

# 控制与决策

Control and Decision

基于水波进化和动态莱维飞行的爬行动物搜索算法

付华, 许桐, 邵靖宇

引用本文:

付华, 许桐, 邵靖宇. 基于水波进化和动态莱维飞行的爬行动物搜索算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(1): 59–68.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0647>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于多种群分解预测的动态多目标引力搜索算法](#)

Dynamic multi-objective gravitational searching algorithm based on multi-population decomposition prediction

*控制与决策*. 2021, 36(12): 2910–2918 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1002>

[嵌入Circle映射和逐维小孔成像反向学习的鲸鱼优化算法](#)

Whale optimization algorithm for embedded Circle mapping and one-dimensional oppositional learning based small hole imaging

*控制与决策*. 2021, 36(5): 1173–1180 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1362>

[基于动态行为选择的和声搜索算法](#)

Harmony search algorithm based on dynamic behavior selection

*控制与决策*. 2021, 36(3): 577–588 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0597>

[基于自适应正态云模型的灰狼优化算法](#)

Grey wolf optimization algorithm based on adaptive normal cloud model

*控制与决策*. 2021, 36(10): 2562–2568 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0233>

[基于阈值搜索的多目标人工蜂群算法](#)

A multi-objective artificial bee colony based on limit search strategy

*控制与决策*. 2020, 35(8): 1793–1802 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1512>

# 基于水波进化和动态莱维飞行的爬行动物搜索算法

付华<sup>1†</sup>, 许桐<sup>1</sup>, 邵靖宇<sup>2</sup>

(1. 辽宁工程技术大学 电气与控制学院, 辽宁 葫芦岛 125105; 2. 百度在线网络技术有限公司, 北京 100080)

**摘要:** 针对爬行动物搜索算法存在收敛速度慢、寻优精度低和易陷入局部极值等缺陷, 提出一种基于水波进化和动态莱维飞行的爬行动物搜索算法. 采用 Halton 序列初始化种群, 生成均匀分布的个体, 减少个体搜索盲区和重叠概率以提升种群多样性; 引入水波动态进化因子和自适应权重, 协调算法全局搜索与局部开发之间的转换, 提高算法收敛速度和寻优精度; 结合一种动态莱维飞行变异策略, 提升算法局部抗停滞能力. 通过对 14 个基准测试函数的寻优对比分析、Wilcoxon 秩和检验以及寻优时间对比结果可知, 改进算法具有更好的收敛性能、寻优性能和鲁棒性. 最后, 通过工程应用中焊接梁设计的优化对比结果, 进一步验证了改进算法处理实际工程问题的优越性.

**关键词:** 爬行动物搜索算法; Halton 序列; 水波动态进化因子; 动态莱维飞行; 焊接梁设计

中图分类号: TD301

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0647

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 付华, 许桐, 邵靖宇. 基于水波进化和动态莱维飞行的爬行动物搜索算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(1): 59-68.

## Reptile search algorithm based on water wave evolution and dynamic Levy flight

FU Hua<sup>1†</sup>, XU Tong<sup>1</sup>, SHAO Jing-yu<sup>2</sup>

(1. Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China; 2. Baidu Online Network Technology Company Limited, Beijing 100080, China)

**Abstract:** Aiming at the shortcomings of the reptile search algorithm, such as slow convergence speed, low optimization accuracy and easy to fall into local extremum, a reptile search algorithm based on water wave evolution and dynamic Levy flight is proposed. The Halton sequence is used to initialize the population to generate uniformly distributed individual, reducing the individual search blind spots and overlapping probability to improve population diversity. The water wave dynamic evolution factor and adaptive weight are introduced to coordinate the conversion between global search and local development of the algorithm, and improve algorithm convergence speed and optimization accuracy. Combining a dynamic Levy flight mutation strategy, the local anti-stagnation ability of the algorithm is improved. Through the comparative analysis of optimization of 14 benchmark test functions, the Wilcoxon rank sum test and the comparison results of the search time show that the improved algorithm has better convergence performance and optimization performance and robustness. Finally, through the optimization comparison results of welded beam design in engineering applications, the superiority of the improved algorithm to deal with practical engineering problems is further verified.

**Keywords:** reptile search algorithm; Halton sequence; water wave dynamic evolution factor; dynamic Levy flight variation; welded beam design

## 0 引言

近年来,随着科技的不断更新和发展,科学和工程技术设计中存在着大量非凸、高度非线性、多峰多变量的复杂优化问题. 由于智能优化算法具有编

程简单、操作灵活以及寻优高效等优点,采用智能优化算法处理工程应用中的各种复杂优化问题成为热门趋势<sup>[1]</sup>,其已成功用于解决电网故障恢复<sup>[2]</sup>、机器人路径规划<sup>[3]</sup>以及无线传感器网络定位<sup>[4]</sup>等实际工

收稿日期: 2022-04-19; 录用日期: 2022-08-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51974151, 71771111); 辽宁省高等学校(境)外培养项目(2019GJWZD002); 辽宁省高等学校创新团队项目(LT2019007); 辽宁省教育厅科技项目(LJ2019QL015).

责任编辑: 冯俊娥.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: fxfuhua@163.com.

程应用问题.

智能优化算法中的爬行动物搜索算法 (reptile search algorithm, RSA) 是由 Abualigah 等<sup>[5]</sup>提出的一种基于鳄鱼狩猎行为的新型智能优化算法, 与其他智能优化算法相比具有需调节参数少、寻优稳定性强、易于编程实现等优点. 然而, 与其他优化算法相似, RSA 算法迭代过程中也存在收敛速度慢、寻优精度低、易陷入局部极值等不足, 针对这类不足, 众多研究者提出各种改进策略增强智能优化算法的性能, 例如: 王凌等<sup>[6]</sup>提出一种基于学习机制的双种群协同搜索环节, 有效平衡了果蝇优化算法的全局搜索与局部开发能力; Wang 等<sup>[7]</sup>利用优良节点集策略确定萤火虫算法中种群的初始位置, 以保证萤火虫种群的空间多样性; Kura 等<sup>[8]</sup>在黑猩猩优化算法位置更新过程中引入正余弦函数, 以提升算法的收敛性能; 贾鹤鸣等<sup>[9]</sup>将乌燕鸥算法与遗传算法相结合, 在乌燕鸥个体更新过程中加入交叉变异操作, 以保持种群多样性并提高算法搜索效率; 郭文艳等<sup>[10]</sup>采用基于对数曲线的非线性调整策略优化正余弦算法的控制参数, 并将反向学习策略融合到正余弦算法的种群更新过程中, 从而增强算法的整体寻优性能.

综上所述, 在群体智能算法中提高种群多样性、协调算法全局勘探与局部开发之间的转换以及优化个体的位置更新过程, 都是提高算法寻优性能的有效措施. 因此, 为了提高 RSA 算法的寻优性能和收敛性能, 针对 RSA 算法的特性和不足, 本文提出一种基于水波进化和动态莱维飞行的爬行动物搜索算法 (WLF RSA). 该算法采用 Halton 序列初始化种群, 产生均匀分布的个体, 减少个体搜索盲区以提高种群多样性. 引入水波动态进化因子和自适应权重, 协调算法全局探索与局部开发之间的转换, 提升算法收敛速度和寻优精度. 最后引入一种动态莱维飞行变异策略, 增强算法摆脱局部极值束缚的能力. 通过对 14 个基准测试函数寻优、Wilcoxon 秩和检验以及实际工程应用中焊接梁设计优化对比结果, 表明 WLF RSA 算法相比其他算法更具优势.

