



Improved Sand Cat Swarm Optimization with Multi-strategy Cooperative

Qiao He, Zhang Yuhuan*

Faulty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao, China

Email address:

joejoe2003@126.com (Qiao He), 1823889415@qq.com (Zhang Yuhuan)

*Corresponding author

To cite this article:

Qiao He, Zhang Yuhane. Improved Sand Cat Swarm Optimization with Multi-strategy Cooperative. *Science Discovery*.

Vol. 10, No. 6, 2022, pp. 482-488. doi: 10.11648/j.sd.20221006.26

Received: November 5, 2022; **Accepted:** November 29, 2022; **Published:** December 8, 2022

Abstract: The basic sand cat swarm optimization (SCSO) algorithm has the shortcomings of low accuracy, slow convergence and easy local optimality in solving complex optimization problems. An improved SCSO algorithm (Improved sand cat swarm optimization, ISCSO) is proposed based on chaotic sequences and Lévy flight. The initial population is generated using the Kent chaos strategy, which reduces the overlapping probability of individual distribution within the sand cat population and increases the diversity of the initial sand cat population. The auditory sensitivity of the sand cat is improved to balance the process of sand cat development and exploration, increasing the search range of the algorithm while improving the convergence speed. The introduction of Lévy flight trajectory change perturbs the sand cat position, updates the position formula, improves the situation of the sand cat falling into local stagnation, and improves the algorithm in the iterative process of premature and falling into the local optimum. Through the test of the benchmark function, comparing the optimal value, the mean value, the standard deviation and the Wilcoxon rank sum test under different optimization algorithms, the statistical results that the improved SCSO algorithm has higher accuracy in finding the best and better convergence. Finally, ISCSO is used to optimize the welded beam problem to further verify the effectiveness of the improved algorithm.

Keywords: Sand Cat Swarm Optimization, Kent Chaotic, Lévy Flight, Multi-strategy Cooperative, Parameter Optimization

多策略融合的改进沙猫群算法

乔和, 张钰晗*

辽宁工程技术大学电气与控制工程学院, 葫芦岛, 中国

邮箱

joejoe2003@126.com (乔和), 1823889415@qq.com (张钰晗)

摘要: 针对基本沙猫群优化算法 (Sand cat swarm optimization, SCSO) 在解决复杂优化问题中存在精度低、收敛慢以及易局部最优等不足。基于混沌序列和莱维飞行, 提出一种多策略融合的改进SCSO算法 (Improved sand cat swarm optimization, ISCSO)。采用Kent混沌策略产生初始种群, 降低沙猫种群内个体分布的重叠概率, 提高初始种沙猫群的多样性; 对沙猫的听觉灵敏度进行改进, 平衡沙猫开发和探索的过程, 增加算法搜索范围的同时提高收敛速度; 引入莱维飞行轨迹改对沙猫位置进行扰动, 更新位置公式, 改进沙猫陷入局部滞留的情况, 改善算法在迭代过程中早熟、陷入局部最优的情况。通过基准函数的测试, 对比不同优化算法下的最优值、平均值、标准差和Wilcoxon秩和检验, 结果表明改进的SCSO算法寻优精度更高, 收敛性更好。最后, 利用ISCSO对焊接梁问题进行优化, 进一步验证改进算法的有效性。

关键词: 沙猫群算法, Kent混沌, 莱维飞行, 多策略融合, 参数优化

1. 引言

优化是一种常见而又复杂的数学问题。为解决这类问题, 传统方法常采用如Newton法[1], 同伦法[2]以及Groebner基[3]等数值方法。随着优化问题的复杂化、庞大化, 大量非线性、多约束条件的引入, 传统数值方法不在能够满足优化问题的求解。不依赖特定问题, 从预定边界条件所构成的空间范围内随机搜索最优解的智能算法逐渐取代数值方法被应用在各个科学领域[4]。智能算法根据原理的不同被分为进化算法、物理方法以及群体智能算法。进化算法是一种基于种群搜索的方法, 以达尔文进化论为基本原理。种群内的所有群体都会影响最优解的精度, 常见的有遗传算法[5]、禁忌搜索算法[6]、生物地理学优化算法[7]和黑寡妇优化搜索算法[8]等; 物理法是遵循自然界物理规则(引力、温度、惯性)对最优解进行随机搜索, 以引力搜索算法[9]、黑洞算法[10]、模拟退火算法[11]以及多元宇宙算法[12]等。群体智能算法的灵感来源于自然界生物的社会行为。相比于进化算法和物理算法, 群体智能算法原理简单、算法易实现和寻优能力强等特点。以鸟类在自然界的行为为灵感的粒子群算法[13], 模拟了蚂蚁觅食的行为的蚁群算法[14]。该类算法还有鲸鱼算法[15]、麻雀算法[16]和灰狼算法[17]等。

