



多策略改进的闪电连接过程算法及其应用

付华,刘尚霖,韩冰,管智峰,韩昊通,李琨,刘昊

引用本文:

付华,刘尚霖,韩冰,管智峰,韩昊通,李琨,刘昊. 多策略改进的闪电连接过程算法及其应用[J]. 控制与决策, 2024, 39(8): 2560-2568.

在线阅读 View online: https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0322

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

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

具有重组学习和混合变异的动态多种群粒子群优化算法

Dynamic multi-population particle swarm optimization algorithm with recombined learning and hybrid mutation 控制与决策. 2021, 36(12): 2871-2880 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0898

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

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

多策略改进的闪电连接过程算法及其应用

付 华17, 刘尚霖1, 韩 冰2, 管智峰3, 韩昊通1, 李 琨1, 刘 昊1

(1. 辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125100;

2. 国网辽宁省电力有限公司 盘锦供电公司, 辽宁 盘锦 124010;

3. 内蒙古电力(集团)有限责任公司乌兰察布供电分公司,内蒙古乌兰察布 012000)

摘 要:针对闪电连接过程算法鲁棒性欠佳、个体多样性有限等不足的问题,提出一种多策略改进的闪电连接过 程算法.首先,采用透射学习策略和准对立学习策略有效提升初始化实验点个体质量,避免自有随机因子过度影 响算法收敛性能;然后,设计实验点自适应动态跟随机制,在提升算法寻优性能的同时兼顾探索开发能力的协调; 接着,采用镜像均值替代策略替换当前最优解和种群均值,防止算法因个体同化程度升高造成局部停滞;最后,选 取基准测试函数进行智能算法对比寻优实验、改进算法对比寻优实验以及Wilcoxon符号秩检验实验,实验结果表 明了所提出改进算法寻优性能的优越性以及改进策略的有效性.通过多策略改进的闪电连接过程算法优化长短 时门循环控制单元参数进行变压器故障诊断工程应用实验,进一步验证所提出改进算法的工程实用性.

关键词:智能优化算法;闪电连接过程算法;门控循环单元;变压器故障诊断;油中溶解气体分析

中图分类号: TM411 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0322

引用格式: 付华,刘尚霖,韩冰,等. 多策略改进的闪电连接过程算法及其应用 [J]. 控制与决策, 2024, 39(8): 2560-2568.

Improved lightning attachment procedure optimization based on multiple strategies and its application

FU Hua^{1†}, LIU Shang-lin¹, HAN Bing², GUAN Zhi-feng³, HAN Hao-tong¹, LI Kun¹, LIU Hao¹

(1. Faculty of Electrical and Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125100, China; 2. Panjin Power Supply Company, State Grid Liaoning Electric Power Co., Ltd, Panjin 124010, China; 3. Ulanqab Power Supply Branch, Inner Mongolia Power (Group) Co., Ltd, Ulanqab 012000, China)

Abstract: Aiming at the disadvantages of the lightning attachment procedure optimization such as poor robustness and limited individual diversity, an improved algorithm of the lightning attachment procedure optimization is proposed. The transmission learning strategy and the quasi opposition learning strategy are used to effectively improve the quality of individuals at initial test points and to avoid the excessive impact of its random factors on the convergence performance of the algorithm. The adaptive dynamic tracking mechanism for test points is designed to improve the optimization performance of the algorithm while taking into account the coordination of exploration and exploitation capabilities. The mirror image mean substitution strategy is used to replace the current optimal solution and the population mean in order to prevent the algorithm from local stagnation due to the increased degree of individual assimilation. The benchmark test functions are selected to apply to the comparative experiments of the intelligent algorithms optimization and Wilcoxon signed ranks test experiments, whose results intuitively demonstrate the superiority of the improved algorithm in terms of its optimal performance and the effectiveness of the improved strategies. The engineering application experiments of transformer fault diagnosis using the improved lightning attachment procedure optimization to optimize the parameters of the long-short-term gated recurrent unit further verify its engineering practicality.

Keywords: intelligent optimization algorithm; lightning attachment procedure optimization; gated recurrent unit; transformer fault diagnosis; dissolved gas analysis

责任编委: 陈家伟. [†]通讯作者. E-mail: fxfuhua@163.com.

收稿日期: 2023-03-21; 录用日期: 2023-08-02.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51974151,71771111); 辽宁省高等学校国(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).

近年来,元启发式算法作为解决数学优化问题 的有效方法,已受到国际学者们的广泛重视^[1].闪电 连接过程算法^[2](lightning attachment procedure optimization, LAPO)是一种新型元启发式智能优化 算法,由阿米尔卡比尔大学B. Vahidi团队提出,具有 优越的寻优性能,相较于灰狼优化算法^[3](grey wolf optimization, GWO)或蜉蝣算法^[4](mayfly algorithm, MA)等传统元启发式智能优化算法,具有调节参数 较少、运算精度较高等优势.