## 1 爬行动物搜索算法的分析

RSA 算法中鳄鱼个体的初始位置均在搜索域中随机生成, 数学模型描述如下:

$$x_{i,j} = r(\text{UB} - \text{LB}) + \text{LB}. \quad (1)$$

其中:  $x_{i,j}$  为第  $i$  个鳄鱼个体在第  $j$  维的位置,  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$ ,  $N$  为种群个数,  $n$  为优化问题的维数;  $r \in [0, 1]$  为 rand 随机函数; UB 和 LB 分别为

搜索域上界和下界.

RSA 算法通过数学模型模拟鳄鱼种群团队合作捕食猎物的机制, 分为全局探索和局部开发, 数学模型描述如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \text{Best}_j^t - \eta_{i,j}\omega - R_{i,j}r, \quad 0 < t < \frac{T}{4}; \quad (2)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = \text{Best}_j^t x_{r_1,j} \text{ES}_t r, \quad \frac{T}{4} < t \leq \frac{T}{2}; \quad (3)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = \text{Best}_j^t P_{i,j} r, \quad \frac{T}{2} < t \leq \frac{3T}{4}; \quad (4)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = \text{Best}_j^t - \eta_{i,j}^t \varepsilon - R_{i,j} r, \quad \frac{3T}{4} < t \leq T. \quad (5)$$

其中: 式(2)和(3)为全局探索包围猎物阶段; 式(4)和(5)为局部开发攻击猎物阶段;  $x_{i,j}^{t+1}$  为迭代  $t+1$  次个体的最优位置;  $\text{Best}_j^t$  为当前全局最优位置;  $\eta_{i,j}$  为相互合作个体;  $\omega$  为控制相互合作探索的精度系数;  $R_{i,j}$  为种群探索范围;  $x_{r_1,j}$  为随机个体的位置; ES 为个体探索过程中的进化因子;  $P_{i,j}^t$  为当前个体与最优个体之间的百分比差异;  $\varepsilon$  为常数系数;  $t$  和  $T$  分别为当前迭代次数和算法最大迭代次数.  $\eta_{i,j}$ 、 $R_{i,j}$ 、ES 以及  $P_{i,j}$  表示如下:

$$\eta_{i,j} = \text{Best}_j^t P_{i,j}, \quad (6)$$

$$R_{i,j} = \frac{\text{Best}_j^t - x_{r_2,j}}{\text{Best}_j^t + \varepsilon}, \quad (7)$$

$$\text{ES} = 2r_3 \left(1 - \frac{t}{T}\right), \quad (8)$$

$$P_{i,j} = \alpha + \frac{x_{i,j} - M(x_i)}{\text{Best}_j^t (\text{UB}_j - \text{LB}_j) + \varepsilon}, \quad (9)$$

$$M(x_i) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{i,j}. \quad (10)$$

其中:  $x_{r_2,j}$  为随机鳄鱼个体的位置,  $r_2 \in [1, N]$ ;  $r_3 \in [-1, 1]$  为随机整数;  $\alpha$  为控制相互合作狩猎的精度系数;  $M(x_i)$  为所有个体的平均位置解.

由式(1)~(5)可知, 原始 RSA 算法中鳄鱼个体的初始位置都在搜索域内随机产生, 随机性使种群难以获得较均匀分布的初始位置, 且在一定程度上增大了个体的搜索盲区, 降低了种群多样性; 其次, 个体寻优过程中会遇到多种复杂情况, 而进化因子以平稳的方式递减并不符合算法处理复杂优化问题时的非线性寻优规律; 最后, 鳄鱼种群的团队合作、搜索范围以及狩猎机制均围绕当前最优值进行更新, 个体的迭代更新过程缺少变异机制, 若当前最优个体陷入局部最优, 则易出现种群短时间内快速聚集的情况, 导致算法无法摆脱局部极值的束缚.

## 2 改进的爬行动物搜索算法

### 2.1 初始化种群多样化

引入Halton序列生成伪随机数初始化鳄鱼种群,伪随机数的遍历性使种群更加均匀地分布在搜索域中<sup>[1]</sup>,有利于减少鳄鱼个体的搜索盲区范围,使个体快速找到较优解,提高算法的收敛速度.

Halton序列初始化种群实现过程如下:选取两个大于等于2的质数作为基础量,对基础量进行不断地切分从而重新构成一组均匀分布且无重复的点,数学模型描述如下:

$$n = \sum_{i=0}^m b_i p^i = b_m p^m + \dots + b_1 p^1 + b_0, \quad (11)$$

$$\theta(n) = b_0 p^{-1} + b_1 p^{-2} + \dots + b_m p^{-m-1}, \quad (12)$$

$$H(n) = [\theta_1(n), \theta_2(n)], \quad (13)$$

$$X_n = H(n)(UB - LB) + LB. \quad (14)$$

其中:  $n \in [1, N]$  为任意整数,  $p$  为质数且  $p \geq 2$ ,  $b_i$  为常数系数且  $b_i \in \{0, 1, \dots, p-1\}$ ,  $\theta(n)$  为定义的序列函数,  $H(n)$  为二维均匀Halton序列,  $X_n$  为Halton序列初始化鳄鱼种群.

图1(a)为使用rand函数得到的种群随机初始化分布,(b)为使用Halton序列初始化鳄鱼种群, Halton序列基础量分别为  $base_1 = 2$  和  $base_2 = 3$ .

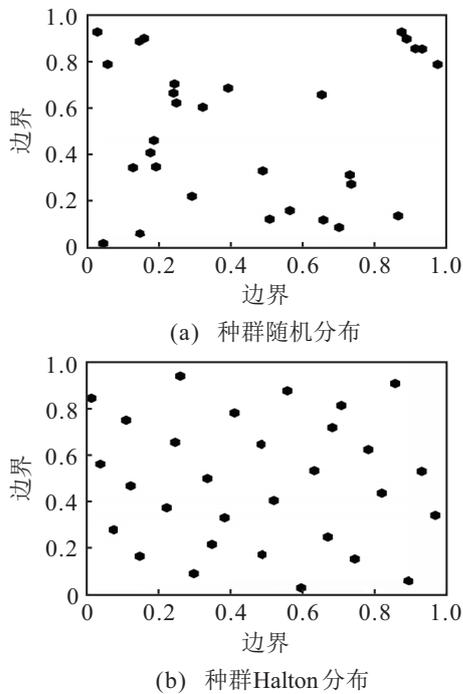


图1 种群初始化分布

由图1对比可知, Halton序列生成的种群虽然没有rand函数生成的种群分布随机性强,但个体位置分布更加均匀,且个体没有重叠点,搜索盲区小,有助于提高种群多样性,使种群快速找到优质解.

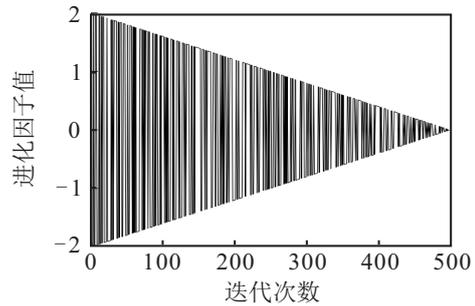
### 2.2 水波动态进化因子和自适应权重

#### 2.2.1 水波动态进化因子

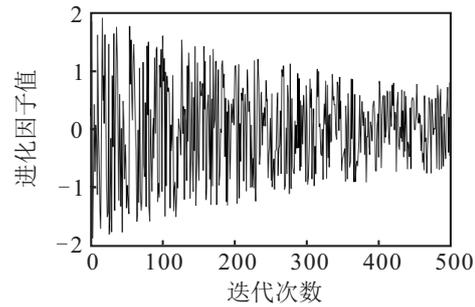
RSA算法中进化因子由2或-2平稳递减至0,这种递减方式并不能使算法很好地适应于复杂多峰多变量函数的寻优,易导致算法寻优精度较低.因此,引入一种水波动态进化因子,利用水波动态的不确定性使算法能够更好地适应复杂函数,提高寻到优质解的概率.同时加入控制因子  $k$  控制进化因子的递减幅度,数学模型描述如下:

$$ES = 2r_4 \exp\left(\frac{-t}{T}\right)^k r. \quad (15)$$

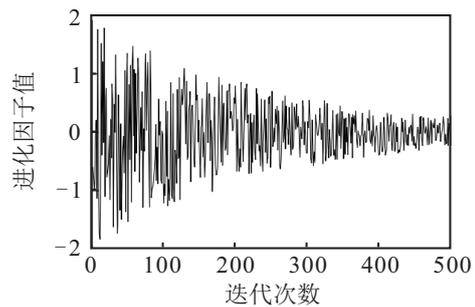
其中:  $r_4$  为一个随机整数且  $r_4 \in [-1, 1]$ ;  $r$  为rand随



