

刘勇, 胡学敏, 陈卓. 基于心理学理论的多策略生活选择算法[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(5): 10-18. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.240502

基于心理学理论的多策略生活选择算法

刘勇, 胡学敏, 陈卓

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要: 生活选择算法 (Life Choice-Based Optimizer, LCBO) 是根据人们在日常生活中做出不同的决策而设计的一种智能优化算法。但 LCBO 在解决高维函数优化问题时容易陷入局部最优, 且收敛速度慢。因此, 本文基于心理学理论提出一种多策略生活选择算法 (Multi-Strategy Life Choice-Based Optimizer, MSLCBO)。首先, 基于“贝勃规律”提出有策略的向优秀组学习, 提高算法的局部搜索能力; 其次, 在算法迭代后期受“关系场”理论启发, 提出精英交流机制对质量较好的解进行搜索, 进一步增强算法局部开发能力, 提高算法的优化速度; 最后, 为避免“投射效应”的心理学效应影响, 引入基于折射反向学习策略, 从而提升算法的全局搜索能力。对改进后的算法进行2次对比实验: 将 MSLCBO 与其他7种智能优化算法在16个基准测试函数上进行了对比, 结果表明 MSLCBO 性能优势显著; 并采用工程实际应用问题中的三杆桁架设计问题进行测试, 同样验证了 MSLCBO 的有效性。

关键词: 生活选择算法; “贝勃规律”; “关系场”理论; “投射效应”; 最优化

中图分类号: TP18

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)05-0010-09

Multi-strategy life choice algorithm based on psychological theory

LIU Yong, HU Xuemin, CHEN Zhuo

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Life Choice-Based Optimizer (LCBO) is an intelligent optimization algorithm designed according to the different decisions people make in daily life. However, LCBO is easy to fall into local optimum when solving high-dimensional function optimization problems, and the convergence speed is slow. Therefore, this paper proposes a Multi-Strategy Life Choice-Based Optimizer (MSLCBO) based on psychological theory. Firstly, based on the "Beber's law", the paper proposes to strategically learn from the best group to improve the local search ability of the algorithm; secondly, inspired by the "relationship field" theory at the late stage of the algorithm iteration, the paper proposes an elite exchange mechanism to search for better quality solutions to further enhance the local development ability of the algorithm and improve the algorithm's local development ability. After that, in the later iteration of the algorithm, inspired by the theory of "relationship field", an elite exchange mechanism is proposed to search for better quality solutions, which further enhances the local development ability of the algorithm and improves the optimization speed of the algorithm. Finally, in order to avoid the influence of the psychological effect of the "projection effect", a refraction-based reverse learning strategy is introduced, which improves the global search ability of the algorithm. Two comparison experiments are conducted for the improved algorithm: MSLCBO is compared with other seven intelligent optimisation algorithms on 16 benchmark functions, and the results show that MSLCBO has a significant performance advantage; and a three-bar truss design problem in engineering application is used for testing, which also verifies the effectiveness of MSLCBO.

Key words: LCBO algorithm; "Beber's law"; "relational field" theory; "projection effect"; optimization

0 引言

目前有许多代表性智能优化算法, 如遗传算法^[1] (Genetic algorithm, GA)、粒子群算法^[2]

(Particle Swarm Optimization, PSO)、差分进化算法^[3] (Differential Evolution, DE)、蚁群算法^[4] (Ant Colony Optimization, ACO)、教学优化算法^[5] (Teaching Learning-Based Optimization, TLBO)、

基金项目: 教育部人文社会科学研究青年基金项目(21YJC630087); 上海市哲学社会科学规划课题(2019BGL014)。

作者简介: 刘勇(1982-), 男, 博士(后), 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 智能优化, 服务网络设计与优化, 系统工程; 胡学敏(1998-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能优化, 系统工程; 陈卓(2000-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能优化, 系统工程。

收稿日期: 2023-10-24

哈尔滨工业大学主办 ◆ 学术研究与应用

JAYA 算法^[6] (Jaya Algorithm)、正弦余弦算法^[7] (Sine Cosine Algorithm, SCA)、知识共享算法^[8] (Gaining-Sharing Knowledge Based Algorithm, GSK) 等。这些算法为许多问题的求解提供了可行有效的方法。然而,随着新问题越来越复杂,以前的算法有可能不再适用。面对不断产生的新问题,智能优化算法的一个发展方向是设计新算法以更好地解决问题。

LCBO 算法 (Life Choice - Based Optimizer, LCBO) 是 Khatri 等学者^[9] 于 2020 年提出的新型智能优化方法。该算法的设计灵感来源于生活中人们为实现目标做出决策的过程,属于模拟人类行为特征的智能方法。

文献[9]将 LCBO 算法应用于解决工程设计问题并取得良好结果。Afzal^[10] 使用 LCBO 优化支持向量机(SVM)建立视觉情感分析的优化支持向量机模型。Oyelade 等学者^[11] 基于智能优化算法优化卷积神经网络的乳腺癌病理医疗图像良恶性诊断,使用 5 种算法优化权重系数,发现 LCBO 训练效果最优。Nguyen 等学者^[12] 使用 LCBO 作为 CNN 的训练变体,并提出一种基于均衡优化训练的交通运输预测增强 CNN 模型(EO-CNN)。由于 LCBO 算法近几年提出的新算法,研究该算法的文献数量有限,目前研究方向主要还是应用该算法来优化参数。在解决较为复杂的高维函数优化问题时,该算法存在容易陷入局部最优解、优化速度慢等问题^[10-12], 仍需要进一步提高 LCBO 算法的优化性能。针对上述问题,本文在该算法基础上设计 3 种改进方法,提出基于心理学理论的多策略生活选择算法 (Multi-Strategy Life Choice-Based Optimizer, MSLCBO)。采用 16 个基准测试函数和 1 个工程实际应用问题进行仿真实验,将 MSLCBO 算法与其他智能优化算法进行对比,结果表明新算法优化性能更好。