沙猫群搜索算法是来自土耳其伊斯坦耶大学的学者Seyyedabbasi等人[18]在2022年提出一种新型群体智能算法。该算法结合花授粉算法和蝴蝶算法, 以沙猫对猎物搜索以及狩猎的行为为基础, 通过平衡机制完成搜索和开发的过程。与其它种群智能算法相比, 该算法在解决优化过程时更能平衡各种问题, 对复杂问题有更好的求解精度[18]。虽然相比于其它智能算法, SCSO算法在求解工程问题精度中有了进一步的提高, 但在解决大规模复杂问题时仍存在求解精度低、易早熟等不足。对初始种群的分布、平衡搜索与开发机制以及改进位置更新公式是针对群体智能算法的改进的主要方向。毛清华等人引入Logistics混沌映射初始化种群, 使海鸥更加均匀地分布在初始空间中[19]; 付华等人采用精英混沌反向学习策略生成初始种群, 增强初始个体的质量和种群多样[20]; 刘小龙等人引入非线性收敛因子提高原始算法的探索和开发的协调能力[21]; 龙文等人融合翻筋斗觅食策略改进海鸥位置, 增加跳出局部最优的能力[22]; 王智慧等人通过对飞行方向和位置的动态调, 同时不断产生新个体, 有效避免了算法陷入局部最优[23]。

为进一步改善沙猫群算法的性能, 本文提出一种融合多策略方法的改进沙猫群搜索算法, 通过基准函数和实际工程问题的测试, 验证了改进沙猫群搜索算法在处理优化问题中具有更好的精度和鲁棒性。

2. 沙猫群搜索算法

SCSO算法根据优化问题函数参数获得解的最佳值, 初始沙猫个体在搜索空间内均匀生成, 每个沙猫将输出相

应函数的值, 当一次迭代结束时, 截至到当前, 在该迭代中成本最高的沙猫被选择为最优方案, 在迭代过程中向最优解逐渐聚集。噪声的接受过程是沙猫在搜索过程的主要机制。沙猫的听觉范围为0~2000Hz, 则假设该值 \bar{r} 在迭代过程中满足公式(1)线性递减:

$$\bar{r} = s - \left(\frac{s \cdot t}{T}\right) \quad (1)$$

式中 s 为听觉系数, 一般取2。

\bar{r} 通过影响转换参数 \bar{R} 对探索和开发两个阶段进行转换:

$$\bar{R} = 2 \cdot \bar{r} \cdot (r_1 - 1) \quad (2)$$

通过 \bar{R} 的平衡作用使两种过程间的转换更加平衡。为避免陷入局部最优, 假设每只沙丘猫的听觉范围不同:

$$\bar{r}_s = \bar{r} \times r_2 \quad (3)$$

每只沙猫根据最佳候选位置 \bar{P}_{best} 和当前位置 \bar{P}_{cur} 及其灵敏度范围 \bar{r}_s 更新自己的位置:

$$\bar{P}(t+1) = \bar{r}_s \cdot (\bar{P}_{best}(t) - r_3 \cdot \bar{P}_{cur}(t)) \quad (4)$$

公式(4)给出了算法在搜索区域找到新的局部最优的机会。因此, 获得的位置位于当前位置和猎物位置之间。由于该过程通过随机实现, 而不是通过精确计算。因此, SCSO的随机性更好, 降低了算法的运行成本低。

当沙猫锁定猎物后, 对猎物进行狩猎行动。该过程通过公式(5)和公式(6)完成:

$$\bar{P}_r = \left| r_4 \cdot \bar{P}_{best}(t) - \bar{P}_{cur}(t) \right| \quad (5)$$

$$\bar{P}(t+1) = \bar{P}_{best}(t) - \bar{r}_s \cdot \bar{P}_r(t) \cdot \cos(\theta) \quad (6)$$

式中 \bar{P}_r 为随机位置, 保证了对应猫可以接近猎物的行为; θ 为沙猫随机移动方向, 且 $\theta \in [0, 2\pi]$ 。因此沙猫群体中的每一只沙猫都可以沿着搜索空间的方向移动, 在此避免陷入局部最优解。随着迭代的进行, 沙猫逐渐接近猎物, 获得最优解。

