

基于到时精确拾取与智能优化算法结合的 岩石声发射定位方法研究

张艳博^{1,2,3}, 周 浩¹, 梁 鹏^{2,3}, 姚旭龙^{2,3}, 陶志刚^{3,4}, 来有邦^{3,5}

(1. 华北理工大学 人工智能学院, 河北 唐山 063210; 2. 华北理工大学 矿业工程学院, 河北 唐山 063210;
3. 华北理工大学 河北省矿山绿色智能开采技术创新中心, 河北 唐山 063210; 4. 中国矿业大学(北京) 力学与土木工程学院, 北京 100083;
5. 河北钢铁集团 司家营矿山铁矿有限公司, 河北 唐山 063701)

摘 要: 为了解决岩石声发射定位到时拾取困难、方程组无解导致其精度不高甚至无法定位的问题, 提出一种基于向量自回归赤池信息准则 (vector auto regressive -Akaike information criterion, 简称 VAR-AIC) 到时拾取并结合智能优化算法求解的新型定位算法。利用改进的 VAR-AIC 方法对信号到时进行精确拾取, 通过牛顿-拉夫森思想将非线性定位方程组转化为目标函数, 最终借助智能优化算法迭代求解进行定位。断铅试验结果表明: 基于 VAR-AIC 法通过瞬时频率确定到时范围、选择特征函数精准确定到时大幅度提升了声发射到时拾取精度。通过对比原子轨道搜索、灰狼算法、自适应粒子群算法性能, 发现原子轨道搜索算法在保证定位精度的同时迭代速度更快。在此基础上, 提出了基于 VAR-AIC 精确到时拾取和原子轨道搜索算法 (improve vector auto regression -Akaike information criterion- atomic orbital search, 简称 IVA-AOS) 相结合的岩石声发射定位方法。与传统的互相关+Geiger 算法、牛顿迭代算法以及 PCI-Express8 机器自带算法相比, IVA-AOS 定位算法定位误差更小、精度更高, 有效地解决了传统定位算法容易出现无解的问题, 为岩石声发射定位提供了一种新的思路与方法。

关 键 词: 岩石力学; 到时拾取; 智能优化算法; 声发射定位

中图分类号: TU 452

文献标识码: A

文章编号: 1000-7598 (2025) 05-1643-14

Acoustic emission location method of rock based on time precise picking and intelligent optimization algorithm

ZHANG Yan-bo^{1,2,3}, ZHOU Hao¹, LIANG Peng^{2,3}, YAO Xu-long^{2,3},
TAO Zhi-gang^{3,4}, LAI You-bang^{3,5}

(1. School of Artificial Intelligence, North China University of Science and Technology, Tangshan, Hebei 063210, China;
2. School of Mining Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan, Hebei 063210, China;
3. Hebei Mining Green Intelligent Mining Technology Innovation Center, North China University of Science and Technology, Tangshan, Hebei 063210, China;
4. School of Mechanics and Civil Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China;
5. Sijiaoying Yanshan Iron Mine Co., Ltd., Hebei Iron and Steel Group, Tangshan, Hebei 063701, China)

Abstract: To address the challenges in rock acoustic emission localization, such as difficulty in picking up arrival times and unsolvable equation systems leading to low accuracy and even inability to locate, a novel localization algorithm was proposed. This algorithm is based on vector auto regressive -Akaike information criterion (VAR-AIC) time-of-arrival pickup and integrates an intelligent optimization algorithm. The improved VAR-AIC method enhances arrival time accuracy by utilizing instantaneous frequency to define the arrival time range and selecting a feature function for precise determination. The nonlinear positioning equations are transformed into an objective function using the Newton-Raphson method, enabling iterative solutions through optimization algorithms. Broken lead test results indicate that the VAR-AIC method significantly enhances acoustic emission arrival time pickup accuracy by determining the arrival time range through instantaneous frequency and selecting the feature function for

收稿日期: 2024-07-23

录用日期: 2024-10-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 52074123); 河北省创新能力提升计划项目 (No. 23564201D); 河北省自然科学基金项目 (No. E2022209143)。This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (52074123), the Innovation Capacity Enhancement Program Project of Hebei Province (23564201D) and the Natural Science Foundation of Hebei Province (E2022209143).

第一作者简介: 张艳博, 男, 1973 年生, 博士, 教授, 主要从事矿山岩石力学方面的研究工作。E-mail: fzd44444@163.com

通讯作者: 梁鹏, 男, 1987 年生, 博士, 副教授, 主要从事矿山岩石力学方面的研究工作。E-mail: hnlp87@163.com

precise determination. Comparing the performance of the atomic orbital search, gray wolf, and adaptive particle swarm algorithms reveals that the atomic orbital search algorithm not only ensures localization precision but also accelerates iteration speed. Consequently, a rock acoustic emission localization method of improve vector auto regression -Akaike information criterion-atomic orbital earth (IVA-AOS) combining VAR-AIC accurate time-to-time pickup and the atomic orbital search algorithm was proposed. Compared to traditional methods like the mutual correlation+Geiger algorithm, Newton iterative algorithm and PCI-Express8 machine self-contained algorithm, the IVA-AOS localization algorithm exhibits smaller localization errors and higher precision. This innovation effectively addresses the frequent unsolvable cases in traditional localization algorithms, offering new insights and methodologies for rock acoustic emission localization.

Keywords: rock mechanics, on-time pickup, intelligent optimization algorithms, acoustic emission localization

1 引言

随着我国隧道工程及地下矿山开采向深部发展,由于岩石损伤破裂引发的地下工程灾害日益增多,严重威胁工程施工安全^[1]。声发射(acoustic emission, 简称 AE)监测技术作为一种广泛应用于岩石变形破裂监测的技术,不仅可以实时监测岩石破裂的能量大小^[2],还可以评价岩石的损伤程度^[3],其中提高岩石声发射定位精度更是 AE 领域研究的热点^[4]。根据 AE 原理,可将声发射定位分为基于时差的定位算法、基于到时拾取的定位算法以及基于大量定位样本数据的声发射机器学习定位算法^[5-6]。

在时差定位算法方面,Niri 等^[7]利用卡尔曼滤波器对时延进行有效修正,在一定程度上弥补了机械震动和外界噪声对定位造成的不良影响,提高了定位的精度;黄晓红等^[8]利用全相位谱分析和多次互相关的方法提高了互相关获取时延的唯一性,在求解解析解的基础上使用 Geiger 迭代获取更精准的定位结果;Zhou 等^[9]利用时间差定位(time difference of arrival, 简称 TDOA)测量和约束总体最小二乘法(constrained total least squares, 简称 CTLS)联合估计声发射源和波速,在计算非线性方程组最小二乘(least squares, 简称 LS)解的情况下,计算矩阵中的噪声项并结合二次约束构建 CTLS 准则获取声发射定位点与波速,此方法避免了先验波速的求取,增大了定位精度;Li 等^[10]通过自回归(auto regressive, 简称 AR)模型和赤池信息准则(Akaike information criterion, 简称 AIC)来对相关分析的时间差进行优化,最后结合最小二乘法与 Geiger 迭代来提高定位精度。王丕彤等^[11]在广义互相关获取时差的基础上引入基于平滑相干变换的二次双加权互相关,同时利用 Hibere 差值对相关峰值进行锐化减小噪声干扰来提高定位精度。除此之外,还存在运用能量谱^[12]、信号相似度小波重构^[13]、改进 S 变换(Stockwell transform, 简称 S 变换)^[14]等方法获取精确时间差。以上方法对声发射定位都有所提高,但是在获取解析解和最小二乘法的求解过程中往往

会出现无解的问题,在无法求解的基础上迭代优化更加无从谈起。

在到时拾取方面,Sedlak 等^[15]在 Maeda 方程基础上首次使用特征函数提高 AIC 函数的拾取精度,但是其特征函数并不适合岩石声发射到时拾取的需求;Meng 等^[16]针对低信噪比下微震首到拾取精度低的问题,对信号进行变分模态分解(variational mode decomposition, 简称 VMD),并根据能量大小引入权重因子进行二次到时拾取,提高了拾取精度;Zhou 等^[17]提出联合离散小波变换、修正能量比和 AIC 拾取器的联合方法,在对比修正能量比基础上使用 AIC 拾取器获取各个分量的到达时间,最后求平均值计算为该方法的最终到达时间,该方法对含噪信号直接处理,受信噪比影响小;Dong 等^[18]利用应用窗口 Lempel-Ziv 方法、多尺度理论、AIC 联合对声发射信号进行到时拾取,该方法相对其他方法有更高的精度稳定性和信噪比适应性;余建华等^[19]对不同特征函数响应进行对比性分析,引入加权系数对长短时窗(short-term average/long-term average, 简称 STA/LTA)法进行改进,增强了地震信号与其余信号的区分度;除此之外,运用聚类^[20]、语义分割^[21]、神经网络^[22]、数字图像^[23]等技术进行到时拾取的算法更是在该领域颇有建树。上述方法在某种角度上提高了到时拾取的精度,但其运算过程复杂,算法效果与发射信号并不适配,并不满足现实岩石领域声发射信号的快速识别。

