Journal of System Simulation

Volume 32 | Issue 1

Article 2

1-17-2020

An Enhanced Multi-modal Function Optimization Fireworks Algorithm Base on Loser-out Tournament

Xiaoning Shen

1. School of Automation, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;;2. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing 210044, China;;3. Jiangsu Key Laboratory of Big Data Analysis Technology, Nanjing 210044, China;

Wang Qian

1. School of Automation, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;;

Huang Yao

1. School of Automation, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;;

You Xuan

1. School of Automation, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;;

Follow this and additional works at: https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal

Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

An Enhanced Multi-modal Function Optimization Fireworks Algorithm Base on Loser-out Tournament

Abstract

Abstract: An enhanced multi-modal fireworks algorithm based on the loser-out tournament is proposed. A new position-based mapping rule is used to map the explosion sparks beyond the upper boundary of the explosion space to the area near the upper boundary, and to map the one below the lower boundary to the area near the lower boundary. A strategy which adaptively adjusts the number of explosion sparks is introduced to better balance the global and local search abilities of the algorithm. The 28 functions in the CEC2013 standard test function set are selected to the test. Experimental results show that the proposed algorithm performs search better.

Keywords

mapping rule, adaptive, number of explosion sparks, explosion amplitude

Recommended Citation

Shen Xiaoning, Wang Qian, Huang Yao, You Xuan. An Enhanced Multi-modal Function Optimization Fireworks Algorithm Base on Loser-out Tournament[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(1): 9-11.

第 32 卷第 1 期	系统仿真学报©	Vol. 32 No. 1
2020年1月	Journal of System Simulation	Jan., 2020

一种增强型基于失败者淘汰的多模态烟花算法

申晓宁^{1,2,3},王谦¹,黄遥¹,游璇¹

(1. 南京信息工程大学自动化学院,南京 210044; 2. 南京信息工程大学江苏省大气环境与装备技术协同创新中心,南京 210044;3. 南京信息工程大学江苏省大数据分析技术重点实验室,南京 210044)

摘要:提出一种增强型基于失败者淘汰制的多模态烟花算法。*该算法采用一种新型的考虑位置特征的映射规则,把超出爆炸空间上边界的爆炸火花映射到爆炸空间下边界附近的区域。所提算法引入了自适应调整爆炸火花数量 <i>有下边界的爆炸火花映射到爆炸空间下边界附近的区域。所提算法引入了自适应调整爆炸火花数量 参数的策略,以更好地平衡算法的全局和局部搜索能力。选取 CEC2013 标准测试函数集中的 28 个 函数进行测试,实验结果表明所提算法具有更优的搜索性能。* 关键词:映射规则;自适应;爆炸火花数量;爆炸幅度

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2020) 01-0009-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0225

An Enhanced Multi-modal Function Optimization Fireworks Algorithm Base on Loser-out Tournament

Shen Xiaoning^{1,2,3}, Wang Qian¹, Huang Yao¹, You Xuan¹

School of Automation, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;
 Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing 210044, China;
 Jiangsu Key Laboratory of Big Data Analysis Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: An enhanced multi-modal fireworks algorithm based on the loser-out tournament is proposed. *A new position-based mapping rule is used to map the explosion sparks beyond the upper boundary of the explosion space to the area near the upper boundary, and to map the one below the lower boundary to the area near the lower boundary. A strategy which adaptively adjusts the number of explosion sparks is introduced to better balance the global and local search abilities of the algorithm.* The 28 functions in the CEC2013 standard test function set are selected to the test. Experimental results show that the proposed algorithm performs search better.

Keywords: mapping rule; adaptive; number of explosion sparks; explosion amplitude

引言

受到烟花在夜空中的爆炸中心周围产生火花 这一物理现象的启发, Tan 等^[1]在 2010 年提出了烟 花算法(FWA)。烟花算法相对于遗传算法^[2]和粒子



收稿日期: 2019-05-23 修回日期: 2019-09-04; 基金项目:国家自然科学基金(61502239,51705260), 江苏省自然科学基金(BK20150924); 作者简介:申晓宁(1981-),女,南京,博士,教 授,研究方向为计算智能、多目标优化等。 群优化算法^[3]表现出了不同的搜索机制,烟花算法 采用爆炸搜索机制。烟花之间通过交互机制来计算 每个烟花的爆炸半径和爆炸火花数目,使得适应度 值好的烟花获取更多的资源,反之,适应度值较差 的烟花获取较少的资源^[4]。烟花算法具有平衡全局 搜索和局部搜索的能力,但是传统的烟花算法也有 缺陷,如时间复杂度高,主要是因为烟花爆炸产生 大量的爆炸火花,随着迭代次数的增加计算成本也 变得更高,还有在选择策略中使用欧氏距离计算任

第 32 卷第 1 期	系统仿真学报	Vol. 32 No. 1
2020年1月	Journal of System Simulation	Jan., 2020

意2个个体之间的距离,计算耗费大量时间。烟花 和爆炸火花之间缺少信息交互机制,由于缺少对最 优烟花信息的利用,随着迭代次数的增加,种群多 样性降低从而易于陷入局部最优等缺点。针对原始 烟花算法的缺陷和不足之处,目前主要改进算法的 思路分为2个方面:(1)在原始烟花算法的基础上 进行设计和改进; (2) 与其他经典的元启发算法结 合成为混合烟花算法。在设计改进策略方面, Zheng 等^[5]和Li等^[6]分别提出了2种半径自适应变化策略 -动态搜索烟花算法(dynFWA)和自适应烟花算法 (AFWA)。dynFWA 的改进点是:如果当前一代最 好烟花适应度值优于上一代烟花最优值,就增大烟 花的爆炸幅度,从而增强算法的勘探性即全局搜索 能力,反之,缩小爆炸幅度,从而增强算法的开采 性,即局部搜索能力。在 AFWA 中,烟花的爆炸 半径根据当前适应度值最优的火花和特定爆炸火 花之间的距离, 自适应调整烟花的爆炸半径。实验 结果表明算法求解性能得到了明显的提升。Zheng 等^[7]提出合作型烟花算法(CoFFWA),该算法能够 避免浪费评估时间, 增强群体的多样性, 防止算法 陷入局部最优解。Li 等^[8]提出了信息利用的策略, 提出了引导型烟花算法(GFWA)。

烟花算法和其他算法结合也能得出很好的结 果。Zheng Y 等^[9]提出将差分演化算法(DE)^[10]进行 混合的新型算法 FWA-DE,该算法引入了差分演化 算法中的变异算子、交叉算子和选择算子,在 6 个函数测试集中的提高了求解精度。Yu 等^[11]用差 分变异替换基本烟花算法中的高斯变异,所提出的 FWA-DM 算法比增强型烟花算法(EFWA)^[12]的性 能更好。Gao 等^[13]提出使用文化算法(CA)^[14]和烟 花算法进行混合的文化烟花算法(CA-FWA),并将 文化烟花算法应用到滤波器的设计上,取得了相对 于量子粒子群优化算法(QPSO)^[15]和自适应量子粒 子群优化算法(AQPSO)^[16]更优的性能。Zheng 等^[17] 将生物地理学优化算法(BBO)^[18]引入增强烟花算 法,提出混合算法 BBO-FWA,利用 BBO 算法的 特点,根据个体适应度值,依概率将个体在某些维 度的值进行交叉迁移,增强个体之间的信息交互。 以上混合烟花算法都提高了种群的交互能力。

