

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201211047

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20130125.1436.003.html>

具有 Lévy 飞行特征的蝙蝠算法

刘长平^{1,2}, 叶春明¹

(1. 上海理工大学 管理学院, 上海 200093; 2. 淮阴工学院 经济管理学院, 江苏 淮安 223001)

摘要:针对基本蝙蝠算法易早熟、收敛精度低等不足,在分析蝙蝠算法优化机理和局限性的基础上,从算法仿生原理入手,采用 Lévy 飞行搜索策略更为真实地模拟蝙蝠的捕食行为,取代原有算法的速度和位置更新方式,充分利用 Lévy 飞行会产生较大跳跃这种不均匀随机游走的特性,有效避免局部极值的吸引.通过标准测试函数对所提算法进行仿真测试,结果表明所提算法有效克服了原算法易早熟、收敛精度低等缺陷,在寻优精度和全局收敛性能方面明显优于基本蝙蝠算法和粒子群优化算法,是解决复杂函数优化问题的一种有效工具.

关键词:蝙蝠算法; Lévy 飞行; 函数优化; 粒子群优化算法

中图分类号: TP301.6; N945 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2013)03-0240-07

中文引用格式:刘长平,叶春明.具有 Lévy 飞行特征的蝙蝠算法[J].智能系统学报,2013,8(3):240-246.

英文引用格式:LIU Changping, YE Chunming. Bat algorithm with the characteristics of Lévy flights[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2013, 8(3): 240-246.

Bat algorithm with the characteristics of Lévy flights

LIU Changping^{1,2}, YE Chunming¹

(1. College of Management, University of Shanghai for Science & Technology, Shanghai 200093, China; 2. College of Economics & Management, Huaiyin Institute of Technology, Huaian 223001, China)

Abstract: The basic bat algorithm (BA) in the past research studies reveal deficiencies as apt to be premature and low precision of convergence. This paper first analyzed the optimization mechanism and deficiency of bat algorithm (BA), and then considering the Lévy flight behaviors of bats can simulate predatory more realistically, the study proposed substituting for the speed and location updating pattern of former algorithm. The proposed algorithm fully explored the trait of uneven random walks, so that clusters of short steps were connected by rare long steps, to avoid being trapped in local optimal solution. Simulation results for benchmark functions show that the proposed algorithm improved the global optimization ability remarkably and outperformed the basic BA and particle swarm optimization (PSO) in accuracy and convergence property. Therefore, the proposed algorithm is an effective tool for solving the optimization of complex functions.

Keywords: bat algorithm; Lévy flight; function optimization; particle swarm optimization

相对于传统优化方法,群智能算法在优化过程中仅需要目标函数的信息,不受搜索空间连续或可微的限制,能够以较大概率找到最优解或近似最优解,并且具有操作简单、适宜并行计算、鲁棒性强等特点,在科学计算和工程技术领域内得到了广泛应

用.近年来,受自然规律和生物群体智能行为的启发,一些新颖的仿生群智能算法如人工鱼群算法^[1]、蜂群算法^[2]、萤火虫算法^[3-4]等相继被提出,显示出独特的特点和效果.

蝙蝠是自然界中惟一会飞的一类哺乳动物,拥有令人惊异的回声定位能力,通过探测发出的超声波回波的时间延迟,利用回波到达双耳的时间差、回波音强的变化建立起周围环境的三维场景,蝙蝠不仅能精确探测猎物的距离,还能识别其体型特征、方位和角度.通过模拟蝙蝠借助超声波搜索、捕食猎物

收稿日期:2012-11-27. 网络出版日期:2013-01-25.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(71271138);教育部人文社会科学规划基金资助项目(10YJA630187);上海市教委科研创新重点资助项目(12ZS133);教育部高校博士学科点专项科研基金资助项目(20093120110008).

通信作者:刘长平.E-mail:lcp_mail@163.com.

的生物学特性, Yang 曾提出一种基于随机优化的蝙蝠算法^[5], 该算法具有模型简单、收敛速度快、可并行处理等特点, 在工程设计中得到了初步应用^[6-7]. 通过仿真, 笔者发现基本蝙蝠算法存在易被局部极值吸引、发生过早收敛、后期收敛速度慢等问题.