近年来,智能学习算法在声发射定位中进行了初步应用,陈结等^[24]根据小波变换分解后的各个层级的能量比值和各面的能量分布情况确定三维定位的面,由卷积神经网络确定对应面的定位点,解决了无波速条件下的定位;Ai 等^[25]利用信号处理的方法将波形、快速傅里叶变换图和频谱熵等转换为图像,通过加权集成回归的卷积神经网络来分析图像并计算损伤坐标;Liu 等^[26]在定位区域表格化之后将时间差作为输入,定位点设为输出,通过神经网络学习来检测缺陷;陈炳瑞等^[27]在对信号进行分层处理(消噪、分波、到时修正、劣质信号剔除)的

基础上利用粒子群算法对其进行求解,进一步解决了经典法速度模型变化的问题;王云宏等^[28]基于改进传统P波走时定位方法加入差分进化算法,很大程度上减弱了拾取误差对定位精度的影响。同时遗传算法^[29]、鲸鱼算法^[30]等智能学习算法已经应用于定位,可见智能学习算法可在岩石声发射定位中进行应用,为本文构建基于智能学习算法的岩石声发射定位方法奠定基础。

以上研究在一定程度上提高了声发射信号到时、时差及定位的精度,但依旧存在的问题:求解声发射非线性方程组时,由于走时方程本身的复杂性,使用线性方法求解会导致方程组无解;首波到达方面,信号拾取算法繁多,但是当其适用于岩石声发射信号首波拾取时存在拾取效果差、拾取结果不唯一等问题;智能优化算法求解非线性方程组定位尽管计算量小且速度较快,但不同算法适用于不同类型的非线性方程,选择不当可能会出现多个极值点,因此,针对不同问题应选择具有全局搜索且合适的智能优化算法。

综上所述,为解决传统定位方程导致的无解及首波拾取困难对声发射定位结果影响的问题,本文结合现代信号处理与智能优化算法,提出了岩石声发射定位新型方法:对向量自回归赤池信息准则模型(vector autoregressive-Akaike information criterion,简称VAR-AIC)进行改进,并联合原子轨道搜索(atomic orbital search,简称AOS)的定位方法(improvement vector autoregression Akaike information criterion-atomic orbital search,简称IVA-AOS)。为了解决首波到时拾取困难对定位产生的影响,基于VAR-AIC法引入瞬时频率确定拾取范围,修正特征函数精确到时拾取,同时根据牛顿-拉夫森思维将非线性方程组转换为平方目标函数^[31],经过选择后进一步通过AOS算法获取声发射源的三维定位点,解决了传统定位方程组无解的问题。该方法通过数学思维将非线性方程组转换为最小值方程从而求解定位点,在精确声发射信号事件到时的同时提高了岩石声发射定位的精度,为岩石声发射定位提供了一种新思路。

2 基于改进VAR-AIC和智能优化算法的岩石声发射定位方法

2.1 基本思想及方法构建

本文通过改进的VAR和AIC对声发射信号进行精准到时拾取,结合PCI-Express8声发射系统的采集时间将定位问题转换为目标函数问题,最后通

过智能优化算法对其进行对比求解。该方法首先对VAR-AIC进行时间窗口和特征函数的算法优化,从而对定位点的每一个信号进行优化到时拾取获取各个信号的精确到时,与已知的采集时间结合得到对应定位事件的精确时间差。在此基础上,通过走时方程将其转换为目标函数最小值的问题^[31],进一步通过智能优化算法求解对应定位点与事件的真实到时。

基于改进VAR-AIC的智能优化定位算法主要包括到时精确拾取、目标函数建立、智能优化算法求解3个阶段,对VAR-AIC的优化包含时间窗口的确定和特征函数的选择两个步骤,算法流程图如图1所示。

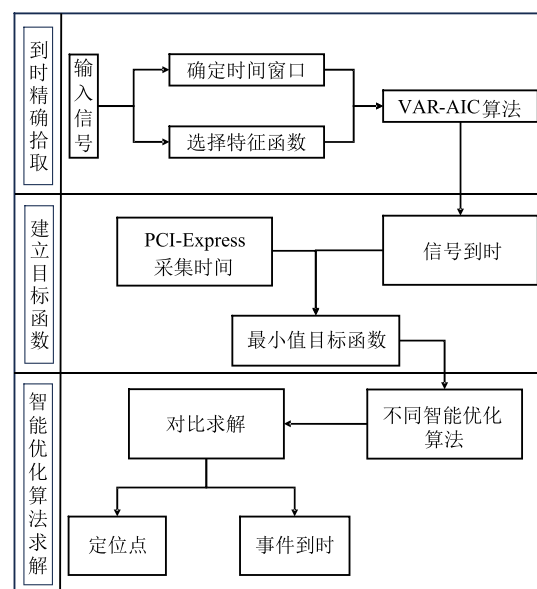


图1 算法流程图

Fig.1 Algorithm flowchart

2.2 到时拾取优化

根据AIC^[32],将时间序列分为两个局部稳定的过程,分别对应时间序列(包含AE事件)的非信息部分和信息部分(信号)。Sleemen等^[33]在此基础上将时间序列分为确定性和不确定性部分(前向和后向预测模型),并分别计算前向模型和后向模型的AR系数用于计算AIC。针对AR模型过程,AIC的最小值代表两个时间序列的分离点,当其分离点位于信号开始阶段即为首波到达时间,这种方法被称为AR-AIC选择器,它必须通过试验来确定AR过程的阶数,并反复计算两个时间序列的AR系数。相比之下,Maeda^[34]直接从地震图计算AIC函数,而不使用AR系数,改进其为VAR-AIC,但其受到时间窗口和特征函数选择的影响。

AIC 将一个长度为 N 的不平稳时间序列 $x(t)$ 分为两个部分 $x(1, b)$ 和 $x(b+1, N)$, 其中 $x(t)$ 表示第 t 个时刻的幅值, $t \in [1, N]$; b 为当前中断前后模型的中断点。前项和后项分别记作前向模型和后向模型, 计算两个模型预测误差的方差, 用于 $x(t)$ 中的每一个点来计算 AIC 的值。本文通过 VAR-AIC 来计算 AIC 的值, VIR-AIC 定义为

$$V(b) = b \ln\{\text{Var}\{F[X_t(1, b)]\}\} + \dots \\ (N - b - 1) \ln\{\text{Var}\{F[X_t(b+1, N)]\}\} \quad (1)$$

式中: $X_t(1, b)$ 为前向模型中各个点的振幅值; $X_t(b+1, N)$ 为后向模型中各个点的振幅值; $\text{Var}\{\}$ 为方差函数; $F[\cdot]$ 为特征函数; $V(b)$ 为通过 VAR-AIC 计算的当前中断点下 AIC 的值。

在实际计算 $V(b)$ 的过程中, 受到不平稳信号和特征函数的干扰, 可能会出现不止一个最低点的值, 如图 2 所示, 因此要精准拾取到时, 必须对到时时间窗口进一步确定。如图 2 所示, AIC 曲线在 $2000 \mu\text{s}$ 附近存在最低值, 但其并不是到达时间点, 而是由于事件结束后低幅值噪声信号对其造成的干扰。图中绿色方框为包含到达时间的窗口, 若选择合适的时间窗口, 将会避免多个最低点对 AIC 采集的影响。

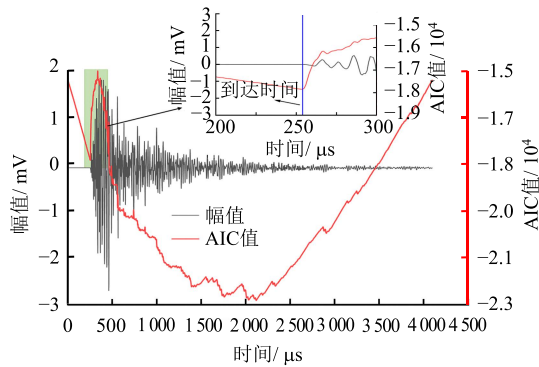


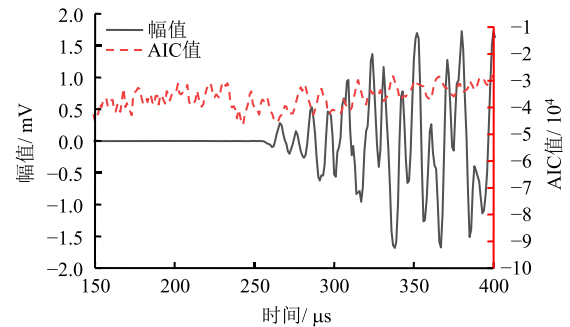
图 2 拾取到达时间对比

Fig.2 Pickup arrival time comparison

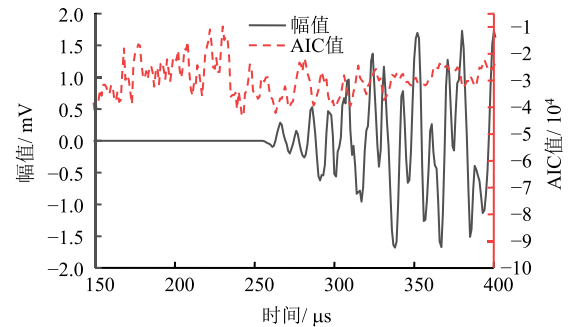
本文利用 PCI-Express8 采集声发射信号, 在选取长度时需选取一个基准点作为靠近信号到达时间的点, 该点的选取需要在声发射信号到达时间附近并且增强某个参数的变化。选择瞬时频率^[35]这个值, 瞬时频率可以显示一个分量或者单个模式的频率变化, 采用互补集合经验模态分解 (complementary ensemble empirical mode decomposition, 简称 CEEMD) 将声发射信号分解, 并计算各个信号与原信号的相关系数, 选择相关系数最大的分量对其进行希尔伯

