

文献标识码: B 文章编号: 1003-0492 (2024) 06-062-05 中图分类号: TP312

一种Sine混沌映射改进的麻雀算法

An Improved Sparrow Algorithm Based on Sine Chaotic Map

★ 贾浩 (贵州电网有限责任公司遵义供电局, 贵州 遵义 563000)
★ 石佳慧 (贵州电网有限责任公司遵义市郊供电局, 贵州 遵义 563099)
★ 郑银, 幸伟, 周碧天, 李刚 (贵州电网有限责任公司遵义供电局, 贵州 遵义 563000)

摘要: 针对经典麻雀算法种群多样性逐渐减少和求解稳定性不强的缺点, 本文对其提出了一种改进方法。该方法通过引入Sine混沌映射初始化麻雀种群 (Sine-SSA), 达到了增加初始麻雀种群多样性的目的。本文同时对多种混沌映射的改进效果进行了对比, 文中共采用了8个基准函数的多重维度, 不同测试函数的仿真效果表明了采用Sine混沌映射改进的麻雀算法相较于其他映射的收敛速度与寻优精度都为最优, 也证实了该方法在增加麻雀种群多样性上的稳定性。

关键词: 麻雀算法; 混沌映射; 种群多样化; 算法改进

Abstract: In view of the shortcomings of the classical sparrow algorithm, namely the gradual reduction of population diversity and the weak solution stability, an improved method is proposed in this paper. By introducing the Sine chaotic map to initialize the sparrow population (Sine-SSA), the purpose of increasing diversity of the initial sparrow population is achieved. At the same time, the improvement effects of various chaotic mappings are compared. In this paper, the multiple dimensions of eight benchmark functions are adopted. The simulation results of different test functions show that the convergence rate and optimization accuracy of the improved sparrow algorithm using Sine chaotic mapping are optimal compared with those of other mappings, which also confirms the stability of this method in increasing the diversity of sparrow population.

Key words: Sparrow algorithm; Chaos mapping; Population diversification; Algorithm improvement

麻雀搜索算法是在2020年由薛建凯等人^[1]提出的一种新型群体启发式智能算法, 该算法具有计算速度快、寻优精度高的优点。该算法自从提出以来, 被大量应用于参数寻优、神经网络优化、图像识别等领域, 取得了良好的实践效果。其中, 张伟康等^[2]将t分布于黄金正弦

改进的麻雀算法应用到PID参数整定中得到了更快响应速度和更稳定精度的控制器; 于权伟等^[3]引用自适应权重和高斯变异分别对空间点到点运动和空间连续轨迹跟踪两种工况进行了仿真; 吕鑫等^[4]结合鸟群算法中飞行行为的思想优化麻雀搜索算法进行多阈值图像分割, 使其分割速度和分割精度均得到了提升。

1 经典麻雀算法

麻雀搜索算法是一种新颖的优化算法^[5], 该算法在设计上具有较高的收敛性能与局部搜索功能, 且还具备了实现简便、易于扩展以及自组织性的优点, 受到越来越多研究者的关注。

麻雀种群中共有三种角色的麻雀, 分别为发现者、跟随者和警戒者^[6]。发现者为核心角色, 在种群中的占比也最大, 它的任务是寻找食物; 跟随者是跟踪发现者并替换发现者; 警戒者专注于察觉危险。发现者具有较好的适应度值, 位置更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot iter_{\max}}\right) & R < ST \\ X_{i,j}^t + Q \cdot L & R \geq ST \end{cases} \quad (1)$$

其中 $X_{i,j}^{t+1}$ 表示第 i 只麻雀的第 j 维位置, α 表示区间0到1之间的一个随机值, $iter_{\max}$ 表示最大迭代次数, w 服从正态分布, R_2 表示在 $[0,1]$ 中随机取一个数, 代表警戒值, ST 表示警戒阈值, 取值范围为 $[0.5,1]$, L 表示一个 $1 \times d$ 的矩阵。

