

# 改进型麻雀搜索算法<sup>①</sup>

李书杭, 童楠, 符强

(宁波大学科学技术学院 信息工程学院, 宁波 315300)

通信作者: 童楠, E-mail: [tongnan@nbu.edu.cn](mailto:tongnan@nbu.edu.cn)



**摘要:** 针对麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA) 求解精度依赖于较优位置的群体, 易于陷入局部最优等问题, 提出改进型的麻雀搜索算法 (improved sparrow search algorithm, ISSA). 该算法首先提出正态偏移策略, 以重心位置为导向进行种群偏移, 实现移动能量的正态分布衰减, 有效提升种群对局部搜索的勘探能力; 其次引入动态正弦扰动策略, 通过缩放因子实现发现者对前期搜索步长和后期快速收敛的双向需求. 然后针对麻雀种群中位置较差的预警者加入反向学习机制, 以预警者当前位置生成扰动的反向解, 有利于扩大搜索步长, 帮助算法跳出局部最优. 最后随机选取 6 个测试函数并与其他算法进行比较, 实验结果验证了 ISSA 算法的有效性.

**关键词:** 麻雀搜索算法; 正态偏移; 动态正弦扰动; 反向学习

引用格式: 李书杭, 童楠, 符强. 改进型麻雀搜索算法. 计算机系统应用, 2023, 32(12): 205-210. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/9307.html>

## Improved Sparrow Search Algorithm

LI Shu-Hang, TONG Nan, FU Qiang

(School of Information Engineering, College of Science & Technology Ningbo University, Ningbo 315300, China)

**Abstract:** To address the problem that the solution accuracy of the sparrow search algorithm (SSA) depends on the population at the better location and is easily trapped in the local optimum, this study proposes an improved sparrow search algorithm (ISSA). The algorithm firstly proposes a normal shift strategy to shift the population with the center of gravity as the guide to achieve the decay of the normal distribution of the moving energy and effectively improve the exploration ability of the population for local search. Secondly, it introduces a dynamic sinusoidal perturbation strategy to achieve the two-way demands of the discoverer for the early search step and the late fast convergence through the scaling factor. Then, a backward learning mechanism is added for the poorly positioned early warners in the sparrow population to generate the backward solution of the perturbation with their current position, which is helpful to expand the search step and enable the algorithm to jump out of the local optimum. Finally, six test functions are randomly selected and compared with other similar algorithms, and the experimental results verify the effectiveness of the ISSA algorithm.

**Key words:** sparrow search algorithm (SSA); normal offset; dynamic sinusoidal perturbation; reverse learning

群智能优化算法是一种新兴的演化技术, 该类算法基于模拟自然界生物的寻路行为从而总结出一定规律, 针对相应的生物寻路规律进行归纳总结建立数学模型. 目前群智能优化算法已经被许多学者研究关注, 如模拟了北美郊狼的社会组织结构的郊狼优化算法

(coyote optimization algorithm, COA)<sup>[1]</sup>、基于自然界鲸鱼群体行为的鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA)<sup>[2,3]</sup>、模拟了自然界中灰狼的种群等级和捕食机制的灰狼优化算法 (grey wolf optimizer, GWO)<sup>[4,5]</sup>、基于自然界授粉飞虫或蜜蜂采蜜行为的花

① 基金项目: 宁波市自然科学基金 (2021J135)

收稿时间: 2023-05-06; 修改时间: 2023-06-06; 采用时间: 2023-06-28; csa 在线出版时间: 2023-10-20

CNKI 网络首发时间: 2023-10-23

授粉算法 (flower pollination algorithm, FPA)<sup>[6,7]</sup>、模拟乌鸦外出觅食的乌鸦搜索算法 (crow search algorithm, CSA)<sup>[8-10]</sup>、基于布谷鸟的寄生性育雏行为的布谷鸟搜索算法 (cuckoo search, CS)<sup>[11,12]</sup>和模拟麻雀种群躲避天敌并进行觅食的麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA)<sup>[13]</sup>等. 麻雀搜索算法在 2020 年被 Xue 等人<sup>[13]</sup>提出, 目前已经被广泛应用于许多领域. 例如张月栋等人<sup>[14]</sup>将 SSA 算法应用于旅行商问题, 张姝等人<sup>[15]</sup>将 SSA 算法用于路径规划问题的求解等. 旅行商是经典的优化问题之一, 即在所有的城市只有一位业务员, 每个城市只能到访一次且要走遍所有城市的情况下, 该业务员该如何规划城市到访的顺序. SSA 算法的优点是易于实现, 并且可以在较短时间内找到较优解.

