

控制与决策

Control and Decision

改进选择策略的烟花算法

余冬华, 郭茂祖, 刘晓燕, 刘国军

引用本文:

余冬华, 郭茂祖, 刘晓燕, 等. 改进选择策略的烟花算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(2): 389–395.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0785>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

考虑设施深度的过道布置问题及改进烟花算法求解方法

Improved fireworks algorithm for the corridor allocation problem with facility depth

控制与决策. 2020, 35(1): 45–54 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0720>

基于参数动态调整的多目标差分进化算法

Adaptive multi-objective differential evolution algorithm based on the dynamic parameters adjustment

控制与决策. 2017, 32(11): 1985–1990 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1250>

基于高斯混沌变异和精英学习的自适应多目标粒子群算法

Adaptive multi-objective particle swarm optimization with Gaussian chaotic mutation and elite learning

控制与决策. 2016, 31(8): 1372–1378 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0641>

一种改进的全局粒子群优化算法

An improved global particle swarm optimization

控制与决策. 2016, 31(7): 1161–1168 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0711>

基于种群特征反馈的布谷鸟搜索算法

Cuckoo search algorithm based on swarm feature feedback

控制与决策. 2016, 31(6): 969–975 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0829>

空间数据关联的多目标粒子群优化算法

Multiple objective particle swarm optimization algorithm with space data association

控制与决策. 2015(7): 1291–1297 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0660>

混合分散搜索算法求解带容量约束车辆路径问题

Hybrid scatter search algorithm for capacitated vehicle routing problem

控制与决策. 2015, 30(11): 1937–1944 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.1738>

一种采用抽样策略的PSO算法

Particle swarm optimization algorithm via sampling strategy

控制与决策. 2015(10): 1779–1784 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.1111>

改进选择策略的烟花算法

余冬华¹, 郭茂祖^{1,2,3†}, 刘晓燕¹, 刘国军¹

- (1. 哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 哈尔滨 150001;
2. 北京建筑大学 电气与信息工程学院, 北京 100044;
3. 建筑大数据智能处理方法研究北京市重点实验室, 北京 100044)

摘要: 烟花算法(FWA)中的选择策略直接影响其收敛效率、收敛精度、对初值敏感性以及能否跳出局部最优, 对此, 提出一种改进选择策略的烟花算法(ISSFWA). ISSFWA 建立峰值火花和探索火花的概念, 并提出基于 $N-1$ 朵峰值火花和一朵探索火花充当下一代 N 朵烟花的选择策略. 峰值火花兼顾了火花的适应度值及相对位置, 保证选择全局最优火花及峰值火花邻域内的局部最优火花, 同时避免重复选择搜索能力相似的火花, 而基于最远距离的探索火花可以增强全局探索能力. 在 10 次标准及增加位置偏移的测试函数实验中, ISSFWA 在最优适应度值方面优于 PSO、GA、FWA; 在平均适应度值方面优于 PSO 和 FWA, 略劣于 GA. 这一结果表明, ISSFWA 能够增强寻找最优解的能力, 降低对初值的敏感性, 并提升搜索效率.

关键词: 群体智能; 最优化; 烟花算法; 选择策略; 峰值火花

中图分类号: TP18 文献标志码: A

An improved selection strategy of firework algorithm

YU Dong-hua¹, GUO Mao-zu^{1,2,3†}, LIU Xiao-yan¹, LIU Guo-jun¹

- (1. School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; 2. School of Electrical and Information Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China; 3. Beijing Key Laboratory of Intelligent Processing for Building Big Data, Beijing 100044, China)

Abstract: The selection strategy is an import step of the fireworks algorithm (FWA), which directly affects the convergence efficiency, the convergence accuracy, the sensitivity to the initial value and the ability to jump out of the local optimal. Therefore, an improved selection strategy of the firework algorithm (ISSFWA) is proposed, which establishes the concept of spark peak and exploration spark. The improved selection strategy is proposed which selects peak sparks and selects the exploration spark as the next generation of fireworks. The peak sparks take into account the fitness values and relative position of sparks, which ensures that the global optimal spark and the local optimal spark in the neighborhood of the peak spark are selected. At the same time, it avoids duplication of sparks with similar search ability and keeps the firework with strong global exploration ability. And the exploration spark based on the largest distance enhances the ability of global exploration. In the 10 repetition test of standard and increased position deviation test function, the ISSFWA is superior to the PSO, GA, FWA in terms of the best fitness, and superior to the PSO, FWA in terms of average fitness, but slightly inferior to the GA. This result shows that the ISSFWA can enhance the ability of finding the optimal solution, reduce the sensitivity to the initial value, and improve the search efficiency.

Keywords: swarm intelligence; optimization; firework algorithm; selection strategy; peak spark

0 引言

烟花算法 (fireworks algorithm, FWA)^[1] 是我国著名的谭营教授于 2010 年提出的一种群体智能算法, 是根据自然界中烟花爆炸现象抽象出的一种数学模型, 通过引入随机因素和选择策略形成一种并行爆炸式搜索方式, 成为能够求解复杂优化问题最优解的全

局概率搜索方法^[2]. Pholdee 等^[3] 系统地比较了 24 种元启发式算法, 结果表明, 烟花算法的优化性能较好. 作为一种群体智能的基本模型, 烟花算法得到了广泛应用, 如非负矩阵分解^[4]、数字滤波器设计^[5] 等. 截止 2018 年 5 月, Google 学术搜索显示, 烟花算法的首创论文^[1] 已被引用多达 344 次.