跟随者的位置更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{worst}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right) & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中 X_p^{t+1} 是上一代发现者所处的最好的位置, X_{worst} 表示目前种群中的最差位置, A 表示一个 $1 \times d$ 的矩阵。

警戒者的位置更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta |X_{i,j}^t - X_{worst}^t|, f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{worst}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right), f_i + f_g \end{cases} \quad (3)$$

其中 X_{best}^t 表示发现者目前的最优位置, β 为步长参数, K 是区间 $[-1, 1]$ 内的一个随机数, f_i 表示当前每一只的麻雀的适应值, f_g 则为每一只的麻雀的最佳适应值, f_w 为每一只的麻雀的最差适应值, ε 为常数。

2 改进算法

2.1 Sine混沌映射

混沌序列具有非线性、遍历性和不可预测性等特点^[7]。Sine混沌映射^[8]是一种经典的一维映射, 本文中采用它优化麻雀的初始种群, 其数学表达式如下:

$$x_{n+1} = \frac{\delta \sin(\pi x_n)}{4} \quad (4)$$

式(4)中的参数 δ 为区间 $[0, 4]$ 上的常数, 当 δ 大于 3.8 时, 映射系统表现为混沌状态, 越接近 4 时, 混沌状态越明显。本文中取 $\delta = 4$ 。

将式(4)代入后麻雀初始位置公式为:

$$x_{n+1} = \frac{\delta \sin(\pi x_n)}{4(ub - lb)} + lb \quad (5)$$

其中 ub 为函数取值的上限, lb 为函数取值的下限。

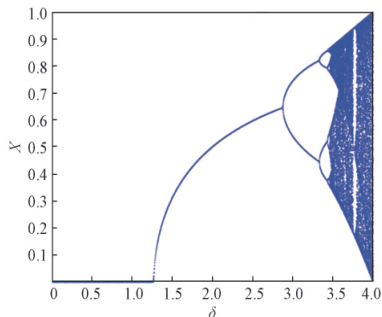


图1 Sine映射分岔图

2.2 Sine-SSA的执行步骤

通过引入Sine混沌映射策略进行算法改进后, 得到的Sine-SSA流程如下:

- (1) 设置种群规模、迭代次数、权值阈值上下边界等参数, 利用Sine混沌映射初始化麻雀种群;
- (2) 计算适应度值, 并排序;
- (3) 利用式(1)更新发现者位置;
- (4) 利用式(2)更新加入者位置;
- (5) 利用式(3)更新警戒者位置;
- (6) 计算适应度值并更新麻雀位置;
- (7) 是否满足停止条件, 满足则输出最佳位置与最佳解, 否则重复执行(2) - (6)

Sine-SSA算法流程图如图2所示。

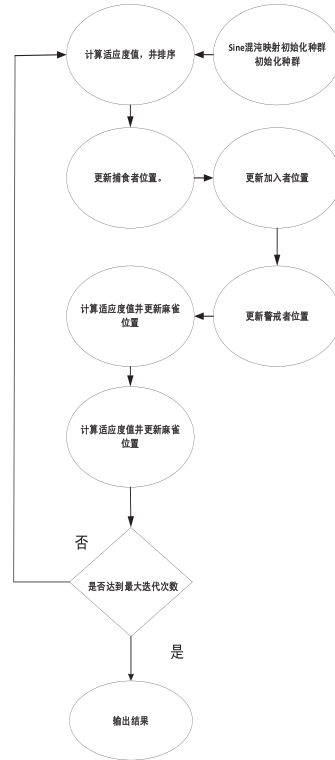


图2 Sine-SSA算法流程图

3 仿真实验与分析

3.1 标准测试函数

本文的仿真实验在Inter Core、CPU i5-10400f、2.90GHz、8GB内存、MATLAB 2020a条件下实现。为了验证改进算法的有效性, 本文采用了常用的CEC23

个函数中的8个基准函数进行测试，其中f1-f7为多维单峰函数，f8-f13为多维多峰函数，f14-f23为混合函数。单峰函数通常只有一个极值点，多峰函数则包含多个极值点，混合函数则兼具两者的特点。本文选取的8个基准函数的函数表达式、取值范围、理论值如表1所示。

