

DOI: 10.7652/xjtuxb201803021

双种群协同下带混沌闪烁机制的萤火虫算法研究

陈亚峰^{1,2}, 张晓明¹, 曹国清¹, 周泽或^{1,2}, 戴波¹

(1. 北京石油化工学院信息工程学院, 102617, 北京; 2. 北京化工大学信息科学与技术学院, 100029, 北京)

摘要: 针对萤火虫算法处理高非线性、多极值的复杂工程优化问题所存在的快速收敛与早熟、全局探索和局部探索之间的矛盾,提出了一种在双种群策略下具备混沌闪烁机制的萤火虫改进算法。首先,通过引入混沌闪烁因子 ξ 调制萤火虫运动状态,模拟萤火虫发光习性,能够在保持种群内个体自主动力性的前提下大幅提升算法的收敛速度;同时,使用双种群策略进行全局种群和局部种群的划分,保持种群间信息交互,有效平衡了算法全局探索和局部探索的能力,降低了陷入局部最优的风险。采用经典单模、多模测试函数集对算法进行测试,结果表明,在相同种群规模和迭代次数下,算法能够提高收敛速度,避免了局部最优,从而达到更好的寻优效果。部分测试函数收敛精度相比于其他算法,可得到 5、6 个数量级以上的提升,而且算法也能够 在相对最少的函数评价次数内满足精度要求。

关键词: 萤火虫算法; 闪烁机制; 混沌; 全局最优

中图分类号: TP301 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2018)03-0153-07

A Firefly Algorithm with Chaotic Flicker Mechanism under Double Population Collaboration

CHEN Yafeng^{1,2}, ZHANG Xiaoming¹, CAO Guoqing¹, ZHOU Zeyu^{1,2}, DAI Bo¹

(1. College of Information Engineering, Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing 102617, China;

2. College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 10029, China)

Abstract: The firefly algorithms could not solve the contradiction between convergence rate and early maturing and that between global exploration and local exploration when handling complex engineering optimization problems with high nonlinearity and multi-extreme values. On this basis, a kind of dual population firefly algorithm is proposed based on firefly “glowing” and “extinguishing” flicker mechanism. In the algorithm, the moving state of firefly is modulated with chaotic flicker factor ξ to simulate firefly biological habits, which can greatly enhance the convergence rate of the algorithm under the premise of keeping the individual autonomous power in the population. At the same time, the population is divided into global population and local population through the dual population strategy, which can maintain the interaction between groups of information and balance the global exploration ability and local exploration ability of the algorithm, and hence reducing the risk of falling into the local optimal risk. The classic single-mode and multi-mode test functions are used to verify the algorithm. The results showed that the algorithm can achieve better optimization effect while ensuring the convergence rate and avoiding

local optimum. The convergence accuracy can be improved more than 4-5 orders of magnitude. Meanwhile, the algorithm can meet the requirement of accuracy in the minimum number of function evaluations.

Keywords: firefly algorithm; flicker mechanism; chaos; global optimization

萤火虫算法(FA)作为一种比较新颖的仿生物智能优化算法,在科学研究和工程中逐渐得到广泛应用,该算法拥有更高的寻优成功率、更强的可扩展性,更加适用于混合多参数的工程优化应用^[1-5]。但是,萤火虫算法在处理复杂模型时会出现早熟、收敛性慢等问题。针对这些问题,一些学者在该算法的基础上进行了改进。Shadi等引入反收敛算子的概念同时也加强了种群之间的交互,使得算法的局部探索能力显著提高,尤其体现在单模函数的寻优方面,但是算法对于多峰值函数寻优缺乏有效的应对措施^[6]。Wang等针对萤火虫算法运行过程中过早收敛的问题提出了基于光强差值修正的LFA算法,增强了算法的全局探索能力,降低了过早收敛的风险,表现出良好的适用性,但算法对种群的初始位置和参数的要求更为苛刻^[7]。Gandomi等通过对萤火虫算法中的多个初始变量进行混沌映射,使萤火虫的种群多样性和全局探索能力得到了加强,但是却并没有对产生的原因给出合理解释,同时算法在寻优精度方面也没得到较大改善^[8]。