收稿日期: 2018-06-07; 修回日期: 2018-08-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61571163, 61532014, 61671189, 91735306); 国家重点研发计划课题 (2016YFC0901902).

责任编辑: 巩敦卫.

†通讯作者. E-mail: guomaizu@bucea.edu.cn.

与其他群体智能算法相似,烟花算法也存在不足,概括起来可分为4类:1)受烟花爆炸算子中爆炸幅度的影响,后期烟花爆炸幅度大于最优值所在的区域,以致陷入局部最优;2)烟花之间缺少信息交流机制,没有充分利用最优烟花的指导信息;3)高斯变异跳出局部最优的能力较弱,如果搜索区域很小,则这种作用将被进一步弱化;4)基于距离的轮盘赌式选择策略的随机性大,与其他个体距离更远的个体拥有更多的机会成为下一代个体,不能保证留下较多的优质烟花,从而降低了算法的精度及收敛速度。

很多针对烟花算法不足的改进方法也相继提出。朱启兵等^[6]针对烟花之间信息交互不足,提出了一种引力搜索算子,利用烟花间相互引力作用改善维度信息。为增强烟花群体间信息交互,张玮等^[7]提出了“先锋火花”概念,改进爆炸算子及映射规则,并成功应用到智能移动体避障路径规划中。而文献[8]提出的改进烟花算法(IFWA)的信息共享是通过精英保留策略实现,指导种群均匀地向最优区域移动,同时提出变邻域搜索策略,提升了局部搜索能力。Zheng等^[9]针对局部最优及高斯变异缺陷,提出了基于差分进化操作的烟花算法。Yu等^[10]针对高斯变异存在的缺点提出了协方差变异和差分变异,使改进的算法提升了跳出局部最优的能力,但协方差变异计算代价较高。Zheng等^[11]针对爆炸幅度做出改进,提出了动态搜索烟花算法(dynFWA),根据适应度值的优劣将烟花种群划分为核心烟花与非核心烟花,并对核心烟花采用自适应调整爆炸幅度的策略,使得算法的搜索性能得以改善,但其性能的提升主要是由适应度值最优的烟花局部搜索能力加强导致的,烟花之间的交互能力并没有变化。方柳平等^[12]在动态搜索烟花算法的基础上增加了学习因子,加强种群中烟花向群体的优良搜索信息学习的能力,有助于平衡局部搜索和全局搜索能力。Zheng等^[13]提出了独立选择操作和避免拥挤的合作策略,并动态修改爆炸幅度方法以提高种群多样性。增强烟花算法(EFWA)^[14]在爆炸幅度、高斯变异及映射规则方面做出改进,同时提出了一种精英-随机选择策略。在精英选择中,与FWA类似,将群体中最优火花作为下一代烟花,与FWA轮盘赌方式不同点在于,在剩余火花中完全随机选取火花,以节省烟花选择中的时间消耗。上述改进的烟花算法都局限于求解连续优化问题。刘翱等^[15]提出的Memetic烟花算法推广到了置换序列排序求解上,主要是引入随机键升序排列规则(ROV)实现置换序列的解空间编码,并应用到 N -车

探险问题中。

FWA的搜索方式具有鲜明特点,以一朵烟花爆炸产生众多火花的方式来达到搜索目的,所产生的火花都被限制在该烟花的爆炸幅度范围内,这与聚类分析中的簇非常相似,而在烟花算法中,同一朵烟花产生的火花由于受到爆炸幅度的限制而具备相似的搜索能力。如果单纯仿照簇中心点的思路,把所有火花的中心当作下一代烟花,则无法保证选择较优火花(适应度值较低的火花不一定是簇中心)作为下一代烟花,还会将下一代烟花限制在上一代烟花的爆炸范围内,极有可能无法跳出局部最优,也会严重削弱烟花的全局探索能力。2014年,Rodriguez等^[16]提出了密度峰值聚类算法,创建了聚类中的密度峰值概念。密度峰值可以保证峰值点具备其邻域内所有点的最大密度,同时其邻域内其他点无法成为峰值,而且峰值点之间的距离相对较大。本文仿照密度峰值建立峰值火花概念,并将前 $N-1$ 朵峰值火花作为下一代的烟花。峰值火花可以保证所有火花中具备最优适应度值的火花成为峰值火花,且峰值火花是其邻域内最优火花(适应度值最低),并且其邻域内的其他火花无法成为峰值火花,进而保证下一代的烟花是其邻域内最优火花,并且邻域内的其他火花将无法成为下一代烟花,避免选择搜索能力相似且劣质的火花。这种选择策略可以保证优质火花被选择为下一代烟花以及烟花的多样性。为加强烟花的全局探索能力,将所有火花中距离最远的火花称为探索火花,也作为下一代烟花以维持烟花的全局探索能力。这种策略下所选择的烟花是最边缘的火花,可以不断向边缘拓展探索。