现如今,LAPO算法已成功应用于现代工业领 域,凭借其优异的运算性能成功地解决了新型分形 天线设计[5]、网络入侵检测[6]、统一功率流控制器参 数求解[7]、短期水热发电调度[8]等工程应用难题.为 了进一步提升LAPO算法的表现力,国际学者通过引 入不同改进策略设计出改进LAPO算法. 文献 [9] 提 出的ELAPO (enhanced lightning attachment procedure optimization)算法通过在闪电分支形成过程中引入 差分向量,控制了实验点个体移动方向,加速了算法 收敛,但是并未改善原算法鲁棒性欠佳的缺陷;文献 [10] 提出的 CLAPO (chaotic lightning attachment procedure optimization)算法于算法初始化阶段引入 了Logistic 混沌映射,生成了数量多于原初始种群规 模的混沌个体,有效拓展了个体选择范围,但是对于 算法整体寻优能力提升的效果有限;文献[11]提出的 MLAPO (modified lightning attachment procedure optimization) 算法采用了莱维飞行策略改进实验点 移动步长选择机制,使得算法实现了个体移动步长控 制能力的提升,但是算法迭代末期个体多样性不足的 问题依旧存在.

针对LAPO算法现存的鲁棒性、自适应性和个体 多样性等方面的不足,提出一种多策略改进的闪电连 接过程算法(improved lightning attachment procedure optimization, ILAPO),通过提升初始化个体质量、设 计自适应动态跟随机制、替代种群均值制衡算法的 探索性能和开发性能,实现算法寻优性能的综合性提 升.

1 闪电连接过程算法原理

LAPO算法的设计灵感源于闪电形成过程中上 迎先导、下行先导间的相互作用,雷云下部聚集大量 负电荷,故下行先导因电势差影响而略先于上迎先 导发展.LAPO算法参考闪电连接过程的时间发展顺 序,通过模拟云层击穿、下行先导下移、上迎先导上 移、连接点形成,分别设计数学模型实现最终全局寻 优.

初始化阶段,大量正、负电荷分别汇集至雷云上 下边缘,随着电势增加而发生击穿,致使大量电荷流 向地面.此时,LAPO算法随机选择云层和地面点电 荷群体中的 N 个 D 维实验点作为算法初始种群,以 种群内每一个体代表优化问题的候选解,并将个体的 目标函数适应度设为实验点电场值.算法初始化数 学模型如下所示:

 $X_{testpoint}^{i} = X_{min} + rand \times (X_{max} - X_{min}).$ (1) 其中: $X_{testpoint}^{i}$ 为第i个实验点个体; X_{max} 和 X_{min} 分别 为解空间的上界和下界; rand 为 [0,1] 范围内均匀随 机向量,系算法自有随机因子.

初始种群形成后,获取各Xⁱ_{testpoint}个体适应度值 Fⁱ_{testpoint}作为电场值,计算此时个体均值X_{ave}并获取 其适应度值F_{ave}作为电场均值.下行先导形成过程 中:实验点*i*将在初始种群中随机选择另一实验点*i*' 作为潜在目标,若该点电场高于电场均值,则实验点*i* 将向此点跳跃形成闪电,此过程数学模型为

$$X_{\text{testpoint_new}}^{i} = X_{\text{testpoint}}^{i} + \text{rand} \times (X_{\text{ave}} + \varepsilon \cdot X_{\text{testpoint}}^{i'}).$$
(2)

其中: $X_{testpoint}^{i'}$ 为实验点 i 跳跃的潜在目标 i', $X_{testpoint_new}^{i}$ 为移动此过程产生的新实验点, ε 为[0,1]范围内均匀分布的随机数. 同样地, 若i'点电场低于电场均值,则实验点i将远离此点移动, 此过程数学模型如下所示:

$$X_{\text{testpoint_new}}^{i} = X_{\text{testpoint}}^{i} - \text{rand} \times (X_{\text{ave}} + \varepsilon \cdot X_{\text{testpoint}}^{i'}).$$
(3)

新实验点产生后,获取该点适应度值 Fⁱ_{testpoint_new} 作为该点电场值,闪电分支仅会在此电场值高于原实 验点*i*时存续(适应度值优于原适应度值),反之闪电 分支将会消失,即

$$\begin{cases} X_{\text{testpoint}}^{i} = X_{\text{testpoint_new}}^{i}, F_{\text{testpoint_new}}^{i} < F_{\text{testpoint}}^{i}; \\ X_{\text{testpoint_new}}^{i} = X_{\text{testpoint}}^{i}, \text{ otherwise.} \end{cases}$$
(4)

待种群全部个体均完成以上环节,闪电已通过存 续分支的不断跳跃完成下行先导下移阶段,此时的各 实验点将进入上迎先导上移阶段,该阶段数学模型为

$$\begin{cases} X_{\text{testpoint_new}}^{i} = X_{\text{testpoint_new}}^{i} + \varepsilon \cdot S \cdot (X_{\text{worst}} - X_{\text{best}}), \\ S = 1 - \frac{t}{t_{\text{max}}} \times \exp\left(-\frac{t}{t_{\text{max}}}\right). \end{cases}$$
(5)

其中: X_{best}和 X_{worst}分别为算法最优解和最劣解; S为下行先导电荷指数分布状态的指数因子,其值取决于算法当前迭代次数 t 以及最大迭代次数 t_{max}. 闪电的连接点将在下行先导与上迎先导相遇时确定,此时闪

据上述分析可知:初始化阶段确定的实验点 Xⁱ_{testpoint}种群个体质量受算法自有随机因子影响,将 会在后续闪电分支形成过程中影响寻优效果,降低算 法鲁棒性和运算精确度;下行先导和上迎先导闪电 分支形成的本质是带电实验点个体间的跟随和相互 作用,缺乏自适应机制和扰动机制的个体更新方式将 导致算法迭代末期局部桎梏概率骤升,削弱算法全局 寻优性能.