特变化求取瞬时频率, 最后找到瞬时频率变化最大的位置作为确定时间长度中心点位置的横坐标 P 。在初始点坐标 P 左右两边分别取 100 个点, 最后将 $[P-100, P+100]$ 作为确定的时间窗口, 可观察到若选择合适的时间窗口, 将会避免多个最低点对 AIC 值计算的影响 (见图 2 中局部放大图)。

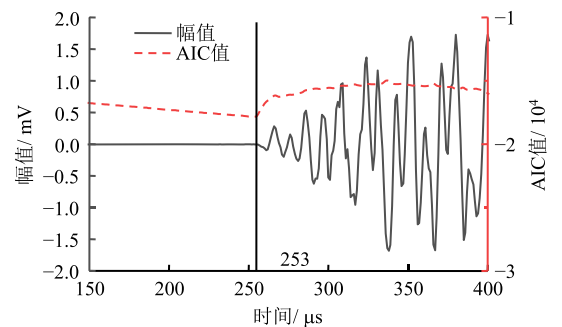
在计算 $V(b)$ 的过程中, 对前向模型和后向模型使用不同的方差函数会出现难以拾取甚至拾取错误的情况。如图 3(a)、3(b) 所示, 本文选取常见的绝对值函数 $F_1(t) = |x(t)|$ 、平方函数 $F_2(t) = x(t)^2$, $x(t)$ 为当前时间序列, 这两个函数增强了信号的幅度变化, 但是对频率的变化并不敏感, 可以观测到其对应的 AIC 曲线波动性大并不能准确判别到达时间点。



(a) 绝对值函数



(b) 平方函数



(c) 本文函数

图 3 不同特征函数 AIC 曲线对比图

Fig.3 Comparison of AIC curves for different eigenfunctions

本文在 ALLEN 函数的基础上将特征函数设置为 $F_3(t) = K|x(t)^2 + x(t) - x(t-1)|^{[36]}$ 。其中, K 为常数, 随不同信号及其噪声特性而变化 (根据测试, K 本文设置为 0.6), $x(t)^2$ 函数增强了振幅的变化, 且存在 $x(t) - x(t-1)$ 来突出频率的变化, 取绝对值增强其对异常值的鲁棒性。如图 3(c) 所示, 本文提出的 F_3 函数在趋于稳定的同时且能准确识别到达时间点, 证明其在幅度和频率变化方面均可灵敏相应。

2.3 目标函数的建立

传统声发射定位问题总是绕不过两个阻碍: 时间差、波速, 本文联合精确的信号到达时间和采集时间将单个时间差方程进一步拆解为两个走时方程, 进而通过解方程的思路将其简化为求最小值的问题。相比传统利用时间差求解定位问题, 本文方法将其转换为最小值求解, 使求解更加容易, 解决了方程组无解的问题。

基于 2.2 节中通过改进的 VAR-AIC 算法获取了信号到达时间, 但该信号到达时间并不是定位事件的到达时间, 而是 PCI-Express8 采集每个信号的信号到达时间。如图 4 所示, 图中纵轴为断铅时刻, 绿色竖线为信号到达点, t_{c1} 、 t_{c2} 分别为通道 1、2 的采集时刻, T_{d1} 、 T_{d2} 分别为通道 1、2 信号通过改进 VAR-AIC 获取的到达时间点, 设通道 1 事件到时 (从断铅到检测到信号的时间) 为 T_1 , 则通道 2 事件到时 T_2 为

$$T_2 = T_1 + T_{d2} - T_{d1} + t_{c2} - t_{c1} \quad (2)$$

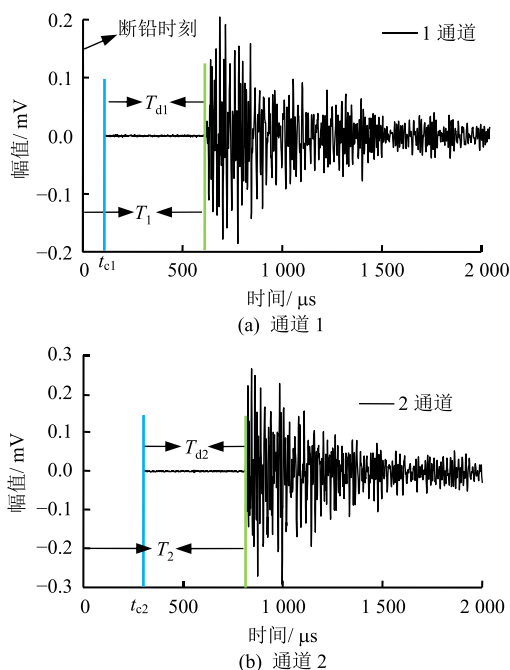


图 4 事件到时原理图

Fig.4 Event-to-time schematic

本文通过获取真实的首波到达时间建立走时方程, 通过数学思维将走时方程联立转化为多元四次方程最小值的取值问题, 最后通过智能优化算法对其进行迭代求解。对以往方法而言, 其最大优势是简化了方程, 解决了计算过程中的无解问题。基本走时方程建立如下:

$$(x - x_I)^2 + (y - y_I)^2 + (z - z_I)^2 = (vT_I)^2 \quad (3)$$

式中: x 、 y 、 z 为断铅点坐标; (x_I, y_I, z_I) 为对应传感器位置; v 为预设波速, 通过 PCI-Express8 对岩石进行 AST 获取, 并计算波速取到其平均值, 免除波速的最大干扰 (可计算得 $v = 3\,674\,314.5$ mm/s); T_I 为第 I 个通道的真实首波到达时间; 将通道 1 的到达时间设为 T_1 , 以便获取其他通道首波到达时间。

首先建立合适的三维坐标系, 其三维算法模型如下: $A_1(x_1, y_1, z_1)$ 、 $A_2(x_2, y_2, z_2)$ 、 $A_3(x_3, y_3, z_3)$ 、 $\dots$ 、 $A_8(x_8, y_8, z_8)$ 。

根据走时方程建立如下方程组:

$$\left. \begin{aligned} (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 + (z - z_1)^2 &= (vT_1)^2 \\ (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 + (z - z_2)^2 &= (vT_2)^2 \\ &\vdots \\ (x - x_8)^2 + (y - y_8)^2 + (z - z_8)^2 &= (vT_8)^2 \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: $T_2 \sim T_8$ 为 2~8 号通道的首波到达时间。

令 $f(x, y, z, T_I) = (x - x_I)^2 + (y - y_I)^2 + (z - z_I)^2 - (vT_I)^2$, $f(x, y, z, T_I)$ 为由第 I 个通道走时方程构建的函数, $I = 1, 2, \dots, 8$ 。则上述方程组可变化为

$$\left. \begin{aligned} f(x_1, y_1, z_1, T_1) &= 0 \\ f(x_2, y_2, z_2, T_2) &= 0 \\ &\vdots \\ f(x_8, y_8, z_8, T_8) &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

牛顿-拉夫森提出了 $f(x) = 0$ 可以转化为 $F(x) = f^2(x)$ 最小值状态下的解 $F_{\min}(x, y, z, T_I)$, 在此基础上可以将式 (5) 转换为: $F_{\min}(x, y, z, T_I) = \sum_{I=1}^8 f^2(x_I, y_I, z_I, T_I)$ 的解, $F_{\min}(x, y, z, T_I)$ 为构建的最小值目标函数。

2.4 智能优化算法求解

本文使用 AOS^[37]、灰狼算法 (grey wolf algorithm, 简称 GWO)^[38]、自适应粒子群算法 (adaptive particle swarm optimization, 简称 APSO)^[39] 对目标函数进行求解并对比其效果。以下小节中对每种算法进行简要说明。

2.4.1 AOS 算法

AOS 算法是一种通过模拟原子系统中电子吸收能量大小选择靠近或者远离原子的思想指导群体进行智能优化搜索的元启发式算法。该算法将每一个电子看作一个候选解,将候选解的能量看作函数值,通过更新电子的位置来进行一轮又一轮的搜索,其具有较优的鲁棒性、群体性等特点。其搜索过程如下:

2.4.1.1 初始候选解

搜索空间中的电子用候选解 X_i 表示, X_i 的位置用一组决策变量 $(x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d)$ 表示。候选解的初始决策变量可用下式表示:

$$x_i^j(0) = x_{i,\min}^j + \text{rand}(x_{i,\max}^j - x_{i,\min}^j) \quad (6)$$

式中: $i \in \{1, 2, \dots, m\}$; $j \in \{1, 2, \dots, d\}$; $x_{i,\min}^j$ 、 $x_{i,\max}^j$ 为第 i 个候选解的第 j 个决策变量的最小值和最大值; m 为搜索空间(电子云)内候选解(电子)的数量, d 为代表候选(电子)决策变量的问题维度; $\text{rand}()$ 为随机函数。

