

◆ 交通场景 ◆

面向巡检任务的无人机三维航迹自适应规划算法^{*}赵召娜¹, 李丽燕¹, 张云霞¹, 范莹¹, 冯笑^{1,2,*}

(1. 国网电力空间技术有限公司, 北京 102200; 2. 北京邮电大学网络空间安全学院, 北京 100876)

摘要:传统方法求解复杂环境下巡检无人机航迹规划问题, 容易出现收敛于局部最优航迹、全局搜索精度差等不足。为此, 本研究提出一种非线性威布尔飞行爬行动物搜索算法(Non-linear Weibull Flight Reptile Search Algorithm, NWFRSA), 用于巡检无人机航迹自适应规划。通过引入改进无限折叠迭代混沌映射(Iterative Chaotic Map with Infinite Collapses, ICMIC)初始化策略来提升初始航迹解的多样性和质量, 利用 S 型特征函数非线性进化因子实现全局最优航迹的探采均衡, 并设计威布尔飞行算子变异策略使算法能跳离局部最优航迹, 丰富搜索空间并提高收敛精度。同时, 本研究构建了巡检无人机的航迹规划模型, 设计了考虑航迹总长度、飞行高度、飞行转角及威胁模型的权重目标函数, 将三维空间内的航迹规划转换为约束条件下的多目标优化问题。研究表明, 在不同复杂程度障碍物与威胁区域分布的飞行环境下, 相比于粒子群优化算法(PSO)、蝴蝶优化算法(BOA)和爬行动物搜索算法(RSA), NWFRSA 均能有效减小航迹代价(4.53%—34.47%), 有助于提高巡检任务效率和安全性。

关键词:巡检无人机; 航迹规划; 爬行动物搜索算法; 混沌映射; 威布尔飞行算子

中图分类号: TP393 文献标识码: A 文章编号: 1005-9164(2024)05-1025-13

DOI: 10.13656/j.cnki.gxkx.20241127.018

电网线路分布广泛, 环境复杂恶劣, 人工巡检工作量巨大且费时费力^[1]。近年来, 随着人工智能及图像处理技术的快速发展, 智能无人机技术凭借成本低、易于操控且准确率高的优势, 被广泛应用在电力线路故障的巡检领域。而如何有效规划巡检无人机的航迹则成为影响电力巡检能力的关键问题^[2]。航迹规划本身是 NP 难(Non-Deterministic Polynomial-

time Hard)问题, 需要结合基本地形地貌特征、威胁源避障以及无人机设备的硬件能力限制等因素, 搜索一条从起点到终点的最优路径, 本质上是复杂的多约束目标优化问题^[3]。

目前, 传统的路径规划算法在解决实际的多约束优化问题时都存在不足之处。如 A* 算法^[4]容易生成较多的冗余航迹解, 时间复杂度在规模递增时增长

收稿日期: 2024-06-25

修回日期: 2024-07-23

* 国家自然科学基金项目(62001055)资助。

【第一作者简介】

赵召娜(1991—), 女, 工程师, 主要从事智能交通与电力巡检研究。

【**通信作者简介】

冯笑(1989—), 女, 高级工程师, 主要从事人工智能与信息安全研究, E-mail: fengxiao@bupt.edu.cn。

【引用本文】

赵召娜, 李丽燕, 张云霞, 等. 面向巡检任务的无人机三维航迹自适应规划算法[J]. 广西科学, 2024, 31(5): 1025-1037.

ZHAO Z N, LI L Y, ZHANG Y X, et al. An Adaptive Planning Algorithm for 3D Flight Track of Unmanned Aerial Vehicle in Patrol Tasks [J].

Guangxi Sciences, 2024, 31(5): 1025-1037.

过快;人工势场算法^[5]解决规则障碍物场景时虽然有一定效果,但是面临多威胁源的复杂障碍物场景时容易生成局部最优而过快收敛,且计算量很大;随机树算法^[6]的生成航迹平滑性差。由此可见,在搜索效率与最优精度的并行优化上传统算法都有一定不足。作为元启发式算法,智能优化算法在解决非线性、非凸多峰的复杂航迹规划问题上具有独特的优势。谢继武等^[7]提出自适应瞬态搜索金枪鱼优化的无人机航迹规划算法,能够实现路径规划的安全避障,但所研究的场景是城市环境,障碍物是规则模型,算法能否解决不规则障碍物环境下的路径规划还有待验证。郭志明等^[8]引入逻辑蒂斯函数对蝗虫优化算法(GOA)进行改进,有效解决了协同航迹搜索效率差的问题,但逻辑蒂斯函数的非线性改进策略较为单一,算法的综合搜索精度和收敛性能仍不佳。王康等^[9]设计基于改进沙猫群算法的三维航迹规划,通过莱维飞行机制提高了航迹的搜索精度,但算法的均衡搜索能力较差,且算法横向对比仅选择了粒子群优化算法(PSO),性能优势有待考证。余胜东等^[10]提出一种基于萤火虫算法的无人机航迹规划算法,重点引入立方混沌映射提升算法的局部最优航迹的搜索能力,但算法结构相对复杂,搜索最优解的速度没有明显优势。除此之外,PSO^[11]、蝴蝶优化算法(BOA)^[12]、量子头脑风暴算法^[13]、麻雀搜索算法^[14]及蜉蝣算法^[15]等也在三维航迹规划问题上得到了应用。

基于 No-Free-Lunch 定理,在有限的计算资源和时间约束下,并没有一种智能算法能够普适于所有复杂优化问题的求解。解决实际的航迹规划问题还需优化算法性能,改进算法固有缺陷,从而提升算法的求解能力。尽管上述启发式优化算法均能有效搜索可行的规划航迹,但是算法依然存在结构相对复杂、平衡搜索能力不足、收敛速度慢等问题。爬行动物搜索算法(Reptile Search Algorithm, RSA)^[16]是 2022 年 Abualigah 等学者受鳄鱼群狩猎行为启发而设计的一种群体智能优化算法。相比多个同类算法, RSA 综合性能更优、模型结构更简单、依赖参数更少,寻优过程具有随机性和较强的稳定性,在线阵波束形成^[17]、神经网络训练^[18]、医学图像分割^[19]及 PID 控制设计^[20]等领域得到了应用与验证。然而,若直接利用标准 RSA 解决无人机三维航迹规划这类复杂多维的约束目标优化问题,也会存在求解精度低、易提前收敛等不足。为此,本研究将提出一种非线性威布

尔飞行爬行动物搜索算法(Non-linear Weibull Flight Reptile Search Algorithm, NWFRSA),用于巡检无人机航迹自适应规划,通过改进无限折叠迭代混沌映射(Iterative Chaotic Map with Infinite Collapses, ICMIC)初始化策略来提升初始航迹解的多样性和质量,利用 S 型特征函数非线性进化因子实现全局最优航迹的探采均衡,并设计威布尔飞行算子变异策略使算法脱离局部最优航迹,丰富搜索空间并提高收敛精度。最后,本研究将通过不同复杂度的三维障碍物场景地图验证算法搜索最优航迹的性能。

1 巡检环境建模

电力巡检环境一般较复杂,需要考虑基本地形地貌、山体障碍物及威胁区域等多重因素。本研究使用数学复合函数建立巡检无人机的三维航迹规划地貌、障碍物和威胁区域模型。基础地形地貌的数学模型^[21]为

$$z(x, y) = \sin(y + a) + b \sin x + c \cos(d \sqrt{x^2 + y^2}) + e \cos y + f \sin(g \sqrt{x^2 + y^2}) + k \cos y, \quad (1)$$

其中, (x, y) 为基础地形地貌中任意点在二维平面上的投影坐标值, $z(x, y)$ 对应点的高程值, a, b, c, d, e, f, g, k 为特征系数,控制数字地形的地貌起伏特征。

