

白纪成,王建敏,李晓,等.基于改进麻雀优化算法的概率积分法参数反演[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2025,44(4):395-402.DOI:10.11956/j.issn.1008-0562.20240379
BAI Jicheng, WANG Jianmin, LI Xiao, et al. Parameter inversion of probability integral method based on improved sparrow optimization algorithm[J].Journal of Liaoning Technical University(Natural Science),2025,44(4):395-402.DOI:10.11956/j.issn.1008-0562.20240379

基于改进麻雀优化算法的概率积分法参数反演

白纪成¹, 王建敏^{2*}, 李 晓¹, 李延辉¹, 张治军¹

(1. 平顶山天安煤业股份有限公司一矿, 河南 平顶山 467000;
2. 辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新 123000)

摘 要:为解决麻雀优化算法(SSA)在开采沉陷预测模型参数反演计算中收敛速度慢、易陷入局部最优的问题,提出一种改进的麻雀优化算法(ISSA)。该算法在种群初始化过程加入Kent映射,增强种群个体的均匀分布;在发现者位置更新中引入鸚鵡优化算法的觅食行为,并根据适应度调整安全值;融合 t 扰动分布和透镜反向学习策略,提高算法的性能。分别采用鲸鱼优化算法(WOA)、SSA、ISSA对概率积分法(PIM)的参数进行反演,利用含有反演参数的PIM对实验工作面的沉降值、抗粗差干扰能力、抗随机误差进行仿真实验。研究结果表明:与WOA、SSA相比,采用ISSA反演参数的PIM仿真效果最优。将ISSA应用于工程实例,反演参数的PIM计算值更接近实际值。研究成果为提高沉陷预计精度与矿区灾害检测提供参考。

关键词: 概率积分法; 麻雀优化算法; 鸚鵡优化算法; Kent映射; 透镜反向学习; 开采沉陷

中图分类号:TD327

文献标志码:A

文章编号:1008-0562(2025)04-0395-08

Parameter inversion of probability integral method based on improved sparrow optimization algorithm

BAI Jicheng¹, WANG Jianmin^{2*}, LI Xiao¹, LI Yanhui¹, ZHANG Zhijun¹

(1. No.1 Mine, Pingdingshan Tian'an Coal Industry Company Limited, Pingdingshan 467000,
China; 2. School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

Abstract: In order to solve the problem that the sparrow optimization algorithm (SSA) has slow convergence speed and is easy to fall into local optimal solution in the parameter inversion calculation of mining subsidence prediction model, an improved sparrow optimization algorithm (ISSA) is proposed. The algorithm adds Kent mapping to the population initialization process to enhance the uniform distribution of population individuals. The foraging behavior of the parrot optimization algorithm is introduced in the location update of the discoverer, and the safety value is adjusted according to the fitness. In order to improve the performance of the algorithm, the t disturbance distribution and the lens reverse learning strategy are combined. WOA, SSA and ISSA are used to invert the parameters of probability integral method (PIM) respectively. The PIM with inversion parameters is used to simulate the sinking value, anti-rough error interference ability and anti-random error of the experimental working face. The results show that compared with WOA and SSA, the PIM simulation effect using ISSA inversion parameters is the best. The ISSA is applied to an engineering example, and the results show that the calculated value of the PIM model using ISSA inversion parameters is closer to the actual value. The research conclusion provides a reference for improving the accuracy of subsidence prediction and mining area disaster detection.

Keywords: probability integral method; sparrow search algorithm; parrot optimization algorithm; Kent mapping; lens-based reverse; learning mining subsidence

收稿日期: 2024-11-04 修回日期: 2024-12-11 接受日期: 2024-12-18 责任编辑: 焦丽

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42401488)

作者简介: 白纪成 (1972-), 男, 河南 平顶山人, 高级工程师, 主要从事北斗导航及煤矿开采方面的研究。E-mail: 1434906494@qq.com

通信作者: 王建敏 (1973-), 男, 甘肃 酒泉人, 硕士, 教授, 主要从事GNSS导航及煤矿开采方面的研究。E-mail: 2172579122@qq.com

0 引言

煤炭资源是人类生活和国民经济发展的重要资源,对中国经济发展起重要作用^[1]。煤炭开采会引起上覆岩层发生移动和地表沉陷,严重危害开采区附近道路和建筑物的稳定性,给生活和出行带来了困难^[2]。准确预测开采沉陷规律和地表变形有利于矿区经济的持续发展和维护人民的生命财产安全,对减少开采沉陷危害十分重要^[3-4]。

概率积分法(probability integral method, PIM)基于介质理论发展而来,是矿区开采沉陷研究的重要工具^[5-8]。PIM预测变形的准确性依赖于模型参数,不同地质开采环境需针对性地确定参数取值^[9]。目前,随着机器学习的不断发展,智能算法被广泛应用于PIM参数的反演中。王正帅等^[10]利用粒子群优化算法进行PIM参数反演,使PIM的预测准确性有所提升。乔薄庆等^[11]通过改进的蛇优化算法进行PIM参数反演,使PIM的预测精度和准确性均有一定程度提高。孙志豪等^[12]通过加权赋值和自适应模拟退火粒子群算法进行沉陷预测,解决了厚松散层边缘处预测模型的快速收敛问题。花朵授粉法^[13]、狮群优化算法^[14]、蝙蝠算法^[15]、人工鱼群算法^[16]等智能优化算法,在概率积分参数参演中均取得不错效果。以上研究表明,通过智能优化算法反演PIM的参数,提高了PIM模型对地表变形的精度。

