融合混沌映射与反向学习的深部岩体微震定位粒子群优化算法*

王洋[1]，肖何平[2]，刘艳晖[3]，甘彬[2]，黄越[2]，唐世斌[3]

（1.广西水利发展集团有限公司， 广西 南宁 530022；
2.广西壮族自治区水利电力勘测设计研究院有限责任公司， 广西 南宁 530023；
3.大连理工大学 建设工程学院， 辽宁 大连市 116024）

摘要：针对微震定位解空间复杂、非线性强、易陷入局部最优等问题，系统研究了群智能优化算法在微震定位中的应用。通过对比麻雀搜索算法（SSA）、差分进化（DE）算法和粒子群优化（PSO）算法在单P波定位中的性能，发现PSO算法在求解稳定性方面表现最佳。为进一步提高定位精度并增强算法鲁棒性，引入S波构建双波联合定位模型，将反演空间由四维降至三维。试验结果表明，双波联合定位显著优于单P波定位，其中PSO算法在双波联合定位中的平均定位误差最低，展现出良好的适应性。为克服PSO算法早熟收敛、初值敏感等不足，提出了一种融合反向学习与混沌映射的自适应改进粒子群优化（APSO）算法。反向学习用于生成高质量初始种群，混沌映射实现惯性权重的动态调节，以平衡全局探索与局部开发能力。数值试验结果表明，APSO算法在多个典型震源点上的平均定位误差均低于标准PSO算法，平均定位误差降低约62.4%，且表现出更强的稳定性与收敛效率。该方法为深部岩体工程微震高精度定位提供了有效工具，具有良好的工程应用前景。

关键词：微震定位；粒子群优化算法；混沌映射；反向学习；双波联合定位

中图分类号：TD324 **文献标识码**：A **文章编号**：1005-2763(2026)08-0067-08

A Particle Swarm Optimization Algorithm Integrating Chaotic Mapping and Opposition-Based Learning for Microseismic Localization in Deep Rock Masses

Wang Yang[1], *Xiao Heping*[2], *Liu Yanhui*[3], *Gan Bin*[2], *Huang Yue*[2], *Tang Shibin*[3]

(1.Guangxi Water Development Group Co., Ltd., Nanning, Guangxi 530022, China;
2.Guangxi Zhuang Autonomous Region Water Resources and Electric Power Survey, Design and Research Institute Co., Ltd., Nanning, Guangxi 530023, China;
3.School of Infrastructure Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China)

Abstract: To address the issues of a complex solution space, strong nonlinearity, and easy entrapment in local optima in microseismic localization, the application of swarm intelligence optimization algorithms in microseismic localization was systematically investigated. By comparing the performance of the sparrow search algorithm (SSA), differential evolution (DE) algorithm, and particle swarm optimization (PSO) algorithm in single P-wave localization, it was found that PSO algorithm exhibited the best performance in terms of solution stability. To further increase the localization accuracy and enhance algorithm robustness, S-waves were introduced to construct a dual-wave joint localization model, reducing the inversion space from four dimensions to three dimensions. The experimental results indicate that the dual-wave joint localization significantly outperformed the single P-wave localization, where PSO algorithm achieves the lowest average localization error in the dual-wave joint localization and demonstrated good adaptability. To overcome the shortcomings of the PSO algorithm, such as premature convergence and sensitivity to initial values, an adaptive improved particle swarm optimization (APSO) algorithm integrating opposition-based learning and chaotic mapping was proposed. Opposition-based learning was utilized to generate a high-quality initial population, while chaotic mapping achieved the dynamic adjustment of the inertia weight to balance the global exploration and local exploitation capabilities. The numerical experimental results indicate that the average localization error of APSO algorithm at multiple typical source points is lower than that of the standard PSO algorithm, with the average localization error reduced by approximately 62.4%, and it exhibits stronger stability and convergence efficiency. This method

* **收稿日期**：2026-01-19
基金项目：广西壮族自治区重点研发计划项目（桂科 FN2600640101，桂科 AB24010069）
作者简介：王洋（1972—），男，河南南阳人，高级工程师，主要从事工程建设管理及运行工作。E-mail：4491506@qq.com
通信作者：唐世斌（1980—），男，重庆梁平人，博士，教授，主要从事岩体工程稳定性分析及预警研究。E-mail：tang_shibin@dlut.edu.cn

provides an effective tool for high-precision microseismic localization in deep rock mass engineering and has promising prospects for engineering application.