2 多策略改进闪电连接过程算法

2.1 初始化实验点个体质量提升

为了避免LAPO算法初始化阶段的自有随机因 子影响种群个体质量,ILAPO算法通过透射学习策 略遍历初始种群各实验点个体Xⁱ_{testpoint}生成透射解 个体Xⁱ_{images}来扩张候选解搜索域,此过程数学模型如 下所示:

$$\begin{cases} X_{\text{images}}^{i} = -\frac{X_{\text{testpoint}}^{i}}{r} + \frac{(1+r)(X_{\text{max}} + X_{\text{min}})}{2}, \\ r = \exp(k), \ k = 1, 2, \dots. \end{cases}$$
(6)

其中透射缩放系数r为欧拉数e的指数函数.由式(6) 可知:透射解个体 X^i_{images} 与原实验点个体 $X^i_{testpoint}$ 间 存在 exp(-k)倍线性关联,为了在候选解范围扩大的 同时控制透射解与原实验点处于同数量级关系,故 k=2.待全部透射解个体 X^i_{images} 生成后,选取其中适 应度值较好的前N个个体形成新的实验点 $X^i_{testpoint}$, 替代原有初始种群,实现个体质量的提升.完成此过 程后,ILAPO算法将计算当前最优解 X_{best} 与个体均 值 X_{ave} 间的欧氏空间距离参量解 D_c 及其最小值 D_{cmin} 如下所示:

$$\begin{cases} D_c = \sqrt{\sum_{\text{org}}^{D} (X_{\text{ave}} - X_{\text{best}})^2}, \\ D_{c_{\min}} = \frac{15}{10^{\frac{t}{\text{trans}}}}. \end{cases}$$
(7)

若算法收敛过程中*D*_c突破下限,则表明个体与 最优解空间距离过近,种群呈逐渐聚集趋势,存在脱 离均匀分布、陷入局部停滞的隐患,此时,ILAPO算法 将通过准对立学习策略对已提升个体质量的候选解 *X*ⁱ_{testnoint}实施进一步种群精英化.

利用下式根据解空间上下界 X_{max} 、 X_{min} 和候选 解 $X^i_{testpoint}$ 的位置确定中心参量 X_c 以及对立参量 X^i_o :

$$\begin{cases} X_{c} = \frac{X_{\max} + X_{\min}}{2}, \\ X_{o}^{i} = X_{\max} + X_{\min} - X_{\text{testpoint}}^{i}. \end{cases}$$
(8)
采用下式生成准对立解 X_{q}^{i} :

$$X_q^i = \begin{cases} \operatorname{rand} \times (X_o^i - X_c) + X_c, \ X_o^i > X_c; \\ \operatorname{rand} \times (X_c - X_o^i) + X_o^i, \ \text{otherwise.} \end{cases}$$
(9)

比较候选解Xⁱ_{testpoint}与准对立解Xⁱ_q的适应度,选 取适应度较优者替换生成新候选解Xⁱ_{testpoint}.至此,种 群中N个实验点个体质量已遍历优化.图1和图2分 别为LAPO算法随机种群初始化个体分布示意图和 实验点个体质量遍历提升后的种群初始化个体分布 示意图.





分析图1和图2可知:与LAPO算法相比,经个体质量遍历提升后的ILAPO算法的初始化种群分布整体趋向均匀化,可避免算法自有随机因子过度影响寻优性能,有效提升算法整体鲁棒性.

2.2 自适应动态跟随机制

LAPO算法中下行先导下移阶段和上迎先导上 移阶段本质是实验点个体间的相互跟随.因此, ILAPO算法在下行先导、上迎先导两次闪电分支形 成过程中分别引入自适应权重因子,形成自适应动态 跟随机制.下行先导权重因子ω1和上迎先导权重因 子ω2如下所示,其变化趋势如图3和图4所示:

$$\begin{cases} \omega_{1} = \delta \Big(\omega_{1_\text{initial}} - \Big(\frac{\omega_{1_\text{initial}} - \omega_{1_\text{final}}}{e - 1} \Big) \times \\ \Big(\exp \Big(\frac{t}{t_{\max}} \Big) - 1 \Big) \Big), & (10) \\ \omega_{2} = \Big(\exp \Big(- \frac{t}{t_{\max}} \Big) \Big)^{D}. \end{cases}$$



其中系数δ为[0,1]内均匀分布的随机数.下行先导 闪电分支形成过程中,若实验点*i*潜在移动目标*i*'的 电场值高于其自身,则实验点*i*移动过程的数学模型 为

$$X_{\text{testpoint_new}}^{i} = \omega_{1}(X_{\text{testpoint}}^{i} + \text{rand} \times (X_{\text{ave}} + \varepsilon \cdot X_{\text{testpoint}}^{i'})); \quad (11)$$

反之,则为

$$X_{testpoint_new}^{i} =$$

 $\omega_1(X_{testpoint}^{i} - rand \times (X_{ave} + \varepsilon \cdot X_{testpoint}^{i'})).$ (12)
上迎先导闪电分支形成过程的数学模型为

$$X_{\text{testpoint_new}} = \left\{ \begin{array}{l} \omega_2(X_{\text{testpoint_new}}^i + \varepsilon \times S \times (X_{\text{worst}} - X_{\text{best}})), \\ S = 1 - \frac{t}{t_{\text{max}}} \times \exp\left(-\frac{t}{t_{\text{max}}}\right). \end{array} \right.$$

$$(13)$$

算法迭代初期:下行先导权重因子缓慢下降,迭 代初期权重因子取值较大,可保证算法以较大步长遍 历搜索空间,覆盖全局搜索域,上移先导权重因子下 降速度较快,可在算法增强搜索能力的同时保证算法 收敛速度的提升;进入算法迭代中后期:下行先导权 重因子快速减小,而上移先导权重因子开始减缓下降 速率,可保证算法以较小步长实施局部精细搜索和精 确开发,促使算法脱离局部最优解,避免算法早熟.