SSA 算法因易于实现、速度快等特点吸引了不少研究学者, 但 SSA 算法仍存在难以找到最优解、搜索依赖精英种群、因自身特性易陷入局部最优等问题, 目前已有许多学者针对此类问题提出了解决方案, 如将 SSA 算法与其他算法缝合<sup>[16]</sup>、加入扰动机制<sup>[17]</sup>等, 本文在这些方法的基础上进行改进并应用于旅行商问题检验算法的性能.

本文针对以上问题提出改进型的麻雀搜索算法 (improved sparrow search algorithm, ISSA), ISSA 针对跟随者提出了正态偏移策略增强其勘探能力, 引入动态正弦扰动策略实现发现者对搜索步长和收敛速度的双向需求、加入反向学习机制帮助算法跳出局部最优. 为验证算法的有效性, 随机选取了 6 个标准测试函数进行测试.

## 1 麻雀搜索算法 (SSA)

在 SSA 算法中, 麻雀种群分 3 个子群, 分别为发现者、跟随者和随机产生一定数量的警戒者. 其中带领种群移动的被称为发现者, 发现者的位置更新公式如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot iter}\right), & R2 < ST \\ x_{i,j}^t + Q \cdot L, & R2 \geq ST \end{cases} \quad (1)$$

式 (1) 中,  $i$  为麻雀的序号,  $i = 1, 2, \dots, n$ ;  $j$  代表纬度,  $j = 1, 2, \dots, D$ ;  $t$  表示当前迭代到第  $t$  次;  $iter$  为算法设定的最大迭代次数;  $\alpha \in (0, 1]$ , 表示一个从范围中随机选取的随机数;  $R2 \in [0, 1]$  代表预警值;  $ST \in [0.5, 1]$  代表安全值, 安全值和预警值共同组成发现者的移动条件;  $Q$  是正态分布随机数;  $L$  表示一个  $1 \times D$  的矩阵; 当

$R2 < ST$  时, 此时较为安全, 发现者会积极扩大搜索范围搜索食物; 当  $R2 \geq ST$  时, 说明种群位置较差, 周围存在危险, 应当离开当前位置.

跟随者监视发现者移动并争抢位置, 当跟随者争抢位置失败时, 跟随者会飞行至其他位置, 其更新公式如下:

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

式 (2) 中,  $x_{worst}$  为算法搜索范围中适应度值最差的位置;  $x_p$  是当前发现者已经探明的最优位置;  $A$  是  $1 \times D$  的矩阵, 矩阵中元素的值将从 1 或 -1 中随机选取;  $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ ;  $n$  为设定的跟随者数量; 当  $i > n/2$  时, 表示跟随者比较饥饿没有获得食物, 需要到其他位置获得食物提高适应度值; 当  $i \leq n/2$  时, 表示跟随者获得食物.  $n$  为种群数量减去发现者和警戒者的数量, 当发现者和警戒者占种群数量分别为 20% 和 10% 时, 依据式 (2), 跟随者中的 65% 会上前争抢食物, 剩下的 35% 则会继续向其他位置飞行觅食.

警戒者负责侦查预警, 提前告知危险, 所占比例为麻雀种群的 10% 或 20%, 其位置更新公式如下:

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

式 (3) 中  $x_{best}$  表示当前全局最优位置;  $\beta$  为标准正态分布随机数;  $k$  是  $[-1, 1]$  内的一个随机数;  $f_i$  表示当前麻雀个体的适应度值;  $f_g$  为全局最优位置的适应度值;  $f_w$  为全局最差位置的适应度值; 最小参数  $\varepsilon$  用于避免分母为 0; 当  $f_i > f_g$  时, 麻雀容易受天敌攻击, 当  $f_i = f_g$ , 麻雀意识到危险向其他麻雀靠近.

SSA 算法对比其他优化算法虽然有不小优势, 但仍存在一些问题如最优解的搜索依赖于发现者、容易陷入局部最优等. SSA 算法中跟随者和警戒者占群体的多数但寻优能力较弱, 因此 SSA 算法存在较大的改进空间.