本文基于蝙蝠觅食的特点, 在分析原有算法优化机理和局限性的基础上, 提出了一种蝙蝠优化算法, 在优化过程中采用 Lévy flight 策略来模拟蝙蝠的搜索捕食行为, 更加贴近蝙蝠真实捕食过程, 从本质上提升了算法的优化性能. 采用基准测试函数对所提算法进行仿真测试, 并与基本蝙蝠算法、PSO 算法进行对比, 测试结果验证了所提算法的可行性和优越性.

1 基本蝙蝠算法优化机理和局限

1.1 算法仿生原理及数学模型

蝙蝠在搜寻猎物时, 每秒发出大约 10~20 个、音强达 110 dB 的超声波脉冲, 脉冲音强在搜寻猎物时最大, 在飞向猎物时逐渐减小, 同时脉冲频度逐渐增加, 达到每秒发射约 200 个脉冲. 脉冲音强有助于蝙蝠探测更远的距离, 脉冲频度高有助于精确掌握猎物不断变化的空间位置. 通过这套精巧的“声呐系统”, 蝙蝠能够在黑暗的环境中躲避如发丝粗细的障碍物且能捕食猎物.

蝙蝠在复杂环境中精确定位、捕食的情形为模拟其生物学机理进行优化带来了启发, 蝙蝠算法是

基于群体进化的算法, 首先在可行解空间随机初始化种群, 即确定个体的初始位置和初始速度, 其中位置用于表征问题解; 进而通过评价群体, 找出群体最优位置; 然后, 分别按式(1)和(2)更新个体的飞行速度和位置:

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x^*) \cdot f_i, \quad (1)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t. \quad (2)$$

式中: v_i^{t-1} 、 v_i^t 分别表示蝙蝠 i 在 $t-1$ 和 t 时刻的飞行速度; x_i^t 表示蝙蝠 i 在 t 时刻的空间位置, x^* 表示在当前群体中最佳蝙蝠所处位置; f_i 为蝙蝠 i 搜寻猎物时使用的脉冲频率, $f_i \in [f_{\min}, f_{\max}]$ 为搜索脉冲频率范围.

根据生物学机理可知, 在搜寻猎物过程中, 蝙蝠初始阶段发出的超声波脉冲音强大而频度低, 有助于在更广泛的空间搜索, 发现猎物后, 就逐渐减小脉冲音强同时增加脉冲发射次数, 以利于精确掌握猎物的空间位置, 故用式(3)和(4)^[5]来模拟这种搜索特点.

$$r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma \times t)], \quad (3)$$

$$A_i^{t+1} = \alpha \times A_i^t. \quad (4)$$

式中: r_i^0 表示蝙蝠 i 的最大脉冲频度; r_i^{t+1} 表示在 $t+1$ 时刻蝙蝠 i 的脉冲频度; γ 是脉冲频度增加系数, 为大于零的常数; A_i^t 表示 t 时刻蝙蝠 i 发射脉冲的音强; α 是脉冲音强衰减系数, 通常取 $[0, 1]$ 上的常数.

基本蝙蝠算法流程图如图 1 所示, 其中 R_1 、 R_2 是随机生成数.

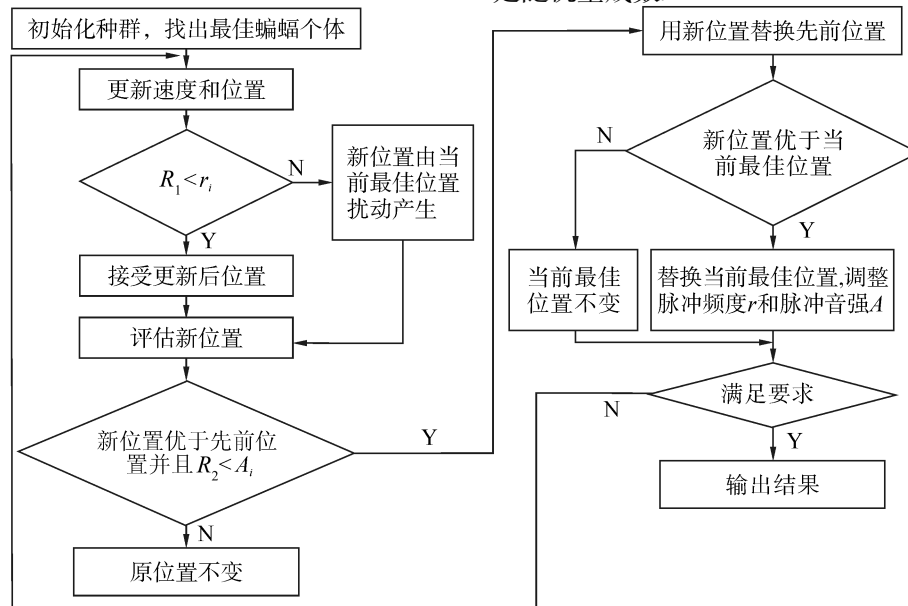


图 1 基本蝙蝠算法流程

Fig.1 Procedure of original bat algorithm

1.2 基本蝙蝠算法的局限性

根据基本蝙蝠算法的优化机理, 发现算法在两方面存在固有不足:

1) 算法缺乏变异机制, 种群不易保持多样性. 群智能算法是否高效, 重要一点就是要具备优良的变异机制, 维持种群多样性, 从而保持持续进化能力.

从基本蝙蝠算法的优化过程来看,算法缺乏有效的变异机制,个体容易被局部极值吸引而导致早熟收敛.基本算法采用了向当前最优个体学习进行速度更新,从而实现位置更新,若当前最优个体一旦被局部极值吸引,并没有有效机制来摆脱束缚,群体迅速丧失多样性进而失去进化能力,特别在高维复杂形态表现尤为明显.脉冲频率 r 和脉冲音强 A 只决定算法以一定概率接受更新后的位置,但对克服局部吸引子的吸引效果并不佳.

2) 算法仿生过程与真实情况有较大差异.原算法将蝙蝠搜寻猎物的行为抽象为概率选择加简单随机搜索过程,这样处理虽然简化了算法模型,但失真较大,不能有效模拟蝙蝠真实捕食行为,没有体现出算法的生物智能.

2 具有 Lévy 飞行特征的蝙蝠算法

2.1 自然界中的 Lévy 飞行行为

研究发现,觅食者在一个食物来源不集中、不可预测的环境中找到食物的理想方式,应采取一种“Lévy 飞行”搜索策略,在这种形式的搜索中,短距离的探索性蹦蹦跳跳与偶尔较长距离的行走相间.如 Viswanathan 等^[8-9]利用 GPS 对信天翁觅食行为进行研究,发现飞行路线具有类似 Lévy 飞行特征;Reynolds 等^[10-11]对蜜蜂以及果蝇觅食轨迹进行观察,发现其飞行轨迹中也呈现出 Lévy 飞行特征;此外,在针对驯鹿^[12]、蜘蛛猴^[13]、灰海豹^[14]、狒狒^[15]以及其他 14 种海洋捕食物种等生物^[16]的研究中都发现了 Lévy 飞行或者近似 Lévy 飞行行为,甚至在人的行为中也有形似 Lévy 飞行行为的存在^[17].一系列重要研究证明^[18],当目标位置随机且稀疏分布时,对于 N 个相互独立的探索者来说,Lévy 飞行行为是最理想的搜索策略.

2.2 改进蝙蝠算法及数学模型

从数学角度看,Lévy 飞行行为体现出的是一类非高斯随机过程,其平稳增量服从 Lévy 稳定分布.Lévy 稳定分布的概率密度函数没有统一的形式,可以用其特征函数的连续傅里叶变换来定义,如式(5)所示:

$$p_{\alpha\beta}(k) = \exp\left[i\mu k - \sigma^\alpha |k|^\alpha \left(1 - i\beta \frac{k}{|k|} \tan\left(\frac{\pi\alpha}{2}\right)\right)\right]. \quad (5)$$

式中: $\alpha \in (0, 1) \cup (1, 2]$ 为特征指数; $\beta \in [-1, 1]$ 表示偏度参数,当 β 分别为正、零、负时,分布分别右偏、对称、左偏; μ 是位移,描述均值; σ 为尺度,描述随机变量发散的程.特别地,当 $\alpha = 2$ 时,Lévy 稳定

分布的概率密度函数服从高斯分布;当 $\alpha = 1, \beta = 0$ 时,服从柯西分布; $\alpha = 0.5, \beta = 1$ 时,服从 Lévy 分布.由于 $0 < \alpha < 2$ 时,Lévy 分布的方差发散且以指数形式增长,因此在 Lévy 飞行过程中会发生大的跳跃且方向多变,其典型轨迹表现为由较小跳跃组成的聚集被较大的跳跃分隔开的现象,图 2 为 Lévy 飞行的轨迹模拟图(图中“*”表示起始点,“▽”表示终点).

