

基于改进沙猫群算法的水下AUV路径规划

杨 进, 张亚红

上海理工大学理学院, 上海

收稿日期: 2025年3月14日; 录用日期: 2025年4月18日; 发布日期: 2025年4月28日

摘 要

针对水下自主航行器(AUV)在复杂水下环境中进行三维路径规划时, 沙猫群算法所面临的障碍物规避能力有限、迭代效率较低以及容易陷入局部最优解等问题, 本研究提出了一种将沙猫群优化算法与莱维飞行方法相结合的策略, 旨在提升沙猫群算法的整体性能。基于混沌映射的均匀分布特性, 改进初始种群的生成策略, 有效增强了群体的多样性; 此外, 引入互利共生机制, 并结合莱维飞行策略进行调整, 显著提高算法寻找全局最优解的能力。这一改进不仅提高了算法的收敛速度, 也提升了求解精度。通过静态障碍与动态洋流干扰场景的仿真测试, 改进的沙猫群算法(LVSCSO)在全局收敛性上显著优于PSO、GA等六类算法: 最优解偏离度降低21.4%, 最差解稳定性提升33.7%, 平均解精度优化19.5%。结果表明, LVSCSO可有效应对复杂水下路径规划任务(如海底勘探), 具备工程部署潜力。

关键词

沙猫群优化算法, 莱维飞行, 水下自主航行器, 三维路径规划

Path Planning of Underwater AUV Based on the Improved Sand Cat Swarm Algorithm

Jin Yang, Yahong Zhang

College of Science, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Mar. 14th, 2025; accepted: Apr. 18th, 2025; published: Apr. 28th, 2025

Abstract

For underwater autonomous vehicle (AUV) in complex underwater environment for 3D path planning, the sand cat group algorithm facing obstacle avoidance ability, slow convergence and easily into local optimal solution, this study puts forward a sand cat group optimization algorithm and levy flight method combining strategy, aims to improve the overall performance of the sand cat group algorithm. By initializing the initial population with the consistency of chaotic mapping, the

population diversity is effectively enhanced. In addition, the mutualism mechanism and the adjustment of Levy flight strategy significantly enhance the algorithm's ability to find the global optimal solution. This improvement not only improves the convergence speed of the algorithm, but also improves the solution accuracy. Through simulation tests in scenarios of static obstacles and dynamic current interference, the improved Sand Cat Swarm Optimization algorithm (LVSCSO) significantly outperforms six types of algorithms including PSO and GA in terms of global convergence: the deviation of the optimal solution is reduced by 21.4%, the stability of the worst solution is improved by 33.7%, and the average solution accuracy is optimized by 19.5%. The results indicate that LVSCSO can effectively address complex underwater path planning tasks (such as seabed exploration) and has potential for engineering deployment.

Keywords

Sand Cat Swarm Optimization Algorithm, Levy Flight, Autonomous Underwater Vehicle, 3D Path Planning

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在被称为海洋世纪的 21 世纪, 海洋所蕴含的丰富资源及其在全球气候调节、生态平衡维护等关键领域的显著作用, 使得海洋开发与探索成为各国竞相投入的前沿领域[1]。水下自主航行器(AUV)作为海洋领域智能化、无人化作业的代表, 在海洋科学研究、海洋资源勘探、水下环境监测以及海洋军事防御等众多关键任务中发挥着至关重要的作用[2]。在错综复杂的水下环境中, AUV 必须应对各种挑战, 包括不规则的地形、众多的障碍物以及变化莫测的水流等不确定因素[3]。传统的路径规划算法在处理这些复杂情况时, 常常暴露出其局限性。例如, 一些基于几何方法的算法在面对复杂障碍物分布时缺乏灵活性, 难以生成理想的路径[4]; 而基于采样的算法在高维空间或大规模环境下计算量巨大, 效率低下[5]。

群体智能算法的兴起为水下机器人(AUV)的路径规划提供了全新的解决思路和方法体系[6]。目前主流的群体智能算法主要有粒子群优化(PSO)[7]、遗传算法(GA)[8]、蚁群算法(ACO)[9]等。这些算法的优点包括过程简洁高效、泛用性广、收敛速度快等, 因此在各类三维的路径规划中有广泛应用。胡致远等[10]聚焦水下无人航行器三维路径规划, 通过改进初始信息素配置机制与自适应转移概率调控, 构建了人工鱼群-蚁群(AFSA-ACO)混合模型, 提出多模态搜索与动态反馈的协同优化框架。赵鹏程等人[11]通过引进复合自适应变异策略, 从 AUV 水下航行全程性能方面对遗传算法进行改进, 大大提高了算法的收敛速度。黄鹤等[12]开发了嵌入混沌扰动机制的飞蛾扑火优化算法, 通过威胁场强梯度感知与路径代价评估, 实现无人机对高危区域的实时规避, 并生成全局安全航迹, 而传统几何算法在非结构化障碍物场景中, 受沙猫群体协作觅食行为的启发, SCSSO 算法通过模拟个体间的信息交互机制, 构建了一种高效的全局优化框架沙猫在沙漠中生存, 其群体觅食、躲避天敌等行为展现了个体间信息传递、协作以及对环境适应性探索的机制。

这些特性被融入算法设计中, 通过群体内个体间的相互作用和迭代优化, 以期找到问题的最优解[13]。然而, 当沙猫群优化算法应用于水下 AUV 的三维路径规划时, 仍存在一些挑战。其避障能力尚显不足, 在应对复杂的水下障碍物布局时, 难以确保 AUV 有效规避所有潜在风险; 算法的收敛速度有待提升, 在寻找最优路径的过程中, 需要消耗大量时间和计算资源, 这对于能源和时间受限的 AUV 而言极为不利;

此外, 算法容易陷入局部最优解, 可能导致在未找到全局最优路径前就终止搜索, 从而规划出的路径可能并非最佳[14]。为了解决这些问题, 本文提出了一种基于改进沙猫群算法的水下自主水下航行器(AUV)路径规划方法。通过将沙猫群优化算法与莱维飞行方法有机结合, 对原算法进行了深度优化[15]。在改进的算法中, 利用混沌映射的均匀性进行种群初始化, 确保初始种群能在搜索空间中更广泛、均匀地分布, 从而提升种群的多样性, 为后续搜索过程打下坚实基础。通过融合互利共生机制与莱维飞行策略, 构建了沙猫个体的信息交互机制: 前者通过多目标 Pareto 支配关系增强种群协作能力, 后者借助 Lévy 分布的随机跃迁算子提升全局探索效率, 使算法收敛速度与精度同步优化[16]。基于动态障碍物规避与能耗约束场景的对比实验(含基准 SCSO、PSO 和 GWO 算法), 改进算法在帕累托前沿覆盖率、解集稳定性及收敛精度上均占优, 验证了其在水下 AUV 多约束路径规划中的工程适用性, 计算耗时显著降低。