麻雀优化算法^[17](sparrow search algorithm, SSA)在参数反演方面具有收敛速度快、寻优能力强等优点。但该算法适应性弱,对种群的初始化敏感,且在高维空间中易陷入局部最优。为解决此问题,本文提出改进的麻雀优化算法(improved sparrow search algorithm, ISSA),对PIM的参数进行优化,通过仿真实验和实际工程验证ISSA算法的可行性和性能优势。

1 概率积分沉陷预测模型

PIM广泛应用于矿区开采沉陷预测。开采区任意一点的沿竖直方向(x 方向)的沉降值和水平方向(y 方向)的水平位移分别为

$$W^0(x) = \frac{W_0}{2} \left[\operatorname{erf} \left(\sqrt{\pi} \tan \beta / H_0 \right) x - \operatorname{erf} \left(\sqrt{\pi} \tan \beta / H_0 \right) (x - l_3) \right], \quad (1)$$

$$W^0(y) = \frac{W_0}{2} \left[\operatorname{erf} \left(\sqrt{\pi} \tan \beta_1 / H_1 \right) y - \operatorname{erf} \left(\sqrt{\pi} \tan \beta_2 / H_2 \right) (y - l_1) \right], \quad (2)$$

其中

$$l_1 = \frac{(D_1 - S_1 - S_2) \sin(\theta + \alpha)}{\sin \theta}, \quad (3)$$

$$l_3 = D_3 - S_3 - S_4, \quad (4)$$

式(1)~式(4)中: W_0 为最大实际沉降值, m; β_1 、 β_2 分别为下山、上山方向的主要影响角, °; H 为走向方向平均采深, H_1 、 H_2 分别为下山, 上山方向的采深, m; D_1 、 D_3 分别为倾向和走向长度, m; S_1 、 S_2 分别为走向左侧和右侧拐点偏移距, m; S_3 、 S_4 分别为下山和上山方向拐点偏移距, m; θ 为开采影响传播角, °; α 为煤层倾角, °; $W(x, y)$ 为实际沉降值, mm。 $W_0 = mq \cos \alpha$, 其中, m 为开采厚度, m; q 为下沉系数。

实际沉降值为

$$W(x, y) = \frac{W^0(x) \cdot W^0(y)}{W_{\max}}, \quad (5)$$

式中, $W_{\max}$ 为地表最大下沉值, mm。

2 改进的麻雀优化算法(ISSA)

SSA在寻优调参的计算效果较好^[18-20], 主要包括种群初始化、个体适应度计算、模拟觅食行为、传递信息、危险逃避、更新位置^[21-23]等步骤。

2.1 Kent混沌种群初始化

混沌映射能在特定空间内生成伪随机数序列, 经过混沌映射的种群具有多样性, 避免了迭代过程陷入局部最优, 提高了收敛速度^[24]。Kent混沌映射具有较好的遍历均匀性, 可表示为

$$z_{k+1} = \begin{cases} z_n / \beta & 0 < z_n \leq \beta \\ (1 - z_n) / (1 - \beta) & \beta < z_n \leq 1 \end{cases}, \quad (6)$$

式中: z_n 为区间(0,1)内的随机数; β 为控制参数取值0.4。

2.2 发现者位置更新

为提高SSA的全局搜索能力, 引入鸚鵡优化算法(parrot optimization algorithms, POA)的觅食行为机制, 并根据适应度动态调整安全值, 避免陷入局部最优。SSA发现者位置可表示为

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} (X_i^t - X_{\text{best}}) \otimes \text{Levy}(X_i) + \\ \operatorname{rand}(0, 1) \left(1 - t / i_{\max} \right)^{\frac{2t}{i_{\max}}} X_{\text{mectr}}^t & R_2 < Q, \\ X_i^t + Q & R_2 \geq Q \end{cases}, \quad (7)$$

式中: X_i^t 为当前位置; X_i^{t+1} 为更新后的位置; X_{mectr}^t 为当前种群的平均位置; $\text{Levy}(X_i)$ 为Levy分布; X_{best} 为开始到当前迭代次数搜索的最佳位置; $i_{\max}$ 为种群最大迭代次数; Q 为安全阈值; $\operatorname{rand}(0, 1)$ 为0~1的随机数^[25], R_2 为预警判断因子。

$$Q = \frac{|\bar{f} - f_{\min}|}{|f_{\max} - f_{\min}|}, \quad (8)$$

式中: $f_{\min}$ 、 $f_{\max}$ 分别为当前种群适应度的最小、最大值; $\bar{f}$ 为当前种群的平均适应度。

$$\text{Levy}(X_i) = 0.01 \times \frac{\mu\sigma}{|v|^{1/\gamma}}, \quad (9)$$

$$\sigma = \left[\frac{\Gamma(1+\gamma)}{2^{\frac{\gamma-1}{2}} \gamma \cdot \Gamma[(1+\gamma)/2]} \right]^{1/\gamma}, \quad (10)$$

式中: $\Gamma(1+\gamma) = (\gamma-1)!$; μ 、 v 为服从区间(0,1)均匀分布的随机数; γ 取 1.5。

2.3 引入 t 扰动和镜像反向学习策略

为了提升算法性能,引入 t 扰动和镜像反向学习策略。 t 扰动通过对当前最优适应度施加动态扰动,促使算法跳出局部最优,提高搜索效率。镜像反向学习策略通过生成当前解的镜像空间扩大搜索范围,可更好地跳出局部最优,提高收敛速度和精度。

t 扰动的位置更新可表示为

$$X_{\text{best}}^* = X_{\text{best}}(t) + t \cdot X_{\text{best}}(t), \quad (11)$$

