

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508539

面向起重机械巡检的无人机自主路径规划*

钟艺¹ 冯浩¹ 殷晨波² 王军³ 颜士宽³ 孙琳⁴

(1. 南京信息工程大学人工智能学院 南京 210044; 2. 南京工业大学机械与动力工程学院 南京 211816;
3. 江苏天宙检测科技有限公司 南京 210035; 4. 雄宇重工集团股份有限公司 无锡 214133)

摘要:针对传统路径规划方法存在的路径冗余、易陷入局部最优等问题,提出一种改进蜣螂优化算法(improved dung beetle optimization, IDBO),以实现建筑起重机械无人机巡检飞行路径的高效规划。首先,引入基于佳点集的种群初始化策略,提升初始解的空间均匀性与覆盖率。其次,采用指数衰减公式动态调节扰动因子,实现全局探索与局部开发能力的自适应平衡。最后,引入柯西-高斯混合变异机制,对停滞种群实施变异操作以抑制算法早熟收敛,增强全局搜索性能。在基准测试集上的实验表明,IDBO在收敛速度与求解精度上均优于对比算法,综合排名第1,验证了改进策略的有效性。进一步地,通过构建融合路径长度、能源损耗与威胁成本的综合评价模型,基于实际工地场景建立包含多个建筑起重机械的三维地图并开展实验。结果表明,IDBO规划的巡检路径不仅可以有效规避障碍物,并且在3种复杂度各不相同的场景中,其目标函数值较基准方法分别提升11.47%、7.23%与9.17%。在多障碍物,多巡检目标和多元成本并存的复杂工地环境下,所提方法可为无人机路径规划提供有效解决方案,具有较高的应用前景。

关键词:起重机械;路径规划;蜣螂优化算法;无人机;巡检

中图分类号:TH218;TN98 文献标识码:A 国家标准学科分类代码:460.50

UAV autonomous path planning for patrol inspection of hoisting machinery

Zhong Yi¹ Feng Hao¹ Yin Chenbo² Wang Jun³ Yan Shikuan³ Sun Lin⁴

(1. School of Artificial Intelligence, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. School of Mechanical and Power Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China; 3. Jiangsu Tianzhou Testing Technology Co., Ltd., Nanjing 210035, China; 4. Wuxi Cosmo Suspended Platform Co., Ltd., Wuxi 214133, China)

Abstract: To address the issues of path redundancy and susceptibility to local optima in traditional path planning methods, this paper proposes an improved dung beetle optimization (IDBO) algorithm for efficient flight path planning of unmanned aerial vehicle (UAV) inspection of construction hoisting machinery. The core improvements include three mechanisms: A population initialization strategy based on a good point set to enhance spatial uniformity and coverage of initial solutions; an exponential decay formula to dynamically adjust the perturbation factor for adaptive balance between global exploration and local exploitation; and a hybrid Cauchy-Gaussian mutation mechanism to mutate stagnant populations, thereby inhibiting premature convergence and enhancing global search performance. Experimental results on benchmark test sets demonstrate that the proposed IDBO algorithm outperforms comparable algorithms in both convergence speed and solution accuracy, securing the top comprehensive ranking. For the UAV inspection application, a comprehensive evaluation model was formulated, integrating critical factors including path length, energy consumption, and threat cost. Simulations conducted within a realistic 3D construction site model populated with multiple hoisting machinery confirm that the paths planned by IDBO not only effectively avoid obstacles but also yield significant improvements in the objective function value. Specifically, in three scenarios of varying complexity, the performance improved by 11.47%, 7.23%, and 9.17%, respectively, when compared to the baseline method. Consequently, the proposed IDBO algorithm provides an effective and robust solution for autonomous UAV path

收稿日期: 2025-07-05 Received Date: 2025-07-05

* 基金项目: 中国博士后科学基金(2025T180363)、江苏省自然科学基金(BK20221342)、国家自然科学基金(52105064)项目资助

planning in complex construction environments characterized by multiple obstacles, numerous inspection targets, and multi-dimensional costs, demonstrating considerable application potential.

Keywords: hoisting machinery; path planning; dung beetle optimization algorithm; unmanned aerial vehicles; patrol inspection

0 引言

随着我国城镇化进程加速,超高层建筑与大型基建项目涌现,现代建筑工地的规模与结构复杂度呈现指数级增长。2024年全国塔式起重机保有量已突破33万台,其安全运行直接关乎施工人员生命及工程进度^[1-2]。当前普遍采用的人工巡检模式不仅成本高、效率低,且在高层作业面、密集钢结构等特殊工况下易出现检测盲区,难以保障关键部件隐患的及时识别^[3]。

无人机技术的创新应用为建筑起重机械智能化巡检提供了新的解决方案^[4-5]。相较于传统方式,工业级无人机可通过垂直起降能力零接触抵达百米级高空作业面,配合实时动态载波相位差分技术(real-time kinematic, RTK)厘米级定位与4K/红外多光谱传感器,实现对起重机械关键节点的毫米级精度检测。

然而,复杂工地环境中高效巡检路径的自主生成仍是核心瓶颈,规划不当将直接影响作业效率与安全性^[6-7]。该问题本质是多约束非线性优化问题。在路径可行性方面,工地环境存在大量的障碍物,需要规避建筑物、塔式起重机臂架、材料堆等密集静态障碍物,路径需满足运动学约束且100%避障。其次,在能耗优化方面,需基于无人机动力学特性构建能耗模型,延长单次作业覆盖范围。最后,在安全性能方面,需考虑机体尺寸与定位误差,维持巡检的安全距离。

当前主流算法可分为传统确定性算法和元启发式算法两类。传统确定性算法,如A*算法^[8]在高维空间中计算复杂度呈指数增长,人工势场法^[9]易陷入局部极小点。基于自然现象的元启发式算法,如遗传算法(genetic algorithm, GA)^[10]、粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)^[11]、蚁群优化算法(ant colony optimization, ACO)^[12]、灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)^[13]等,其中PSO、GWO等算法在高约束非结构化环境中存在早熟收敛问题,ACO更因信息素更新机制缺陷导致路径震荡率高达40%。这些局限性严重制约了无人机在真实场景的巡检可靠性。