引入自适应动态跟随机制后,自适应权重因子的 非线性变化将保障ILAPO算法在提升收敛效率的同 时协调自身探索和开发性能,避免算法探索开发失衡 影响运算结果.

2.3 镜像均值替代策略

根据LAPO算法设定,每完成一次迭代计算,算 法均会计算当前种群平均解并获取其适应度值,该 解将在其适应度值优于最劣解时将其取代.算法进 入迭代后期时:实验点个体逐渐趋于同化,算法局部 停滞概率提升,无法保证此时计算种群平均解的准确 性,不利于维持算法收敛精度.ILAPO算法引入镜像 均值替代策略对当前最优解Xbest执行Gauss-Cauchy 变异,生成镜像最优解Xbest,此过程数学模型为

$$X_{\text{best}}^{\text{G-C}} = X_{\text{best}}(1 + (\alpha \cdot \text{Gauss}(0, \sigma^2) + \beta \cdot \text{Cauchy}(0, \sigma^2))).$$
(14)

其中: Gauss $(0, \sigma^2)$ 和 Cauchy $(0, \sigma^2)$ 分别为满足 Gauss分布和Cauchy分布的随机变量(标准差为 σ^2); α 和 β 为非线性镜像变异系数,随当前迭代次数t变 化,如下所示:

$$\begin{cases} \alpha = \left(\frac{t}{t_{\max}}\right)^2, \\ \beta = 1 - \left(\frac{t}{t_{\max}}\right)^2. \end{cases}$$
(15)

随着迭代次数的不断增加,系数α、β分别呈递 增、递减趋势,促使算法脱离局部桎梏,继续搜索全局 最优解.生成镜像最优解X^{G-C}后,ILAPO算法将对比 其与原最优解X_{best},选取较优者加入种群,此时,种 群个体均值将替换为优于原均值X_{ave}的镜像均值 X^{G-C},通过镜像均值对原均值的替代保障算法后续 迭代过程中规避种群过度同化,弥补算法迭代末期个 体多样性有限的缺陷,同步提升算法探索性能和开发 性能.

3 算法性能测试与分析

3.1 测试函数的选取

选取10组基准测试函数^[12-15]测试算法寻优性能.其中:单峰函数、多峰函数、定维多峰函数数量按照3:3:4比例设置,如表1所示.

3.2 改进算法性能测试

选取闪电连接过程算法、改进闪电连接过程算 法、灰狼优化算法、蜉蝣算法进行算法性能对比测试 实验,为了避免产生偶然性误差,各算法均对表1所 示的各测试函数独立执行50次寻优实验,各种群初 始化规模统一设置为50,最大迭代次数统一设置为 500.实验选取Matlab R 2021 a实验平台,实验设备配 置为Intel Core i5-7500 U,预置内存容量为16 GB,计 算机操作系统为64位.各算法对比寻优结果如表2 所示.

表1 测试函数的选取

函数特征	测试函数	维数	搜索区间	理论最优值						
	$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	[-100, 100]	0						
单峰	$F_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	[-10, 10]	0						
	$F_3(x) = \max_i \{ x_i , 1 \le i \le n \}$	30	[-100, 100]	0						
	$F_4(x) = \sum_{i=1}^{n} [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	[-5.12, 5.12]	0						
多峰	$F_6(x) = \frac{\pi}{n} \Big\{ 10\sin(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 [1 + 10\sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_n - 1)^2 \Big\} + $									
	$\sum_{i=1}^{n} u(x_i, 10, 100, 4)$	30	[-50, 50]	0						
	$y_{i} = 1 + \frac{x_{i} + 1}{4}u(x_{i}, a, k, m) = \begin{cases} k(x_{i} - a)^{m}, x_{i} > a; \\ 0, -a < x_{i} < a; \\ k(-x_{i} - a)^{m}, x_{i} < a \end{cases}$									
	$F_7(x) = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{1}{2}x_1^6 + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4$	2	[-5, 5]	-1.0316						
定维多峰	$F_8(x) = [1 + (x_1 + x_2 + 1)^2 (19 - 14x_1 + 3x_1^2 - 14x_2 + 6x_1x_2 + 3x_2^2)] \times [30 + (2x_1 - 3x_2)^2 \times (18 - 32x_1 + 12x_1^2 + 48x_2 - 36x_1x_2 + 27x_2^2)]$	30	[-2, 2]	3						
	$F_{9}(x) = -\sum_{i=1}^{4} c_{i} \exp\left(-\sum_{j=1}^{3} a_{ij} (x_{j} - p_{ij})^{2}\right)$	3	[1, 3]	-3.86						
	$F_{10}(x) = -\sum_{i=1}^{10} \left[(X - a_i)(X - a_i)^{\mathrm{T}} + c_i \right]^{-1}$	4	[0, 10]	-10.5363						
	表 2 各智能优化 算法对比寻优结果									