2.4.1.2 确定结合态和结合能

基于量子原子模型,原子核周围的电子云被分为多个虚拟层(将所有候选解按照其目标函数值排序并基于正态高斯分布分为 n 层)。需要确定电子的结合态和结合能、原子的结合态和结合能。通过所选择层中所有候选解的决策变量和目标函数值的平均值来确定该层中候选解的结合状态和结合能,则该层电子的结合态和结合能计算过程如下:

$$\mathbf{BS}^k = \frac{\sum_{i=1}^p \mathbf{X}_i^k}{p} \quad (7)$$

$$\mathbf{BE}^k = \frac{\sum_{i=1}^p E_i^k}{p} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{BS}^k$ 和 $\mathbf{BE}^k$ 分别为第 k 层的结合态和结合能; $\mathbf{X}_i^k$ 和 E_i^k 为第 k 层第 i 个候选解的决策变量和目标函数值; $i=1, 2, \dots, p$; $k=1, 2, \dots, n$; n 为虚构创建的层的最大数量, p 为第 k 个虚层中候选解的总数。

通过考虑搜索空间中所有候选解的决策变量和目标函数值的平均值来确定原子的结合态和结合能,即

$$\mathbf{BS} = \frac{\sum_{i=1}^m \mathbf{X}_i}{m}, i=1, 2, \dots, m \quad (9)$$

$$\mathbf{BE} = \frac{\sum_{i=1}^m E_i}{m}, i=1, 2, \dots, m \quad (10)$$

式中: $\mathbf{BS}$ 和 $\mathbf{BE}$ 分别为原子的结合态和结合能; $\mathbf{X}_i$ 和 E_i 分别为第 i 个候选解在原子中的决策变量和目标函数值。

2.4.1.3 电子跃迁及决策变量更新

为了在数学上表示光子对原子核周围电子的作用,为每个电子生成均匀分布的随机数 φ ,此外确定光子率 $\mathbf{PR}$ 来判断光子对电子的作用。若每个电子生成的随机数 $\varphi > \mathbf{PR}$,则电子发生跃迁,决策变量更新过程可表示为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}_{i+1}^k &= \mathbf{X}_i^k + \frac{\alpha_i \times (\beta_i \times \mathbf{LE} - \gamma_i \times \mathbf{BS})}{k}, E_i^k \geq \mathbf{BE}^k \\ \mathbf{X}_{i+1}^k &= \mathbf{X}_i^k + \alpha_i \times (\beta_i \times \mathbf{LE}^k - \gamma_i \times \mathbf{BS}^k), E_i^k < \mathbf{BE}^k \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{X}_{i+1}^k$ 和 $\mathbf{X}_i^k$ 分别为第 k 层第 i 个候选解的当前决策变量和未来决策变量, $i=1, 2, \dots, p$; $k=1, 2, \dots, n$; $\mathbf{LE}$ 为原子中能级最低的候选解; $\mathbf{BS}$ 作为原子的结合态,计算方式为所有候选解决策变量的平均值; α_i 、 β_i 和 γ_i 为随机生成的向量,这些数均匀分布在(0,1)范围内,用于确定发射能量的总量。

若每个电子生成的随机数 $\varphi \leq \mathbf{PR}$,光子对电子不产生作用,电子在电子层之间运动基于其余运动,如粒子与磁场之间的相互作用。此时决策变量更新过程如下:

$$\mathbf{X}_{i+1}^k = \mathbf{X}_i^k + \mathbf{r}_i \quad (12)$$

式中: $\mathbf{r}_i$ 为由(0,1)内的数值随机生成的向量。

2.4.2 GWO 算法

GWO 算法是受灰狼群体捕猎行为启发而提出的算法。算法中,每只灰狼的位置代表解空间中一个解,将最优的 3 个解按照最优、次优、第三优分别当作 α 狼、 β 狼、 δ 狼,其余狼为 ω 狼。在求解过程中, α 、 β 和 δ 负责搜索猎物, ω 狼紧随这三只狼完成捕猎行为。狩猎过程可表示为

(1) 包围猎物

$$\mathbf{D} = |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}_p(q) - \mathbf{X}(q)| \quad (13)$$

$$\mathbf{X}(q+1) = \mathbf{X}_p(q) - \mathbf{AD} \quad (14)$$

式中: $\mathbf{D}$ 为灰狼个体与目标猎物之间的动态距离向量; q 为目前的迭代数; $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{C}$ 为系数向量; $\mathbf{X}_p$ 和 $\mathbf{X}$ 分别代表猎物的位置向量、灰狼的位置向量。

式(13)表示个体与猎物间的距离,式(14)是灰狼的位置更新公式。

$$A = 2a \cdot r_1 - a \quad (15)$$

$$C = 2r_2 \quad (16)$$

式中： a 为收敛因子，随着迭代次数从 2 线性减小到 0； r_1 和 r_2 为[0,1]内随机生成的向量。

(2) 狩猎

$$\left. \begin{aligned} D_\alpha &= |C_1 \cdot X_\alpha - X| \\ D_\beta &= |C_2 \cdot X_\beta - X| \\ D_\delta &= |C_3 \cdot X_\delta - X| \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

$$X(q+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (18)$$

式中： D_α 、 D_β 和 D_δ 分别为 α 、 β 和 δ 狼与其他个体狼之间距离； X_α 、 X_β 和 X_δ 分别为 α 、 β 和 δ 狼的当前位置； C_1 、 C_2 和 C_3 为随机向量。

2.4.3 自适应粒子群优化算法

自适应粒子群优化算法 (adaptive particle swarm optimization, 简称 APSO) 是粒子群算法 (particle swarm optimization, 简称 PSO) 的一种变体, APSO 在 PSO 的基础上通过自适应策略来调整算法的参数, 以提高算法的性能和收敛速度。其核心算法与粒子群算法类似, 在确定种群规模和适应值函数的基础上, 通过速度向量与位置向量来确定目标粒子的运动方向和距离, 经过不断搜索得到最优解。粒子更新公式如下:

$$V^{s+1} = wV^s + c_1r'_1(P_{id}^s - R^s) + c_2r'_2(P_{gd}^s - R^s) \quad (19)$$

$$R^{s+1} = R^s + V^{s+1} \quad (20)$$

式中： V 为粒子速度； w 为惯性权重，其值非负； c_1 和 c_2 为学习因子，一般取 $c_1 = c_2 = 2$ ； r'_1 和 r'_2 为[0,1]内的随机数； s 为当前迭代次数； P_{id}^s 为个体最优粒子的位置向量； P_{gd}^s 为全局最优粒子的位置向量； R 为粒子位置向量。

惯性权重 w 的取值关系到粒子群算法的个体搜索能力和全局搜索能力。较大的 w 值有利于提高全局搜索能力，较小的 w 值有利于提高个体搜索能力，因此 w 的取值对算法搜寻能力而言至关重要，APSO 通过自适应惯性权重法，当目标函数值大于函数值平均值时选取最大惯性权重，反之采用指数递权重如下：

$$w = \begin{cases} w_{\min} \times \left(\frac{w_{\max}}{w_{\min}} \right)^{\left(1 - \frac{s}{S}\right)}, & f \leq f_{\arg} \\ w_{\max}, & f > f_{\arg} \end{cases} \quad (21)$$

式中： S 为总的迭代步数； f 为目标函数值； $f_{\arg}$ 为函数值平均值； $w_{\min}$ 、 $w_{\max}$ 分别为惯性权重的最小值和最大值。

3 试验验证

3.1 试验设计

如图 5 所示，本文采用花岗岩开展断铅试验，尺寸为 150 mm×150 mm×150 mm，声发射系统为美国物理声学公司 PAC 所生产的 PCI-Express 8 型声发射分析系统，通过断铅采集初始声发射波形。采集信号之后，对信号进行 CEEMD 分解，并对子信号与原信号进行相关性分析，选取相关系数最大的信号，确定 VAR-AIC 的到达窗口，选取最敏感的特征函数，确定所有信号的信号到达时间，结合其他传感器的采集时间与上述信号到达时间得到其余信号的事件到达时间。通过最小值思想建立方程组，以智能优化算法求解得到精确定位点。

本次试验的断铅步骤如下所示：

(1) 建立坐标系

如图 6 所示，建立直角坐标系，以左视面为初始面（令其为 A 面），顺时针旋转另外 3 面分别为 B、C、D 面，上面为 E 面，A、C 面和 B、D 面互为对立面。各个面布置 25 个断铅点，A、C 面为 21 个（其中 4 个布置传感器）。