镜像反向学习策略可表示为

$$X_{\text{best}}^* = \frac{a+b}{2} + \frac{a+b}{2n} - \frac{X_{\text{best}}}{n}, \quad (12)$$

$$n = \left[1 + \left(k/i_{\text{maxit}} \right)^{1/2} \right]^{10}, \quad (13)$$

式(11)~式(13)中: t 为扰动系数; a 、 b 分别为搜索空间的最大值与最小值; k 为当前迭代次数; n 为随迭代次数变化的调节因子。

使用动态转换概率 P 对 t 扰动策略与镜像反向学习策略的自适应选择。每次迭代时,更新 $\text{rand}(0,1)$ 和 P 值,由此进行策略选择。当 $P > \text{rand}(0,1)$ 时,选择镜像学习策略,反之选择 t 扰动策略。 P 的表达式为

$$P = 0.6 - 0.1 \times \frac{i_{\text{maxit}} - t}{i_{\text{maxit}}}. \quad (14)$$

最后,通过贪婪策略选择是否更新最优位置,可表示为

$$X_{\text{best}}^*(t) = \begin{cases} \tilde{X}(t) & f(\tilde{X}(t)) < f(X_{\text{best}}(t)) \\ X_{\text{best}}(t) & f(X_{\text{best}}(t)) \leq f(\tilde{X}(t)) \end{cases}, \quad (15)$$

式中: $f(\tilde{X}(t))$ 为经过 t 扰动或者镜像反向学习策略生成的适应度值; $f(X_{\text{best}}(t))$ 为未融合 t 扰动或者镜像反向学习策略的适应度值。

2.4 SSA的适应度函数

适应度函数为

$$f = \frac{1}{\sum_{n=1}^N \left[(W_{x,y}^0 - W_{x,y}^1)^2 + (U_{x,y}^0 - U_{x,y}^1)^2 \right]}, \quad (16)$$

式中: $W_{x,y}^0$ 、 $U_{x,y}^0$ 分别地面观测点的实际下沉值和水平移动值; $W_{x,y}^1$ 、 $U_{x,y}^1$ 分别为优化算法反演得到的下沉值和水平移动值。

2.5 ISSA步骤

ISSA的核心优化步骤如下:①将种群的初始化改为Kent混沌映射;②在种群的发现者中引入POA,并根据适应度动态调整安全值;③引入 t 扰动分布和镜像反向学习策略,提高算法的寻优性能。ISSA计算流程见图1。

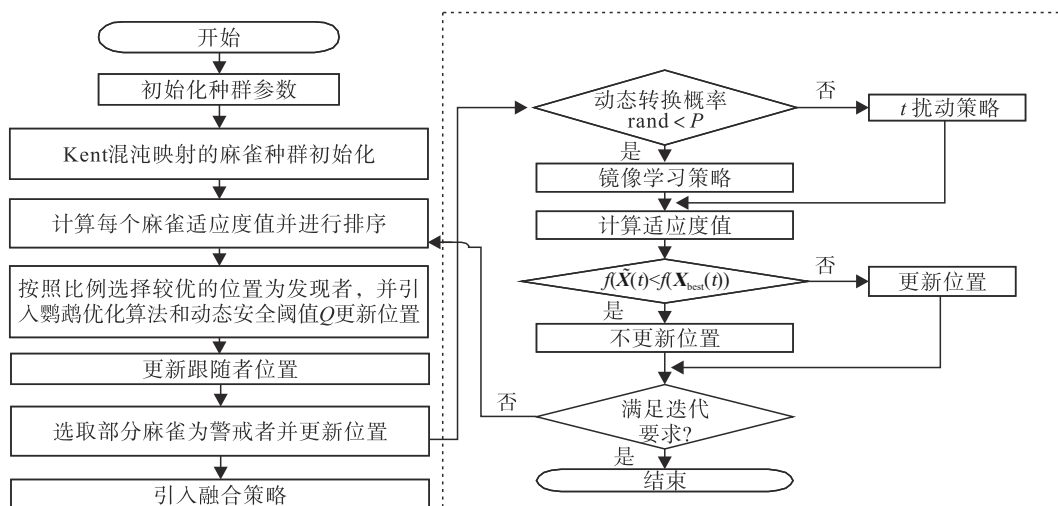


图1 ISSA计算流程

Fig.1 computation flow of ISSA

3 仿真实验

3.1 仿真实验

通过不同条件下的仿真实验验证 ISSA 的可行

性。设定如下仿真实验条件：工作面煤层厚度 m 为 3.3 m，煤层倾角 α 为 6.5° ，走向长度 D_3 为 780 m，倾向长度 D_1 为 450 m，顶板管理方法采用垮落法。概率积分法的参数设计值和波动范围见表 1。

表 1 概率积分参数设计值和波动范围

Tab.1 design values and fluctuation ranges of probability integral parameters

参数特性	q	b	$\theta/(^\circ)$	$\tan\beta$	S_1/m	S_2/m	S_3/m	S_4/m
设计值	0.9	0.3	85	2.3	45	45	45	45
波动范围	0.7~1.1	0.15~0.45	82~88	1.9~2.7	45~55	45~55	45~55	45~55