1 生活选择优化算法

在 LCBO 算法中将每次的选择看作一个可行解,每次选择后的结果视作为实现目标的最优解。由于不同的目标实现方法不同,算法模拟人们在面临不同的环境做出的决定,由以下 3 种策略组成,分别是:向优秀群体学习;动态调整目标;反思自身错误。

1.1 向优秀群体学习

生活中人们会向一群优秀的人学习,通过观察其举止行为,来寻找成功的方法。对于一个适应度从大到小排序的人群 X , 个体向优秀群体学习用式(1)表示:

$$X'_j = \frac{\sum_{k=1}^n rand(k) \times X_k}{n} \quad (1)$$

其中, X_k 表示优秀群体中的一员,这里 $k \in (1, n)$, 表示从人群中选取 n 个优秀的榜样并向其学习, n 则等于人群数量 N 的开方向上取整。向优秀个体学习的学习系数 $rand(k)$ 取随机数。最后个体 X'_j 做出的选择等于 n 个优秀个体的加权平均值。

1.2 动态调整目标

目标的实现是将难以实现的目标分解成小目标,需要了解如何从当前的目标调整到下一个更好的目标,有计划地实现。该操作通过以下算法实现:

$$\begin{cases} \uparrow f_1 = 1 - \frac{(g-1)}{(iterMax-1)} \\ \uparrow f_2 = 1 - f_1 \\ \uparrow bestDiff = f_1 * r_1 * (X_1 - X_j) \\ \uparrow betterDiff = f_2 * r_1 * (X_{j-1} - X_j) \\ \uparrow X'_j = X_j + r_3 * betterDiff + r_4 * bestDiff \end{cases} \quad (2)$$

其中, X_j 表示当前的个体,在每次迭代后将所有的个体由适应度函数值从好到差排序。由于个体的抉择受到最终目标和下一个目标的影响, X'_j 将受到 $bestDiff$ 和 $betterDiff$ 两者的影响; X_1 表示最优秀的个体; X_{j-1} 表示位于 X_j 之前的个体; g 表示当前的迭代次数; $iterMax$ 表示总迭代次数; f_1 和 f_2 是参数, $f_1 + f_2 = 1$ 。 f_1 表示随迭代次数的增加,数值从 1 到 0 线性减小。当迭代次数接近尾声时下一步目标的影响权重系数越大,而最终目标的影响权重系数越小; r_1 为常数系数。

1.3 反思自身错误

人们在经历一番努力后没有达到目标,就会思考更换方法。此部分算法使用了反向学习法^[13] (Opposition-Based Learning, OBL),增加了算法中的探索性能。一般的表达式可写为:

$$X'_j = X_{\max} + X_{\min} - X_j \quad (3)$$

其中, X_{\max} 和 X_{\min} 分别表示个体的上下界值。通过计算当前解的反向解 X' 来扩大搜索范围。LCBO 算法在式(3)的基础上引入了一个随机数 r , 来增加反向学习的随机性,推得的公式可写为:

$$X'_j = X_{\max} - (X_j - X_{\min}) \times r \quad (4)$$

2 基于心理学理论的多策略生活选择算法

2.1 基于“贝勃规律”有策略地学习

LCBO 算法的向优秀群体学习策略中,当事人随机地向优秀群体中的成员学习,使得学习过程充

满了不确定性。因此,本节引入心理学中的“贝勃规律”^[14],采用有策略地向优秀群体学习代替原先的随机学习。“贝勃规律”是一个心理学效应,就是第一次刺激能缓解第二次的小刺激,即一事物存在着边际效用递减的规律。当个体向优秀群体学习的过程中,学习系数 r_k 随 k 增加而逐渐降低,表示向 X_1 学习系数最高, X_2 次之,依次类推,向 X_n 学习系数最低。在算法中,为提高多样性,每次迭代时在0到1之间生成 n 个随机数,并按照从大到小进行排序。因此,学习过程中的刺激随着学习对象的排列顺序逐渐降低,从而改善算法的局部搜索能力^[15]。将原来的式(1)更改为:

$$X'_j = \frac{\sum_{k=1}^n r_k \times X_k}{n} \quad (5)$$

2.2 受“关系场”启发的精英交流机制

“关系场”效应是指在角色群体的活动效率中,既可能产生增力作用,也可能导致减力作用,在社会心理学上,统称为“关系场”效应^[16]。关系场效应意味着人们在合作学习过程中,容易受到周围氛围的影响具有两面性。当周围的学习氛围与目标实现一致的时候,这种关系场有助于提升个人的技能水平。与之相反,如果周围的学习氛围有悖于目标实现的时候,这种关系场将阻碍个体的发展。

在LCBO算法中,迭代后期种群可能会出现较为密集的状态,此时算法无法跳出局部最优,出现关系场的减力效应。特别在算法运行前期,此种现象的发生将会浪费后续的迭代次数。为了应对此问题,本文设计动态阈值精英交流机制将关系场的减力效应转化为增力效应,进一步提高了局部搜索能力。

用 N 表示群体总数; $indsucc$ 表示单次迭代中群体更新数量; SR 表示群体更新百分比; SRT 表示阈值; T_{curr} 表示触发阈值的总次数; T 表示迭代次数阈值; g_i 表示迭代前后期临界值。该部分流程如图1所示。