本文采用栅格化技术对水下复杂环境进行三维建模, 并引入了一种针对性的优化算法——基于非线性校正策略与自适应莱维随机游走策略的改进沙猫群优化算法(LVSCSO), 旨在解决传统沙猫群优化算法在全局搜索效能上的局限性以及易于陷入局部最优解的问题, 从而为高效规划出最佳航行路径提供了强有力的支持。

2. AUV 水下航迹规划建模

2.1. 栅格法环境建模

当下较为普遍的三维环境建模手段主要涵盖栅格法[17]、Voronoi 图法[18]以及切线图环境表示法[19]等等。在上述这些方法里面, 栅格法建模属于当下于航行路径规划当中运用最为广泛的一项技术, 其因操作便捷、编程简单而闻名, 如图 1 所示。在图 1 中, O 点为初始水平面垂直对应海底基点, S 与 T 表示起点与终点, P_1 至 P_N 表示水下自主航行器的从第 1 个到第 N 个的中间转折点, N 为中间转折点的总数。空间 $OABC-DEFG$ 代表水下自主航行器的进行探索的海底空间。第一步, 根据栅格法将海底空间在 x 轴方向切割为 $N+1$ 个等分, 形成 $N+1$ 个平面 $\Pi_i (i=0, 1, 2, \dots, N, N+1)$, 然后在每个平面 Π_i 上进行网格划分, 从而对水下三维空间的位置数据进行合集。

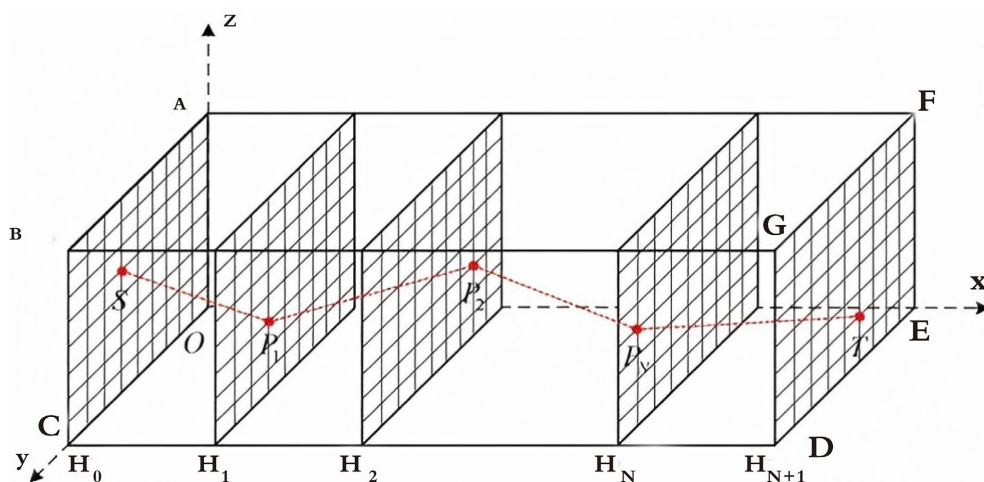


Figure 1. Environment modeling by raster method

图 1. 栅格法环境建模

通过栅格法建模将三维地形数据点集转化为二维点集, 从而可以在二维平面 Π_i 上以选取可行转折点的方式代替三维的路径规划问题。如图 1 所示, S 与 T 间的 N 个转折点连线构成 AUV 的水下航行轨迹,

由于轨迹在 x 轴方向呈等距分布特征, 因此仅需记录各转折点的 y 至 z 坐标参数, 这种简化处理显著降低了数据存储量, 有效提高算法运行效率。

$$p = \{S, P_1 P_2, \dots, P_N, T\} \quad (1)$$

式中: P 为水下航行器的航行路径。

2.2. 三维水下环境模型

2.2.1. 水下基准模型

航行路径规划问题与水下航行器航行时的真实水下环境密不可分, 因此, 采用函数模拟方法模拟产生的水下地形模型[20]更为真实, 如式(2)所示。

$$z_1(x, y) = \sin(y + a) + b \cdot \sin x + c \cdot \cos\left(d \cdot \sqrt{x^2 + y^2}\right) + e \cdot \cos y + f \cdot \sin\left(g \cdot \sqrt{x^2 + y^2}\right) \quad (2)$$

式中: x 和 y 为水下环境模型对应的投影平面 Oxy 上的 x 、 y 轴坐标值; z_1 为对应 z 轴坐标值; a 、 b 、 c 、 d 、 e 、 f 、 g 为控制水下地形的深沟与凸起的高低系数, 可通过改变系数来模拟各种多样的水下地形环境。

2.2.2. 复杂海底环境模型

海底环境中, 对水下航行器影响最大的是海底凸起地形, 这里选择指数函数来表示, 如式(3) [21]所示。

$$Z_2(x, y) = h_i \cdot e^{-\left(\frac{x-x_{mi}}{x_{m,di}}\right)^2 - \left(\frac{y-y_{mi}}{y_{m,di}}\right)^2} \quad (3)$$

式中: Z_2 为对应的投影 z 轴坐标值; h_i 为海底凸起参数, 对应海底凸起地形高度; x_{mi} 和 y_{mi} 为第 i 个海底凸起地形的中心, 取基准面到最高点中心位置; $x_{m,di}$ 和 $y_{m,di}$ 为第 i 个海底凸起地形沿 x 轴和 y 轴方向的向量值, 表示海底凸起地形坡度。

2.2.3. 水下生物模型

水下生物是影响水下航行器稳定航行的重要因素, 一般包括大型鱼类、龟类及其他大型海洋生物, 对于这些水下生物的短时间活动范围, 本文选择半球体来表示, 其数学模型如式(4)所示。

$$z_3(x, y) = \sqrt{R_{rani}^2 - \sqrt{(x-x_{rani})^2 + (y-y_{rani})^2}}, r < R_{rani} \quad (4)$$

