

文章编号:1672-3961(2024)05-0074-07 DOI:10.6040/j.issn.1672-3961.0.2023.262

自适应的并行天牛须优化算法

王辰龔^{1,2}, 刘轩^{1,2*}, 超木日力格^{1,2}

(1.民族语言智能分析与安全治理教育部重点实验室,北京 100081; 2.中央民族大学信息工程学院,北京 100081)

摘要:为提高天牛须搜索算法(battle antennae search algorithm, BAS)寻优能力,提出一种自适应的并行天牛须优化算法(adaptive and parallel beetle antennae optimization algorithm, APBAO),该算法将BAS中的单只迭代体进化为并行的多只迭代体,尽可能扩大解空间的搜索范围;提出精英天牛的概念实现算法自适应,提高算法精度。为验证算法的性能,采用多个标准测试函数进行测试,将APBAO与BAS、粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)和蚁群优化算法(ant colony optimization, ACO)的性能进行比较。试验结果表明,与BAS相比,APBAO对目标函数的优化率提高了97.39%,与PSO和ACO相比分别提高了84.46%和86.98%。所提出方法可以有效避免目标函数陷入局部最小值,拥有更好的性能和更强的寻优能力。

关键词:天牛须优化算法;演化计算;并行计算;自适应;步长

中图分类号:TP312 **文献标志码:**A

引用格式:王辰龔,刘轩,超木日力格. 自适应的并行天牛须优化算法[J]. 山东大学学报(工学版),2024,54(5):74-80.

WANG Chenyan, LIU Xuan, Chaomurilige. A daptive and parallel beetle antennae optimization algorithm[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2024, 54(5):74-80.

A daptive and parallel beetle antennae optimization algorithm

WANG Chenyan^{1,2}, LIU Xuan^{1,2*}, Chaomurilige^{1,2}

(1. Key Laboratory of Ethnic Language Intelligent Analysis and Security Governance, Ministry of Education, Beijing 100081, China; 2. School of Information Engineering, Minzu University of China, Beijing 100081, China)

Abstract: To enhance optimization capabilities of beetle antennae search algorithm (BAS), self-adaptive and parallel beetle antennae optimization algorithm (APBAO) was proposed. APBAO evolved from a single iterative individual in BAS to multiple parallel iterative individuals which expanded the search scope of solution space. Elite system was employed to make algorithm self-adaptive. To verify the performance of the algorithm, test was conducted using multiple standard benchmark functions, compared APBAO with BAS, particle swarm optimization algorithm (PSO) and ant colony optimization algorithm (ACO). The experimental results showed that APBAO's optimization rate for the objective function was increased by 97.39% compared to BAS, and by 84.46% and 86.98% compared to the PSO and ACO, respectively. The proposed improvements effectively enhanced algorithm performance, and helped the algorithm escape from local optimal.

Keywords: beetle antennae search algorithm; evolutionary computation; parallel computing; adaptive; step size

0 引言

随着科技的不断发展,计算机研究进入社会生产的各个领域^[1-3],针对最优化问题学术界提出了很多高效的智能算法,文献[4]提出的天牛须搜

索算法(battle antennae search algorithm, BAS)便是其中一种。该算法具有参数量小、运算量少和易于操作等优点,可用于解决复杂的非线性优化问题。

在原有BAS算法的基础上,文献[5]提出了一种甲虫群优化和自适应神经模糊推理系统模型,用

收稿日期:2023-10-31

基金项目:北京市科技计划资助项目(Z231100001723002)

第一作者简介:王辰龔(2000—),女,河北邢台人,硕士研究生,主要研究方向为人工智能。E-mail:wangchenyan0222@163.com

*通信作者简介:刘轩(1992—),男,江西南昌人,讲师,博士,主要研究方向为人工智能。E-mail:liuxuan@muc.edu.cn

甲虫群算法优化参数应用于分类模型。文献[6]提出自适应变异的天牛群优化算法,构造基于自适应须长与步长的天牛群优化算法。文献[7]提出基于混沌天牛群算法优化的神经网络分类模型,引入自适应步长更新策略优化天牛须搜索算法。上述方法存在一些局限性,不能保证天牛群个体间信息传递的有效性。