LoTFWA 是 2017 年由 Junzhi Li 和 Ying Tan 提 出的一种基于失败者淘汰的多模态烟花算法[19]。它 引入了一种失败者淘汰机制(LoT),首先预测第 i 个烟花在最终一代的适应度值,然后再将它与当前 一代适应度最优的烟花进行比较,如果它劣于当前 一代烟花的最优适应度值,则认为该烟花失败并将 它重新初始化,即在搜索空间中随机产生一个新位 置,并将其爆炸幅度设置为初始值,使算法向着更 有希望的区域搜索,从而增强算法的局部搜索能 力。该算法不仅避免了对同一区域进行多次搜索, 而且避免了搜索前景不佳的区域。LoTFWA 改进了 爆炸火花生成公式和选择策略,实验结果显示它的 搜索效果远优于其他典型的改进烟花算法,尤其在 多模态函数中它的优势更为突出,取得了很好的优 化结果。然而,LoTFWA 采用的是随机映射规则, 在映射过程中容易丢失火花原有的特性,为了克服 该缺点,本文提出了一种新型的考虑位置特征的映 射规则 PMR(APosition-based Mapping Rule); 与此 同时,引入了一种自适应调整爆炸火花数量的策 略,以更有效地平衡算法的全局和局部搜索能力。 在此基础上,本文提出了一种增强型的基于失败者 淘汰的多模态烟花算法,简称 ELoTFWA。将所提 算法与6种现有的改进型烟花算法以及3种经典的 进化算法在2013CEC的28个标准测试函数中进行 了比较实验,实验结果表明了所提算法的有效性。

基于失败者淘汰的多模态函数优 化烟花算法

基于失败者淘汰的多模态函数优化烟花算法 (LoTFWA)是目前提出来最优的改进型烟花算法, 主要在爆炸算子和选择策略上进行了改进,其在 CEC2013 函数测试集的实验结果远优于其他改进 的烟花算法。

1.1 爆炸算子

LoTFWA 较好改进了烟花算法的爆炸火花数

量生成公式,本文采用了幂分布生成公式来生成爆 炸火花数目。其产生公式如式(1)所示:

$$\lambda_i = \lambda \cdot \frac{r_i^{-\alpha}}{\sum_{i=1}^m r_i^{-\alpha}} \tag{1}$$

式中: r_i 为第i个烟花的适应度值排名;m为烟花 总数; α 为控制爆炸火花分布形状的参数, α 越大, 爆炸效果越好; $\hat{\lambda}$ 为控制火花数量的参数。之前改 进烟花算法中只有最好烟花的爆炸幅度才受到动 态控制,LoTFWA 中每个烟花的爆炸幅度都加入了 动态控制^[5],其爆炸幅度改进公示如式(2)所示:

$$A_{i}^{g} = \begin{cases} A_{i}^{1} & g=1 \\ C_{r}A_{i}^{g-1} & f(x_{i}^{g}) \ge f(x_{i}^{g-1}) \\ C_{a}A_{i}^{g-1} & f(x_{i}^{g}) < f(x_{i}^{g-1}) \end{cases}$$
(2)

式中: A_i^g 为第 *i* 个烟花在第 *g* 代的爆炸幅度; x_i^g 为第 *i* 个烟花第 *g* 代的位置, 当 *g* 代烟花比 *g*-1 代 烟花更好时候乘以放大系数 $C_a > 1(C_a=1.2)$, 否则 乘以缩小系数 C_r ($C_r=0.9$), 从而最好的烟花进入下 一代。

LoTFWA 采用了文献[1,5]中的爆炸火花生成 公式并简化了该公式, 其爆炸火花生成公式如式(3) 所示:

$$S_{ij}^{(k)} \leftarrow X_i^k + \eta \cdot A_i \tag{3}$$

式中: *X_i^k* 为第*i* 个烟花 *X_i*在爆炸空间第*k* 维的位置; *S_{ij}^(k)* 为烟花 *X_i*生成的第*j* 个爆炸火花在第*k* 维的位置; *A_i*为第*i* 个烟花的爆炸幅度; η为(–1,1)区间内服从均匀分布的随机数。

1.2 映射规则

在爆炸操作中生成的爆炸火花和高斯变异火 花超出可行域边界时,通过映射规则把爆炸火花和 高斯火花映射到可行域区域内。其公式如(4)所示:

 $\overline{X}_i^k = LB + \text{rand} * (UB - LB)$ (4)式中: \overline{X}_i^k 为爆炸空间的新位置; UB, LB 为爆炸空间的上下边界; rand 表示生成 0~1 的随机数。

1.3 选择策略

传统的烟花选择框架是将当前烟花、生成的爆

炸火花以及高斯变异火花加入一个候选池,从中选 择 N 个解作为下一代烟花^[1,5]。LoTFWA 加入了独 立选择烟花框架,每个烟花都有独立的候选池,下 一代烟花也是从各自的候选池中选出^[19]。在 LoTFWA 中采用了贪婪选择和精英选择机制^[7]相 结合的方式,从当前一代烟花、爆炸火花和高斯变 异火花中选取 m 个烟花作为下一代烟花。

2 一种增强型基于失败者淘汰的多 模态烟花算法

2.1 一种新的引入位置特征的映射规则

传统烟花算法中的映射规则采用取余运算^[20], 它易于把爆炸火花和高斯火花映射到原点附近,对 于最优值在原点或者原点附近的函数,该方法能够 帮助烟花算法快速地收敛到最优值,然而,对于最 优值远离原点的函数,该方法却将超出边界的大多 数火花映射到了远离最优解的原点周围位置,反而 增加了寻优的难度^[12,21]。为了克服这一缺陷,避免 映射后的火花聚集在原点附近,LoTFWA 算法通过 公式(4)的均匀随机映射规则把超出边界的火花映 射到可行域区域的任意一点上。然而,该方法未考 虑生成的火花与可行域上界和下界的相对位置关 系,没有保留生成火花的位置特征,而是将火花爆 炸过程产生的信息完全丢弃,在可行域内重新随机 生成了一个全新的火花,具有较大的盲目性。为了 解决该问题,本文提出了一种新的考虑位置特征的 映射规则 PMR: 当火花超出爆炸空间的上边界时, 使用公式(5)将火花均匀随机映射至可行域中点到 上边界和下边界的区域内;当火花低于爆炸空间的 下边界时,使用公式(6)将火花均匀随机映射至下 边界到可行域中点的区域内。

$$\overline{X}_{i}^{k} = UB - \operatorname{rand} * [UB - (UB + LB)/2]$$
(5)

$$\overline{X}_{i}^{\kappa} = LB + \operatorname{rand} * [(UB + LB)/2 - LB]$$
(6)

