

基于罗盘算子的改进蝙蝠优化算法

杨凯中 提梦桃 谢英柏

华北电力大学动力工程系 河北 保定 071003

摘要 优化问题广泛存在于工程技术、经济管理等各个领域。实际问题的复杂性,导致传统的优化方法难以解决这些问题。随着迭代计算过程的推进,标准蝙蝠算法在进化后期容易陷入局部最优且种群多样性差。虽然目前已有大量工作针对蝙蝠算法的性能进行了改进,但难以同时满足收敛速度与寻优精度的要求。针对这些问题,提出了基于罗盘算子的改进蝙蝠算法,借鉴鸽群优化算法,引入了罗盘算子帮助蝙蝠种群快速找到质量高的个体,提高蝙蝠算法的开发和搜索能力。之后在 MATLAB 环境下,通过 6 种经典多维测试函数分别对该算法与遗传算法、标准蝙蝠算法进行仿真对比实验与双侧 t 检验。结果表明,改进算法的进化效率、优化深度和成功率均得到了较大程度的提升,对工程复杂函数有很大的价值。

关键词: 蝙蝠算法;罗盘算子;寻优精度;多维函数优化

中图分类号 TP301.6

Improved Bat Optimization Algorithm Based on Compass Operator

YANG Kai-zhong, TI Meng-tao and XIE Ying-bai

Department of Power Engineering, North China Electric Power University, Baoding, Hebei 071003, China

Abstract Optimization problems widely exist in various fields such as engineering technology and economic management. Due to the complexity of practical problems, traditional optimization methods are difficult to solve these problems. With the advancement of iterative calculation process, the standard bat algorithm is prone to fall into local optimality and poor population diversity in the later stage of evolution. Although the current bat algorithm has done a lot of work in performance improvement, it is difficult to meet the requirements of convergence speed and optimization accuracy. Aiming at these problems, the improved bat algorithm based on compass operator (BACO) was proposed. Based on the pigeon group optimization algorithm, the compass operator is introduced to help the bat population to quickly find high-quality individuals and improve the development and search ability of bat algorithm. Then in the MATLAB environment, the algorithm is compared with the genetic algorithm and the standard bat algorithm by six classical multi-dimensional test functions. The results show that the evolutionary efficiency, optimization depth and success rate of the improved algorithm are greatly improved, which has great value for engineering complex functions.

Keywords Bat algorithm, Compass operator, Optimization accuracy, Multi-dimensional function optimization

1 引言

优化问题广泛存在于工程技术、经济管理等各个领域。实际问题的复杂性,导致传统的优化方法难以解决这些问题。近年来,大量的元启发式算法,如引力搜索算法^[1]、粒子群算法^[2]、鸽群优化算法^[3]等,由于对计算中数据的不确定性有很强的适应能力,且通常不借助于某种问题的特有条件,应用范围更广,受到了极大的关注。蝙蝠算法(Bat Algorithm, BA)是 Yang 于 2010 年提出的一种仿生群体智能启发式搜索算法^[4]。该算法以微蝙蝠(microbats)回声定位行为为基础,通过模拟蝙蝠捕食时采用不同的频率、响度和脉冲发射率捕获猎物的一系列过程而建立的优化算法。BA 算法在准确性与有效性方面远优于其他算法^[5],同时具有理论方法简单、易于编码、参数设置少等特点^[6],在学科领域与工程领域都有着广泛的应用。