本文主要专注于烟花算法选择策略的改进(improved selection strategy of FWA, ISSFWA),主要贡献如下:1)仿照Rodriguez等^[16]提出的密度峰值建立峰值火花概念;2)提出选择 $N-1$ 朵峰值火花充当下一代烟花的选择策略,在其所选择的峰值火花中,最优火花(最优适应度值的火花)一定被选中,同时避免选中搜索能力相似的火花,并且峰值火花是该区域内的最优火花;3)提出选择探索火花充当下一代第 N 朵烟花的选择策略,基于最远距离的探索火花可以保持烟花的多样性及全局探索性;4)应用6个标准及增加位置偏移的测试函数的实验结果表明,本文提出的改进选择策略能够有效提升烟花算法寻找最优解的能力,降低对初值的敏感性,维持结果的稳定性,提升搜索效率。

1 烟花算法简介

烟花算法是一种群体智能型的全局概率搜索方法,主要由爆炸算子、变异算子、映射规则及选择策略4个部分组成.其中前3个部分不是本文研究内容,可以参考文献[2].

在选择策略中,首先采用欧氏距离度量任意两个烟花(或火花)之间的距离

$$R(\mathbf{x}_i) = \sum_{j=1}^K d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \sum_{j=1}^K \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|. \quad (1)$$

其中: $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 表示个体(烟花或火花) \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_j 的欧氏距离, $R(\mathbf{x}_i)$ 表示个体 \mathbf{x}_i 与其他所有个体的距离之和.然后,计算每个个体被选择的概率

$$p(\mathbf{x}_i) = R(\mathbf{x}_i) / \sum_{j=1}^K R(\mathbf{x}_j). \quad (2)$$

依据式(2)的被选择概率,采用轮盘赌的方式选出 $N-1$ 个下一代个体,并将最优个体也同时作为下一代个体.

2 改进选择策略

式(2)计算的被选择概率完全依赖于个体的相对位置,对于个体适应度值没有任何反应.该定义使得离其他个体更远的个体拥有更多的机会成为下一代个体,而不考虑该个体的适应度值优劣.一朵烟花在爆炸幅度范围内爆炸而产生火花,于是,所有火花的搜索范围就是这个烟花的爆炸幅度,位置上邻近的个体,其被选择的概率也相近,而且产生后代的搜索能力几乎相同,因此,这种搜索能力相同的后代个体降低了搜索效率.

2.1 基于峰值火花的子代选择

令 $f_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示第 i 朵火花 \mathbf{x}_i 的适应度值,首先将其归一化处理,有

$$f'_i = 1 - \frac{f_i - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}}, \quad (3)$$

称 f'_i 为转义适应度值.对于一个最小值优化问题,此时转义适应度值越大的火花越好;反之,转义适应度值越小的火花越好.

依赖于转义适应度值的火花距离 δ_i 定义为

$$\delta_i = \min_{j: f'_j > f'_i} d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j). \quad (4)$$

式(4)可以计算出所有转义适应度值非1的火花距离.对于转义适应度值为1的火花,需要单独定义,即

$$\delta_i = \max_{j: f'_i = 1 \cap f'_i > f'_j} \delta_j. \quad (5)$$

对火花距离进行归一化处理,有

$$\delta'_i = \frac{\delta_i - \delta_{\min}}{\delta_{\max} - \delta_{\min}}. \quad (6)$$

式(4)和(5)表明,火花距离 δ_i 依赖于适应度值优于 f_i 的火花,因此,在第 i 朵火花的 δ_i 邻域内, f_i 是最优适应度值.

计算转义适应度值与其归一化距离的乘积,有

$$\gamma_i = f'_i \times \delta'_i. \quad (7)$$

按照 γ_i 值从大到小的前 $n (n \geq N-1)$ 朵火花称为峰值火花.式(7)表明,峰值火花兼顾了适应度值及相对位置影响,只有转义适应度值及火花距离同时较大才能成为峰值火花,而峰值火花则是在较大的邻域内具有最优的适应度值,其邻域内的其他火花将无法成为峰值火花,从而也无法成为下一代烟花,避免了选择搜索能力相似的火花.在所选择的 $N-1$ 朵峰值火花充当下一代烟花中,因当前群体最优火花的转义适应度值为1,且归一化距离也是1,故其乘积为1,是 γ_i 中的最大值,所以当前群体最优火花总是能够被选择为峰值火花并充当下一代爆炸的烟花.按照上述方式选出的 $N-1$ 朵峰值火花,可以保证在各个局部区域内只有唯一一朵火花被选择为子代,同时,其还是该局部区域内的最优火花(适应度值最低),与FWA选择策略相比,避免了在同一个区域内选择多个火花,导致减弱种群多样性.

2.2 基于探索火花的子代选择

基于峰值火花的子代选择,无法进一步扩展烟花的全局探索性.为了维持改进后的烟花算法的全局探索性,先定义探索烟花.