式中: UB, LB 分别为爆炸空间的上、下边界。本 文所提映射规则有效地提取了火花爆炸后生成的 位置信息,更有针对性地对超出边界的火花进行了

第 32 卷第 1 期	系统仿真学报	Vol. 32 No. 1
2020年1月	Journal of System Simulation	Jan., 2020

映射。它既比传统取余映射规则增加了群体的多样性,又比 LoTFWA 算法的随机映射规则增强了映射位置的针对性,在一定程度上保留了生成的火花与边界的相对位置,从而提高了烟花算法的搜索效率,有助于加快算法的收敛速度。利用本文设计的新型映射规则,对烟花 *X_i*,所提增强型基于失败者淘汰制的多模态烟花算法 ELoTFWA 生成爆炸火花的算法伪代码如算法 1 所示。

算法 1: 对烟花 X_i生成爆炸火花

输入: *X_i*: 第*i* 个烟花, *A_i*: 第*i* 个烟花的爆 炸幅度, *λ_i*: 第*i* 个烟花生成的爆炸火花数, *d*:搜索空间的维度

输出: *S*^(k): 烟花 *X*_i 生成的第 *j* 个爆炸火花在 爆炸空间第 *k* 维的位置

- 1. for j=1 to λ_i
- 2. for *k*=1,2,...,*d*

3. $\eta = -1 + \operatorname{rand} \times 2//\eta$ 为(-1,1)区间内服从均匀 分布的随机数

- 4. $S_{ij}^{(k)} \leftarrow X_i^k + \eta A_i$
- 5. if $S_{ii}^{(k)} > UB$
- 6. 使用式(5)将爆炸火花映射到可行区域
- 7. elseif $S_{ij}^{(k)} < LB$
- 8. 使用式(6)将爆炸火花映射到可行区域
- 9. end if
- 10. end for
- 11. end for

利用本文的新型映射规则 PMR,对烟花 X_i所 提算法 ELoTFWA 生成高斯火花的算法伪代码如 算法 2 所示,其中, step 1~ step 3 中的高斯火花生 成策略借鉴了文献[8]中引导型烟花算法(GFWA) 的高斯变异机制。

算法 2: 生成高斯火花

输入: X_i: 第 *i* 个烟花, S_{ij}, λ_i: 第 *i* 个烟花生 成的爆炸火花数, σ: 高斯变异自适应控制参数 输出: M_i: 生成的高斯火花在爆炸空间的位置 1. 根据适应度值大小对 S_{i1}, S_{i2},..., S_{iλi}进行升 序排序

- 2. $\Delta_i \leftarrow \frac{1}{\sigma\lambda_i} \left(\sum_{j=1\sigma\lambda_i}^{j=1\sigma\lambda_i} S_{ij} \sum_{j=1}^{j=\lambda_i-\sigma\lambda_i+1\lambda_i} S_{ij} \right)$ ([·]为取整 符号) 3. $M_i \leftarrow X_i + \Delta_i$ 4. if $M_i > UB$ 5. 使用式(5)将高斯火花映射到可行区域 6. elseif $M_i < LB$ 7. 使用式(6)将高斯火花映射到可行区域 8. end if
- 9. 返回 *M*_i

2.2 自适应调整爆炸火花数量参数

烟花算法具有局部搜索能力和全局搜索能力 自调节机制^[21]。其特点是质量较好的烟花生成较 多的爆炸火花和较小的爆炸幅度,质量差的烟花生 成较少的爆炸火花和较大爆炸幅度。质量好的烟花 在小范围的爆炸范围内产生更多的烟花,以搜索较 好的解,因而具有强大的局部开采能力。反之,质 量差的烟花在大范围的爆炸空间产生数量较少的 火花,以提高全局勘探最优解的能力。勘探性能力 是指算法探索和搜索爆炸空间的各个区域,以便在 大范围区域内更好地搜索到全局最优解的能力。而 开采性能力是指在较优个体附近小范围的空间内 进行彻底搜索的能力。为了取得勘探能力和开采能 力的平衡,尽可能地搜索到全局最优解,本文结合 式(2)的动态控制爆炸幅度策略,提出了自适应调 整爆炸火花数量参数 $\hat{\lambda}$ 的机制 AAQP(Adaptive Adjustment of Quantity Parameters), 如算法 3 所示。

算法 3: 自适应调整爆炸火花数量参数 输入: X_i^{g} : 第*i*个烟花在第*g*代的位置, X_i^{g-1} : 第*i*个烟花在第*g*-1代的位置, S_a : 放大因(S_a = 1.2), S_c : 缩小因子(S_c =0.8), $\hat{\lambda}_i^{g-1}$: 自适应调 整前的爆炸火花数量参数输出: $\hat{\lambda}_i^{s}$: 自适应 调整后的爆炸火花数量参数

输出: $\hat{\lambda}^{s}_{i}$: 自适应调整后的爆炸火花数量参数

- 1. if $f(X_i^g) < f(X_i^{g-1})$ then
- 2. $\hat{\lambda}_{i}^{g} \leftarrow \hat{\lambda}_{i}^{g-1} * S_{c}$
- 3. else

第32卷第1期 2020年1月

4. $\hat{\lambda}_{i}^{g} \leftarrow \hat{\lambda}_{i}^{g-1} * S_{a}$

5. end if

对烟花 X_i,采用独立的爆炸火花数量参数 Â_i。 对每个烟花,如果当前代搜索到的烟花适应度优于 上一代的烟花适应度,则扩大它的爆炸幅度,并减 小它的爆炸火花数量,从而增强算法的全局搜索能 力;反之,如果当前代搜索到的烟花适应度劣于上 一代的烟花适应度,则缩小它的爆炸幅度,并增加 它的爆炸火花数量,从而增强算法的局部搜索能力。

2.3 算法实现步骤

本文所提一种增强型基于失败者淘汰制的多 模态烟花算法的伪代码如算法4所示。

算法 4: 一种增强型基于失败者淘汰制的多模
态烟花算法
输入: m: 群体规模, d:搜索空间的维度, σ:
高斯变异自适应控制参数, Â?: 爆炸火花数
量参数的初值
输出:最优解和最佳适应度值
1. 在搜索空间内随机初始化 m 个烟花
2. 计算烟花的适应度值
3. repeat
4. for $i=1$ to m do
5. 根据公式(1)计算爆炸火花数 λ _i
6. 根据公式(2)计算爆炸幅度 A _i
7. 根据算法1生成爆炸火花
8. 根据算法2生成高斯火花
9. 计算所有爆炸火花和高斯火花的适应度值
10. 根据算法 3 调整爆炸火花数量参数 $\hat{\lambda}_i$
11. end for
12. 执行 LoTFWA 中的失败者淘汰制策略
13. 执行 LoTFWA 的选择策略选出 m 个烟花
作为下一代烟花
14. until 满足迭代要求为止
15. 输出最优解和最佳适应度值
实验结果与分析
ス弾油ネラカクロ
为了验证本文所提 ELoTFWA 算法的有效性,