参数 r 和 R 为勘探开发提供了保障。这些参数允许SCSO在两个阶段之间无缝切换。当 $|R| \leq 1$ 时, 沙猫攻击猎物, 否则, 沙猫在全球范围内进行探索和寻找猎物。式7表示每只沙猫在探索、开发阶段的位置更新情况。

$$\bar{X}(t+1) = \begin{cases} \bar{P}_{best}(t) - \bar{r}_s \cdot \bar{P}_r(t) \cdot \cos(\theta) & |R| \leq 1 \\ \bar{r}_s \cdot (\bar{P}_{best}(t) - r_5 \cdot \bar{P}_{cur}(t)) & |R| > 1 \end{cases} \quad (7)$$

该算法的平衡行为和在全局空间中寻找其他可能的局部空间过程具有快速和准确的收敛速度, 因此, 它有助于在高维和多目标问题中表现良好。

3. 改进沙猫群搜索算法

为了改善基本SCSO的不足, 通过对沙猫生成与位置更新进行改进, 以提高算法性能。

3.1. 基于Kent混沌的初始化种群改进

在SCSO中, 初始沙猫群位置由伪随机产生, 随机性和多样性不足。混沌映射可以有效改善随机方法的遍历性和无序性, 能够能够在一定范围内无重复遍历, 由统计学可知Kent映射比Logistic映射好的遍历性[24], 因此采用Kent混沌提高初始沙猫分布的随机性和遍历性。Kent混沌映射方程如下

$$k_{n+1} = \begin{cases} k_n / \lambda & 0 < k_n \leq \lambda \\ (1 - k_n) / (1 - \lambda) & \lambda < k_n \leq 1 \end{cases} \quad (8)$$

式中 $\lambda \in (0, 1)$ 为Kent参数, 且 $k_0 \neq \lambda$ 。

将Kent混沌映射方程, 利用公式生成初始沙猫种群 X :

$$X = lb + K(ub - lb) \quad (9)$$

式中 lb 、 ub 为解空间边界, K 为由Kent混沌映射方程产生的序列。

图1展示了两种方法下沙猫种群分布图, 其中图1(a)采用随机法生成初始沙猫种群, 图1(b)采用Kent混沌映射产生初始沙猫种群, 其中 $\lambda=0.4$ 。

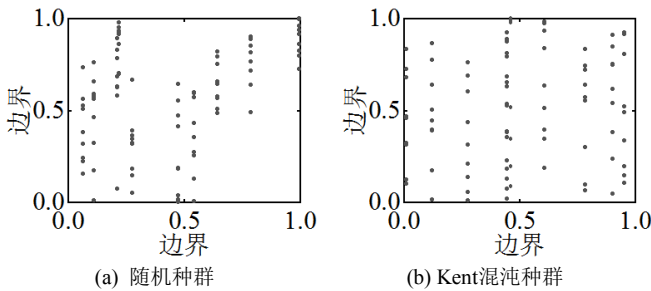


图1 沙猫种群初始分布图。

3.2. 探索和开发机制的改进

SCSO算法中, 维持探索和开发机制的核心是 \vec{r} , 但标准SCSO中 \vec{r} 从2至0线性递减, 变化幅度相同, 使算法对复杂多峰函数寻优能力减弱。由公式(1)和(2)可知, 于 R 属于 $[-2r, 2r]$ 内的一个随机数, 当 R 小于等于1时, 沙猫被强制执行对猎物攻击, 反之, 则强制进行搜寻猎物。较大 \vec{R} 有利于全局搜索, 较小的 \vec{R} 有利于局部开发。适当增加搜索次数有助于增加种群多样性、扩大搜索范围。因此, 使用如下非线性收敛因子 \vec{r}_t :

$$\vec{r}_t = s \cdot \cos\left(\frac{t \cdot \pi}{s \cdot T}\right) \quad (10)$$

从图2可以看出, 受 \vec{r}_t 非线性变化导致 R_t 值不在以线性衰减呈现, 同时增加了 R_t 大于1或小于-1的次数。 R_t 的变化更符合实际情况, 迭代前期缓慢下降中后期快速下降有助于在提高精度的同时加快收敛; 同时增加了全局搜索的几率。