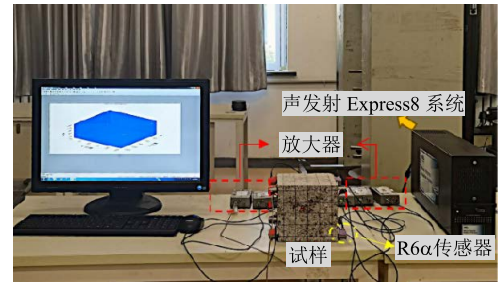


图 5 试验场景与声发射监测系统

Fig.5 Experimental scenario and acoustic emission monitoring system

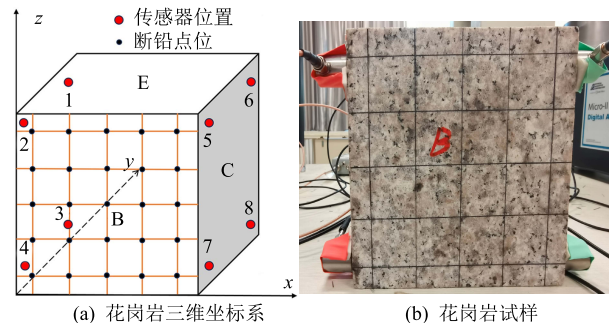


图 6 花岗岩试样及其三维坐标系

Fig.6 Granite specimen and three-dimensional coordinate system

(2) 传感器安装

此次试验选取传感器型号为 R6 α 型传感器, 将其安放于 A、C 两面 (见图 6), 其具体坐标如表 1 所示。在传感器与试样之间涂抹凡士林来减少声发射信号的散射与衰减并增进其贴合度。

表 1 传感器坐标
Table 1 Sensor coordinates

传感器编号	坐标/mm		
	x	y	z
1	0	135	135
2	0	15	135
3	0	135	15
4	0	15	15
5	150	15	135
6	150	135	135
7	150	15	15
8	150	135	15

(3) 系统参数设置

安装传感器后, 通过声学检测 (软件自带) 检测各个传感器的贴合度, 保证其幅值大于 90 为贴合紧密, 敲击岩样表面检查各声发射传感器通道是否畅通。采样阈值值和增益均设置为 40 dB, 单个信号采样频率设置为 1 MHz, 每个断铅包含 2 048 个数据点。

(4) 试验操作

试验使用直径为 0.5 mm 的 HB 铅笔, 铅芯伸长

量为 2.5 mm, 每次断铅时保证铅芯与试件表面夹角为 30°^[40]。开始采集后, 在各个点重复 5 次断铅完成一个点的试验操作, 重复试验直到所有测试面上所有断铅点完成试验, 记录每个断铅点三维坐标。

断铅结束后通过回放提取每个点对应的波形, 每个点操作 5 次断铅试验, 选择其中最接近目标点的试验结果作为该点的试验结果, 每次断铅试验对 8 个通道接收的波形分别进行存储。由于试样边缘点出现定位失败 (回放取不到数据), 取试样 5 个面 A、B、C、D、E 中心区域 9 个点, 共 45 个点为基础进行分析。

3.2 定位结果计算

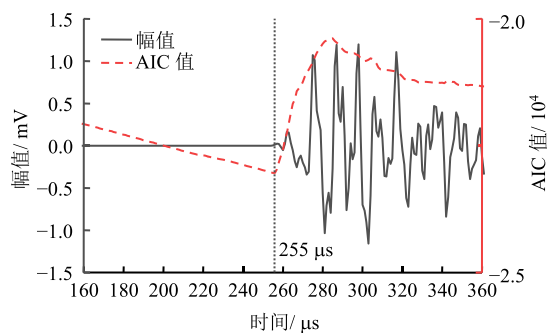
根据断铅试验可获得任意一个断铅点的 8 个通道的声发射信号波形, 本文定位算法步骤如下:

(1) 对 8 个断铅信号分别用改进的 VAR-AIC 算法进行计算得到各个信号的到达时间。

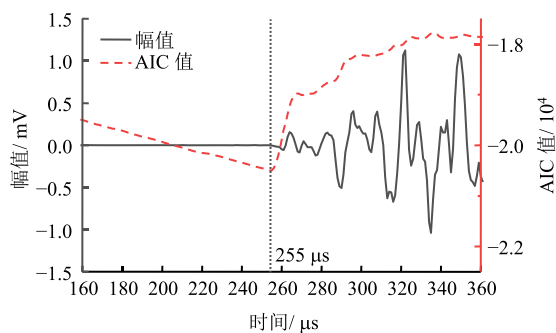
(2) 利用采集时间、信号到达时间确定事件到达时间, 建立对应目标函数。

(3) 使用智能优化算法对该最小值方程求解获取定位点。

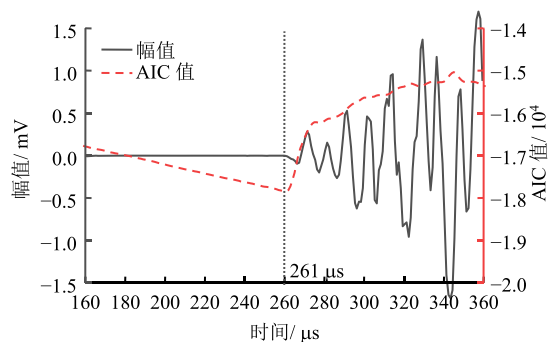
以坐标 (75, 150, 75) 为例, 通过改进 VIR-AIC 算法对该断铅点的 8 个声发射信号分进行拾取信号到时如图 7(a)~7(h)所示分别为: 255、255、261、256、254、256、262、256 μ s。



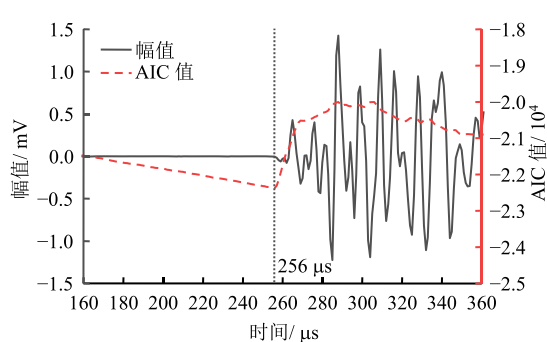
(a) 通道 1



(b) 通道 2



(c) 通道 3



(d) 通道 4

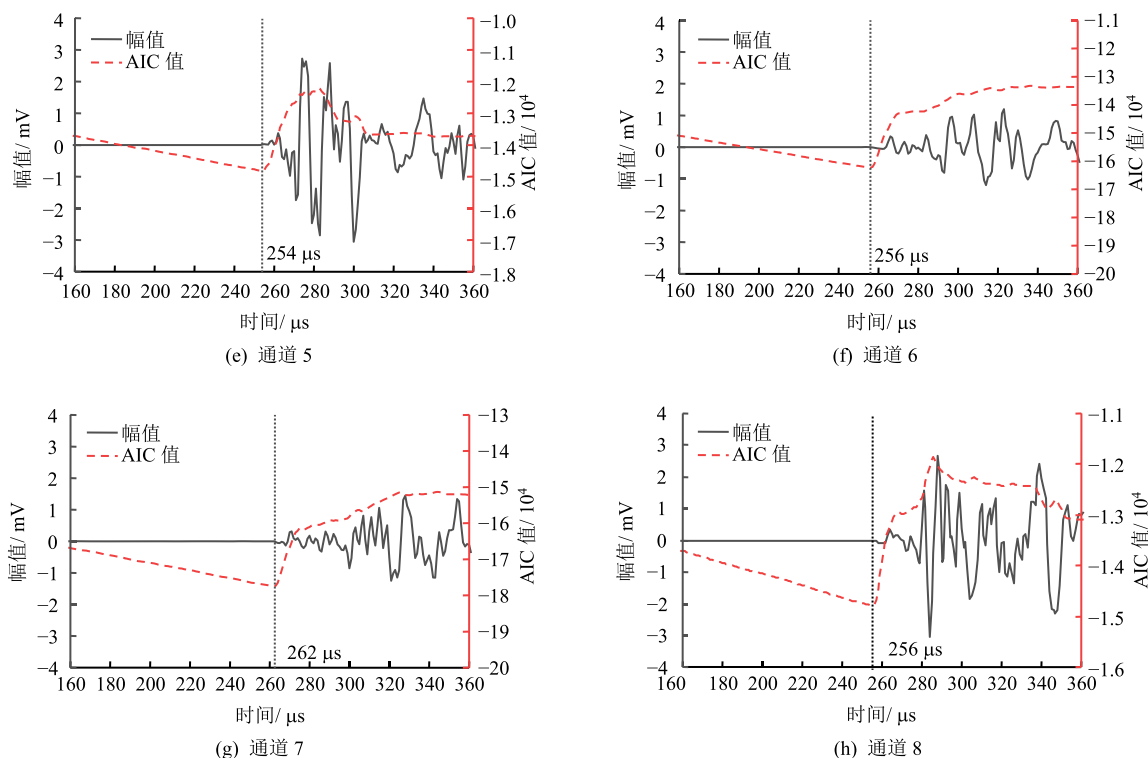


图7 识别各通道信号到达时间

Fig.7 Recognitions of the arrival time of each sensor signal

由 PCI-Express8 采集系统得到的采集时间为 45、60、55、42、46、59、55、41 μs ，根据 2.3 节原理将 1 号通道的真实到达时间设为 T_1 ，则 2~8 号通道的到达时间 $T_2 \sim T_8$ 分别为 $T_1 + 15$ 、 $T_1 + 16$ 、 $T_1 - 2$ 、 T_1 、 $T_1 + 14$ 、 $T_1 + 17$ 、 $T_1 - 3$ ，则由第 2 章第 3 节中可得方程组为

$$\left. \begin{aligned} f(x_1, y_1, z_1, T_1) &= 0 \\ f(x_2, y_2, z_2, T_1 + 15) &= 0 \\ &\vdots \\ f(x_8, y_8, z_8, T_1 - 3) &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