蜣螂优化算法(dung beetle optimizer, dBO)由Zhang等^[14]于2023年提出,适用于解决复杂的优化问题,其独特的滚球、繁殖、觅食行为模型赋予了较强的全局搜索能力^[15]。该算法的灵感来源于蜣螂在自然界中的各种行为,具有收敛速度快、全局搜索能力强等优点。然而,原始DBO在解决路径规划问题时依旧存在一些固有缺陷,

如初始化随机性导致种群多样性不足、迭代后期开发能力弱、精英解易陷入次优区域^[16]。因此,许多研究者对原始DBO进行了改进。Lin等^[17]提出使用帐篷混沌映射,整合鱼鹰优化算法和自适应T扰动分布策略,以改进算法并运用于路径规划问题。Yu等^[18]通过改进搜索指导策略和边界控制策略提升了算法的寻优能力,并在多个测试函数集和无人机路径规划问题中验证了改进的有效性。Yang等^[19]提出一种由地标算子指导的改进算法,并将其应用于灾区无人机搜救路径规划问题。Liu等^[20]将伯努利映射和Levy飞行策略融入算法中,用于解决果园环境下割草机全覆盖路径规划问题。蒋兴和等^[21]针对机器人路径规划问题,构建正弦定向模型和突变增值模型以增强种群多样性,引入对立学习防止次优收敛,并验证了其可行性。

针对原始蜣螂算法在路径规划中的规划时间长、路径冗余、易陷入局部最优解而导致规划失效的问题,本文提出一种改进蜣螂优化算法(improved dung beetle optimization, IDBO),旨在提升无人机在复杂工地中巡检起重机械中的路径规划效能与解决方案质量。核心工作如下:1)提出了三重协同优化机制, IDBO融合空间均匀化初始化、衰减式扰动因子自适应调节、柯西-高斯混合变异早熟抑制机制,在基准测试集上验证了算法的收敛效率与稳定性;2)构建了三维工地仿真环境,按障碍物密度梯度划分3个典型工况,通过路径长度、能耗、威胁成本加权和定量评估不同巡检路径的总长度和巡检时间;3)将IDBO嵌入无人机起重机械巡检路径规划系统,在真实施工项目中进行了实地测试,验证了算法在实际工地环境下的路径规划能力与工程适用性。

1 改进蜣螂优化算法

1.1 传统蜣螂优化算法

蜣螂优化算法通过模拟蜣螂的滚球、跳舞、产卵、觅食及偷窃行为实现全局探索与局部开发的动态平衡,以实现复杂优化问题的高效求解。通过滚球蜣螂、繁殖蜣螂、小蜣螂和偷窃蜣螂4种蜣螂实现5种行为。

1.2 基于佳点集的种群初始化

原始DBO采用完全随机的初始化策略,导致算法全局搜索能力的降低。同时初始解之间缺乏系统性差异,种群多样性不足。

为此,采用基于佳点集的种群初始化策略,通过构造低偏差序列在空间内计算出均匀分布的点集^[22]。设 G^*

表示 s 维欧氏空间中的单位立方体,当 $r \in G^s$ 时,佳点集 $P_n(k)$ 的定义如式(1)所示。

$$P_n(k) = \{ (\{r_1^{(n)} \cdot k\}, \{r_2^{(n)} \cdot k\}, \dots, \{r_s^{(n)} \cdot k\}), 1 \leq k \leq n \} \quad (1)$$

式中: n 为点数; r 为佳点。该点集的偏差 $\varphi(n)$ 需满足式(2)所示的约束。

$$\varphi(n) = C(r, \varepsilon) n^{-1+\varepsilon} \quad (2)$$

式中: $C(r, \varepsilon)$ 为仅与 r 和 ε (ε 为任意正数) 相关的常数。具体构造规则如式(3)所示。

$$r_k = \left\{ 2 \cos\left(\frac{2\pi k}{p}\right), 1 \leq k \leq s \right\} \quad (3)$$

式中: p 为满足 $p \geq 2s+3$ 的最小素数。最后将佳点集映射到实际搜索空间,实现种群的初始化。种群位置如式(4)所示。

$$x_{i,j} = (ub_j - lb_j) \{r_j^{(i)} \cdot k\} + lb_j \quad (4)$$

式中: $x_{i,j}$ 为第 j 个维度下种群中第 i 个个体的位置; lb_j 和 ub_j 分别表示相应维度下搜索边界的下界和上界。

图 1 为佳点集初始化与随机初始化在二维和三维空间中的种群分布情况,佳点集初始化在空间均匀性上显著优于随机初始化。

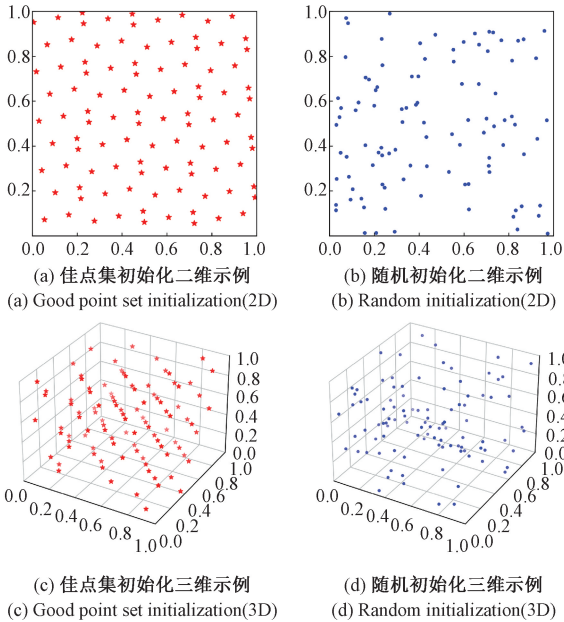


图 1 不同种群初始化策略的分布

Fig. 1 Distribution of different population initialization strategies

1.3 基于指数衰减动态调整扰动因子 s

传统苍蝇优化算法中,偷窃苍蝇会在全局最优位置附近偷窃粪球,以此来更新粪球的位置。其更新式为:

$$x_i(t+1) = x^b + s \cdot g \cdot (|x_i(t) - X^*| + |x_i(t) - x^b|) \quad (5)$$

式中: s 为扰动因子,反映偷窃苍蝇随机扰动的强度; g 是

大小为 $1 \times D$ 且服从正态分布的随机向量。

扰动因子 s 作为反映偷窃苍蝇随机扰动强度的参数,在原始 DBO 中是值为 0.5 的常量。静态参数设计无法适应优化过程中不同阶段的需求,提出利用指数衰减公式动态调整扰动因子 s ,如式(6)所示。

$$s(t) = \frac{2}{5} \left(1 + \exp\left(-\frac{2t}{T_{\max}}\right) \right) \quad (6)$$