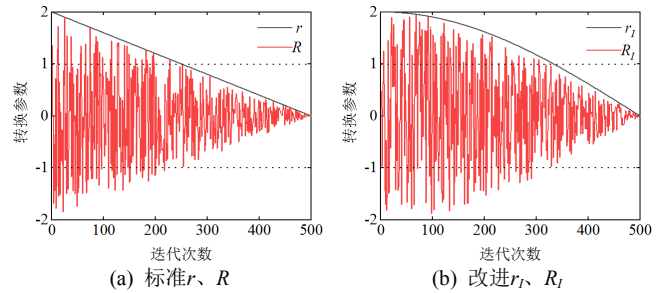


图2 改进前后参数对比图。

3.3. 融合Lévy飞行的位置更新机制

Lévy飞行是一种模拟动物觅食行为的一种随机游走过程属于非高斯随机过程, 在小步长的游走的基础上发生一定的大步长的游走。当沙猫逐渐接近猎物时, 容易出现快速聚拢现象, 陷入局部最优, 借助Lévy飞行策略可以摆脱沙猫聚集现象, 有助于沙猫跳出局部最优。按照Mantegna法则进行计算:

$$Le'vy(\beta) \sim \frac{\phi \times \mu}{|v|^\beta} \quad (11)$$

$$\phi = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\frac{\pi\beta}{2})}{\Gamma(\frac{\beta(1+\beta)}{2} \times 2^{\frac{\beta-1}{2}})} \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (12)$$

将Lévy飞行应用到SCSO中沙猫的移动过程中, 可以有效提高SCSO的探索能力以及全局寻优能力。公式(13)-(16)为改进后的SCSO算法位置更新公式:

$$\vec{P}_r = \left| 0.005 Le'vy \cdot \vec{P}_{best}(t) - \vec{P}_{cur}(t) \right| \quad (13)$$

$$\vec{r}_{sl} = \vec{r}_t \times \vec{r}_2 \quad (14)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{P}_{best}(t) - \vec{r}_{sl} \cdot \vec{P}_{rl}(t) \cdot \cos(\theta) \quad |R| \leq 1 \quad (15)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{r}_s \cdot (\vec{P}_{best}(t) - 0.005 Le'vy \cdot \vec{P}_{cur}(t)) \quad |R| > 1 \quad (16)$$

综合上述改进措施得到ISCSO的流程图如下

4. 算法比较

为了验证ISCSO的改进效果, 采用6个基准测试函数进行性能测试。具体测试函数如表1所示。

表1 测试函数。

编号	函数	维度	范围	最优值
F1	Sphere	30	[-100,100]	0
F2	Schwefel2.22	30	[-10,10]	0
F3	Griewank	30	[-600,600]	0
F4	Ackley	30	[-32,32]	0
F5	Kowalik	4	[-5,5]	0.0003
F6	Goldstein-Price	2	[-2,2]	3

测试函数分为单峰函数 (F1、F2)、多峰函数(F3、F4)以及固定维多峰测试函数 (F5、F6), 分别验证算法寻优的能力。分别对灰狼算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)、鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)、SCSO以及ISCSO进行测试。其中种群数量为30, 最大迭代次数为100, 其余算法参数均采用标准算法参数。为避免偶然性, 每种算法均运行30, 分别统计各算法的最优值、平均值以及标准差。测试结果如表2所示, 各结果最优值已在表中突出表示; 选取每种算法的最优情况绘制收敛曲线图, 如图4所示。