仿真实验工作面设计 2 条观测线，一条为倾向观测线，另一条为走向观测线。各观测线以 30 m

为间隔设置观测点，倾向观测线观测点共 31 个，走向观测线观测点共 53 个，观测点位置见图 2。

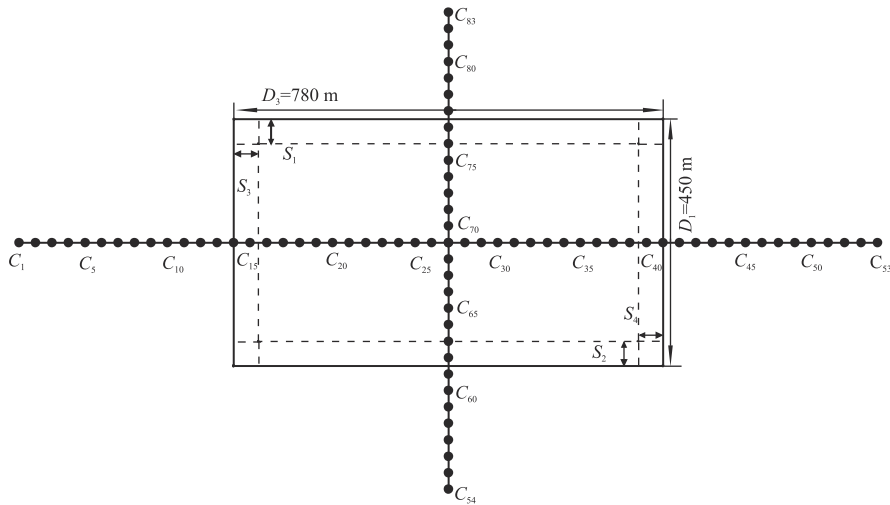


图 2 设计观测点位置布局

Fig.2 layout of observation point locations for design

3.2 实验过程

在上述实验条件下，分别采用 WOA、SSA、ISSA 对 PIM 参数进行反演，每种方法实验 10 次，取平均值作为最终结果。PIM 参数反演结果见表 2。利用反演结果进行沉降值预测，并与实测值对比，结果见表 3，沉降值预测均的方根误差 E_{RMSE} (RMSE) 和稳定性指标 R (预测残差最大值与最小值之差) 见表 4。

由表 2 和表 3 可知，WOA、SSA、ISSA 反演参

数的相对误差最大值分别为 4.59%、2.82%、0.68%，最小值分别为 0.03%、0.02%、0，3 种算法相对误差均较小，对最终沉降结果影响较小。其中 ISSA 反演参数的相对误差均小于 WOA 和 SSA。除个别点外，采用 ISSA 反演参数计算的下沉值与实测值的绝对误差小于其他 2 种算法，可见在 3 种算法中，ISSA 最优。由表 4 可知，ISSA 在走向观测线、倾向观测线，以及整个工作面的 RMSE 值和 R 值均优于 WOA 和 SSA，验证了该算法的优越性。

表 2 仿真实验参数反演结果与相对误差

Tab.2 simulation experiment parameter inversion results and relative errors

统计值	算法	q	b	$\theta/(^\circ)$	$\tan\beta$	S_1/m	S_2/m	S_3/m	S_4/m
结果均值	WOA	0.900 8	0.298 3	2.292 7	85.022 8	50.917 3	49.487 7	52.294 7	48.543 3
	SSA	0.899 1	0.301 7	2.312 3	85.020 0	50.870 2	49.003 7	51.412 4	48.625 2
	ISSA	0.900 1	0.300 7	2.299 1	84.999 3	49.848 4	50.341 9	49.741 8	50.225 8
相对误差	WOA	0.09%	-0.56%	-0.32%	0.03%	1.83%	-1.02%	4.59%	-2.91%
	SSA	-0.10%	0.57%	0.53%	0.02%	1.74%	-1.99%	2.82%	-2.75%
	ISSA	0.01%	0.24%	-0.04%	0	-0.30%	0.68%	-0.52%	0.45%

表 3 不同算法反演参数下沉降值与设计实测值对比及残差

Tab.3 comparison of settlement value and design measured value under different algorithm inversion parameters and residual