式中: $s(t)$ 为第 t 次迭代时扰动因子的大小; T_{\max} 为最大迭代次数。

图 2 为不同策略下扰动因子 s 的变化,相较于静态参数,动态策略下的扰动因子可以在初期以高扰动增强搜索能力,在后期以低扰动提高收敛精度。

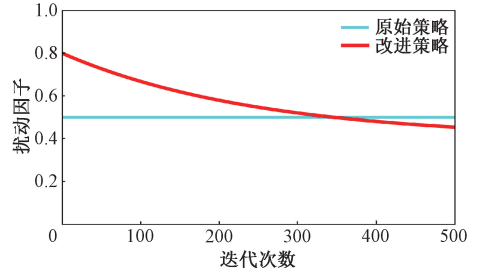


图 2 不同策略下扰动因子的变化

Fig. 2 Variation of perturbation factor under different strategies

1.4 柯西高斯变异

针对传统优化算法在遇到多峰问题时容易陷入局部最优解的情况,引入基于柯西高斯混合分布的动态变异机制。通过柯西变异的长尾特性增强全局探索能力,同时保留高斯变异的局部开发优势。变异后的新解如式(7)所示。

$$\begin{cases} x_{i,\text{new}}(t) = x_i(t) \cdot [1 + \beta_1 \cdot \text{Cauchy}(0,1) + \beta_2 \cdot \text{Gauss}(0,1)] \\ \beta_1 = 1 - \frac{t^2}{T_{\max}^2}, \beta_2 = \frac{t^2}{T_{\max}^2} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $x_i(t)$ 表示第 t 代种群中第 i 个个体的当前解; $x_{i,\text{new}}(t)$ 为变异后的新解,变异过程通过动态混合柯西和高斯分布来平衡探索与开发能力;权重系数 β_1 和 β_2 构成随时间演变的调节机制; t 为当前迭代次数。

2 无人机路径规划目标函数

提出一种综合路径长度、能源损耗和威胁成本 3 个方面的目标函数,作为无人机飞行成本的数学模型。

2.1 路径长度

在三维环境中,通过计算相邻航点之间的欧氏距离作为路径长度的成本。用 n 表示算法生成的全部航点数目,则第 i 个航点的坐标可表示为 (x_i, y_i, z_i) ,路径长度的

成本函数 f_1 可表示为:

$$f_1 = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2} \quad (8)$$

2.2 能源损耗

为了提升无人机单次充电的巡检覆盖范围,需充分考虑无人机的能耗问题。无人机在转向时往往会产生更多的能源损耗,因此飞行过程中较小的偏航角能够有效提升无人机的续航。用 \vec{V}_i 表示第 $i-1$ 个航点到第 i 个航点的向量,则能源损耗的成本函数 f_2 可表示为:

$$\begin{cases} f_2 = \sum_{i=3}^n \frac{1}{\pi} \arccos \left(\frac{\vec{V}_i \cdot \vec{V}_{i-1}}{\|\vec{V}_i\| \cdot \|\vec{V}_{i-1}\|} \right) \\ \vec{V}_i = (x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1}, z_i - z_{i-1}) \end{cases} \quad (9)$$

2.3 威胁成本

d_i 表示无人机在第 i 个航点处到障碍物表面的最小距离, $T(d_i)$ 表示无人机在第 i 个航点处的威胁成本。根据无人机的臂展 D 设置安全距离区间,当 $d_i \geq 3D$ 时,视为无威胁;当 $D < d_i < 3D$ 时,视为有碰撞风险,威胁成本 $T(d_i)$ 随 d_i 的减小而增大;当 $d_i \leq D$ 时,视为发生碰撞,此时威胁成本为正无穷大。威胁成本函数 f_3 可表示:

$$\begin{cases} f_3 = \sum_{i=1}^n T(d_i) \\ T(d_i) = \begin{cases} +\infty, & d_i \leq D \\ \frac{D}{d_i - D}, & D < d_i < 3D \\ 0, & d_i \geq 3D \end{cases} \end{cases} \quad (10)$$

2.4 目标函数

在无人机路径规划问题中,算法的目标函数通过加权求和整合路径长度、能源损耗和威胁成本。将这3者分别赋予权重系数 λ_1 、 λ_2 和 λ_3 ,因此最终的目标函数 J 可表示为:

$$\begin{cases} J = \lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2 + \lambda_3 f_3 \\ \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1 \\ \lambda_i \in (0, 1), \quad i = 1, 2, 3 \end{cases} \quad (11)$$

由于工地场景复杂多样,在以路径长度为核心成本的前提下,更多地考虑无人机的安全性能。路径长度的权重 $\lambda_1 = 0.5$,能源损耗的权重 $\lambda_2 = 0.2$,最后威胁成本的权重 $\lambda_3 = 0.3$ 。

2.5 算法流程

IDBO 算法求解三维路径规划问题的流程如下:

步骤1) 设置地图搜索边界、起点坐标和终点坐标,最大迭代次数 T_{\max} 、种群大小和其他算法参数;

步骤2) 基于佳点集(式(1)~(4))进行种群初始化

操作,计算初始种群适应度值,确定最优位置和最差位置;

步骤3) 滚球蛻螂更新当前位置;

步骤4) 繁殖蛻螂在粪球周围划定产卵区域,并更新卵球位置;

步骤5) 小蛻螂划定觅食区域,并更新个体位置;

步骤6) 按式(6)更新扰动因子 s 的值,偷窃蛻螂根据式(7)更新粪球位置;

步骤7) 按式(11)计算当前路径的适应度值,如果优于当前最优适应度值,则保留该路径为最优路径;

步骤8) 比较近10次迭代的种群最优适应度值,若保持不变,则判定算法进入停滞,执行步骤9),否则执行步骤10);

步骤9) 根据式(7)对种群进行柯西高斯变异操作,得到变异后新的种群位置;

步骤10) 判断当前迭代次数是否达到最大迭代次数,若未达到,返回步骤3),否则执行步骤11);