3.2 实验设计及结果分析

为了保证实验的公正性、客观性，各算法均采用同样的环境进行^[9]，各算法的种群规模统一设置为30，迭代次数为100次。在维度上分为10维、50维和100维分别独立实验30次^[10]，依次得到的最佳解、平均值和方差见表2。

观察表2中的计算结果可知，在不同维度下各算法中Sine-SSA的三项指标都是最好的，在各维度下的最

表1 基准函数

基准函数	表达式	取值范围	理论最小值
f_1	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	0
f_2	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=i}^n x_j \right)^2$	$[-100, 100]$	0
f_4	$f_4(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n\}$	$[-100, 100]$	0
f_5	$f_5(x) = \sum_{i=1}^n \left[100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2 \right]$	$[-30, 30]$	0
f_6	$f_6(x) = \sum_{i=1}^n \left(x_i + 0.5 \right)^2$	$[-100, 100]$	0
f_{12}	$f_{12}(x) = \frac{\pi}{n} \left\{ 10 \sin(x_{y_1}) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 \left[1 + 10 \sin^2(x_{y_{i+1}}) \right] + (y_n - 1)^2 \right\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 10, 100, 4)$	$[-50, 50]$	0
f_{13}	$f_{13}(x) = 0.1 \left\{ \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2 \left[1 + \sin^2(3\pi x_i + 1) \right] \right\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 5, 100, 4)$	$[-50, 50]$	0
f_{15}	$f_{15}(x) = \sum_{i=1}^{11} \left[\frac{a_i - x_i (b_i^2 + b_i x_2)}{(b_i^2 + b_i x_3 + x_4)} \right]^2$	$[-5, 5]$	0.15