火花 \mathbf{x}_l 称为探索火花,其满足下式:

$$\mathbf{x}_l = \arg \max_i \sum_{j=1}^n d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j). \quad (8)$$

式(8)表明,探索火花是搜索区域最边缘的一朵火花,其爆炸产生的后代火花将拓展现有的搜索区域,因此,可以扩展烟花种群的搜索范围.与式(2)对比表明,探索火花也是式(2)中被选择概率最大的火花,这是对FWA优秀搜索能力的继承.

结合式(7)和(8),利用改进的选择策略就可以选定下一代的 N 朵烟花.在这些烟花中,上一代适应度值最优的火花被选中,火花出现多且适应度值低的区域仅有一朵峰值火花被选中,从而避免了重复选择同一区域上性能相似的火花,而探索火花的存在,使得全局探索性强的火花也被选中.

3 ISSFWA 的算法流程及复杂度分析

算法1 ISSFWA.

- 1) 随机产生 N 朵烟花;
- 2) while 当前评估次数 < 最大评估次数 do

- 3) for 烟花 $x_i, i = 1, 2, \dots, N$ do
- 4) 计算产生火花个数及幅度并产生新火花;
- 5) end for
- 6) for $k = 1 \rightarrow \hat{m}$ do
- 7) 随机选择一个烟花 x_i 并产生一个火花;
- 8) end for
- 9) 对越界火花进行映射, 计算火花适应度值;
- 10) 用式(3)计算火花转义适应度值;
- 11) 用式(4)和(5)计算火花距离;
- 12) 用式(7)计算火花转义适应度值与距离乘积;
- 13) 根据 γ 从大到小顺序选择 $N - 1$ 朵峰值火花;
- 14) 根据式(8)选择探索火花;
- 15) 把步骤13)和步骤14)火花组成下一代的 N 朵烟花.
- 16) end while

FWA 与其他群体智能算法相似, 需要重复进行群体的产生与选择; 而 ISSFWA 仅改进了 FWA 的选择策略; 至于爆炸算子、变异算子和映射规则, 均与 FWA 保持一致. 因此, 有必要分析改进选择策略的复杂度, 即步骤10)至步骤14). 设火花个数为 n , 则步骤10)、12)、14)的复杂度均为 $O(n)$; 而步骤11)可以先进进行排序 $O(n \log n)$ 再逐个求解距离, 此时复杂度变为 $O(n^2)$; 在步骤13)中, 因步骤11)中已经进行排序, 故选择峰值火花仅需常数时间. 因此, 改进的选择策略的复杂度为 $O(n^2)$.

4 实验结果与讨论

本节将通过6个标准及增加位置偏移的测试函数来比较 ISSFWA 与 FWA 的性能, 两个算法均用 Matlab 编程实现.

4.1 测试函数

表1 测试函数

function	mathematical expression
Ackley	$f(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2}\right) + e - \exp\left(\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)\right) + 20$
Griewank	$f(x) = 1 + \sum_{i=1}^D \frac{x_i^2}{4000} + \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)$
Rastrigin	$f(x) = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$
Rosenbrock	$f(x) = \sum_{i=1}^{D-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$
Schwefel	$f(x) = \sum_{i=1}^D \left(\sum_{j=1}^i x_j\right)^2$
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$

表1给出了本文所选择的6个标准测试函数, 其中 D 为维度, 本文将其限制为 $D = 30$ 维. 为了增加函数复杂性以验证算法的适应性, 对函数进行两组位置偏移, 偏移量如下:

$$\text{shift 1} : 0.5 \times (\text{upperBound} - \text{lowerBound}),$$

$$\text{shift 2} : 0.7 \times (\text{upperBound} - \text{lowerBound}),$$

其中 upperBound、lowerBound 分别为搜索区域上下界. 将未进行偏移的原始函数称为 shift 0.

4.2 评价准则

由于随机初始化烟花对 PSO、GA、FWA、ISSFWA 算法最终结果及迭代次数较为敏感, 不同的初值导致最终的结果不一致. 为了消除这种差异, 以10次重复实验为基准, 给出10次实验的最优适应度值、平均适应度值以及方差. 为了比较分析4种算法的收敛至最优值效率及收敛至最优值的程度, 在10次重复实验中选择一次实验, 给出迭代次数-最优烟花适应度值图. 受初值等因素的影响, ISSFWA 无法在每一次的实验结果均优于 FWA, 因此, 给出的迭代次数-最优烟花适应度值图选择 ISSFWA 达到最优解的那次实验.

4.3 实验结果与讨论

表2给出了 PSO、GA、FWA、ISSFWA 在6个标准及增加位置偏移测试函数中的实验结果. 其中: e 代表科学计数法; 表中有一些数值过于小(如 $8.0661 \text{e-}114$), 这极可能是因为数值舍入误差或截断误差导致的. 因为都是求解目标函数最小值, 所以在最优适应度值、平均适应度值方面, 均为越小越好; 而在方差方面, 则是反映10次实验的波动性, 代表算法的稳定性, 在平均适应度值较优的情况下, 也是越小越好. 因此, 在表2中将最优值均标注成黑体. 最后一行表示达到最优值及平均最优适应度值的个数.