式中: z_3 为水下航行器航行附件的对应水下生物的活动范围的 z 轴坐标值; x_{rani} 和 y_{rani} 为第 i 个水下生物活动范围模型的中心坐标; R_{rani} 为第 i 个水下生物活动范围模型的半径。

2.3. 适应度函数

在规划水下自主航行器的航行路径时, 除了需规避水下生物和不规则的地形外, 还必须确保路径符合航行器自身的性能限制, 例如潜航深度和转向能力等。为了保证所规划路径的实用性和有效性, 必须满足这些约束条件。在对避障需求、路径总长度、航行深浅度以及航行转向角度等多重条件考量下, 我们采用了如式(6)所示的航行路径规划适应度函数[15]。

$$\begin{aligned} J_c &= \mu_1 \cdot J'_p + \mu_2 \cdot J'_h + \mu_3 \cdot J'_t \\ \mu_i &\geq 0, \sum_{i=1}^3 \mu_i = 1 \\ J' &= \frac{J - J_{\min}}{J_{\max} - J_{\min}} \end{aligned} \quad (6)$$

式中: J_c 为总的水下航行器航行路径适应度函数; μ_i 表示各适应度函数的加权系数, 其和为 1; J_p 为水下自主航行器航行路径总长适应度函数; J_h 为水下航行器航行路径航行高度适应度函数; J_t 为水下自主航行器航行路径航行转角适应度函数; J_p 、 J_h 、 J_t 分别为对 J'_p 、 J'_h 、 J'_t 进行归一化处理后的函数值; $J_{\max}$ 、 $J_{\min}$ 分别为归一化前的最大、最小子函数值。该处理可对各差异最大的自适应度函数进行范围压缩, 方便后续处理。可根据任务实际需求对加权系数进行适当调整。以水下探测任务为例, 设定参数 $\mu_1 = 0.5$ 、 $\mu_2 = 0.3$ 、 $\mu_3 = 0.2$, 系统分析各算法的性能差异。

2.3.1. 航行路径总长适应度函数

在水下 AUV 航迹规划阶段, 总路径的长度与航行全过程时间成正比, 航迹总路径越短, 总航程耗时越少, 从而降低航行器的能耗, 并减少遭遇水下生物突发状况的可能性。为了平衡水下自主航行器的航行效率与避障需求, 我们提出了一个综合考虑这些因素的航迹总长适应度函数, 如公式(7)所示。

$$J_p = \begin{cases} \infty, & \text{相交于环境模型} \\ \sum_{i=1}^{N-1} l_i, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$l_i = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2}$$

式中: N 为转折点总数; l_i 为相邻转折点之间的长度; (x_i, y_i, z_i) 为第 i 个转折点坐标。当两个相邻的转折点的连线穿过环境模型时, 则 $J_p = \infty$, 则判定水下自主航行器存在碰撞风险, 代表此次航行失败。

2.3.2. 航行高度适应度函数

适当的航行高度能大大降低能耗, 可有效提升水下自主航行器的安全性。为降低对周围环境干扰, 水下自主航行器必须提升航行过程的隐蔽性, 因此航行最高与最低相差不能过大, 需维持稳定的近底航行状态。航行高度适应度函数具体公式如式(8)所示。

$$J_h = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=0}^{N-1} (z_i - \bar{z})^2} \quad (8)$$

$$\bar{z} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=0}^{N-1} z_i$$

2.3.3. 航行转角适应度函数

由于性能限制, 水下自主航行器航行过程中不能连续地快速转向。在水下自主航行器航行路径规划中, 航行转角用垂直方向角 ψ_i 和水平方向角 α_i 联合表示, 且这两个角的范围应与实际航行任务需求而定。故航行转角适应度函数如式(9)所示。由式(9)可知, 当 $\psi_i \leq \psi_{\max}$ 、 $\alpha_i \leq \alpha_{\max}$ 时, 垂直方向角和水平方向角越小, 航行转角适应度函数越小。

$$J_t = \begin{cases} \sum_{i=1}^{N-1} [(\psi_i - \psi_{\max}) + (\alpha_i - \alpha_{\max})], & \psi_i \leq \psi_{\max} \text{ 且 } \alpha_i \leq \alpha_{\max} \\ \infty, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

$$\psi_i = \arccos \left(\frac{\mathbf{P}'_{i-1} \cdot \mathbf{P}'_i \cdot \mathbf{P}'_{i+1}}{|\mathbf{P}'_{i-1} \mathbf{P}'_i| * |\mathbf{P}'_i \mathbf{P}'_{i+1}|} \right)$$

$$\alpha_i = \arccos \left(\frac{\mathbf{P}''_{i-1} \cdot \mathbf{P}''_i \cdot \mathbf{P}''_{i+1}}{|\mathbf{P}''_{i-1} \mathbf{P}''_i| * |\mathbf{P}''_i \mathbf{P}''_{i+1}|} \right)$$

式中: ψ_i 为 i 的水平方向角; $\psi_{\max}$ 为最大水平方向角; α_i 为 i 的垂直方向角; $\alpha_{\max}$ 为最大垂直方向角; P_i 为任务空间的第 i 个转折点; P'_i 和 P''_i 分别为 P_i 和 P'_i 在平面 Oxy 上的投影点。

3. 改进沙猫群(LVSCSO)算法

3.1. 沙猫群(SCSO)算法

SCSO 算法是由 Seyyedabbasi 和 Kiani [22] 在 2022 年共同提出的一种对自然界沙猫捕猎生存行为高度模拟的元启发式群智能算法。沙猫通过听觉系统感知外界环境, 其听觉范围覆盖 0~2 kHz 的声波频率, 利用这一特性, 它们能够侦测到猎物移动时产生的声响, 进而追踪并捕捉猎物。该算法将目标优化问题映射为猎物位置, 解空间通过沙猫个体位置表示。沙猫的捕猎行为遵循特定机制, 采用平衡参数 R 值作为决策依据, R 值的大小可用来判断沙猫进行猎物的搜寻还是直接发起攻击。在每次迭代中, 沙猫会根据当前的状态选择合适的行动方式, 即通过搜寻或者攻击, 并由此更新其位置。