由图1可知,若当前迭代次数 $g \leq g_i$ 说明当前迭代处于迭代前期。若 $SR < SRT$ 说明本次迭代并没有达到预想的结果,并记录触发 SRT 的总次数 T_{curr} 。若 $T_{curr} > T$,则说明已经有种群个体陷入局部最优,因此应更新 g_i 为当前的迭代次数 g 。在算法运行过程中, g_i 会随着迭代过程中种群的情况而进行自适应调整,跳出局部最优。算法的迭代后期,需对群体进行反向精英策略^[17]的处理。

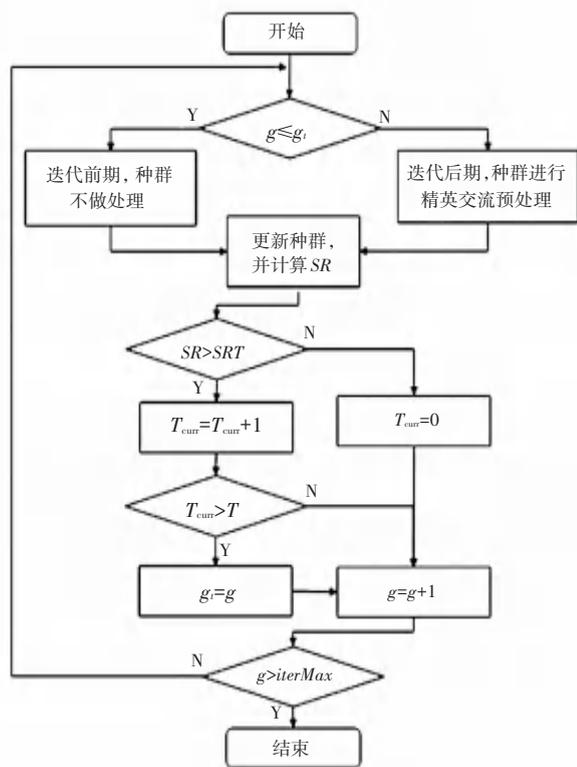


图1 动态阈值精英交流机制流程

Fig. 1 Flow chart of dynamic threshold elite exchange mechanism

2.3 基于“投射效应”改进自身错误

生活中人们难免在认知上受自身的影响,从而难以对周围环境的真实状况及其关系做出客观、准确的判断。这就是心理学上所说的“投射效应”理论^[18]。为了避免“投射效应”对自身决策的影响,应该结合实际情况,客观地从周围环境中认识到自身错误。

LCBO算法中“反思自身错误”策略将算法与OBL相结合。但OBL自身存在一定的不足,迭代后期容易导致算法收敛精度变差。如前所述,为了避免“投射效应”对自身的影响,这里借鉴了折射反向学习(Refracted Opposition-Based Learning, ROBL)。近年被用于改进象群算法^[19]与蝠鲞算法^[20]等,已被证明能够在不同程度上改善基本算法的性能。受“投射效应”理论的影响,将LCBO算法中“反思自身错误”策略更新为:

$$X' = \frac{X_{\max} + X_{\min}}{2} + \left(\frac{X_{\max} + X_{\min}}{2k} - \frac{X}{k} \right) \times r \quad (6)$$

其中, k 表示折射率。

2.4 MSLCBO 算法步骤

在前文研究论述基础上,使用 N 、 dim 、 $iterMax$ 、 $X = (X_1, X_2, \dots, X_N)$ 、 X_{best} 、 g 、 g_i 分别表示为种群数量、维度、最大迭代次数、种群、最优值、当前迭代次

数迭代前后期临界值。 r_2, r_3 为比例系数。本文提出的 MSLCBO 算法流程如下。

算法1 MSLCBO 算法流程

输入 $N, dim, iterMax, X, g_t, r_2, r_3$

输出 X_{best}

1. 初始化种群 X
2. While $g < iterMax$ do:
3. If $g > g_t$ then:
4. 使用精英交流机制对 X 进行预处理
5. END If
6. For $i = 1$ to N :
7. If $rand > r_2$ then:
8. 使用式(5)更新 X_i
9. Else $rand > r_3$
10. 使用式(6)更新 X_i
11. Else
12. 使用式(2)更新 X_i
13. END If
14. END FOR
15. 计算 X 的适应度值并排序,更新 X_{best}
16. 计算 SR 并更新 g_t
17. END While

3 数值实验

为验证改进策略对算法性能的影响,本文选择16个经典测试函数和1个工程实际应用问题进行2组实验。在第1组对比实验中,为验证设计策略在高维问题的有效性,选择其他几种典型的智能优化算法分别在在500维和1000维的测试函数上进行对比实验。在第2组实验中,为验证算法的实际应用能力,使用工程实际应用问题中的三杆桁架设计问题对MSLCBO以及其他智能优化算法进行测试。为保证测试结果的可靠性,每个测试实验均以30次独立运行得到的均值和标准差作为最终的统计指标。

本文的实验环境在64位Windows10操作系统,计算机CPU为i5-4210U,内存RAM为8GB,使用软件Matlab2020b完成算法编程。

3.1 测试函数

研究中, $F_1 \sim F_5$ 是单峰函数,其中仅包含一个全局最优,因此这些函数能够测试算法的开发能力; $F_6 \sim F_{16}$ 是多峰函数,包含多个局部最优,不易找到全局最优,可用于验证算法的全局探索能力。测试