点号	实测沉降值/m	WOA		SSA		ISSAA	
		沉降值/m	残差	沉降值/m	残差	沉降值/m	残差
1	-3.024 2×10 ⁻¹⁰	-3.382 8×10 ⁻¹⁰	3.586 2×10 ⁻¹¹	-2.524 3×10 ⁻¹⁰	4.999 4×10 ⁻¹¹	-3.046 2×10 ⁻¹⁰	2.201 3×10 ⁻¹²
6	-3.884 6×10 ⁻⁵	-4.067 1×10 ⁻⁵	1.824 9×10 ⁻⁶	-3.580 7×10 ⁻⁵	3.039 0×10 ⁻⁶	-3.889 2×10 ⁻⁵	4.677 6×10 ⁻⁸
11	-5.806 0×10 ⁻²	-5.857 0×10 ⁻²	5.109 0×10 ⁻⁴	-5.679 0×10 ⁻²	0.001 3	-5.798 0×10 ⁻²	7.840 0×10 ⁻⁵
16	-1.484 0	-1.481 1	0.002 9	-1.483 5	4.980 2×10 ⁻⁴	-1.482 6	0.001 5
21	-2.634 7	-2.635 1	3.277 8×10 ⁻⁴	-2.634 0	7.044 0×10 ⁻⁴	-2.634 7	7.345 8×10 ⁻⁵
26	-2.662 8	-2.663 9	0.001 1	-2.661 4	0.001 4	-2.662 9	9.693 4×10 ⁻⁵
31	-2.660 8	-2.661 8	0.001 0	-2.659 5	0.001 3	-2.660 9	7.875 0×10 ⁻⁵
36	-2.246 1	-2.243 1	0.003 0	-2.247 4	0.001 4	-2.245 0	0.001 1
41	-3.313 8×10 ⁻¹	-3.319 3×10 ⁻¹	5.484 3×10 ⁻⁴	-3.283 1×10 ⁻¹	0.003 1	-3.308 9×10 ⁻¹	4.900 1×10 ⁻⁴
46	-1.220 0×10 ⁻³	-1.250 0×10 ⁻³	3.417 0×10 ⁻⁵	-1.160 0×10 ⁻³	6.298 0×10 ⁻⁵	-1.220 0×10 ⁻³	2.744 8×10 ⁻⁷
51	-5.760 2×10 ⁻⁸	-6.253 0×10 ⁻⁸	4.927 4×10 ⁻⁹	-5.026 9×10 ⁻⁸	7.333 4×10 ⁻⁹	-5.785 7×10 ⁻⁸	2.542 1×10 ⁻¹⁰
56	-2.700 0×10 ⁻³	-2.740 0×10 ⁻³	3.619 0×10 ⁻⁵	-2.570 0×10 ⁻³	1.251 6×10 ⁻⁴	-2.710 0×10 ⁻³	1.333 3×10 ⁻⁵
61	-4.762 1×10 ⁻¹	-4.744 3×10 ⁻¹	0.001 8	-4.726 7×10 ⁻¹	0.003 5	-4.766 6×10 ⁻¹	4.481 9×10 ⁻⁴
66	-2.400 9	-2.398 0	0.003 0	-2.401 3	3.320 2×10 ⁻⁴	-2.400 9	2.221 0×10 ⁻⁵
71	-2.563 8	-2.562 9	8.662 6×10 ⁻⁴	-2.563 4	4.067 1×10 ⁻⁴	-2.563 9	4.169 5×10 ⁻⁵
76	-8.355 7×10 ⁻¹	-8.320 0×10 ⁻¹	0.003 6	-8.323 5×10 ⁻¹	0.003 2	-8.360 3×10 ⁻¹	4.601 1×10 ⁻⁴
81	-1.061 0×10 ⁻²	-1.069 0×10 ⁻²	8.280 2×10 ⁻⁵	-1.023 0×10 ⁻²	3.792 3×10 ⁻⁴	-1.065 0×10 ⁻²	4.090 0×10 ⁻⁵

表 4 不同算法反演参数下沉降值预测精度对比

Tab.4 comparison of settlement prediction accuracy under inversion parameters of each algorithm

观察线	WOS		SSA		ISSA	
	E_{RMSE}/mm	R/mm	E_{RMSE}/mm	R/mm	E_{RMSE}/mm	R/mm
走向	1.27	3.47	1.31	3.16	0.56	1.45
倾向	2.68	5.78	1.66	3.54	0.22	0.46
整体	4.17	8.53	1.57	5.77	0.61	1.91

3.3 抗粗差干扰能力

为评估算法在数据异常情况下的稳定性,对工作面走向观测线和倾向观测线的拐点和最大下沉点沉降值增加 150 mm 误差,分别采用 WOA、SSA、ISSA 对粗差数据反演,统计反演参数误差、走向和倾向观测线误差,以及工作面下沉拟合误差,见表 5、表 6。

表 5 不同算法的抗粗差参数反演结果与相对误差

Tab.5 inversion results and relative errors of anti gross error parameters of different algorithms

参数	算法	q	b	$\theta/(^{\circ})$	$\tan\beta$	S_1/m	S_2/m	S_3/m	S_4/m
结果均值	WOA	0.908 1	0.293 3	2.247 1	85.030 7	48.561 3	52.112 4	51.622 2	49.247 8
	SSA	0.909 3	0.292 2	2.227 4	85.039 4	49.476 9	51.608 5	50.634 0	51.248 7
	ISSA	0.907 0	0.293 4	2.248 4	84.988 0	49.685 1	50.281 4	50.525 2	50.242 8
相对误差	WOA	0.90%	-2.25%	-2.30%	0.04%	-2.88%	4.22%	3.24%	-1.5%
	SSA	1.03%	-2.61%	-3.16%	0.05%	-1.05%	3.22%	1.27%	2.50%
	ISSA	0.78%	-2.19%	-2.24%	-0.01%	-0.63%	0.56%	1.05%	0.49%

表 6 不同算法反演参数下抗粗差沉降值预测精度对比

Tab.6 comparison of prediction accuracy of anti-outlier settlement value under inversion parameters of each algorithm

观测线	WOS		SSA		ISSA	
	E_{RMSE}/mm	R/mm	E_{RMSE}/mm	R/mm	E_{RMSE}/mm	R/mm
走向	8.69	16.53	8.03	13.89	5.38	9.60
倾向	6.37	10.15	6.05	10.22	5.82	9.60
整体	9.03	11.63	8.36	8.77	6.46	8.67

由表 5 可知,WOA、SSA、ISSA 反演参数的相对误差最大值分别为 4.22%、3.22%、-2.24%,最小值分别为 0.90%、0.02%、-0.01%,ISSA 算法反演参数的相对误差均小于 WOA 和 SSA。

由表 4 和表 6 可知,引入粗差后沉降预测的 RMSE 值和 R 值均升高,说明粗差的存在对参数反演结果产生不利影响,进而影响沉降值的预测。但加入粗差后,ISSA 反演参数的沉降预测效果仍优于 WOA 和 SSA。这是由于 t 扰动分布和镜像反向学习策略能够基于历史最优解调整个体位置,

