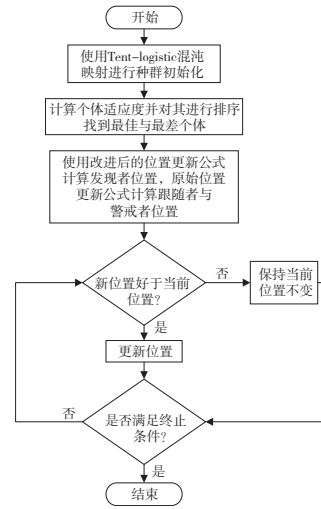


图 3 算法流程图

3 算法性能测试

3.1 测试函数

为测试改进后算法的寻优能力,本节采用 8 个基准测试函数进行数值仿真实验。其中, f_1 — f_4 是单峰函数, f_5 — f_7 是多峰函数, f_8 是固定维度的多峰函数。在定义范围内,单峰函数只有一个全局最优解而没有局部解,因此用它来测试算法的收敛速度和寻优能力^[17]。多峰函数在函数定义区间内有大量局部极值,可以用来检测算法跳出局部最优解的能力与全局搜索能力^[18]。具体测试函数信息如表 1 所示。

表 1 测试函数

函数表达式	维度	搜索区域	最小值
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	$[-10, 10]$	0
$f_3(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	30	$[-30, 30]$	0
$f_4(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1]$	30	$[-1.28, 1.28]$	0
$f_5(x) = -20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{30}\sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{30}\sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0
$f_6(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	30	$[-600, 600]$	0
$f_7(x) = 0.1\{\sin^2(\pi 3x_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_{i+1})] + (x_n - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_{30})]\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 5, 100, 4)$	30	$[-50, 50]$	0
$f_8(x) = (x_2 - \frac{5.1}{4\pi^2}x_1^2 + \frac{5}{\pi}x_1 - 6)^2 + 10(1 - \frac{1}{8\pi})\cos x_1 + 10$	2	$[-5, 5]$	0.3

3.2 性能分析

同时,将改进的 TLSSA 与原始 SSA、灰狼算法 (GWO)、鲸鱼算法 (WOA) 进行对比,每种算法最

大迭代次数设为 100,未排除偶然性,对每个函数单独运行 30 次,通过比较实验结果的均值与标准差来评价算法的性能^[19]。实验结果如表 2 所示。

表 2 不同算法实验结果

函数	SSA		TLSSA		GWO		WOA	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
f_1	$7.468\ 3\times 10^{-42}$	$3.937\ 2\times 10^{-41}$	$4.170\ 8\times 10^{-122}$	$2.087\ 2\times 10^{-121}$	0.015 6	0.009 4	$9.420\ 3\times 10^{-11}$	$4.373\ 2\times 10^{-10}$
f_2	$1.667\ 6\times 10^{-22}$	$5.468\ 6\times 10^{-22}$	$6.699\ 3\times 10^{-57}$	$3.669\ 3\times 10^{-56}$	0.026 1	0.006 3	$9.387\ 9\times 10^{-9}$	$1.288\ 8\times 10^{-8}$
f_3	0.003 4	0.007 0	0.006 3	0.012 5	36.540 7	26.451 9	28.775 9	0.069 8
f_4	0.002 0	0.001 8	0.000 8	0.000 7	0.018 8	0.009 0	0.017 4	0.018 7
f_5	$8.881\ 8\times 10^{-16}$	0.000 0	$8.881\ 8\times 10^{-16}$	0.000 0	0.028 3	0.014 7	$2.597\ 8\times 10^{-7}$	$2.293\ 5\times 10^{-7}$
f_6	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.077 2	0.067 0	0.024 9	0.136 3
f_7	$1.552\ 0\times 10^{-5}$	$2.207\ 0\times 10^{-5}$	$9.333\ 8\times 10^{-6}$	$1.819\ 8\times 10^{-5}$	2.219 9	0.543 1	1.340 4	0.442 6
f_8	0.397 9	$3.371\ 0\times 10^{-10}$	0.397 9	$3.414\ 0\times 10^{-13}$	0.398 2	0.000 9	0.399 4	0.002 1