将其用于 CEC2013 测试函数集中的 28 个函数进行 仿真实验分析^[22],其中 28 个函数包含 5 个单峰函 数(f₁~f₅)、15 个多峰函数(f₆~f₂₀)和 8 个复合函数 (f₂₁~f₂₈),函数具体名称如表 1 所示。首先分别通过 实验分析了所提 2 个改进策略对算法产生的影响; 其次,将本文所提算法与 LoTFWA 进行比较,以 检验本文算法的整体改进效果。再次,将所提算法 与近年来文献中出现的比较优秀的其他 5 种改进 烟花算法进行了比较。最后,将所提算法与 3 种经 典进化算法进行了对比实验。

表 1 2013CEC 28 个标准	函数
--------------------	----

Tab. 128 test functions of CEC 2013 benchmark suite		
F.	函数	函数名称
	1	Sphere Function
	2	Rotated High Conditioned Elliptic
单峰	3	Function
函数	4	Rotated Bent Cigar Function
	5	Rotated Discus Function
		Different Powers Function
	6	Rotated Rosenbrocks Function
	7	Rotated Schaffers F7 Function
	8	Rotated Ackleys Function
	9	Rotated Weierstrass Function
	10	Rotated Griewanks Function
	11	Rastrigins Function
	12	Rotated Rastrigins Function
多峰	13	Non-Continuous Rotated Rastrigins
函数	14	Function
	15	Schwefel's Function
	16	Rotated Schwefel's Function
	17	Rotated Katsuura Function
	18	Lunacek Bi Rastrigin Function
	19	Rotated Lunacek Bi Rastrigin Function
	20	Expanded Griewanks plus Rosenbrocks
		Function Expanded Scaffers F6 Function
	21	Composition Function 1 (Rotated)
	22	Composition Function 2 (Unrotated)
	23	Composition Function 3 (Rotated)
复合	24	Composition Function 4 (Rotated)
函数	25	Composition Function 5 (Rotated)
	26	Composition Function 6 (Rotated)
	27	Composition Function 7 (Rotated)
	28	Composition Function 8 (Rotated)

3

第 32 卷第 1 期	系统仿真学报	Vol. 32 No. 1
2020年1月	Journal of System Simulation	Jan., 2020

3.1 参数设置

本文所提算法 ELoTFWA 的参数设置与原文 献中 LoTFWA 算法的参数设置相同^[19]:烟花个数 m=5,生成爆炸火花数量参数的初值 $\hat{\lambda}_i^0=300$,动 态幅值缩放因子 $C_a=1.2$, $C_r=0.9$,自适应调整爆炸 火花数量参数的缩放因子 $S_a=1.2$, $S_c=0.8$,高斯变 异自适应控制参数 $\sigma=0.2$,所有测试函数搜索空间 的维度 d=30。各算法在每个函数上的最大评估次数 为 300 000 次,在每个函数上分别独立运行 51 次。

3.2 改进策略的验证

本文提出了2种改进策略,分别是一种新的映

射规则 PMR 和自适应调整爆炸火花数量参数 AAQP。为了验证改进策略的有效性,分别将它们 单独引入 LoTFWA 算法中进行对比实验。参数设 置与 LoTFWA 算法相同,它们在 CEC2013 标准测 试函数集中搜索到的最优值的均值和标准差如表 2 所示,其中黑色加粗部分表示每个函数中最优的 均值。此外,本文基于各算法的 51 次运行结果, 进行了显著水平为 0.05 的 Wilcoxon 秩和检测,其 结果分别如表 2 中第 6 和 9 列所示,其中"+"表示 引入某一改进策略后的算法显著优于原算法 LoTFWA、"="表示两者之间无显著差异、"-"表示 引入某一改进策略后的算法显著劣于 LoTFWA。

表 2 改进策略与 LoTFWA 的比较 Comparison between improved strategy and LoTFWA

Б	LoTI	LoTFWA		AAQP-LoTFWA		Wilcoxon PMR-Lo		Wilcoxon
F.	Mean	Std	Mean	Std	秩和检测	Mean	Std	秩和检测
1	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	=	0.00E+00	0.00E+00	=
2	1.19E+06	4.27E+05	1.58E+06	5.08E+05	—	1.37E+06	5.10E+05	—
3	2.23E+07	1.97E+07	2.21E+06	1.39E+07	+	5.64E+06	1.27E+07	+
4	2.13E+03	8.11E+02	3.48E+03	7.83E+02	—	1.09E+03	6.84E+02	+
5	3.55E-03	5.01E-04	4.87E-03	6.49E-04	—	2.33E-03	5.06E-04	+
6	1.45E+01	6.84E+00	3.89E+00	6.03E+00	+	1.54E+01	2.58E+00	_
7	5.05E+01	9.69E+00	6.45E+01	1.08E+01	—	4.16E+01	1.01E+01	+
8	2.09E+01	6.14E-02	2.08E+01	7.43E-02	+	2.08E+01	6.73E-02	+
9	1.45E+01	2.07E+00	1.04E+01	2.31E+00	+	1.36E+01	2.26E+00	+
10	4.52E-02	2.47E-02	3.94E-02	3.97E-02	+	9.87E-03	2.82E-02	—
11	6.39E+01	1.04E+01	7.06E+01	3.97E-02	—	2.59E+01	8.07E+00	+
12	6.82E+01	1.45E+01	7.66E+01	1.29E+01	—	2.89E+01	8.27E+00	+
13	1.36E+02	2.30E+01	1.16E+02	2.48E+01	+	7.91E+01	1.55E+01	+
14	2.38E+03	3.13E+02	2.42E+03	3.05E+02	—	2.73E+03	3.11E+02	—
15	2.58E+03	3.83E+02	2.42E+03	3.40E+02	+	2.21E+03	2.48E+02	+
16	5.74E-02	2.13E-02	3.56E-02	2.23E-02	+	4.06E-02	2.10E-02	+
17	6.20E+01	9.45E+00	5.16E+01	9.67E+00	+	7.07E+01	1.32E+01	—
18	6.12E+01	9.56E+00	7.08E+01	9.81E+00	—	6.76E+01	1.23E+01	—
19	3.05E+00	6.43E-01	2.01E+00	6.19E-01	+	3.57E+00	6.51E-01	—
20	1.33E+01	1.02E+00	1.45E+01	1.03E+00	—	1.36E+01	9.97E-01	—
21	2.00E+02	2.80E-03	2.00E+02	2.00E+01	=	2.00E+02	0.00E+00	=
22	3.12E+03	3.79E+02	2.65E+03	3.95E+02	+	3.06E+03	3.51E+02	+
23	3.11E+03	5.16E+02	3.13E+03	3.62E+02	—	3.01E+03	3.89E+02	+
24	2.37E+02	1.20E+01	2.49E+02	1.10E+01	—	2.18E+02	1.17E+01	+
25	2.71E+02	1.97E+01	2.87E+02	6.56E+00	_	2.73E+02	5.61E+00	_
26	2.00E+02	1.76E-02	2.00E+02	2.59E-02	=	2.00E+02	1.92E-02	=
27	6.84E+02	9.77E+01	6.01E+02	8.54E+01	+	4.72E+02	1.15E+02	+
28	2.65E+02	7.58E+01	3.00E+02	9.05E+01		3.00E+02	6.50E+01	