在式(1)的基础地形地貌上,进一步添加山体或丘陵等障碍物区域,模拟巡检任务的复杂山地环境。利用式(2)的复合函数模拟山体障碍物模型^[21]:

$$H(x, y) = \sum_{i=1}^n H_i \exp\left[-\left(\frac{x - x_{oi}}{a_i}\right)^2 - \left(\frac{y - y_{oi}}{b_i}\right)^2\right] + H_0, \quad (2)$$

其中, $H(x, y)$ 为对应山峰二维坐标 (x, y) 的高程值, n 为山峰数, H_i 为控制山峰 i 高度的地形系数, (x_{oi}, y_{oi}) 为山峰 i 的中心坐标, a_i, b_i 分别为山峰 i 在 x, y 轴上的坡度值, H_0 为基础地形地貌的基准高度。

除基础地形地貌和山峰障碍物外,无人机巡检时还可能遭遇禁飞区域、恶劣天气或电磁干扰等威胁因素。为了确保无人机巡检任务的执行,选取以下模型描述飞行遭遇的威胁区域:

$$T(x, y, z) = \sum_{i=1}^m (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 = R^2, \quad (3)$$

其中, $T(x, y, z)$ 为圆柱形威胁区域, m 为威胁区域数量, (x_i, y_i) 为威胁区域 i 的中心坐标, z_i 为威胁区域高度, $z \in (0, z_i)$, R 为区域威胁半径。

2 巡检目标函数

① 航迹长度代价

巡检任务应尽可能缩短无人机飞行的航迹总长度, 以此降低飞行成本。航迹长度代价定义为起点到终点的总长, 以航迹点的间距长度计算, 将其以欧氏距离 C_{length} 定义,

$$C_{\text{length}} = \begin{cases} \sum_{i=1}^n \| (x_{i+1}, y_{i+1}, z_{i+1}) - (x_i, y_i, z_i) \|_2, & \text{有效路径} \\ \infty, & \text{碰撞路径} \end{cases} \quad (4)$$

其中, n 为航迹点数量, (x_i, y_i, z_i) 、 $(x_{i+1}, y_{i+1}, z_{i+1})$ 分别对应第 i 、 $i+1$ 个航迹点 P_i 、 P_{i+1} 的三维坐标。有效路径指规划航迹未与山体障碍物或威胁区域发生碰撞的可行路径; 若是碰撞路径, 则长度代价记为无限大。

由于巡检无人机是能量受限设备, 因此执行巡检任务时需要受到最大航程约束, 即满足以下约束条件:

$$C_{\text{length}} \leq L_{\text{max}}, \quad (5)$$

其中, L_{max} 为单程最大航迹长度约束。

② 飞行高度代价

无人机的飞行高度影响无人机与基础地貌或山体的碰撞概率。高度越高, 碰撞概率相对低, 但飞行成本会增加。所以在高度限制区域内, 降低飞行高度的同时, 应该尽可能避免无人机与山体或威胁区域发生碰撞。将飞行高度代价 C_{height} 定义为

$$C_{\text{height}} = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n-1} (z_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n-1} z_i)^2}, & H_{\min} \leq z_i \leq H_{\max} \\ \infty, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

其中, z_i 为航迹点 i 对应的高度值, $[H_{\min}, H_{\max}]$ 为无人机的飞行高度限制区间。可见, 超过高度约束的飞行高度代价记为无限大。

③ 飞行转角代价

无人机的飞行转角影响无人机飞行的稳定性, 转角越大, 越易发生飞行故障。巡检任务中, 应确保在飞行转角不大于预设最大转角的前提下, 尽可能减小

航迹方向的偏移。将无人机的转角代价 C_{angle} 定义为

$$C_{\text{angle}} = \begin{cases} \sum_{i=1}^n (\cos \theta - \frac{a_i^T a_{i+1}}{|a_{i+1}| |a_{i+1}|}), & 0 \leq \theta \leq \theta_{\max} \\ \infty, & \theta > \theta_{\max} \end{cases} \quad (7)$$

其中, θ 为当前飞行转角, $\theta_{\max}$ 为预设最大转角, a_i 为航迹段 i 的矢量值。可见, 若超过最大转角约束, 飞行转角代价记为无限大。

④ 威胁代价

令圆柱形威胁区域 k 的数量为 m ; 其投影中心坐标为 C_k ; $k=1, 2, \dots, m$; 威胁半径为 R_k 。令无人机从导航点 P_i 飞行至 P_{i+1} 时, 威胁中心 C_k 与 $|P_i, P_{i+1}|$ 间的直线距离为 d_k , 如图 1 所示。可知, 此时无人机遭遇的碰撞威胁与其距离值 d_k 成反比。将无人机的威胁代价 C_{threat} 定义为

$$C_{\text{threat}} = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m T_{i,k}, \quad (8)$$

$$T_{i,k} = \begin{cases} 0, & d_k \geq R_k \\ R_k / d_k, & 0 < d_k < R_k \\ \infty, & d_k = 0 \end{cases} \quad (9)$$

其中, $T_{i,k}$ 是威胁区域 k 对导航点 i 的威胁代价。

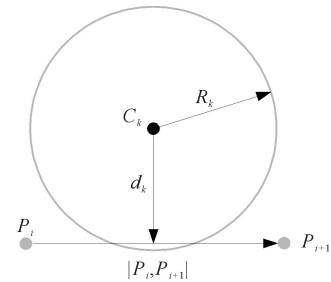


图 1 障碍物威胁区域

Fig. 1 Obstacle threat area

结合无人机巡检环境, 综合考虑航迹长度代价、飞行高度代价、飞行转角代价以及威胁代价, 将无人机三维航迹规划的目标函数定义为

$$f = w_1 C_{\text{length}} + w_2 C_{\text{height}} + w_3 C_{\text{angle}} + w_4 C_{\text{threat}}, \quad (10)$$

其中, w_1 、 w_2 、 w_3 、 w_4 分别对应航迹长度代价、飞行高度代价、飞行转角代价和威胁代价的权重, 用于设置对不同目标的偏好程度, w_1 、 w_2 、 w_3 、 w_4 均为正值, 且 $w_1 + w_2 + w_3 + w_4 = 1$ 。

3 改进 RSA 设计

3.1 RSA

RSA 具有随机群体搜索特征。鳄鱼以群体的方

式捕猎,觅食行为分为包围猎物 and 狩猎猎物,分别对应全局搜索阶段和局部开发阶段。其中,包围猎物又可分为高步行走和缓慢爬行,狩猎猎物又可分为狩猎协调和狩猎合作。

3.1.1 包围猎物

①高步行走。当迭代次数 $t \leq T_{\max}/4$ 时,鳄鱼会伸开腿部,浮出水面,类似于高步行走包围猎物。具体数学模型为

$$x_{i,j}(t+1) = x_{\text{best},j}(t) - \eta_{i,j}(t+1)\beta - R_{i,j}(t+1)\text{rand}, \quad (11)$$

其中, t 为当前迭代次数, $T_{\max}$ 为最大迭代次数, $x_{i,j}(t+1)$ 为个体 i 在 j 维上的更新位置, $x_{\text{best},j}(t)$ 为迭代 t 次时 j 维最优位置, $\eta_{i,j}(t+1)$ 为个体 i 在 j 维上的狩猎算子, β 为搜索步长,用于控制种群的搜索范围, $R_{i,j}(t+1)$ 用于收缩搜索区域, rand 为 $(0,1)$ 间的随机量,且:

$$\eta_{i,j}(t+1) = x_{\text{best},j}(t)P_{i,j}(t+1), \quad (12)$$

其中, $P_{i,j}(t+1)$ 为个体 i 的 j 维位置与当前最优解间的差值:

$$P_{i,j}(t+1) = \alpha + \frac{x_{i,j}(t) - M(x_i)}{x_{\text{best},j}(t)(ub_j - lb_j) + \epsilon}, \quad (13)$$