近年来,众多学者都对 BA 算法的性能进行了改进。文献[7]提出了具有自学习能力的变异蝙蝠优化算法(SVBA),对寻优个体增加变异操作,并根据贪婪策略选出最优个体,使得算法局部搜索能力大大增强,但是算法的收敛速度并没有得到足够的提升。文献[8]提出了一种基于模拟退火的高斯扰动蝙蝠优化算法(SAGBA),提高了算法的收敛性能,但是算法搜索精度欠佳,易陷入局部最优。文献[9]提出了混沌蝙蝠算法(CBA),通过使用不同的混沌映射策略替代 BA 算法中的常量,明显提高了算法全局最优性能,但是对高维复杂问题的寻优结果并不理想。文献[10]采用了新的拓扑结构以提高 BA 算法的种群多样性,虽然在一定程度上避免了局部最优,但收敛速度与搜索精度仍然不尽人意。文献[11]通过修改尺寸和提供惯性权重来修改蝙蝠算法(MBA),改善了寻优效果并加快了收敛速度,但距离理论最优值仍存在一定差距。

基于以上讨论,虽然目前 BA 算法的性能进行了大量改进,但难以同时满足收敛速度与寻优精度的要求。本文借鉴鸽群优化算法中的鸽群归巢行为,提出了基于罗盘算子改进

的蝙蝠算法(Bat Algorithm with Compass Operator, BACO)。该算法在保持 BA 算法简单易行的基础上,引入了罗盘算子,在迭代初期帮助蝙蝠种群快速找到质量高的个体,提高了算法的进化效率与收敛速度,避免了算法早熟,更加迅速地找到全局最优解,优化深度和成功率得到较大提高,在工业实际应用方面具有很大的价值。

2 标准 BA 算法基本原理

蝙蝠算法在实际优化的过程中,每个优化问题的解都是搜索空间中的一只蝙蝠,蝙蝠位置的优劣由适应度函数来决定。

蝙蝠在寻找猎物的初期,脉冲响度 A 较大而发射脉冲频率 r 较低;当搜索到猎物时,就逐渐增大脉冲频率,减小脉冲响度。 A 与 r 在发现猎物后的更新方程如下:

$$r_i^t = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)] \quad (1)$$

$$A_i^t = \alpha A_i^{t-1} \quad (2)$$

其中, α 和 β 均为 $[0, 1]$ 的常量, α 是脉冲响度衰减系数, γ 是发射脉冲频率增加系数, r_i^0 是最大脉冲频率。从式(1)和式(2)中可以看出,脉冲响度 A 随迭代过程的推进逐渐减小,发射脉冲频率 r 随之增大。

3 BACO 算法基本原理

众所周知,鸟群具有极强的导航能力,鸟类在飞行过程中将来自太阳的方向信息与地磁感知的信息结合起来进行方向导航^[12]。基于这种思想,我们将罗盘算子与蝙蝠算法相结合,帮助蝙蝠个体在迭代初期就拥有质量高的个体,避免局部最优并提高收敛速度,算法流程如图 1 所示。在罗盘算子的选择中,我们选用与鸽群优化算法相同的罗盘算子^[3]。