步骤11) 算法结束,输出最优适应度值和最佳路径规划结果。

3 测试函数实验结果与分析

3.1 测试函数

为检验 IDBO 的性能,选用 CEC2022 基准测试集进行验证。测试集的相关信息如表1所示,所有函数均以最小化问题为目标。

表1 CEC2022 基准测试集的具体信息

Table 1 Detailed information of the CEC2022 benchmark test set

| 类型 | 序号 | 维度 | 最优值 |
|----|-----|---------|-------|
| 单峰 | F1 | 2/10/20 | 300 |
| | F2 | 2/10/20 | 400 |
| | F3 | 2/10/20 | 600 |
| | F4 | 2/10/20 | 800 |
| | F5 | 2/10/20 | 900 |
| 混合 | F6 | 2/10/20 | 1 800 |
| | F7 | 2/10/20 | 2 000 |
| | F8 | 2/10/20 | 2 200 |
| | F9 | 2/10/20 | 2 300 |
| 组合 | F10 | 2/10/20 | 2 400 |
| | F11 | 2/10/20 | 2 600 |
| | F12 | 2/10/20 | 2 700 |

3.2 实验环境与参数设置

为更好的对比算法的性能,除 IDBO 和 DBO 外,还加入了其他几种常见的智能优化算法,分别是 PSO、GWO、鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)^[23]、哈里斯鹰算法(harris hawks optimization, HHO)^[24]、遗传算

法 (GA) 和麻雀优化算法 (sparrow search algorithm, SSA)^[25]。种群数为 100, 最大迭代次数为 500, 算法参数设置如表 2 所示。

表 2 8 种算法的参数设置

Table 2 Parameter settings for the eight algorithms

| 算法 | 参数设置 |
|------|---|
| IDBO | $K=0.1, b=0.3$ |
| DBO | $K=0.1, b=0.3, S=0.5$ |
| PSO | $c_1=c_2=2, \omega_{\max}=0.9, \omega_{\min}=0.2$ |
| GWO | $a_{\max}=2, a_{\min}=0$ |
| WOA | $a_{\max}=2, a_{\min}=0, b=1$ |
| HHO | $E_0 \in [-1, 1]$ |
| GA | $p_c=0.8, p_m=0.1$ |
| SSA | $PD=0.2, SD=0.2, ST=0.6$ |

表 3 8 种算法在 CEC2022 基准测试集上的实验结果

Table 3 Experimental results of the eight algorithms on the CEC2022 benchmark test set

| 函数 | 评估指标 | IDBO | DBO | PSO | GWO | WOA | HHO | GA | SSA |
|-------|------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| F1 | 平均值 | 1.58×10^4 | 4.21×10^4 | 2.85×10^6 | 2.13×10^4 | 2.94×10^6 | 1.07×10^5 | 8.82×10^6 | 1.76×10^5 |
| | 标准差 | 2.73×10^3 | 1.59×10^4 | 3.98×10^5 | 4.72×10^3 | 2.76×10^6 | 5.28×10^4 | 1.86×10^6 | 6.59×10^4 |
| | 排名 | 1 | 3 | 6 | 2 | 7 | 4 | 8 | 5 |
| F2 | 平均值 | 4.59×10^2 | 5.77×10^2 | 6.12×10^2 | 6.37×10^2 | 5.46×10^2 | 2.67×10^3 | 3.23×10^4 | 4.22×10^2 |
| | 标准差 | 2.51×10^1 | 1.82×10^2 | 4.11×10^2 | 1.28×10^2 | 5.73×10^1 | 7.39×10^2 | 6.80×10^4 | 1.76×10^1 |
| | 排名 | 2 | 4 | 5 | 6 | 3 | 7 | 8 | 1 |
| F3 | 平均值 | 6.05×10^2 | 6.41×10^2 | 6.02×10^2 | 6.50×10^2 | 6.84×10^2 | 6.78×10^2 | 7.78×10^2 | 6.49×10^2 |
| | 标准差 | 8.25×10^0 | 1.13×10^1 | 4.06×10^0 | 6.45×10^0 | 3.52×10^1 | 1.11×10^1 | 4.69×10^1 | 1.22×10^1 |
| | 排名 | 2 | 3 | 1 | 5 | 7 | 6 | 8 | 4 |
| F4 | 平均值 | 8.84×10^2 | 8.88×10^2 | 8.72×10^2 | 8.69×10^2 | 9.26×10^2 | 9.37×10^2 | 1.26×10^3 | 8.88×10^2 |