避免粗差存在对个体位置的错误更新,且 POA 觅食行为的加入使算法的鲁棒性增强,提高了 ISSA 的抗粗差干扰能力。

3.4 抗随机误差实验

由于测量的不确定性和环境等因素的影响,

测量结果的随机误差不可避免,为验证 ISSA 模型抗随机误差能力,将走向和倾向观测点下沉值误差增加 10 mm,分别采用 WOA、SSA、ISSA 对进行参数反演,统计反演参数的误差,结果见表 7。利用反演参数预测沉降值,沉降值误差见表 8。

表 7 不同算法的抗随机误差参数反演结果与相对误差

Tab.7 anti-random error parameter inversion results and relative errors of different algorithms									
统计量	算法	q	b	$\theta/(^{\circ})$	$\tan\beta$	S_1/m	S_2/m	S_3/m	S_4/m
结果均值	WOA	0.904 0	0.296 9	2.281 4	85.020 3	51.178 9	47.426 8	50.943 5	48.781 3
	SSA	0.903 9	0.298 1	2.285 4	85.020 5	50.797 2	48.104 5	50.937 4	48.858 5
	ISSA	0.903 3	0.299 4	2.296 7	85.004 1	50.280 1	50.052 7	50.264 9	49.484 9
相对误差	WOA	0.45%	-1.02%	-0.81%	0.02%	2.36%	-5.15%	1.89%	-2.44%
	SSA	0.43%	-0.64%	-0.63%	0.02%	1.59%	-3.79%	1.87%	-2.28%
	ISSA	0.36%	-0.19%	-0.14%	0	0.56%	0.11%	0.53%	-1.03%

表 8 不同算法反演参数下抗随机误差沉降值
预测精度对比

Tab.8 comparison of prediction accuracy of anti-random
error settlement value under different algorithm inversion
parameters

观测线	WOS		SSA		ISSA	
	$E_{\text{RMSE}}/\text{mm}$	R/mm	$E_{\text{RMSE}}/\text{mm}$	R/mm	$E_{\text{RMSE}}/\text{mm}$	R/mm
走向	9.83	17.81	10.80	18.39	9.20	17.08
倾向	8.86	17.76	9.42	18.20	8.00	14.75
整体	8.33	32.66	11.63	46.20	7.77	30.32

由表 7 可知,WOA、SSA、ISSA 反演参数的相对误差最大值分别为-5.15%、-3.79%、-1.03%,最小值分别为 0.02%、0.02%、0.00%,ISSA 反演参数的相对误差均优于 WOA 和 SSA。

由表 4 和表 8 可知,加入随机误差后,沉降预测效果有一定下降,但与 WOA 和 SSA 相比,采用 ISSA 反演参数的沉降预测效果较好。

4 工程实例

程寨沟灰坝位于平煤股份一矿三水平丁二下山采区及戊二采区上方。戊 8-32080 工作面的一部分位于灰坝下,该工作面走向长约 1 142 m,倾向长约 213 m,煤层厚度为 2.1 m,煤层倾角为 8°,开采传播角为 82°~87°,平均为 84.5°,累厚为 854.5 m。为保证采煤过程中坝体的安全,对坝体和戊 8-32080 工作面开展监测。在该工作面布设 29 个观测点,包括 19 个走向观测点,7 个倾向观测点,以及 3 个基准点。采集开采 1 年内和停采后半年的观测数据,利用 ISSA 进行分析。。

利用走向、倾向观测线的实测数据,分别采用 WOA、SSA、ISSA 反演 10 次,获得 PIM 参数均值,并将反演参数代入 PIM 中,预测走向、倾向观测线的沉降值,结果见表 9、表 10。走向、倾向观测线下沉拟合值与实测下沉值对比见图 3、图 4。利用 3 种算法反演参数和 PIM 计算得到采区工作面三维沉陷情况,见图 5。

表 9 实际工程参数反演结果与均方根误差

Tab.9 results of actual engineering parameter inversion and root mean square error									
统计量	算法	q	b	$\theta/(^{\circ})$	$\tan\beta$	S_1/m	S_2/m	S_3/m	S_4/m
结果均值	WOA	0.991 8	0.234 0	2.473 0	82.557 8	69.955 5	11.999 3	14.315 7	-18.193 0
	SSA	1.048 3	0.313 4	2.443 0	83.803 7	68.613 9	10.946 0	38.000 1	-25.688 8
	ISSA	0.987 6	0.254 7	2.497 8	83.434 4	79.577 5	20.966 2	10.978 4	-16.275 4
均方根误差	WOA	0.07	0.11	0.02	1.49	3.93	6	9.17	8.45
	SSA	0.03	0.06	0.04	1.12	4.17	5.14	9.18	8.57
	ISSA	0	0.02	0	0.65	0.81	3.52	4.15	4.12

表 10 实际工程沉降值拟合精度
Tab.10 fitting accuracy of actual engineering subsidence values

观察线	WOS		SSA		ISSA	
	E_{RMSE}/mm	R/mm	E_{RMSE}/mm	R/mm	E_{RMSE}/mm	R/mm
走向	112.08	307.33	106.69	297.83	99.96	281.47
倾向	144.60	389.50	157.35	399.65	143.75	284.62

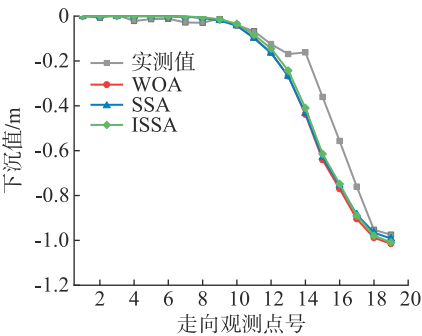


图 3 走向观测拟合沉降值对比
Fig.3 comparison of observed and fitted subsidence values in the direction