Key words: Microseismic localization, Particle swarm optimization algorithm, Chaotic mapping, Opposition-based learning, Dual-wave joint localization

0 引言

在深部矿山开采等岩体工程活动中,岩爆是主要动力灾害之一,常伴随岩体内积聚能量的突然释放与破裂结构的快速扩展,对工程安全与围岩稳定构成严重威胁。随着我国矿山、水利水电等深部岩体工程逐渐向高地应力、复杂地质构造区域拓展,施工与运行过程中面临的岩爆风险日益突出,发展高精度、可靠的岩爆预测预警技术具有重要的理论价值和工程意义[1-3]。

微震监测仪能够反映岩体细微破裂的时空演化,被认为是深埋地下工程中最有效的岩爆监测手段之一[4-5]。微震定位是微震监测技术的核心环节,通过最小化理论到时与观测到时之间的残差反演震源位置。然而,在复杂地质与受限监测空间条件下,该问题呈现显著的非线性与多峰特征,震源反演易受噪声、速度模型不确定性及初值依赖性影响。现有微震定位算法大体可分为非迭代法与迭代法两类[6]。非迭代法通过将非线性问题线性化求解,如INGLADA 法、USBM 法[7],以及董陇军等[8]推导的基于三维长方体监测网的解析解。该类算法虽计算效率高,但依赖均匀速度模型,适用范围受限。

随着计算能力的提升,迭代类成为主流方法,包括牛顿法、单纯形法及各类启发式寻优算法[9]。其中,最具代表性的 Geiger 算法通过一阶泰勒展开与最小二乘法实现迭代更新,但对初值敏感、易发散。为改善该算法稳定性,相关研究提出了基于线性定位与 Geiger 法的混合策略,以提高初值质量与收敛效率[10]。此外,单纯形法在无速度模型先验条件下也被用于微震定位[11],但其全局搜索能力有限,易陷入局部极小值。

为克服传统方法的局限性,群智能优化算法已逐步应用于微震定位领域。模拟退火算法在速度模型校正中展现出良好的全局搜索能力[12]。粒子群优化(PSO)算法凭借收敛速度快、参数简洁的优势,在微震定位中得到了广泛应用,但存在后期收敛停滞的不足[13]。引力搜索算法基于粒子间引力关系更新解向量,已被引入隧洞微震定位研究,但搜索过程容易受初始位置影响[14]。布谷鸟搜索算法采用 Lévy 飞行策略,在复杂波速条件下表现出良好的鲁棒性[15]。此外,模拟退火-单纯形[16]、粒子群-模拟退火[17]及网格搜索-牛顿法[18]等混合优化算法通过融合多种算法的优势,在提高全局搜索能力和局部收敛精度方面取得了良好效果。

尽管现有方法在不同场景下取得了一定成效,但在高地应力硐室中,受传感器布设受限、岩体非均质性强、噪声水平高及速度模型精度有限等因素制约,传统迭代算法与群智能算法仍难以稳定获取全局最优解。因此,有必要针对该类场景的特定约束条件,发展具有更强全局探索能力、具备更快收敛效率及更高定位鲁棒性的优化方法。

基于此,本文围绕巷道等硐室微震定位的实际需求,引入 P 波与 S 波的双波联合定位策略,以降低不确定性对反演结果的影响;在此基础上,将反向学习机制与混沌映射引入粒子群算法,构建自适应改进粒子群优化(APSO)算法,以增强其全局搜索能力和收敛稳定性。最后,通过数值模拟验证所提方法在复杂地质条件下的有效性,以期为深埋巷道的岩爆监测与预警提供可靠支撑。

1 双波联合定位算法

针对深部岩体微震定位中非线性强、多峰性显著且易陷于局部最优的问题,以粒子群优化算法为基本框架,开展双波联合定位研究。传统单 P 波定位虽计算简便,但在传感器布设受限、波速模型存在误差的实际工程中,定位结果往往不稳定且精度有限。尤其在高噪声环境下,S 波初至难以准确拾取,进一步加剧了反演过程的不确定性。

在实际工程中,微震波形常呈现出明显的波段叠加特征:P 波先至,其振幅与频率随时间先增强后衰减;S 波虽亦呈现这一变化过程,但其初至常被淹没于 P 波尾波中,如图 1 所示。因此,S 波拾取具有高度不确定性,通常仅有少量(1~2 个)传感器能提供可辨识到时。传统方法往往直接放弃 S 波信息,仅依赖 P 波定位,这进一步放大了求解对速度模型误差的敏感性,并导致震源深度方向精度不足。

为了克服单一波相导致的解空间维度高、求解稳定性差及速度扰动敏感性强的问题,在前述智能优化算法框架基础上引入S波信息,构建双波联合定位模型。该联合模型基于以下物理假设:在均匀介质中,P波与S波遵循相同传播路径并满足费马原理。令P波、S波速度分别为 c_{con}^{P} 和 c_{con}^{S},传感器接收时间分别为 T_P 和 T_S,起震时间 T_0 可由两类波到时直接求得:

$$T_0=\frac{c_{con}^{P}\cdot T_P-c_{con}^{S}\cdot T_S}{c_{con}^{P}-c_{con}^{S}} \tag{1}$$