## 2 改进型麻雀搜索算法 (ISSA)

### 2.1 正态偏移策略

SSA 算法搜索精度高度依赖于发现者的探索, 其余群体因初始位置较差在移动时难以得到较理想的效果. 本文借鉴重心偏移<sup>[18]</sup>提出正态偏移策略优化种群,

非领导个体可以通过向重心位置偏移,从而使群体在逐次迭代中逐渐偏向当前最优解.使用公式如下:

$$x_{i,j}'' = x_{i,j}' + \alpha \cdot \delta \cdot f(x) \quad (4)$$

$$\alpha = \frac{\sum_{i=1}^n x_{ij}}{n} - x_i, \quad j = 1, 2, \dots, D \quad (5)$$

$$f(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad x \in (0, iter) \quad (6)$$

其中,  $x_{i,j}''$  为重心偏移点,  $\alpha$  为同一麻雀不同维度均值与当前麻雀位置值的差,  $\delta$  为随机取值为(0,1)的  $1 \times D$  矩阵,  $f(x)$  为标准的正态分布函数,即  $\sigma = 1, \mu = 0$ , 其中  $iter$  为最大迭代次数,  $t$  表示当前迭代到第  $t$  次. 本策略为在每次迭代中以当前种群位置的重心进行正态偏移进而使种群逐渐向目标解移动,同时正态偏移受缩放因子思想的启发,其函数值从标准正态分布中按序取值,在前期保证了拥有较强的开发能力,在中期其函数值快速下降并后期趋近于 0 时保证了搜索不会跳过最优解,本策略对于局部搜索类问题拥有较强的可行性和通用性.

## 2.2 动态正弦扰动策略

影响 SSA 算法性能的原因之一是发现者群体在面对全局搜索和局部搜索问题时难以双向平衡. 麻雀种群中发现者引领着种群,发现者的勘探能力强弱将对算法的优化结果起到决定性的作用,如果发现者移动范围较小将影响全局探索能力,同时如果发现者的步长过大将容易错过全局最优解.因此本文引入动态正弦扰动策略<sup>[19]</sup>改进发现者的位置更新公式,发现者可以遍历正弦函数上所有的点即整个单位圆,将对空间的搜索问题转化为对圆的搜索.同时在搜索过程中引入黄金分割系数,实现发现者的搜索步长更加灵活,使前期全局搜索和后期局部搜索的需求得到平衡,使用公式如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t \cdot |\sin(r_1)| + r_2 \cdot \sin(r_1) \cdot \left| \omega \cdot x_1 \cdot x_{best} - x_2 \cdot x_{i,j}^t \right| \quad (7)$$

$$x_1 = (-\pi) + 2\pi \left( \frac{3 - \sqrt{5}}{2} \right) \quad (8)$$

$$x_2 = (-\pi) + \pi(\sqrt{5} - 1) \quad (9)$$

$$\omega = \frac{\sin\left(\frac{i \cdot \pi}{M}\right)}{2} \quad (10)$$

其中,  $x_1$ 、 $x_2$  为参数,随机数  $r_1$  取值范围为  $[0, 2\pi]$ , 随机

数  $r_2$  的取值范围为  $[0, \pi]$ ,  $\omega$  为缩放因子,  $P_{best}$  为当前迭代中所得到的最好位置,  $(\sqrt{5} - 1)/2$  为黄金分割系数,  $\sqrt{5} - 1$  和  $(3 - \sqrt{5})/2$  分别为为适应不同阶段下麻雀种群中搜索者的任务而基于黄金分割系数引入的新系数.

## 2.3 反向学习机制

SSA 算法中预警者因自身往往处于较差位置,在躲避天敌时往往难以得到理想效果,因此本算法针对此问题加入反向学习机制<sup>[20]</sup>,预警者躲避天敌时将进行反向移动,改进后预警者易于跳出局部最优解,增强了搜索全局最优的能力.其中判断条件以式(3)中  $f_i$  和  $f_g$  来确定.式(3)中当  $f_i > f_g$  时,更新公式由于自身位置的局限性,并不能较好完成预警的任务,因此本文提出反向学习机制,引入反向学习的思想替换式(3),替换后更新公式如下:

$$x_{i,j}''' = ub + lb - r_3 \cdot x_{i,j}', \quad f_i > f_g \quad (11)$$

其中,  $ub$  和  $lb$  分别为当前测试函数的上限和下限,  $r_3$  为区间为  $[0, 1]$  的随机数,在替换后依据式(10)预警者在躲避天敌攻击时拥有更广阔移动范围并具有跳出局部最优的能力.