其中, α 为搜索合作精度, lb_j 、 ub_j 分别为 j 维的搜索下界和上界, ϵ 为极小值, $M(x_i)$ 为个体 i 的维度均值,定义为

$$M(x_i) = 1/d \sum_{j=1}^d x_{i,j}(t). \quad (14)$$

同时,

$$R_{i,j}(t+1) = \frac{x_{\text{best},j}(t) - x_{r1,j}(t)}{x_{\text{best},j}(t) + \epsilon}, \quad (15)$$

其中, d 为搜索维度, $x_{r1,j}(t)$ 为随机个体 $r1$ 的 j 维位置, $r1=1,2,\dots,N$, N 为种群规模。

②缓慢爬行。当 $T_{\max}/4 < t \leq T_{\max}/2$ 时,鳄鱼利用缓慢爬行包围猎物,数学模型如下:

$$x_{i,j}(t+1) = x_{\text{best},j}(t)x_{r1,j}(t)ES(t)\text{rand}, \quad (16)$$

其中, ES 表示个体搜索的进化因子,定义为

$$ES(t) = 2r_2(1 - t/T_{\max}), \quad (17)$$

其中, r_2 为 $[-1,1]$ 间的随机数。

3.1.2 狩猎猎物

①狩猎协调。当 $T_{\max}/2 < t \leq 3T_{\max}/4$ 时,鳄鱼采用狩猎协调机制捕食猎物,数学模型为

$$x_{i,j}(t+1) = x_{\text{best},j}(t)P_{i,j}(t+1)\text{rand}. \quad (18)$$

②狩猎合作。当 $3T_{\max}/4 < t \leq T_{\max}$ 时,鳄鱼采

用狩猎合作机制捕食猎物,数学模型为

$$x_{i,j}(t+1) = x_{\text{best},j}(t) - \eta_{i,j}(t+1)\epsilon - R_{i,j}(t+1)\text{rand}. \quad (19)$$

3.2 NWFRSA

3.2.1 改进 ICMIC

RSA 具有启发式搜索思想,但初始对目标位置无先验知识,在种群初始化中采用了伪随机搜索机制,但其随机生成的种群个体分布并不均匀,且无法满足种群多样性,导致 RSA 搜索效率低。混沌映射是一种具有混沌现象的非线性映射,同时满足随机性、遍历性和非线性及奇异吸引子等特性。ICMIC 是常用的混沌映射方式,在取值频率的均匀性上要优于 Logistic 混沌映射,也不存在 Tent 混沌映射的不动点和小周期性,可以更均匀地生成 $[0,1]$ 间的混沌序列值,实现对解空间的有效遍历。ICMIC 的基本公式如下:

$$z_{n+1} = \sin\left(\frac{\alpha\pi}{z_n}\right), \alpha \in (0,1), \quad (20)$$

其中, α 为无限折叠因子, z_{n+1} 、 z_n 分别表示 $n+1$ 、 n 次的混沌值。

然而,ICMIC 生成的映射值还是存在一定范围的覆盖冗余和节点密集的不足。为此,本研究对 ICMIC 进行以下改进:

$$z_{n+1} = \sin\left(\frac{2\alpha F(\psi)}{z_n}\right), \alpha \in (0,1), \quad (21)$$

$$F(\psi) = \frac{e^\psi}{1 + e^\psi}, \quad (22)$$

其中, ψ 为 $(0,1)$ 间均匀分布随机量。改进后的 ICMIC 不仅能够提升随机种群分布的均匀性,而且能够有效减少边界点的分布种群个体数量和基本无限折叠机制容易生成的位置重叠个体,更好地提高算法的搜索效率。

改进 ICMIC 与种群个体分布的映射公式为

$$X_{n+1} = LB + z_n(UB - LB)r(1,d), \quad (23)$$

其中, X_{n+1} 为初始种群分布, LB 、 UB 分别对应个体的下、上边界, z_n 为 n 次迭代的改进 ICMIC 映射值, $r(1,d)$ 为 1 到 d 间的随机数。图 2 是 4 种不同初始化方法生成的初始种群个体分布。可见,伪随机生成的种群个体明显分散性不够,均匀性不足。Logistic 混沌相对伪随机方式,遍历盲区有一定改善,但部分区域尤其边界上分布过于密集。ICMIC 的均匀性虽然得到提升,且个体也能较好分散于解空间,但是仍然存在不同程度的重叠和边界个体。经过改进后的

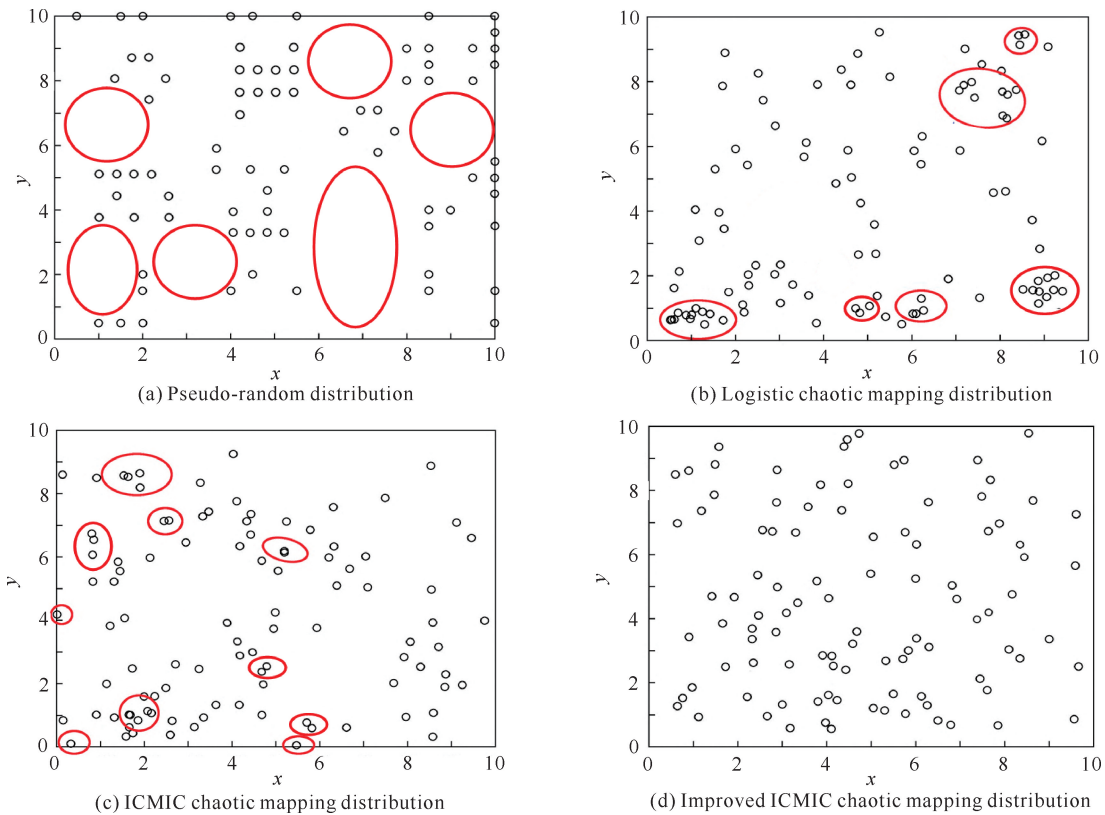


图2 不同方法的种群初始化结果

Fig. 2 Results of population initialization by different methods

ICMIC,重叠个体大幅度减少,个体也尽可能远离了边界值,这种分布的均匀性和更好的对解空间的遍历性可以更好地提高算法的搜索效率。

3.2.2 非线性进化因子的探采均衡机制

对于RSA,进化因子的震荡程度决定了算法的全局探索到局部开采间的切换。然而,RSA将进化因子 ES 值以线性形式进行单周期递减,如图3(a)所示。这种处理方式并不符合鳄鱼种群的捕食规律,即目标猎物会基于种群的行为变化进行躲避,若以线性震荡切换搜索模式,将会导致种群的寻优效率降低。