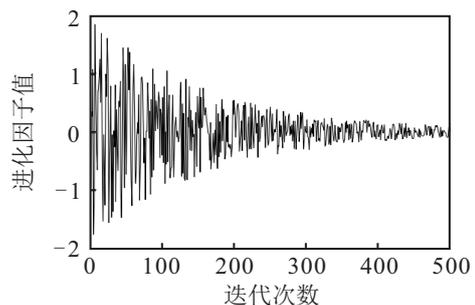
(a) 原始进化因子



(b) 水波动态进化因子  $k=1$



(c) 水波动态进化因子  $k=2$



(d) 水波动态进化因子  $k=3$

图2 进化因子对比

机函数且  $r \in [0, 1]$ ;  $k \in [1, 3]$ ,  $k$  越大进化因子递减幅度越小, 反之越大. 原始进化因子与水波动态进化因子随迭代次数变化对比如图2所示.

### 2.2.2 自适应权重因子

合适的权重因子能够很好地协调算法全局搜索与局部开发之间的转换, 提高算法对目标优化函数的收敛速度和寻优精度<sup>[12]</sup>. 针对RSA算法迭代过程中不同阶段的寻优策略, 引入一种自适应调整的权重因子  $\varphi$ : 在算法全局探索阶段, 给予一个较大的非线性递减权重, 使种群以大步长更好地遍历整个搜索域, 有利于种群快速找到全局最优食物位置, 加快算法收敛速度; 在算法局部开发攻击猎物阶段, 给予一个较小的非线性波动权重, 使种群以小步长精细探索局部区域, 令个体受到波动影响减少陷入局部极值的概率, 提高算法寻优精度. 自适应权重因子  $\varphi$  数学模型描述如下:

$$\varphi = \begin{cases} \lambda_1(\cos(t\pi/\lambda_2) + \lambda_3), & 0 < t \leq \frac{T}{2}; \\ \rho_1 \sin(\rho_2 t\pi) + \rho_3, & \frac{T}{2} < t \leq T. \end{cases} \quad (16)$$

其中  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \rho_1, \rho_2, \rho_3$  为常数系数.  $\varphi$  随迭代次数变化如图3所示.

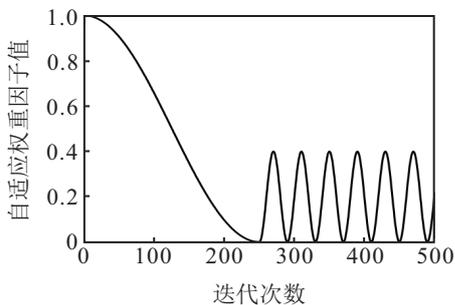


图3 自适应权重因子曲线

RSA引入自适应权重因子全局搜索和局部开发数学模型描述如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \text{Best}_j^t - \eta_{i,j} \varphi \omega - R_{i,j} r, \quad 0 < t < \frac{T}{4}; \quad (17)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = \text{Best}_j^t x_{r_1,j} \varphi \text{ES}_t r, \quad \frac{T}{4} < t \leq \frac{T}{2}; \quad (18)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = \text{Best}_j^t P_{i,j} \varphi r, \quad \frac{T}{2} < t \leq \frac{3T}{4}; \quad (19)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = \text{Best}_j^t - \eta_{i,j}^t \varphi \varepsilon - R_{i,j} r, \quad \frac{3T}{4} < t \leq T. \quad (20)$$

### 2.3 引入动态莱维飞行变异策略

RSA算法的全局探索和局部开发是对鳄鱼狩猎行为的模拟, 各个阶段采用不同的寻优策略, 然而这些策略均围绕当前最优个体的位置信息进行交流, 在算法迭代后期易出现种群快速聚集、陷入局部最优停滞的情况. 针对此问题, 采用一种动态莱维飞行变

异策略提升RSA算法摆脱局部极值束缚的能力. 莱维飞行(Levy flight)是一种服从莱维分布的随机游走策略<sup>[13]</sup>, 其较长距离行走与短距离搜索相间的特性, 使种群在搜索域内能够探寻到更广阔的范围, 有利于算法逃脱局部最优<sup>[14]</sup>. 莱维飞行的概率密度函数数学模型描述如下:

$$L(x) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} \cos(\tau \cdot x) \cdot e^{-\gamma \tau^{\beta}} d\tau. \quad (21)$$

其中:  $\beta$  为常数且  $0 < \beta \leq 2$ ,  $\gamma$  为比例因子且  $\gamma > 0$ . 莱维飞行概率密度函数曲线如图4所示.

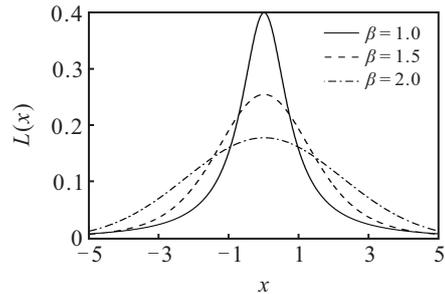


图4 莱维飞行概率密度函数曲线

由图4可知, 参数  $\beta$  决定莱维飞行概率密度函数曲线的分布形状<sup>[15]</sup>,  $\beta$  越小密度函数曲线中间部分越高, 而两边产生的随机数大部分数值越低, 有利于提高种群局部搜索精度;  $\beta$  越大密度函数曲线产生的随机数数值大小越均匀, 有利于加快种群全局搜索速度. 为使莱维飞行变异策略更符合算法迭代过程中的非线性寻优规律, 加入一种动态的非线性变化因子  $\beta_1$  和  $\beta_2$ , 使概率密度函数曲线随算法迭代次数发生变化, 非线性变化因子  $\beta_1$  和  $\beta_2$  数学模型描述如下:

$$\begin{cases} \beta_1 = \delta_1 + \delta_2 \cos \left[ \frac{\pi}{2} \left( \frac{t}{T} \right)^2 + \frac{\pi}{2} \right], \\ \beta_2 = v_1 + v_2 \sin \left[ \frac{\pi}{2} \left( \frac{t}{T} \right)^2 \right], \end{cases} \quad (22)$$

其中  $\delta_1, \delta_2, v_1, v_2$  为常数系数. 非线性变化因子  $\beta_1$  和  $\beta_2$  随迭代次数变化曲线如图5所示.