文献[8]提出融入模拟退火过程以及自适应因子的改进天牛须搜索算法。文献[9]通过对BAS算法各个步骤的分析,提出一种基于改进天牛须探索算法的多点定位算法。文献[10]将倒位变异融入到天牛须算法中,提出了一种融入倒位变异的天牛须算法。上述改进都是混合型算法改进,未考虑并行效果。

本研究提出一种可自适应的并行天牛须优化算法(adaptive and parallel beetle antennae optimization algorithm, APBAO),将原有算法的优势进一步深化;引入并行的概念,将单只天牛的搜索过程拓展为并行的多只天牛共同搜索的过程,有效扩展了解空间的范围,减少无效的信息传递。提出精英天牛

的概念,划分出精英天牛与普通天牛,据此和对中间迭代结果的分析实现算法自适应,有助于迭代过程后期或中后期天牛种群稳定在小范围内进行精细搜索,达到避免过早收敛和跳出局部最优效果。

1 天牛须算法基本原理

1.1 仿生学原理

原始BAS是采用单体寻优策略,它的生物学来源是:天牛个体通过食物的气味强度寻找觅食路径,天牛的两只长触角是帮助天牛判断气味强弱的关键器官。觅食过程中,天牛个体会根据左右触角感受到的气味强弱来判断下一次行进的位置。通过不断移动位置,该天牛最终找到食物^[11]。

由天牛觅食的生物学原理,可以得到启发:食物的气味相当于目标函数,天牛在移动过程中通过其两只触角采集自身左右气味强度,天牛根据两须的指引通过移动找到食物的位置。由天牛的行为,进行数学建模和函数寻优。图1为天牛搜索食物的过程。

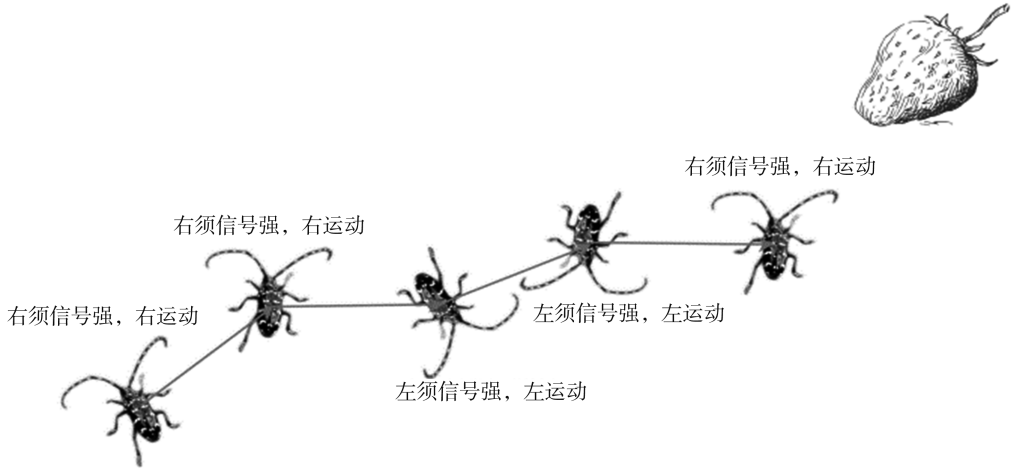


图1 天牛搜索食物过程
Fig.1 The process of searching for food by beetle

1.2 算法建模

对于求解一个D维的优化问题,本研究用左须、右须、质心3个点来代替天牛的位置。BAS模型建立如下:

天牛个体的位置设定为 $X = \{x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dots \ x_D\}$,其中D表示维度,定义随机天牛方向:

$$d = \frac{\text{rands}(D,1)}{\|\text{rands}(D,1)\|}, \quad (1)$$

式中,rands(*)为随机函数,rands(D,1)表示随机取D个(0,1)的数字。

设置步长因子 δ ,BAS往往选取较大初始步长,

提高天牛初始搜索能力,步长随迭代次数线性递减。公式如下:

$$\delta_{t+1} = \delta_t \eta, \quad t = 1, 2, 3, \dots, n, \quad (2)$$

式中, η 为递减因子,t为当前迭代次数,n为迭代总次数。

建立天牛两触角的位置坐标:

$$\begin{cases} X_r = X' + ld \\ X_l = X' - ld \end{cases} \quad (3)$$

式中, X_l 表示左须位置, X_r 表示右须位置, X' 表示第t次迭代时质心位置,l为触须到质心之间

距离。

天牛个体通过探测行为,按照式(4)(5)进行位置更新:

$$\mathbf{X}_{t+1} = \mathbf{X}_t + \delta_t \mathbf{d} \times \text{sign}(f(\mathbf{X}_r) - f(\mathbf{X}_l)), \quad (4)$$

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x = 0, \\ -1 & x < 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中, δ_t 为第 t 次迭代中的步长因子。对比两触须适应度大小,若 $f(\mathbf{X}_l) > f(\mathbf{X}_r)$, 个体向左移动;反之,向右移动^[5]。

1.3 BAS 算法流程

求解目标函数最大值为例, BAS 算法主要流程如图 2 所示。

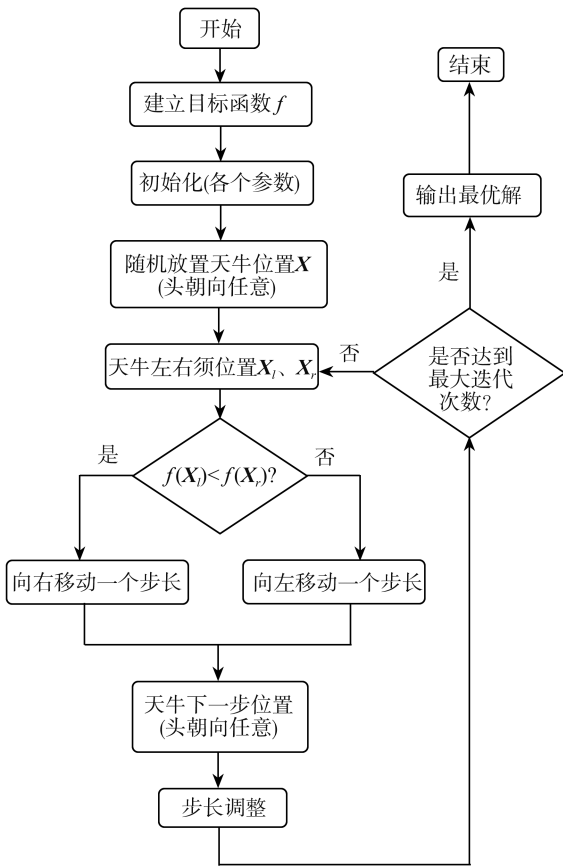


图 2 天牛须算法流程

Fig.2 Beetle antennae algorithm flow

步骤 1: 建立目标函数 $f(x)$;

步骤 2: 初始化质心与触角的间距、初始步长、步长因子等各个参数;

步骤 3: 随机产生算法的初始解, 即天牛的初始位置, 通过式(3)计算天牛左右触角的位置;

步骤 4: 设定算法循环条件, 进入循环体;

步骤 5: 根据目标函数值对当前的解进行优化,

按式(4)(5)实现天牛的位置更新;

步骤 6: 根据式(2)实现步长变换;

步骤 7: 判断算法是否到达最大迭代次数 n , 若“否”则返回步骤 5, 若“是”则循环结束, 输出最优解。

2 自适应的并行天牛须优化算法

基于原始的 BAS 算法, 本研究提出一种新颖的融合并行策略与步长自适应的 APBAO 算法。

2.1 并行策略

原始天牛须算法中只利用单个天牛的寻优策略使得算法陷入局部最优的可能增大。针对这一问题, 提出了并行的概念。与以往学者在单只天牛基础上算法思路改进或天牛群优化 (beetle swarm optimization, BSO)^[12-13] 不同是, 并行天牛须算法侧重在解空间范围的扩大。