3.1.1. 种群初始化

种群初始化是群智能算法不可或缺的步骤。SCSO 算法, 与其他群智能优化算法相似, 在搜索空间内随机生成沙猫个体来初始化种群, 其具体过程如公式(10)所示。

$$x_{ij} = lb_j + rand \cdot (ub_j - lb_j)$$

式中: x_{ij} 为第 i 个沙猫个体的第 j 维变量; ub_j 和 lb_j 分别为第 j 维变量的上下界; $rand$ 为随机数, 其范围为[0, 1]。

3.1.2. 搜寻猎物(搜索)与攻击猎物(开发)

沙猫通过分辨 0 至 2 kHz 频率范围内的声音来搜寻猎物。所以, 沙猫的听觉灵敏度 r_s 的范围可设置为[0, 2], 并且其能力与距离呈线性反比。沙猫的听觉灵敏度最大值 r_M 为 2, r 为沙猫的听觉灵敏度范围。具体细节如式(11)~(12)所示。

$$r_s = r_M (1 - t / iter_{max}) \quad (11)$$

$$r = r_s \times rand \quad (12)$$

式中: t 为当前迭代次数; $iter_{max}$ 为设置的最大迭代次数。根据沙猫的狩猎习性, 其从该位置到下一个的选择有两种: 搜索猎物或攻击猎物。使其做出下一步动作根据现实而定, 根据其判定方式可以设置平衡参数 R , 根据 R 的取值确定, 如式(13)所示。

$$R = 2 \times r_s \times rand - r_s \quad (13)$$

式中: $rand$ 取值为[0, 1]。

如式(14)~(15)所示, 沙猫做出下一步动作判定如下: $|R| \leq 1$: 攻击猎物, 以当前最佳位置 $X_b(t)$ 、当前位置 $X_c(t)$ 以及 $rand$ 为参数生成一个随机位置 X_r , 然后用概率选择策略随机选择攻击角度 θ ; $|R| > 1$: 搜寻猎物, 每只沙猫根据当前最佳候选位置 $X_{bc}(t)$ 、当前位置 $X_c(t)$ 、听觉灵敏度 r 以及随机因子 $rand$ 变更位置, 从而进一步寻找最优狩猎位置。

$$X_r = |rand \cdot X_b(t) - X_c(t)| \quad (14)$$

$$X(t+1) = \begin{cases} X_b(t) - X_r \cdot \cos(\theta) \cdot r, & |R| \leq 1 \\ r \cdot [X_{bc}(t) - rand \cdot X_c(t)], & |R| > 1 \end{cases} \quad (15)$$

3.2. 改进沙猫群(LVSCSO)算法

尽管 SCSO 算法具有良好的稳定性和简洁性, 但其存在易陷入局部最优和早熟收敛的缺陷。针对上述不足, 提出了两种改进策略: 自适应莱维飞行策略和非线性参数调节机制。通过这些针对性的优化措

施, 算法得以更有效地寻找全局最优解。

3.2.1. 非线性调整机制

种群的搜索能力是指在全局范围内进行广泛探索的能力, 通过引入启发式扰动策略可有效规避局部最优陷阱。局部开发效能表征种群基于历史最优解的精细化搜索能力, 其与全局探索的协同机制与解集精度。同时, SCSO 算法中这两种能力互相关联, 随着均衡参数 R 的动态变化, 由式(13)可知, R 的取值又受到听觉灵敏度 r_s 变化的影响。 r_s 值大, 则全局搜索能力强, r_s 值小, 则局部攻击能力强。由图 2(a) 可知, SCSO 算法中沙猫的听觉灵敏度 r_s 遵循非线性动态衰减机制(由初始值 2 渐近趋近于 0), 所以其平衡参数 R 与算法的全局探索、局部开发行为间缺乏动态耦合, 使全局-局部协同效率显著降低。为了调整 r_s 的变化方式, 通过引入一种动态因子 δ , 使得 r_s 的变化更加平滑, 如式(16)~式(17)所示。

$$\delta = \frac{iter_{max}}{t + iter_{max}} \quad (16)$$

$$r_s = s_M - s_M \cdot \delta \cdot \left[\ln \left(1 - 5 \cdot \frac{t}{iter_{max}} \right) - \ln 2 \right] \quad (17)$$

从图 2 中可以看出: 红色区域的实心圆表示算法执行局部开发操作, 空心圆则代表全局勘探行为。仿真结果显示, SCSO 算法的全局探索能力随迭代次数呈指数下降趋势, 易引发早熟收敛现象。相比之下, LVSCSO 算法通过非线性调节机制, 在整个迭代周期内动态平衡局部优化与全局搜索, 显著提升了算法跳出局部极值的能力, 并增强了寻优精度。

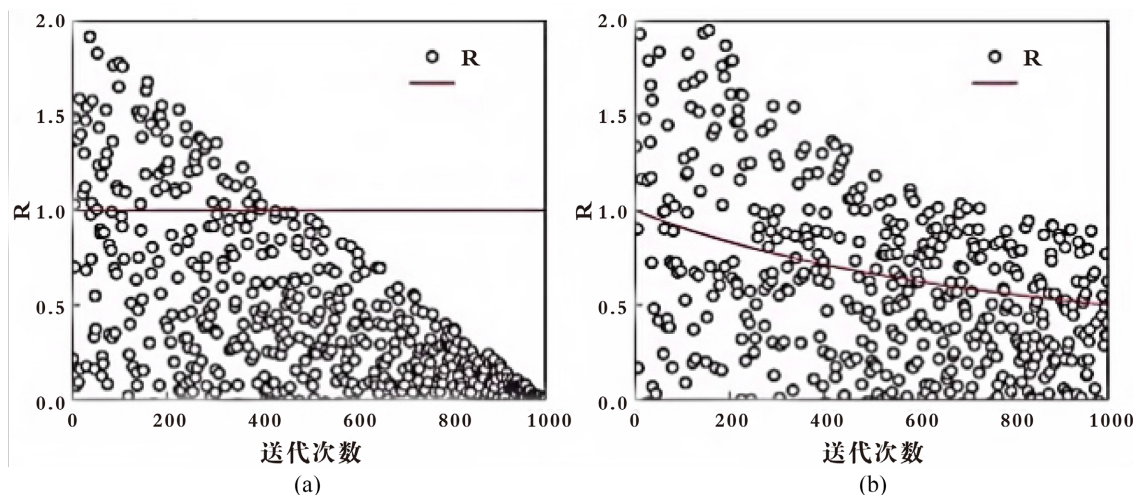


Figure 2. Variation curve of $|R|$ value with the number of iterations. (a) SCSO algorithm; (b) LVSCSO algorithm