将震源起时从反演未知量中剥离,使"震源位置+发震时刻"的四维求解空间降至三维,大幅减少优化算法的搜索尺度。当P波、S波到时拾取精度较高时,发震时刻的显式求解可显著提升定位反演的收敛速度与求解的稳定性。

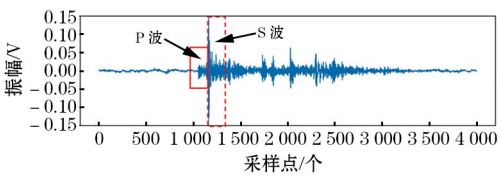


图1 微震信号波形示意

Fig.1 Schematic of microseismic signal waveform

为定量评估双波联合定位相较于单P波定位的性能优势,构建100 m×100 m×100 m的空间模型,布置6个呈空间交错分布的传感器,并设置5个典型震源点,坐标分别见表1、表2。P波速度设为5 000 m/s,S波速度设为2 700 m/s,并引入±3%的速度误差,以真实地反映工程实际中速度的不确定性。随后,分别采用麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)、差分进化(Differential Evolution, DE)算法和粒子群优化(PSO)算法对5个震源事件进行定位,每种算法独立重复50次以削弱随机性的影响。双波联合定位与单P波定位的定位误差最优值与平均值分别见表3和表4。

表1 传感器坐标

Table 1 Sensor coordinates

传感器序号	X 坐标/m	Y 坐标/m	Z 坐标/m
1	0	10	7
2	10	10	3
3	0	20	3
4	10	20	7
5	0	30	7
6	10	30	3

表2 震源点坐标

Table 2 Source point coordinates

震源点序号	X 坐标/m	Y 坐标/m	Z 坐标/m
1	15	30	15
2	25	40	25
3	35	50	35
4	45	60	45
5	55	70	55

表3 定位误差最优值

Table 3 The optimal value of location error

定位方法	计算算法	不同震源点的定位误差最优值/m				
		1	2	3	4	5
P波定位	SSA	0.648 2	2.393 5	6.867 7	13.064 3	17.208 9
	DE	0.645 5	4.337 2	5.555 7	4.923 4	28.927 4
	PSO	2.386 0	5.535 5	2.117 5	4.013 1	22.891 3
双波联合定位	SSA	1.063 6	2.745 4	2.508 6	6.692 5	5.080 7
	DE	1.588 8	4.383 9	3.708 9	10.782 9	24.024 2
	PSO	1.563 8	3.157 1	3.646 0	8.905 9	6.077 4

表4 定位误差平均值

Table 4 The average value of location error

定位方法	计算算法	不同震源点的定位误差平均值/m				
		1	2	3	4	5
P波定位	SSA	50.627 7	72.203 9	49.847 1	48.914 7	71.592 7
	DE	73.443 4	78.937 5	52.586 7	51.046 0	66.274 8
	PSO	46.484 7	67.624 5	51.072 0	55.079 4	66.604 2
双波联合定位	SSA	2.258 5	14.261 0	11.846 3	26.143 3	41.363 0
	DE	3.111 6	11.900 2	11.242 2	27.730 9	57.988 4
	PSO	1.588 8	12.419 5	6.508 0	13.893 1	42.370 2

在定位误差最优值层面(见表3),引入S波后,部分算法在部分震源点上的定位误差最优值有所降低,说明双波联合定位在一定条件下能够为反演过程提供额外约束,并具有获得较高定位精度的潜力;但由于定位误差最优值仅反映多次独立计算中算法所能达到的较优解水平,不能单独作为判断定位方法整体优劣的依据。进一步结合表4的定位误差平均值可以看出,引入S波后,3种算法的定位误差平均值均显著降低,表明双波联合定位有助于降低定位误差平均值,并改善重复计算条件下的综合定位表现。对比3种算法可发现,在双波联合定位条件下,PSO算法的5个震源点整体平均误差最低,说明其在多次重复计算条件下具有较好的综合稳定性和收敛表现。基于上述分析,PSO算法被选定为后续章节中的核心反演算法。

2 群优化算法的改进方法

前述基于双波联合定位的反演框架中,智能群

优化算法(如 PSO、SSA、DE)已被证明在求解多峰、噪声干扰明显的微震定位问题中具有良好的适应性。然而,这类算法的定位精度与收敛效率仍受初始种群质量、早熟现象及全局与局部搜索能力失衡等因素制约。传统群优化算法通常采用均匀随机方式生成初始种群,虽然简单易行,但空间分布的强随机性可能导致部分初始粒子远离全局最优区域,从而降低初始迭代阶段的有效搜索比例,延缓整体收敛速度。大量研究指出,高质量的初始种群能够显著提高算法的搜索效率,使粒子在迭代早期即逼近潜在全局最优区域[19]。