函数及函数信息见表1。

3.2 MSLCBO 与其他智能算法的对比分析

3.2.1 实验参数设置

选取粒子群算法(PSO)、鼠群优化算法(Rat Swarm Optimizer, RSO)^[21]、教学优化算法(TLBO)、JAYA算法(JAYA)、正余弦算法(SCA)、知识获取共享的算法(GSK)以及基本LCBO在相同的实验环境下进行对比实验。参考现有论文的参数设置,对于TLBO中参数设置: $TF = 1$ or 2 ; PSO中参数设置: $w = 1, wdamp = 0.99, c_1 = c_2 = 2$; RSO中参数设置: $R = randz[1, 5]$; SCA中参数设置: $a = 2$; GSK中参数设置: $K_f = 0.5, K_r = 0.9, K = 10$; LCBO中参数设置: $r_1 = 2.350, r_2 = 0.875, r_3 = 0.700$; MSLCBO中参数设置: $k = 1$,其余与LCBO算法保持一致。

3.2.2 对比结果

采用上述16个测试函数在500维和1000维情况下实验,统计均值 M 和标准差 STD 。Inf表示无法收敛,NaN表示无法计算标准差,最优结果用字体加粗表示,实验结果见表2。

从表2中可以看出,仅在求解500维测试函数 F_6 时,SCA算法效果优于MSLCBO算法。在求解500维和1000维的测试函数 F_{14} 时,RSO算法的计算结果比MSLCBO算法好。除此之外,在求解500维和1000维的其他测试函数时,MSLCBO算法具有明显优势。分析后可知对于大部分多峰函数,MSLCBO在500维和1000维均可以取得最优值。因此,基于心理学理论设计的改进策略,能够明显提高算法的优化性能。

为比较这几种算法的优化速度,本文给出了部分测试函数的寻优曲线,如图2所示。从图2中可以发现,在这8种算法中,MSLCBO算法具有最快的寻优速度。

3.2.3 秩和检验

为进一步比较这几种算法的优化性能,使用Wilcoxon秩和检验进行显著性检验。这里,对MSLCBO和其他算法在1000维情况下测试函数的结果进行显著性水平为5%的秩和检验,计算所得 p 值见表3。符号“+”表示MSLCBO优于对比算法;“-”表示MSLCBO性能差于对比算法。

从表3中可以看出,绝大多数情况下计算所得 p 值远小于0.05,说明MSLCBO良好的优化性能在统计检验结果上是显著的,该算法明显优于其他算法。

表1 测试函数
Table 1 Test functions

表达式	函数类型	范围	最优值
$F_1 = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	单峰	$[-100, 100]$	0
$F_2 = \max_{1 \leq i \leq n} (x_i)$	单峰	$[-100, 100]$	0
$F_3 = \sum_{i=1}^n x_i ^{i+1}$	单峰	$[-100, 100]$	0
$F_4 = \sum_{i=1}^n x_i^2$	单峰	$[-100, 100]$	0
$F_5 = x_1^2 + 10^6 \sum_{i=2}^n x_i^2$	单峰	$[-1, 1]$	0
$F_6 = - \left[2.5 \prod_{i=1}^n \sin\left(\pi * \frac{x-30}{180}\right) + \prod_{i=1}^n \sin\left(5 * \frac{x-30}{180}\right) \right]$	多峰	$[-100, 100]$	0
$F_7 = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	多峰	$[-100, 100]$	0
$F_8 = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i x_i $	多峰	$[-100, 100]$	0
$F_9 = \sum_{i=1}^n x_i^2 + \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n ix_i^2\right)^2 + \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n ix_i^2\right)^4$	多峰	$[-100, 100]$	0
$F_{10} = \begin{cases} 0, & \text{if } \sum_{i=1}^n x_i = 0 \\ 1 + (10\,000 \left \sum_{i=1}^n x_i \right)^{0.5}, & \text{otherwise} \end{cases}$	多峰	$[-100, 100]$	0
$F_{11} = \sum_{i=1}^n (10^6 * \frac{i-1}{n-1} * x_i^2)$	多峰	$[-100, 100]$	0
$F_{12} = -20e^{-0.2} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} - e^{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)} + 20 + e$	多峰	$[-32, 32]$	0
$F_{13} = \sum_{i=1}^n x_i \sin x_i + 0.1 x_i $	多峰	$[-10, 10]$	0
$F_{14} = -0.1 \sum_{i=1}^n \cos(5\pi x_i) - \sum_{i=1}^n x_i^2$	多峰	$[-1, 1]$	-0.1N
$F_{15} = -\frac{1 + \cos\left(12 \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}\right)}{2 + 0.5 \sum_{i=1}^n x_i^2}$	多峰	$[-5.12, 5.12]$	-1
$F_{16} = 1 - \cos\left(2\pi \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}\right) + 0.1 \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$	多峰	$[-100, 100]$	0