统计量	算法	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6	F_7	F_8	F_9	F_{10}
	LAPO	5.36e-20	6.27e-12	4.03e-10	0.00e+00	0.00e+00	2.98e-06	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	-10.5363
最优估	ILAPO	6.71e-39	3.43e-21	1.32e-17	0.00e+00	0.00e+00	6.77e-07	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	-10.5363
政 /山 山	GWO	1.17e-26	1.62e-16	6.41e-07	5.68e-14	0.00e+00	2.91e-02	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	-10.5364
	MA	2.78e-06	7.00e-05	3.79e-01	3.08e-01	1.95e-05	1.09e-01	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	-10.5363
	LAPO	2.39e-18	2.59e-11	1.04e-09	0.00e+00	0.00e+00	5.83e-03	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	10.5363
亚坫传	ILAPO	1.43e-32	3.57e-19	3.67e-16	0.00e+00	0.00e+00	3.13e-04	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	-10.5363
半均但	GWO	1.19e-25	1.70e-15	1.59e-06	2.33e-13	4.68e-03	5.51e-02	-1.0313	2.99e+00	-3.8560	-9.7248
	MA	2.17e-05	1.78e-03	5.01e-01	5.94e-01	1.30e-02	2.62e-01	-1.0275	3.01e+00	-3.8580	-7.4773
	LAPO	4.02e-18	1.01e-11	6.97e-10	0.00e+00	0.00e+00	8.56e-03	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	1.78e-15
1-10-24	ILAPO	4.22e-32	4.74e-19	3.18e-16	0.00e+00	0.00e+00	6.24e-04	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00
你准差	GWO	1.96e-25	1.38e-15	7.31e-07	1.69e-13	7.81e-03	2.22e-02	2.62e-04	2.28e-02	4.89e-03	2.43e+01
	MA	1.95e-05	2.96e-03	5.78e-02	1.71e-01	1.32e-02	1.60e-01	5.33e-03	9.90e-03	4.00e-03	3.76e+01

分析表2可知,当各智能优化算法约束条件统一时,ILAPO的寻优表现明显优于其他算法.对于单峰测试函数、多峰测试函数、定维多峰测试函数,ILAPO 对比其余各算法,其寻优结果的最优值、平均值和标 准差均具有数个至数十个数量级的优势,体现出 ILAPO算法的精确性、鲁棒性以及改进策略的有效 性.其中:对于多峰测试函数F4、F5和定维多峰测试 函数F7、F8、F9,LAPO算法和ILAPO算法在每次寻 优实验中均可成功搜寻测试函数理论最优值,即寻优 平均值为测试函数理论最优值、标准差为0,而对比 算法GWO、MA仅分别于个别次寻优实验中搜寻测 试函数理论最优值,体现出LAPO系算法自身的科学 性和优越性;对于定维多峰测试函数理论最优值, 即寻优平均值为测试函数理论最优值、标准差为0,而

标准LAPO虽然能够多次成功搜寻测试函数理论最优值,但是仍然在个别次实验中存在误判局部最优值的现象,无法保证100%的寻优成功率,始终存在标准差,同样验证了所提出改进策略对LAPO算法寻优性能的显著提升.

图 5~图 10 为算法寻优实验中具有代表性的 6 组收敛曲线,可直观地反映出各智能算法分别对于单





图 10 定维多峰测试函数 F₁₀ 收敛曲线

峰测试函数、多峰测试函数、定维多峰测试函数的寻 优表现.分析图3~图8可知:ILAPO在针对单峰测试 函数、多峰测试函数和定维多峰测试函数寻优时均 可保证最高的寻优精度,且相较于其余各对比算法, ILAPO 搜寻至最优值时所需迭代次数最少,在保障 运算精度的同时兼顾收敛效率,验证了 ILAPO 中改 进策略对算法探索性能与开发性能的平衡优化;如 图9所示:对于定维多峰测试函数 *F*₇ 的寻优实验,各 智能算法均可寻优至理论最优值,可直观地体现出应 用智能优化算法解决目标寻优问题的合理性、科学 性.

3.3 改进策略有效性分析

为了进一步分析和验证ILAPO算法改进策略的 有效性,分别选取文献[9]提出的改进算法ELAPO、 文献[10]提出的改进算法CLAPO与文献[11]提出的 改进算法MLAPO进行算法性能对比测试实验,各改 进算法均对表1所示各测试函数独立执行50次寻优 实验,各种群初始化规模统一设置为50,最大迭代次 数统一设置为500.各改进算法对比寻优结果如表3 所示.

由表3可见,对于实验选用的10组基准测试函数 $F_1 \sim F_{10}$,ILAPO在最优值、平均值、标准差全部3项 指标的寻优结果均为最佳.其中:对于 F_4 、 F_5 、 F_7 、 F_8 、 F_9 五组基准测试函数,ILAPO、ELAPO、CLAPO、 MLAPO各改进算法均可在每次寻优实验中成功搜 寻测试函数理论最优值,即寻优平均值为测试函数理 论最优值、标准差为0,直接体现出LAPO系智能优化 算法自身的科学性和优越性.