| | 标准差 | 4.87×10^0 | 9.52×10^0 | 3.25×10^1 | 3.52×10^1 | 2.30×10^1 | 2.07×10^1 | 1.00×10^2 | 4.82×10^0 |
| | 排名 | 3 | 4 | 2 | 1 | 6 | 7 | 8 | 5 |
| F5 | 平均值 | 2.24×10^3 | 2.80×10^3 | 2.52×10^3 | 1.11×10^3 | 3.89×10^3 | 3.00×10^3 | 9.44×10^4 | 2.42×10^3 |
| | 标准差 | 3.89×10^2 | 5.13×10^2 | 1.61×10^3 | 1.94×10^2 | 1.09×10^3 | 4.02×10^2 | 4.70×10^4 | 4.46×10^1 |
| | 排名 | 2 | 5 | 4 | 1 | 7 | 6 | 8 | 3 |
| F6 | 平均值 | 1.10×10^4 | 7.64×10^4 | 1.93×10^6 | 1.04×10^7 | 8.51×10^6 | 1.79×10^9 | 3.10×10^7 | 2.97×10^4 |
| | 标准差 | 5.31×10^3 | 1.00×10^5 | 4.78×10^6 | 2.17×10^7 | 1.42×10^7 | 9.98×10^8 | 7.87×10^7 | 4.30×10^4 |
| | 排名 | 1 | 3 | 4 | 6 | 5 | 8 | 7 | 2 |
| F7 | 平均值 | 2.10×10^3 | 2.13×10^3 | 2.10×10^3 | 2.07×10^3 | 2.51×10^3 | 2.31×10^3 | 2.61×10^3 | 2.40×10^3 |
| | 标准差 | 1.94×10^1 | 5.94×10^1 | 4.34×10^1 | 2.23×10^1 | 3.23×10^2 | 7.77×10^1 | 2.04×10^2 | 1.58×10^2 |
| | 排名 | 2 | 4 | 3 | 1 | 7 | 5 | 8 | 6 |
| F8 | 平均值 | 2.24×10^3 | 2.23×10^3 | 2.25×10^3 | 2.25×10^3 | 2.53×10^3 | 2.46×10^3 | 6.00×10^7 | 2.25×10^3 |
| | 标准差 | 3.01×10^0 | 3.95×10^0 | 1.25×10^1 | 8.09×10^0 | 1.86×10^2 | 2.29×10^2 | 1.90×10^8 | 4.49×10^1 |
| | 排名 | 2 | 1 | 4 | 3 | 7 | 6 | 8 | 5 |
| F9 | 平均值 | 2.52×10^3 | 2.54×10^3 | 2.56×10^3 | 2.66×10^3 | 2.60×10^3 | 3.35×10^3 | 3.69×10^3 | 2.47×10^3 |
| | 标准差 | 4.62×10^1 | 1.15×10^2 | 1.21×10^2 | 7.47×10^1 | 1.02×10^2 | 4.09×10^2 | 4.32×10^2 | 6.91×10^{-2} |
| | 排名 | 2 | 3 | 4 | 6 | 5 | 7 | 8 | 1 |
| F10 | 平均值 | 3.50×10^3 | 3.78×10^3 | 5.91×10^3 | 4.28×10^3 | 6.223×10^3 | 6.01×10^3 | 6.25×10^3 | 4.02×10^3 |
| | 标准差 | 7.34×10^2 | 7.86×10^2 | 8.90×10^2 | 9.98×10^2 | 1.01×10^3 | 4.91×10^2 | 6.77×10^2 | 1.22×10^3 |
| | 排名 | 1 | 2 | 5 | 4 | 7 | 6 | 8 | 3 |
| F11 | 平均值 | 4.13×10^3 | 2.93×10^3 | 2.91×10^3 | 3.47×10^3 | 3.21×10^3 | 8.58×10^3 | 2.16×10^4 | 2.96×10^3 |
| | 标准差 | 5.66×10^1 | 5.71×10^1 | 5.96×10^0 | 2.18×10^2 | 1.52×10^2 | 9.46×10^2 | 9.39×10^3 | 5.18×10^1 |
| | 排名 | 6 | 2 | 1 | 5 | 4 | 7 | 8 | 3 |
| F12 | 平均值 | 2.90×10^3 | 2.90×10^3 | 2.90×10^3 | 2.90×10^3 | 2.90×10^3 | 2.90×10^3 | 2.90×10^3 | 2.90×10^3 |
| | 标准差 | 6.36×10^{-5} | 7.94×10^{-5} | 1.37×10^{-4} | 1.90×10^{-4} | 1.02×10^{-4} | 4.32×10^{-5} | 4.42×10^{-5} | 2.34×10^{-4} |
| | 排名 | 1 | 4 | 5 | 2 | 6 | 7 | 8 | 3 |
| 排名平均值 | | 2.08 | 3.17 | 3.67 | 3.5 | 5.92 | 6.33 | 7.92 | 3.42 |
| 总排名 | | 1 | 2 | 5 | 4 | 6 | 7 | 8 | 3 |