本文就如何改善萤火虫算法快速收敛、过早融合的矛盾和获取全局搜索、局部探索的平衡展开了研究,提出了一种拥有多种群策略和混沌闪烁机制的新型萤火虫算法。通过混沌闪烁机制不断调制种群内吸引度大小,在提升收敛速度的同时避免了过早融合现象的产生;通过全局、局部种群的交互,解决了全局、局部搜索的平衡问题。

1 萤火虫算法

1.1 基本算法

FA作为一种模仿萤火虫种群内发光机制和运动行为的智能优化算法,其仿生学原理是将 d 维解空间中的坐标点看作自然界中的萤火虫个体,将目标函数的适应度看作是萤火虫的亮度,将寻优过程看成是萤火虫之间的吸引过程,每个萤火虫个体都在自己的搜索范围内向比自己更亮萤火虫移动,通过不断对个体自身位置、亮度进行调整从而到达全局最优^[1-2]。在基本萤火虫算法中,空间的萤火虫亮度与目标函数之间有近似的正比关系,并且存在亮度随着距离的增加而弱化的过程,光强可定义为

$$I(r) = I_0 e^{-\gamma r} \quad (1)$$

式中: I_0 为最大荧光亮度; γ 为光强吸收因子; r 为任意两个萤火虫之间的距离。

同时,萤火虫的吸引度会根据其荧光亮度的变化而逐渐改变,定义吸引度参数为

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (2)$$

式中: β_0 为最大吸引度因子。 β 在 $r=0$ 时取值达到最大。在运动过程中,任意两个萤火虫 x_i, x_j 之间欧式距离可表示为

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| \quad (3)$$

萤火虫在受到比自身更亮个体吸引时,位置的更新可表示为

$$x_i^{n+1} = x_i^n + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j^n - x_i^n) + \alpha(r - 0.5) \quad (4)$$

式中: n 为迭代次数; α 为步长因子,取值与初始的探索范围相关。 $\alpha(r-0.5)$ 为随机扰动项,其目的是增强种群多样性,防止过早收敛,陷入局部最优。

1.2 寻优过程分析

初始萤火虫算法中,萤火虫位置更新过程由个体特性之间的位置项、吸引项和种群特性之间的随机项组成^[9]。吸引项主要包含萤火虫个体的相对位置信息、 γ 和 β_0 ,对于种群的收敛速度、个体的运动状态起着至关重要的作用。但是, γ, β_0 通常被定为常数,这样距离就成为吸引度大小的主导性影响因素,忽略了个体在运动过程中的自主性、智能性。对于一些复杂的多极值函数来说,萤火虫算法本身就存在收敛速度慢的特点,且在算法运行过程中,种群一旦有融合趋势, β 会逐步收敛到最大,其他萤火虫个体失去自主性,容易陷入局部最优。

在萤火虫算法运行过程中,随着 α 的增大,全局探索能力逐步增强,但是极有可能产生种群无法收敛的情况,而过小则会出现过早融合或是局部最优的现象。

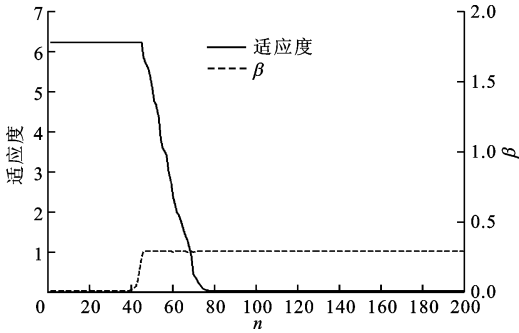
1.3 FA吸引度分析

在对萤火虫算法的研究中发现,种群间吸引力的大小对收敛速度有着至关重要的影响。算法运行过程中,随着迭代次数的增加,种群内个体之间的距离逐渐缩小, β 渐进增加到最大,最终维持收敛在 $\beta = \beta_0$,即

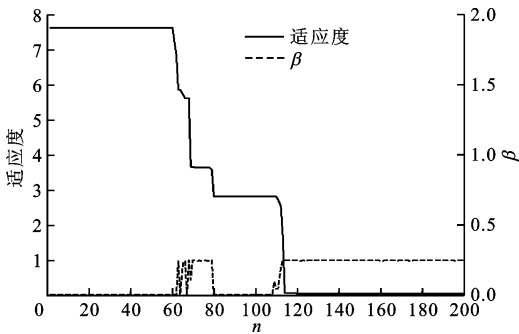
$$\lim_{r \rightarrow 0} \beta_0 e^{-\gamma r^2} = \beta_0 \quad (5)$$