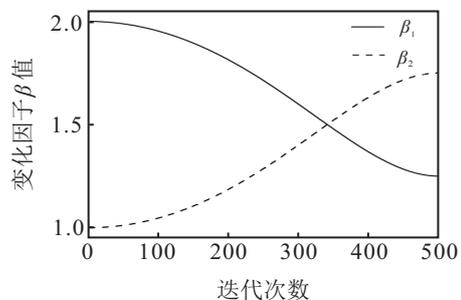


图5 非线性变化因子曲线

由图5可知,  $\beta_1$  和  $\beta_2$  取值随着迭代次数变化也以非线性规律改变. 在算法全局探索前期, 给予一个较大的  $\beta_1$  值进行莱维飞行变异,  $\beta_1$  值越大曲线产生的随机数数值越均匀, 使种群以较大步长遍历整个搜

索域, 有利于找到全局最优位置, 加快算法收敛速度; 在算法局部开发前期, 给予一个较小的  $\beta_2$  值进行莱维飞行变异,  $\beta_2$  值越小曲线两端产生的随机数数值越小, 使种群以较小步长精细探索局部区域, 有利于找到局部最优位置, 提高算法寻优精度。

引入动态莱维飞行变异策略产生后代个体数学模型描述如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + LF(\beta_1) \otimes (\text{Best}_j^t - x_{r_1,j}),$$

$$r \leq \left(1 - \frac{t}{T}\right); \quad (23)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + LF(\beta_2) \otimes (\text{Best}_j^t - x_{r_1,j}),$$

$$r > \left(1 - \frac{t}{T}\right). \quad (24)$$

其中:  $x_{i,j}^t$  为当前鳄鱼个体位置,  $\text{Best}_j^t$  为当前全局最优鳄鱼个体位置,  $\otimes$  为点积形式,  $LF(\beta)$  为莱维步长。

### 2.4 WLF RSA 实现步骤

WLF RSA 算法具体实现步骤如下。

step 1: 初始化基本参数: 种群规模数  $N$ , 算法最大迭代次数  $T$ , 维度  $D$ , 搜索域上界 UB 和下界 LB;

step 2: 由式 (14) 利用 Halton 序列初始化种群;

step 3: 计算种群所有个体的适应度值并排序, 记录当前最优个体适应度值  $\text{Best}_j^t$ ;

step 4: 更新水波动态进化因子 ES、自适应权重因子  $\varphi$ 、非线性变化因子  $\beta_1$  和  $\beta_2$ ;

step 5: 由式 (17) ~ (20) 更新鳄鱼个体位置;

step 6: 由式 (23) 和 (24) 随机选取部分个体进行动态莱维飞行变异策略;

step 7: 重复 step 3 ~ step 6, 直到完成算法最大迭代次数或算法收敛。

### 2.5 WLF RSA 时间复杂度分析

由文献 [5] 可知, 原始 RSA 算法的时间复杂度为  $O(N \cdot (T \cdot D + 1))$ 。其中:  $N$  为种群规模数,  $T$  为算法最大迭代次数,  $D$  为维度。WLF RSA 的时间复杂度分析如下:

1) 引入 Halton 序列初始化种群的时间复杂度为  $O(N \cdot D)$ , 则引入 Halton 序列初始化种群的 RSA (HRSA) 的时间复杂度为  $O(N \cdot (T \cdot D + 1) + N \cdot D) = O(N \cdot (T \cdot D + 1))$ ;

2) 假设引入水波动态进化因子和自适应权重因子的时间分别为  $t_1$  和  $t_2$ , 则引入水波动态进化因子和自适应权重因子的 RSA (W RSA) 的时间复杂度为  $O(N \cdot (T \cdot D + 1) + t_1 + t_2) = O(N \cdot (T \cdot D + 1))$ ;

3) 引入动态莱维飞行变异策略的时间复杂度为  $O(N \cdot D + t_3)$ , 其中莱维飞行的时间复杂度为  $O(N \cdot D)$ , 非线性变化因子的时间为  $t_3$ , 则引入动态

莱维飞行变异策略的 RSA (LFRSA) 的时间复杂度为  $O(N \cdot (T \cdot D + 1) + N \cdot D + t_3) = O(N \cdot (T \cdot D + 1))$ 。

综上所述, WLF RSA 算法的时间复杂度为  $O(N \cdot (T \cdot D + 1))$ , 与原始 RSA 算法的时间复杂度一致, 针对 RSA 算法的特性和缺陷所提出的改进策略并没有增加时间复杂度。

## 3 WLF RSA 算法性能测试与分析

### 3.1 测试函数的选取

选取文献 [16] 中 14 个基准测试函数进行函数寻优测试, 其中  $f_1 \sim f_5$  为单峰函数,  $f_8 \sim f_{13}$  为复杂多峰函数,  $f_{14} \sim f_{16}$  为固定维度多峰函数, 14 个基准测试函数具体信息如表 1 所示。

表 1 基准测试函数

编号	函数名	定义域	最优值	绝对精度误差
$f_1$	Sphere	[-100, 100]	0	1.00e-03
$f_2$	Schwefel'2.22	[-10, 10]	0	1.00e-03
$f_3$	Schwefel'1.2	[-100, 100]	0	1.00e-03
$f_4$	Schwefel'2.21	[-100, 100]	0	1.00e-03
$f_5$	Rosenbrock	[-30, 30]	0	1.00e-02
$f_8$	Schwefel's 2.26	[-500, 500]	-418.929D	1.00e+02
$f_9$	Rastrigin	[-5.12, 5.12]	0	1.00e-02
$f_{10}$	Ackley	[-32.32]	0	1.00e-02
$f_{11}$	Criewank	[-600, 600]	0	1.00e-02
$f_{12}$	Penalized 1	[-50, 50]	0	1.00e-02
$f_{13}$	Penalized 2	[-50.50]	0	1.00e-02
$f_{14}$	Shekell's Foxhloes	[-65, 65]	1	1.00e-02
$f_{15}$	Kowalik	[-5, 5]	0.000 3	1.00e-02
$f_{16}$	Six-Hump Camel-Back	[-5, 5]	-1.03	1.00e-02

### 3.2 实验参数设置

性能测试仿真实验采用的计算机配置为: Intel Core I5-4210U, 主频 1.70 GHz, 64 bit 操作系统, 软件 Matlab 2016(a)。选取基于正余弦更新策略的黑猩猩优化算法 (SChOA)<sup>[8]</sup>、基于鸟群行为的粒子群算法 (MPSO)<sup>[17]</sup>、基于非对称时变加速系数调整策略的粒子群算法 (TACPSO)<sup>[18]</sup>、基于天鹰勘探行为的灰狼优化算法 (AGWO)<sup>[19]</sup>、原始爬行动物搜索算法 (RSA) 与 WLF RSA 进行对比, 各算法内部参数设定见表 2。

表 2 算法参数设置

算法	参数
MPSO	$c_1 = 2, c_2 = 2, \omega_{\min} = 0.4, \omega_{\max} = 0.9$
TACPSO	$c_1 = 2, c_2 = 2, \omega_{\min} = 0.4, \omega_{\max} = 0.9$
AGWO	$B = 0.8, a = 2$
SChOA	$m = \text{chaos}(3, 1, 1)$
RSA	$\varepsilon = 0.1, \omega = 0.1$
WLF RSA	$\varepsilon = 0.1, \omega = 0.1, k = 3, \lambda_1 = 0.5, \lambda_2 = 250,$ $\lambda_3 = 0.5, \rho_1 = 0.2, \rho_2 = -0.05, \rho_3 = 0.2,$ $\delta_1 = 2, \delta_2 = 0.75, v_1 = 1, v_2 = 0.75$

3.3 各改进策略寻优性能对比

为了分析所提出的改进策略对RSA的有效性以及对RSA性能的影响,将原始RSA、引入Halton序列初始化种群的RSA(HRSA)、引入水波动态进化因子和自适应权重的RSA(WRSA)、引入动态莱维飞行变

异策略的RSA(LFRSA)与WLF RSA对表1中单峰测试函数 $f_1 \sim f_5$ 和复杂多峰测试函数 $f_8, f_9, f_{12}$ 以及 $f_{13}$ 进行寻优测试,基本参数统一设置为:种群规模数 $N = 30$ ,算法最大迭代次数 $T = 500$ .各算法分别独立运行30次,运行结果如表3所示.