表2 不同改进策略的性能对比

函数	算法	d=10			d=50			d=100		
		最佳解	平均值	方差	最佳解	平均值	方差	最佳解	平均值	方差
f_1	SESSA	5.12E-116	1.20E+03	1.20E+04	3.70E-52	2.09E+03	1.82E+04	1.17E-32	4.77E+03	4.75E+04
	SSA	5.58E-36	1.72E+03	9.87E+03	1.05E-12	2.58E+03	2.09E+04	1.74E-15	1.73E+04	6.12E+04
	LCSSA	5.88E-13	8.92E+03	5.10E+04	8.74E-14	5.00E+03	5.00E+04	8.92E-07	2.45E+04	1.23E+05
	HNSSA	3.94E-34	3.00E+03	3.00E+04	2.48E-25	5.00E+03	5.00E+04	7.58E-22	1.00E+04	1.00E+05
f_3	SESSA	4.21E-37	7.92E+02	5.55E+03	4.07E-35	1.12E+04	7.05E+04	5.91E-27	3.62E+04	3.61E+05
	SSA	6.45E-17	1.03E+03	5.85E+03	8.51E-14	1.26E+04	7.85E+04	3.65E-04	1.29E+05	4.00E+05
	LCSSA	9.51E-10	3.78E+04	1.65E+05	1.21E-10	4.96E+05	4.86E+06	2.87E-07	1.63E+06	1.14E+07
	HNSSA	6.06E-19	2.40E+04	1.33E+05	2.79E-08	1.66E+06	7.24E+06	5.25E-11	2.37E+06	2.36E+07
f_4	SESSA	1.36E-32	9.80E-01	9.27E+00	3.73E-31	2.81E+00	1.60E+01	4.67E-16	9.97E-01	9.92E+00
	SSA	1.32E-13	3.37E+00	1.43E+01	1.13E-16	3.39E+00	1.66E+01	4.32E-09	2.66E+00	1.48E+01
	LCSSA	1.46E-07	3.19E+00	1.24E+01	7.64E-08	4.44E+00	1.94E+01	9.89E-17	2.74E+00	1.57E+01
	HNSSA	3.41E-23	1.36E+06	1.36E+07	4.08E-05	4.34E+06	4.34E+07	0.00E+00	2.23E+07	1.91E+08
f_5	SESSA	1.73E-01	1.66E+06	1.19E+07	4.71E-04	7.36E+06	5.18E+07	7.28E-03	3.98E+07	2.20E+08
	SSA	1.73E-01	1.66E+06	1.19E+07	4.71E-04	7.36E+06	5.18E+07	7.28E-03	3.98E+07	2.20E+08
	LCSSA	1.00E+00	9.39E+06	7.46E+07	9.97E-01	5.91E+07	3.40E+08	1.00E+00	8.99E+07	8.00E+08
	HNSSA	2.22E-05	6.92E+06	6.92E+07	7.20E-02	2.29E+07	2.29E+08	1.16E-02	1.83E+08	9.74E+08
f_6	SESSA	6.09E-12	2.86E+02	2.79E+03	3.80E-09	1.91E+03	1.91E+04	7.36E-06	4.55E+03	4.53E+04
	SSA	1.71E-03	6.72E+02	3.33E+03	1.44E-03	4.61E+03	2.01E+04	2.40E-02	8.54E+03	4.54E+04
	LCSSA	5.02E-01	1.00E+03	1.00E+04	5.00E-01	5.01E+03	5.01E+04	5.00E-01	1.00E+04	1.00E+05
	HNSSA	4.41E-07	1.01E+03	1.01E+04	2.91E-03	3.54E+04	1.01E+05	9.59E-03	4.93E+04	1.88E+05
f_{12}	SESSA	7.95E-23	1.83E+06	1.83E+07	3.62E-16	5.03E+07	3.54E+08	1.95E-13	6.95E+07	6.95E+08
	SSA	7.11E-02	2.05E+06	2.05E+07	5.08E-06	5.56E+07	2.76E+08	2.01E-05	1.33E+08	6.03E+08
	LCSSA	1.00E+00	3.50E+07	2.72E+08	1.00E+00	3.52E+08	1.81E+09	1.01E+00	6.86E+08	3.95E+09
	HNSSA	4.28E-16	2.56E+07	2.56E+08	2.60E-03	2.50E+08	1.76E+09	3.12E-06	7.04E+08	4.04E+09
f_{13}	SESSA	1.38E-14	5.09E+06	3.61E+07	5.16E-09	2.64E+07	2.64E+08	1.43E-09	4.31E+07	4.31E+08
	SSA	4.39E-05	1.20E+07	5.19E+07	9.60E-04	3.15E+07	2.21E+08	4.85E-03	7.63E+07	4.36E+08
	LCSSA	1.00E+00	4.10E+07	4.10E+08	9.99E-01	1.23E+08	1.23E+09	9.99E-01	2.05E+08	2.05E+09
	HNSSA	1.73E-08	4.10E+07	4.10E+08	3.21E-07	2.41E+08	1.70E+09	5.38E-02	2.05E+08	2.05E+09
f_{15}	SESSA	3.90E-04	1.71E-02	7.67E-02	3.46E-04	2.85E-02	1.38E-01	3.24E-04	1.78E-02	6.72E-02
	SSA	6.86E-04	4.07E-02	2.14E-01	1.09E-03	1.54E-02	3.69E-02	1.31E-03	7.50E-02	2.86E-01
	LCSSA	5.00E+00	7.64E-01	5.03E+00	1.96E-01	5.70E-01	4.16E+00	1.49E-01	8.15E-01	5.42E+00
	HNSSA	3.35E-04	1.12E+00	6.62E+00	8.87E-04	1.36E+00	7.57E+00	1.65E-03	5.27E-01	5.12E+00

佳解都提高了几十个数量级，平均值和方差对比改进前的SSA进步不大，但依然相较于其他算法有明显的提高。以上仿真结果表明，Sine-SSA算法在10维、50维、100维条件下的不同CEC基准函数中的表现均强于其他几种算法，表现出良好的求解性能。