采用单模函数 Sphere、多模函数 Ackley 进行测试,FA 算法收敛曲线与吸引度的关系如图 1 所示。由图 1 可知:初始阶段种群之间的 β 维持在较低的水平,萤火虫个体的自主性、动力性较强,有较大的全局探索能力;中期阶段,种群间的融合趋势愈发明显,每到达一个吸引力在 0~1 的上升期,收敛曲线急剧下降,种群偏向于更优处移动;收敛后期,吸引力维持在 1 处,种群急剧融合、渐进稳定,寻优值大致被确定。

在萤火虫寻优过程中, β 较大时,种群会偏向于融合; β 较小时,个体保持有较强的自主性和动力性;当 β 在 0~1 的上升阶段时,收敛曲线急剧下降,种群偏向于更优移动。为了使算法达到一个收敛更快、更优的过程,同时在快速收敛过程中保持种群内个体的部分自主性,减小早熟现象发生的概率, β 应满足如下规则:在最大迭代次数 N 内,吸引度应该尽可能维持在 0~1 随机振荡的过程。



(a) Sphere 测试函数



(b) Ackley 测试函数

图 1 FA 算法收敛曲线与吸引度的关系

2 基于双种群协同和闪烁机制的萤火虫算法

2.1 萤火虫混沌闪烁机制

随着混沌理论的研究与发展,混沌序列独特的随机性和高遍历性已经逐步应用到图像、加密、优化

等问题中,基于混沌序列随机性的高效搜索可以取代依赖于概率的随机搜索。为了达到对吸引度进行混沌调制的效果,依据萤火虫时亮时熄的闪烁机制,定义光强闪烁因子 ξ ,通过 ξ 不断调制吸引度大小,使得 β 符合规则要求,即

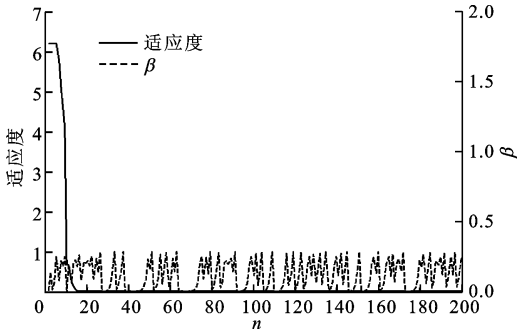
$$\xi(n+1) = \sin(\pi\xi(n)) \tag{6}$$

式中: n 为迭代步数。初始值 ξ_0 为 (0,1) 区间的任意实数,经过映射之后的 ξ 在 0~1 之间随机震荡,其中 0 代表熄灭,1 代表最亮,可充分模拟萤火虫时亮时熄的动态闪烁过程。

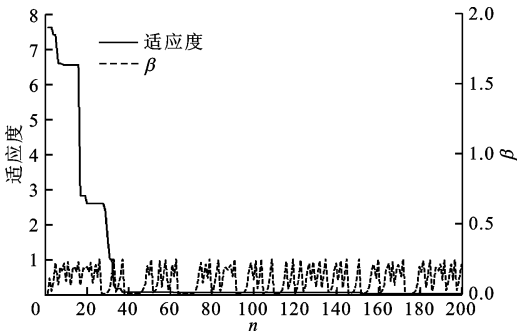
同时,为了使寻优过程中吸引度满足在 0 至最大吸引度之间分布的要求,对原算法中吸引力项做出如下改进

$$\beta = \xi\beta_0 e^{-|\xi-\gamma|r^2} \tag{7}$$

分别对加入闪烁机制下的 Flicker-FA 算法进行单模、多模函数收敛性测试,测试效果如图 2 所示。相比于原算法,闪烁因子的调制使得种群之间吸引度出现混沌波动现象,在初期简短的探索之后快速向全局较优收敛,同时种群还保持有较强的个体探索能力,不断尝试向全局最优移动。由图 2 可知,萤火虫种群在达到快速收敛的同时,能够降低早熟的风险。