http://www.china-simulation.com

第 32 卷第 1 期		Vol. 32 No. 1
2020年1月	申晓宁, 等: 一种增强型基于失败者淘汰的多模态烟花算法	Jan., 2020

从表 2 中可以看出,在 28 个测试函数中,加 入AAQP策略后得到了11个最优均值,加入PMR 策略后得到了15个最优均值,原算法LoTFWA仅 得到了9个最优适应度最值。两种加入改进策略后 的算法分别在总共28个函数上的12个和15个中 显著优于原算法 LoTFWA, 其中 AAQP 策略在 15 个多峰以及8个复合函数中的2个上显著优于原算 法LoTFWA; PMR 策略在15个多峰函数中的9个, 以及 8 个复合函数中的 4 个上显著优于原算法 LoTFWA。从 Wilcoxon 秩和检测结果可以看出, 单独引入改进策略对原算法 LoTFWA 在部分测试 函数,尤其是多模态函数和复合函数上的求解性能 有一定的提升,其中 PMR 策略的提升效果更加明 显。其中 AAQP 策略在函数 f6, f8~f9, f16~f17, f19, f21~f22和f26中取得了最优均值,而PMR策略在函 数 f7~f8, f10~f13, f15, f21, f23~f24 和 f26~f27 中取得最 优均值。由此说明所提出的两种改进策略是可行而 有效的,它们均能够在一定程度上提高算法 LoTFWA 的求解性能。

3.3 与已有改进型烟花算法的比较

将 2 种改进策略同时加入 LoTFWA,以验证 所提整体算法 ELoTFWA 的有效性。本文所提算法 是在 LoTFWA 算法基础上改进而来,所以将所提 算法与 LoTFWA 算法进行对比实验。它们在 CEC2013 标准测试函数集中搜索到的最优值的均 值和标准差如表 3 所示,其中黑色加粗部分表示每 个函数中最优的均值。同样,进行了显著水平为 0.05 的 Wilcoxon 秩和检测,如表 3 第 6 列所示。

从表 3 中可以看出,本文所提算法在大部分测 试函数中显著优于 LoTFWA 算法,尤其是在多峰 函数(*f*₆-*f*₂₀)上求解效果最好。在单峰函数上本文算 法提升效果一般,仅在单峰函数 *f*₃-*f*₄ 中显著优于 对比算法,在函数 *f*₂和 *f*₅上劣于对比算法,在函数 *f*₁中和 LoTFWA 算法结果持平。本文算法在多峰 函数中的求解精度提升比较明显,在多峰函数 *f*₁, *f*₉和 *f*₁₁-*f*₂₀中显著优于对比算法,仅在多峰函数 *f*₆ 和 f₁₀ 中显著劣于对比算法。在复合函数方面算法 求解精度提升也比较明显,仅在复合函数 f₂₁ 和 f₂₆ 中与比较算法持平,在复合函数 f₂₈ 中显著劣于比 较算法,在其余 5 个复合函数中均显著优于对比算 法。由此可见,与 LoTFWA 相比,本文改进算法 提高了在多峰函数和复合函数上的求解精度,说明 组合使用所提的改进映射规则和自适应调整爆炸 火花数量参数的策略能够有效地提高算法的搜索 效率,在算法的勘探能力和开采能力之间寻求到了 更好的平衡。

表 3 ELoTFWA 和 LoTFWA 的均值和标准差 Tab. 3 Mean and standard deviation of ELoTFWA and

_	LoTI	FWA	ELoT	Wilcoxon	
F.	Mean	Std	Mean	Std	秩和检测
1	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	=
2	1.19E+06	4.27E+05	1.27E+06	5.67E+05	_
3	2.23E+07	1.91E+07	2.52E+06	1.47E+07	+
4	2.13E+03	8.11E+02	1.24E+03	6.70E+02	+
5	3.55E-03	5.01E-04	5.05E-03	1.03E-03	_
6	1.45E+01	6.84E+00	1.57E+01	4.19E+00	_
7	5.05E+01	9.69E+00	3.21E+01	1.02E+01	+
8	2.09E+01	6.14E-02	2.09E+01	6.74E-02	=
9	1.45E+01	2.07E+00	1.27E+01	1.96E+00	+
10	4.52E-02	2.47E-02	5.17E-02	3.16E-02	_
11	6.39E+01	1.04E+01	2.49E+01	7.64E+00	+
12	6.82E+01	1.45E+01	4.38E+01	7.77E+00	+
13	1.36E+02	2.30E+01	8.85E+01	1.74E+01	+
14	2.38E+03	3.13E+02	2.15E+03	3.73E+02	+
15	2.58E+03	3.83E+02	2.48E+03	2.91E+02	+
16	5.74E-02	2.13E-02	4.79E-02	1.84E-02	+
17	6.20E+01	9.45E+00	3.09E+01	1.01E+01	+
18	6.12E+01	9.56E+00	5.05E+01	1.07E+01	+
19	3.05E+00	6.43E-01	2.78E+00	4.94E-01	+
20	1.33E+01	1.02E+00	1.24E+01	1.07E+00	+
21	2.00E+02	2.80E-03	2.00E+02	1.40E+01	=
22	3.12E+03	3.79E+02	2.45E+03	4.16E+02	+
23	3.11E+03	5.16E+02	2.70E+03	3.98E+02	+
24	2.37E+02	1.20E+01	2.20E+02	1.09E+01	+
25	2.71E+02	1.97E+01	2.59E+02	5.51E+00	+
26	2.00E+02	1.76E-02	2.00E+02	1.69E-02	=
27	6.84E+02	9.77E+01	6.74E+02	7.65E+01	+
28	2.65E+02	7.58E+01	3.00E+02	0.00E+00	_

http://www.china-simulation.com

第 32 卷第 1 期	系统仿真学报	Vol. 32 No. 1
2020年1月	Journal of System Simulation	Jan., 2020

本文算法还与另外 5 种近几年来表现比较优 秀的改进型烟花算法进行了比较。比较算法包括: 自适应烟花算法 AFWA^[6]、一种协作框架型烟花算 法 CoFWA^[7]、GFWA^[8]、动态型烟花算法 dynFWA^[5] 和增强型烟花算法 EFWA^[12],这些算法的参数设置 为原始论文中建议的值,且与本文所提算法相应的 参数取值一致。它们的均值和标准差如表 4 所示, 为了便于统一比较,将多模态烟花算法 LoTFWA 的实验结果也列于表 4 中。其中加粗部分表示在所 有对比算法中均值最优,表 4 还给出了平均误差排 名(AR)^[19],以评价算法整体性能的优劣。