平均值可以反映解达到的精度,标准差可以反映算法的稳定性,其数值越小,效果越好^[20]。

由表 2 可知,本文的 TLSSA 算法在 8 个测试函数上都表现出良好的寻优能力,在大部分情况下的均值与标准差都最小,对比其他算法,解的质量与稳定性都较为优秀。

4 实验仿真与性能分析

为了评价改进的麻雀搜索算法在滑翔机水下

三维环境路径规划中的效果,本文在 Matlab R2021a 环境下滑翔机路径规划进行仿真。实验设置起点 (160, 60, 30), 终点 (900, 900, 70), 种群规模 30, 迭代次数 100, 考虑到算法随机性, 各算法独立运行 30 次。图 4 为 SSA、TLSSA、WOA、GWO 4 种算法路径规划运行结果。图 5 为适应度函数收敛图。

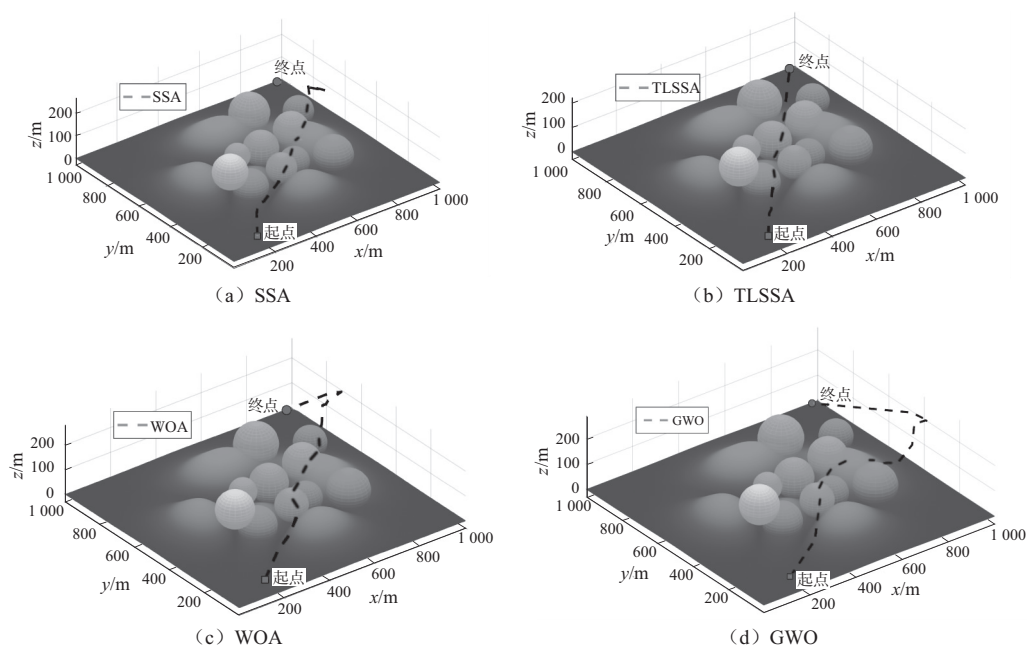


图 4 各算法路径规划图

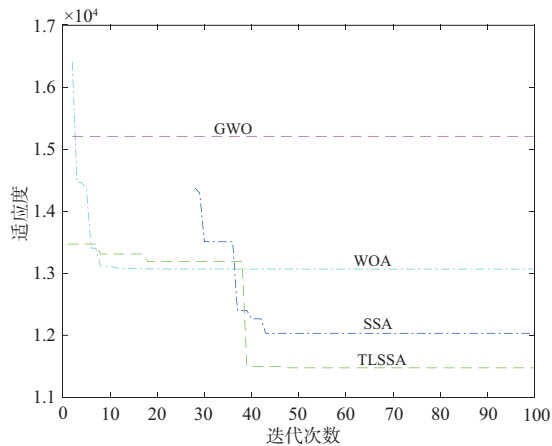


图5 适应度迭代收敛曲线

由图4可得,与其他算法相比,在相同环境下,TLSSA规划路径为最短路径且平滑度最高。由图5可得,在相同环境下,比较最优适应度与迭代次数,TLSSA最优迭代次数优于SSA与WOA,收敛精度TLSSA优于其他3种算法。综上所述:将改进麻雀算法TLSSA应用于水下滑翔机路径规划中,具有有效性与可行性。