自然界种群觅食的进化特征是:在对食物源不具备先验知识的前提下,搜索前期应该持续进行大范围的全局搜索,从而发现目标的最优区域;到了搜索后期则应该提高局部开采的精细程度,从而逐步逼近最优解,同时保证算法的寻优精度和收敛速度。为此,

本研究将进化因子以S型特征函数进行以下非线性改进:

$$ES(t) = ES_0 \cdot [f(t) \cdot (ES_{\min} + (ES_{\max} - ES_{\min}))], \quad (24)$$

$$f(t) = \frac{1}{1 + e^{-\gamma(\frac{3t}{T_{\max}} - 1)}}, \quad (25)$$

其中, $ES_{\min}$ 、 $ES_{\max}$ 分别为进化因子的最小值和最大值, ES_0 为进化因子初值, $f(t)$ 为S型特征函数, γ 为调节因子。图3(b)为改进后进化因子变化曲线。对比图3(a),改进后进化因子 ES 值相比改进前总体趋势均是从大变小,但在迭代前期改进进化因子相对更小,衰减更快,这有利于算法更快地进行全局搜索,扩大搜索范围;到了迭代后期, ES 值进入低值阶段,搜索步长减小,但衰减缓慢,这有利于提高算法的局部开发精度,避免错失全局最优解。

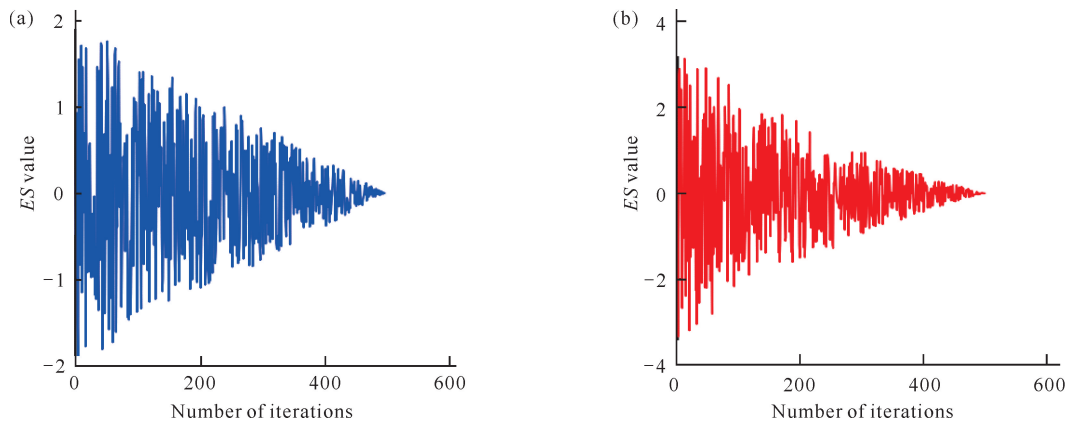


图 3 原始进化因子(a)和改进进化因子(b)的 ES 值

Fig. 3 ES value of original evolutionary factor (a) and improved evolutionary factor (b)

如图 4 所示,改进前 $ES(t)$ 呈线性递减,整个迭代过程中变化速率保持相同,不利于算法寻优。改进后 $ES(t)$ 呈非线性递减,迭代前期下降更快,迭代后期缓慢下降,同步保证了全局搜索全面性和局部收敛速度。

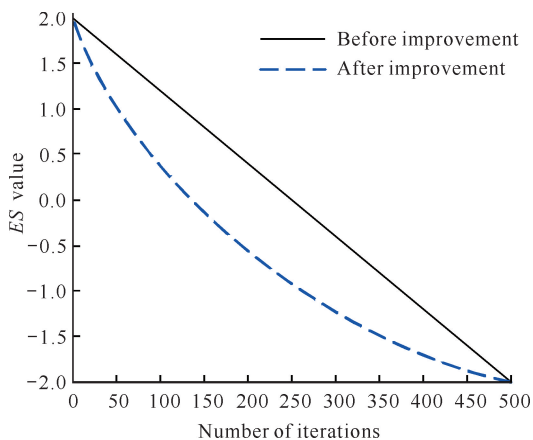


图 4 进化因子 ES 值改进前后对比

Fig. 4 Comparison of ES value of evolutionary factor before and after improvement

3.2.3 威布尔飞行算子

RSA 的种群更新主要取决于当次迭代的全局最优解和个体的当前位置,这种方式虽然保证了个体具备一定的自我认知和社会认知信息,但是仍会导致个体在迭代后期过度聚焦于当前最优解的邻域。尤其在此解为局部最优解的情况下,迭代的进行会导致个体整体扰动的灵活性下降,使算法早熟收敛于局部最优。威布尔飞行机制是一种基于威布尔分布的随机

算子,利用该算子可以有效扰动个体位置,提升算法对未探索区域的遍历性,增加局部最优的跳离概率。威布尔飞行算子的搜索方式为

$$X(t+1) = \delta \cdot Q_{wb} \cdot [X_{best}(t) - rand \cdot X(t)], \quad (26)$$

其中, δ 为灵活度因子, Q_{wb} 为威布尔算子, $X_{best}(t)$ 为当前的全局最优解, $X(t)$ 为个体原始位置,根据以下威布尔分布函数计算:

$$f(x; \lambda, k) = \begin{cases} \frac{k}{\lambda} \left(\frac{x}{\lambda}\right)^{k-1} e^{-(x/\lambda)^k}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}, \quad (27)$$

其中, x 为随机量; λ 为尺度因子,用于控制飞行步长; $k > 0$ 为形状因子,用于控制飞行方向。适当减小 λ 值,可使算法以更小步长飞行,提高算法的局部开采精度;而适当减小 k 值,可以提算飞行方向的随机性,从而扩大算法的搜索范围,提升全局搜索能力。通过实验分析,为了实现探采平衡,取 $\lambda = 3, k = 0.5$ 。

为验证威布尔算子对 RSA 位置更新策略的随机扰动性能,将其与常用的高斯飞行算子、莱维飞行算子进行对比,观察 3 种飞行算子的游走轨迹,结果如图 5 所示。可见,莱维飞行算子游走方式过于极端,很容易出现步长过大的情况,其部分距离跳跃过大不利于探采均衡。高斯飞行算子的游走步长相对较小,与莱维飞行算子一样,对空间的探索性不够,可能遗漏高质量解空间。威布尔算子则具备明显的高频率小步长跳跃和低频率长步长移动的特征。随着步数的增加,威布尔算子比高斯算子的步长能够实现更广泛的遍历,搜索区域更大。