Tab	.4 Mea	ın, standa	rd deviat	ion and a	iverage e	rror ranki	ng comp	arison be	tween alg	gorithm o	f this pap	er and ot	her of the	improved
	EFWA		FWA dynFWA AFWA		COF	COFWA		WA	LoTFWA		ELoTFWA			
F.	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std
1	7.82E-02	1.31E-02	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
2	5.43E+05	2.04E+05	7.87E+05	3.56E+05	8.92E+05	3.92E+05	8.80E+05	4.18E+05	6.96E+05	2.66E+05	1.19E+06	4.27E+05	1.27E+06	5.67E+05
3	1.26E+08	2.15E+08	1.57E+08	2.21E+08	1.26E+09	1.54E+08	8.04E+07	8.88E+07	3.74E+07	8.65E+07	2.23E+07	1.97E+07	2.52E+06	1.47E+07
4	1.09E+00	3.53E-01	1.28E+01	8.06E+00	1.14E+01	6.83E+00	2.01E+03	1.37E+03	5.00E-05	6.17E-05	2.13E+03	8.11E+02	1.24E+03	6.70E+02
5	7.90E-02	1.01E-02	5.42E-04	7.98E-05	6.04E-04	9.24E-05	7.41E-04	9.82E-05	1.55E-03	1.82E-04	3.55E-03	5.01E-04	5.05E-03	1.03E-03
AR	.R 4.40		4.40 3.00 3.60		60	3.60		2.	2.20		4.20		4.00	
6	3.49E+01	2.71E+01	3.15E+01	2.62E+01	2.99E+01	2.63E+01	2.47E+01	2.08E+01	3.49E+01	2.74E+01	1.45E+01	6.84E+00	1.57E+01	4.19E+00
7	1.33E+02	4.34E+01	1.03E+02	2.95E+01	9.19E+01	2.63E+01	8.99E+01	1.78E+01	7.58E+01	2.98E+01	5.05E+01	9.69E+00	3.21E+01	1.02E+01
8	2.10E+01	4.82E-02	2.09E+01	7.59E-02	2.09E+01	7.85E-02	2.09E+01	9.79E-02	2.09E+01	9.11E-02	2.09E+01	6.14E-02	2.09E+01	6.74E-02
9	3.19E+01	3.48E+00	2.56E+01	3.95E+00	2.48E+01	4.89E+00	2.40E+01	4.04E+00	1.83E+01	4.61E+00	1.45E+01	2.07E+00	1.27E+01	1.96E+00
10	8.92E-01	8.42E-02	4.20E-02	2.76E-02	4.73E-02	3.44E-02	4.10E-02	2.69E-02	6.08E-02	3.36E-02	4.52E-02	2.47E-02	5.17E-02	3.16E-02
11	4.22E+02	9.26E+01	1.07E+02	3.23E+01	1.05E+02	3.43E+01	9.90E+01	2.36E+01	7.50E+01	2.59E+01	6.39E+01	1.04E+01	2.49E+01	7.64E+00
12	6.33E+02	1.38E+02	1.56E+02	5.57E+01	1.52E+02	4.43E+01	1.40E+02	4.06E+01	9.41E+01	3.28E+01	6.82E+01	1.45E+01	4.38E+01	7.77E+00
13	4.51E+02	7.45E+01	2.44E+02	5.35E+01	2.36E+02	6.06E+01	2.50E+02	5.93E+01	1.61E+02	4.74E+01	1.36E+02	2.30E+01	8.85E+01	1.74E+01
14	4.16E+03	6.16E+02	2.95E+03	5.51E+02	2.97E+03	5.70E+02	2.70E+03	4.95E+02	3.49E+03	8.30E+02	2.38E+03	3.13E+02	2.15E+03	3.73E+02
15	4.13E+03	5.61E+02	3.71E+03	7.57E+02	3.81E+03	5.03E+02	3.37E+03	5.01E+02	3.67E+03	6.35E+02	2.58E+03	3.83E+02	2.48E+03	2.91E+02
16	5.92E-01	2.30E-01	4.77E-01	3.34E-01	4.97E-01	2.56E-01	4.56E-01	3.15E-01	1.00E-01	7.13E-02	5.74E-02	2.13E-02	4.79E-02	1.84E-02
17	3.10E+02	6.52E+01	1.48E+02	3.74E+01	1.45E+02	2.55E+01	1.10E+02	5.17E+01	8.49E+01	2.10E+01	6.20E+01	9.45E+00	3.09E+01	1.01E+01
18	1.75E+02	3.81E+01	1.89E+02	6.04E+01	1.75E+02	4.92E+01	1.80E+02	4.04E+01	8.60E+01	2.33E+01	6.12E+01	9.56E+00	5.05E+01	1.07E+01
19	1.23E+01	3.68E+00	6.87E+00	1.93E+00	6.92E+00	2.37E+00	6.51E+00	2.08E+00	5.08E+00	1.88E+00	3.05E+00	6.43E-01	2.78E+00	4.94E-01
20	1.46E+01	1.73E-01	1.30E+01	1.01E+00	1.30E+01	9.72E-01	1.32E+01	1.01E+00	1.31E+01	1.09E+00	1.33E+01	1.02E+00	1.24E+01	1.07E+00
AR	6.	73	4.	93	4.	73	4.	06	3.	93	2.	20	1.	40
21	3.24E+02	9.67E+01	2.92E+02	8.39E+01	3.16E+02	9.33E+01	2.06E+02	6.14E+01	2.59E+02	8.58E+01	2.00E+02	2.80E-03	2.00E+02	1.40E+01
22	5.75E+03	1.08E+03	3.41E+03	5.82E+02	3.45E+03	7.44E+02	3.32E+03	6.31E+02	4.27E+03	8.90E+02	3.12E+03	3.79E+02	2.45E+03	4.16E+02
23	5.74E+03	7.59E+02	4.55E+03	8.63E+02	4.70E+03	8.98E+02	4.47E+03	7.90E+02	4.32E+03	7.69E+02	3.11E+03	5.16E+02	2.70E+03	3.98E+02
24	3.37E+02	7.33E+01	2.72E+02	1.29E+01	2.70E+02	1.31E+01	2.68E+02	2.19E+01	2.56E+02	1.75E+01	2.37E+02	1.20E+01	2.20E+02	1.09E+01
25	3.56E+02	2.80E+01	2.97E+02	1.07E+01	2.99E+02	1.24E+01	2.94E+02	1.28E+01	2.89E+02	1.34E+01	2.71E+02	1.97E+01	2.59E+02	5.51E+00
26	3.21E+02	9.04E+01	2.62E+02	8.11E+01	2.73E+02	8.51E+01	2.13E+02	4.16E+01	2.05E+02	2.71E+01	2.00E+02	1.76E-02	2.00E+02	1.69E-02
27	1.28E+03	1.10E+02	9.92E+02	1.22E+02	9.72E+02	1.33E+02	8.71E+02	2.10E+02	8.15E+02	1.22E+02	6.84E+02	9.77E+01	6.74E+02	7.65E+01
28	4.34E+03	2.08E+03	3.40E+02	2.43E+02	4.37E+02	4.67E+02	2.84E+02	5.41E+01	3.60E+02	2.60E+02	2.65E+02	7.58E+01	3.00E+02	0.00E+00
复合	6.	88	5.	00	5.	75	3.	50	3.	75	1.	63	1.	25

http://www.china-simulation.com

第 32 卷第 1 期		Vol. 32 No. 1
2020年1月	申晓宁, 等: 一种增强型基于失败者淘汰的多模态烟花算法	Jan., 2020

此外,本文算法还与上述已有的改进烟花算法 分别进行了显著水平为 0.05 的 Wilcoxon 秩和检 测,在5个单模函数和23个多峰与复合函数中的 统计结果如图1所示。其中,本文算法显著优于对 比算法表示获胜,显著劣于对比算法表示失败,无 差别表示两者无显著差别。最后选取了一个多峰函 数 f₉,给出了7种改进烟花算法的收敛曲线,以比 较它们的收敛能力,如图2所示。