所有测试函数均选设定为 20 维, 搜索范围均设定为 $[-1\ 000, 1\ 000]$, 每个算法在各个测试函数上独立运行 30 次, 计算其平均值和标准差作为评估指标。

3.3 算法性能对比分析

表 3 为 8 种算法在 CEC2022 基准测试集上的实验结果。为了更好地比较算法在不同测试函数上的表现, 在表 3 中根据平均值高低列出排名, 接着根据每个算法 12 个排名计算出排名平均值, 并以此列出总排名。收敛曲线如图 3 所示。IDBO 在不同类型的函数上均取得了靠前的排名, 尽管在函数 F11 上表现较差, 但 IDBO 的优化结果与第 1 名保持在同一数量级。IDBO 在 12 个测试函数上的总排名为第 1。

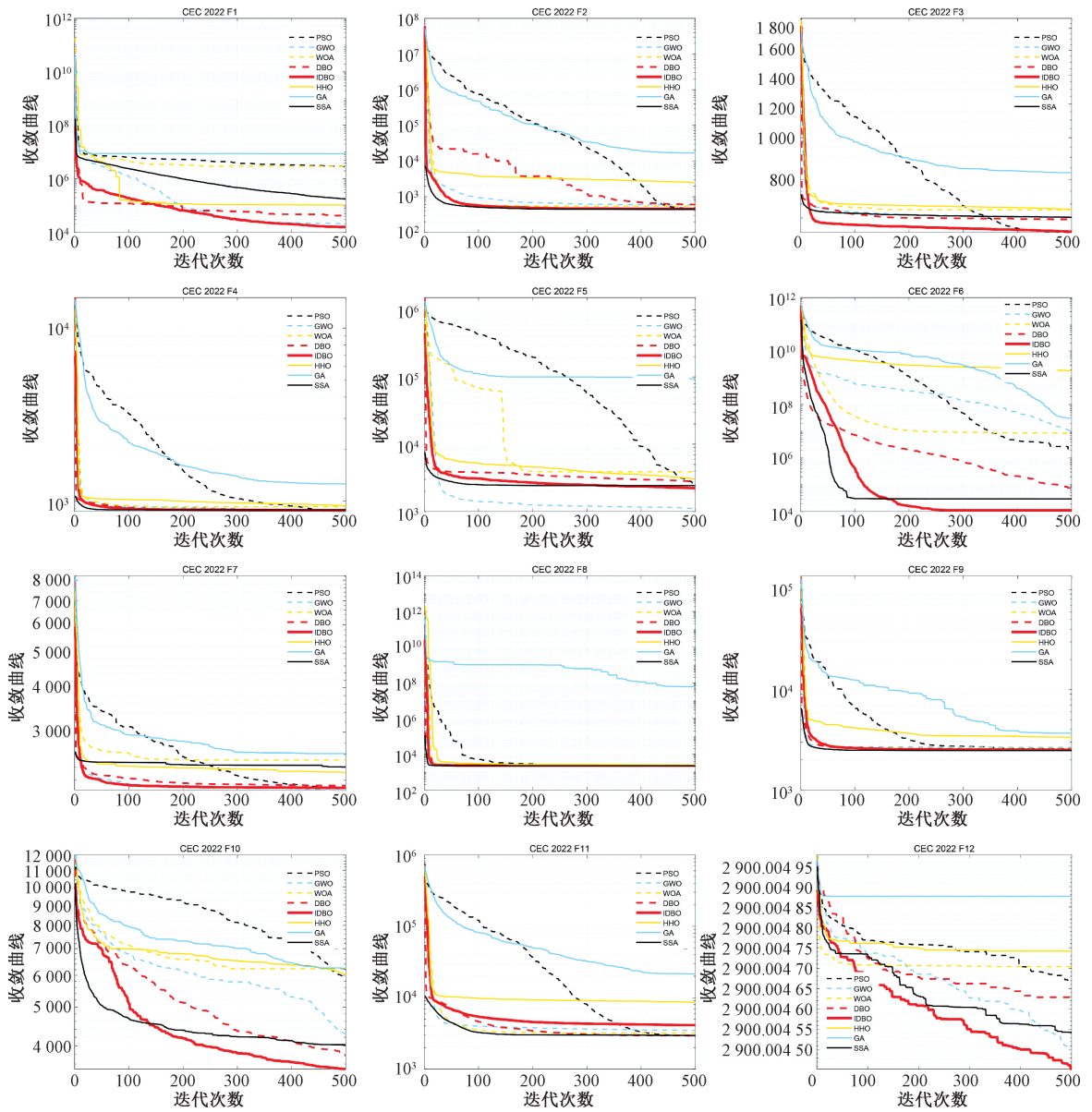


图 3 8 种算法在 CEC2022 基准测试集上的收敛图

Fig. 3 Convergence plots of the eight algorithms on the CEC2022 benchmark test set

4 路径规划实验结果与分析

为了验证改进后的 IDBO 和原始 DBO 在无人机巡检路径规划问题中的性能差异,设置避障仿真实验和工地环境仿真实验。通过建立三维地图并设置目标点让算法生成路径,构建一张 $500 \times 500 \times 200$ 的三维地图,在地图中放置若干高度不等的柱状体来模拟工地上可能遇到的一系列障碍物以及禁飞区。用 IDBO 和 DBO 在不同仿真地图上各运行 10 次,目标函数的最优值和平均值的统计结果如表 4 所示,并根据最佳路径在三维仿真地图上绘制路径。

表 4 不同仿真场景的实验结果

Table 4 Experimental results in different simulation scenarios

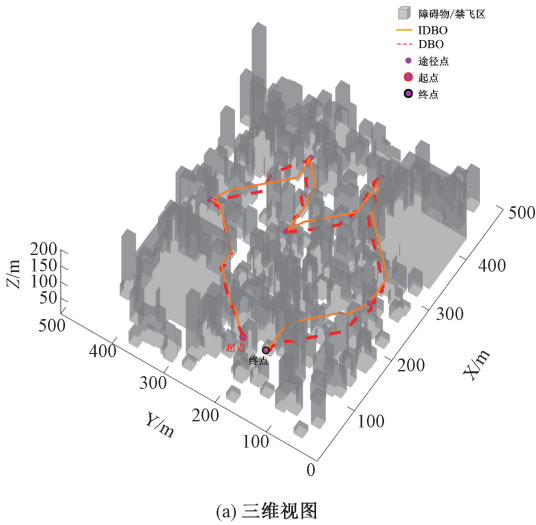
| 场景 | 算法 | 目标函数最优值 | 目标函数平均值 |
|------|------|-----------|-----------|
| 避障仿真 | IDBO | 1 171. 89 | 1 211. 32 |
| | DBO | 1 312. 01 | 1 368. 27 |
| 工况 1 | IDBO | 1 003. 42 | 1 015. 60 |
| | DBO | 1 076. 38 | 1 094. 75 |
| 工况 2 | IDBO | 1 405. 44 | 1 432. 17 |
| | DBO | 1 542. 91 | 1 576. 83 |

4.1 避障仿真实验

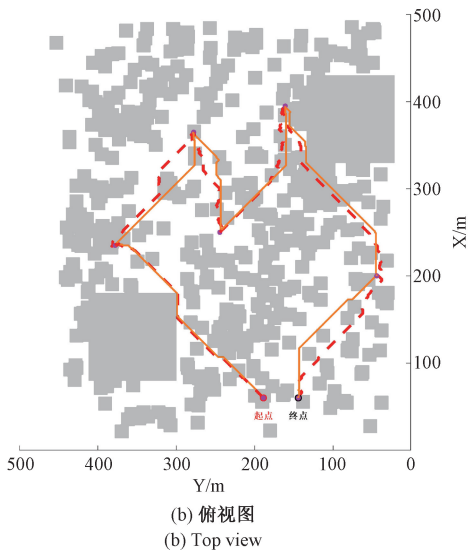
仿真场景中生成 500 个正四棱柱用于模拟障碍物,

每个柱体底面边长均为 15，高度设置在 [10, 200] 范围内。设置了两个大小为 100×100×150 的禁飞区。

实验结果如图 4 所示，其中图 4(a) 为三维视图，图 4(b) 为俯视图。障碍物用灰色半透明表示，橙色实线是 IDBO 规划的路径，而红色虚线是 DBO 规划的路径。IDBO 的路径在规避障碍物时表现出更平滑的空间适应性，而 DBO 的路径存在较多转折。相较于 DBO，IDBO 路径规划在目标函数的平均值上减少了 11.47%，验证了 IDBO 在复杂三维环境中的优化能力。



(a) 三维视图
(a) Three-dimensional views



(b) 俯视图
(b) Top view

图 4 避障仿真实验路径规划效果
Fig. 4 Obstacle avoidance simulation experiment path planning effect