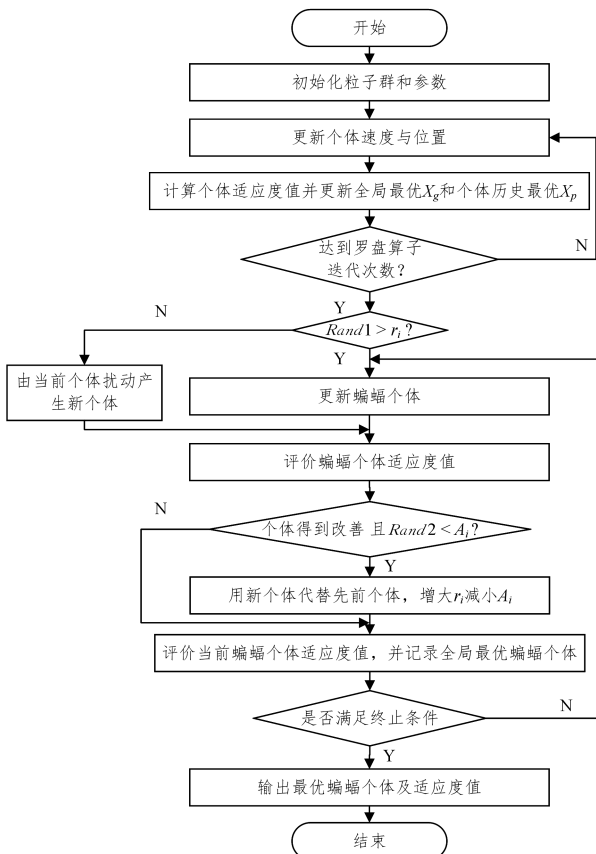


图 1 BACO 算法的优化流程

Fig. 1 Optimization process of BACO algorithm

在算法优化过程中,用 X_i 和 V_i 分别表示第 i 只蝙蝠的位置与速度。其更新方程如下:

$$V_i(t) = V_i(t-1)e^{-Rt} + \text{rand}(X_g - X_i(t-1)) \quad (3)$$

$$X_i(t) = X_i(t-1) + V_i(t) \quad (4)$$

其中, R 是罗盘因子, X_g 是罗盘指示的位置,即全局当前最优位置,通过比较蝙蝠位置并选出最优适应度函数值来获得。

由式(3)和式(4)可知,每只蝙蝠在向全局最优蝙蝠靠近时,既保持了原来的速度方向与大小,又对最优蝙蝠位置进行了参考,最终方向为两个方向的向量和。这样就有效保持了蝙蝠种群的多样性。

4 算法的仿真与对比

4.1 实验测试平台

本仿真实验的操作系统是 Win7, CPU 为 Intel(R) Core (TM) i5-4260U, 主频为 2.00 GHz, RAM 为 4 GB。编程语言为 MATLAB2014a。

4.2 实验测试函数

为了验证本文提出的 BACO 算法的性能,将其与标准 BA 算法、GA 算法进行了比较实验。在仿真实验中,本文选择了 6 种具有代表性的测试函数,分别计算函数目标值。

(1) Sphere 函数

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$$

(2) Griewank 函数

$$f_2(x) = 1 + \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)$$

(3) Rosenbrock 函数

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_i + 1 - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$$

(4) Rastrigrin 函数

$$f_4(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$$

(5) Ackley 函数

$$f_5(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i\right) + 20 + e$$

(6) Schaffer F6 函数

$$f_6(x) = \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2} - 0.5$$

4.3 实验的初始参数设置

BA 算法的各项参数设置目前还没有确切的理论依据,本文分别对 6 个测试函数进行多次仿真实验,从而获得本文算法的最优参数设计;同时为了保证 3 种算法的可比性,BA 算法、GA 算法与 BACO 算法均设定相同的参数。在 BA 算法中,最大脉冲音量 $A_0 = 0.25$, 脉冲音强衰减系数 $\alpha = 0.93$, 脉冲频率增加系数 $\gamma = 0.05$, 最大脉冲频率 $r_i^0 = 0.75$, 脉冲频率范围为 $[-1, 1]$, 种群数量 $pop = 100$ 。在 BACO 算法中,地磁场参数 $R = 0.3$, 罗盘算子迭代次数 $T = 100$, 其余参数均与 BA 算法相同。GA 算法中的各个参数与之前的算法保持一致,交叉概率 $CR = 0.8$, 变异概率 $MR = 0.01$, 代沟 $GGAP = 0.8$ 。函数 $f_1 - f_6$ 的最大迭代次数均为 1000。函数的维数、类型、搜索范围与理论最优值如表 1 所列。

表 1 测试函数的参数

Table 1 Test function parameters

函数	函数类型	维数	搜索范围	理论最优值
f_1	连续单峰	10	$[-100,100]$	0
f_2	多峰多极值	10	$[-600,600]$	0
f_3	连续单峰	20	$[-30,30]$	0
f_4	多峰多极值	10	$[-5.12,5.12]$	0
f_5	非线性多峰	10	$[-32,32]$	0
f_6	多峰振荡	2	$[-100,100]$	-1