图 1 ELoTFWA 对比改进烟花算法的 Wilcoxon 秩和检验 统计结果

Fig. 1 ELoTFWA vs. fireworks algorithm improved for Wilcoxon rank sum test statistics



图 2 ELoTFWA 与其他改进烟花算法的收敛曲线比较 Fig. 2 Comparison of convergence curves between ELoTFWA and other improved fireworks algorithm

从表 4 中可以看出, 在单峰函数优化中已有算 法 GFWA 表现最好, 所提算法 ELoTFWA 在对比 的 7 种改进烟花算法中排名第 5。在多峰函数(*f*₆-*f*₂₀) 和复合函数(*f*₂₁-*f*₂₈)中,本文算法的平均误差(AR) 排名第一,即它的总体搜索性能在所有对比的改进 烟花算法中表现最优,LoTFWA 算法表现其次。从 图 1 可以看出,所提算法在绝大多数多模态函数上 显著优于已有的改进烟花算法。上述实验结果表 明,所提算法 ELoTFWA 在 LoTFWA 算法的基础 上,设计的改进映射规则和自适应调整爆炸火花数 量参数的策略是可行而有效的,它能够在多模态函 数和复合函数这类复杂优化问题中,进一步提高算 法的搜索效率,从而提升对问题的求解精度。

3.4 与最新的典型进化算法的比较

为了进一步验证本文算法的改进效果和性能, 将本文算法与近年来提出的 3 种典型的进化算法 进行比较,对比算法包括: BY-HDE^[23]、IPPSO^[24] 和 DPCABC^[25]。上述 3 种算法的测试环境与 ELoTFWA 相同,参数设置采用原文献的数值。各 算法 51 次运行结果的均值和标准差如表 5 所示, 同样也采用平均误差排名 AR 来判定算法的性能, 其中黑色加粗部分表示均值最优和平均误差排名 最好。

从表 5 可以看出本文算法 ELoTFWA 在单峰函 数上取得最好的平均误差排名,其次是 IPPSO, BY-HDE 和 DPCABC 算法表现最差。在多峰函数 和复合函数上本文算法平均误差排名同样最好,分 别在 23 个函数中的 15 个(*f*₈~*f*₉, *f*₁₂~*f*₁₃, *f*₁₅~*f*₁₈, *f*₂₀, *f*₂₁ 和 *f*₂₃~*f*₂₇)中获得了最小均值。其次最优的是 BY-HDE 和 DPCABC 算法,分别获得了 5 个和 4 个函数最优均值, IPPSO 算法表现最差。由此可见, 所提算法 ELoTFWA 在单模态、多峰函数和复合函 数上均优于 3 种对比进化算法,尤其在多峰函数和 复合函数上,所提算法求解性能的优势更为突出。

综合 3.2~3.4 节的实验结果,由于引入了两种 改进策略,所提算法在 2013CEC 的 28 个标准测试 函数中的大多数上表现出了优越的求解性能,特别 是在多峰函数和复合函数中,所提算法有效地提高 了对此类函数的求解精度,因此,所提算法更适合 求解具有多模态特征的复杂优化问题。

Journal o	of System Simu	lation, Vol. 32	[2020], Iss. 1	, Art. 2
-----------	----------------	-----------------	----------------	----------

第32卷第1	期
2020年1月	

系统仿真学报 Journal of System Simulation Vol. 32 No. 1 Jan., 2020

表 5	所提算法与最新典型进化算法的均值、	标准差和平均误差排名(AR)比较

E	BY-HDE		IPPSO		DPC	DPCABC		ELoTFWA	
r.	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	
1	1.08E-03	1.51E-03	4.32E-04	1.06E-04	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	
2	1.28E+06	6.21E+05	1.35E+04	6.09E+03	1.65E+07	4.62E+06	1.27E+06	5.67E+05	
3	2.04E+07	2.27E+07	3.77E+07	6.03E+07	8.44E+08	6.40E+08	2.52E+06	1.47E+07	
4	2.51E+03	1.34E+03	2.62E-02	1.25E-02	1.05E+05	1.39E+04	1.24E+03	6.70E+02	
5	1.20E-03	1.19E-03	1.28E-02	1.67E-03	5.35E-14	5.73E-14	5.05E-03	1.03E-03	
AR 单模	2.80		2.40		2.80		1.80		
6	1.79E+01	3.21E+00	1.33E+00	5.37E+00	2.01E+01	6.66E+00	1.57E+01	4.19E+00	
7	2.18E+01	1.08E+01	1.51E+02	5.18E+01	1.14E+02	1.80E+01	3.21E+01	1.02E+01	
8	2.10E+01	4.21E-02	2.10E+01	6.11E-02	2.09E+01	6.50E-02	2.09E+01	6.74E-02	
9	2.39E+01	4.49E+00	3.37E+01	3.46E+00	3.09E+01	1.97E+00	1.27E+01	1.96E+00	
10	5.15E-01	3.15E-01	6.63E-02	5.05E-02	2.02E+00	4.22E-01	5.17E-02	3.16E-02	
11	6.95E-01	7.34E-01	2.52E+02	5.99E+01	0.00E+00	0.00E+00	2.49E+01	7.64E+00	
12	6.34E+01	1.11E+01	2.58E+02	5.86E+01	1.38E+02	2.78E+01	4.38E+01	7.77E+00	
13	1.09E+02	1.88E+01	3.77E+02	6.18E+01	2.09E+02	2.37E+01	8.85E+01	1.74E+01	
14	2.03E+01	2.21E+01	4.06E+03	6.54E+02	9.67E-01	1.29E+00	2.15E+03	3.73E+02	
15	5.37E+03	6.02E+02	4.12E+03	7.08E+02	4.13E+03	3.60E+02	2.48E+03	2.91E+02	
16	2.27E+00	3.03E-01	1.00E+00	3.71E-01	1.42E+00	2.45E-01	4.79E-02	1.84E-02	
17	3.11E+01	4.63E-01	2.64E+02	5.61E+01	3.05E+01	3.15E-02	3.09E+01	1.01E+01	
18	1.71E+02	1.46E+01	2.80E+02	6.31E+01	2.11E+02	2.34E+01	5.05E+01	1.07E+01	
19	2.00E+00	2.58E+01	1.02E+02	7.15E+01	2.03E-01	8.27E-02	2.78E+00	4.94E-01	
20	1.48E+01	7.20E-01	1.43E+01	7.70E-01	1.28E+01	5.83E-01	1.24E+01	1.07E+00	
AR 多模	2.	.53	3.	33	2.47		1.60		
21	3.15E+02	1.01E+02	2.80E+02	5.12E+01	2.28E+02	3.26E+01	2.00E+02	1.40E+01	
22	1.31E+02	4.23E+01	5.21E+03	8.17E+02	3.12E+01	2.70E+01	2.45E+03	4.16E+02	
23	5.12E+03	6.23E+02	4.92E+03	6.74E+02	5.12E+03	4.89E+02	2.70E+03	3.98E+02	
24	2.35E+02	1.41E+01	3.08E+02	2.28E+01	2.82E+02	6.32E+00	2.20E+02	1.09E+01	
25	2.71E+02	1.13E+01	3.33E+02	1.37E+01	3.01E+02	6.25E+00	2.59E+02	5.51E+00	
26	2.00E+02	4.44E-02	2.98E+02	9.29E+01	2.01E+02	3.58E-01	2.00E+02	1.69E-02	
27	8.99E+02	9.56E+01	1.22E+03	1.03E+02	7.04E+02	3.50E+02	6.74E+02	7.65E+01	
28	2.96E+02	2.80E+01	2.74E+03	8.86E+02	2.96E+02	2.35E+01	3.00E+02	0.00E+00	
AR 复合	2.	.36	3.	63	2.25		1.50		