(a) Sphere 测试函数



(b) Ackley 测试函数

图 2 Flicker-FA 算法收敛曲线与吸引度的关系

2.2 基于随机项的改进

在萤火虫算法中,引入随机项是为了扩展种群

的多样性,其中 α 对种群的探索能力和寻优精度都有着较为重要的影响。 α 较大时,种群的全局探索能力较强,但可能造成无法收敛; α 较小时,个体之间的移动距离较小,但是局部搜索能力可能更高。对参数做如下改进

$$\alpha = 1 - \frac{n}{N}\alpha_0$$

(8)

式中: α_0 为初始步长因子。算法开始时的全局探索能力较强,随着迭代次数的增加,步长因子会逐渐减小,算法将会转向更为精细的局部搜索。

2.3 双种群机制

根据自然界中生物种群之间存在多样性,不同种群之间存在着自动调节、自动适应、协同进化的特点^[10-11],对传统的萤火虫算法进行改进。在引入双种群协同进化策略的同时保持算法中对随机项的相关改进,形成双种群协同下带混沌闪烁机制的萤火虫算法(DFFA)。

设置全局种群 S_1 采用较大的初始步长因子 α_1 ,负责全局搜索;初始局部种群 S_2 拥有更小的初始步长因子 α_2 ,使其具备更高的搜索精度,更快的搜索速度,能够进行小范围内最优位置的快速搜索。种群 S_1 对种群 S_2 起到指向性作用,在寻优的过程中, S_1 到达新的全局最优时,将会通过个体之间的信息传递,指导 S_2 到达新的位置再进行局部搜索,从而提高搜索效率来平衡全局搜索与局部搜索。DFFA

算法在开始时需要确定待优化函数,初始化各种群参数,迭代过程中需要不断更新其闪烁因子,不断改进随机项,同时保持种群内交互和种群间交互,最终到达全局最优点,算法流程如图 3 所示。

3 算法的性能分析和比较

通过对初始萤火虫算法的针对性改进,改进后的 DFFA 算法能够有效解决快速收敛于过早融合和全局搜索局部搜索的矛盾。为了验证算法的普适性,采用经典单模、多模函数 Benchmark 对本文算法进行测试比较,实验测试函数如表 1 所示。

Sphere、Schwefel、Rosenbrock 均为单模函数,主要用于测量和验证算法在计算过程中的收敛性快慢和局部探索能力。Schaffer、Ackley、Rastrigin 是拥有多极值的高非线性多模函数,可用来测试算法的全局探索能力和对陷入局部最优的抗性。为了简化计算,对 Benchmark 中所有测试函数全部考虑在 2 维分布情况下来计算,全部测试函数都在(0,0)处取得全局最优值 0。分别对算法进行全部 6 个测试函数的实验,每个测试函数进行 30 组实验,采用计算平均值的方法来获取最终全局最优的收敛值,结果如表 2 所示。