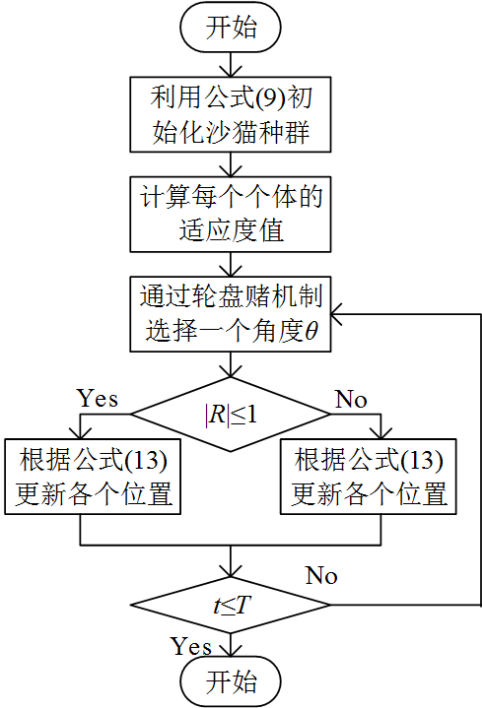


图3 ISCSO流程图。

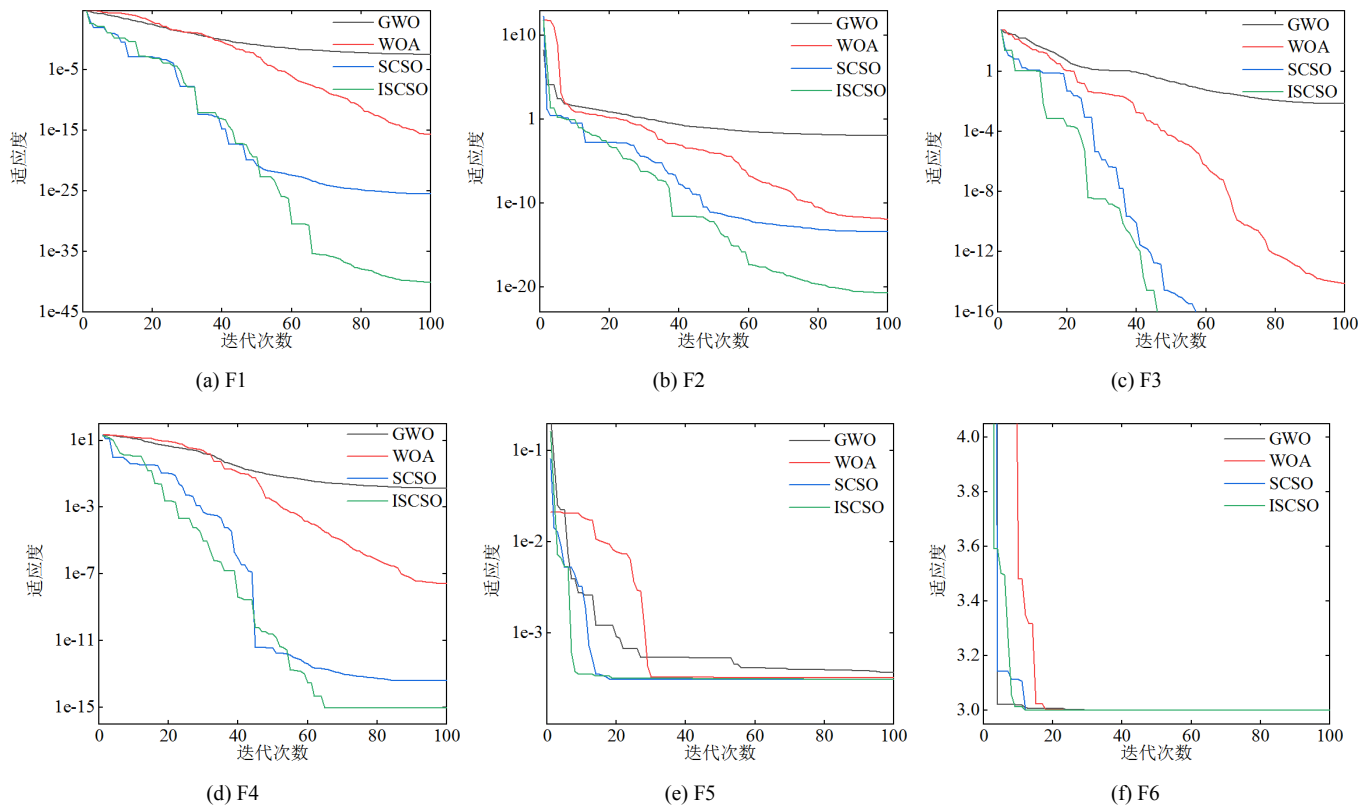


图4 GWO、WOA、SCSO、ISCSO收敛。

表2 算法性能。

算法	指标	F1	F2	F3	F4	F5	F6
GWO	最优值	0.0038	0.0114	0.0069	0.0129	3.7006E-4	3
	平均值	0.0142	0.0237	0.0837	0.0266	0.0082	3.0010
	标准差	0.0109	0.0073	0.0626	0.0103	0.0094	0.0013