与天牛群优化相比, 并行策略减少了天牛个体之间的冗余交互, 规避了由于错误信息传递而使多只甚至全部天牛陷入局部最优解的可能。并行的多只天牛互不干扰, 但会在每次迭代后选举出精英天牛, 精英天牛拥有步长特权, 为自适应的实现做好前期准备。

并行天牛须算法思路清晰, 易于实现, 在有效扩大解空间范围的同时, 也使天牛个体之间通过排序归纳等策略产生了类似信息传递的效果。

2.2 步长自适应

步长是算法中最活跃的参数, 对于算法的改进具有重要意义^[14]。研究中对于步长改进分为两种策略:

策略一为在迭代过程中, 发现某只天牛的连续多次迭代结果十分相近, 通常认为该天牛陷入局部最优解, 算法会维持原有较大步长, 反之则缩短步长。

策略二为提出精英系统, 因较好迭代结果选举出的天牛称之为精英天牛, 精英天牛具有寻优能力强、收敛速度快等一系列优良属性。优质解附近仍然为优质解, 对于每次迭代中的精英天牛, 算法会缩短它的步长, 使它在现有最优的范围内进一步寻找最优解。

2.3 改进的天牛须算法流程

以求解目标函数最大值为例, 改进后算法主要流程如图 3 所示。

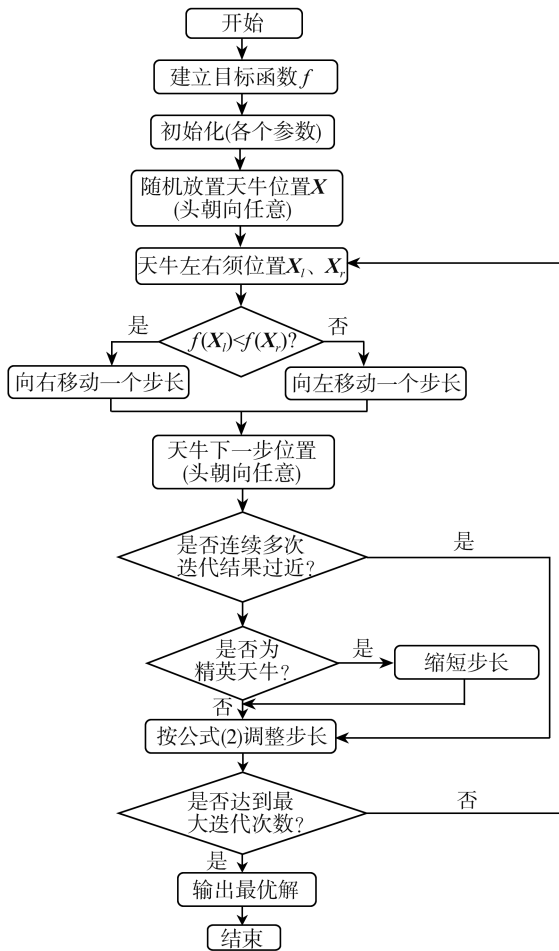


图3 改进算法流程

Fig.3 Improve algorithm process

- 步骤 1: 建立目标函数 $f(x)$ 并初始化各个参数;
- 步骤 2: 随机产生算法的初始解, 即天牛的初始位置, 通过式 (3) 计算天牛左右触角的位置;
- 步骤 3: 设定算法循环条件, 进入循环体;
- 步骤 4: 根据目标函数对当前的解进行选择, 按式 (4) (5) 更新天牛的位置;
- 步骤 5: 判断是否连续多次迭代结果过近, 若“否”则进入步骤 7, 否则进入步骤 8。
- 步骤 6: 判断是否为精英天牛, 若“否”则进入步骤 8, 否则缩小步长后进入步骤 8;
- 步骤 7: 根据式 (2) 实现步长变换;

步骤 8: 判断算法是否到达最大迭代次数 n , 若“否”则返回步骤 5, 若“是”则结束循环, 并输出最优解。

本研究设定最大迭代次数为 N , 种群规模为 M , 依据算法流程图与时间复杂度大 O 的概念, APBAO 算法时间复杂度为 $O(MN)$ 。

3 仿真试验及结果分析

3.1 测试函数

为验证本研究提出的 APBAO 算法性能, 以寻找函数更小值为目标, 对 5 个具有代表性的基准测试函数进行仿真试验^[15], 并将测试结果与 BAS、粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 和蚁群优化 (ant colony optimization, ACO) 算法^[16-18] 进行比较。