表3 不同改进策略的寻优结果

函数	算法	D = 10				D = 30				D = 100			
		最优值	平均值	标准差	时间/s	最优值	平均值	标准差	时间/s	最优值	平均值	标准差	时间/s
$f_1$	RSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	0.964 5	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	2.962 1	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.221 8
	HRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	0.974 3	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	3.044 5	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.245 9
	WRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.011 1	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	3.019 1	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.276 6
	LFRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.029 8	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	3.040 8	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.291 7
	WLF RSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.029 5	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	3.046 4	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.243 3
$f_2$	RSA	0.00e+00	2.58e-265	5.61e-165	0.971 8	0.00e+00	6.89e-289	2.58e-176	2.892 5	4.15e-289	7.23e-284	1.30e-183	9.198 5
	HRSA	0.00e+00	1.95e-283	3.90e-186	0.972 5	0.00e+00	2.92e-293	4.85e-184	2.863 6	3.38e-292	2.59e-290	1.45e-187	9.153 3
	WRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.070 9	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	3.084 6	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.178 7
	LFRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.032 5	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	3.034 2	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.159 8
	WLF RSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.032 1	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	3.035 8	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.147 4
$f_3$	RSA	0.00e+00	4.81e-267	3.57e-163	1.107 8	0.00e+00	5.81e-276	4.52e-173	3.381 7	3.70e-296	3.21e-292	6.42e-192	11.068
	HRSA	0.00e+00	1.30e-267	2.28e-167	1.084 5	0.00e+00	2.59e-286	2.45e-172	3.466 5	4.56e-296	3.56e-293	5.88e-192	11.120
	WRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.019 0	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	3.365 2	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	11.675
	LFRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.075 2	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	3.376 1	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	11.423
	WLF RSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.068 4	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	3.382 3	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	11.373
$f_4$	RSA	0.00e+00	1.78e-263	3.57e-163	0.973 2	0.00e+00	4.58e-276	8.83e-165	2.708 9	1.23e-281	1.11e-271	2.21e-171	9.309 2
	HRSA	0.00e+00	1.30e-267	2.28e-167	0.979 7	0.00e+00	5.54e-278	2.28e-168	2.745 9	1.88e-285	5.68e-282	2.28e-172	9.653 5
	WRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.087 7	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	2.806 1	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.673 9
	LFRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.027 0	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	2.817 1	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.616 8
	WLF RSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.029 2	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	2.821 1	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.635 8
$f_5$	RSA	9.59e-30	3.48e-08	1.35e-07	0.984 0	1.08e-22	1.59e+01	1.45e+01	2.746 9	9.89e+01	9.89e+01	1.33e-02	9.413 5
	HRSA	1.12e-29	1.10e-10	4.27e-10	0.978 2	8.25e-24	1.73e+01	1.46e+01	2.738 1	9.89e+01	9.89e+01	4.14e-03	9.380 4
	WRSA	1.37e-29	2.45e-29	6.04e-30	1.010 1	2.19e-29	3.86e+00	1.01e+01	2.922 0	4.17e-28	8.57e+01	3.48e+01	9.104 1
	LFRSA	9.99e-30	2.33e-29	6.57e-30	1.035 7	9.43e-29	1.93e+00	7.48e+01	2.931 6	4.54e-28	8.63e-26	3.33e-25	9.175 7
	WLF RSA	8.77e-30	2.31e-29	6.59e-30	1.034 2	8.07e-29	1.07e-28	1.60e-29	2.924 5	3.68e-28	2.45e-26	8.28e-24	9.395 4
$f_8$	RSA	-2.02e+03	-1.93e+03	6.13e+01	1.067 9	-5.53e+03	-5.39e+03	4.23e+02	2.737 0	-1.79e+04	-1.63e+04	1.50e+03	9.340 7
	HRSA	-2.03e+03	-1.92e+03	4.68e+01	0.977 0	-5.65e+03	-5.51e+03	9.64e+01	2.827 3	-1.80e+04	-1.71e+04	9.50e+02	9.777 7
	WRSA	-2.12e+03	-1.97e+03	1.17e+02	1.078 8	-5.56e+03	-5.42e+03	3.18e+02	2.727 0	-1.80e+04	-1.78e+04	2.62e+02	9.604 6
	LFRSA	-3.17e+03	2.87e+03	2.34e+02	1.035 5	-1.12e+04	-8.20e+03	2.25e+02	2.833 6	-1.82e+04	-1.82e+04	6.57e+01	9.617 8
	WLF RSA	-3.14e+03	-3.07e+03	2.64e+02	1.036 4	-1.23e+04	-8.58e+03	2.90e+02	2.733 3	-2.24e+04	-1.98e+04	1.55e+03	9.496 5
$f_9$	RSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	0.969 0	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	2.714 2	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.281 5
	HRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	0.965 7	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	2.718 4	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.303 7
	WRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.055 6	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	2.890 2	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.367 4
	LFRSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.028 7	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	2.816 2	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.367 9
	WLF RSA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.03 03	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	2.821 5	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	9.359 8
$f_{12}$	RSA	7.37e-01	1.49e+00	7.35e-01	1.208 2	6.27e-01	1.25e+00	3.15e-01	3.020 2	1.17e+00	1.26e+00	6.52e-02	9.598 7
	HRSA	2.69e-01	3.35e-01	3.07e-01	1.228 1	4.73e-01	1.08e+00	3.95e-01	3.037 5	1.12e+00	1.24e+00	1.04e-01	9.592 5
	WRSA	1.98e-01	6.62e-01	2.14e-01	1.270 6	4.57e-01	1.31e+00	3.44e-01	3.032 9	5.10e-01	1.10e+00	3.44e-01	9.616 0
	LFRSA	2.48e-03	5.00e-02	6.97e-02	1.296 6	1.37e-01	1.05e+00	5.46e-01	3.087 3	2.06e-01	7.76e-01	5.29e-01	9.313 5
	WLF RSA	8.45e-03	2.10e-02	3.30e-03	1.297 8	1.01e-02	2.22e-02	3.87e-01	3.011 4	1.63e-01	6.70e-01	4.91e-01	9.864 1
$f_{13}$	RSA	2.08e-32	2.05e-31	2.26e-31	1.133 7	1.38e-27	1.46e-01	4.76e-01	3.069 9	9.81e+00	9.95e+00	7.85e-02	9.817 3
	HRSA	2.08e-32	1.74e-31	2.18e-31	1.153 3	6.96e-28	1.33e-02	5.16e-02	3.053 5	6.93e+00	9.11e+00	1.25e+00	9.812 5
	WRSA	1.96e-32	1.16e-31	1.84e-31	1.126 3	6.53e-32	1.66e-01	6.44e-01	3.030 7	7.40e-31	9.06e-01	2.02e+00	9.828 2
	LFRSA	1.96e-32	1.75e-31	2.18e-31	1.187 9	6.40e-32	3.43e-01	9.17e-01	3.092 0	2.72e-31	4.72e-01	1.05e+00	9.814 4
	WLF RSA	1.96e-32	1.15e-31	1.87e-31	1.181 4	6.64e-32	3.44e-31	2.30e-31	3.023 1	2.74e-31	5.55e-31	2.35e-31	9.853 3

由表3结果可见,随着维度增加,引入各改进策略算法的整体寻优性能均有所下降,但融合3种策略的WLFRSA在不同维度下仍发挥出色.其中:对于函数 $f_1$ 和 $f_9$ ,各算法的寻优结果均为0,体现了基础RSA优秀的寻优性能;对于函数 $f_2$ 、 $f_3$ 和 $f_4$ ,HRSA和WRSA的平均值和标准差结果都比RSA表现更好,表明采用Halton序列提升了RSA的种群多样性,引入水波动态进化因子和自适应权重增强了RSA的全局勘探能力和局部开发能力;对于函数 $f_5$ 、 $f_8$ 、 $f_{12}$ 和 $f_{13}$ ,LFRSA和WLFRSA的寻优结果都比RSA有几量级到十几量级不同程度的提升,表明引入动态莱维飞行变异策略有效提升了RSA的局部抗停滞能力.综上所述,针对RSA的不同缺陷之处,各改进策略均有

效提升了算法性能,且各算法解决优化问题时的速度与RSA相差无几,表明增加改进策略并没有影响RSA的时间复杂度,体现了各算法与RSA的时间复杂度一致性,并且融合3种改进策略的WLFRSA整体寻优结果表现卓越,寻优精度明显优于RSA、HRSA、WRSA和LFRSA,验证了各改进策略融合后对RSA全方面提升的有效性.