算法	指标	F1	F2	F3	F4	F5	F6
WOA	最优值	2.1904E-16	1.1487E-12	7.6605E-15	2.5152E-8	3.2487E-4	3
	平均值	6.2179E-12	6.4632E-9	0.0541	3.1051E-7	0.0025	4.8167
	标准差	1.3621E-11	8.7839E-9	0.2053	2.8823E-7	0.0047	6.7907
SCSO	最优值	3.2184E-26	3.6664E-14	0	3.9968E-14	3.0809E-4	3
	平均值	8.814E-20	3.3414E-11	7.4015E-18	1.4770E-11	0.0032	3.0003
	标准差	1.9192E-19	6.7425E-11	3.9858E-17	3.5021E-11	0.0105	4.0937E-4
ISCSO	最优值	7.9094E-41	1.8515E-21	0	8.8818E-16	3.0892E-4	3
	平均值	3.0541E-33	9.7931E-19	0	1.9540E-15	4.8946E-4	3.0002
	标准值	1.3895E-32	2.4431E-18	0	1.6281E-15	1.4773E-4	2.6788E-4

由表2可以看出在6个测试函数中, ISCSO算法相较于其他算法, 在平均值和标准差两个方面, 均优于其他算法。

在单峰函数F1和F2中, 相比于其它算法, ISCSO在收敛精度上有显著提高; 此外在多峰函数中, 也达到了相应的优化效果。除此之外, 虽然在F3和F4的测试过程中, SCSO与ISCSO最优值均可收敛到测试函数对应的实际最优值, 但ISCSO的平均值与标准差均优于SCSO。表明了明改进后的算法有效的提高了收敛精度, 改善了算法陷入局部最优的情况。从图2(a)-(d)中可以看出, 在收敛过程中, 当ISCSO陷入局部最优时, 通过大步长扰动可以有效跳出, 继续在全局寻找最优解。且ISCSO的收敛曲线一直位于其它算法的最下方, 表明ISCSO算法的收敛精度更高。在图2(e)中, 虽然SCSO的最优值略优于ISCSO, 但在收敛速度、平均值、标准差均明显差于ISCSO。图2(f)中, ISCSO也是最先寻找到最优值, 且算法稳定性更好。

为了在统计学上验证改进算法的有效性, 以显著水平 $p=5\%$ 的条件下, 对上述测试函数重新进行Wilcoxon秩和检验, 将ISCSO分别与GWO、WOA以及SCSO进行比较, 结果记作 p_1 、 p_2 和 p_3 。统计结果如表3所示, 其中, N/A表示二者性能相近且无法比较。

表3 基准函数的Wilcoxon秩和检验结果。

函数	p_1	p_2	p_3
F1	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06
F2	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06
F3	1.73E-06	1.73E-06	N/A
F4	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06
F5	4.73E-06	1.25E-04	6.42E-03
F6	4.07E-02	1.65E-01	3.60E-01

由表3可知, 除了 p_3 的F3和F6以及 p_3 的F6外其他情况下的ISCSO性能都具有统计学意义。因此, 本文提出的ISCSO相较于标准SCSO在收敛性、精度和稳定性上有显著提高且在统计上是可行的。

5. 基于改进沙猫群搜索算法的焊接梁设计

焊接梁设计是常见的约束性工程设计优化问题[25]。使用该问题来评估ISCSO解决实际问题的能力。如图5所示, 该设计问题的目标是使焊接梁的制造成本最小化。其中约束条件为弯曲应力 θ 、剪切力 τ 、梁挠度 δ 、杆屈曲载荷 P_c ; 变量为焊缝厚度 h , 以及杆的长宽高 (l 、 t 、 b)。

根据要求, 构建适应度函数公式:

$$\min f(x_1, x_2, x_3, x_4) = 1.10471x_1^2x_2 + 0.04811x_3x_4(14 + x_2) \quad (17)$$

式中变量 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 分别对应 h 、 l 、 t 、 b 。其中 x_1 、 $x_4 \in [0.1, 2]$, x_2 、 $x_3 \in [0.1, 10]$

同时约束条件如下:

$$g_1(x) = \tau(x) - \tau_{\max} \leq 0 \quad (18)$$

$$g_2(x) = \sigma(x) - \sigma_{\max} \leq 0 \quad (19)$$

$$g_3(x) = \delta(x) - \delta_{\max} \leq 0 \quad (20)$$

$$g_4(x) = x_1 - x_4 \leq 0 \quad (21)$$

$$g_5(x) = P - P_c(x) \leq 0 \quad (22)$$

$$g_6(x) = 0.125 - x_1 \leq 0 \quad (23)$$

$$g_7(x) = 1.10471x_1^2x_2 + 0.04811x_3x_4(14 + x_2) \leq 5 \quad (24)$$

其中公式(18)-(24)的中间变量如下:

$$\tau(x) = \sqrt{(\tau')^2 + 2\tau'\tau''\frac{x_2}{2R} + (\tau'')^2} \quad (25)$$

$$\tau' = \frac{P}{\sqrt{2}x_1x_2} \quad (26)$$

$$\tau'' = \frac{MR}{J} \quad (27)$$

$$M = P(L + 0.5x_2) \quad (28)$$

$$R = \sqrt{0.25(x_2^2 + (x_1 + x_3)^2)} \quad (29)$$

$$J = 2(x_1x_2\sqrt{2}(\frac{x_2^2}{12} + \frac{(x_1 + x_2)^2}{4})) \quad (30)$$

$$\sigma(x) = \frac{6PL}{x_4x_3^2} \quad (31)$$

$$\delta(x) = \frac{6PL^3}{Ex_3^2x_4} \quad (32)$$

$$P_c(x) = \frac{4.013E}{L^2}\sqrt{\frac{x_3^2x_4^6}{36}}(1 - \frac{x_3}{2L}\sqrt{\frac{E}{4G}}) \quad (33)$$

式中: $\sigma_{\max}=3 \times 10^4$ psi, $P=6 \times 10^3$ lb, $L=14$ in., $\delta_{\max}=0.25$ in., $E=3 \times 10^7$ psi, $\tau_{\max}=1.36 \times 10^4$ psi, $G=1.2 \times 10^7$ psi。

利用ISCSO算法对焊接梁设计问题进行求解, 表4、表5总结了每种算法独立运行30次后得到目标函数最优值、平均值和函数评价次数, 以及最优值下的各变量的优化结果。

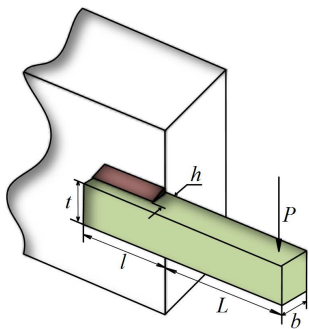


图5 焊接梁结构图。

表4 焊接梁问题算法性能。

算法	最优值	最差值	平均值	标准差
GWO	1.7260	1.7331	1.7290	0.0020
WOA	1.7962	4.9923	2.4234	0.7073
SCSO	1.7253	1.7419	1.7286	0.0041
ISCSO	1.7249	1.7323	1.7265	0.0018

表5 最优自变量。

算法	最优值对应变量			
	h	l	t	b
GWO	0.2054	3.4809	9.0400	0.2057
WOA	0.1701	4.2187	9.4964	0.2046
SCSO	0.2056	3.4757	9.0348	0.2058
ISCSO	0.2057	3.4714	9.0369	0.2057

从表4可以看出, 在30次独立运行中, 相比于其它三种算法, ISCSO算法对焊接梁参数的优化效果更好, 各项性能统计的结果均达到最优, 表明ISCSO算法的良好地寻优能力。

6. 结论

为了进一步提高SCSO算法的寻优能力, 本文从种群生成、状态转换以及位置更新三个方向入手, 提出一种多策略融合的改进沙猫群搜索算法。采用Kent混沌序列生成初始种群, 增加种群多样性; 引入非线性因子, 利用三角函数的非线性, 调高算法全局搜索概率; 采用Lévy飞行策略对沙猫位置进行扰动, 增加沙猫跨步搜索的能力, 有效改善算法陷入局部最优的情况。通过对3组6个不同的测试函数测验, 测验结果表明。ISCSO算法收敛精度更高, 在快速收敛的同时依然能够保持较好的稳定性。以实际工程问题为例, 对算法进行性能分析。结果表明, 相比于其他算法, ISCSO所优化的成本最小, 进一步验证ISCSO的有效性。由于SCSO算法提出时间较短, 相关研究不完善, 计划在未来研究中, 在对算法进一步改进的同时, 与于电力电子行业谐波控制相结合, 进一步验证算法性能

致谢

本文为辽宁省自然科学基金资助项目(20180550268)的阶段性成果之一。

参考文献

[1] 任洁, 彭建文. 求解多目标优化问题的邻近牛顿法 [J]. 应用数学学报, 2022, 45 (02): 222-237.

[2] 秦廷华. 解最优控制问题结合同伦法的自适应拟谱方法 [J]. 自动化学报, 2019, 45 (08): 1579-1585.

[3] 魏锋. 机构分析与综合中若干问题及其几何代数方法研究 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2017.