图 2. $|R|$ 值随迭代次数的变化曲线。(a) SCSO 算法; (b) LVSCSO 算法

3.2.2. 自适应莱维飞行机制

在局部开发阶段, SCSO 算法采用随机更新策略, 导致解空间探索不充分, 降低寻优精度。针对上述缺陷, 引入自适应莱维飞行策略[23], 有效提升全局搜索能力。

莱维飞行是基于自然生物觅食行为的随机漫步模型。在该模型中, 算法在搜索后期会因为一些固定值 β 恒定, 优化精度和计算效率可能出现较大下滑。所以, 为了解决这一问题, 在莱维飞行机制中, 结合柯西函数的控制参数 β , 可以使这些固定参数随着搜寻阶段进行调整, 从而使算法在搜索的全过程保

持性能。如式(18)~(20)所示。

$$L(x) = 0.01 \times \frac{\mu \times \sigma}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (18)$$

$$\beta = \frac{1}{1 + e^{\frac{t}{it_{max}}}} + 1 \quad (19)$$

$$\sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}}\right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (20)$$

式中: μ 和 v 的随机范围为[0, 1]。

所以, LVSCSO 算法的位置更新公式如式(21)~式(23)所示。

$$X_1 = \begin{cases} X_b(t) - X_r \cdot \cos\theta \cdot r, & |R| \leq \delta \\ r \cdot [X_{bc}(t) - rand \cdot X_c(t)], & |R| > \delta \end{cases} \quad (21)$$