## 2.4 ISSA 算法实现流程及描述

ISSA 算法的具体实现流程如下.

- 1) 初始化麻雀种群及相关参数.
- 2) 计算各个麻雀的适应度值,选出麻雀种群中的发现者,其余为跟随者,警戒者每次迭代中随机产生.
- 3) 发现者根据式(7)移动,跟随者根据式(2)跟随发现者移动.
- 4) 预警者判断是否需要反向学习,是则依据改进式(11)移动,否则根据式(3)在附近移动.
- 5) 麻雀种群依据式(4)进行正态偏移.
- 6) 在当次迭代完成之后,更新麻雀个体的适应度值和其他参数.
- 6) 判断是否达到最大迭代次数,是则跳出循环,否则继续迭代返回步骤3).
- 7) 结束.

ISSA 算法对比其他算法的不同在于 ISSA 提出正态偏移策略,该策略有效调用了所有个体的位置进行偏移,实现最优解的搜索.移动能量按标准正态分布衰减有效保证前期算法的搜寻动力和后期快速收敛的需求.并且 ISSA 算法引入了动态正弦扰动策略和反向学习机制,有效提升了算法搜索最优解和跳出局部最优



的能力。

### 3 实验仿真

#### 3.1 测试函数

ISSA 算法所采用的测试函数均从标准的 23 个 benchmark 测试函数中随机选取, 具体见表 1。

表 1 测试函数

Number	Function name	Domain	Optimal value
$f_1$	Sphere function	[-100, 100]	0
$f_2$	Schwefel's problem 2.22	[-10, 10]	0
$f_3$	Schwefel's problem 1.2	[-100, 100]	0
$f_4$	Schwefel's problem 2.21	[-100, 100]	0
$f_5$	Quartic function i.e., noise	[-1.28, 1.28]	0
$f_6$	Generalized Schwefel's problem 2.26	[-500, 500]	-12 569.5

表 1 中  $f_1 - f_5$  为单峰函数,  $f_6$  为多峰函数, 单峰函数一般用于测试算法的开发能力, 多峰函数一般用于测试算法的勘探能力。

#### 3.2 仿真参数设置

本文选取 WOA 算法<sup>[2]</sup>、GWO 算法<sup>[4]</sup>和 SSA 算法。为公平起见, 所有算法种群数目设为 30, 最大迭代次数设为 500, 维度设为 30, 其中麻雀种群中发现者在比例为 20%, 警戒者为 10%。仿真实验在 Matlab 2021B 仿真平台下运行, 每种算法独立运行 50 次, 其中为了减少随机性对实验的影响, 实验结果分别记录了平均值和方差, 如表 2 所示。

#### 3.3 数据分析

通过实验可见在  $f_1 - f_5$  单峰函数和  $f_6$  多峰函数中 ISSA 算法的均值、最优解、最劣解和方差都明显优于 GWO 算法、SSA 算法和 WOA 算法。其中  $f_1$ 、 $f_3$  函数的理论最优值为 0, 而  $f_6$  函数的理论最优值为 -12 569.5。由表 2 可知 ISSA 算法在  $f_1$  和  $f_3$  函数中均达到了理论最优值, 相对于 SSA 算法优化明显, 说明在增加了正态偏移和动态正弦扰动策略增强其局部搜索能力后, ISSA 算法的搜索精度有了显著提升。  $f_6$  函数为多峰函数, 函数中有多个局部最优解, SSA 算法中最优解未能逼近理论最优解, 陷入了局部最优中, 而 ISSA 算法均优化至理论最优解说明在增加了反向学习策略后, ISSA 算法的逃逸局部最优能力有了显著提升。而在  $f_2$  和  $f_4$  函数中, ISSA 算法虽没有优化至理论最优解, 但最劣解仍然远优于其他算法的最优解。而在  $f_5$  函数中,