测试所选用的函数如表 1 所示, 其中 F_1 (Rosenbrock) 函数为单峰非凸函数。Rosenbrock 函数最小值在抛物线形的最凹处, 凹处较易找到, 凹处内的值起伏较小, 极易陷入局部最优, 该函数可作为演化算法测试函数。其余函数均属于多峰函数, 具有多个局部最小值和全局最小值, 可作为演化算法测试函数, 更好评估算法性能。

表 1 测试函数

Table 1 Benchmark functions

符号	函数名称	函数表达式
F_1	Rosenbrock	$(1-x)^2 + 100(y-x^2)^2$
F_2	Ackley	$20 + e - 20 \exp(-0.2 \sqrt{0.5(x^2 + y^2)}) - \exp(0.5(\cos(2\pi x) + \cos(2\pi y)))$
F_3	Rastrigin	$20 + x^2 + y^2 - 10(\cos(2\pi x) + (2\pi y))$
F_4	Bukin	$100 \sqrt{ y - 0.01x^2 } + 0.01 x + 10 $
F_5	Bohachevsky	$x^2 + 2y^2 - 0.3 \cos(3\pi x) - 0.4 \cos(4\pi y) + 0.7$

表 1 给出了 5 个基准测试函数及函数符号、名称和函数表达式。

3.2 测试结果与分析

为验证 APBAO 算法优越性, 本研究进行大量试验, 算法求解目标函数结果如表 2 所示:

表 2 BAS、APBAO、PSO、ACO 在不同标准测试函数下的测试结果

Table 2 Test results of BAS, APBAO, PSO and ACO under different benchmark

函数	迭代次数	算法求解目标函数结果			
		BAS	APBAO	PSO	ACO
F_1	50	2.03	1.96×10^{-2}	1.30×10^{-1}	1.18
	100	1.51	1.66×10^{-2}	1.04×10^{-1}	2.27×10^{-1}
	150	5.43×10^{-1}	8.48×10^{-3}	1.01×10^{-2}	1.65×10^{-1}
	200	3.92×10^{-1}	2.71×10^{-3}	9.88×10^{-3}	9.70×10^{-2}

表2(续)

函数	迭代次数	算法求解目标函数结果			
		BAS	APBAO	PSO	ACO
F_2	50	1.07	1.04×10^{-2}	7.06×10^{-2}	2.09×10^{-1}
	100	1.38×10^{-1}	2.00×10^{-3}	2.74×10^{-2}	2.05×10^{-1}
	150	7.36×10^{-2}	1.17×10^{-4}	7.30×10^{-3}	7.69×10^{-2}
	200	2.46×10^{-3}	2.41×10^{-5}	5.60×10^{-3}	3.94×10^{-2}
F_3	50	2.76	3.23×10^{-2}	2.01×10^{-1}	1.99
	100	2.22	2.62×10^{-3}	1.35×10^{-1}	1.47
	150	1.66	8.37×10^{-6}	2.07×10^{-2}	1.20
	200	5.85×10^{-1}	6.36×10^{-7}	4.16×10^{-5}	9.95×10^{-1}
F_4	50	4.92	3.66×10^{-1}	1.44	1.13
	100	2.24	1.26×10^{-1}	9.16×10^{-1}	2.29×10^{-1}
	150	1.97	2.60×10^{-1}	8.59×10^{-1}	3.32×10^{-1}
	200	1.75	1.13×10^{-1}	6.39×10^{-1}	1.77×10^{-1}
F_5	50	1.60×10^{-2}	2.15×10^{-5}	4.56×10^{-4}	6.07×10^{-1}
	100	3.43×10^{-4}	2.52×10^{-7}	1.42×10^{-5}	4.15×10^{-1}
	150	4.86×10^{-5}	3.07×10^{-8}	9.91×10^{-5}	3.10×10^{-1}
	200	3.45×10^{-5}	4.79×10^{-11}	1.36×10^{-6}	8.60×10^{-3}