### 3.4 WLFRSA算法与其他算法性能对比

为了验证WLFRSA对表1中14个测试函数的寻优性能,选取MPSO、TACPSO、AGWO、SChOA以及RSA进行寻优对比,统一设定种群规模数 $N = 30$ .算法最大迭代次数 $T = 500$ ,维度 $D = 30$ .各算法分别独立运行30次,运行结果如表4所示.

表4 不同改进算法的寻优结果

函数	MPSO		TACPSO		AGWO		SChOA		RSA		WLFRSA	
	平均值	标准差										
$f_1$	2.53e-01	3.39e-01	3.60e-01	6.69e-01	4.04e-147	1.14e-146	5.09e-33	1.36e-32	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
$f_2$	2.98e+01	2.09e+01	1.85e+00	3.14e+00	7.10e-83	1.61e-82	2.31e-20	2.53e-20	6.88e-288	2.58e-175	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
$f_3$	1.35e+04	7.43e+03	2.00e+03	1.79e+03	3.06e-79	8.01e-79	2.48e-05	8.46e-05	5.81e-279	4.55e-173	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
$f_4$	1.78e+01	4.43e+00	9.39e+00	3.31e+00	3.79e-60	1.34e-59	2.50e-10	2.71e-10	4.88e-276	8.88e-165	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
$f_5$	1.24e+04	3.15e+04	6.33e+03	2.31e+04	2.78e+01	6.54e-01	2.76e+01	8.40e-01	1.71e+01	1.37e+01	<b>1.06e-28</b>	<b>1.29e-29</b>
$f_8$	<b>-8.93e-23</b>	<b>6.52e+02</b>	-8.37e+03	7.04e+02	-3.26e+03	4.90e+02	-4.15e+03	1.11e+03	-5.57e+03	5.18e+01	-8.56e+03	7.25e+02
$f_9$	1.19e+02	3.32e+01	6.68e+01	2.02e+01	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
$f_{10}$	3.33e+00	1.31e+00	2.21e+00	9.07e-01	3.45e-01	1.55e-01	2.32e-14	5.61e-15	<b>8.88e-16</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>8.88e-16</b>	<b>0.00e+00</b>
$f_{11}$	2.17e-01	2.09e-01	1.59e-01	1.97e-01	2.23e+00	1.42e-01	8.63e-04	3.34e-03	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
$f_{12}$	3.41e+00	1.86e+00	2.36e+00	2.55e+00	6.87e+00	4.35e+00	1.08e-01	4.57e-02	1.24e+00	3.31e-01	<b>2.31e-02</b>	<b>5.89e-01</b>
$f_{13}$	9.31e+00	1.08e+01	3.75e+00	2.76e+00	2.66e-03	5.75e-03	1.09e+00	2.21e-01	1.52e-01	4.19e-01	<b>2.19e-32</b>	<b>2.09e-31</b>
$f_{14}$	<b>9.98e-01</b>	<b>1.45e-16</b>	<b>9.98e-01</b>	<b>1.97e-16</b>	6.87e+00	4.35e+00	2.17e+00	2.53e+00	1.08e+00	6.32e-02	1.03e+00	3.52e-02
$f_{15}$	3.50e-03	6.68e-03	<b>5.00e-04</b>	<b>3.57e-04</b>	2.66e-03	5.75e-03	6.28e-04	1.99e-04	2.74e-03	1.15e-03	9.13e-04	5.92e-04
$f_{16}$	<b>-1.03e+00</b>	<b>1.45e-06</b>	<b>-1.03e+00</b>	<b>1.68e-06</b>	<b>-1.03e+00</b>	<b>1.60e-07</b>	<b>-1.03e+00</b>	<b>2.38e-06</b>	<b>-1.03e+00</b>	<b>6.53e-04</b>	<b>-1.03e+00</b>	<b>9.61e-09</b>

由表4对比结果可见,在相同约束情况下,对于单峰测试函数 $f_1 \sim f_5$ ,WLFRSA的寻优结果均比其他改进算法高出几个数量级甚至几十数量级,其中 $f_1 \sim f_4$ 函数均能收敛到理论最优值0;对于复杂多峰测试函数 $f_8 \sim f_{13}$ ,除了 $f_8$ 函数结果比MPSO略低之外,WLFRSA对其余函数的寻优结果均优于其他改进算法,其中 $f_9$ 和 $f_{11}$ 都寻到最优值0;对于固定维度多峰测试函数 $f_{14} \sim f_{16}$ ,WLFRSA基本都能够收敛到理论最优值附近.综上所述,对于14个基准测试函数,无论是单峰测试函数还是复杂多峰测试函数,WLFRSA的整体寻优性能都表现优秀,体现出WLFRSA卓越的稳定性和鲁棒性,证明融合多策略

改进的WLFRSA算法有较强的全局探索和局部开发能力.

### 3.5 WLFRSA算法与其他算法高维性能对比

为了测试WLFRSA对高维函数的寻优能力,选取MPSO、TACPSO、AGWO、SChOA、RSA与WLFRSA进行高维函数寻优对比,统一设置维度 $D = 500$ ,种群规模数 $N = 30$ ,算法最大迭代次数 $T = 500$ .寻优收敛曲线对比结果如图6所示.

由图6对比结果可知,在高维 $D = 500$ 的情况下,对于单峰测试函数 $f_1$ 和 $f_5$ ,WLFRSA以最快收敛速度寻到 $f_1$ 的理论最优值0,WLFRSA对 $f_5$ 的寻优精度虽然与其他算法差距不大,但收敛速度是较快的;

对于复杂多峰测试函数  $f_{10}$  和  $f_{13}$ , WLFRSA 展现出的寻优精度和收敛速度也优于其他改进算法. 综上所述, 对于高维测试函数, WLFRSA 的收敛速度和寻优精度基本均优于其他算法, 表明所提出的各改进策略有效地增强了 RSA 的收敛性能和寻优性能, 使其具有优越的全局探索能力和局部开发能力.