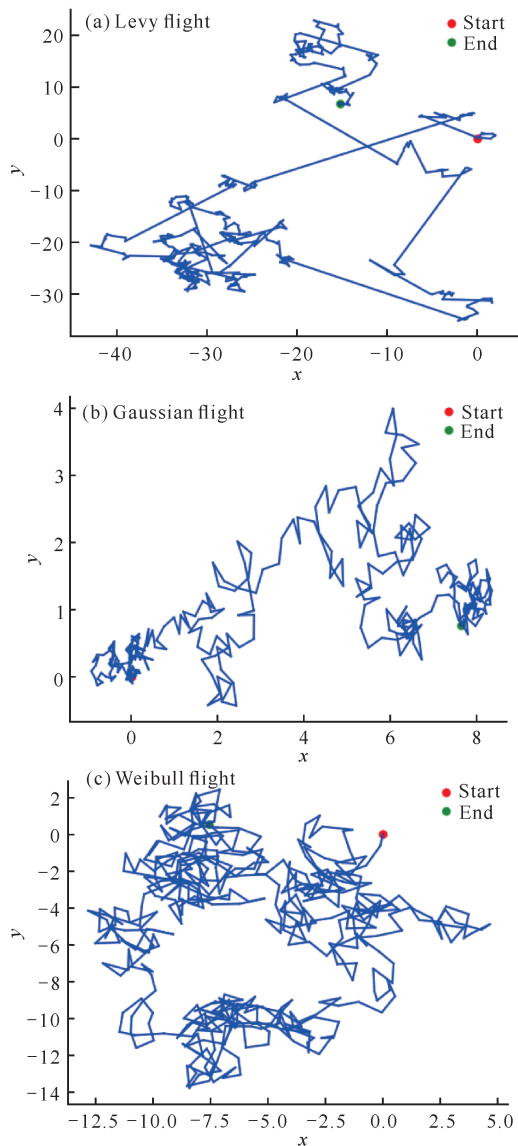


图5 3种飞行算子搜索轨迹对比

Fig. 5 Comparison of search trajectory of three flight operators

图6为NWFRSA算法流程。首先,通过混沌映

表1 基准函数

Table 1 Benchmark functions

函数名称 Function name	函数表达式 Function expression	维度 Dimension	搜索区间 Search region	最优值 Optimal value
Schwefel 1.2	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]$	0.00
Schwefel 2.21	$f_2(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n \}$	30	$[-100, 100]$	0.00
Step	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i + 0.5)^2$	30	$[-100, 100]$	0.00
Ackley	$f_4(x) = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0.00
Griewank	$f_5(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n (x_i - 100)^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i - 100}{\sqrt{i}}) + 1$	30	$[-600, 600]$	0.00
Shekel 10	$f_6(x) = -\sum_{i=1}^{10} (x_{ki} - a_{ki})(x_{ki} - a_{ki})^T + c_{ki} ^{-1}$	30	$[-600, 600]$	-10.53

射生成初始种群分布,并更新进化因子;其次,计算个体适应度并更新3个关键参数;再次,算法将根据不同迭代的阶段进入4种算法的更新模式;最后,利用威布尔飞行算子对最优解变异,并输出全局最优解。

4 寻优性能测试

先选取6个具有典型特征的基准函数测试算法在目标函数极值上的寻优性能,函数特征如表1所示。其中, $f_1(x) - f_3(x)$ 为单峰特征函数, $f_4(x) - f_6(x)$ 为多峰特征函数。单峰函数在搜索区间内仅有一个严格的极值点,侧重于验证算法的搜索精度;而多峰函数在搜索区间内存在多个相似的局部极值点,侧重于验证算法的全局收敛精度。设置NWFRSA的种群规模 $N=20$,最大迭代次数 $T_{\max}=400$,无限折叠因子 $\alpha=0.5$,进化因子取值区间为 $[ES_{\min}, ES_{\max}] = [-2, 2]$,初值设为 $ES_0=2$,调节因子 $\gamma=2$,灵活度因子 $\delta=0.8$,尺度因子 $\lambda=3$,形状因子 $k=0.5$ 。

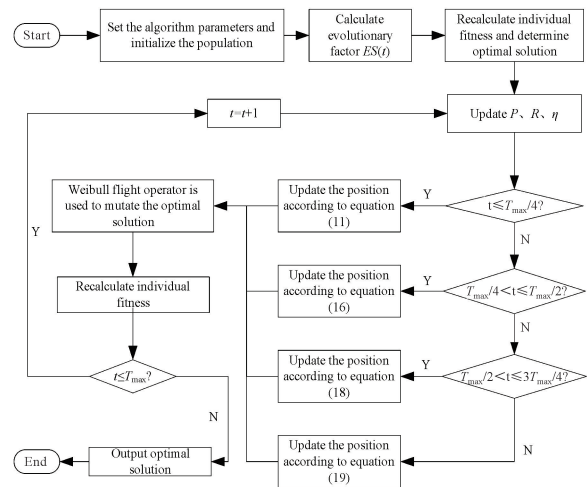


图6 NWFRSA算法流程

Fig. 6 Algorithm flow of NWFRSA

引入经典的 PSO、GOA、BOA、RSA 进行对比分析。其中, PSO 中惯性权重为 0.9, 自我学习和社会学习因子均为 1.5; GOA 中, 收敛因子的取值范围为 $[0, 2]$; BOA 中, 感知形态初值为 0.1, 刺激强度为 0.5, 幂指数为 0.1, 切换概率为 0.6。

不同算法搜索目标函数得到的平均值、标准差和最优值结果等指标存在差异(表 2), 其中平均值可度量算法的综合寻优能力, 最优值可度量算法能否解决目标问题, 标准差可度量算法的搜索稳定性。从搜索精度看, NFWRSA 在 5 个基准函数 $f_1(x) - f_5(x)$

上均可以找到最优值, 即使在最大迭代次数内未找到 $f_6(x)$ 函数的最优值, 对目标函数的寻优精度也要优于对比算法。这表明改进 ICMIC、非线性进化因子的探采均衡机制和威布尔飞行算子变异机制对提升 RSA 的搜索性能是有效的, 提高了初始种群的多样性、全局探采均衡性, 并能有效避免局部最优问题。而对比算法寻优精度不足, 寻优效率较差。此外, 具有更小的标准差, 也反映出 NFWRSA 在求解不同特征的目标函数时能够稳定搜索和逼近全局最优值。

表 2 寻优结果

Table 2 Optimization results

基准函数 Benchmark function	算法 Algorithm	平均值 Mean	标准差 Standard deviation	最优值 Optimal value
$f_1(x)$	PSO	6.35e-31	2.31e-31	7.89e-40
	GOA	1.68e-35	2.76e-35	7.91e-33
	BOA	8.02e-38	4.67e-38	3.45e-45
	RSA	8.09e-45	5.35e-45	8.62e-53
	NFWRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00
$f_2(x)$	PSO	4.53e-17	1.09e-17	3.99e-20
	GOA	4.63e-25	6.72e-25	4.67e-31
	BOA	5.19e-25	2.09e-25	9.58e-34
	RSA	2.99e-29	4.48e-29	6.86e-40
	NFWRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00
$f_3(x)$	PSO	4.14e-27	6.57e-27	9.43e-33
	GOA	3.06e-36	3.06e-36	8.52e-43
	BOA	5.36e-35	7.73e-36	6.24e-45
	RSA	9.71e-47	4.12e-47	4.01e-50
	NFWRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00
$f_4(x)$	PSO	5.01e-16	6.12e-16	7.57e-21
	GOA	6.66e-21	7.05e-21	4.82e-27
	BOA	2.13e-19	5.87e-18	4.78e-29
	RSA	8.51e-41	5.87e-41	7.97e-51
	NFWRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00
$f_5(x)$	PSO	7.26e-17	4.77e-17	2.67e-22
	GOA	5.34e-18	5.34e-18	4.40e-28
	BOA	3.96e-24	3.96e-24	9.03e-30
	RSA	5.99e-44	3.77e-44	7.32e-53
	NFWRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00
$f_6(x)$	PSO	-10.965 8	5.21e-16	-10.801 2
	GOA	-10.918 2	3.68e-20	-10.807 5
	BOA	-10.251 9	2.29e-25	-10.280 7
	RSA	-10.301 2	4.61e-30	-10.388 6
	NFWRSA	-10.542 9	3.19e-38	-10.540 7