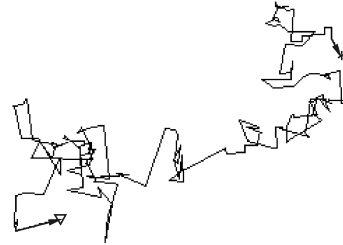


图 2 Lévy 飞行轨迹模拟

Fig.2 Simulation tracks of Lévy flights

受此启发,本文采用 Lévy 飞行模式来模拟蝙蝠的飞行搜索行为,充分利用 Lévy 飞行随机游走特性,在搜索过程中借助 Lévy 飞行会产生较大跳跃且方向多次急剧改变,来有效避免蝙蝠个体被局部吸引子束缚,同时拓展了搜索空间,能够有效提高蝙蝠算法在高维复杂空间的优化效果,再结合蝙蝠的回声定位特征,有助于从本质上提升蝙蝠算法的性能.改进算法中用式(6)来替代原算法中的速度和位置更新操作(即式(1)、(2)).

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + \mathbf{L}_{\text{levy}}(\lambda) \otimes (\mathbf{x}_i^t - \mathbf{x}^*). \quad (6)$$

式中: \mathbf{x}_i^t 表示蝙蝠 i 在第 t 次搜寻中的空间位置, \mathbf{x}^* 表示在当前群体中最佳蝙蝠所处位置; $\mathbf{L}_{\text{levy}}(\lambda)$ 表示跳跃步长服从 Lévy 分布的随机搜索向量, $\lambda (1 < \lambda \leq 3)$ 为尺度参数; \otimes 代表矢量运算.

2.3 算法步骤

综上所述,具有 Lévy 飞行特征的蝙蝠算法步骤如下:

1) 初始化算法基本参数:设置蝙蝠数目 m 、个体 i 最大脉冲频率 r_i^0 和最大脉冲音强 A_i 、频度增加系数 γ 、音强衰减系数 α 、Lévy 飞行尺度参数 λ 、最大迭代次数 N_{\max} 或搜索精度 ε ;

2) 随机初始化蝙蝠位置 $\mathbf{x} (i = 1, 2, \dots, m)$, 找出群体中处于最佳位置 \mathbf{x}^* 的个体;

3) 生成随机数 R_1 , 如 $R_1 < r_i$, 按照式(6)更新蝙蝠当前位置;否则对蝙蝠当前位置进行随机扰动,用扰动后的位置代替当前位置;

4) 生成随机数 R_2 , 如 $R_2 < A_i$ 并且蝙蝠当前位置得到改善,则飞至更新后位置;

5) 若更新位置后蝙蝠 i 优于群体中最佳蝙蝠,则替换最佳蝙蝠个体,并根据式(3)、(4)调整脉冲

频度 r_i 和脉冲音强 A_i ;

6) 对蝙蝠群体进行评估,找出当前最佳蝙蝠及所处空间位置;

7) 当满足搜索精度或达到最大搜索次数则转入 8), 否则转 3), 进行下一次搜索;

8) 输出全局极值点和最优个体值.

改进蝙蝠算法流程如图 3 所示.