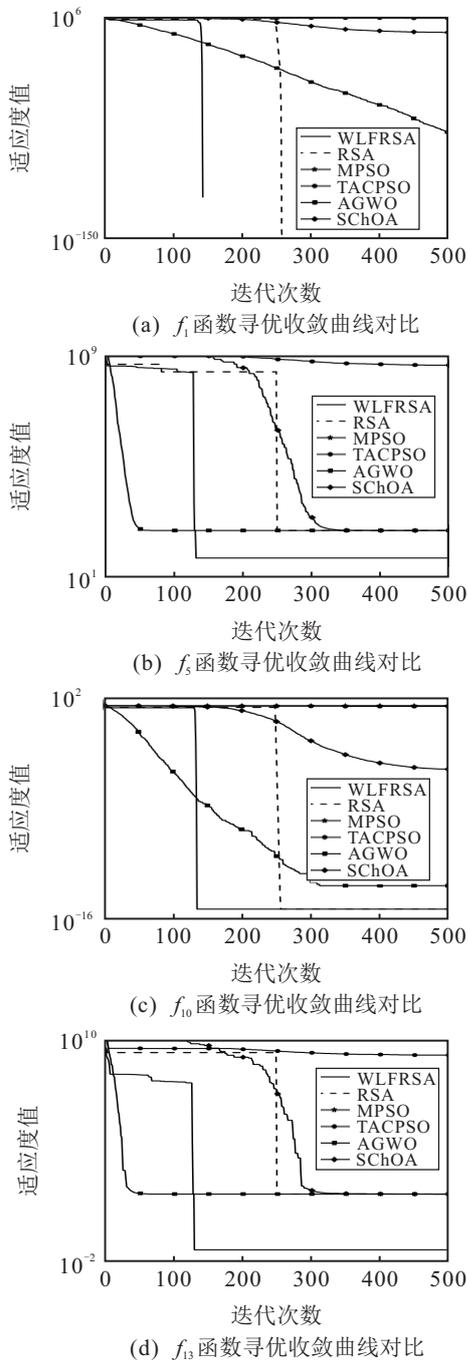


图6 各算法寻优对比曲线

### 3.6 Wilcoxon 秩和检验

为了进一步评估 WLFRSA 算法的性能, 选取 WLFRSA 与 MPSO、TACPSO、AGWO、SChOA、RSA 对表1中14个基准测试函数进行寻优, 将寻优结果进行 Wilcoxon 符号秩检验并计算  $P$  值. 当  $P < 0.05$  时

表明检验结果有效可拒绝零假设. 符号“+”“−”以及“=”分别表示 WLFRSA 算法的性能优于、劣于、等于对比算法, NaN 表示算法结果高度接近, 无法进行显著性判断, 符号秩检验结果如表5所示.

表5 Wilcoxon 符号秩检验  $P$  值

函数	MPSO	TACPSO	AGWO	SChOA	RSA
$f_1$	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	5.30e-03
$f_2$	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	5.30e-03
$f_3$	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	5.30e-03
$f_4$	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	5.30e-02
$f_5$	3.01e-11	4.07e-11	9.06e-08	1.07e-07	3.02e-11
$f_8$	3.02e-11	3.16e-10	3.02e-11	3.02e-11	3.02e-11
$f_9$	1.21e-12	1.21e-12	NaN	5.50e-03	NaN
$f_{10}$	1.21e-12	1.21e-12	1.69e-14	9.08e-13	NaN
$f_{11}$	1.21e-12	1.21e-12	NaN	8.15e-03	NaN
$f_{12}$	7.38e-10	1.63e-02	1.41e-04	2.03e-09	6.80e-03
$f_{13}$	2.99e-11	2.99e-11	2.99e-11	2.99e-11	2.99e-11
$f_{14}$	6.39e-12	4.32e-11	1.40e-03	5.01e-03	5.01e-03
$f_{15}$	3.71e-03	2.38e-07	1.11e-04	3.26e-07	NaN
$f_{16}$	5.14e-12	1.14e-11	2.68e-06	1.25e-07	3.69e-11
+/-/-	11/1/2	12/1/1	12/2/0	11/1/2	9/5/0

由表5对比结果可知, 与其他算法寻优结果相比, WLFRSA 的 Wilcoxon 符号秩检验结果基本上均满足  $P < 0.05$  条件, 表明从统计学角度分析, WLFRSA 对14个基准测试函数的寻优性能优势是明显的, 进一步体现了 WLFRSA 的鲁棒性.

## 4 WLFRSA 算法工程应用分析

钢梁焊接支架是现代化煤矿井下采掘巷道的重要安全防护设备, 合理的钢梁焊接方案能够有效保证巷道的稳定性<sup>[20]</sup>. 为了进一步体现 WLFRSA 算法处理实际工程应用问题的可行性和适用性, 选取文献[8]的罚函数作为非线性约束条件, 对焊接梁设计问题进行优化处理.

### 4.1 焊接梁设计问题

焊接梁设计问题的目的是在保证安全性能的同时降低焊接梁制造成本, 其模型结构如图7所示. 焊接梁设计问题数学模型描述如下:

$$\tau' = \frac{P}{2x_1x_2}, \tau'' = MRJ, M = P\left(L + \frac{x_2}{2}\right),$$

$$J = 2\left\{\sqrt{2}x_1x_2\left[\frac{x_2^2}{12} + \left(\frac{x_1 + x_3}{2}\right)^2\right]\right\},$$

$$R = \sqrt{\frac{x_2^2}{4} + \left(\frac{x_1 + x_3}{2}\right)^2}, P = 6000lb,$$

$$L = 14 \text{ in}, E = 30 \times 10^6 \text{ psi}, G = 12 \times 10^6 \text{ psi},$$

$$\tau_{\max} = 13\,600 \text{ psi}, \sigma_{\max} = 30\,000 \text{ psi}, \delta_{\max} = 0.25 \text{ in.} \tag{25}$$

$$\begin{aligned} \min f(X) &= 1.104\,71x_1^2x_2 + 0.048\,11x_3x_4(14 + x_2). \\ \text{s.t. } g_1(X) &= \sqrt{(\tau')^2 + 2\tau'\tau''\frac{x_2}{2R} + (\tau'')^2} - \tau_{\max} \leq 0; \\ g_2(X) &= \frac{6PL}{x_3^2x_4} - \sigma_{\max} \leq 0, \quad g_3(X) = x_1 - x_4 \leq 0; \\ g_4(X) &= \\ &0.104\,71x_1^2 + 0.048\,11x_3x_4(14 + x_2) - 5 \leq 0, \\ g_5(X) &= 0.125 - x_1 \leq 0, \\ g_6(X) &= \frac{4PL^3}{Ex_3^3x_4} - \delta_{\max} \leq 0; \\ g_7(X) &= P - \frac{4.013Ex_3x_4^3}{6L^2} \left(1 - \frac{x_3}{2L}\sqrt{\frac{E}{4G}}\right) \leq 0; \\ &0.1 \leq x_i \leq 2, \quad i = 1, 4; \quad 0.1 \leq x_i \leq 10, \quad i = 2, 3. \end{aligned} \tag{26}$$

其中:  $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$  和  $x_4$  分别为焊接梁的4个基本属性: 焊接缝宽度  $h$ 、横梁宽度  $d$ 、长度  $l$  以及厚度  $b$ ; 约束条件包括剪切应力  $\tau$ 、横梁弯曲应力  $\sigma$ 、屈曲载荷  $\delta$ 、横梁挠度  $\delta$  以及其他内部参数约束。

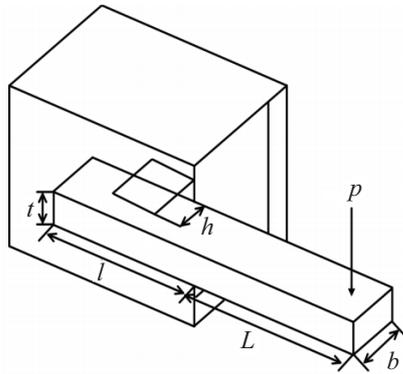


图7 焊接梁结构

#### 4.2 仿真结果与分析

将 WLF RSA 优化结果与 MP SO、TACPSO、AGWO、SChOA、RSA 以及文献 [8] 中其他算法进行对比, 其中 GA、RO、MVO、HSSAHHO 的数据结果来源于文献 [8], 实验参数设置为: 种群规模数  $N = 30$ , 算法最大迭代次数  $T = 1\,000$ 。各算法分别独立运行 30 次, 取运行结果平均值, 对比结果如表 6 所示。