为进一步检验各算法的收敛情况,选取4个函数经400次迭代得到算法的收敛曲线(图7)。总体看,PSO在4个函数上寻优的迭代曲线始终比较平缓,说明其逼近到全局最优解的幅度非常有限,算法在迭代若干次后依然无法有效靠近最优解而停留在局部最优处,算法的搜索能力欠缺。GOA略优于PSO,尤其在多峰函数上,搜索精度有10个数量级的提升。BOA在单峰函数上搜索性能优化体现不明显,但在多峰函数上有着明显的下坠曲线且曲线斜率各不相同,说明其可以随着迭代的进行而逐步提高搜索精度且寻优速度存在差异。NWFRSA在迭代初期的优势并不明显,但随着迭代进行,后期搜索曲线下坠较为明显。综合所有结果来看,NWFRSA在6组基准函数上都能取得有效的寻优结果。收敛速度虽然在个别函数上不是最快的,但是对比算法提前收敛的是局部最优解,无法拓展搜索空间,其求解精度和有效性不足。从收敛精度上看,NWFRSA的搜索精度也是所有算法中最高的。

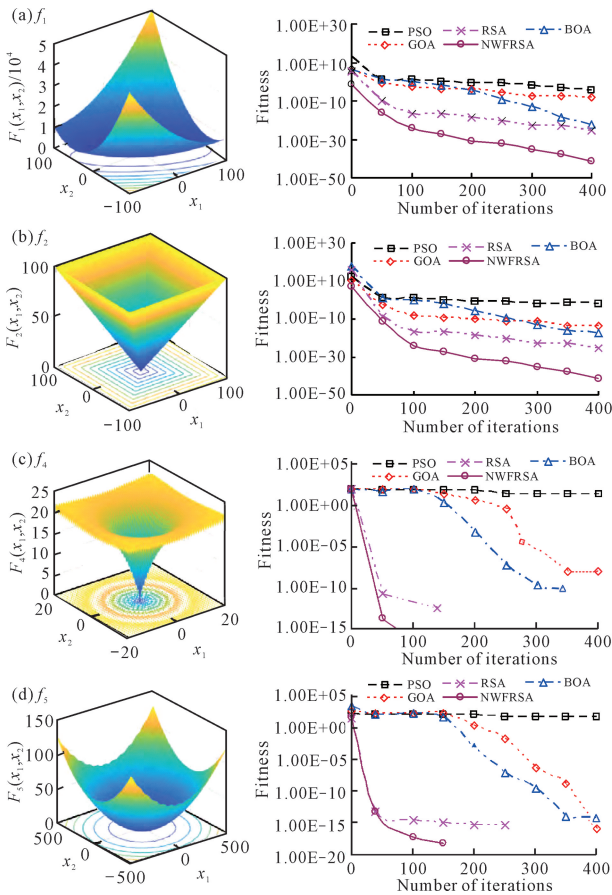


图7 收敛曲线

Fig. 7 Convergence curve

5 航迹规划求解

利用NWFRSA求解无人机的飞行航迹,将NWFRSA中的个体位置采用实数值形式编码,所有个体的位置即构成一条航迹规划候选解,以航迹总代价函数[式(10)]作为适应度函数,执行NWFRSA对最优航迹迭代搜索。具体步骤如下。

步骤1:设置种群规模 N 、最大迭代次数 $T_{\max}$ 、个体搜索边界(对应为三维地图边界值);

步骤2:设置无人机巡检任务的三维地形图、飞行起点 S 、飞行终点 T 和航迹点数量 n ,以及山体模型和障碍物威胁区域 $T(x, y, z)$ 、威胁半径 R ;建立航迹规划的目标函数 f ,设置航迹规划的约束条件,包括单程最大航迹长度 $L_{\max}$ 、飞行高度约束 $[H_{\min}, H_{\max}]$ 及最大转角限制 $\theta_{\max}$;

步骤3:在搜索边界内,利用改进ICMIC策略生成初始的种群结构,对应于生成 N 个初始航迹候选解,表示为 $P = \{(x_s, y_s, z_s), (x_1, y_1, z_1), \dots, (x_n, y_n, z_n), (x_T, y_T, z_T)\}$, S 和 T 分别对应飞行起点和终点;

步骤4:根据式(13)计算进化因子 ES ,同时计算个体适应度,确定当前航迹规划的最优解;

步骤5:更新NWFRSA算法的关键参数 η [式(12)]、 P [式(13)]、 R [式(15)];

步骤6:若 $t \leq T_{\max}/4$,执行高步行走策略,根据式(11)更新航迹规划;

步骤7:若 $T_{\max}/4 < t \leq T_{\max}/2$,执行缓慢爬行策略,根据式(16)更新航迹规划;

步骤8:若 $T_{\max}/2 < t \leq 3T_{\max}/4$,执行狩猎协调策略,根据式(18)更新航迹规划;

步骤9:否则,执行狩猎合作策略,根据式(19)更新航迹规划;

步骤10:利用威布尔飞行算子对最优解进行变异操作,重新计算个体适应度;

步骤11:重新计算个体适应度,更新规划航迹;

步骤12:若 $t \leq T_{\max}$,则返回步骤4执行;否则,算法终止,并输出种群最优个体,解码为航迹最优解。

6 航迹规划实验分析

在规模为 $100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的三维场景内建立巡检无人机的航迹规划模型,同时开展不同山体障碍物和不同威胁区域分布的多场景实验,以此验证改进算法的鲁棒性。将无人机的起点坐标设置为(1,

1,1), 终点坐标设置为(100,100,10), 航迹点数量为 5, 高度约束区间为 $[H_{\min}, H_{\max}] = [1, 100]$, 单程最大航程约束为 $L_{\max} = 800$, 最大转弯角为 $\theta_{\max} = 60^\circ$, 目标函数中权重因子 $w_1 = 0.4$, $w_2 = 0.2$, $w_3 = 0.2$, $w_4 = 0.2$ 。赋予航迹长度最高的权重确保生成最短的飞行路径, 同时兼顾考虑无人机的飞行高度代价、飞行转角代价和威胁代价, 确保生成最短且安全稳定的飞行路径。算法种群规模统一为 20, 最大迭代次数为 500。将 PSO、BOA 与 RSA 的生成路径进行实验对比。

场景 1 仅设置基准地形, 模拟无威胁区域的简单地图, 仅包括 3 个山体障碍物, 山体中心坐标分别为 (30,24)、(50,50)、(75,62)。航迹规划如图 8 所示, 可见算法生成了 4 条有效可行航迹, 能够有效解决无人机的三维航迹规划问题, 且有效可行航迹均能够有效避障, 但算法体现出不同的路径质量。NWFRSA 在飞行高度的稳定性、航迹总长度以及路径的平滑性(飞行转角更小)上明显具有更大的优势。PSO 的航迹高度偏高, 且路径也较远; BOA 和 RSA 的航迹长度比 NWFRSA 更长, 不是最优航迹。