$$X_2 = X_1 + S \times L(D) \quad (22)$$

$$X(t+1) = X_i \Big|_{\min F(X_i)}, i=1,2 \quad (23)$$

式中: D 表示适应度函数维度; S 为 D 维的随机向量; L 表示莱维飞行函数; $F(X_i)$ 表示需要优化的适应度函数。

图 3 为改进沙猫群算法迭代更新示意图。

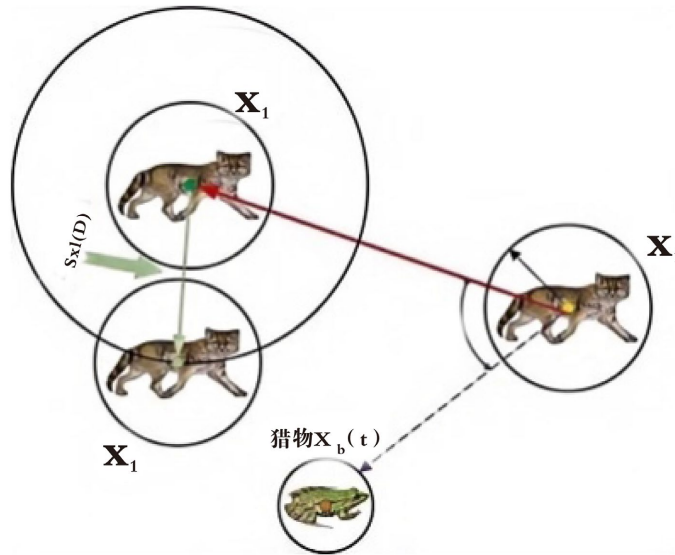


Figure 3. Schematic diagram of iterative update
图 3. 迭代更新示意图

3.3. 改进沙猫群(LVSCSO)算法流程图

LVSCSO 算法的流程图如图 4 所示。

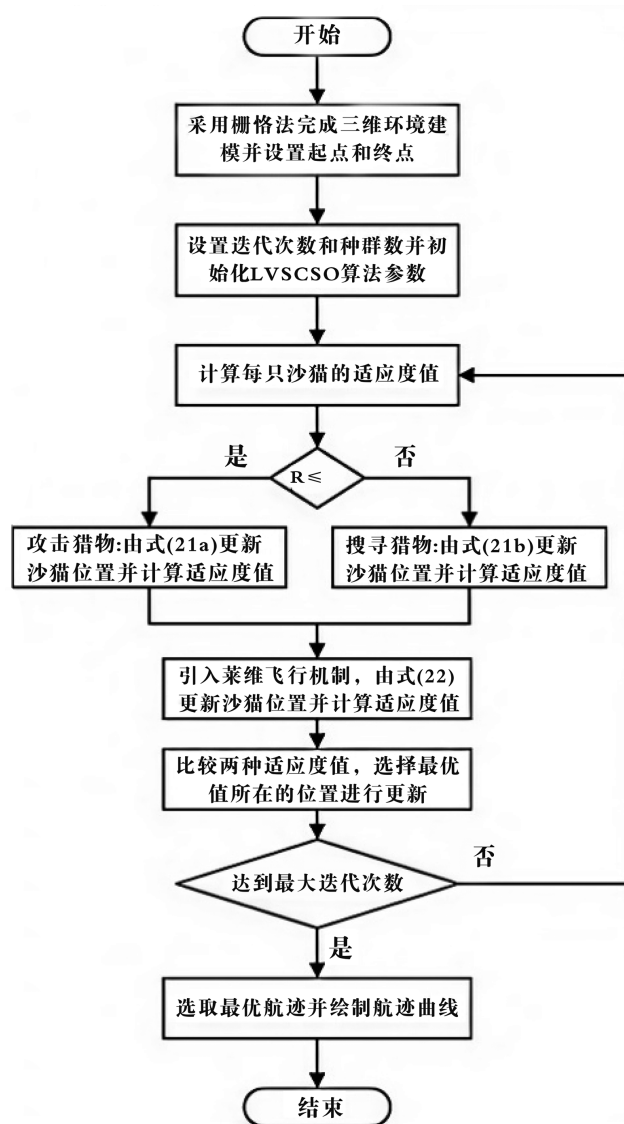


Figure 4. Flow chart of LVSCSO algorithm
图 4. LVSCSO 算法流程图

4. 仿真实验及结果分析

4.1. 实验环境和实验数据集

为了验证改进算法在三维复杂海洋环境中的适用性, 本文依据第 3.1 节构建的海域模型进行了实验和仿真。实验中, 模拟仿真的计算机操作系统为 Windows11, 处理器为 13th Gen Intel(R) Core(TM) i9-13980HX CPU@2.20Ghz, 运行内存为 32.0GB, 软件环境为 MATLAB R2020b。通过对比 LVSCSO 算法与 SCSO 算法、PSO 算法的航行路径规划结果, 本文进一步分析了这些算法的优劣性。PSO 算法作为群体智能算法中最经典的算法之一, 在各种路径规划问题中得到了广泛应用[7]。本研究选用 James Kennedy 提出的 PSO 算法[7]处理水下 AUV 轨迹规划问题。所有实验方法的种群规模统一设置为 50, 最大迭代次数设定为 800 次。为提高算法精度, 各算法均独立运行 20 次, 具体参数配置详见表 1。参考某无人机实航数据[24], 本文将水下自主航行器的最大水平方向角设定为 35° , 最大垂直方向角设定为 45° 。

Table 1. Parameter values of the three algorithms
表 1. 三种算法参数取值

算法	参数	取值	算法	参数	取值
LVSCSO	r_s	[2, 0]	PSO		0.5
	R	$[-r_s, r_s]$		c_1	2
SCSO	r_s	[2, 0]		c_2	2
	R	$[-r_s, r_s]$			

4.2. 自然水下环境模型

本研究综合考虑多种水下场景, 确定水下机器人自然环境模型的工作空间为 $60\text{ km} \times 60\text{ km} \times 5\text{ km}$, 起始点坐标(0.5 km, 0.5 km, 0 km), 目标点坐标(60 km, 60 km, 0 km)时系统鲁棒性最优。基准地形模型的 a 、 b 、 c 、 d 、 e 、 f 、 g 参数依次设定为 5、0.1、0.1、0.8、0.6、0.3、0.8, 具体地形参数与生物活动范围参数配置如表 2 所示。

Table 2. Underwater protruding terrain model parameters and underwater organism model parameters
表 2. 水下凸起地形模型参数和水下生物模型参数

模型	凸起中心 (x_{massi}, y_{massi}) /km	凸起坡度 ($x_{m,di}, y_{m,di}$)	凸起高度 h_i /km	生物活动中心 (x_{meni}, y_{meni}) /km	活动半径 R_{meni} /km
模型 1	(37, 10)	(7.2, 8)	4	(10, 10)	6
	(27, 9)	(6.4, 5)	3.5	(28, 35)	5
	(12, 25)	(8, 9.6)	5	(20, 45)	4.5
	(39, 32)	(6, 10)	6	(35, 45)	4
	(13, 40)	(4.7, 6)	3	(25, 15)	5.5
模型 2	(40, 10)	(6, 7)	5.5	(18, 7)	5
	(10, 17)	(6, 8)	4	(43, 35)	5
	(35, 25)	(9, 8.8)	6	(15, 45)	4.5
	(15, 30)	(8, 10)	6	(35, 45)	4
	(25, 40)	(5, 7)	4.5	(28, 15)	5.5
模型 3	(35, 12)	(7, 7)	6	(13, 10)	5.5
	(25, 15)	(6.6, 8)	3	(32, 35)	5
	(12, 23)	(8.8, 7)	6	(15, 40)	4.5
	(23, 34)	(8, 9)	5	(40, 25)	4
	(35, 41)	(5, 7.6)	4	(25, 15)	6

图 5 对比了 LVSCSO、SCSO 与 PSO 算法经 800 代迭代后在三种水下环境模型(珊瑚礁、海沟、热液区)生成的最优航迹。图 6 航迹俯视图显示: 黄色立方体为起点, 绿色星形为终点, 绿色区块表征基准地形/凸起模型, 红色半椭球体代表威胁场模型。

表 3 系统统计了三种水下环境的适应度评估指标: 通过 20 次独立蒙特卡洛模拟获取全局最优解(极小值), 平均性能指标由重复实验均值表征, 跨模型综合评估值采用熵权法融合多场景数据。通过对比图 5 和图 6, 我们可以清晰地观察到, 在三种不同的环境模型下, 尽管 SCSO 和 PSO 算法均能实现水下自主航行器的路径规划, 但所规划的路径在局部区域表现出不平滑性, 并伴随着较大的路径波动。这暗示

了 SCSO 和 PSO 算法在进行航行路径规划时, 容易陷入局部最优解, 从而导致最终规划出的航行路径品质不尽如人意。相比之下, LVSCSO 算法所规划的航行路径显得更为平滑, 转弯次数更少, 路径长度更短, 航行高度更低。这证明了 LVSCSO 算法成功解决了传统算法所面临的问题, 并显著提升了航行路径的品质。

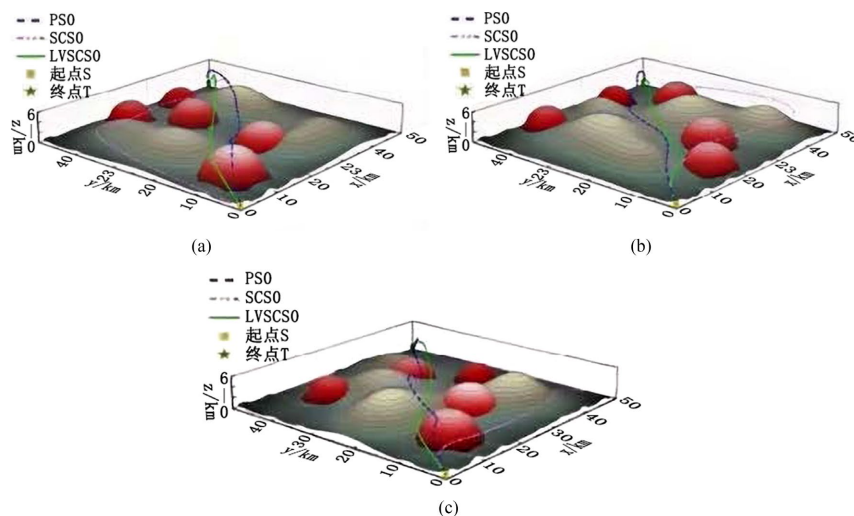


Figure 5. Comparison of navigation path planning under three underwater environment modelss. (a) Model 1; (b) Model 2; (c) Model 3