由表 6 对比结果可知, 虽然 WLF RSA 对焊接梁的单个属性优化结果并不是最优的, 但整体优化结果明显优于其他算法, WLF RSA 优化得到的函数最优解为  $[x_1, x_2, x_3, x_4] = [0.191\,3, 3.528\,6, 9.040\,2, 0.205\,7]$ , 最优值为  $f(X) = 1.711\,0$ , 表明 WLF RSA 能以最优制造成本得到最佳焊接梁设计方案, 验证了 WLF RSA 在实际工程优化问题上具有优越的适用性和稳定性。

表 6 焊接梁设计问题结果对比

算法	$h$	$l$	$t$	$b$	平均值
GA <sup>[8]</sup>	0.248 9	6.173 0	8.178 9	0.253 3	2.433 1
MP SO	0.189 1	3.575 1	9.036 4	0.205 7	1.713 3
TACPSO	0.204 6	3.207 6	9.278 9	0.204 5	1.720 1
AGWO	0.201 5	3.426 2	9.036 7	0.205 7	1.712 6
SChOA	0.202 8	3.392 6	9.043 6	0.205 9	1.712 7
RO <sup>[8]</sup>	0.203 6	3.528 4	10.000	0.202 3	1.879 9
MVO <sup>[8]</sup>	0.205 4	3.473 1	9.045 5	0.205 6	1.726 4
HSSAHHO <sup>[8]</sup>	0.205 7	3.470 5	9.036 7	0.205 7	1.724 8
RSA	0.168 1	4.094 1	9.452 7	0.207 1	1.832 5
WLF RSA	<b>0.191 3</b>	<b>3.528 6</b>	<b>9.040 2</b>	<b>0.205 7</b>	<b>1.711 0</b>

## 5 结 论

本文根据对 RSA 算法迭代寻优过程的分析, 采用 Halton 序列初始化种群, 增加了种群多样性, 引入水波动态进化因子和自适应权重, 提升了算法的收敛速度和寻优精度, 结合动态莱维飞行变异策略, 有效防止了算法在迭代后期易陷入局部最优。通过对 14 个基准测试函数寻优, 结果表明改进的爬行动物搜索算法具有更好的收敛性能和寻优性能, 根据 Wilcoxon 秩和检验以及寻优时间对比, 体现出 WLF RSA 优秀的鲁棒性以及验证了 WLF RSA 和 RSA 的时间复杂度一致性。通过处理实际工程应用中煤矿井下焊接梁设计优化问题表明, 相比于其他算法, 经 WLF RSA 优化能得到最优的焊接梁制造成本, 进一步验证了 WLF RSA 在实际工程应用中的有效性。

#### 参考文献 (References)

- [1] 张国, 王锐, 雷洪涛, 等. 并行智能优化算法研究进展[J]. 控制理论与应用, 2021, 38(12): 1-10. (Zhang G, Wang R, Lei H T, et al. Survey on parallel intelligent optimization algorithms[J]. Control Theory & Applications, 2021, 38(12): 1-10.)
- [2] 杨珺, 孔文康, 孙秋野. 智能算法在含分布式电源配电网故障恢复的应用综述[J]. 控制与决策, 2019, 34(9): 1809-1818. (Yang J, Kong W K, Sun Q Y. Application of intelligent algorithms to service restoration of distribution network with distributed generations[J]. Control and Decision, 2019, 34(9): 1809-1818.)
- [3] Li W, Tan M, Wang L, et al. A cubic spline method combining improved particle swarm optimization for robot path planning in dynamic uncertain environment[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(1): 1-12.
- [4] 周晓君, 柳英键, 徐冲冲, 等. 一种自适应拟牛顿-状态转移混合智能优化算法及应用[J]. 控制与决策, 2021, 36(10): 2451-2458.

- (Zhou X J, Liu Y J, Xu C C, et al. A hybrid state transition optimization algorithm based on adaptive quasinewton method and its application[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(10): 2451-2458.)
- [5] 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.
- [6] 王凌, 郑洁, 王晶晶. 求解区间数分布式流水线调度的混合离散果蝇优化算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(4): 930-936.  
(Wang L, Zheng J, Wang J J. A hybrid discrete fruit fly optimization algorithm for distributed permutation flowshop scheduling with interval data[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(4): 930-936.)
- [7] Wang W C, Xu L, Chau K W, et al. Yin-Yang firefly algorithm based on dimensionally Cauchy mutation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 150: 113216.
- [8] Kaur M, Kaur R, Singh N, et al. SChOA: A newly fusion of sine and cosine with chimp optimization algorithm for HLS of datapaths in digital filters and engineering applications[J]. *Engineering with Computers*, 2022, 38(2): 975-1003.
- [9] 贾鹤鸣, 李瑶, 孙康健. 基于遗传乌燕鸥算法的同步优化特征选择[J]. *自动化学报*, 2022, 48(6): 1601-1615.  
(Jia H M, Li Y, Sun K J. Simultaneous feature selection optimization based on hybrid sooty tern optimization algorithm and genetic algorithm[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(6): 1601-1615.)
- [10] 郭文艳, 王远, 戴芳, 等. 基于精英混沌搜索策略的交替正余弦算法[J]. *控制与决策*, 2019, 34(8): 1654-1662.  
(Guo W Y, Wang Y, Dai F, et al. Alternating sine cosine algorithm based on elite chaotic search strategy[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(8): 1654-1662.)
- [11] Bangyal W H, Tayyab H, Batool H, et al. An improved particle swarm optimization algorithm with Chi-square mutation strategy[J]. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2019, 10(3): 481-491.
- [12] 刘成汉, 何庆. 融合多策略的黄金正弦黑猩猩优化算法[J]. *自动化学报*, DOI: 10.16383/j.aas.c210313.  
(Liu C H, He Q. Golden sine chimp optimization algorithm integrating multiple strategies[J]. *Acta Automatica Sinica*, DOI: 10.16383/j.aas.c210313.)
- [13] Iacca G, dos Santos V C Jr, Veloso de Melo V. An improved Jaya optimization algorithm with Lévy flight[J]. *Expert Systems With Applications*, 2021, 165: 113902.
- [14] Gao S Z, Gao Y, Zhang Y M, et al. Adaptive cuckoo algorithm with multiple search strategies[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 106: 107181.
- [15] Huseyin H, Harun U. A novel particle swarm optimization with levy flight[J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 23: 333-345.
- [16] 汪超, 王丙柱, 岑豫皖, 等. 基于多样性全局最优引导和反向学习的离子运动算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(7): 1584-1596.  
(Wang C, Wang B Z, Cen Y W, et al. Ions motion optimization algorithm based on diversity optimal guidance and opposition-based learning[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(7): 1584-1596.)
- [17] Geetha T, Sathya M. Modified Particle Swarm Optimization (MPSO) algorithm for web service selection (WSS) problem[C]. 2012 International Conference on Data Science & Engineering. Cochin, 2012: 113-116.
- [18] Bao G Q, Mao K F. Particle swarm optimization algorithm with asymmetric time varying acceleration coefficients[C]. 2009 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Guilin, 2010: 2134-2139.
- [19] Ma C, Huang H S, Fan Q S, et al. Grey wolf optimizer based on Aquila exploration method[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 205: 117629.
- [20] Hao J, Li X L, Song Y C, et al. Analysis of mining roadway with large deformation of broken soft coal and research on supporting technology: A case study in Xin'an coal mine, China[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2021, 130: 105761.

### 作者简介

付华(1962-), 女, 教授, 博士生导师, 从事智能优化算法、智能系统的优化与控制等研究, E-mail: fxfuhua@163.com;

许桐(1995-), 男, 硕士生, 从事智能优化算法、智能系统的优化与控制等研究, E-mail: 834039376@qq.com;

邵靖宇(1989-), 男, 硕士生, 从事智能优化算法、智能系统的优化与控制等研究, E-mail: shaojy89@163.com.