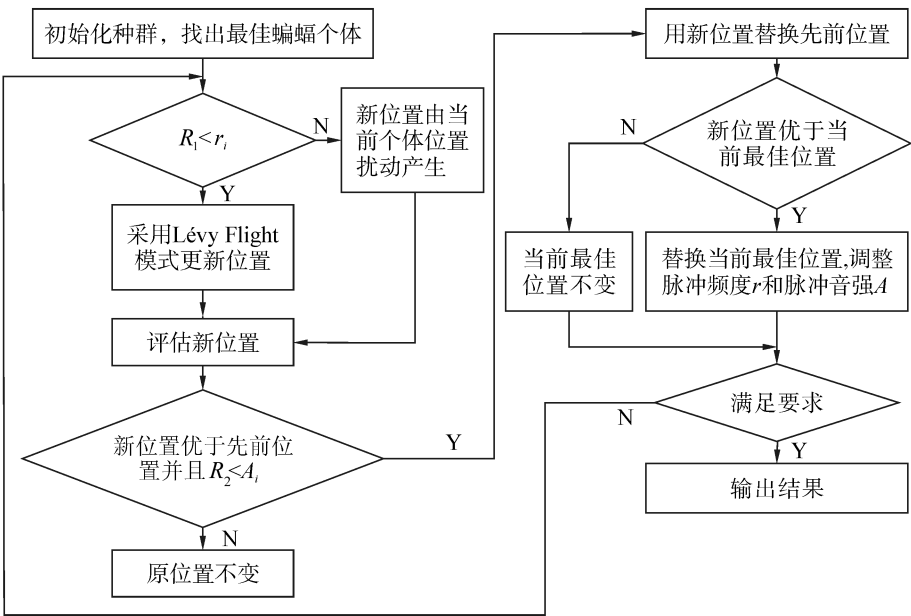


图 3 改进蝙蝠算法流程

Fig.3 Procedure of improved bat algorithm

3 仿真实验

为验证本文提出的具有 Lévy 飞行特征的蝙蝠算法性能,选取了 7 个标准测试函数进行仿真测试,并与基本蝙蝠算法和粒子群算法^[19]进行对比.

3.1 参数设置

蝙蝠算法中涉及的各种参数取值目前尚无确切的理论依据,本文所设置的参数值是根据反复实验获得的经验值来确定.具有 Lévy 飞行特征的蝙蝠算

法中:个体 i 最大脉冲频度 $r_i^0 = 0.75$,最大脉冲音强 $A_i = 0.75$,脉冲音强衰减系数 $\alpha = 0.99$,脉冲频度增加系数 $\gamma = 0.04$,Lévy 飞行尺度参数 $\lambda = 1.5$.基本蝙蝠算法中:搜索脉冲频率范围为 $[-1, 1]$,其余参数同上.粒子群算法中:采用线性递减的惯性权重 $W_{\max} = 0.9$, $W_{\min} = 0.4$;学习因子 $C_1 = C_2 = 1.496 2$.以上 3 种算法最大搜索次数均为 $N_{\max} = 300 0$,群体数 $m = 40$.

3.2 测试函数

测试函数如表 1 所示.

表 1 标准测试函数

Table 1 Standard test functions

函数名	函数表达式	搜索空间	理论最优解
Schaffer F6	$f_1(x) = \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2} - 0.5$	$[-100, 100]$	$f_1(0, 0) = -1$
Shubert	$f_2(x) = \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x_1 + i] \sum_{j=1}^5 j \cos[(j+1)x_2 + j]$	$[-10, 10]$	$f_2(x^*) = -186.730 9$
Michalewicz	$f_3(x) = -\sum_{i=1}^D \sin(x_i) [\sin(ix_i/\pi)]^{2m}, m = 10$	$[0, \pi]$	$D = 5, f_3(x^*) = -4.687 7$ $D = 10, f_3(x^*) = -9.660 2$
Rastrigin	$f_4(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-5.12, 5.12]$	$f_4(0, \dots, 0) = 0$
Schwefel	$f_5(x) = 418.982 9 \times D - \sum_{i=1}^D x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	$[-500, 500]$	$f_5(420.96, \dots, 420.96) = 0$
Griewank	$f_6(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D (x_i^2) - \prod_{i=1}^D \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	$[-600, 600]$	$f_6(0, \dots, 0) = 0$
Rosenbrock	$f_7(x) = \sum_{i=1}^{D-1} [(x_i - 1)^2 + 100(x_i^2 - x_{i+1})^2]$	$[-2.048, 2.048]$	$f_7(1, \dots, 1) = 0$

注: x^* 表示在搜索区域内最优位置不惟一

函数 $f_1 \sim f_6$ 均是非线性多峰多极值函数,可以有效检验算法的全局搜索性能、保持群体多样性和避免早熟的收敛能力。Schaffer F6 函数在搜索空间内具有强烈振荡的特点;Shubert 函数在搜索区域内约有 760 个局部极值和 18 个全局最优点;Michalewicz 函数有 $n!$ 个局部最小值,参数 m 定义了峰谷和边缘的“陡峭度”, m 较大时,搜索会变得很困难;Rastrigrin 函数在解空间内存在大约 $10n$ (n 为解空间维数)个局部极小点;Schwefel 函数有一个非常“粗糙”的适应度表面,全局最优具有很大欺骗性,种群极易陷入局部极值中,是测试算法全局收敛性能的极佳函数;Griewank 函数有众多局部极值且

多个极小值呈规律性分布;Rosenbrock 函数是单峰连续函数,在局部最优和全局最小之间有一个非常狭窄的波谷,极小点所在的山谷易于找到,但极难收敛到全局最优点,是测试算法探索、开发能力的经典函数。