ISSA 算法优化效果虽没有其他测试函数显著, 但均值和最劣解仍然优于其他算法。

表 2 函数测试结果

函数	算法	平均值	最优解	最劣解	方差
$f_1$	GWO	1.33E-27	2.47E-29	1.24E-26	2.37E-27
	SSA	1.54E-56	1.37E-193	7.02E-55	9.92E-56
	WOA	5.27E-73	2.58E-87	1.52E-71	2.28E-72
	ISSA	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
$f_2$	GWO	9.26E-17	1.83E-17	3.53E-16	6.37E-17
	SSA	8.45E-29	4.20E-90	4.21E-27	5.90E-28
	WOA	5.87E-51	4.80E-58	2.24E-49	3.19E-50
	ISSA	<b>3.77E-194</b>	<b>3.09E-236</b>	<b>1.88E-192</b>	<b>2.64E-193</b>
$f_3$	GWO	1.17E-05	6.07E-09	2.16E-04	3.34E-05
	SSA	1.55E-49	0.00E+00	5.05E-48	7.91E-49
	WOA	4.46E+04	3.61E+03	9.56E+04	1.44E+04
	ISSA	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
$f_4$	GWO	8.75E-07	5.03E-08	5.72E-06	9.82E-07
	SSA	2.93E-35	0.00E+00	1.10E-33	1.57E-34
	WOA	5.17E+01	1.17E-04	8.90E+01	2.79E+01
	ISSA	<b>5.12E-205</b>	<b>1.06E-249</b>	<b>2.56E-203</b>	<b>3.69E-204</b>
$f_5$	GWO	1.89E-03	5.34E-04	5.51E-03	9.44E-04
	SSA	2.12E-03	1.03E-05	1.21E-02	2.32E-03
	WOA	3.97E-03	4.81E-05	1.71E-02	4.39E-03
	ISSA	<b>1.90E-04</b>	<b>1.06E-06</b>	<b>5.86E-04</b>	<b>1.54E-04</b>
$f_6$	GWO	-5.86E+03	-7.53E+03	-2.94E+03	9.07E+02
	SSA	-8.60E+03	-9.92E+03	-7.15E+03	6.25E+02
	WOA	-1.03E+04	-1.26E+04	-6.98E+03	1.76E+03
	ISSA	<b>-1.26E+04</b>	<b>-1.26E+04</b>	<b>-1.26E+04</b>	<b>7.28E-12</b>

实验证明 ISSA 算法的寻找全局最优值较强, 方差也趋于均值证明 ISSA 算法优化的稳定性。由此可见 ISSA 算法的收敛精度优于其他算法。

其次为直观显示 ISSA 算法的优越性, 本文绘制了测试函数的函数收敛曲线图, 将 ISSA 算法与 SSA 算法、WOA 算法、GWO 算法作对比实验, 结果如图 1 所示, 明显可以看出 ISSA 算法相对于其他算法收敛效果显著。

$f_1 - f_5$  均为单峰多维函数, 多用于评价算法的收敛能力。其中  $f_1$ 、 $f_2$  和  $f_4$  由图 1 可以明显发现在收敛前期, 在从 0 迭代到 100 次的过程中 ISSA 算法收敛比 SSA 算法更快更稳定, 而到搜索后期, SSA 算法搜索能力近乎停滞, 收敛曲线趋于平稳, 而 ISSA 算法的收敛曲线仍然陡峭, 由此证明 ISSA 算法在增加了正态偏移和动态正弦扰动策略后, 收敛效果提升较大, 局部开发能力比 SSA 算法更强。在  $f_3$  和  $f_5$  中, 可以明显发现, ISSA 算法在迭代到第 50 次的过程中收敛已明显优于其他算法并且在搜索后期保持明显优势, 说明 ISSA 算法的全局搜索能力在加入动态正弦扰动策略后已明显优于 SSA 算法。  $f_6$  为高维多峰函数, 有多个局部峰值用于测

试算法对于复杂问题的能力,结合收敛曲线和实验数据可知,在 $f_6$ 函数中,面对测试函数中多个局部最优解,ISSA 算法在前 50 次迭代中已远超其他函数,说明 ISSA 算法在增加了反向学习机制后,对于高维复杂问