研究中设置最大迭代次数 n 分别为 50、100、150 和 200。设置具有种群规模的算法,即 APBAO、PSO 和 ACO 统一种群规模为 $M=100$ ^[19]。

表 2 可以看出,对于选定的 5 个标准测试函数,4 种算法的测试结果大体上均随迭代次数的增大而展现出更优的结果。为保证数据的可靠性,选用平均值来计算算法的性能指标,计算得到 APBAO 算法相较于 BAS 算法对目标函数的优化率提高 97.39%,相较于 PSO 算法及 ACO 算法性能分别提升 84.46% 和 86.98%。以 Bohachevsky 函数为例,经计算得出,BAS 算法多次迭代的平均速度为 0.005 s,APBAO 算法多次迭代的平均速度为 1.242 s。

如图 4 所示,为更直观反应算法的性能,绘制了在 Ackley 函数下 APBAO 算法 100 次与 200 次算法迭代图,图 5 展示了在 Rastrigin 函数下 APBAO 算法 100 次与 200 次的算法迭代图。迭代过程如图 5 所示。

由图(4)(5)可知,APBAO 算法在测试函数中都呈现快速下降的趋势,体现了该算法的稳定性,表明了自适应因子在一定程度上加快了该算法的收敛速度。

在算法优化过程中,利用时间作为代价用于算法策略调整,其中包括:改进算法由单只迭代体到多只迭代体;每次迭代通过排序选举出精英天牛;自适应整步长等,APBAO 算法相比于 BAS 算法着重扩大了解空间的范围,使得算法性能得到大幅度

提升;相比于 PSO 和 ACO 等经典算法,融入了精英解机制和自适应步长的策略,在相同迭代次数下,APBAO 算法会寻得更为优质的解。综上所述,APBAO 算法对于解决具有多个局部极值的连续函数寻优有较好的表现。

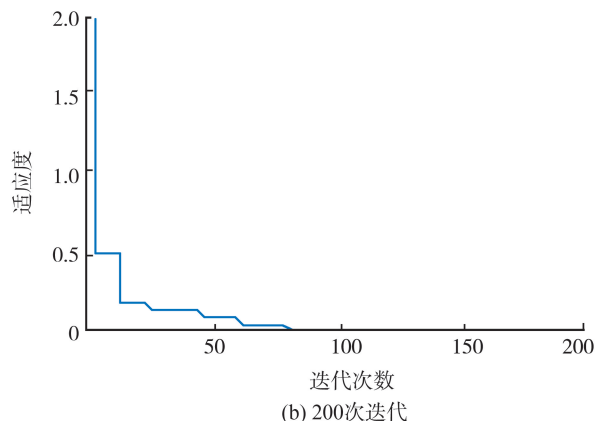
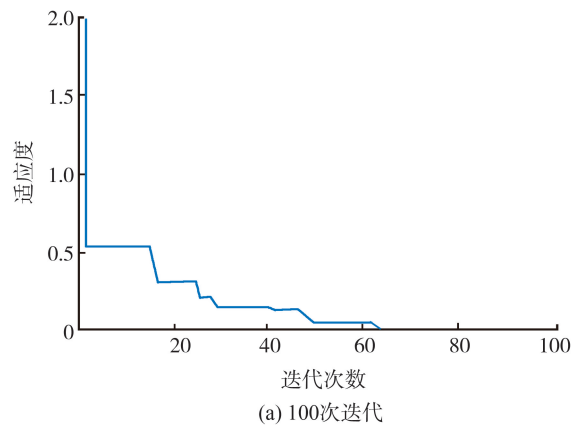