算法的性能优劣也能通过收敛曲线直观显示出来，图（3）-（10）为各算法在10维条件下的收敛曲线效果对比。

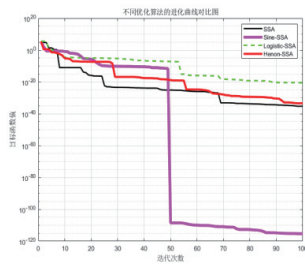


图3 $f_1(x)$ 函数收敛曲线

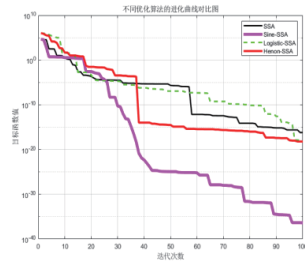


图4 $f_3(x)$ 函数收敛曲线

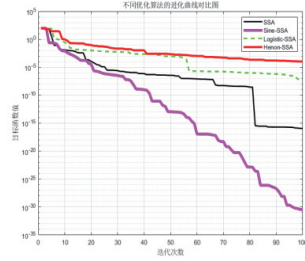


图5 $f_4(x)$ 函数收敛曲线

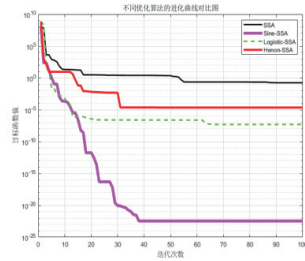


图6 $f_5(x)$ 函数收敛曲线

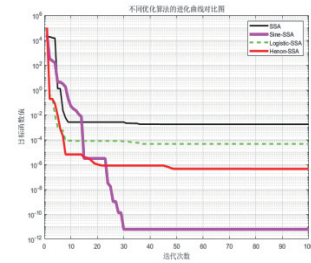


图7 $f_6(x)$ 函数收敛曲线

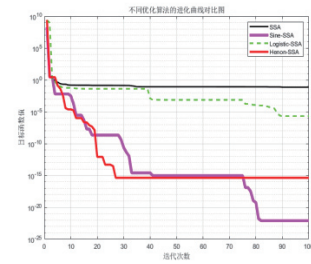


图8 $f_{12}(x)$ 函数收敛曲线

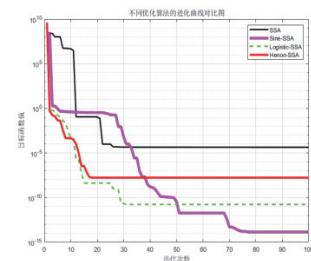


图9 $f_{13}(x)$ 函数收敛曲线

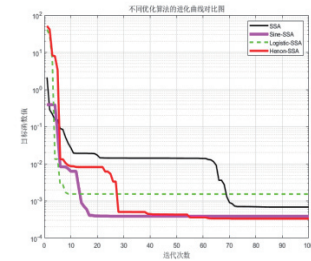


图10 $f_{15}(x)$ 函数收敛曲线

观察上述各图可知在维度10的不同基准函数中，Sine-SSA的收敛精度均高于其他算法，然而其收敛速度尚有待改进。其中，只有 f_1 、 f_3 、 f_6 、 f_{15} 的收敛速度优于其他算法， f_5 的收敛速度稍慢于Henon-SSA， f_4 、 f_{12} 、 f_{13} 的收敛速度则较慢。综上所述，Sine-SSA的收敛速度在各基准函数下的表现不具有很强的稳定性，但其收敛精度达到了改进需求，且表现非常稳定，依然存在明显的优势。

3.3 Wilcoxon秩和检验

为了验证实验结果的显著性，本文采用了matlab2020a自带的ranksum函数对30次独立实验得到的平均值进行检验。实验中默认两种算法的平均值没有差别，显著性水平 α 取0.05，对Sine-SSA与其他三种算法进行比较。即返回值P小于0.05、H为1时表示原假设成立，P大于0.05、H为0时表示原假设不成立，两种算法的平均值存在较大差异。表3中所示为Wilcoxon秩和检验结果，其中除了 f_4 函数测试时返回值H为0，其余函数测试效果都良好，证实了该算法改进的有效性。