每一个测试函数均测试3种不同程度的位置偏移情形, 共进行18组实验. 在最优适应度值(即最优解)方面, ISSFWA 的12组实验要优于其他3种方法; 在无偏移情形中(即 shift), FWA 在6个测试函数中的4个优于 ISSFWA, 剩余2个测试函数(Ackley 和 Griewank) 最优值相同; 在有偏移的12组测试中(即 shift1, shift2), ISSFWA 有11组优于 FWA, 唯一一个低于 FWA 的测试函数是 shift1 中的 Rosenbrock, 但是这个最优适应度值也远离函数最小值; 此外, GA 也有7组优于 FWA. 因此, ISSFWA 寻找最优解的能力要优于 PSO、GA、FWA, 尤其是在有位置偏移情形中; 而 GA 与 FWA 相比, 寻优能力差不多. 在平均适应度值方面, ISSFWA 性能更优的实验组数几乎是 FWA

表2 4种方法在标准测试函数中适应度值比较

function	type	PSO		GA		FWA		ISSFWA	
		optimal	mean±variance	optimal	mean±variance	optimal	mean±variance	voptimal	mean±variance
Ackley	0	20.806 2	20.999 5±0.017 8	20.443 6	20.471 6±0.000 7	-8.88e-16	-8.88e-16 ±0	-8.88e-16	-8.88e-16 ±0
	1	20.710 2	21.032 6±0.025 0	20.372 0	20.486 2±0.003 8	19.648 8	19.977 4±0.014 0	9.640 0	18.966 2 ±10.739
	2	20.623 1	20.950 8±0.032 1	20.342 9	20.452 1±0.003 2	19.387 2	19.960 6±0.042 4	15.273 1	19.537 3 ±2.245
Griewank	0	8.911 8	17.988 8±37.152 3	1.762 0	1.975 8±0.018 2	0	0 ±0	0	4.33e-16±3.49e-31
	1	39.684 7	51.825 7±1.055 3e+2	1.754 8	1.954 1 ±0.020 3	2.143 0	3.421 3±1.319 0	1.587 5	2.982 5±1.141 3
	2	21.735 3	48.003 6±2.560 4e+2	1.834 4	1.991 8 ±0.027 5	3.061 2	6.196 7±6.847 3	1.576 4	3.669 3±2.026 5
Rastrigin	0	2.639 5e+4	5.061 4e+4±4.217 7e+9	3.046 6e+3	4.009 9e+3±2.410 9e+5	0	0 ±0	0	1.267 6e-12±2.587 1e-24
	1	4.127 6e+5	4.809 1e+5±1.681 5e+9	2.609 8e+3	3.799 5e+3 ±6.522 7e+5	2.286 6e+3	1.042 7e+4±2.190 8e+7	5.384 5e+2	5.820 2e+3±1.063 9e+7
	2	8.402 9e+4	2.062 9e+5±8.467 7e+10	2.959 8e+3	3.929 3e+3 ±6.927 8e+5	6.071 1e+3	2.348 7e+4±1.126 1e+8	3.009 2e+3	8.564 8e+3±1.744 8e+7
Rosenbrock	0	2.268 4e+7	1.069 0e+8±5.563 6e+16	5.014 9e+7	1.554 9e+8±1.065 2e+16	28.028 8	28.680 1 ±0.119 0	28.143 2	28.785 4±0.063 7
	1	5.902 7e+9	1.278 1e+10±1.888 9e+19	9.361 6e+7	1.728 2e+8 ±4.761 2e+15	4.281 6e+7	4.176 8e+8±1.467 5e+17	5.524 6e+8	2.050 8e+9±2.555 6e+18
	2	4.337 4e+10	4.798 6e+10±2.308 6e+19	6.053 1e+7	1.539 2e+8 ±5.090 8e+15	6.391 5e+8	4.434 3e+9±1.442 7e+19	3.701 1e+8	5.778 3e+9±2.215 5e+19
Schwefel	0	0.200 7	1.446 4e+3±5.062 2e+6	2.728 5e-5	4.475 8e-2±8.151 1e-5	9.569 3e-22	1.260 3e-10 ±1.584 7e-19	4.359 8 e-12	9.702 1e-7±9.087 5 e-12
	1	1.109 2-2	1.994 7e+2±2.120 1e+5	1.037 5e-4	1.720 8e-2±7.627 4e-4	1.887 5e-4	8.916 9e-3±2.719 5e-4	1.661 6e-9	2.767 1e-3 ±1.655 5e-5
	2	7.344 7e-2	3.245 4e+2±1.730 3e+5	4.586 6e-4	7.429 2e-3±7.243 2e-5	1.856 4e-4	2.623 7e-3 ±1.807 0e-5	1.352 7e-4	9.403 7e-2±1.699 8e-2
Sphere	0	2.703 4e+4	5.747 1e+4±7.065 5e+8	2.941 8e+3	3.853e+3±3.178 6e+5	1.621 2e-77	8.981 3e-58 ±8.066 1e-114	1.623 6e-15	1.691 3e-12±2.149 5e-24
	1	4.648 2e+5	4.988 6e+5±5.793 5e+8	2.597 5e+3	3.924 0e+3 ±8.046 0e+5	6.612 2e+3	1.290 8e+4±2.158 6e+7	3.771 6e+2	4.162 9e+3±9.796 2e+6
	2	5.946 4e+5	6.525 4e+5±1.379 8e+9	2.432 0e+3	3.719 2e+3 ±6.528 2e+5	6.087 6e+3	2.231 7e+4±1.931 4e+8	4.145 7e+2	1.106 8e+4±6.793 9e+7
number of optimal		0, 0		2, 8		7, 7		12, 4	