群优化算法的核心性能由全局搜索能力与局部挖掘能力共同决定:前者决定算法跳出局部极值的能力,后者决定其对精确最优解的逼近程度。如何在优化过程中实现二者的动态平衡,是当前群优化研究的重点方向之一。在 PSO 算法中,惯性权重是调控该平衡关系的关键参数。自适应惯性权重通过控制粒子的速度衰减规律,在迭代早期保持较强的全局探索能力,在后期逐步增强局部收敛能力,从而降低定位结果的波动性,使震源定位更稳定、精度更高。

基于此,针对微震定位问题,本文改进初始种群生成及惯性权重控制机制,并在双波联合定位框架中验证改进效果,主要包括反向学习(OBL)策略、混沌映射策略及二者结合的自适应改进粒子群优化(APSO)算法。

2.1 反向学习

反向学习是一种通过同时评估当前解及其在搜索空间中对称反向解以提升种群质量的通用策略,其核心理论依据为:给定一个候选解,其反向解有更高概率位于接近全局最优解的区域,从而显著提升算法在搜索初期的探索效率[20-21]。

在微震定位问题中,震源位置(X, Y, Z)的搜索范围通常由传感器网络的空间分布和地质条件界定,构成一个有界的三维解空间。传统均匀随机初始化虽能保证种群多样性,但粒子分布具有较强随机性,可能导致大量初始粒子偏离真实震源区域,使算法在迭代早期进行大量无效搜索,延缓整体收敛速度。

应用 OBL 策略,可构造质量更高的初始种群。设解空间第 j 维的边界为$[LB_j UB_j]$,在随机生成的初始种群中,第 i 个粒子在该维度的值为 $X_{i,j}$,其反向解 $OX_{i,j}$ 定义为:

$$OX_{i,j}=LB_j+UB_j-X_{i,j} \tag{2}$$

首先生成与原始种群规模相同的反向种群,计算全部个体的适应度,进而择优选择适应度更优(即定位残差更小)的个体,与原始个体合并,构建在解空间内分布更均匀、整体更接近潜在最优区域的初始种群。该策略理论上可将初始种群中包含接近全局最优解个体的概率提升 50%[21],为后续精细搜索奠定坚实基础。该策略在传感器布设受限、解空间存在多个局部极值的深部巷道微震定位场景下的优势更突出。

2.2 混沌映射

混沌映射凭借其固有的遍历性、类随机性及对初值的极端敏感性,能够在确定性系统中生成遍历均匀的伪随机序列,从而为优化算法提供更高效的搜索机制。在群体智能优化领域,混沌序列已被证明在种群初始化与参数自适应调节等方面优于传统随机方法,能显著增强算法在复杂解空间中的探索能力[22]。针对 PSO 算法在深部岩体微震定位中易陷入局部最优、收敛精度不足的问题,相关研究将混沌映射引入惯性权重的自适应调节,替代传统固定权重策略,以提升算法全局搜索性能[23],其基本形式可表示为:

$$\omega^{t+1}=\mu\cdot\sin(\pi\cdot\omega^{t})/4 \tag{3}$$

式中:ω^{t+1}指第 i 个粒子在迭代到第 $t+1$ 次时的惯性权重;μ 为混沌映射参数;t 为当前迭代次数。

为进一步增强权重对搜索状态的适应性,后续研究将粒子适应度信息引入调节机制,并为加速度因子设计动态权重:

$$c_{1i}^{t}=\frac{\exp(\frac{f_i^t}{u})}{\left(1+\exp(-\frac{f_i^t}{u})\right)^{t}} \tag{4}$$

$$c_{2i}^{t}=1-c_{1i}^{t} \tag{5}$$

式中:c_{1i}^{t}、c_{2i}^{t}分别为个体与社会学习因子的动态权重;f_i^t为第 i 个粒子的适应度值;u 为当前群体平均适应度。

该方法通过混沌序列的遍历性使粒子以多样化的速度模式探索解空间,增强了全局搜索能力,但在迭代后期仍可能出现因速度过高而越过最优区域的情况。

为进一步提升微震定位的收敛精度与稳定性,融合混沌映射与自适应理论,提出一种动态惯性权重更新策略:

$$\omega_i^{t+1}=\mu_i^{t}\cdot\sin(\pi\cdot\omega_i^{t})/4 \tag{6}$$

$$\mu_i^t=\begin{cases}\mu_{\min}+(\mu_{\max}-\mu_{\min})\dfrac{f_i^t-f_{\min}^t}{\bar{\mu}-f_{\min}^t}, & f_i^t\leqslant\bar{\mu}\\ \mu_{\max}, & f_i^t>\bar{\mu}\end{cases} \quad (7)$$