为了更加直观地观察 DFFA 算法在测试实验中的表现,在标准测试函数的基础上,分别与 PSO、FA、LFA、CFA 算法进行相同规模和迭代次数下最

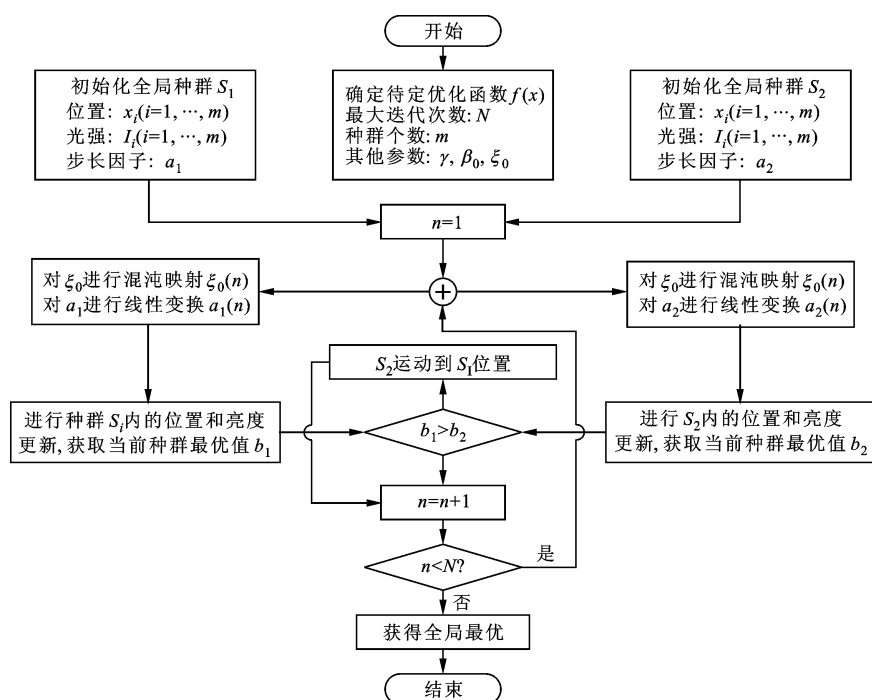


图 3 算法流程图

表 1 实验测试函数

函数	公式	范围
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	$[-10,10]$
Schwefel	$f_2(x) = \sum_{i=1}^D x_i + \prod_{i=1}^D x_i$	$[-10,10]$
Rosenbrock	$f_3(x) = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	$[-10,10]$
Schaffer	$f_4(x) = \frac{\sin^2(\sum_{i=1}^D x_i^2)^{1/2} - 0.5}{[1 + 0.001(\sum_{i=1}^D x_i^2)]^2} + 0.5$	$[-10,10]$
Ackley	$f_5(x) = 20 - 20\exp(-0.2(\frac{1}{D}\sum_{i=1}^D x_i^2)^{1/2}) - \exp(\frac{1}{D}\sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)) + e$	$[-10,10]$
Rastrigin	$f_6(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-5.12,5.12]$

佳适应度的比较,相关实验参数如下^[7-8]:PSO 算法的种群规模为 20,最大迭代次数为 200,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,惯性权重 $w = 1$;FA 算法的种群规模为 20,最大迭代次数为 200, $\gamma = 1, \beta_0 = 1, \alpha = 0.2$;LFA 算法的种群规模为 20,最大迭代次数为 200, $\gamma = 1, \beta_0 = 1, \alpha = 0.2$;DFFA 算法的种群规模为 20,最大迭代次数为 200, $\gamma_0 = 4, \eta_1 = 0.3, \eta_2 = 0.1$;CFA 算法的种群规模为 20,最大迭代次数为 200, $\gamma = 1, \beta_0 = 1, \alpha = 0.2$;DFFA 算法的种群规模为 20,最大迭代次数为 200, $\gamma = 0.8, \beta_0 = 0.8, \xi_0 = 0.5$,种群 S_1 的 $\alpha_1 = 0.2$,种群 S_2 的 $\alpha_2 = 0.02$ 。

表 2 不同算法下全局最优值比较

算法	Sphere	Schwefel	Rosenbrock	Schaffer	Ackley	Rastrigin
PSO	1.21×10^{-5}	5.63×10^{-3}	4.18×10^{-4}	5.76×10^{-6}	8.91×10^{-3}	2.03×10^{-3}
FA	2.67×10^{-6}	8.42×10^{-4}	1.45×10^{-5}	9.56×10^{-3}	8.69×10^{-3}	9.96×10^{-1}
LFA	1.89×10^{-6}	1.73×10^{-4}	9.74×10^{-6}	9.56×10^{-3}	3.40×10^{-4}	1.79×10^{-5}
CFA	2.85×10^{-7}	8.89×10^{-4}	9.21×10^{-6}	9.56×10^{-3}	2.54×10^{-3}	6.93×10^{-7}
DFFA	1.53×10^{-12}	1.27×10^{-5}	3.91×10^{-10}	7.08×10^{-11}	2.58×10^{-5}	1.07×10^{-8}