的2倍,但GA的平均适应度值最优达到8组,超越ISSFWA.在算法稳定性方面,FWA与ISSFWA的方差表明,前者对初始烟花更加敏感,后者增强了算法稳定性,尽管GA在最优值方面性能较差,但具有较强的稳定性.总体上,PSO无论是在最优值还是平均适应度值方面,性能均最差;GA在平均适应度值方面性能较好;改进选择策略的烟花算法ISSFWA在最优值方面性能最好,平均适应度值方面劣于GA,但优于FWA.

ISSFWA不仅在收敛至最优适应度值、稳定性方面展现出优势,在收敛速度上也具有优势.本文给出ISSFWA达到最优值时迭代次数-最优烟花适应度值

图.由于图1~图6中4条曲线含义相同,所以只在图1中给出图例.其中:虚线、实线、点线、点划线分别代表FWA、ISSFWA、PSO、GA.

在图1所示Ackley测试函数的不同位置偏移图中,ISSFWA的曲线下降速度比其他3种方法都快,其次为FWA,除了图1(c)中的初期快速下降,然后呈现缓慢下降趋势外,其余2幅图均是快速下降后趋于稳定,比FWA计算更少的迭代次数而达到稳定最优适应度值;图1(b)与图1(c)中的FWA、PSO与GA曲线下降趋势相同,收敛到的最优值也接近.因此,ISSFWA收敛到最优适应度值的速度快于其他3种方法,且更接近最优解.图2中Griewank测试函数的GA、FWA、