式中:$\mu_{\max}$与$\mu_{\min}$分别为混沌映射参数μ_i^t的最大值和最小值,$\mu_{\max}$对应全局探索阶段,$\mu_{\min}$对应局部挖掘阶段;$\bar{\mu}$为适应度阈值。

该机制使惯性权重既能借助混沌动力学行为保持搜索多样性,又可根据粒子适应度实时调节大小,从而在深部岩体微震定位过程中实现动态平衡:当粒子远离真实震源时,保持较高速度进行广域勘探;当粒子逐渐接近震源时,则降低速度进行精细开采,有效避免震荡与早熟,使算法更稳定、精确地收敛至实际震源位置。

3 改进算法效果分析

基于上述的双波联合定位反演模型,将上述改进策略融入PSO算法,构建了反向学习与混沌自适应权重联合的改进粒子群优化算法,其定位原理如图2所示。为系统验证改进策略对算法性能的提升效果,将APSO算法应用于所构建的双波联合定位反演模型中,并与标准PSO算法进行对比试验。

两种算法的初始种群规模均设置为50,最大迭代次数为100。为充分评估算法稳定性并削弱随机性的影响,每个震源点均进行50次独立重复计算,统计定位误差最优值、定位误差平均值及达到收敛所需的平均有效迭代次数。有效迭代的终止判据如式(8)所示,即当相邻两次迭代目标函数值的相对变化小于1%时视为收敛。

$$\frac{|f^t-f^{t-1}|}{f^{t-1}}<0.01 \quad (8)$$

式中,f^t、f^{t-1}分别为第t次和第$t-1$次迭代的到时残差值。

两种算法定位误差的最优值、平均值分别见表5、表6。在定位误差最优值方面,基于反向学习策略生成的高质量初始种群,使APSO在单次运行中能以更高概率逼近全局最优解,其在5个震源点上的定位误差最优值均显著优于PSO。例如,在震源点1,APSO将定位误差最优值从PSO的1.458 5 m降至0.516 6 m,降幅达64.6%;在震源点4,定位误差最优值从8.754 7 m降至3.374 9 m,降幅为61.5%。

在定位误差平均值方面,APSO借助混沌映射自适应调节惯性权重,在迭代中期仍保持粒子群的探索活力,有效规避了局部最优陷阱,提升了解集的一致性。因此,除震源点5外,APSO在其他震源点的定位误差平均值均远低于PSO。尤其在震源点2和震源点3,APSO的定位误差平均值仅分别为0.722 8 m和6.108 2 m,相较于PSO的18.298 1 m和17.215 4 m,分别降低96.0%与64.5%。5个震源点的定位误差平均值计算结果表明,APSO将平均定位误差降低62.4%。该结果进一步说明,在传感器近似共面布设时,传统PSO易陷入与实际震源关于传感器平面对称的"镜像解",该类解与实际震源在目标函数值上相近但空间定位偏差显著,从而导致平均定位误差大幅上升。相比之下,APSO凭借其动态探索能力跳出此类物理意义上不合理的局部极值区域,从而获得更稳定、更可靠的定位结果。

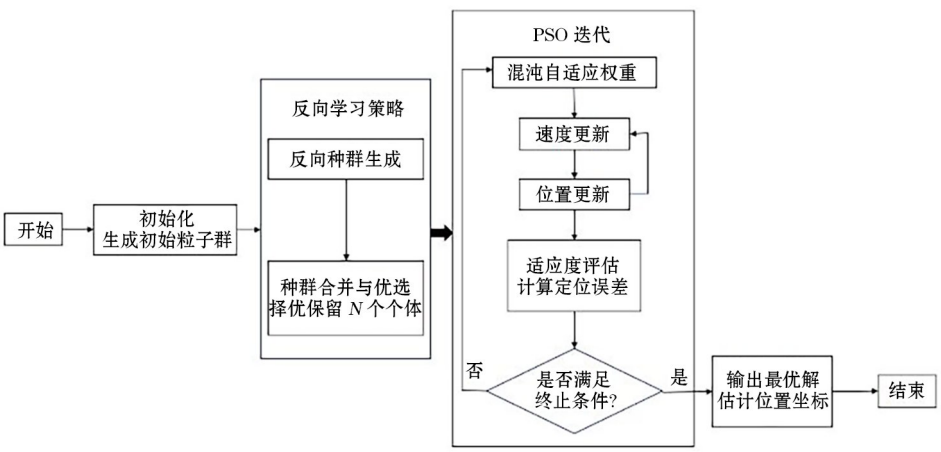


图2 APSO算法定位原理

Fig.2 The location principle of APSO algorithm

表 5 两种算法定位误差最优值

Table 5 The optimal value of location error of the two algorithms

算法	不同震源点的定位误差最优值/m				
	1	2	3	4	5
PSO	1.458 5	3.246 5	3.098 8	8.754 7	4.745 1
APSO	0.516 6	0.689 9	1.305 6	3.374 9	2.867 2