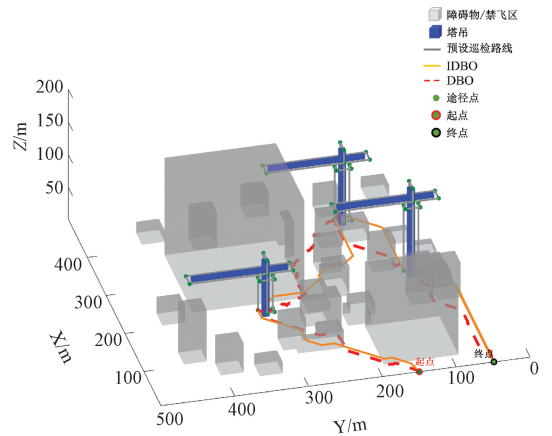
4.2 工地环境仿真实验

仿真场景中加入塔式起重机作为巡检目标，无人机在起飞后，到达预设点进行针对塔式起重机的巡检绕飞工作，完成对当前塔式起重机的巡检后飞向下一个塔

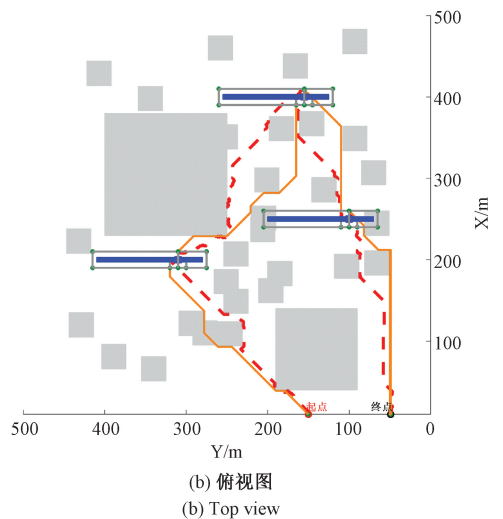
式起重机。

为了体现不同工况下的路径规划效果，根据塔式起重机和障碍物数量的不同，构建了 2 种不同的工况场景。工况 1 包含 30 个障碍物、2 个禁飞区和 3 个塔式起重机；工况 2 包含 200 个障碍物、1 个禁飞区和 7 个塔式起重机。

工况 1 的实验结果如图 5 所示，其中图 5(a) 为三维视图，图 5(b) 为俯视图。图中灰色实线即为预设的巡检路径，无人机抵达塔式起重机后会自动进入巡检路径。从表 4 的结果中可以看出，IDBO 在工况 1 中比 DBO 在目标函数的平均值上降低了 7.23%。



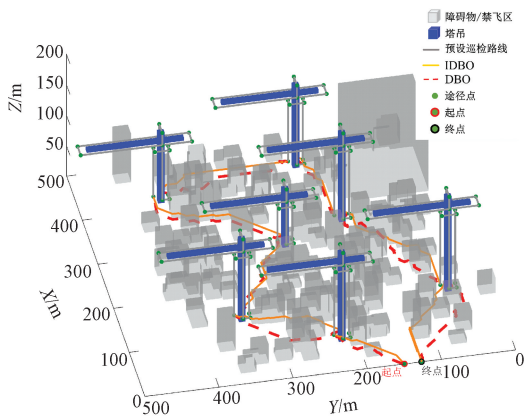
(a) 三维视图
(a) Three-dimensional views



(b) 俯视图
(b) Top view

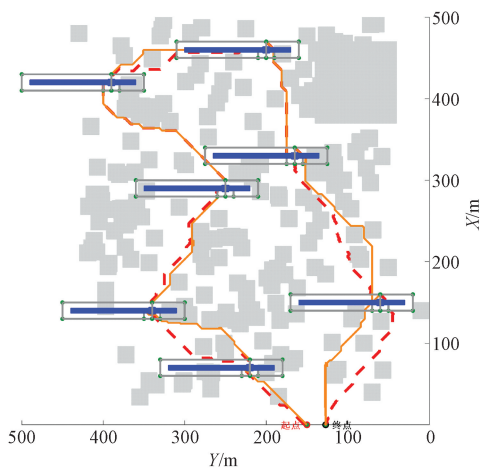
图 5 工况 1 路径规划效果
Fig. 5 Path planning effect for Case 1

工况 2 的实验结果如图 6 所示，其中图 6(a) 为三维视图，图 6(b) 为俯视图。在障碍物更多的环境中，DBO 表现出更多的路径冗余，并且在垂直方向上的起伏波动明显要大于 IDBO。从表 4 的结果中也可以看出，在工况 2 中 IDBO 比 DBO 在目标函数的平均值上降低了 9.17%。



(a) 三维视图

(a) Three-dimensional views



(b) 俯视图

(b) Top view

图6 工况2路径规划效果

Fig. 6 Path planning effect for Case 2

结合3种不同场景的路径规划效果来看,随着障碍物的增多,环境变得愈加复杂,DBO在垂直方向的冗余会显著增多,这将导致额外的能量消耗和飞行不稳定性。相比之下IDBO在垂直方向上的轨迹波动更小,并且结合不同场景的实验结果来看,IDBO在障碍物占比越多的场景下展现出的优化幅度越大,这也证实了其在复杂场景下的高鲁棒性。

5 实际场景测试

为验证IDBO算法在真实工地环境中的可行性,将其集成至无人机巡检系统,并在苏州某建筑工地进行实际场景测试。无人机方面选用的是DJI Mavic 3E,图7为实际场景测试的细节,包括系统界面、现场环境和工地路径规划效果。

其中系统的界面涵盖了工地的信息、针对目标塔式



图7 实际场景测试

Fig. 7 Field test in real-world scenarios

起重机的巡检路径、塔式起重机的地理位置和巡检过程中拍摄的塔式起重机细节照片。在该工地执行巡检任务时,经IDBO规划的巡检路径总长度为729.4 m,完成巡检任务的预计时间为273 s。相较于传统路径规划方法,路径长度缩短9.31%,预计用时节省8.56%,可以有效节省能耗,提升工作效率。实际测试结果表明,IDBO算法不仅在理论层面具备性能优势,在实际工地环境中同样展现出卓越的高效性和鲁棒性,能够有效支撑无人机巡检任务的路径规划。

6 结论

本文针对复杂工地环境中无人机巡检起重机械路径自主规划的问题,提出了一种改进蜚螂优化算法。通过佳点集初始化策略显著提升种群空间覆盖率,结合指数衰减型扰动因子实现勘探-开发阶段的自适应切换,并采用柯西-高斯混合变异机制降低早熟收敛概率。在CEC 2022基准测试中,IDBO相较于7种主流优化算法综合排名第1,验证了算法架构的有效性。

构建了融合路径长度、能耗、威胁成本的三维路径评估模型,并基于典型工地场景参数化生成障碍密度梯度化测试环境。仿真结果表明,在3种复杂度场景中,IDBO规划的路径成本较次优算法平均降低11.47%、7.23%与9.17%;重复实验的目标函数标准差控制在低范围以内,证实了算法鲁棒性。实际工程测试显示,相较于传统规划方法,IDBO在工地环境中缩短路径长度9.31%,节省用时8.56%,可高效适配不同复杂度的起重机巡检路径规划需求。未来工作将引入时空约束预测机制进一步完善复杂工地下起重机械无人机巡检路径自主规划体系。

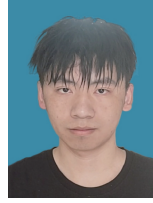
参考文献

[1] LIU Z. Exploration and research on safety management mechanism of tower cranes on construction sites [J].