由表 2 可知,对于单模测试函数来说,PSO、FA、LFA、CFA、DFFA 算法都能够保持良好的局部探索能力。以 FA 为代表的系列算法,相比于粒子群算法具有更高的寻优精度,并且 DFFA 算法达到最高;对于多模测试函数,各种算法所表现出的差异较大,LFA 和 CFA 算法的全局探索能力相较于 PSO 和 FA 算法有较大的提升,但是并不稳定,只有 DFFA 算法在保持极强的全局探索能力的同时对陷入局部最优有一定的免疫能力。对于所有测试函数,DFFA 算法无论在局部探索能力、全局探索能力都表现出极强的稳定性和优越性,相比于其他算法,收敛精度显著提高,部分测试函数收敛精度提高了 5、6 个数量级以上。

为了比较算法的收敛速度,采用函数评价次数策略(FEs),设置最大函数评价数为 20 000。分别

作出 Benchmark 下 6 个测试函数与各个算法之间的平均收敛速度曲线如图 4~9 所示。由图 4~9 可知,CFA、LFA 算法对于单模测试函数 Sphere、Schewfel、Rosenbrock 在收敛速度上相较于初始算法都有较大提升,但是对于多模测试函数 Schaffer、Ackley、Rastrigin 收敛速度不够稳定,甚至会陷入

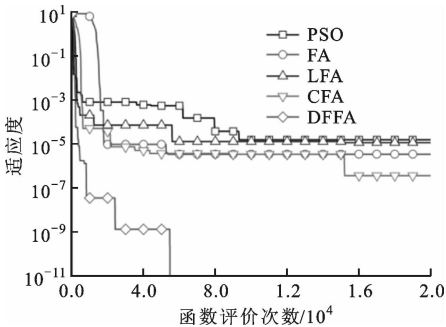


图 4 Sphere 函数下不同算的法收敛速度曲线

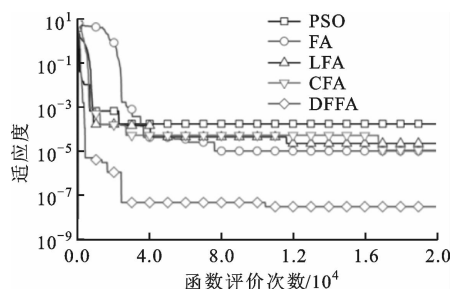


图5 Schwefel函数下不同算法的收敛速度曲线

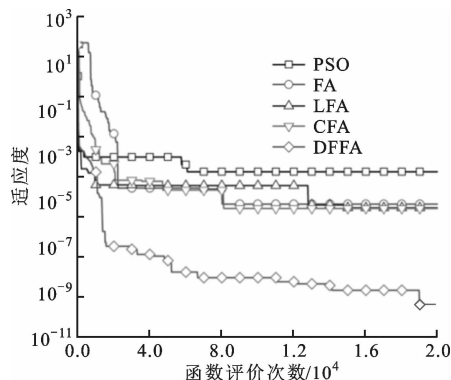


图6 Rosenbrock函数下不同算法的收敛速度曲线

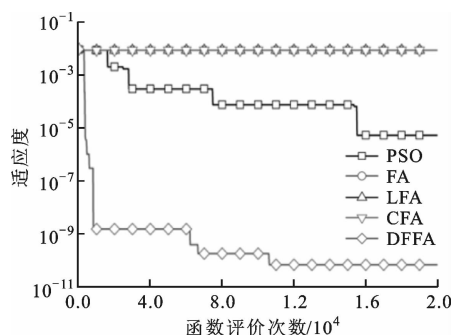


图7 Schaffer函数下不同算法的收敛速度曲线

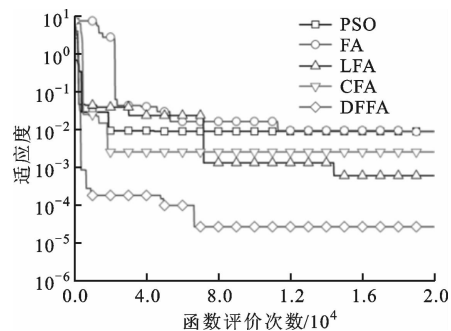


图8 Ackley函数下不同算法的收敛速度曲线

局部最优。在Schaffer测试函数中,FA、LFA、CFA都陷入了局部最优,出现了早熟收敛的问题,而DF-FA算法有效解决了快速收敛和过早融合的矛盾,在所有单模和多模测试函数中都能达到最快收敛,同时避免局部最优的效果。