通过ILAPO、ELAPO、CLAPO、MLAPO各改进 算法在对比寻优实验分别于最优值、平均值、标准差 全部3项指标最终结果中体现出的精确度数量级 差异,可进一步分析改进算法中改进策略的有效性. ELAPO算法在闪电分支形成过程中引入差分向量, 控制实验点个体移动方向;CLAPO算法于算法初始 化阶段引入Logistic 混沌映射,生成数量多于原初始 种群规模的混沌个体;MLAPO算法为了优化个体移 动步长控制机制,采用莱维飞行策略改进实验点移动 步长选择机制;ILAPO算法从算法初始化种群个体 质量、实验点个体位置更新跟随机制以及高同化程度 个体镜像变异3方面实现对标准LAPO算法寻优性 能的提升,其改进策略更适合标准LAPO算法原有的 迭代更新机制.

分析表3实验结果可知:对于未寻优至测试函数 理论最优值的F₁、F₂、F₃、F₆、F₁₀五组基准测试函 数,相较于ELAPO算法、CLAPO算法以及MLAPO算 法,ILAPO算法于各次对比寻优实验得出的最优值、 平均值、标准差3项指标均有若干数量级的优势,实

表 3 各改进LAPO算法对比寻优结果

统计量	算法	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6	F_7	F_8	F_9	F_{10}
	ILAPO	6.71e-39	3.43e-21	1.32e-17	0.00e+00	0.00e+00	6.77e-07	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	-10.5363
具体店	ELAPO	1.60e-24	1.30e-17	2.11e-13	0.00e+00	0.00e+00	1.01e-06	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	-10.5363
取仉但	CLAPO	1.42e-22	6.21e-13	1.09e-10	0.00e+00	0.00e+00	2.70e-06	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	-10.5363
	MLAPO	8.00e-22	3.15e-14	3.60e-12	0.00e+00	0.00e+00	1.38e-06	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	-10.5363
亚也体	ILAPO	1.43e-32	3.57e-19	3.67e-16	0.00e+00	0.00e+00	3.13e-04	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	-10.5363
	ELAPO	5.45e-24	4.96e-16	5.71e-13	0.00e+00	0.00e+00	4.49e-04	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	-10.5363
干均值	CLAPO	3.36e-20	7.70e-13	7.04e-10	0.00e+00	0.00e+00	2.57e-03	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	-10.5363
	MLAPO	3.61e-21	6.21e-14	5.05e-11	0.00e+00	0.00e+00	3.23e-03	-1.0316	3.00e+00	-3.8600	-10.5363
	ILAPO	4.22e-32	4.74e-19	3.18e-16	0.00e+00	0.00e+00	6.24e-04	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00
1-14-24	ELAPO	3.08e-24	2.65e-16	2.81e-13	0.00e+00	0.00e+00	3.25e-04	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	5.66e-28
你但左	CLAPO	3.39e-20	9.37e-14	3.39e-10	0.00e+00	0.00e+00	2.21e-03	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	8.70e-17
	MLAPO	2.82e-21	2.48e-14	3.36e-11	0.00e+00	0.00e+00	3.47e-03	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	4.39e-21

验结果直接表明融合多种改进策略的ILAPO算法比 仅使用单一策略的改进算法具有更好的寻优性能,进 一步验证了ILAPO算法改进策略的有效性.

3.4 Wilcoxon符号秩检验

通过选取各次算法对比寻优实验中的寻优结 果,进行Wilcoxon符号秩检验实验^[16-17],可进一步评 估ILAPO改进算法的性能,实验结果如表4所示.其 中:p值显著性水平临界参考值设置为0.05,显著性判 断结果R的"+""-""="分别表示ILAPO算法的性 能优于、劣于、相当于相应对比算法.同时,为了进一 步验证ILAPO算法各改进策略的有效性,选取各次 改进算法对比寻优实验的寻优结果进行Wilcoxon符 号秩检验实验,实验结果如表5所示.

表 4	各智能算法	Wilcoxon符	号秩检验结果

函数	ILAPO-LA	APO	ILAPO-G	WO	ILAPO-M	ЛА
四奴	p	R	p	R	p	R
F_1	1.83e-09	+	7.68e-09	+	6.60e-11	+
F_2	1.83e-09	+	1.83e-09	+	6.60e-11	+
F_3	1.83e-09	+	1.83e-09	+	6.53e-11	+
F_4	N/A	=	6.34e-11	+	7.86e-12	+
F_5	N/A	=	7.79e-10	+	7.86e-12	+
F_6	1.04e-17	+	1.83e-09	+	6.60e-11	+
F_7	N/A	=	3.15e-11	+	8.00e-04	+
F_8	N/A	=	3.40e-09	+	9.23e-10	+
F_9	N/A	=	3.36e-10	+	3.98e-05	+
F_{10}	1.78e-09	+	3.68e-08	+	5.51e-03	+

表 5	各改进算法Wilcoxon符号秩检验结果	

承数	ILAPO-EL	APO	ILAPO-CL	APO	ILAPO-MI	APO
	p	R	p	R	p	R
F_1	1.87e-08	+	1.87e-08	+	1.87e-08	+
F_2	1.87e-08	+	1.87e-08	+	1.87e-08	+
F_3	8.73e-09	+	1.87e-08	+	1.87e-08	+
F_4	N/A	=	N/A	=	N/A	=
F_5	N/A	=	N/A	=	N/A	=
F_6	1.68e-07	+	8.59e-07	+	3.24e-08	+
F_7	N/A	=	N/A	=	N/A	=
F_8	N/A	=	N/A	=	N/A	=
F_9	N/A	=	N/A	=	N/A	=
F_{10}	7.80e-06	+	2.62e-06	+	1.16e-07	+

分析表4和表5实验结果可知:对于基准测试函 数 F_4 、 F_5 、 F_7 、 F_8 、 F_9 ,算法对比寻优实验中标准 LAPO算法以及各改进算法均可准确地搜寻至基准 测试函数理论最优值,故ILAPO算法对LAPO系算法 进行Wilcoxon符号秩检验的输出值为"N/A",即算 法性能高度接近,无法完成显著性判断,直观地验证 了LAPO系算法卓越的寻优性能.而对于其他各次 实验,ILAPO算法输出p值均低于0.05,输出R值均为 "+",进一步验证了所提出算法改进策略的有效性, 体现了ILAPO算法优秀的综合性能.