题时寻优精度更高、收敛更快。

综上所述,ISSA 算法相较于其他算法,在单峰和多峰测试函数上表现出更好的收敛精度,在收敛速度上比其他算法收敛更快,具有明显的优势。

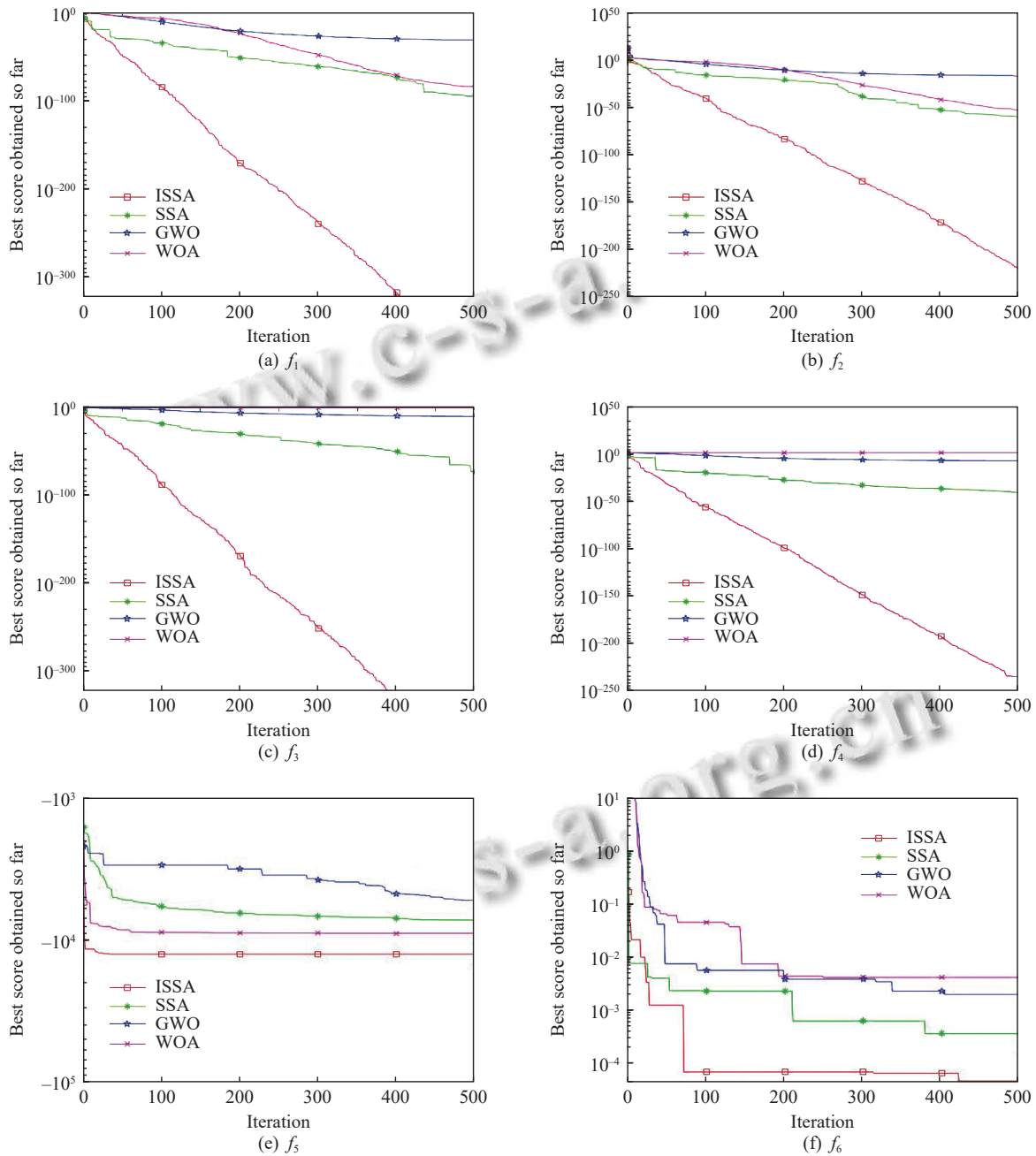


图1 测试函数收敛曲线图

### 3.4 旅行商问题

建立城市数为 51 的模型,并应用 SSA 算法和 ISSA 算法进行实验,迭代次数为 1000 次,麻雀数量为 500,实验次数为 10 次。

实验结果如图 2 所示,可以发现 ISSA 算法虽然在初期寻得的总路程的质量不如 SSA 算法,但是在收敛中期时,SSA 算法已经结束了收敛,但 ISSA 算法仍能有效寻得更优的路径.实验有效证明了 ISSA 算法对比