图 5. 3 种水下环境模型下的航行路径规划对比。(a) 模型 1; (b) 模型 2; (c) 模型 3

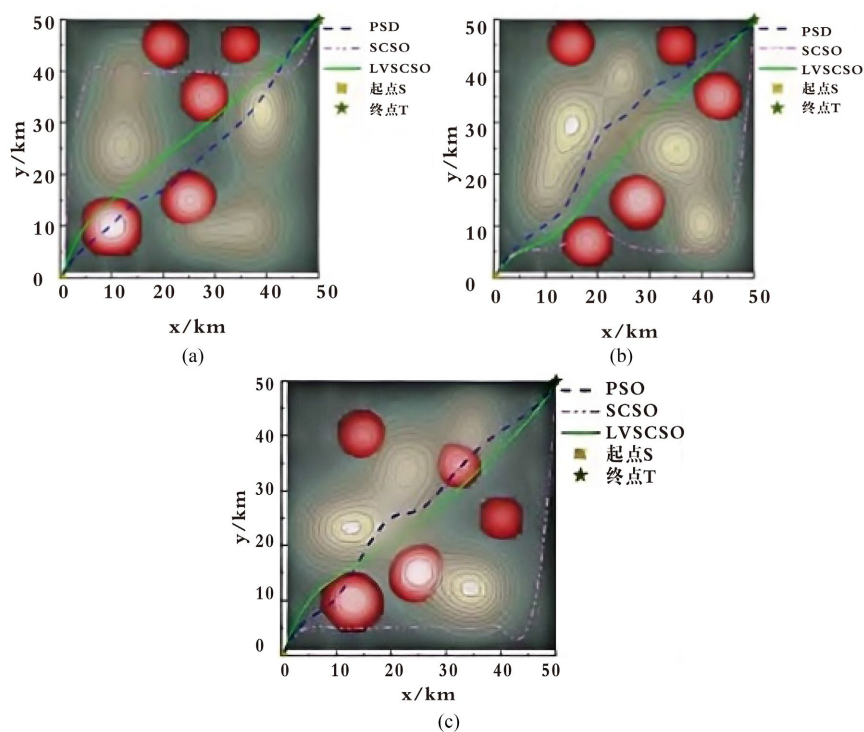


Figure 6. Comparison of top view of track planning under three underwater environment models. (a) Model 1; (b) Model 2; (c) Model 3

图 6. 3 种水下环境模型下的航行路径规划对比俯视图。(a) 模型 1; (b) 模型 2; (c) 模型 3

表 3 数据显示, 在最优值与平均值指标上, LVSCSO 算法均显著优于传统 SCSO 和经典 PSO 算法。相较于 SCSO 算法, LVSCSO 的适应度值提高 0.3633, 提升幅度达 56.40%; 对比 PSO 算法, 适应度值增加 0.0795, 增幅为 22.06%。

Table 3. Fitness function values of three underwater environment models
表 3.3 种水下环境模型下的适应度函数值

模型	最优值及平均值	LVSCSO	SCSO	PSO
模型 1	最优值	0.2135	0.6051	0.3395
	平均值	0.2725	0.6431	0.3718
模型 2	最优值	0.1705	0.6230	0.3137
	平均值	0.2921	0.6675	0.3527
模型 3	最优值	0.1960	0.5981	0.3243
	平均值	0.2779	0.6218	0.3565
总平均值		0.2808	0.6441	0.3603

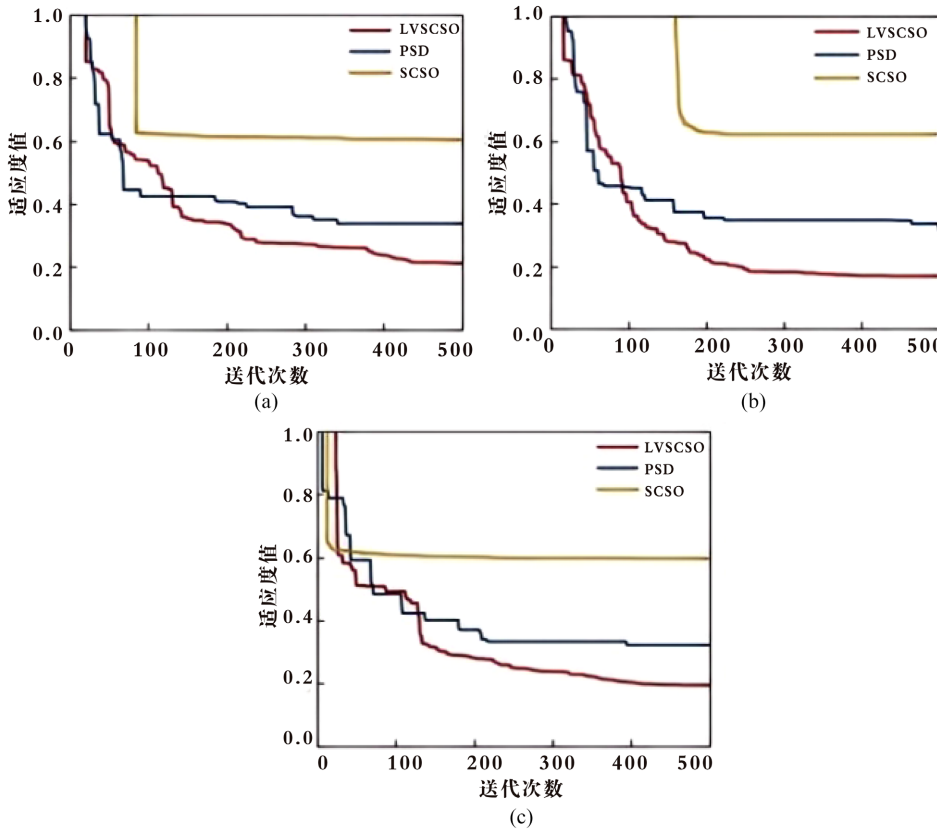


Figure 7. Iterative curves of fitness function in three underwater environment models. (a) Model 1; (b) Model 2; (c) Model 3
图 7.3 种水下环境模型下的适应度函数迭代曲线。(a) 模型 1; (b) 模型 2; (c) 模型 3