建立目标函数为： $F_{\min}(x, y, z, T_1) = \sum_{i=1}^8 f^2(x_i, y_i, z_i, T_1)$ ，由智能优化算法可计算其最小值下的定位点及通道 1 的定位事件到达时间。重复以上步骤可计算所有断铅点定位坐标。

3.3 不同智能优化算法对比

3.3.1 到时拾取对比

通过 3.2 节对定位方程组的计算，得到 45 个断铅点相对通道 1 的定位事件到达时间，与理论到达时间（由理论位移与测量波速的比值算得）对比，如图 8 所示。可观测到二者折线基本重合，计算得二者平均到达时间误差为 1.004 5 μs ，意味着事件到达时间误差小，达到微秒级，说明该方法能够准确计算定位事件到达时间，同时体现了最小值方程

组求解定位方程的可行性。

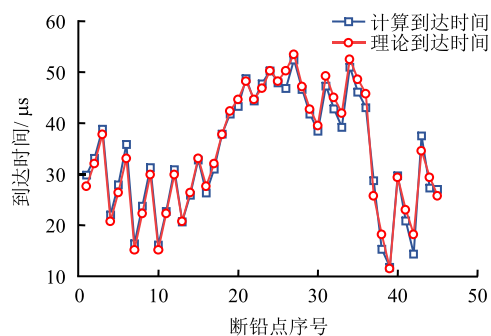
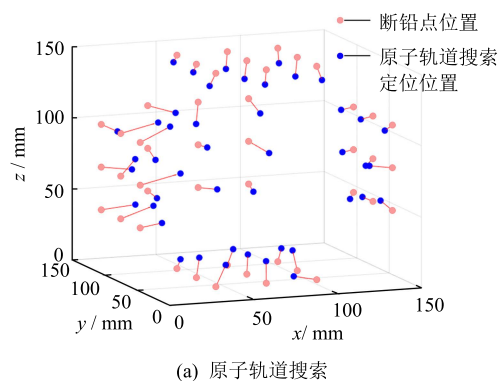


图8 计算到达时间与理论到达时间比较

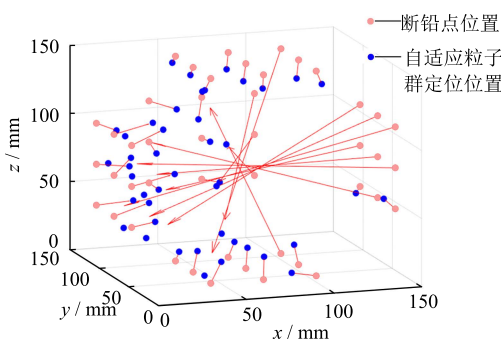
Fig.8 Comparison of calculative and theoretical arrival time

3.3.2 定位效果对比

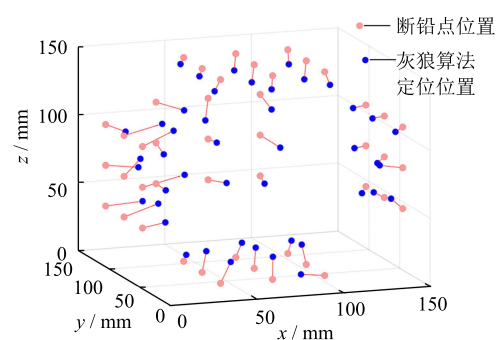
计算各个点的三维坐标，对比初始断铅点位置，绘制了不同智能优化定位算法定位结果，如图 9 所示。图 9(a)~9(c)分别显示了基于精确到时的原子轨道搜索算法、自适应粒子群算法、灰狼算法断铅点的位置及其线性距离的对比图。如图 9 所示，自适应粒子群算法出现部分点计算严重偏离实际位置，计算位置和实际断铅位置线性距离较长，而原子轨道搜索算法与灰狼算法结果相近，计算位置和实际断铅位置线性距离较短。



(a) 原子轨道搜索



(b) 自适应粒子群



(c) 灰狼算法

图 9 不同智能优化定位算法位置效果对比图
Fig.9 Comparison of positional effects of different intelligent optimal positioning algorithms

计算 3 种智能优化算法相对方位绝对误差, 结果如图 10 的箱线图所示, 采用四分位距(interquartile range, 简称 IQR) 对数据进行分析, 25%~75%代表箱体部分(上四分位到下四分位涵盖的误差部分)代表了数据的稳定性。自适应粒子群出现个体异常值较多, 且对应异常值相对误差较大保持在 140 mm 及 60 mm 附近, 原子轨道搜索及灰狼算法个体异常值较少, 对应误差保持在 20 mm 左右; 自适应粒子群算法 x 、 y 、 z 三者相对方位误差均值都大于 20 mm, 原子轨道及灰狼算法结果相近 x 、 y 、 z 三者相对方位误差均值位于 5 mm 附近。方位误差对比结果表

明相较自适应粒子群算法, 原子轨道搜索及灰狼算法收敛效果更强、误差更小。

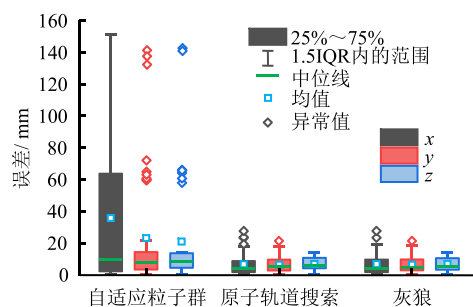


图 10 不同智能优化算法方位误差对比图
Fig.10 Comparison of orientation errors of different intelligent optimization algorithms

计算 3 种智能优化算法平均误差及均方根误差, 结果如图 11 所示。可以看出自适应粒子群算法平均绝对误差为 85.8 mm, 均方根误差为 54.6 mm, 而原子轨道搜索和灰狼算法平均绝对误差与均方根误差都在 14 mm 左右, 其误差远远低于自适应粒子群算法, 较自适应粒子群算法平均绝对误差降低 87.7%, 均方根误差降低 74.58%。量化统计结果表明原子轨道搜索算法和灰狼算法定位结果相近, 其误差远远小于自适应粒子群算法, 定位精度高。

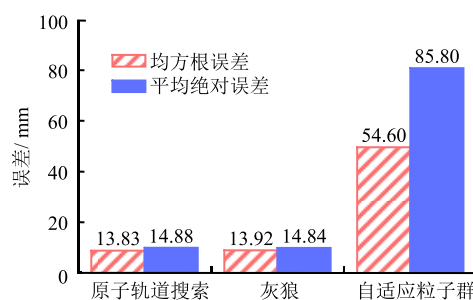


图 11 不同智能优化定位算法平均绝对误差及均方根误差对比图

Fig.11 Comparison of mean absolute error and root mean square error of different intelligent optimized positioning algorithms

3 种智能优化算法迭代趋势如图 12 所示, 可观察到原子轨道搜索算法在初始函数值较高的情况下迭代速度更快, 同时可以更快地收敛到目标函数值附近。

通过对 45 次断铅试验中 3 种智能优化算法迭代次数取平均值, 可以得到原子轨道搜索算法平均迭代次数为 4.43 次, 而自适应粒子群、灰狼算法平均

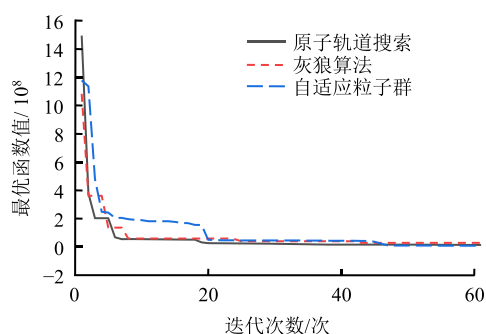


图 12 基于精确到时的不同智能算法迭代对比图

Fig.12 Comparison of different iterations of intelligent algorithms based on precise timing

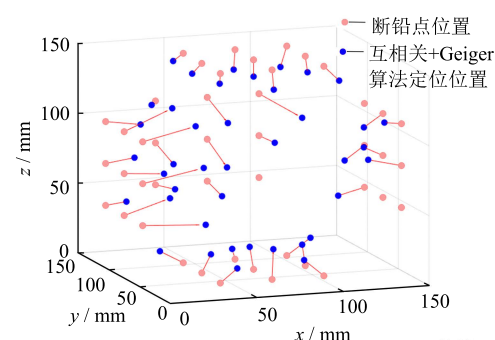
迭代次数分别为 9.36 次和 17.58 次。同时计算 3 种智能优化算法对应运算时间, 原子轨道搜索平均运算时间为 0.52 s, 而自适应粒子群、灰狼算法平均运算时间分别为 0.65、0.64 s, 可以看出原子轨道搜索算法迭代计算速度较快。综上所述, 原子轨道搜索