4 变压器故障诊断工程应用实验

长短时门控循环单元^[18] (long-short-term gated recurrent unit, LS-GRU)是由东北大学康雁教授团队根据长短时记忆网络^[19] (long-short-term memory, LSTM)和门控循环单元^[20] (gated recurrent unit, GRU) 设计的改进深度学习框架,实现了对GRU框架精确 性和鲁棒性的优化,其精确度主要受模型学习率和隐含单元数影响.采用ILAPO算法优化上述参数进行 变压器故障诊断工程应用实验,同时选用智能算法对比寻优实验中的各对比算法设置对比实验组,通过变 压器故障诊断精确度进一步地验证ILAPO算法的工程实用性.

4.1 数据选择

变压器故障诊断工程应用实验的故障检测指标 为氢气、甲烷、乙烷、乙烯、乙炔5种变压器油中溶解气 体成分^[21-22],根据此5种气体在油中溶解含量的差异 可将变压器故障类别标签设置如下:正常运行状态, 标签为0;低能放电状态,标签为1;局部放电状态,标 签为2;高能放电状态,标签为3;中低温过热状态,标 签为4;中温过热状态,标签为5;高温过热状态,标签 为6.选取辽宁省某工业园区的1008组变压器历史 监测数据,从中随机抽取750组样本,训练样本与测 试样本分布比例为4:1,具体分布情况如表6所示.

类别标签	0	1	2	3	4	5	6
训练样本	95	93	79	85	80	82	86
测试样本	31	17	21	19	26	21	15

表 6 数据集具体分布情况

4.2 故障诊断实验结果分析

于 Matlab R 2021 a 实验平台进行变压器故障诊断工程应用实验.选用 ILAPO 算法对 LS-GRU 进行参数优化,建立 ILAPO-LS-GRU 变压器故障诊断模型,同时选用智能算法对比寻优实验中的各对比算法设置对比实验组,实验结果如图 11~图15 所示.

分析图 11~图 15 的实验结果可知: LS-GRU 的 变压器故障诊断精确度为74.67%, 经 LAPO、ILAPO、



图 11 LS-GRU故障诊断结果



图 12 LAPO-LS-GRU故障诊断结果



图 13 ILAPO-LS-GRU故障诊断结果







图 15 MA-LS-GRU故障诊断结果

GWO、MA算法进行参数优化后,其变压器故障诊断 精度分别提升至80.67%、85.33%、78.67%、77.33%. 其中:ILAPO-LS-GRU精确度较LS-GRU提升了 10.66%,提升效果最为显著,有力地验证了ILAPO算 法改进策略的有效性以及改进算法的工程实用性.

5 总结与展望

1) 通过分析标准LAPO算法在鲁棒性、自适应性 和个体多样性等方面的缺陷,提出了多策略改进的闪 电连接过程算法ILAPO,于算法不同阶段分别引入 改进策略,实现了初始化个体质量提升、实验点自适 应动态跟随以及种群均值替代,制衡算法的探索开发 性能,有效提升了算法寻优精度,避免局部桎梏.

2)智能算法对比寻优实验、改进算法对比寻优 实验以及Wilcoxon符号秩检验实验结果直观地表明, ILAPO具有卓越的全局寻优性能和均衡的探索开发 协调性,进一步验证了改进策略的有效性.

3)分析变压器故障诊断工程应用实验结果可知, 深度学习框架LS-GRU经ILAPO算法优化后,其变压 器故障诊断精确度提升至85.33%,相较于优化前提 升了10.66%,有力地验证了ILAPO算法改进策略的 有效性以及改进算法的工程实用性.

4) 变压器故障诊断工程应用实验进一步验证了 改进算法在实际工程应用中的有效性,在后续的研究 中,考虑将所提出改进算法应用于更多尖端科学研究 领域和实际工程应用领域进行深入研究,如解决医疗 文本精确分类问题、焊接梁设计成本优化问题等,以 期进一步提升改进算法的可操作性和工程实用性.

参考文献(References)

 [1] 赵畅, 刘允刚, 陈琳, 等. 面向元启发式算法的多无人 机路径规划现状与展望[J]. 控制与决策, 2022, 37(5): 1102-1115.

(Zhao C, Liu Y G, Chen L, et al. Research and development trend of multi-UAV path planning based on metaheuristic algorithm[J]. Control and Decision, 2022, 37(5): 1102-1115.)

[2] Nematollahi A F, Rahiminejad A, Vahidi B. A novel physical based meta-heuristic optimization method known as lightning attachment procedure optimization[J]. Applied Soft Computing, 2017, 59: 596-621.