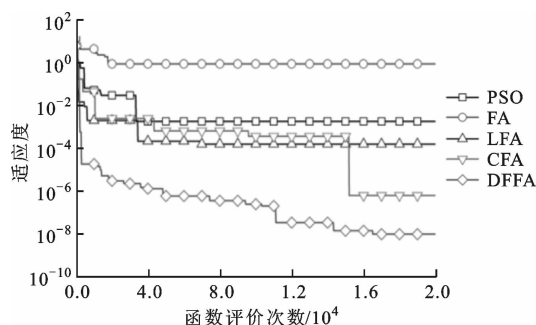


图9 Rastrigin函数下不同算法的收敛速度曲线

4 结 论

通过模仿萤火虫个体不断发光、熄灭的闪烁机制,在萤火虫算法中引入闪烁因子 ξ 进行了相关修正,使种群间的吸引度在快速达到最大后保持了混沌的振荡状态,提高了种群间的收敛速度,同时也使种群间个体保持良好的动力性和自主性。在此基础上,本文算法借助双种群策略有效平衡了全局搜索和局部搜索,解决了现有的萤火虫算法全局搜索和局部搜索不能兼顾、快速收敛和过早融合矛盾的问题,具有良好的应用前景。

参考文献:

- [1] YANG X S. Firefly algorithms for multimodal optimization [J]. Mathematics, 2009, 5792: 169-178.
- [2] YANG X S. Firefly algorithm Levy flight and global optimization research and development intelligent system [M]. Berlin, Germany: Springer, 2010: 209-218.
- [3] 刘泽蒙, 张瑞, 张广明. 基于离散萤火虫算法的近红外波长优选方法研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(12): 3931-3936.
LIU Zemeng, ZHANG Rui, ZHANG Guangming. Wavelength variable s election method in near infrared spectroscopy based on discrete firefly algorithm [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(12): 3931-3936.
- [4] 陈恺, 陈芳, 戴敏. 基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割 [J]. 光学精密工程, 2014, 22(2): 517-523.
CHEN Kai, CHEN Fang, DAI Min. Fast image segmentation with multilevel threshold of two-dimensional entropy based on firefly algorithm [J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(2): 517-523.
- [5] 武岳, 胡庆杰, 李清朋. 基于改进萤火虫算法的杆系结构拓扑优化 [J]. 建筑结构学报, 2016, 37(6): 46-52.