算法对比其余两种算法, 在不出现局部优化的同时, 定位精度更高、迭代速度更快, 故本文选择原子轨道搜索算法来求解目标函数。

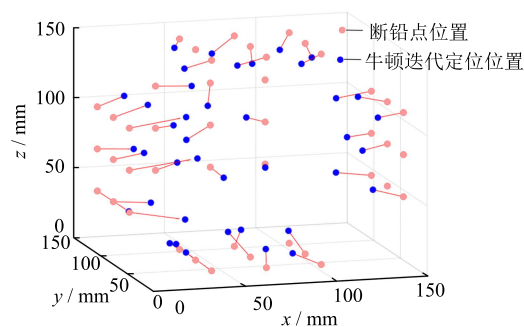
基于上述分析, 由时间窗口和方差函数改进的 VAR-AIC 算法可以准确识别岩石声发射信号的到达时间并计算事件定位点, 且原子轨道搜索算法精度更高, 迭代更快。因此以二者为基础, 提出并建立基于 VAR-AIC 精确到时拾取和原子轨道搜索算法相结合的 IVV-AOS 方法。

3.4 不同声发射定位算法对比

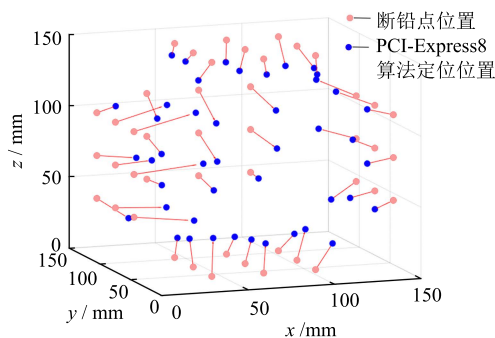
为了进一步验证本文提出的 IVV-AOS 方法的定位效果, 将本文算法与互相关+Geiger、牛顿迭代、PCI-Express8 机器自带 3 种传统定位算法进行对比。通过计算 45 个断铅点的三维位置与断铅位置, 绘制定位结果图, 如图 13 所示, 从三维定位结果直观来看, 可观察到本文算法相较于其他 3 种传统定位方法偏移度更小, 且线性距离更短 (误差更小)。



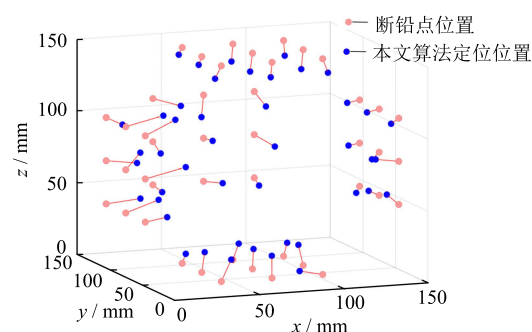
(a) 互相关+Geiger 算法定位图



(b) 牛顿迭代算法定位图



(c) PCI-Express8 机器自带定位图



(d) 本文算法定位图

图 13 不同定位算法结果对比图

Fig.13 Comparison of results of different localization algorithms

从各个定位结果的绝对误差来看, 通过计算 4 种算法 45 个断铅点的绝对误差, 绘制了不同定位算法绝对误差对比图, 如图 14 所示。本文算法绝对误

差低于其他算法绝对误差的次数大于 90%, 本文绝对误差比其余 3 种定位方法表现出巨大的优势。

通过计算其绝对误差平均值及均方根误差, 得

到不同声发射定位算法平均绝对误差与均方根误差对比图,如图 15 所示。从 4 种不同算法整体的平均绝对误差及均方根误差来看,本文算法平均绝对误差为 13.83 mm,其他 3 种算法平均绝对误差在 20 mm 左右,计算平均值为 20.12 mm,本文算法较之降低 31.25%。本文算法均方根误差为 14.88 mm,计算另外 3 种方法均方根误差平均值为 21.20 mm,较之降低 29.79%。数据表明,本文算法精度远大于互相关+Geiger 定位算法、牛顿迭代定位算法、PCI-Express8 机器算法。

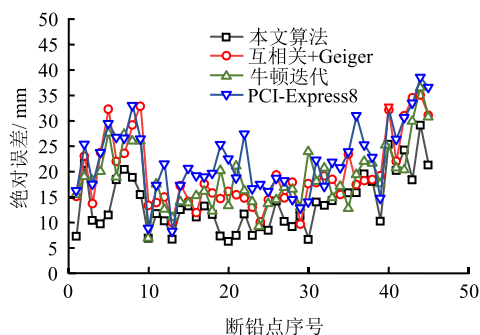


图 14 不同定位算法结果绝对误差对比图

Fig.14 Comparison of absolute errors of results from different localization algorithms

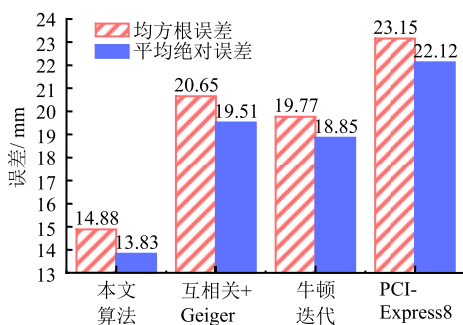


图 15 不同定位算法平均绝对误差与均方根误差对比图

Fig.15 Comparison of mean absolute error and root mean square error of different localization algorithms

4 结 论

(1) 相对于传统声发射定位算法,提出了基于改进 VAR-AIC 精确到时拾取的智能优化算法,将传统的非线性方程组定位转变为目标函数求解问题,有效解决了传统声发射定位算法中方程无解的问题。

(2) 通过引入瞬时频率约束了到达时间的时间段,解决了 AIC 多个最小值的问题,建立了声发射信号改进的 VAR-AIC 精确到时拾取方法,使其到时更加容易精确计算,验证表明定位事件到时与理

论到时接近,二者误差仅相差 1.004 5 μs ,达到非常小的微秒级时间误差。

(3) 比较了 3 种智能优化算法(自适应粒子群、灰狼算法、原子轨道搜索)对声发射定位方程求解性能,相比自适应粒子群算法,原子轨道搜索算法与灰狼算法方位精度较高,定位平均绝对误差降低 87.77%,均方根误差降低 74.58%,但原子轨道平均迭代次数及运算时间低于灰狼算法,发现原子轨道算法精度高,计算速度快。

(4) 提出了基于 VAR-AIC 精确到时拾取和原子轨道搜索算法相结合的岩石声发射定位方法,与传统声发射定位算法(互相关+Geiger 定位算法、牛顿迭代算法、PCI-Express8 机器自带算法)进行了各个角度的对比,提出的新算法定位绝对误差平均降低 31.25%,均方根误差平均降低 29.79%。

参 考 文 献

- [1] 周雨,刘恺德,张旗,等. 高应力下岩石损伤破裂机制研究进展[J]. 土木工程, 2024, 13(1): 56-64.
ZHOU Yu, LIU Kai-de, ZHANG Qi, et al. Research progress of rock damage failure mechanism under high stress[J]. *Hans Journal of Civil Engineering*, 2024, 13(1): 56-64.
- [2] JIANG R C, DAI F F, LIU Y, et al. Frequency characteristics of acoustic emissions induced by crack propagation in rock tensile fracture[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2021, 54: 2053-2065.
- [3] WU Y Q, LI S L. Damage degree evaluation of masonry using optimized SVM-based acoustic emission monitoring and rate process theory[J]. *Measurement*, 2022, 190: 110729.
- [4] SALINAS V, VARGAS Y, RUZZANTE J, et al. Localization algorithm for acoustic emission[J]. *Physics Procedia*, 2010, 3(1): 863-871.
- [5] HASSAN F, MAHMOOD A K B, YAHYA N, et al. State-of-the-art review on the acoustic emission source localization techniques[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 101246-101266.
- [6] MELCHIORRE J, MANUELLO B A, ROSSO M M, et al. Acoustic emission and artificial intelligence procedure for crack source localization[J]. *Sensors*, 2023, 23(2): 693.
- [7] NIRI E D, SALAMONE S. A probabilistic framework for acoustic emission source localization in plate-like structures[J]. *Smart Materials and Structures*, 2012, 21(3): 035009.
- [8] 黄晓红,孙国庆,张凯月. 基于全相位多次互相关的 Geiger 声发射源定位方法[J]. 岩土力学, 2018, 39(4):