4.4 实验结果分析

4.4.1 时间复杂度分析

因为算法在不一样的初始化方法下具有不同的寻优能力,所以我们引入优化深度 ζ 来统一衡量不同算法在不同初始条件下的寻优能力^[7]。

$$\zeta = \frac{\min(f(x^*))}{\max(f(x^*))} \quad (5)$$

其中, $f(x^*) = \{f_i(x^*), i=1,2,\dots,maxgen\}$, $f_i(x^*)$ 表示第

i 次循环迭代对应的全局最小适应度值, $maxgen$ 表示最大迭代次数。则优化深度 ζ 表示全局最小适应度值的最小值与最大值的数量级之比。全局最小适应度值的最小值与最大值越接近,优化深度越大,表明算法寻优能力越强,寻优效果更稳定。

本文为了防止算法的偶然性带来的误差,分别将 BACO 算法、BA 算法与 GA 算法独立实验 100 次,记录其最优值、最差值、平均值、标准差、优化深度与成功率,如表 2 所列(一表示没有找到全局最小值)。其中,平均值为两种算法独立实验 100 次对最优值取和的平均,以此来反映算法优化性能的优劣。标准差反映了算法的鲁棒性,标准差值越小,该算法的鲁棒性越强。优化深度表征了算法的绝对寻优精度。同时在标准函数的测试中,引入成功率的概念来表示算法的稳定度。对于单模函数,算法最优适应度值小于理论最优值向上浮动 1% 说明该算法取得最优解。对于多模函数,算法最优适应度值小于理论最优值向上浮动 5% 说明该算法取得最优解。

表 2 3 种算法对测试函数的寻优结果比较

Table 2 Optimization results comparison of three algorithms for test functions

函数	算法	最优值	最差值	平均值	标准差	优化深度 ζ	成功率/%
f_1	BA	0.11785	15307	0.115255884	823.9861161	—	56
	GA	9.10×10^{-9}	0.43038	9.10×10^{-9}	0.000130845	1	100
	BACO	9.24×10^{-9}	1.96×10^{-7}	1.59×10^{-8}	8.20497×10^{-8}	0.89212	100
f_2	BA	2.2766	119.85	1.660964953	12.1855522	—	13
	GA	1.64×10^{-7}	0.057755	1.64×10^{-7}	0.005669044	1	100
	BACO	6.82×10^{-9}	0.0098658	7.93×10^{-9}	0.000993218	0.972841	100
f_3	BA	0.031843	1.24×10^8	0.045285195	3922423.89	—	0
	GA	3.03×10^{-6}	90.086	1.86322×10^{-6}	1.51726196	0.162621698	100
	BACO	0.00081431	1.1024	0.0014531	0.133824643	0.760395018	100
f_4	BA	81.822	96.782	70.35959681	4.480354953	—	0
	GA	4.73×10^{-9}	0.13604	4.73×10^{-9}	0.006262423	1	100
	BACO	1.93×10^{-9}	2.40×10^{-7}	1.93×10^{-9}	1.16892×10^{-7}	1	100
f_5	BA	20.203	20.203	19.8927563	1.42109×10^{-13}	—	0
	GA	1.667	1.9516	1.6669	0.001248812	0.695652174	2
	BACO	1.667	1.6676	1.6664	7.59283×10^{-5}	0.916666667	4
f_6	BA	0.0074029	0.23283	0.009231	0.060966394	—	0
	GA	0.0097159	0.19989	0.004857959	0.00572046	—	0
	BACO	-0.83074804	-0.590284	-0.942763	0.013671441	0.715234	68