- WU Yue, HU Qingjie, LI Qingpeng. Topology optimization for truss structures based on improved firefly algorithm [J]. Journal of Building Structures, 2016, 37(6): 46-52.
- [6] FARAHANI S M, NASIRI B, MEYBODI M R. A multiswarm based firefly algorithm in dynamic environments [C]//IEEE Conference on Signal Processing Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 68-72.
- [7] WANG B, LI D X, JIANG J P, et al. A modified firefly algorithm based on light intensity difference [J]. Journal of Combinatorial Optimization, 2016, 31(3): 1045-1060.
- [8] GANDOMI A H, YANG X S, TALATAHARI S. Firefly algorithm with chaos [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2013, 18(1): 89-98.
- [9] 刘畅, 刘利强, 张丽娜. 改进萤火虫算法及其在全局优化问题中的应用 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2017, 38(4): 569-577.
- LIU Chang, LIU Liqiang, ZHANG Lina. A Improved firefly algorithm for global optimization [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2017, 38(4): 569-577.
- [10] 张勇, 夏长红, 巩敦卫, 等. 基于多种群协同微粒群优化的流数据聚类算法 [J]. 控制与决策, 2016, 31(10): 1879-1883.
- ZHANG Yong, XIA Changhong, GONG Dunwei, et al. Streaming data clustering using cooperative particle swarm optimization [J]. Control and Decision, 2016, 31(10): 1879-1883.
- [11] 郭森, 秦贵和, 张晋东. 多目标车辆路径问题的粒子群优化算法研究 [J]. 西安交通大学学报, 2016, 50(9): 97-104.
- GUO Sen, QIN Guihe, ZHANG Jindong. Study on particle swarm optimization algorithm for multi-objective vehicle routing problem [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2016, 50(9): 97-104.
- [本刊相关文献链接]
- 张喆, 达新宇, 刘慧军, 等. 卫星混合载波混沌相位扰码安全传输方案. 2017, 51(12): 42-48. [doi:10.7652/xjtuxb201712007]
- 张亮修, 王宇, 吴光强, 等. 汽车阻尼可调半主动悬架混杂模型预测控制. 2017, 51(11): 156-164. [doi:10.7652/xjtuxb201711022]
- 周亚东, 陈凯悦, 冷俊园, 等. 软件定义网络流表溢出脆弱性分析及防御方法. 2017, 51(10): 53-58. [doi:10.7652/xjtuxb201710009]
- 赵龙海, 沙学军. 多输入多输出单载波频分多址系统的鲁棒波束赋形算法. 2017, 51(8): 53-58. [doi:10.7652/xjtuxb201708009]
- 李石磊, 刘崇新, 胡晓宇, 等. 用于保密通信的高安全性混沌振荡器. 2017, 51(6): 35-40. [doi:10.7652/xjtuxb201706006]
- 王延纬, 刘凡, 丁涛, 等. 含多分区电力系统能量备用实时优化调度的动态积极集求解算法. 2017, 51(4): 45-52. [doi:10.7652/xjtuxb201704007]
- 罗健旭, 彭培培, 徐颖, 等. 污水处理过程的多目标优化. 2017, 51(3): 129-135. [doi:10.7652/xjtuxb201703022]
- 程市, 黄斌科, 师振盛. 一种分析微带线随机参数敏感性的多项式混沌展开方法. 2016, 50(12): 121-127. [doi:10.7652/xjtuxb201612019]
- 朱正仓, 赵季红, 唐睿, 等. 移动中继协助下终端直通中的模式选择和资源分配方案. 2016, 50(10): 111-117. [doi:10.7652/xjtuxb201610017]
- 赵博选, 高建民, 陈琨. 求解多目标柔性作业车间调度问题的两阶段混合 Pareto 蚁群算法. 2016, 50(7): 145-151. [doi:10.7652/xjtuxb201607022]
- 刘岳镭, 冯祖仁, 任晓栋. 具有恶化效应的双代理单机最优调度算法. 2016, 50(6): 9-14. [doi:10.7652/xjtuxb201606002]
- 陆建涛, 成玮, 訾艳阳, 等. 结合改进粒子群的非线性盲源分离方法研究. 2016, 50(6): 15-22. [doi:10.7652/xjtuxb201606003]
- 董春云, 蔡远利. 高超声速再入飞行器轨迹优化算法评估策略. 2016, 50(4): 28-34. [doi:10.7652/xjtuxb201604005]
- 贺王鹏, 訾艳阳, 陈彬强. 冲击特征受控极小化通用稀疏表示及其在机械故障诊断中的应用. 2016, 50(4): 94-99. [doi:10.7652/xjtuxb201604015]
- 刘香浪, 张英杰, 李云龙, 等. 面向低碳制造的切削液供给系统优化研究. 2016, 50(2): 91-97. [doi:10.7652/xjtuxb201602016]
- 翟永惠, 吴江, 王鼎. 采用时延估计的外辐射源雷达杂波抑制算法. 2015, 49(12): 47-52. [doi:10.7652/xjtuxb201512008]
- 李浩, 柏鹏, 张辉, 等. 反向烟花算法及其应用研究. 2015, 49(11): 82-88. [doi:10.7652/xjtuxb201511014]
- 毛彦斌, 张选平, 杨晓刚. 伪 DNA 密码图像加密算法研究. 2015, 49(9): 91-98. [doi:10.7652/xjtuxb201509016]
- 满兴博, 伍晓红, 孙清. 采用非线性 Galerkin 方法的柔性梁模型降阶研究. 2015, 49(7): 113-119. [doi:10.7652/xjtuxb201507019]
- 吴一全, 孟天亮, 吴诗姘. 人工蜂群优化的非下采样 Shearlet 域引导滤波图像增强. 2015, 49(6): 39-45. [doi:10.7652/xjtuxb201506007]
- 庞霞, 刘凌, 刘崇新, 等. 利用异结构同步对铁磁混沌电路的非线性反馈控制. 2015, 49(4): 18-23. [doi:10.7652/xjtuxb201504004]

(编辑 赵炜)