表2 多种算法测试结果

Table 2 Results of multiple algorithm tests

维度算法	500 维		1 000 维		维度算法	500 维		1 000 维			
	<i>M</i>	<i>STD</i>	<i>M</i>	<i>STD</i>		<i>M</i>	<i>STD</i>	<i>M</i>	<i>STD</i>		
F1	PSO	2.75E+06	4.75E+05	1.04E+07	1.45E+06	F9	PSO	1.27E+06	2.73E+05	2.43E+06	5.37E+05
	RSO	4.02E+06	9.67E+06	3.37E+07	5.91E+07		RSO	1.30E+08	2.86E+08	9.92E+11	4.83E+12
	TLBO	1.65E-01	4.08E-01	8.08E-01	2.17E+00		TLBO	1.05E+06	3.02E+05	2.41E+06	6.99E+05
	JAYA	1.44E+07	2.47E+06	6.38E+07	1.04E+07		JAYA	7.51E+06	1.90E+07	6.42E+10	3.43E+11
	SCA	7.45E+06	1.66E+06	2.68E+07	6.04E+06		SCA	1.96E+06	6.53E+05	1.84E+07	2.67E+07
	GSK	9.10E+05	1.97E+05	3.54E+06	4.82E+05		GSK	1.42E+06	3.88E+05	3.43E+06	1.53E+06
	LCBO	3.99E-192	0.00E+00	3.86E-190	0.00E+00		LCBO	1.96E+01	8.40E+01	1.24E+03	3.49E+03
	MSLCBO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00		MSLCBO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F2	PSO	7.49E+01	3.41E+00	8.36E+01	5.93E+00	F10	PSO	2.63E+00	1.97E+00	5.34E+00	5.20E+00
	RSO	7.26E+01	4.45E+01	7.31E+01	4.48E+01		RSO	1.73E+01	3.94E+01	5.25E+01	8.88E+01
	TLBO	3.31E-31	2.35E-31	1.27E-30	8.10E-31		TLBO	1.24E+01	5.62E+00	1.20E+01	6.57E+00
	JAYA	9.92E+01	2.95E-01	9.96E+01	9.68E-02		JAYA	4.38E+01	2.71E+01	6.17E+01	3.61E+01
	SCA	9.91E+01	2.03E-01	9.96E+01	1.22E-01		SCA	3.47E+01	1.62E+01	3.05E+01	1.57E+01
	GSK	5.73E+01	3.17E+00	6.44E+01	2.80E+00		GSK	1.64E+01	7.49E+00	1.73E+01	9.56E+00
	LCBO	3.04E-147	9.11E-147	3.44E-145	1.26E-144		LCBO	4.34E+00	2.44E+00	5.06E+00	2.68E+00
	MSLCBO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00		MSLCBO	1.00E+00	0.00E+00	1.00E+00	0.00E+00
F3	PSO	Inf	NaN	Inf	NaN	F11	PSO	6.23E+09	1.83E+09	2.48E+10	4.85E+09
	RSO	3.38E-227	0.00E+00	3.83E-211	0.00E+00		RSO	3.61E-251	0.00E+00	4.30E-243	0.00E+00
	TLBO	Inf	NaN	Inf	NaN		TLBO	3.26E-73	5.69E-73	3.34E-72	3.80E-72
	JAYA	Inf	NaN	Inf	NaN		JAYA	5.63E+09	7.07E+08	2.07E+10	2.29E+09
	SCA	Inf	NaN	Inf	NaN		SCA	3.75E+09	1.48E+09	1.56E+10	6.39E+09
	GSK	Inf	NaN	Inf	NaN		GSK	1.46E+09	3.51E+08	7.61E+09	1.17E+09
	LCBO	Inf	NaN	Inf	NaN		LCBO	1.03E-298	0.00E+00	5.72E-297	0.00E+00
	MSLCBO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00		MSLCBO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F4	PSO	2.87E+05	3.98E+04	9.56E+05	6.55E+04	F12	PSO	1.83E+01	3.62E-01	1.94E+01	1.16E-01
	RSO	2.85E-261	0.00E+00	2.21E-258	0.00E+00		RSO	1.01E-15	6.49E-16	1.36E-15	1.23E-15
	TLBO	2.26E-77	2.50E-77	2.09E-76	2.12E-76		TLBO	5.24E-01	1.99E+00	2.80E-01	1.54E+00
	JAYA	1.74E+05	1.26E+04	3.56E+05	2.75E+04		JAYA	1.74E+01	6.49E-01	1.78E+01	7.60E-01
	SCA	1.92E+05	9.04E+04	5.16E+05	1.95E+05		SCA	1.92E+01	3.57E+00	1.93E+01	3.56E+00
	GSK	1.08E+05	9.44E+03	3.32E+05	2.69E+04		GSK	2.16E+01	8.14E-03	2.16E+01	8.91E-03
	LCBO	7.07E-303	0.00E+00	1.64E-300	0.00E+00		LCBO	2.78E-15	1.80E-15	2.31E-15	1.77E-15