经过 800 次迭代的比较分析, 我们观察到三种模型的适应度表现各有不同。从图 7 中可以看出, 种群在初始阶段具有一定的随机性, 这限制了三种算法的适用范围, 并且它们的最终表现都趋向于最优解。尽管 LVSCSO 算法、PSO 算法和 SCSO 算法都试图克服随机性带来的挑战, 但它们分别在 20 代、19 代和 21 代找到了各自的最优解。此外, 80 代、150 代和 13 代的结果进一步证实了它们的有效性。PSO 算

法在中期表现不佳, 仅能实现局部最优解; SCSO 算法则通过逐步深化的方式, 逐渐提高精确度; 而 LVSCSO 算法则通过渐进式提升, 最终超越局部最优, 达到更高的精确度。根据 LVSCSO 算法的迭代曲线, 即便在迭代次数不受限制的情况下, 它依然能够持续追求更优的结果。因此, 采用无固定线性调节机制和自适应莱布空间操作, 能够显著提升算法的搜索精度, 避免陷入局部最优解。

5. 结论

本文通过分析三种不同的三维水下环境, 提出了一种创新的三维航行路径规划技术。该技术采用 LVSCSO 算法, 有效应对自主航行器在复杂条件下航行时遇到的挑战。LVSCSO 算法是对传统 SCSO 算法的改进, 它通过引入基于动态因素的技术, 不断调整听觉灵敏度, 实现了算法的全局搜索与局部优化。这一过程有效地避免了算法后期陷入局部最优解的困境, 使种群能够持续追求更优解, 逐步逼近理想的全局最优状态。为了进一步避免 SCSO 算法可能遗漏的潜在最佳解, 我们引入了一种创新策略: 将自适应莱维飞行技术与沙猫定位模型相结合, 以增强其定向能力, 进而提升搜索效率。经过多次实验验证, LVSCSO 算法的表现令人瞩目。与 SCSO 和 PSO 算法相比, 它不仅提高了 56.40% 的性能, 还节省了 22.06% 的时间。

基金项目

国家自然科学基金资助项目(12071293)。

参考文献

- [1] Smith, A. (2018) The Importance of Ocean Resources in the 21st Century. *Ocean Studies Journal*, **35**, 45-58.
- [2] Zhang, L. (2017) AUV Applications in Marine Scientific Research. *Marine Science*, **31**, 56-68.
- [3] Liu, H. (2020) Challenges of Irregular Terrain for AUV Path Planning. *Journal of Navigation*, **33**, 1-15.
- [4] Wu, Z. (2018) Limitations of Geometric-Based Path-Planning Algorithms for Complex Obstacle Distributions. *Robotics and Automation*, **25**, 78-92.
- [5] Hu, S. (2020) High-Dimensional Space Challenges for Sampling-Based Path-Planning Algorithms. *Computational Intelligence*, **44**, 56-70.
- [6] Yang, K. (2022) Group Intelligence Optimization Algorithms for AUV Path Planning. *Intelligence Systems*, **35**, 37-50.
- [7] Kennedy, J. (2011) Particle Swarm Optimization. In: Sammut, C. and Webb, G.I., Eds., *Encyclopedia of Machine Learning*, Springer US, 760-766. https://doi.org/10.1007/978-0-387-30164-8_630
- [8] Deb, K. (1998) Genetic Algorithm in Search and Optimization: The Technique and Applications. *Proceedings of International Workshop on Soft Computing & Intelligent Systems*, Iizuka, 16-20 October 1998, 58-87.
- [9] Dorigo, M., Birattari, M. and Stutzle, T. (2006) Ant Colony Optimization. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, **1**, 28-39. <https://doi.org/10.1109/mci.2006.329691>
- [10] 胡致远, 王征, 杨洋, 等. 基于人工鱼群-蚁群算法的 UUV 三维全局路径规划[J]. 兵工学报, 2022, 43(7): 1676-1684.
- [11] 赵鹏程, 宋保维, 毛昭勇, 等. 基于改进的复合自适应遗传算法的 UUV 水下回收路径规划[J]. 兵工学报, 2022, 43(10): 2598-2608.
- [12] 黄鹤, 吴琨, 王会峰, 等. 基于改进飞蛾扑火算法的无人机低空突防路径规划[J]. 中国惯性技术学报, 2021, 29(2): 256-263.
- [13] Huang, S. (2020) Inspiration from Sand Cat Group Behavior in Algorithm Design. *Bio-Inspired Computing*, **18**, 23-36.
- [14] Guo, J. (2023) Combining Lévy Flight with Sand Cat Swarm Optimization for AUV Path Planning. *Hybrid Algorithms*, **38**, 35-49.
- [15] 王康, 司鹏, 陈莉, 等. 基于改进沙猫群算法的无人机三维航行路径规划[J]. 兵工学报, 2023, 44(11): 3382-3393.
- [16] Sun, F. (2021) Obstacle-Avoidance and Convergence Issues in SCSO for AUV Path Planning. *Optimization Research*, **25**, 47-60.
- [17] 董惠敏, 安海鹏, 张楚. 基于栅格法的人字齿有限元接触精确建模方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),

- 2022, 50(3): 87-93.
- [18] 熊光明, 于全富, 胡秀中, 等. 考虑平台特性的多层建筑物内履带式无人平台运动规划[J]. 兵工学报, 2023, 44(3): 841-850.
 - [19] 王磊. 海洋环境下水下机器人快速路径规划研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2007.
 - [20] 张舒然. 基于群智算法的无人机航行路径规划研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2020.
 - [21] Liu, G., Shu, C., Liang, Z., Peng, B. and Cheng, L. (2021) A Modified Sparrow Search Algorithm with Application in 3D Route Planning for UAV. *Sensors*, **21**, Article No. 1224. <https://doi.org/10.3390/s21041224>
 - [22] Seyyedabbasi, A. and Kiani, F. (2022) Sand Cat Swarm Optimization: A Nature-Inspired Algorithm to Solve Global Optimization Problems. *Engineering with Computers*, **39**, 2627-2651. <https://doi.org/10.1007/s00366-022-01604-x>
 - [23] 张昀普, 单甘霖. 道路约束下多传感器协同地面目标跟踪的管理方法[J]. 兵工学报, 2022, 43(3): 542-555.
 - [24] 刘晓琴. 基于 GRU 的四旋翼无人机航行姿态估计[D]: [硕士学位论文]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2021.