3.3 测试结果及分析

实验规定当实际寻优值与理论最优值的相对误差小于 1% 时,算作找到最优解,每种算法独立运行 10 次,测试结果如表 2 所示。表中 LBA 代表具有 Lévy 飞行特征的蝙蝠算法,BA 代表基本蝙蝠算法,PSO 代表粒子群算法。限于篇幅,文中仅列出了部分寻优效果图,分别如图 4(a)~(f) 所示。

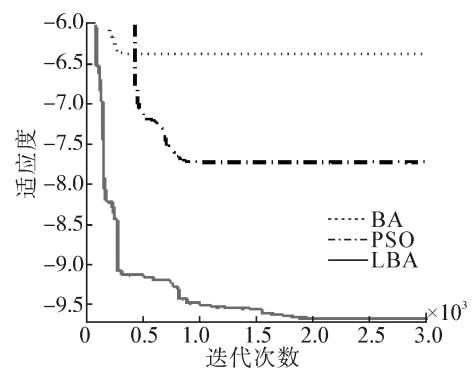
表 2 LBA、BA、PSO 3 种算法测试结果对比

Table 2 Experimental results comparison of LBA, BA, and PSO algorithm

函数	维数	实际找到最优值			平均寻优值			寻优成功率/%		
		LBA	BA	PSO	LBA	BA	PSO	LBA	BA	PSO
$f_1(x)$	2	-1	-1	-1	-0.996 8	-0.988 4	-0.997 7	86.9	14.7	81.7
$f_2(x)$	2	-186.730 9	-186.730 9	-186.730 9	-186.608 2	-182.656 6	-185.455 0	94.0	92.6	81.5
$f_3(x)$	5	-4.687 7	-4.374 9	-4.687 7	-4.653 6	-4.131 5	-4.520 9	93.4	0.0	78.9
	10	-9.660 0	-6.386 4	-7.718 8	-9.260 8	-6.289 5	-7.224 4	1.6	0.0	0.0
$f_4(x)$	5	$1.456 6 \times 10^{-13}$	2.984 9	0.994 9	0.660 1	8.555 9	1.870 2	79.7	0.0	0.0
	10	$2.619 6 \times 10^{-4}$	20.104 6	6.964 9	5.302 6	20.950 6	12.183 4	20.1	0.0	0.0
$f_5(x)$	5	$6.363 8 \times 10^{-5}$	236.876 7	118.438 3	22.517 3	382.281 9	127.129 1	72.6	0.0	0.0
	10	0.005 3	870.078 6	238.393 9	202.177 4	1 123.693 7	296.276 6	11.9	0.0	0.0
$f_6(x)$	10	$7.488 9 \times 10^{-4}$	1.514 9	0.202 4	1.087 9	3.054 1	0.968 9	31.3	0.0	0.0
	20	$6.645 7 \times 10^{-5}$	0.023 6	0.495 1	5.855 9	4.276 6	2.534 2	40.6	0.0	0.0
$f_7(x)$	10	0.002 6	0.469 9	3.914 1	5.496 7	2.793 1	10.086 3	55.6	0.0	0.0
	20	0.005 8	14.408 8	19.140 0	25.316 6	24.029 4	39.579 0	12.4	0.0	0.0

对于函数 f_1, f_2 , 3 种算法均收敛到了最优解,反映出 3 种算法在低维复杂环境下具有良好的进化机制和搜索能力。函数 $f_3 \sim f_6$ 均是高维、多峰、含有大量局部极值的多模态函数,PSO 仅在 f_3 ($D=5$) 情况下找到了最优解,其余状态下 BA、PSO 均未搜索到最优解。对于上述函数,LBA 在不同维度的搜索空间均收敛到了最优解,而且寻优精度和收敛速度也远高于其他 2 种算法,寻优性能如图 4(a)~(d) 所示。函数 f_7 虽是单峰连续函数,但取值区间走势平坦只为算法提供少量信息,极难收敛到全局最优点。测试中 LBA 在 f_7 ($D=10$) 情况下仍能以较高精度找到最优解,而 BA、PSO 则早熟收敛到局部极值,如图 4(e) 所示。在 f_7 ($D=20$) 情况下,LBA 仍然可以以较高精度收敛到最优解,且精度远高于对比算法,显示出改进算法具有良好的探索、开发能力,如图 4(f) 所示。综合来看,在同等条件下,LBA 在寻优精