表 6 两种算法定位误差平均值

Table 6 The average value of location error of the two algorithms

算法	不同震源点的定位误差平均值/m				
	1	2	3	4	5
PSO	2.097 2	18.298 1	17.215 4	26.483 8	61.319 9
APSO	0.571 5	0.722 8	6.108 2	8.446 0	31.303 2

两种算法有效迭代次数见表 7。从表 7 中可以看出,APSO 在 5 个震源点的平均迭代次数为 86.60 次,略高于 PSO 的 78.75 次,增加约 10.0%。该现象并非算法效率下降,而是其动态平衡机制的体现。以震源点 2 为例,APSO 以少量额外的迭代代价,使定位误差平均值从 18.298 1 m 降至 0.722 8 m。该机制有效避免了算法过早收敛于次优解,使 APSO 得以在具有潜力的搜索区域进行更充分的局部精细搜索,从而在迭代成本微增的前提下,实现了定位精度的显著提升。这一结果进一步印证了 APSO 在探索与开发之间达成的有效平衡。

表 7 两种算法有效迭代次数

Table 7 The number of effective iterations of the two algorithms

算法	不同震源点的有效迭代次数/次				
	1	2	3	4	5
PSO	85.32	86.12	75.82	76.66	69.84
APSO	81.96	87.58	86.70	88.22	88.56

为进一步提升工程适用性与定位结果的物理合理性,基于三轴传感器提供的波场方向信息,对深度方向的“镜像”模糊性进行校正。校正后两种算法的定位误差如图 3 所示,定位误差平均值见表 8。结合图 3 及表 8 分析,发现校正后定位误差均显著降低并趋近于其最优值,验证了方向约束的有效性。在此条件下,APSO 的优势进一步凸显:校正后 APSO 在震源点 1、3、4 的定位误差平均值(3.737 3 m、7.244 8 m、8.856 0 m)均低于 PSO(4.539 4 m、12.658 8 m、22.890 6 m),尤其在构造复杂的震源点 3 和震源点 4,误差降幅分别达 42.8%与 61.3%。这一结果表明,APSO 通过融合反向学习与混沌映射生成的初始解集更贴近真实震源区域,为后续方向校正提供了更优的搜索起点,使校正过程得以在高质量解分布的基础上进一步收敛,最终获得更高、更稳健的定位精度。

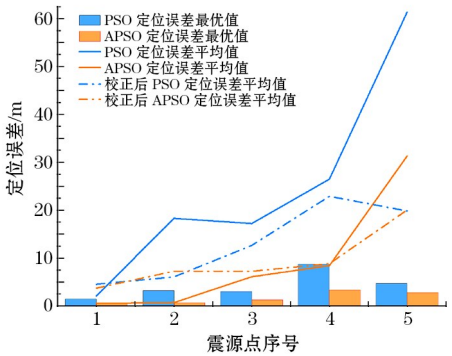


图 3 校正后两种算法的定位误差

Fig.3 The location error of the two algorithms after correction

表 8 校正后两种算法的定位误差平均值

Table 8 The average value of location error of the two algorithms after correction

算法	不同震源点的定位误差平均值/m				
	1	2	3	4	5
PSO	4.539 4	6.084 8	12.658 8	22.890 6	19.844 2
APSO	3.737 3	7.263 0	7.244 8	8.856 0	20.027 5

综上所述,本研究从定位精度、稳定性与收敛效率 3 个维度验证了 APSO 算法的先进性。该算法的性能提升源于两项改进策略的协同机制:反向学习策略在初始化阶段提供了更高品质的种群,提升了搜索起点的质量;混沌自适应权重机制则在迭代过程中动态平衡全局探索与局部开发,有效抑制早熟收敛并增强逃离局部极值的能力。两项改进策略协同作用,使得 APSO 算法尤其适用于解空间复杂、多峰特性显著的深部岩体微震定位问题,为实现高精度、高效率、高可靠性的震源反演提供了有效的算法解决方案。

深部矿山开采过程中高地应力、复杂地质构造与传感器布设受限等条件,给微震监测带来了严峻挑战。传统微震定位方法在此类环境下常受噪声干扰、速度模型误差及局部极值困扰,定位精度与鲁棒性难以满足实际工程需求。针对上述问题,本文提出的融合反向学习与混沌映射的 APSO 算法展示出显著的技术优势。在有效控制震源定位平均误差的同时显著提升定位精度,APSO 算法在复杂地质和高噪声环境下表现出较强的稳定性与收敛效率,