4 结论

本 文 基 于 具 有 代 表 性 的 改 进 烟 花 算 法 LoTFWA,提出了一种增强型基于失败者淘汰制的 多模态烟花算法 ELoTFWA。所提算法引入了一种 新型的基于位置特征的映射规则,有效地利用了爆 炸火花的位置信息,更有针对性地对超出边界的火 花进行了映射,既增强了群体的多样性,又提高了 烟花算法的搜索效率。为了平衡算法的全局和局部 搜索能力,提出了自适应调整爆炸火花数量参数的 策略,从而进一步增强在质量好的烟花附近的局部 搜索能力和质量差的烟花附近的全局搜索能力。在 2013CEC 的 28 个标准测试函数中的实验结果表 明,与6种现有的改进型烟花算法以及3种最新的 典型进化算法相比,本文算法能够在在多峰函数和 复合函数上搜索到更优的解,有效地提高了对复杂 多模态函数的求解精度。

参考文献:

- Tan Y, Zhu Y C. Fireworks algorithm for optimization[C]. International Conference on Advances in Swarm Intelligence. Berlin: Springerlink, 2010: 355-364.
- [2] Mahfoud S W. Niching Methods for Genetic Algorithms

[M]. Urbana: University of Illinois at Urbana-Champaign, 1996.

- [3] Qin Quande, Cheng shi, Zhang Qingyu, et al. Particle swarm optimization with interswarm interactive learning strategy[J]. IEEE Transactions on Cybernetics (S2168-2267), 2015, 46(10): 2238-2251.
- [4] 谭营,丁进良.烟花算法引论[M].北京:科学出版社, 2015:4.

Tan Ying, Ding Jinliang. Recent advances in fireworks algorithm[M]. Beijing: Science Press, 2015: 4.

- [5] Zheng S, Janecek A, Li J, et al. Dynamic search in fireworks algorithm[C]. 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 2014: 3222-3229.
- [6] Li J, Zheng S, Ying T. Adaptive Fireworks Algorithm[C]. Evolutionary Computation. Berlin: Springerlink, 2014: 3214-3221.
- [7] Zheng S, Li J, Janecek A, et al. A cooperative framework for fireworks algorithm[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics (S1545-5963), 2017, 14(1): 27-41.
- [8] Li J, Zheng S, Tan Y. The Effect of Information Utilization: Introducing a Novel Guiding Spark in the Fireworks Algorithm[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation (S1089-778X), 2017, 21(1): 153-166.
- [9] Zheng Y J, Xu X L, Ling H F, et al. A hybrid fireworks optimization method with differential evolution operators[J]. Neurocomputing (S0925-2312), 2015, 148(1): 75-82.
- [10] Storn R, Price K. Differential Evolution A Simp-le and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces[J]. Journal of Global Optimization (S0925-5001), 1997, 11(4): 341-359.
- [11] Yu C, Kelley L, Zheng S, et al. Fireworks algorithm with differential mutation for solving the CEC 2014 competition problems[C]. 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Piscataway: IEEE, 2014: 3238-3245.
- [12] Zheng S, Janecek A, Tan Y. Enhanced fireworks algorithm[C]. 2013 IEEE Congress on evolutionary computation. Piscataway: IEEE, 2013: 2069-2077.
- [13] Gao H, Diao M. Cultural firework algorithm and its application for digital filters design[J]. International Journal of Modelling, Identification and Control (S0332-7353), 2011, 14(4): 324-331.
- [14] 杜琼,周一届.新的进化算法—文化算法[J]. 计算机 科学, 2005, 32(9): 142-144.
 Du Qiong, Zhou Yijie. A New Evolution Algorithm-Cultural Algorithm[J]. Computer Science,

2005, 32(9): 142-144.

- [15] Fang W, Sun J, Xu W, et al. FIR digital filters designion[C]. International Conference on Innovative Computing, Information and Control. Piscataway: IEEE, 2006: 615-619.
- [16] Fang W, Sun J, Xu W. FIR filter design based on adaptive quantum-behaved particle swarm optimization algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics (S1004-4132), 2008, 30(7): 1378-1381.
- [17] Zhang B, Zhang M X, Zheng Y J. A hybrid biogeography-based optimization and fireworks algorithm[C]. Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 2014: 3200-3206.
- [18] 张建科. 生物地理学优化算法研究[J]. 计算机工程与 设计, 2011, 32(7): 2497-2500.
 Zhang Jianke. Research on optimization algorithm for biogeography[J]. Computer Engineering and Design, 2011, 32(7): 2497-2500.
- [19] Li J, Tan Y. Loser-Out Tournament-Based Fireworks Algorithm for Multimodal Function Optimization[J].
 IEEE Transactions on Evolutionary Computation (S1089-778X), 2018, 22(5): 679-691.
- [20] 白鸿武. C 语言中整数除法取商和取余运算的实现[J]. 咸阳师范学院学报, 2010, 25(2): 4-6.
 Bai Hongwu. The Implementation of the Operation for Finding the Quotient and Remainder of Division of Two Integers in C Language Environment[J]. Journal of Xianyang Normal University, 2010, 25(2): 4-6.
- [21] 谭营,郑少秋. 烟花算法进展研究[J]. 智能系统学报, 2014, 9(5): 516-517.
 Tan Ying, Zheng Shaoqiu. Recent advances in fireworks algorithm[J]. Transactions on Intelligent Systems, 2014, 9(5): 516-517.
- [22] Liang J J, Qu B Y, Suganthan P N, et al. Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2013 special session on real-parameter optimization[J]. Computational Intelligence Laboratory, Zhengzhou University, Zhengzhou, China and Nanyang Technological University, Singapore, Technical Report (S1671-6833), 2013, 201212(34): 281-295.
- [23] Zheng L M, Liu L, Zhang S X, et al. Enhancing differential evolution with interactive information[J]. Soft Computing (S1432-7643), 2017, 22: 7919-7938.
- [24] Cui L, Li G, Luo Y, et al. An enhanced artificial bee colony algorithm with dual-population framework[J]. Swarm and Evolutionary Computation (S2210-6502), 2018, 43: 184-206.
- [25] Miao K, Mao X L, Li C. Individualism of particles in particle swarm optimization[J]. Applied Soft Computing (S1568-4946), 2019, 83: 4-6.

http://www.china-simulation.com