表3 Wilcoxon秩和检验结果

	SESSA/SSA		SESSA/LCSSA		SESSA/HNSSA	
	P	H	P	H	P	H
f_1	2.81E-02	1	5.09E-08	1	1.25E-07	1
f_3	1.50E-02	1	3.02E-11	1	3.02E-11	1
f_4	3.48E-02	1	3.95E-04	0	3.95E-04	0
f_5	7.30E-04	1	9.26E-09	1	3.35E-08	1
f_6	8.30E-03	1	6.52E-08	1	5.18E-07	1
f_{12}	1.49E-04	1	3.02E-11	1	3.02E-11	1
f_{13}	3.18E-04	1	5.07E-10	1	5.07E-10	1
f_{15}	2.81E-02	1	3.02E-11	1	3.02E-11	1

4 结论

本文针对麻雀算法的种群多样化问题提出结合Sine混沌映射进行优化，由于目前混沌映射与麻雀算法的结合应用较少，故在仿真实验中同时引用了多种混沌映射对其优化，并进行对比。实验结果表明Sine-

SSA的收敛精度和速度相较于其他混沌映射改进的麻雀算法都具有一定优势，改善了麻雀种群中存在的多样性不足问题。同时我们也将在下步研究中继续改进Sine-SSA的收敛精度，使其达到预定的改进要求，进而得到更高的优化麻雀算法。AP

作者简介：

贾 浩（1997-），男，贵州遵义人，中级工程师，现就职于贵州电网有限责任公司遵义供电局，研究方向为高压断路器故障诊断。

石佳慧（2001-），女，贵州遵义人，中级工程师，贵州电网有限责任公司遵义市郊供电局，研究方向为高压断路器故障诊断。

郑 银（1998-），男，贵州遵义人，中级工程师，现就职于贵州电网有限责任公司遵义供电局，研究方向为高压断路器故障诊断。

幸 伟（1998-），男，贵州遵义人，中级工程师，现就职于贵州电网有限责任公司遵义供电局，研究方向为高压断路器故障诊断。

周碧天（1996-），男，贵州遵义人，中级工程师，现就职于贵州电网有限责任公司遵义供电局，研究方向为高压断路器故障诊断。

李 刚（1973-），男，贵州遵义人，中级工程师，现就职于贵州电网有限责任公司遵义供电局，研究方向为高压断路器故障诊断。

参考文献：

[1] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用[D]. 上海: 东华大学, 2020.

[2] 张伟康, 刘升. 自适应t分布与黄金正弦改进的麻雀搜索算法及其应用[J/OL]. 微电子学与计算机: 1-8 [2021 - 12 - 06].

[3] 于权伟, 李光, 薛晨慷, 等. 改进混沌麻雀搜索算法及其在冗余机械臂逆运动学求解中的应用[J/OL]. 机械科学与技术: 1-7 [2021 - 12 - 06].

[4] 吕鑫, 慕晓冬, 张钧. 基于改进麻雀搜索算法的多阈值图像分割[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 497 (2) : 318 - 327.

[5] 唐延强, 李成海, 宋亚飞, 等. 自适应变异麻雀搜索优化算法[J/OL]. 北京航空航天大学学报: 1 - 14 [2021 - 12 - 07].

[6] 陈刚, 林东, 陈飞等. 基于Logistic回归麻雀算法的图像分割[J/OL]. 北京航空航天大学学报: 1 - 14 [2021 - 12 - 11].

[7] 李雪岩, 李雪梅, 李学伟, 等. 基于混沌映射的元胞遗传算法[J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28 (1) : 42 - 49.

[8] 张千. 基于正弦映射的混沌理论及其应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2015.

[9] 党星海, 王梦娟. 混合策略改进灰狼优化算法的函数优化[J]. 计算机与数字工程, 2021, 383 (9) : 1747 - 1752.

[10] 刘景森, 郑智远, 李煜. 一种交互演化改进鲸鱼算法及其收敛性分析[J/OL]. 控制与决策: 1 - 9 [2021 - 12 - 11].