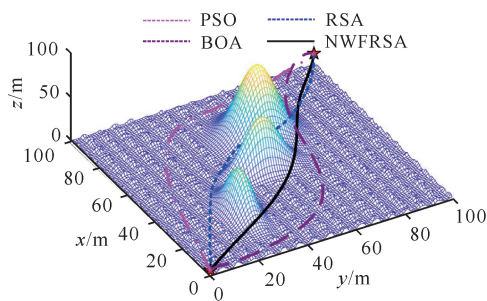


图 8 场景 1 航迹规划

Fig. 8 Flight track planning of scenario 1

场景 2 在场景 1 的基础上, 增加两个分布于山体两旁的威胁区域, 山体障碍物位置同场景 1, 两个威胁区域中心坐标分别为 (70,25)、(30,60), 威胁半径均为 10。航迹规划结果如图 9 所示, 可见, 分居于山体障碍物两边的威胁区域对 NWFRSA 的航迹规划解没有实质性影响, 表明该算法依然能够实现很好的全局寻优。PSO 和 BOA 绕开了威胁区域, 但得到的不是最优解, 对解空间的遍历性不足。而 RSA 规划的航迹优于 PSO 和 BOA, 但依然不是最优解。

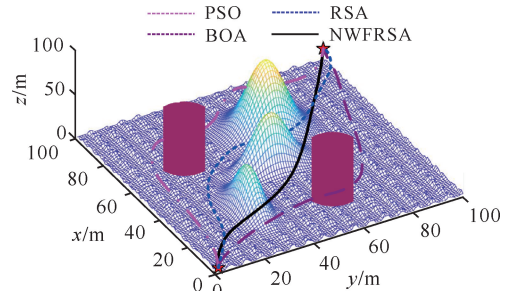
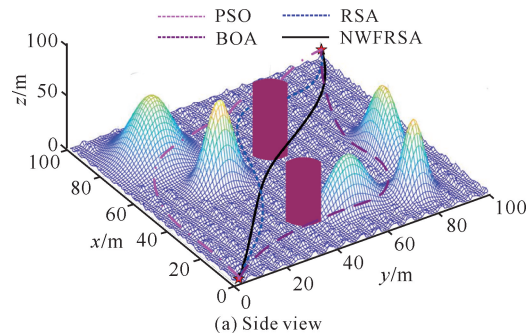


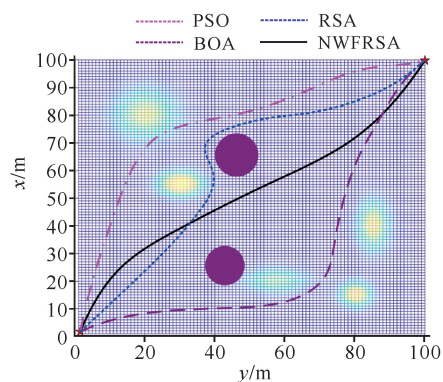
图 9 场景 2 航迹规划

Fig. 9 Flight track planning of scenario 2

场景 3 较场景 2 略微复杂, 包括 5 个山体障碍物和 2 个威胁区域, 威胁半径略微减小, 直接路径附近可行空间比较稀疏, 算法也较容易搜索可行解。图 10(a)是三维航迹规划侧视图, 图 10(b)是俯视图, 可以清晰展示航迹与障碍物、威胁区域的远近关系。可见, NWFRSA 成功地避开了 2 个威胁区域, 依然能够在起点到目标点间的直接路径附近搜索到最优航迹, 同时俯视图也清晰表明其航迹有效避开了所有威胁源及障碍物。



(a) Side view



(b) Top view

图 10 场景 3 航迹规划

Fig. 10 Flight track planning of scenario 3

场景 4 与场景 3 的障碍物和威胁区域数量一致, 但基本部署在起点与终点间的直线路径附近, 会导致算法更易陷入在远端区域搜索可行路径。场景 5 进一步增加场景的复杂度, 包括 7 个山体障碍物和 3 个威胁区域, 对山峰高度及坡度也进行了不同设置, 极

大压缩了算法搜索可行航迹的区域,极其考验算法的鲁棒性和稳定性。两个场景下的航迹规划结果如图 11 所示,可见算法迭代完成后,对比算法在不同区域不同程度陷入局部最优,无法有效扩展搜索空间跳离局部最优,虽然可生成有效避障航迹,但是航迹不是最优的。NWFRSA 能够在狭窄的搜索空间内找到对比算法更短且飞行高度更加稳定的最优航迹,证明该算法全局搜索能力更优。

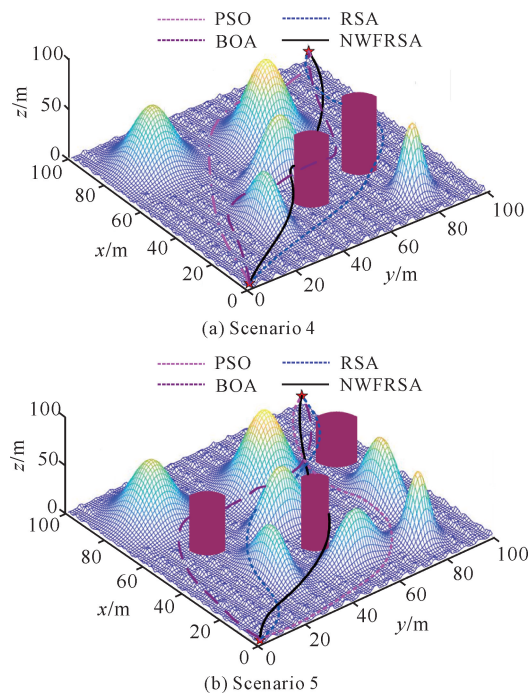


图 11 复杂场景航迹规划

Fig. 11 Flight track planning of complex scenarios

表 3 指标统计

Table 3 Index statistics

执行场景 Execution scenario	测试算法 Test algorithm	最优解 Optimal solution	最差解 The worst solution	平均值 Mean	标准差 Standard deviation
Scenario 1	PSO	322.78	421.72	358.97	10.19
	BOA	349.89	409.76	385.06	8.56
	RSA	312.25	395.39	359.88	8.11
	NWFRSA	298.61	362.03	311.59	5.14
Scenario 3	PSO	453.67	506.24	468.02	14.34
	BOA	412.39	509.61	447.37	14.85
	RSA	379.14	418.46	386.69	11.26
	NWFRSA	351.78	389.59	369.17	10.53
Scenario 5	PSO	625.18	695.34	684.08	17.86
	BOA	505.64	656.37	546.38	16.08
	RSA	484.05	593.45	512.46	13.24
	NWFRSA	429.25	469.31	448.29	10.27

进一步选取复杂障碍物场景 5 展示算法求解的收敛速度(图 12)。从初次迭代的适应度看,NWFRSA 显然是最小的,该算法引入了改进 ICMIC 策略进行种群初始化,提高了初始种群的分布均匀性和初始航迹质量。此外,NWFRSA 明显能最快地收敛到最优解,表明算法搜索效率更高。同时,该算法收敛处适应度也是最低的,表明改进的搜索机制对 RSA 的搜索精度和收敛速度都有明显提升。3 种对比算法之所以无法进一步搜索到适应度更高的解,原因在于三者均不同程度陷入了局部最优解,算法本身无法确保丰富的搜索空间和种群多样性,在陷入局部最优解后无法有效逼近全局最优解。