	MSLCBO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00		MSLCBO	8.88E-16	0.00E+00	8.88E-16	0.00E+00
F5	PSO	2.83E+07	4.26E+06	9.29E+07	6.58E+06	F13	PSO	5.08E+02	4.28E+01	1.33E+03	6.94E+01
	RSO	4.63E-258	0.00E+00	1.09E-258	0.00E+00		RSO	1.86E-132	8.82E-132	1.91E-132	6.32E-132
	TLBO	2.58E-75	2.78E-75	1.74E-74	2.52E-74		TLBO	2.35E-40	1.42E-40	6.24E-40	4.42E-40
	JAYA	1.71E+07	1.31E+06	3.61E+07	3.27E+06		JAYA	5.19E+02	2.52E+01	1.05E+03	2.78E+01
	SCA	2.01E+07	8.02E+06	4.85E+07	1.64E+07		SCA	1.61E+02	5.52E+01	2.91E+02	1.21E+02
	GSK	1.07E+11	8.19E+09	3.23E+11	2.15E+10		GSK	3.55E+03	8.05E+02	8.19E+03	8.37E+02
	LCBO	1.28E-301	0.00E+00	1.24E-296	0.00E+00		LCBO	2.14E-129	1.17E-128	1.55E-02	8.49E-02
	MSLCBO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00		MSLCBO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F6	PSO	-3.20E-25	1.67E-24	-2.15E-60	6.61E-60	F14	PSO	-1.80E+02	3.56E+00	-3.53E+02	5.78E+00
	RSO	-6.54E-21	3.58E-20	-2.50E-31	1.37E-30		RSO	-4.35E+02	2.76E+01	-8.59E+02	6.24E+01
	TLBO	-7.29E-29	1.99E-28	-1.87E-61	1.02E-60		TLBO	-4.50E+02	5.78E-14	-9.00E+02	3.47E-13
	JAYA	-2.98E-23	1.55E-22	-1.28E-45	5.87E-45		JAYA	-4.43E+02	4.73E+00	-8.88E+02	1.76E+00
	SCA	-1.74E-67	6.44E-67	-5.48E-140	2.96E-139		SCA	-3.39E+02	3.05E+00	-6.66E+02	5.63E+00
	GSK	-2.69E-30	1.36E-29	-1.73E-62	8.95E-62		GSK	-5.00E+06	2.82E-09	-1.00E+07	6.32E-01
	LCBO	-3.29E+00	2.31E-01	-3.22E+00	3.39E-01		LCBO	-4.49E+02	7.88E-01	-8.99E+02	1.22E+00
	MSLCBO	-3.29E-64	1.79E-63	-1.51E-218	0.00E+00		MSLCBO	-1.80E+02	3.37E+00	-3.53E+02	4.84E+00
F7	PSO	Inf	NaN	Inf	NaN	F15	PSO	-2.83E-03	1.93E-04	-1.16E-03	6.32E-05
	RSO	8.69E-138	1.32E-137	1.05E-135	1.34E-135		RSO	-9.79E-01	3.06E-02	-9.58E-01	5.63E-02
	TLBO	Inf	NaN	Inf	NaN		TLBO	-7.86E-01	1.51E-05	-7.52E-01	6.76E-02
	JAYA	Inf	NaN	Inf	NaN		JAYA	-3.49E-03	5.15E-04	-1.61E-03	2.28E-04
	SCA	Inf	NaN	Inf	NaN		SCA	-4.67E-03	8.26E-04	-2.32E-03	4.74E-04
	GSK	Inf	NaN	Inf	NaN		GSK	-1.47E-05	1.29E-06	-6.50E-06	4.57E-07
	LCBO	Inf	NaN	Inf	NaN		LCBO	-9.36E-01	7.22E-09	-9.36E-01	1.27E-08
	MSLCBO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00		MSLCBO	-1.00E+00	0.00E+00	-1.00E+00	0.00E+00
F8	PSO	Inf	NaN	Inf	NaN	F16	PSO	5.92E+01	2.19E+00	1.07E+02	1.79E+00
	RSO	3.02E-23	1.65E-22	4.06E-12	2.22E-11		RSO	4.66E-02	6.28E-02	5.33E-02	6.28E-02
	TLBO	Inf	NaN	Inf	NaN		TLBO	2.23E-01	4.30E-02	2.83E-01	3.79E-02
	JAYA	Inf	NaN	Inf	NaN		JAYA	4.29E+01	1.95E+00	6.10E+01	2.01E+00
	SCA	Inf	NaN	Inf	NaN		SCA	4.56E+01	8.23E+00	6.61E+01	1.24E+01
	GSK	Inf	NaN	Inf	NaN		GSK	3.93E+01	1.76E+00	6.34E+01	2.31E+00
	LCBO	Inf	NaN	Inf	NaN		LCBO	1.09E-01	3.88E-02	9.99E-02	5.51E-09
	MSLCBO	5.91E-257	0.00E+00	2.39E-241	0.00E+00		MSLCBO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00