于 SSA 算法能有效提升性能,对于实际应用问题有较强的解决能力。

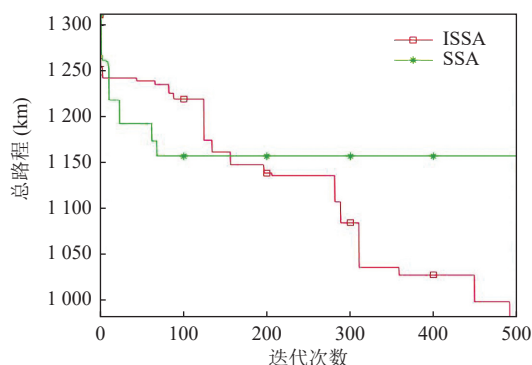


图2 测试收敛图

#### 4 结论与展望

SSA 算法存在求解精度依赖于发现者,容易陷入局部最优等缺点,本文针对以上问题提出了 ISSA 算法,通过正态偏移策略增强算法局部探索的能力;引入动态正弦扰动改进发现者的位置更新公式,提升发现者对种群的引领作用;使用反向学习机制,帮助算法跳出局部最优。通过实验证明了 ISSA 算法能有效弥补 SSA 算法的不足,具有更好的寻优性能。接下来的研究工作是探索算法在求解无人机路径规划等工程问题中的应用,以及建构多目标 ISSA 优化算法。

#### 参考文献

- 刘威,付杰,周定宁,等.基于改进郊狼优化算法的浅层神经进化方法研究.计算机学报,2021,44(6):1200-1213. [doi: 10.11897/SP.J.1016.2021.01200]
- Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67. [doi: 10.1016/j.advengsoft.2016.01.008]
- 李宝帅,叶春明.混合鲸鱼优化算法求解柔性作业车间调度问题.计算机系统应用,2022,31(4):244-252. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.008405]
- Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61. [doi: 10.1016/j.advengsoft.2013.12.007]
- 蔡娟.混沌映射与精英高斯扰动的非线性灰狼优化算法.计算机工程与设计,2022,43(1):186-195. [doi: 10.16208/j.issn1000-7024.2022.01.025]
- 肖辉辉,万常选.基于多策略的改进花授粉算法.软件学报,2021,32(10):3151-3175. [doi: 10.13328/j.cnki.jos.0060

30]

- Adithiyaa T, Chandramohan D, Sathish T. Flower pollination algorithm for the optimization of stair casting parameter for the preparation of AMC. *Materials Today: Proceedings*, 2020, 21: 882-886. [doi: 10.1016/j.matpr.2019.07.711]
- 廉杰,姚鑫,李占山.用于特征选择的乌鸦搜索算法的研究与改进.软件学报,2022,33(11):3903-3916. [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006327]
- 葛知著,张达敏,张琳娜,等.混合策略改进的乌鸦搜索算法.计算机应用研究,2021,38(11):3334-3339. [doi: 10.19734/j.issn.1001-3695.2021.03.0107]
- 汪逸晖,高亮.乌鸦搜索算法的改进及其在工程约束优化问题中的应用.计算机集成制造系统,2021,27(7):1871-1883.
- 傅文渊.具有万有引力加速机理的布谷鸟搜索算法.软件学报,2021,32(5):1480-1494. [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006056]
- 陈曦,曹杰,盛勇,等.基于布谷鸟搜索算法的天然气管网综合能源系统容量优化配置研究.重庆理工大学学报(自然科学),2021,35(6):209-219.
- Xue JK, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22-34.
- 张月栋,莫愿斌.改进的麻雀搜索算法及其求解旅行商问题.计算机系统应用,2022,31(2):200-206. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.008308]
- 张姝,汤淼.改进 PSO 算法及在无人机路径规划中的应用.计算机系统应用,2023,32(3):330-337. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.009025]
- 欧阳城添,朱东林,邱亚娟.融合聚类算法的改进麻雀搜索算法.计算机仿真,2022,39(12):392-397. [doi: 10.3969/j.issn.1006-9348.2022.12.072]
- 张琳,汪廷华,周慧颖.一种多策略改进的麻雀搜索算法.计算机工程与应用,2022,58(11):133-140. [doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.2112-0427]
- Rahnamayan S, Jesuthasan J, Bourennani F, et al. Computing opposition by involving entire population. *Proceedings of the 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Beijing: IEEE, 2014. 1800-1807.
- 高晨峰,陈家清,石默涵.融合黄金正弦和曲线自适应的多策略麻雀搜索算法.计算机应用研究,2022,39(2):491-499. [doi: 10.19734/j.issn.1001-3695.2021.06.0217]
- 毛清华,张强.融合柯西变异和反向学习的改进麻雀算法.计算机科学与探索,2021,15(6):1155-1164. [doi: 10.3778/j.issn.1673-9418.2010032]

(校对责编:孙君艳)