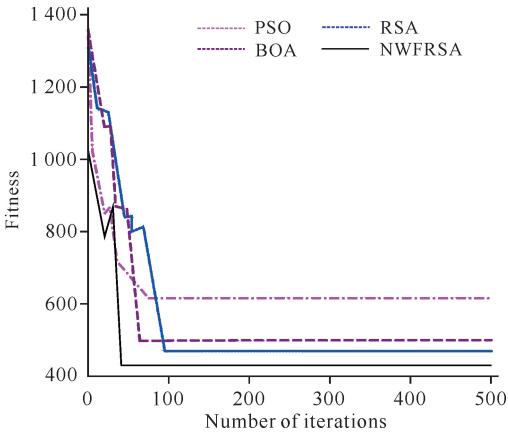


图 12 收敛曲线

Fig. 12 Convergence curve

在 3 个实验场景中,各算法经 20 次迭代,得到以下指标统计结果,如表 3 所示。可见,NWFRSA 在

目标代价函数最优解、最差解、平均值及标准差上均表现得更好。在场景 1 的航迹代价平均值上, NWFRSA 比 PSO、BOA 和 RSA 分别降低 13.20%、19.08%、13.42%。在场景 3 的航迹代价平均值上, NWFRSA 比 PSO、BOA 和 RSA 分别降低 21.12%、17.48%、4.53%。在场景 5 的航迹代价平均值上, NWFRSA 比 PSO、BOA 和 RSA 分别降低 34.47%、17.95%、12.52%。此外, 当地形场景中障碍物和威胁区域复杂度增加时, NWFRSA 在最优航迹求解上显示出的优势在稳步提升, 说明算法能够稳定求解复杂环境中的航迹规划。NWFRSA 拥有更小的标准差, 表明其能够适应于不同复杂程度的地形环境, 在不同场景下搜索到质量更好的航迹规划解。

7 结论

本研究通过引入改进 ICMIC 初始化策略来提升初始航迹解的多样性和质量; 利用 S 型特征函数非线性进化因子来实现全局最优航迹的探采均衡, 并设计威布尔飞行算子变异策略使算法能跳离局部最优航迹, 丰富搜索空间并提高收敛精度。同时, 本研究设计的多目标优化的权重目标函数, 可将三维空间内的航迹规划转换为约束条件下的多目标优化问题。结果表明, 在不同复杂程度障碍物与威胁区域分布的飞行环境下, 本研究提出的 NWFRSA 航迹代价更低, 基本解决了航迹规划中存在的收敛于局部最优航迹、全局搜索精度差等问题, 可为提高巡检无人机巡检任务效率和安全性提供算法支撑。

参考文献

- [1] 田富瑞, 周均, 阚拓, 等. 电力巡检无人机 3D 航迹动态规划[J]. 电子元器件与信息技术, 2023, 7(1): 6-10.
- [2] 鲍世通. 电力巡检无人机 3D 航迹动态规划研究[D]. 上海: 上海电机学院, 2021.
- [3] 隋东, 杨振宇, 丁松滨, 等. 基于 EMSDBO 算法的无人机三维航迹规划[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(5): 1756-1766.
- [4] 黄宸希, 韩韬, 吴雪琼, 等. 基于改进 A* 算法的机器人路径规划与避障技术[J]. 电子设计工程, 2024, 32(1): 24-28.
- [5] 刘冬, 余文泉, 霍文健, 等. 融合 Q 学习算法和人工势场算法的无人机航迹规划方法[J]. 火力与指挥控制, 2024, 49(2): 119-124.
- [6] 张志威, 贾云伟, 王永霞, 等. 基于改进的快速扩展随机树的快速路径规划算法[J]. 天津理工大学学报, 2022, 38(3): 14-19.
- [7] 谢继武, 席建新. 瞬态搜索金枪鱼优化城市物流无人机路径规划[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(12): 3745-3753.
- [8] 郭志明, 娄文忠, 李涛, 等. 基于改进蝗虫优化算法考虑任务威胁的多无人机协同航迹规划[J]. 兵工学报, 2023, 44(S2): 52-60.
- [9] 王康, 司鹏, 陈莉, 等. 基于改进沙猫群算法的无人机三维航迹规划[J]. 兵工学报, 2023, 44(11): 3382-3393.
- [10] 余胜东, 吴洪涛, 马金玉. 应用混沌萤火虫算法的无人机航迹规划[J]. 机械设计与制造, 2018(11): 113-116.
- [11] 张海阔, 孟秀云. 基于改进粒子群算法的无人机航迹规划[J]. 飞行力学, 2024, 42(2): 29-35.
- [12] 丁敏, 夏兴宇, 邹永杰, 等. 基于改进蝴蝶优化算法的无人机 3-D 航迹规划方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2023, 55(5): 851-858.
- [13] 孙希霞, 丁喆, 蔡超, 等. 基于改进量子头脑风暴算法的 UAV 三维航迹规划[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2024, 52(1): 112-117, 132.
- [14] 符强, 江伟, 纪元法, 等. 一种增强型改进麻雀搜索算法的三维航迹规划[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(31): 13833-13845.
- [15] 席万强, 常保帅, 林思伟, 等. 多策略改进蜥蜴算法的无人机航迹规划[J]. 电光与控制, 2023, 30(11): 80-84.
- [16] ABUALIGAH L, ELAZIZ M A, SUMARI P, et al. Reptile search algorithm (RSA): a nature-inspired meta-heuristic optimizer [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 191: 116158.
- [17] 李泽林, 栾晓明. 改进爬行动物搜索算法的线阵波束形成研究[J]. 应用科技, 2024, 51(3): 128-134.
- [18] 卢鹏飞, 王霄, 杨文博, 等. 改进爬行动物搜索算法优化 ENN 模型预测管道腐蚀速率[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(30): 12942-12950.
- [19] ABUALIGAH L, HABASH M, HANANDEH E S, et al. Improved reptile search algorithm by salp swarm algorithm for medical image segmentation [J]. Journal of Bionic Engineering, 2023, 20(4): 1766-1790.
- [20] IZCI D, EKINCI S, BUDAK C, et al. PID controller design for DFIG-based wind turbine via reptile search algorithm [C]//2022 Global Energy Conference (GEC). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 154-158.
- [21] 田周泰, 柴梦娟, 刘广怡, 等. 基于改进人工鱼群算法的无人机三维航迹规划[J]. 信息工程大学学报, 2024, 25(1): 80-84.

An Adaptive Planning Algorithm for 3D Flight Track of Unmanned Aerial Vehicle in Patrol Tasks

ZHAO Zhaona¹, LI Liyan¹, ZHANG Yunxia¹, FAN Ying¹, FENG Xiao^{1,2,*}

(1. State Grid Electric Power Space Technology Company Limited, Beijing, 102200, China; 2. School of Cyberspace Security, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing, 100876, China)

Abstract: Conventional methods are prone to convergence to the local optimal flight track and poor precision of global searching when solving the flight track planning problem of patrol unmanned aerial vehicle in complex environment. A Non-linear Weibull Flight Reptile Search Algorithm (NWFRSA) is proposed for adaptive planning of patrol unmanned aerial vehicle track. An improved Iterative Chaotic Map with Infinite Collapses (ICMIC) initialization strategy is introduced to improve the diversity and quality of the initial flight track solutions. The non-linear evolutionary factor of S-type feature function is used for the exploration and mining equilibrium of the global optimal flight track. The Weibull flight operator mutation strategy is designed to make the algorithm skip from a local optimal flight track, enrich the search space, and improve the convergence precision. Meanwhile, the flight track planning model of patrol unmanned aerial vehicle is constructed, and the weight objective function of the model considering flight track length, flight altitude, flight angle, and threat is designed. The flight track planning in three-dimensional space is converted into a multi-objective optimization problem under constraints. Experimental results show that in flight environments with different levels of complexity and distribution of obstacle threat areas, compared with Particle Swarm Optimization (PSO), Butterfly Optimization Algorithm (BOA), and Reptile Search Algorithm (RSA), NWFRSA can effectively reduce the cost of track (4.53% – 34.47%), improving the efficiency and safety of patrol tasks.

Key words: patrol unmanned aerial vehicle; flight track planning; reptile search algorithm; chaotic map; Weibull flight operator

责任编辑: 米慧芝, 南 旭



微信公众号投稿更便捷

联系电话: 0771-2503923

邮箱: gxxk@gxas.cn

投稿系统网址: <http://gxxk.ijournal.cn/gxxk/ch>