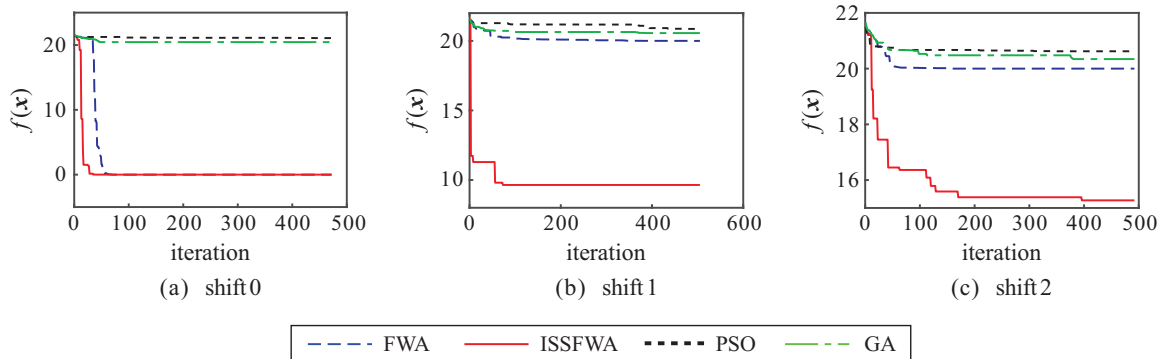


图1 Ackley迭代次数-最优烟花适应度值曲线

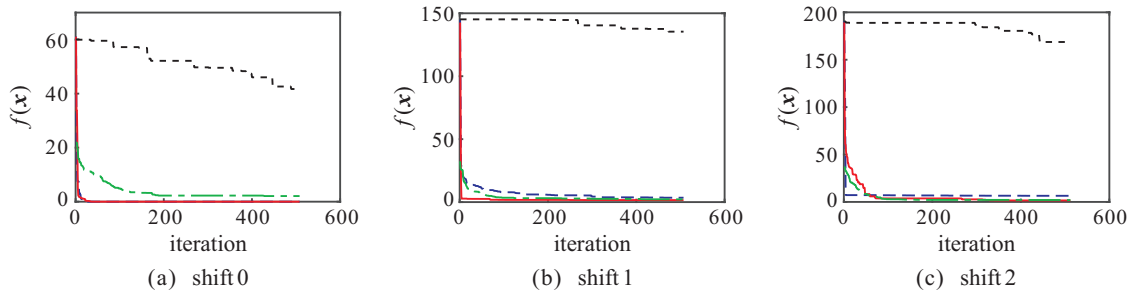


图2 Griewank迭代次数-最优烟花适应度值曲线

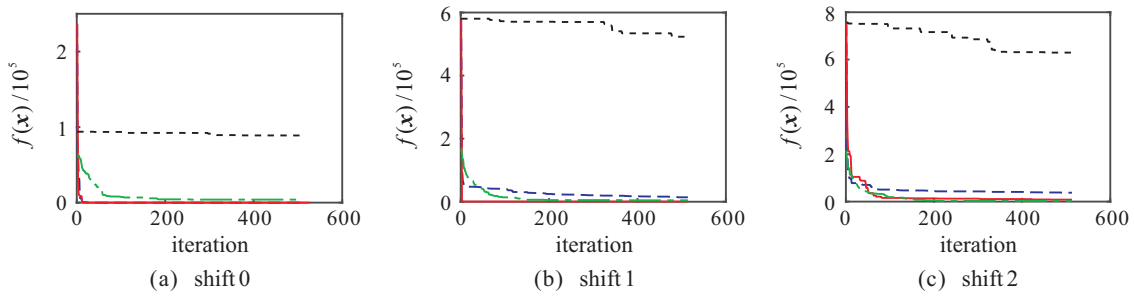


图3 Rastrigin迭代次数-最优烟花适应度值曲线

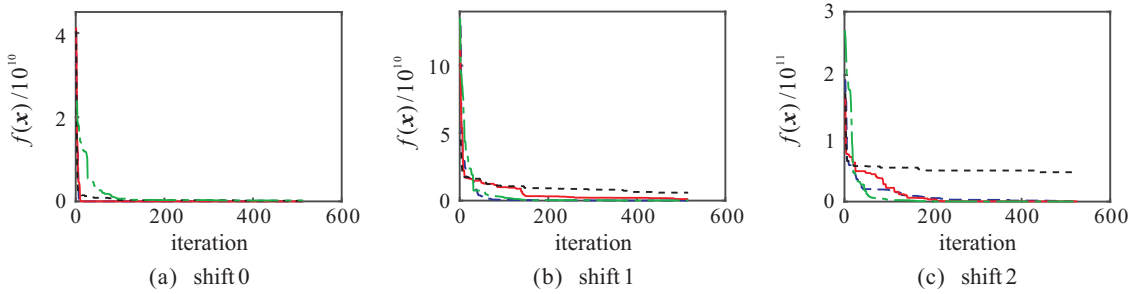


图4 Rosenbrock迭代次数-最优烟花适应度值曲线

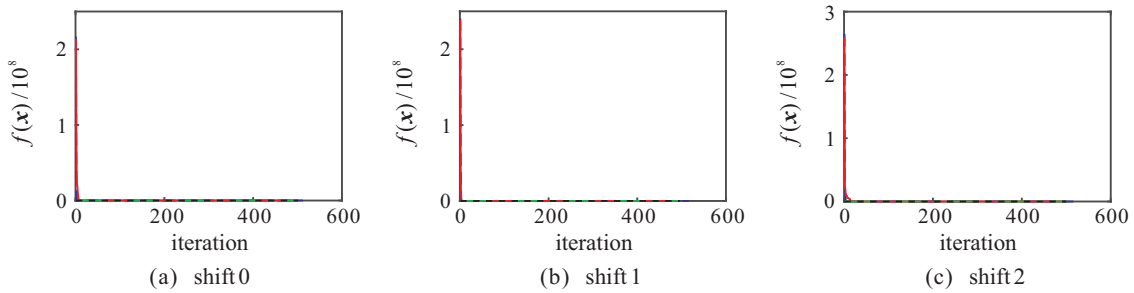


图5 Schwefel迭代次数-最优烟花适应度值曲线

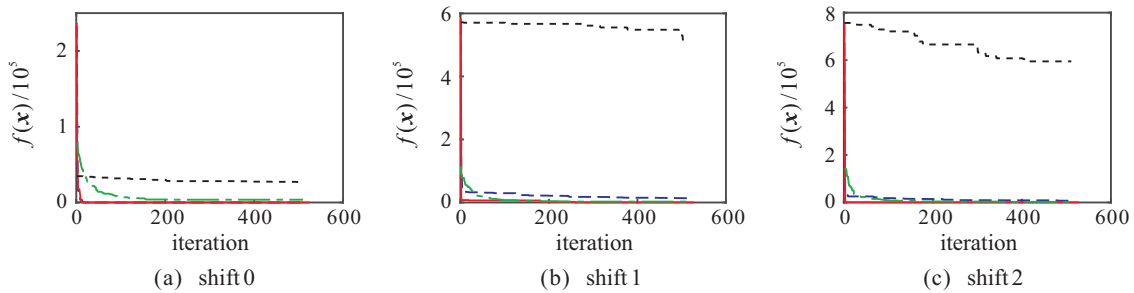


图6 Sphere迭代次数-最优烟花适应度值曲线

ISSFWA 三条曲线非常接近,均优于 PSO. 图2(a)中 FWA 与 ISSFWA 几乎重合,略微优于 GA;图2(b)中 3 条曲线均为先急速下降,在 10 至 100 的迭代次数中趋

缓直至稳定,这表明 ISSFWA、FWA、GA 都快速向最优解靠近,然后在最优解附近进行局部搜索,在这个过程中,ISSFWA 比 FWA、GA 更快地接近最优解;图

2(c)中FWA最先稳定,但是却被ISSFWA和GA超越,说明FWA虽最先接近局部最优解却未跳出,而GA和ISSFWA获得了更优解。

图3~图6与图1和图2的总体变化趋势是一致的,从初始烟花适应度值普遍较大开始,迅速到达最优解附近,然后缓慢降低适应度值直至最后稳定。除PSO外,所有方法的实验基本上在200次迭代以内收敛。