- Frontiers in Economics and Management, 2025, 6(1): 190-194.
- [2] CAI B, YE Z, CHEN S, et al. Reducing safety risks in construction tower crane operations: A dynamic path planning model [J]. Applied Sciences, 2024, 14(22): 10599.
- [3] GIL-CUADRADO A, MARTÍNEZ-GUTIÉRREZ A, DÍEZ-GONZÁLEZ J, et al. Full automation of a manual inspection unit for industrial borescopy[J]. Advances in Science and Technology, 2023, 132:140-146.
- [4] WU W, NAYBOUR S, PRESCOTT R R, et al. A physics-based leading edge erosion growth prediction model utilizing Bayesian updating and drone-inspection data[J]. Renewable Energy, 2025, 252:123354.
- [5] WU H, LI H, YU J, et al. Hierarchical reinforcement learning for viewpoint planning with scalable precision in UAV inspection[J]. Drones, 2025, 9(5):352.
- [6] HATALA G W, REUTZEL E W, WANG Q. Path planning for rapid DEDAM processing subject to interpass temperature constraints[J]. Metals, 2025, 15(6):570.
- [7] ZHANG T, HU H, LIANG Y, et al. A novel path planning approach to minimize machining time in laser machining of irregular micro-holes using adaptive discrete grey wolf optimizer [J]. Computers & Industrial Engineering, 2024, 193:110320.
- [8] 李钰, 孙金林, 马莉, 等. 改进双向 A* 联合最优控制的无人农机轨迹规划 [J]. 电子测量与仪器学报, 39(4):34-41.
- LI Y, SUN J L, MA L, et al. Improved bidirectional A* with optimal control for unmanned agricultural vehicle trajectory planning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39 (4): 34-41.
- [9] WANG Y, CAO J, ZHENG X, et al. Path planning of RRT* algorithm with subregional dynamic probabilistic sampling based on artificial potential field in radiation environments[J]. Nuclear Engineering and Technology, 2025, 57(10):103706.
- [10] CHEN K, YOU B, ZHANG Y, et al. Automatic lift path planning of prefabricated building components using semantic BIM, improved A* and GA[J]. Engineering, Construction and Architectural Management, 2025, 32(6):4100-4124.
- [11] NAJM H T, AHMAD N S, ARAJI A S A. Enhanced path planning algorithm via hybrid WOA-PSO for differential wheeled mobile robots [J]. Systems Science & Control Engineering, 2024, 12(1): 2334301.
- [12] 牛晶, 申传艳, 张利鹏, 等. 基于改进 ACO-DWA 算法的轮式植保机器人避障路径研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 38(5):188-200.
- NIU J, SHEN CH Y, ZHANG L P, et al. Research on obstacle avoidance path of wheeled plant protection robot based on improved ACO-DWA algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 38(5): 188-200.
- [13] ZHU X, ZHAO J, NI H. Dynamic path planning of mobile robots based on improved GWO algorithm [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2025, 16(6): 831-840.
- [14] XUE J, SHEN B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(7):7305-7336.
- [15] ZHANG X, DUAN Y, LI X, et al. Path planning for greenhouse robots using a hybrid Dung beetle algorithm [J]. Intelligent Service Robotics, 2025, 18(3): 473-497.
- [16] ZHANG R, CHEN X, LI M. Multi-UAV cooperative task assignment based on multi-strategy improved DBO [J]. Cluster Computing, 2025, 28(3):195.
- [17] LIN X, YAN J, DU H, et al. Path planning for full coverage of farmland operations in Hilly and Mountainous areas based on the dung beetle optimization algorithm [J]. Applied Sciences, 2025, 15(16):9157.
- [18] YU M, DU J, XU X, et al. A multi-strategy enhanced Dung Beetle Optimization for real-world engineering problems and UAV path planning [J]. Alexandria Engineering Journal, 2025, 118:406-434.
- [19] YANG L, ZHANG X, LI Z, et al. A LODBO algorithm for multi-UAV search and rescue path planning in disaster areas [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2025, 38(2):103301.
- [20] LIU L, WANG X, LIU H, et al. A full-coverage path planning method for an orchard mower based on the dung beetle optimization algorithm [J]. Agriculture, 2024, 14(6):865.
- [21] 蒋兴和, 冯毅雄, 金柯兵, 等. 多层增强的蜣螂优化器用于多机器人系统在线路径规划 [J/OL]. 计算机工程与应用, 1-16 [2026-03-24].
- JIANG X H, FENG Y X, JIN K B, et al. Multi-level enhanced dung beetle optimizer for online path planning in multi-robot systems [J/OL]. Computer Engineering and Applications, 1-16 [2026-03-24]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2127.TP.20250418.1543.010>.
- [22] ZHAO P, LIU S. An improved symbiotic organisms search algorithm with good point set and memory mechanism [J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(10):11170-11197.

- [23] QI Y, YU K, LI X, et al. Mine fire emergency path planning based on hybrid strategy improved WOA algorithm[J]. PloS One, 2025, 20(5):e0323789.
- [24] 肖剑, 张凯, 高凡, 等. 基于改进 HHO 算法的螺纹钢丝头中径测量方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10):48-55.
XIAO J, ZHANG K, GAO F, et al. Pitch diameter measurement of threaded steel wire head based on improved HHO algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (10): 48-55.
- [25] 冯延鹏, 张爱华, 梁婷婷, 等. 基于改进 SSA 优化 SVM 的超窄间隙焊接质量评估[J]. 电子测量与仪器学报, 2023,37(6):195-205.
FENG Y P, ZHANG A H, LIANG T T, et al. Quality evaluation of ultra-narrow gap welding based on improved SSA optimizing SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37 (6): 195-205.

作者简介



钟艺,现为南京信息工程大学硕士研究生,主要研究方向为无人机路径规划。

E-mail: 202412491476@nuist.edu.cn

Zhong Yi is currently a M. Sc. candidate at Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interest includes drone path planning.



冯浩(通信作者),2020年于南京工业大学获得博士学位,现为南京信息工程大学副教授、硕士生导师、系主任,主要研究方向为人工智能技术。

E-mail: fenghao@nuist.edu.cn

Feng Hao (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Nanjing Tech University in 2020. He is currently an associate professor, M. Sc. supervisor, and department head of Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interest includes artificial intelligence technology.