度、寻优率和收敛速度方面均优于 BA、PSO,表现出良好的全局寻优能力和较高的搜索精度,说明采用 Lévy 飞行策略来模拟蝙蝠的捕食过程更为真实有效,验证了所提算法的可行性和有效性。



(a) Michalewicz 函数 ($D=10$)

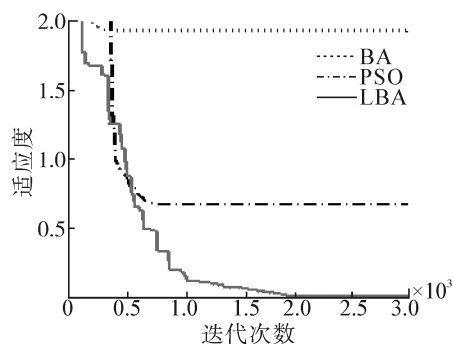
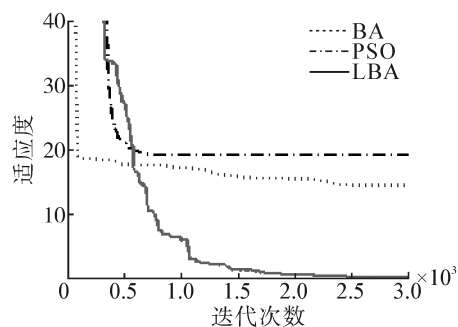
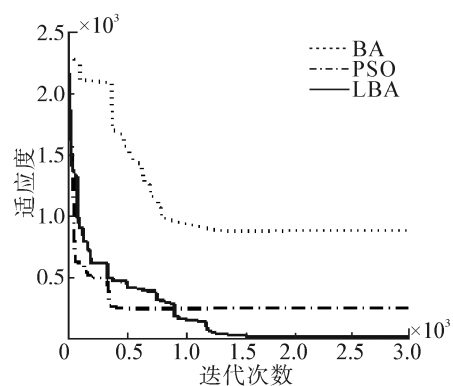
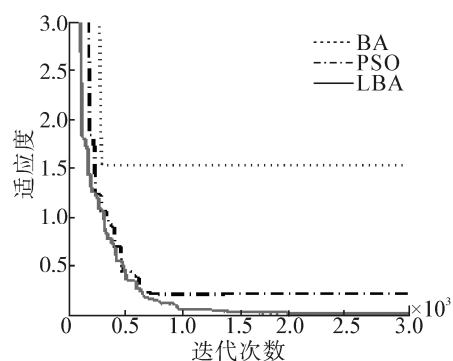
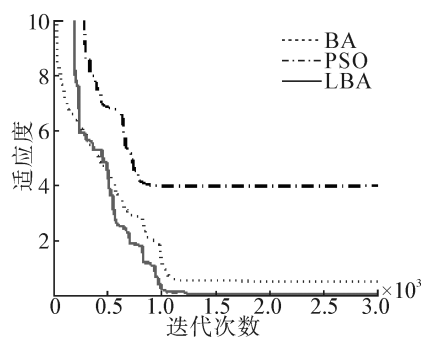
(b) Rastrigrin 函数 ($D=10$)(f) Rosenbrock 函数 ($D=20$)

图4 寻优曲线测试结果

Fig.4 Simulation results of function values

(c) Schwefel 函数 ($D=10$)(d) Griewank 函数 ($D=5$)(e) Rosenbrock 函数 ($D=10$)

4 结束语

本文在研究蝙蝠算法优化机理的基础上,分析了原有算法的局限性,基于近年来的研究发现,采用 Lévy 飞行策略来模拟蝙蝠搜索捕食行为,从本质上提升了算法的优化性能,同时减少了算法参数.通过标准函数的仿真测试表明,具有 Lévy 飞行特征的蝙蝠算法有效改善了蝙蝠个体的寻优能力,收敛性能和寻优精度有显著提高,适合于求解复杂函数优化问题.

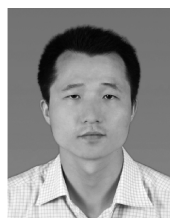
由于蝙蝠算法优化理论和应用研究还处于初始阶段,许多问题还有待于人们不断地探索 and 解决,如算法的鲁棒性和收敛性分析、算法参数设置的理论依据以及与其他优化算法的有机融合等,这些都是进一步要做的研究工作.