5 结论

本文主要研究烟花算法中的选择策略,建立了峰值火花和探索火花概念,提出了选择 $N-1$ 朵峰值火花和探索火花一起充当下一代 N 朵烟花的选择策略。在6个标准及增加位置偏移的测试函数中的实验结果表明:ISSFWA在寻找最优适应度值方面优于FWA、PSO、GA三种方法;在平均适应度值方面优于FWA和PSO,但是稍劣于GA;在搜索最优解稳定性方面,ISSFWA也优于FWA和PSO;同时,ISSFWA收敛至最优解的效率也高于FWA、PSO、GA。因此,基于改进选择策略的ISSFWA可以有效地提升烟花算法寻找最优解的能力,降低对初值的敏感性,维持结果的稳定性,提升搜索效率。

参考文献(References)

- [1] Tan Y, Zhu Y C. Fireworks algorithm for optimization[C]. International Conference on Advances in Swarm Intelligence. Beijing, 2010: 355-364.
- [2] 谭莹. 烟花算法引论[M]. 北京: 科学出版社, 2015: 13. (Tan Y. Fireworks algorithm introduction[M]. Beijing: Science Press, 2015: 13.)
- [3] Pholdee N, Bureerat S. Comparative performance of meta-heuristic algorithms for mass minimisation of trusses with dynamic constraints[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 75: 1-13.
- [4] Janecek A, Tan Y. Iterative improvement of the multiplicative update NMF algorithm using nature-inspired optimization[C]. The 7th International Conference on Natural Computation. Shanghai, 2011: 1668-1672.
- [5] Gao H Y, Diao M. Clutural firework algorithm and its application for digital filters design[J]. International Journal of Modeling Identification & Control, 2011, 14(4): 324-331.
- [6] 朱启兵,王震宇,黄敏. 带有引力搜索算子的烟花算法[J]. 控制与决策, 2016, 31(10): 1853-1859. (Zhu Q B, Wang Z Y, Huang M. Fireworks algorithm with gravitational search operator[J]. Control and Decision, 2016, 31(10): 1853-1859.)
- [7] 张玮,马焱,赵捍东,等. 基于改进烟花-蚁群混合算法的智能移动体避障路径规划[J]. 控制与决策, 2019, 34(2): 335-343. (Zhang W, Ma Y, Zhao H D, et al. Obstacle avoidance path planning of intelligent mobile based on improved fireworks-ant colony hybrid algorithm[J]. Control and Decision, 2019, 34(2): 335-343.)
- [8] 刘俨后,麻娟,左敦稳,等. 基于改进烟花算法的随机装配线混流调度[J]. 控制与决策, 2019, 34(4): 751-758. (Liu Y H, Ma J, Zuo D W, et al. Mixed-model sequencing of stochastic assembly line based on improved fireworks algorithm[J]. Control and Decision, 2019, 34(4): 751-758.)
- [9] Zheng Y J, Xu X L, Ling H F, et al. A hybrid fireworks optimization method with differential evolution operators[J]. Neurocomputing, 2015, 148: 75-82.
- [10] Yu C, Tan Y. Fireworks algorithm with covariance mutation[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Sendai, 2015: 1250-1256.
- [11] Zheng S Q, Janecek A, Li J Z. Dynamic search in fireworks algorithm[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Beijing, 2014: 3222-3229.
- [12] 方柳平,汪继文,邱剑锋,等. 具有学习因子的动态搜索烟花算法[J]. 计算机科学与探索, 2017, 11(3): 491-501. (Fang L P, Wang J W, Qiu J F, et al. Dynamic search fireworks algorithm with learning factor[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2017, 11(3): 491-501.)
- [13] Zheng S Q, Li J Z, Janecek A, et al. A cooperative framework for fireworks algorithm[J]. IEEE-ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2017, 14(1): 27-41.
- [14] Zheng S Q, Janecek A, Tan Y. Enhanced fireworks algorithm[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Cancun, 2013: 2069-2077.
- [15] 刘翱,冯晓毅,邓旭东,等. 求解 N -车探险问题的Memetic烟花算法[J]. 控制与决策, 2018, 33(10): 1757-1766. (Liu A, Feng X Y, Deng X D, et al. A memetic fireworks algorithm for solving N -vehicle exploration problem[J]. Control and Decision, 2018, 33(10): 1757-1766.)
- [16] Rodriguez A, Laio A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6191): 1492-1496.

作者简介

余冬华(1988-),男,博士生,从事机器学习、生物信息学的研究, E-mail: donghuayu@hit.edu.cn;

郭茂祖(1966-),男,教授,博士生导师,从事机器学习、生物信息学等研究, E-mail: guomaozu@bucea.edu.cn;

刘晓燕(1963-),女,副研究员,博士,从事生物信息学等研究, E-mail: liuxiaoyan@hit.edu.cn;

刘国军(1979-),男,副教授,博士,从事机器学习、计算机视觉等研究, E-mail: hitliu@hit.edu.cn.