- [3] 李全耀, 沈艳霞. 一种基于教与学的混合灰狼优化算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(12): 3190-3196.
 (Li Q Y, Shen Y X. A hybrid gray wolf optimization algorithm based on the teaching-learning optimization[J]. Control and Decision, 2022, 37(12): 3190-3196.)
- [4] 徐焕增,徐文倩,孔政敏. 基于 Tent 混沌序列改进的蜉 蝣算法及其应用[J]. 控制工程, 2022, 29(3): 435-440.
 (Xu H Z, Xu W Q, Kong Z M. Mayfly algorithm based on Tent chaotic sequence and its application[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(3): 435-440.)
- [5] Anand R, Chawla P. Optimization of inscribed hexagonal fractal slotted microstrip antenna using modified lightning attachment procedure optimization[J]. International Journal of Microwave and Wireless Technologies, 2020, 12(6): 519-530.
- [6] Sun S, Ye Z W, Yan L Y, et al. Wrapper feature selection based on lightning attachment procedure optimization and support vector machine for intrusion detection[C]. IEEE the 4th International Symposium on Wireless Systems within the International Conferences on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems. Lviv, 2018: 41-46.
- [7] Taher M A, Kamel S, Jurado F, et al. Optimal power flow solution incorporating a simplified UPFC model using lightning attachment procedure optimization[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2020, 30(1): e12170.
- [8] Mohamed M, Youssef A R, Kamel S, et al. Lightning attachment procedure optimization algorithm for nonlinear non-convex short-term hydrothermal generation scheduling[J]. Soft Computing, 2020, 24(21): 16225-16248.
- [9] Wang Y J, Jiang X T. An enhanced lightning attachment procedure optimization algorithm[J]. Algorithms, 2019, 12(7): 134.
- [10] Liu W, Yang S, Ye Z W, et al. An image segmentation method based on two-dimensional entropy and chaotic lightning attachment procedure optimization algorithm[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2020, 34(11): 2054030.
- [11] Khan N H, Wang Y, Tian D, et al. A novel modified lightning attachment procedure optimization technique for optimal allocation of the FACTS devices in power systems[J]. IEEE Access, 2021, 9: 47976-47997.
- [12] 郭云川,张长胜,段青娜,等.融合多策略的改进秃鹰 搜索算法[J].控制与决策, 2024, 39(1): 69-77.
 (Guo Y C, Zhang C S, Duan Q N, et al. Improved bald eagle search algorithm fused with multiple strategies[J]. Control and Decision, 2024, 39(1): 69-77.)
- [13] 李玥,穆维松,褚晓泉,等.基于改进量子粒子群的 K-means聚类算法及其应用[J].控制与决策,2022, 37(4): 839-850.

(Li Y, Mu W S, Chu X Q, et al. K-means clustering

algorithm based on improved quantum particle swarm optimization and its application[J]. Control and Decision, 2022, 37(4): 839-850.)

- [14] Rashid D N H, Rashid T A, Mirjalili S. ANA: Ant nesting algorithm for optimizing real-world problems[J]. Mathematics, 2021, 9(23): 3111.
- [15] Dehghani M, Montazeri Z, Hubálovský Š. GMBO: Group mean-based optimizer for solving various optimization problems[J]. Mathematics, 2021, 9(11): 1190.
- [16] Bagkavos D, Patil P N. Improving the wilcoxon signed rank test by a kernel smooth probability integral transformation[J]. Statistics & Probability Letters, 2021, 171: 109026.
- [17] Hernandez W, Maldonado-Correa J L. Power performance verification of a wind turbine by using the wilcoxon signed-rank test[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2017, 32(1): 394-396.
- [18] 李强,李瑶坤,夏书月,等.一种改进的医疗文本分类 模型: LS-GRU[J]. 东北大学学报:自然科学版, 2020, 41(7): 938-942.
 (Li Q, Li Y K, Xia S Y, et al. An improved medical text classification model: LS-GRU[J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2020, 41(7): 938-942.)
- [19] Yu Y, Si X S, Hu C H, et al. A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures[J]. Neural Computation, 2019, 31(7): 1235-1270.
- [20] Zhang Z, Chen Q L, Han T T, et al. Memristor-based circuit demonstration of gated recurrent unit for predictable neural network[J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 2022, 69(12): 6763-6768.
- [21] Ghoneim S S M, Taha I B M. A new approach of DGA interpretation technique for transformer fault diagnosis[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2016, 81: 265-274.
- [22] Benmahamed Y, Kherif O, Teguar M, et al. Accuracy improvement of transformer faults diagnostic based on DGA data using SVM-BA classifier[J]. Energies, 2021, 14(10): 2970.

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;

刘尚霖 (1998-), 男, 博士生, 从事智能优化算法、智能 系统的优化与控制等研究, E-mail: authorchnlsl@163.com;

韩冰(1993-), 女, 硕士, 从事智能优化算法、电力系统 智能化控制等研究, E-mail: 18342340722@163.com;

管智峰(1995-), 男, 硕士, 从事智能优化算法、电力系 统智能化控制等研究, E-mail: 874595963@qq.com;

韩昊通(1996-), 男, 博士生, 从事智能优化算法、电力 系统智能化控制等研究, E-mail: hht4work@163.com;

李琨(1998-), 男, 硕士, 从事智能优化算法、电力系 统智能化控制等研究, E-mail: 805955696@qq.com;

刘昊(1995-), 男, 博士生, 从事智能优化算法、电力系 统智能化控制等研究, E-mail: L1405110210@163.com.