[4] Jamil M, Yang XS. A Literature Survey of Benchmark Functions For Global Optimization Problems [J]. Mathematics, 2013, <https://doi.org/10.1504/IJMMNO.2013.055204>.

[5] Zhai Longzhen, Feng Shaohong. A novel evacuation path planning method based on improved genetic algorithm [J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2022, 42 (3): 1813-1823.

[6] Yuan Shijin, Xu Yunjia, Mu Bin, et al. An Improved Continuous Tabu Search Algorithm with Adaptive Neighborhood Radius and Increasing Search Iteration Times Strategies [J]. International Journal on Artificial Intelligence Tools, 2021, 30 (2): Article ID 2150001.

[7] Daneshyar SA, Charkari NM. Biogeography based optimization method for robust visual object tracking Biogeography based optimization method for robust visual object tracking [J]. Applied Soft Computing, 2022, 122: Article ID 108802.

[8] Hayyolalam V, Kazem AAP. Black Widow Optimization Algorithm: A novel meta-heuristic approach for solving engineering optimization problems [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 87: Article ID 103249.

[9] Joshi SK. Chaos embedded opposition based learning for gravitational search algorithm [J]. Applied Intelligence, 2022. <https://doi.org/10.1007/s10489-022-03786-9>.

[10] Pashaei E, Pashaei E. A fusion approach based on black hole algorithm and particle swarm optimization for image enhancement [J/OL]. Multimedia Tools and Applications, 2022. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13275-3>

[11] Olavo HM, Chris TB. Solving the patient zero inverse problem by using generalized simulated annealing [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2018, 490: 1513-1521.

[12] Bisen M, Saha SK, Kar R. MVO Based Optimal Design of Stable IIR HPF and Its FPGA Implementation [C] // 2021 3rd International Conference on Signal Processing and Communication. Coimbatore: IEEE Press, 2021: 202-206.

[13] Yang X, Li HR, Yu X. A dynamic multi-swarm cooperation particle swarm optimization with dimension mutation for complex optimization problem [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2022, 13 (9): 2581-2608.

[14] Ho SL, Yang SY, Wong HC, et al. An improved ant colony optimization algorithm and its application to electromagnetic devices designs [J]. IEEE Trans on Magnetics, 2022, 41 (5): 1764-1767.

- [15] Hemasian-Etefagh F, Safi-Esfahani F. Group-based whale optimization algorithm [J]. *Soft Computing*, 2020, 24 (5): 3647-3673.
- [16] Wu CY, Fu XS, Pei JK, et al. A Novel Sparrow Search Algorithm for the Traveling Salesman Problem [J]. *IEEE Access*, 2021, 153456-153471, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3128433>.
- [17] 王勇亮, 王挺, 姚辰. 基于Kent映射和自适应权重的灰狼优化算法 [J]. *计算机应用研究*, 2020, 37 (S2): 37-40.
- [18] Seyyedabbasi A, Kiani F. Sand Cat swarm optimization: a nature-inspired algorithm to solve global optimization problems [J]. *Engineering with Computers*, 2022, <https://doi.org/10.1007/s00366-022-01604-x>.
- [19] 毛清华, 王迎港. 融合改进Logistics混沌和正弦余弦算子的自适应t分布海鸥算法 [J/OL]. *小型微型计算机系统*. (2021-10-22) [2022-09-12].
- [20] 付华, 刘昊. 多策略融合的改进麻雀搜索算法及其应用 [J]. *控制与决策*, 2022, 37 (01): 87-96.
- [21] 刘小龙. 改进多元宇宙算法求解大规模实值优化问题 [J]. *电子与信息学报*, 2019, 41 (07): 1666-1673.
- [22] 龙文, 徐明, 羊洋. 用于函数优化和特征选择的翻筋斗觅食海鸥优化算法 [J/OL]. *计算机应用研究*. (2022-07-28) [2022-09-11].
- [23] 王智慧, 代永强, 刘欢. 基于自适应飞蛾扑火优化算法的三维路径规划 [J/OL]. *计算机应用研究*. (2022-08-30) [2022-09-11].
- [24] 刘建军, 石定元, 武国宁. 基于Kent映射的混合混沌优化算法 [J]. *计算机工程与设计*, 2015, 36 (06): 1497-1503.
- [25] Coello C A. C. Use of a self-adaptive penalty approach for engineering optimization problems [J]. *Computers in Industry*, 2000, 41 (2): 113-127.