图 4 Ackley 函数 APBAO 算法迭代图

Fig.4 Iteration graph of APBAO algorithm for Ackley

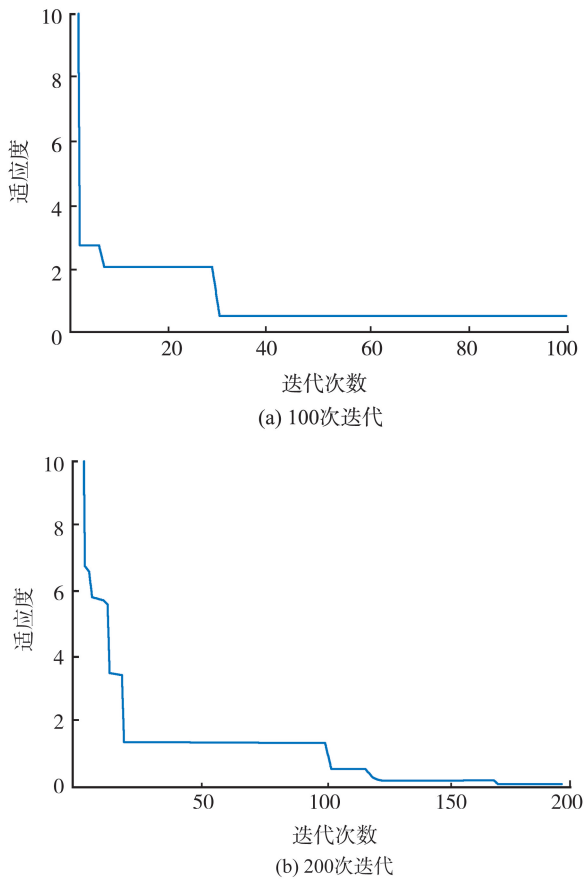


图5 Rastrigin 函数 APBAO 算法迭代图

Fig.5 Iteration graph of APBAO algorithm for Rastrigin

4 结论

现实世界科学及工程等领域常需要在各种约束条件下追求资源的利用最大化^[20],最优化问题在这种背景下受到广泛关注。从理论上讲,枚举法可以用来解决所有的最优化问题,如用计算器来计算调度中所有情况是不可能的。随着研究深入,各种优化算法相继提出。

天牛须搜索算法是一种新型生物启发式智能算法,考虑到基本天牛须算法在效率和准确性上的不足,基于基本天牛须搜索算法,本研究提出可自适应并行天牛须优化算法。一方面,提出并行天牛概念,使得解空间搜索范围指数级扩大;另一方面,算法引入精英系统,提出关于步长两点改进策略,编程实现算法自适应。通过该算法与其他算法在不同迭代次数下对比试验比较可知,该算法在具有多个局部最小值函数寻优中表现出良好的性能,得到较为理想的解。

参考文献:

- [1] TILMA S V, JOHANNES E. CON: the hypotension prediction index is not a validated predictor of hypotension[J]. *European Journal of Anaesthesiology*, 2024, 41(2): 118-121.
- [2] SAMAD K. Numerical algorithm to Caputo type time - space fractional partial differential equations with variable coefficients[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2021, 182: 66-85.
- [3] GAO Yuanchen, WANG Bin, CHEN Fei, et al. Multi-step wind speed prediction based on LSSVM combined with ESMD and fractional-order beetle swarm optimization[J]. *Energy Reports*, 2023, 9: 6114-6134.
- [4] JIANG Xiangyuan, LI Shuai. BAS: beetle antennae search algorithm for optimization problems [J]. *International Journal of Robotics and Control*, 2018, 1(1): 1-1.
- [5] SINGH P, KAUR A, BATH S R, et al. Multi-disease big data analysis using beetle swarm optimization and an adaptive neuro-fuzzy inference system [J]. *Neural Computing and Applications*, 2021, 33(16): 1-12.
- [6] SHEN Han, DU Haibo, ZHOU Jun. Beetle swarm optimization algorithm with adaptive mutation[J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40: 1-7.
- [7] WANG Li, CHEN Jili, XIE Xiaolan, et al. Neural network model for classification based on chaotic beetle swarm algorithm [J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(12): 4854-4863.
- [8] ZHOU Tianjiang, QIAN Qian, FU Yunfa. Fusion simulated annealing and adaptive beetle antennae search algorithm[J]. *Communications Technology*, 2019, 52(7): 1626-1631.
- [9] ZHEN Ran, WANG Zhenbo, KAN Hailong, et al. A multi-point positioning algorithm based on improved beetle antennae search algorithm[J]. *Radio Engineering*, 2022, 52(10): 1765-1774.
- [10] TANG Tianbing, JIANG Qi, YAN Yi. Hybrid Beetle antennae search algorithm for solving traveling salesman problem[J]. *Popular Science & Technology*, 2021, 23(1): 8-10.
- [11] QIAN Qian, DENG Yi, SUN Hui, et al. Enhanced beetle antennae search algorithm for complex and unbiased optimization.[J]. *Soft Computing*, 2022, 26(19): 31-39.
- [12] FAN Qingsong, HUANG Haisong, LI Yiting, et al. Beetle antenna strategy based grey wolf optimization [J]. *Expert Systems with Applications*, 2021: 165.
- [13] WANG Qifa, CHENG Guanhua, SHAO Peng. An adaptive beetle swarm optimization algorithm with novel opposition based Learning [J]. *Electronics*, 2022, 11(23): 3905-3905.
- [14] LIU Wenfeng, LI Ang. Three-step composite