5 结语

针对水下滑翔机三维路径规划问题,本文提出了一种基于TLSSA的三维路径规划方法。利用Tent-logistic混沌映射提高了初始化种群的遍历性;利用动态权重自适应因子与时变权重因子改进发现者位置更新公式,扩大麻雀前期搜索范围,加快后期收敛速度,提高局部搜索能力,并引入上一代全局最优解,降低算法陷入局部最优的概率。经过性能函数测试与水下三维环境仿真实验,验证了此算法的有效性。

参考文献:

- [1] 朱猛,刘健,李国庆,等. 仿生外形多对翼水下滑翔机水动力性能研究[J]. 舰船科学技术,2025,47(8): 100-106.
- [2] 张鑫波,李乐,冀海军,等. 基于Q学习的水下滑翔机路径规划方法[J]. 计算机测量与控制,2022,30(11): 192-198.
- [3] 李沛伦,杨启. 基于改进人工势场法的水下滑翔机路径规划[J]. 舰船科学技术,2019,41(7): 89-93.
- [4] 李光宇,李守军,张锦. 应用改进RRT算法的水下机器人全局路径规划[J]. 舰船科学技术,2021,43(24): 46-48.
- [5] 于文举,丁军航,官晟,等. 考虑障碍物避让的水下滑翔机局部路径规划方法[J]. 传感器与微系统,2020,39(9): 60-62,65.
- [6] 李嘉杰. 基于改进蚁群算法的三维路径规划算法研究及应用[D]. 成都:电子科技大学,2025.
- [7] 佟云昊,席志红. 基于蚁群算法的智能路径规划[J]. 电子科技,2025,38(1): 23-28,44.
- [8] 赵俊超. AUV时空多约束路径规划研究[D]. 武汉: 武汉理工大学,2018.
- [9] 兰蔚. 海流影响下的水下滑翔机编队路径规划研究[D]. 大连:大连海事大学,2023.
- [10] 宋茜. 水下滑翔机路径规划研究[D]. 镇江:江苏科技大学,2024.
- [11] 姚艳杰,李一卓,衣正尧,等. 基于改进人工势场法的水下机器人路径规划[J]. 船舶工程,2025,47(4): 1-10.
- [12] WANG Z Y, PENG Q Y, RAO W, et al. An improved sparrow search algorithm with multi-strategy integration[J]. Scientific Reports,2025,15(1): 3314.
- [13] 王洪铃,谭功全,李静,等. 改进麻雀搜索算法的AGV路径规划[J]. 无线电工程,2023,53(8): 1917-1924.
- [14] WANG P Y, XIANG Y, HUANG L L. A novel image encryption scheme based on a quantum logistic map, hyper-chaotic Lorenz map, and DNA dynamic encoding[J]. Electronics,2025,14(10): 2092.
- [15] 陈莎莎. 基于改进乌燕鸥算法的移动音乐机器人路径规划[J]. 机械制造与自动化,2023,52(3): 197-202.
- [16] 单梁,强浩,李军,等. 基于Tent映射的混沌优化算法[J]. 控制与决策,2005,20(2): 179-182.
- [17] 余贤星. 一种改进的多领导鲸鱼优化算法[J]. 软件工程,2022,25(11): 28-34.
- [18] 王丛佼,王锡淮,肖建梅. 基于极值优化的混合差分进化算法[J]. 计算机科学,2013,40(5): 257-260.
- [19] 王鑫,张菁. 混沌鲸鱼优化算法在WSNs覆盖优化中的应用[J]. 传感器与微系统,2022,41(6): 157-160.
- [20] 戈涛,张馨. 一种新型的改进果蝇优化算法[J]. 现代计算机,2019,25(29): 16-20.

收稿日期:2023-11-20