参考文献:

- [1] 李晓磊,邵之江,钱积新.一种基于动物自治体的寻优模式:鱼群算法[J].系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 32-38.
LI Xiaolei, SHAO Zhijiang, QIAN Jixin. An optimizing method based on autonomous animats: fish-swarm algorithm [J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2002, 22 (11): 32-38.
- [2] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, Technical Report-TR06[R]. Kayseri, Turkey: Erciyes University, 2005.
- [3] YANG Xinshe. Nature-inspired metaheuristic algorithms [M]. Frome, UK: Luniver Press, 2008: 79-90.
- [4] KRISHNANAND K N, GHOSE D. Glowworm swarm optimization for simultaneous capture of multiple local optima of multimodal functions[J]. Swarm Intelligence, 2009, 3(2): 87-124.
- [5] YANG Xinshe. A new metaheuristic bat-inspired algorithm [M]//GONZALEZ J R, PELTA D A. Nature Inspired Co-

- operative Strategies for Optimization. Berlin: Springer-Verlag, 2010: 65-74.
- [6] LEMMA T A, HASHIM B M. Use of fuzzy systems and bat algorithm for exergy modeling in a gas turbine generator [C]//Proceedings of IEEE Colloquium on Humanities, Science and Engineering. Penang, Malaysia, 2011: 305-310.
- [7] BORA T C, COELHO L S, LEBENSZTAJN L. Bat-inspired optimization approach for the brushless DC wheel motor problem[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2012, 48(2): 947-950.
- [8] VISWANATHAN G M, AFANASYEV V, BULDYREV S V, et al. Lévy flight search patterns of wandering albatrosses[J]. Nature, 1996, 381: 413-415.
- [9] EDWARDS A M, PHILLIPS R A, WATKINS N W, et al. Revisiting Lévy flight search patterns of wandering albatrosses, bumblebees and deer[J]. Nature, 2007, 449: 1044-1048.
- [10] REYNOLDS A M, SMITH A D, REYNOLDS D R, et al. Honeybees perform optimal scale-free searching flights when attempting to locate a food source[J]. The Journal of Experimental Biology, 2007, 210(21): 3763-3770.
- [11] REYNOLDS A M, FRYE M A. Free-flight odor tracking in drosophila is consistent with an optimal intermittent scale-free search[J]. PLoS One, 2007, 2(4): 1-9.
- [12] MARELL A, BALL J P, HOFGAARD A. Foraging and movement paths of female reindeer: insights from fractal analysis, correlated random walks, and Lévy flights[J]. Canadian Journal of Zoology, 2002, 80(5): 854-865.
- [13] RAMOS F G, MATEOS J L, MIRAMONTES O. Lévy walk patterns in the foraging movements of spider monkeys (*Ateles geoffroyi*) [J]. Behavioral Ecology and Sociobiology, 2004, 55(3): 1743-1750.
- [14] AUSTIN D, BOWEN W D, MCMILLAN J I. Intraspecific variation in movement patterns: modeling individual behavior in a large marine predator[J]. Oikos, 2004, 105(1): 15-30.
- [15] SCHREIER A L, GROVE M. Ranging patterns of hamadryas baboons: random walk analyses[J]. Animal Behavior, 2010, 80(1): 75-87.
- [16] HUMPHRIES N E, QUEIROZ N, DYER J R, et al. Environmental context explains Lévy and Brownian movement patterns of marine predators [J]. Nature, 2010, 465: 1066-1069.
- [17] BERTRAND S, BERTRAND A, GUEVARA-CARRASCO R, et al. Scale-invariant movements of fishermen: the same foraging strategy as natural predators[J]. Ecological Applications, 2007, 17(2): 331-337.
- [18] REYNOLDS A M. Cooperative random Lévy flight searches and the flight patterns of honeybees[J]. Physics Letters A, 2006, 354(5/6): 384-388.
- [19] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Anchorage, USA, 1998: 69-73.

作者简介:



刘长平,男,1974年生,讲师,博士研究生,主要研究方向为智能优化、管理工程。



叶春明,男,1964年生,教授,博士生导师,主要研究方向为智能优化、工业工程。主持国家自然科学基金项目、科技部重大专项合作课题、教育部高校博士学科点专项科研基金项目、教育部人文社会科学规划基金项目、上海市教委科研创新重点项目多项。发表学术论文 160 余篇,其中被 SCI、EI、ISTP 检索 30 余篇。