- 1362-1368.
- HUANG Xiao-hong, SUN Guo-qing, ZHANG Kai-yue. Localisation of Geiger acoustic emission source based on all-phase analysis and several times cross-correlation[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2018, 39(4): 1362-1368.
- [9] ZHOU Z L, RUI Y C, CAI X, et al. Constrained total least squares method using TDOA measurements for jointly estimating acoustic emission source and wave velocity[J]. **Measurement**, 2021, 182: 109758.
- [10] LI Y, XU F Y. All-phase fast Fourier transform and multiple cross-correlation analysis based on Geiger iteration for acoustic emission sources localization in complex metallic structures[J]. **Structural Health Monitoring**, 2022, 21(3): 1235-1250.
- [11] 王丕彤, 于洋. 基于时差法的复杂转子系统声发射源定位算法[J]. 测控技术, 2024, 43(2): 61-66.
- WANG Pi-tong, YU Yang. Acoustic emission source localization algorithm for complex rotor system based on time difference method[J]. **Measurement & Control Technology**, 2024, 43(2): 61-66.
- [12] 蒋顺利. 基于小波包频带能量谱与时差修正的声发射源定位方法[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2022.
- JIANG Shun-li. Acoustic emission source localization method based on wavelet packet frequency band energy spectrum with time difference correction[D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2022.
- [13] 李晓崧, 邓婷婷, 王明华, 等. 基于信号相似度小波重构与时差的胶合木表面声发射源定位[J]. 西北林学院学报, 2021, 36(2): 202-207.
- LI Xiao-song, DANG Ting-ting, WANG Ming-hua, et al. Localization of acoustic emission sources on glued surfaces based on signal similarity wavelet reconstruction[J]. **Journal of Northwest Forestry University**, 2021, 36(2): 202-207.
- [14] YAMINE DRIS E, BENTAHAR M, BENAMMAR A, et al. Acoustic emission sources localization in plates based on modified S-transform and an extended Kalman filter[C]// 2024 2nd International Conference on Electrical Engineering and Automatic Control (ICEEAC). [S. l.]: [s. n.], 2024: 1-4.
- [15] SEDLAK P, HIROSE Y, ENOKI M. Acoustic emission localization in thin multi-layer plates using first-arrival determination[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2013, 36(2): 636-649.
- [16] MENG J, WU Y X, LI Y N. First arrival time picking algorithm of micro-seismic based on improved STA/LTA and adaptive VMD[J]. **Acta Seismologica Sinica**, 2022, 44(3): 388-400.
- [17] ZHOU Z L, CHENG R S, CHEN L J, et al. An improved joint method for onset picking of acoustic emission signals with noise[J]. **Journal of Central South University**, 2019, 26(10): 2878-2890.
- [18] DONG L J, BI S J, ZHANG Y H, et al. Arrival-time detection with multiscale wavelet analysis and source location of acoustic emission in rock[J]. **IEEE Sensors Journal**, 2023, 23(14): 16313-16323.
- [19] 余建华, 李丹丹, 韩国栋. 特征函数响应特性分析及 STA/LTA 方法的改进[J]. 国外电子测量技术, 2011, 30(7): 17-19.
- YU Jian-hua, LI Dan-dan, HAN Guo-dong. Response analysis of the characteristic function and STA/LTA method improving[J]. **Foreign Electronic Measurement Technology**, 2011, 30(7): 17-19.
- [20] 罗关凤. 基于聚类的初至波自动拾取算法研究[D]. 成都: 西南石油大学, 2022.
- LUO Guan-feng. Research on clustering-based automatic first-to-wave pickup algorithm[D]. Chengdu: Southwest Petroleum University, 2022.
- [21] MELCHIORRE J, D'AMATO L, AGOSTINI F, et al. Acoustic emission onset time detection for structural monitoring with U-net neural network architecture[J]. **Developments in the Built Environment**, 2024, 18: 100449.
- [22] ZONZINI F, BOGOMOLOV D, DHAMIJA T, et al. Deep learning approaches for robust time of arrival estimation in acoustic emission monitoring[J]. **Sensors**, 2022, 22(3): 1091.
- [23] 潘树林, 高磊, 邹强, 等. 一种实现初至波自动拾取的方法[J]. 石油物探, 2005(2): 163-166.
- PAN Shu-lin, GAO Lei, ZOU Qiang, et al. A method to realize automatic pickup of first arrivals[J]. **Geophysical Prospecting for Petroleum**, 2005(2): 163-166.
- [24] 陈结, 陈紫阳, 蒲源源. 基于频谱分析和卷积神经网络的岩石声发射信号定位研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2022, 41(增刊 2): 3271-3281.
- CHEN Jie, CHEN Zi-yang, PU Yuan-yuan. Acoustic emission source localization in rocks based on spectral analysis and convolutional neural network[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2022, 41(Suppl.2): 3271-3281.
- [25] AI L, BAYAT M, ZIEHL P. Localizing damage on stainless steel structures using acoustic emission signals and weighted ensemble regression-based convolutional neural network[J]. **Measurement**, 2023, 211: 112659.
- [26] LIU Z H, PENG Q L, LI X, et al. Acoustic emission source localization with generalized regression neural

- network based on time difference mapping method[J]. **Experimental Mechanics**, 2020, 60: 679-694.
- [27] 陈炳瑞, 冯夏庭, 李庶林, 等. 基于粒子群算法的岩体微震源分层定位方法[J]. **岩石力学与工程学报**, 2009, 28(4): 740-749.
- CHEN Bing-rui, FENG Xia-ting, LI Shu-lin, et al. Microseism source location with hierarchical strategy based on particle swarm optimization[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2009, 28(4): 740-749.
- [28] 王云宏, 王保利, 段建华. 基于差分进化算法的微震定位[J]. **煤田地质与勘探**, 2019, 47(1): 168-173, 180.
- WANG Yun-hong, WANG Bao-li, DUAN Jian-hua. Microseismic positioning method based on differential evolution algorithm[J]. **Coal Geology & Exploration**, 2019, 47(1): 168-173, 180.
- [29] 肖晓春, 丁振, 丁鑫, 等. 基于 P 波到时拾取的分析法与遗传算法联合定位方法与应用[J]. **岩土力学**, 2024, 45(7): 2195-2207.
- XIAO Xiao-chun, DING Zhen, DING Xin, et al. The joint positioning method and application with analysis and genetic algorithm based on P-wave arrival time picking[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2024, 45(7): 2195-2207.
- [30] 肖剑, 刘经纬, 高凡, 等. 基于免疫选择和自适应权重的鲸鱼优化定位算法[J]. **兰州大学学报(自然科学版)**, 2024, 60(4): 501-508.
- XIAO Jian, LIU Jing-wei, GAO Fan, et al. Whale optimal location algorithm based on immune selection and adaptive weight[J]. **Journal of Lanzhou University (Natural Science)**, 2024, 60(4): 501-508.
- [31] HAUSER R, NEDIC J. The continuous newton-raphson method can look ahead[J]. **SIAM Journal on Optimization**, 2005, 15(3): 915-925.
- [32] CAVANAUGH J E, NEATH A A. The Akaike information criterion: background, derivation, properties, application, interpretation, and refinements[J]. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics**, 2019, 11(3): e1460.
- [33] SLEEMAN R, VAN ECK T. Robust automatic P-phase picking: an on-line implementation in the analysis of broadband seismogram recordings[J]. **Physics of the Earth and Planetary Interiors**, 1999, 113(1-4): 265-275.
- [34] MAEDA N. A method for reading and checking phase time in auto-processing system of seismic wave data[J]. **Journal of the Seismological Society**, 1985, 38: 365-379.
- [35] STANKOVIĆ L, DJUROVIĆ I, STANKOVIĆ S, et al. Instantaneous frequency in time-frequency analysis: enhanced concepts and performance of estimation algorithms[J]. **Digital Signal Processing**, 2014, 35: 1-13.
- [36] STEIN S R. The Allan variance-challenges and opportunities[J]. **IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control**, 2010, 57(3): 540-547.
- [37] AZIZI M. Atomic orbital search: a novel metaheuristic algorithm[J]. **Applied Mathematical Modelling**, 2021, 93: 657-683.
- [38] HENDRICKS S A, SCHWEIZER R M, WAYNE R K. Conservation genomics illuminates the adaptive uniqueness of North American gray wolves[J]. **Conservation Genetics**, 2019, 20(1): 29-43.
- [39] ZHAN Z H, ZHANG J, LI Y, et al. Adaptive particle swarm optimization[J]. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)**, 2009, 39(6): 1362-1381.
- [40] 郭力, 霍可可. 断铅笔芯声发射实验信号研究[J]. **机电工程**, 2018, 35(7): 663-667, 684.
- GUO Li, HUO Ke-ke. Acoustic emission signal processing based on breaking lead test e[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2018, 35(7): 663-667, 684.

上接第 1642 页

- [19] HU Y Y, LU Y. Study on soil-rock slope instability at mesoscopic scale using discrete element method[J]. **Computers and Geotechnics**, 2023, 157: 105268.
- [20] 刘飞禹, 马克超, 杨军. 残积土含水率和混凝土表面粗糙度对界面剪切特性影响[J/OL]. **工程科学与技术**, [2024-06-04], DOI: 10.12454/j.jsuese.202400182.
- LIU Fei-yu, MA Ke-chao, YANG Jun. The influence of water content and roughness on the shear characteristics of granite residual soil-concrete interface[J/OL]. **Advanced Engineering Sciences**, [2024-06-04], DOI: 10.12454/j.jsuese.202400182.
- [21] FU L L, ZHOU S H, GUO P J, et al. Induced force chain anisotropy of cohesionless granular materials during biaxial compression[J]. **Granular Matter**, 2019, 21(3): 52.
- [22] ROTHENBURG L, BATHURST R J. Analytical study of induced anisotropy in idealized granular materials[J]. **Géotechnique**, 1989, 39(4): 601-614.