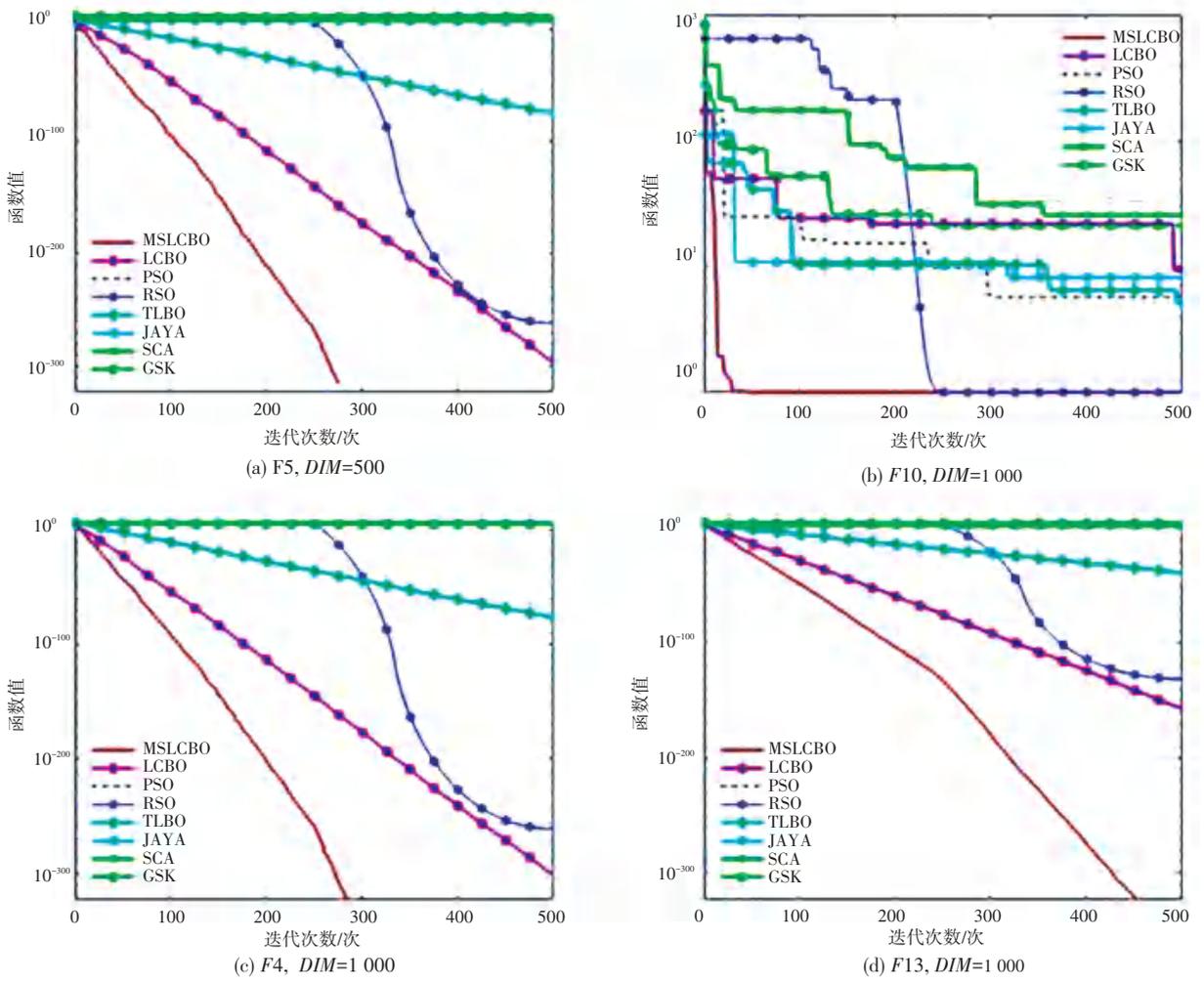


图 2 4种测试函数的寻优曲线

Fig. 2 Convergence curves on for test functions

表 3 秩和检验表

Table 3 Rank sum test table

函数	PSO vs MSLCBO	RSO vs MSLCBO	TLBO vs MSLCBO	JAYA vs MSLCBO	SCA vs MSLCBO	GSK vs MSLCBO	LCBO vs MSLCBO
F1	1.21E-12 +	2.93E-05 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +
F2	1.21E-12 +	1.70E-08 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +
F3	1.69E-14 +	3.13E-04 +	1.69E-14 +	1.69E-14 +	1.69E-14 +	1.69E-14 +	1.69E-14 +
F4	1.21E-12 +	2.16E-02 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +
F5	1.21E-12 +	5.58E-03 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +
F6	3.02E-11 +	3.02E-11 +	3.02E-11 +	3.02E-11 +	3.02E-11 +	3.02E-11 +	3.02E-11 +
F7	1.69E-14 +	2.21E-06 +	1.69E-14 +	1.69E-14 +	1.69E-14 +	1.69E-14 +	1.69E-14 +
F8	1.21E-12 +	1.84E-01 -	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +
F9	1.21E-12 +	1.27E-05 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +
F10	1.21E-12 +	1.81E-01 -	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +
F11	1.21E-12 +	2.79E-03 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +
F12	1.21E-12 +	2.15E-02 +	1.20E-13 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.69E-14 +
F13	1.21E-12 +	1.10E-02 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +
F14	5.37E-02 -	2.63E-11 +	1.21E-12 +	3.02E-11 +	3.02E-11 +	1.72E-12 +	3.02E-11 +
F15	1.18E-12 +	6.57E-05 +	1.20E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.59E-13 +
F16	1.21E-12 +	3.45E-07 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	1.21E-12 +	6.85E-13 +
+/-/-	15/0/1	14/0/2	16/0/0	16/0/0	16/0/0	16/0/0	16/0/0

3.3 工程应用问题

为了进一步验证 MSLCBO 在工程应用问题中的可行性, 使用三杆桁架设计问题 (Three - bar Truss Design Problem, TBTD) 进行测试。三杆桁架设计问题是土木工程领域中的一个结构优化问题, 在该问题中, 为了使目标函数值最小, 需要对两个杆长(x_1, x_2) 进行操作, 由于该工程问题只涉及 2 个变量, 属于低维问题。三杆桁架设计问题示意图如图 3 所示。研究给出该问题的数学模型具体如下。

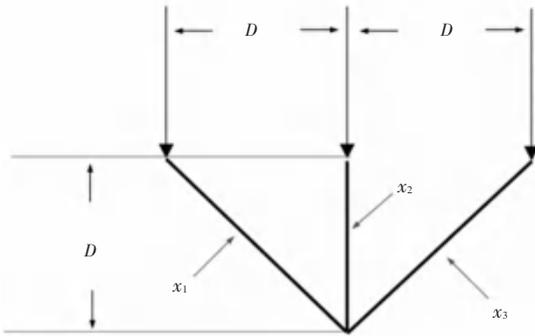


图 3 三杆桁架设计问题示意图

Fig. 3 Schematic diagram of three-bar truss design problem

(1) 目标函数。可由式(7)进行描述:

$$\min f(x) = (\sqrt{2x_1} + x_2) \times l \quad (7)$$

(2) 约束条件。可由式(8)~式(11)进行描述:

$$g_1(x) = \frac{\sqrt{2}x_1 + x_2}{(\sqrt{2}x_1^2 + 2x_1x_2)}P - \sigma \leq 0 \quad (8)$$

$$g_2(x) = \frac{x_2}{\sqrt{2}x_1^2 + 2x_1x_2}P - \sigma \leq 0 \quad (9)$$

$$g_3(x) = \frac{1}{\sqrt{2}x_2 + x_1}P - \sigma \leq 0 \quad (10)$$

$$0 \leq x_i \leq 1; i = 1, 2 \quad (11)$$

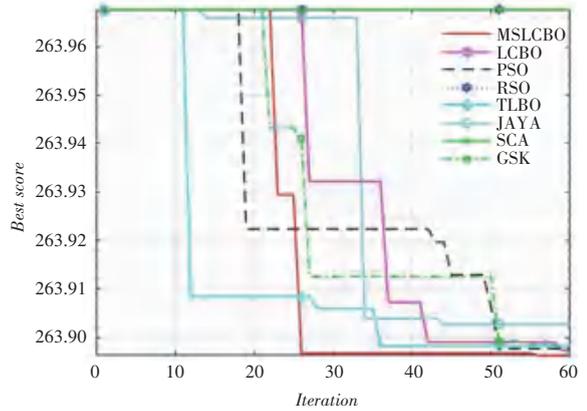
(3) 参数。可由式(12)进行描述:

$$\begin{aligned} l &= 100 \text{ cm} \\ P &= 2 \text{ kN/cm}^2 \\ \sigma &= 2 \text{ kN/cm}^2 \end{aligned} \quad (12)$$