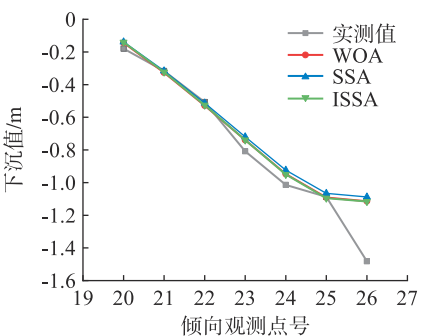


图 4 倾向观测拟合沉降值对比
Fig.4 comparison of inclination observation fitting sinking values

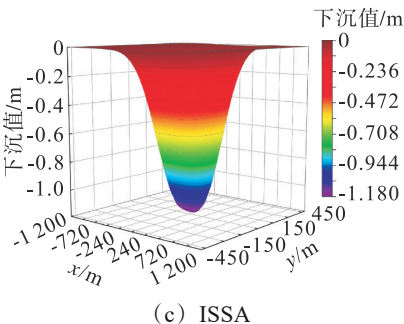
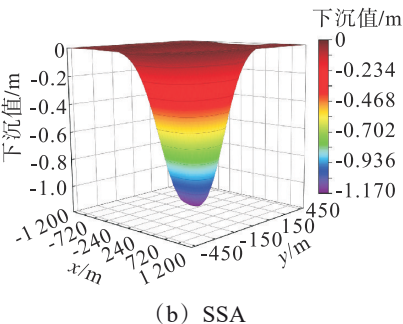
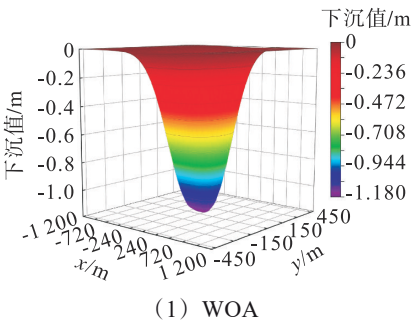


图 5 不同算法反演参数拟合矿区三维沉降

Fig.5 inversion parameters of different algorithms fit three-dimensional subsidence of mining area

由图 3、图 4、表 9 和表 10 可知，在反演参数的均方根误差、沉降预测性能方面，ISSA 优于 WOA 和 SSA，能满足工程应用。由图 5 可知，采用 WOA、SSA 反演参数计算的沉降值最大均为 1.170 m，采用 ISSA 反演参数计算的沉降值最大为 1.180 m，更接近实际值（1.482 m），这说明采用 ISSA 反演参数的预测结果最优。

5 结论

- (1) 针对 SSA 的不足，结合实际工程问题，提出 ISSA 用于反演参数。利用反演参数和 PIM 预测模拟工作面的沉降值，结果表明预测精度提升显著，验证了 ISSA 的有效性。
- (2) 在沉降数据中加入粗差和随机误差进行模拟测试，研究发现沉降预测的精度和稳定性均有所下降。但是相较于 WOA 和 SSA，ISSA 反演参数预测的沉降值精度最高，验证了该算法的抗随

机误差和抗粗差干扰能力。
(3) ISSA 的反演结果受迭代次数、种群个数等参数影响，后续进一步深入研究各参数对算法性能的作用机制，以实现算法性能全面提升。

参考文献(References):

[1] 刘志强,宋朝阳,程守业,等.煤矿矿井建设技术与装备 70 余年创新发展及推广实践[J].煤炭科学技术,2024,52(1):65-83.
LIU Zhiqiang, SONG Zhaoyang, CHENG Shouye, et al. Seventy years innovation development and popularization practice of coal mine construction technology and equipment in China[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(1): 65-83.
[2] 孙文洁,李文杰,杨文凯,等.煤炭山水环境问题类型划分及治理模式[J].煤矿安全,2023,54(5): 35-41.
SUN Wenjie, LI Wenjie, YANG Wenkai, et al. Classification of water environment problems in coal mine and treatment mode[J]. Safety in Coal Mines, 2023, 54(5): 35-41.
[3] 李文亮.老采空区地表沉降预测与建筑荷载下场地稳定性及治理研究[D].阜新:辽宁工程技术大学,2023:3-5.