从表 2 可知,BACO 算法、GA 算法的各项结果均明显优于 BA 算法。BA 算法相比于其他算法而言,存在收敛速度缓

慢、全局搜索能力差和优化结果欠佳等问题,尤其是对于高维、复杂的 Rastrigrin 函数与振荡强烈的 Schaffer F6 函数。

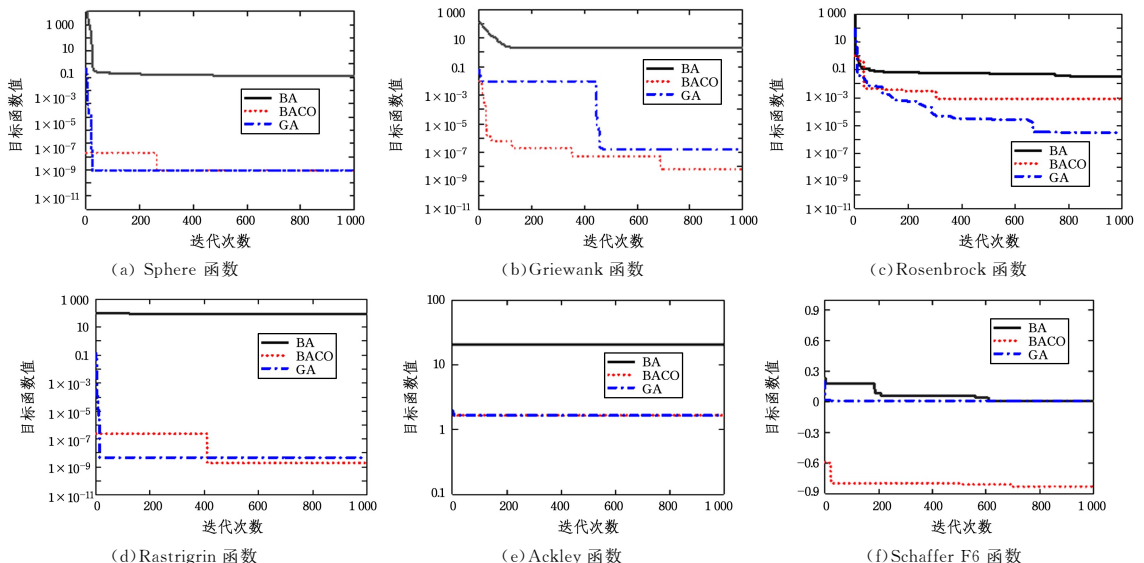


图 2 测试函数的收敛对比曲线

Fig. 2 Convergence comparison curve of test function

对于多峰多极值函数与连续单峰函数,GA 算法与 BACO 算法均具有很高的成功率,并且在大多数情况下 BACO 算法的最优值与平均值都低于 GA 算法,可见 BACO 算法的优化性能较好。对于较难找到最优解的 Ackley 函数和 Schaffer F6 函数,BACO 算法均有一定概率成功,体现了算法的鲁棒性。无论是对于哪种函数,BACO 算法的最差值都远远小于另外两种算法,可见该算法具有极强的全局搜索能力与开发能力。另外,BACO 算法的优化深度与另外两种算法相比,也有着明显的优势,表明该算法寻优精度良好。

图 2 为各测试函数在 3 种算法寻优过程中的收敛曲线。在迭代初期,BACO 算法的个体质量明显优于其他两种算法,这是由于罗盘算子的存在,BACO 算法收敛速度极快,算法的计算效率得到了极大的提升。在寻优过程中,BACO 算法曲线不断跳出局部最优值,以较大概率引导最优个体向全局最优解靠近,收敛速度也明显快于另外两种算法。这说明改进后的 BA 算法不仅收敛速度更快,而且全局搜索能力也更强,即使是对于复杂多极值点函数也取得了不错的寻优效果。

4.4.2 稳定性分析

为了进一步验证本文算法的可信度,采用双侧 t 检验比较分析 BA 算法、GA 算法与 BACO 算法的性能。各算法在 6 种测试函数上独立运行 100 次,将 100 组最优个体值作为样本。自由度设定为 58,显著性水平 α 设定为 0.05,结果如表 3 所列。

表 3 BACO 算法与其他算法的 t 检验 ($\alpha=0.05$)