- photovoltaic MPPT algorithm based on IP&OIBSO[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(10): 138-144.
- [15] LIAO Liefu, YANG Hong. Review of beetle antennae search[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(12): 54-64.
- [16] WANG Zihang, LIU Jianhua, XUE Xingsi, et al. Particle swarm optimization with velocity limit combining iteration and problem dimension[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2023, 40(4): 112-126.
- [17] HAO Zhaoming, AN Pingjuan, LI Hongyan, et al. Mobile robot path planning based on enhanced goal heuristic information ant colony algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(22): 9585-9591.
- [18] YANG Yijian, LI Ming, XING Kai, et al. Research on improved pheromone heuristic factor ant colony algorithm for TSP problem[J]. Industrial Control Computer, 2023, 36(7): 82-86.
- [19] ZHANG Yinyan, LI Shuai, XU Bin. Convergence analysis of beetle antennae search algorithm and its applications[J]. Soft Computing, 2021, 25(16): 1-14.
- [20] LI Jie, YAN Yuepeng, LIANG Xiaoxin, et al. Research on the Novel Ultra-wideband Power Divider Based on Beetle Antennae Search Algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(2): 418-424.
- (编辑:陈燕)
-
- (上接第73页)
- [15] POTVIN J Y, XU Y, BENYAHIA I. Vehicle routing and scheduling with dynamic travel times[J]. Computers & Operations Research, 2006, 33(4): 1129-1137.
- [16] DONATI A V, MONTEMANNI R, CASAGRANDE N, et al. Time dep-endent vehicle routing problem with a multi ant colony system[J]. European Journal of Operational Research, 2008, 185(3): 1174-1191.
- [17] SALHI S, NAGY G. A cluster insertion heuristic for single and multiple depot vehicle routing problems with backhauling[J]. Journal of the operational Research Society, 1999, 50(10): 1034-1042.
- [18] 杨丹. 动态车辆路径问题的算法设计与系统实现[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- YANG Dan. Algorithm design and system implementation of dynamic vehicle routing problem[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.
- [19] 焦尚强. 取送货一体化的动态车辆路径问题研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2021.
- JIAO Shangqiang. Research on dynamic vehicle routing problem of pick-up and delivery integration[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2021.
- [20] 王咪. 基于 2-Opt 免疫遗传算法的冷链配送路径优化问题研究[J]. 物流技术, 2016, 35(7): 72-75.
- WANG Mi. Research on cold chain distribution route optimization based on 2-Opt immune genetic algorithm[J]. Logistics Technology, 2016, 35(7): 72-75.
- [21] 葛显龙, 王旭, 邓蕾. 基于联合配送的开放式动态车辆路径问题及算法研究[J]. 管理工程学报, 2013, 27(3): 60-68.
- GE Xianlong, WANG Xu, DENG Lei. Research on open dynamic vehicle routing problem and Algorithm based on joint distribution[J]. Journal of Management Engineering, 2013, 27(3): 60-68.
- (编辑:陈燕)