- [4] 宋世杰,冯泽煦,孙涛,等.陕北采煤沉陷区黄土坡面形变与土壤侵蚀效应[J].西安科技大学学报,2023,43(2):301-311.
SONG Shijie, FENG Zexu, SUN Tao, et al. Loess slope deformation and soil erosion effect in coal mining subsidence area of northern Shanxi[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2023, 43(2): 301-311.
- [5] 王爱林,张鹏飞,张碧雯,等.矿区地表沉陷实测影响参数分析及非主断面监测反演模型对比验证[J].煤矿安全,2020,51(5):219-224.
WANG Ailin, ZHANG Pengfei, ZHANG Biwen, et al. Influence parameter analysis of surface subsidence measurement in mining area and comparison verification of non-principal section monitoring inversion model[J]. Safety in Coal Mines, 2020, 51(5): 219-224.
- [6] 题正义,李佳臻,王猛,等.基于断裂力学倾斜煤层底板采动破坏深度研究[J].华中师范大学学报(自然科学版),2020,54(5):787-791,797.
TI Zhengyi, LI Jiazhen, WANG Meng, et al. Study on coal-mining failure depth of the inclined coal seam floor based on fracture mechanics [J]. Journal of Central China Normal University (Natural Science Edition), 2020, 54(5): 787-791, 797.
- [7] 杨逾,张培兰.牛心台煤矿采煤沉陷区土地复垦工程分析[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2015,34(8):926-929.
YANG Yu, ZHANG Peilan. Analysis on land reclamation in Niuxintai coal mining subsidence area[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2015, 34(8): 926-929.
- [8] 刘文生,张燕凤,张贺然,等.灰色系统模型在露天矿边坡沉降预测中的应用[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2014,33(12):1608-1612.
LIU Wensheng, ZHANG Yanfeng, ZHANG Heran, et al. Application of Grey system model in the deformation prediction of the open-pit mine slope[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2014, 33(12): 1608-1612.
- [9] 徐可心,何荣,白伟森.基于改进SPSO算法的开采沉陷预测参数反演研究[J].煤矿安全,2022,53(8):218-224.
XU Kexin, HE Rong, BAI Weisen. Research on inversion of mining subsidence prediction parameters based on improved SPSO algorithm[J]. Safety in Coal Mines, 2022, 53(8): 218-224.
- [10] 王正帅,邓喀中,康建荣.概率积分法参数反演的文化-随机粒子群优化算法[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2013,32(3):311-315.
WANG Zhengshuai, DENG Kazhong, KANG Jianrong. Random PSO embedded cultural framework for parameters inversion of probability-integral method[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2013, 32(3): 311-315.
- [11] 乔薄庆,郭庆彪,罗锦,等.基于改进蛇优化算法的概率积分法参数反演[J].金属矿山,2025(4):184-194.
QIAO Boqing, GUO Qingbiao, LUO Jin, et al. Parameter inversion of probability integral method based on improved snake optimization[J]. Metal Mines, 2025(4): 184-194.
- [12] 孙志豪,徐良骥,刘潇鹏.一种基于分段加权赋参的厚松散层矿区沉陷预计方法[J].金属矿山,2024(11):132-141.
SUN Zhihao, XU Liangji, LIU Xiaopeng. A method for predicting subsidence in thick loose layer mines based on segmental weighted parameter assignment[J]. Metal Mine, 2024(11): 132-141.
- [13] 刘双,刘宇.基于改进智能算法反演概率积分参数[J].山东煤炭科技,2022,40(10):194-197.
LIU Shuang, LIU Yu. Inversion of probability integral parameters based on improved intelligent algorithm[J]. Shandong Coal Science and Technology, 2022, 40(10): 194-197.
- [14] 黄金中,李忠,李世保.基于狮群算法的概率积分预计参数反演方法[J].北京测绘,2022,36(2):101-108.
HUANG Jinzhong, LI Zhong, LI Shibao. Probability integral prediction parameter inversion method based on lion swarm optimization[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2022, 36(2): 101-108.
- [15] 李忠,王磊,滕超群,等.基于蝙蝠算法的概率积分预计参数反演方法[J].中国矿业,2021,30(8):89-96.
LI Zhong, WANG Lei, TENG Chaoqun, et al. Probability integral prediction parameter inversion method based on bat algorithm[J]. China Mining Magazine, 2021, 30(8): 89-96.
- [16] 张官进,宋梓杰,周子文,等.基于人工鱼群算法的概率积分模型参数反演[J].安徽科技学院学报,2021,35(4):70-76.
ZHANG Guanjin, SONG Zijie, ZHOU Ziwen, et al. Inversion of probabilistic integral model parameters based on artificial fish school[J]. Journal of Anhui Science and Technology University, 2021, 35(4): 70-76.
- [17] 吴满毅,徐良骥,张坤.基于SSA-BP神经网络的概率积分法预计参数求取研究[J].金属矿山,2022(8):182-189.
WU Manyi, XU Liangji, ZHANG Kun. Estimated parameter extraction research of probabilistic integration method based on SSA-BP neural network[J]. Metal Mine, 2022(8): 182-189.
- [18] 王舒玮.基于麻雀算法优化BP神经网络诊断数控机床故障[J].沈阳工业大学学报,2023,45(5):546-551.
WANG Shuwei. Faults diagnosis of CNC machine tool by using BP neural network optimized by sparrow algorithm[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2023, 45(5): 546-551.
- [19] ZHANG M L, HAO P. 2D and 3D path planning for mobile robots based on improved SSA algorithm[J]. International Journal of Intelligent Robotics and Applications, 2025, 9(1): 176-188.
- [20] ZHOU W P, XIONG H J. PV power prediction based on SSA improved BP neural network[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2024, 2831(1): 012028.
- [21] 王建敏,刘志鹏,黄佳鹏,等.利用VMD-SSA-LSTM的电离层总电子含量预报研究[J].导航定位学报,2024,12(3):88-101.
WANG Jianmin, LIU Zhipeng, HUANG Jiapeng, et al. Research on ionospheric total electron content forecasting using VMD-SSA-LSTM[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2024, 12(3): 88-101.
- [22] WANG J, XU D, YANG W S, et al. Advanced thermal prediction for green roofs: CNN-LSTM model with SSA optimization[J]. Energy and Buildings, 2024, 322: 114745.
- [23] 郭庆辉,李媛,杨东升.一种改进麻雀搜索算法的收敛性分析及应用[J].控制与决策,2024,39(8):2502-2510.
GUO Qinghui, LI Yuan, YANG Dongsheng. Convergence analysis and application of an improved sparrow search algorithm[J]. Control and Decision, 2024, 39(8): 2502-2510.
- [24] LOU J. A parameter inversion method for the probability integral method based on robust ridge estimation[J]. Frontiers in Earth Science, 2024, 11: 1330163.
- [25] GUO Q B, CHEN H K, LUO J, et al. Parameter inversion of probability integral method based on improved crow search algorithm[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2022, 15(2): 180.