Table 3 t-test of BACO algorithm and other algorithms

函数	GA 算法	BA 算法
Sphere 函数	—	S+
Griewank 函数	S+	S+
Rosenbrock 函数	S-	S+
Rastrigrin 函数	S+	S+
Ackley 函数	S+	S+
Schaffer F6 函数	S+	S+

表 3 中的检验结果“S+”表示 BACO 算法对于该函数的测试显著性优于被测算法,“S-”表示被测算法对于该函数的测试显著性优于 BACO 算法,“—”表示表示 BACO 算法与被测算法对该函数的测试性能是相同的。

从表 3 中可以看出,BACO 算法在各个测试函数中均显著性优于 BA 算法。相较于 GA 算法而言,除了 Rosenbrock 函数与 Sphere 函数,BACO 算法在其他 4 种函数上均显著性优于 GA 算法。从统计学的角度可以得到如下结论:BACO 算法在多数的测试问题上都显著性优于 GA 算法和 BA 算法。

结束语 针对基本 BA 算法中蝙蝠种群多样性差、收敛速度慢且易陷入局部最优解等缺点,提出了基于罗盘算子改进的蝙蝠算法。该算法借鉴鸽群优化算法中鸽群归巢的行为,引入了罗盘算子帮助蝙蝠种群快速找到质量高的个体,提高了算法的进化效率,更加迅速地找到全局最优解,优化深度和成功率得到了较大提高。通过对上文提到的 6 种经典复杂

测试函数的仿真实验与双侧 t 检验,验证了 BACO 算法具有快速收敛、避免局部最优和鲁棒性强等优点。

参考文献

- [1] MOGHADAM M S. A Quantum Behaved Gravitational Search Algorithm[J]. Intelligent Information Management, 2012, 4(6): 390-395.
- [2] ZHAO X, ZHOU Y, XIANG Y. A grouping particle swarm optimizer[J]. Applied Intelligence, 2019, 49(8): 2862-2873.
- [3] DUAN H, QIAO P. Pigeon-inspired optimization: a new swarm intelligence optimizer for air robot path planning[J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2014, 7(1): 24-37.
- [4] YANG X S, GANDOMI A H. Bat algorithm: a novel approach for global engineering optimization[J]. Engineering Computations, 2012, 29(5): 464-483.
- [5] CHAKRI A, KHELIF R, BENOURET M, et al. New directional bat algorithm for continuous optimization problems[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 69(3): 159-175.
- [6] PEI Y H, LIU J S, LI Y. Adaptive bat algorithm with dynamically adjusting inertia weight[J]. Computer Science, 2017, 44(6): 240-244.
- [7] UNNA S, LIU C J, YANG K Q, et al. Variation Bat Algorithm with Self-learning Capability and Its Property Analysis[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(2): 301-308.
- [8] HE X S, DING W J, YANG X S. Bat algorithm based on simulated annealing and Gaussian perturbations[J]. Neural Computing and Applications, 2014, 25(2): 459-468.
- [9] GANDOMI A H, YANG X S. Chaotic bat algorithm[J]. Journal of Computational Science, 2014, 5(2): 224-232.
- [10] JADDI N S, ABDULLAH S, HAMDAN A R. Multi-population cooperative bat algorithm-based optimization of artificial neural network model[J]. Information Sciences, 2015, 294(2): 628-644.
- [11] RAMLI M R, ABAS Z A, DESA M I, et al. Enhanced convergence of Bat Algorithm based on dimensional and inertia weight factor[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2018, 29(3): 1-7.
- [12] YANG Z Y, DUAN H B, FAN Y M, et al. Automatic Carrier Landing System multilayer parameter design based on Cauchy Mutation Pigeon-Inspired Optimization[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 79(8): 518-530.



YANG Kai-zhong, born in 1996, post-graduate. His main research interests include intelligent modeling and online optimization of complex industrial systems.