这里, 仍将 MSLCBO 与 3.2 节中其他 7 种算法进行对比。最大迭代次数为 60, 种群规模为 100, 其他参数保持不变。对比结果如图 4 所示。从图 4 中可以看出, 与其他 7 种算法相比较, MSLCBO 在整体上具有更高计算精度和更快的寻优速度。

图 4 三杆桁架设计问题的寻优曲线

Fig. 4 Optimization curve of three-bar truss design problem



4 结束语

为提升 LCBO 算法的性能, 提出一种多策略生活选择算法 MSLCBO。首先采用 2 种改进方法来提高 LCBO 算法的局部搜索能力。一是针对向优秀群体学习的策略, 基于心理学中的“贝勃规律”设计改进策略。使学习系数随优秀群体排列顺序逐渐递减, 来代替原先的随机学习; 二是受心理学上的“关系场”启发, 设计动态阈值精英交流机制将关系场的减力效应转化为增力效应, 来提高种群多样性, 提高种群质量。其次, 为了提高算法的全局寻优能力, 针对反思自身错误策略, 基于“投射效应”理论, 引入折射反向学习策略。通过与其他智能优化算法的对比实验, 分别验证了 MSLCBO 算法在高维测试函数和工程应用问题的有效性。将 MSLCBO 算法用于解决大规模电网电量预测问题是下一步的研究工作。

参考文献

- [1] HOLLAND J H. Genetic algorithms [J]. Scientific American, 1992, 267(1): 66-73.
- [2] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C] // Proceedings of ICNN '95 - International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: IEEE, 1995, 4: 1942-1948.
- [3] STORN R, PRICE K. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4): 341.
- [4] COLONI A, DORIGO M, MANIEZZO V. Distributed optimization by ant colonies [C] // Proceedings of the First European Conference on Artificial Life. Paris, France: Elsevier Publishers, 1991, 142: 134-142.
- [5] RAO R V, SAVSANI V J, VAKHARIA D P. Teaching-learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems [J]. Computer - Aided Design, 2011, 43(3): 303-315.
- [6] RAO R. Jaya: A simple and new optimization algorithm for solving constrained and unconstrained optimization problems [J].

- International Journal of Industrial Engineering Computations, 2016, 7(1): 19–34.
- [7] MIRJALILI S. SCA; a sine cosine algorithm for solving optimization problems[J]. Knowledge-based systems, 2016, 96: 120–133.
- [8] MOHAMED A W, HADI A A, MOHAMED A K. Gaining – sharing knowledge based algorithm for solving optimization problems; a novel nature – inspired algorithm [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2020, 11 (7): 1501–1529.
- [9] KHATRI A, GABA A, RANA K P S, et al. A novel life choice-based optimizer [J]. Soft Computing, 2020, 24 (12): 9121 – 9141.
- [10] AFZAL A M S S. Optimized support vector machine model for visual sentiment analysis [C]//2021 3rd International Conference on Signal Processing and Communication (ICPSC). Coimbatore, India; IEEE, 2021: 171–175.
- [11] OYELADE O N, EZUGWU A E. Characterization of abnormalities in breast cancer images using nature-inspired metaheuristic optimized convolutional neural networks model [J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2022, 34(4): e6629.
- [12] NGUYEN T, NGUYEN G, NGUYEN B M. EO – CNN: an enhanced CNN model trained by equilibrium optimization for traffic transportation prediction [J]. Procedia Computer Science, 2020, 176: 800–809.
- [13] TIZHOOSH H R. Opposition-based learning: A new scheme for machine intelligence [C]//International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce (CIMCA – IAWTIC ‘06). Vienna, Austria; IEEE, 2005, 1: 695–701.
- [14] 杨楠. 借用心理学方法改善高校思想政治教育工作[D]. 太原: 山西财经大学, 2010.
- [15] 钱江波, 张佳星, 姚大伟, 等. 一种基于改进惯性权重的粒子群优化算法[J]. 计算机与数字工程, 2022, 50(8): 1667–1670.
- [16] 陶佳. 化学合作学习中心心理效应的研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2014.
- [17] 何小龙, 张刚, 陈跃华, 等. 融合 Lévy 飞行和精英反向学习的 WOA-SVM 多分类算法[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(12): 3640–3645.
- [18] 张莉曼, 张向先, 卢恒, 等. 心理投射视域下学术社交网络用户使用动机的画像研究[J]. 情报科学, 2022, 40(5): 128–136.
- [19] 余修武, 黄露平, 刘永, 等. 融合柯西折射反向学习和变螺旋策略的 WSN 象群定位算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(12): 3183–3189.
- [20] 董跃华, 李俊, 朱东林. 基于 Halton 序列改进蝠鲞算法的 K-means 图像分割[J]. 电光与控制, 2023, 30(2): 91–98.
- [21] DHIMAN G, GARG M, NAGAR A, et al. A novel algorithm for global optimization: rat swarm optimizer [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021, 12: 8457–8482.