能够在传感器受限、速度模型不确定性较高的条件下,提供更加精确的震源定位结果。尤其是在深部矿山开采过程中,APSO 算法能够精确反演微震事件的位置,从而为岩爆预警、矿山安全监测与决策提供更可靠的依据。

4 结论

本文围绕群优化算法的微震定位问题开展了系统研究,得出的主要结论如下。

(1) 系统对比了 SSA、DE 与 PSO 在微震定位中的性能。试验结果表明,在双波联合定位框架下,PSO 表现出最优的稳定性和收敛效率,其平均定位误差显著低于 SSA 与 DE,在复杂非线性反演问题中展现出良好的适应性,为后续算法改进奠定了对比基准。

(2) 针对传统单 P 波定位对速度模型敏感、深度方向精度不足的问题,提出双波联合定位模型。通过显式求解震源到时,将反演参数从四维降至三维,有效缩减了解空间规模,并提升了搜索效率。数值试验结果表明,双波联合定位在各算法中均能显著降低最优定位误差与平均定位误差,尤其在传感器近似共面布置时,能够缓解因波速误差与几何约束引起的"镜像解"问题,增强了定位结果的可靠性与工程适用性。

(3) 为进一步提升 PSO 在微震定位中的全局搜索能力与收敛精度,提出了融合反向学习与混沌映射的 APSO。反向学习优化了初始种群质量,混沌映射实现了惯性权重的动态调节,使算法在迭代过程中兼顾勘探与开采的平衡。试验结果显示,APSO 在多个震源点上的平均定位误差均低于标准 PSO,平均定位误差降低约 62.4%,且在引入三轴传感器校正方向后,定位误差进一步集中于更低水平,表现出优异的抗干扰能力与稳定性。

综上所述,本文提出的基于 APSO 的双波联合微震定位方法,在提高定位精度、增强算法鲁棒性、优化收敛效率方面均取得显著成效,为深部岩体工程中的微震监测与岩爆预警提供了可靠、高效的反演工具,并为后续强噪声、非均匀波速场等复杂环境下的定位算法研究提供了参考。

参考文献(References):

[1] 郑来耀,梁鹏,李国庆,等.不均衡数据下融合优化算法的 CNN-LSTM 岩爆烈度等级预测模型[J].矿业研究与开发,2025,45(6):111-118.
Zheng Laiyao, Liang Peng, Li Guoqing, et al. CNN-LSTM rock burst intensity grade prediction model based on fusion optimization algorithm under imbalanced data[J]. Mining Research and Development,2025,45(6):111-118.

[2] 李占金,刘紫琼,李群,等.高应力条件下深部巷道受循环扰动诱发岩爆特征试验研究[J].矿业研究与开发,2025,45(1):1-8.
Li Zhanjin, Liu Ziqiong, Li Qun, et al. Experimental study on rock burst characteristics induced by cyclic disturbance in deep tunnels under high-stress conditions[J]. Mining Research and Development,2025,45(1):1-8.

[3] 孙露,黄麟淇,侯成录,等.基于微震多参数和 PSO-CatBoost 算法的硬岩岩爆短期预测[J].黄金科学技术,2025,33(1):127-138.
Sun Lu, Huang Linqi, Hou Chenglu, et al. Short-term prediction of hard rock rockburst based on microseismic multi-parameters and PSO-CatBoost algorithm[J]. Gold Science and Technology,2025,33(1):127-138.

[4] 孙玉福,常家晖,崔松,等.基于微震监测技术的深部金属矿大范围采动应力场反演方法[J].矿业研究与开发,2025,45(9):8-16.
Sun Yufu, Chang Jiahui, Cui Song, et al. Inversion method of large range mining-induced stress field in deep metal mines based on microseismic monitoring technology[J]. Mining Research and Development,2025,45(9):8-16.

[5] 刘晓芬,李凤琼,徐建,等.基于微震监测的深埋隧道围岩脆性破坏能量特征[J].安全与环境工程,2025,32(5):47-55+87.
Liu Xiaofen, Li Fengqiong, Xu Jian, et al. Brittle failure energy characteristics of surrounding rock in deep-buried tunnels based on microseismic monitoring[J]. Safety and Environmental Engineering,2025,32(5):47-55+87.

[6] 李翔,徐奴文.微震震源定位研究现状及展望[J].地球物理学进展,2020,35(2):598-607.
Li Xiang, Xu Nuwen. Research developments and prospects on microseismic source location[J]. Progress in Geophysics, 2020,35(2):598-607.

[7] Dong Longjun, Li Xibing, Zhou Zhenglong, et al. Three-dimensional analytical solution of acoustic emission source location for cuboid monitoring network without pre-measured wave velocity[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China,2015,25(1):293-302.

[8] 董陇军,李夕兵,唐礼忠,等.无需预先测速的微震震源定位的数学形式及震源参数确定[J].岩石力学与工程学报,2011,30(10):2057-2067.
Dong Longjun, Li Xibing, Tang Lizhong, et al. Mathematical functions and parameters for microseismic source location without pre-measuring speed[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2011,30(10):2057-2067.

[9] Geiger Ludwig. Probability method for the determination of earthquake epicenters from the arrival time only[J]. Bulletin of St. Louis University,1912,8:60-71.

[10] 林峰,李庶林,薛云亮,等.基于不同初值的微震源定位方法[J].岩石力学与工程学报,2010,29(5):996-1002.
Lin Feng, Li Shulin, Xue Yunliang, et al. Microseismic sources location methods based on different initial values[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2010,29(5):996-1002.

[11] Han Mingjie, Wang Jing, Wang Jiafeng, et al. Experimental research of microseismic source localization based on improved simplex optimization algorithm[C]// 2017 Chinese Automation Congress (CAC). New York: IEEE,2017:3264-3268.

[12] 钟星宇,孙小科,桂志先,等.基于并行模拟退火算法的微地震速度模型校正方法研究[J].地球物理学进展,2019,34(2):687-693.
Zhong Xingyu, Sun Xiaoke, Gui Zhixian, et al. Study on the micro-seismic velocity model correction based on the parallel simulated annealing algorithm[J]. Progress in Geophysics, 2019,34(2):687-693.

[13] Luu Khue, Noble Michael, Gesret Alexandre, et al. A parallel competitive particle swarm optimization for non-linear first arrival traveltime tomography and uncertainty quantification [J]. Computers & Geosciences,2018,113:81-93.

[14] Ma Cheng, Jiang Yujing, Li Tao. Gravitational search algorithm for microseismic source location in tunneling: performance analysis and engineering case study[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering,2019,52:3999-4016.

[15] 张晓平,朱航凯,刘泉声,等.基于斯奈尔定律及布谷鸟算法的层状岩体微震定位研究[J].岩石力学与工程学报,2021,40(7):1383-1391.
Zhang Xiaoping, Zhu Hangkai, Liu Quansheng, et al. Research on microseismic event locating in layered rock masses based on Snell's law and Cuckoo search algorithm [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2021,40(7):1383-1391.

[16] 吕进国,姜耀东,赵毅鑫,等.基于稳健模拟退火-单纯形混合算法的微震定位研究[J].岩土力学,2013,34(8):2195-2203.
Lyu Jinguo, Jiang Yaodong, Zhao Yixin, et al. Study of microseismic positioning based on steady simulated annealing-simplex hybrid algorithm [J]. Rock and Soil Mechanics,2013,34(8):2195-2203.

[17] 张院生,高永涛,王喆,等.基于 SA-PSO 混合算法的微震定位研究[J].现代隧道技术,2016,53(3):137-145.
Zhang Yuansheng, Gao Yongtao, Wang Zhe, et al. Microseism positioning based on SA-PSO hybrid algorithm [J]. Modern Tunnelling Technology,2016,53(3):137-145.

[18] 姜天琪,裴烁瑾.基于网格搜索-牛顿迭代法的微震震源定位算法[J].矿业科学学报,2019,4(6):480-488.
Jiang Tianqi, Pei Shuojin. Micro-seismic event location based on Newton iteration method and grid-search method [J]. Journal of Mining Science and Technology,2019,4(6): 480-488.

[19] Qiu Haoyu, Zhang Hongsheng, Lei Kun, et al. A new tree-level multi-objective forest harvest model (MO-PSO): integrating neighborhood indices and PSO algorithm to improve the optimization effect of spatial structure [J]. Forests,2023,14(3):441.

[20] Tizhoosh Hamid Reza. 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). New York:IEEE,2005:695-701.

[21] Xu Qizheng, Wang Lijun, Wang Ning, et al. A review of opposition-based learning from 2005 to 2012[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2014,29: 1-12.

[22] Li Mingda, Xu Guohua, Lai Qi, et al. A chaotic strategy-based quadratic opposition-based learning adaptive variable-speed whale optimization algorithm[J]. Mathematics and Computers in Simulation,2022,193:71-99.

[23] 宫华,李作华,刘洪涛,等.基于改进 PSO-BP 神经网络的贮存可靠性预测[J].运筹与管理,2020,29(8):105-111.
Gong Hua, Li Zuohua, Liu Hongtao, et al. Predicting for storage reliability based on improved PSO-BP neural network[J]. Operations Research and Management Science, 2020,29(8):105-111.