

# 工程尺度下微震信号及 P 波初至自动识别 AB 算法

李 贤<sup>1</sup>, 王文杰<sup>1</sup>, 陈炳瑞<sup>2</sup>

(1. 武汉科技大学 资源与环境工程学院, 湖北 武汉 400081; 2. 中国科学院武汉岩土力学研究所  
岩土力学与工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430071)

**摘要:** 为提高工程噪声环境中低信噪比微震信号的自动识别率及其 P 波自动拾取准确率, 结合 Allen 算法能快速自动拾取震动信号的优点及 Bear 算法善于拾取低信噪比震动信号 P 波初至的优势, 在 Allen 算法的基础上, 引入 Bear 算法的加权因子和特征函数, 对 Allen 算法进行改进, 提出适用于工程尺度的微震信号及 P 波初至自动识别的 AB(Allen coupled with Bear algorithm)算法。分析 AB 算法对信号振幅或频率变化的敏感性以及拾取效果, 结果表明: (1) AB 算法能准确识别微震信号也能同时准确自动拾取信号的 P 波初至; (2) AB 算法的加权因子  $K$ 、特征函数  $CF$ ,  $\varepsilon$  值对频率和振幅变化的敏感性高于 Allen 算法; (3) AB 算法对振幅变化比对频率变化敏感; (4) 工程尺度下 AB 算法微震信号的拾取率高于 Allen 算法, 且 P 波自动拾取准确率也高于 Allen 算法。将 AB 算法用于分析锦屏深部地下实验室实测微震信号: 对于弱信号, 基于 AB 算法拾取结果进行微震源定位, 定位结果具有更高的可靠性与稳定性; AB 算法是一种行之有效, 计算简单, 适合实时监测微震信号识别及其 P 波初至拾取。

**关键词:** 岩石力学; 微震; P 波拾取; 信号识别; AB 算法

**中图分类号:** TU 45      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000 - 6915(2017)03 - 0681 - 09

## AB algorithm suitable for identifying the microseismic signal and first arrival of P-wave automatically at the project scale

LI Xian<sup>1</sup>, WANG Wenjie<sup>1</sup>, CHEN Bingrui<sup>2</sup>

(1. Resources and Environmental Engineering College, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 400081, China;  
2. State Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering, Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan, Hubei 430071, China)

**Abstract:** To improve the recognition rate of microseismic signal with low SNR and the pickup accuracy of P wave in the engineering noise environment, Allen algorithm which can pick up microseismic signal automatically and quickly and Bear algorithm which is good at picking up the microseismic signal with low SNR at the beginning of the P wave were combined to form an AB algorithm with the introduction of Bear weighted factor and characteristic function on the basis of Allen algorithm. The AB algorithm can identify the microseismic signals accurately and accurately pick up the changed P wave automatically. The weighting factor  $K$ , characteristic function  $CF$  and  $\varepsilon$  value of AB algorithm have higher sensitivity to the changes of frequency and amplitude than Allen algorithm. The AB algorithm is more susceptible to the change of amplitude than frequency. The pickup rate

**收稿日期:** 2016 - 02 - 26; **修回日期:** 2016 - 06 - 18

**基金项目:** “十二五” 国家科技支撑计划项目(2013BAB02B01); 国家自然科学基金资助项目(51479192, 41272347)

Supported by the “Twelfth Five-Year” National Science and Technology Support Project(Grant No. 2013BAB02B01) and National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 51479192 and 41272347)

**作者简介:** 李 贤(1989 -), 男, 2013年毕业于武汉科技大学采矿工程专业, 现为硕士研究生, 主要从事采矿与岩土工程稳定性监测及智能分析方面的研究工作。E-mail: lixian-wust@hotmail.com

**DOI:** 10.13722/j.cnki.jrme.2016.0178

of the seismic signal and the pickup accuracy of the automatic P wave in the AB algorithm are better than the Allen algorithm at the project scales. The analysis of the microseismic signal from the deep underground laboratory at Jinping shows that the positioning results of the microseismic sources exhibit higher reliability and stability based on the AB algorithm for the weak signal. The AB algorithm is confirmed to be effective, simple and suitable for the real time monitoring of microseismic signal and the pickup of first arrival of P wave.

**Key words:** rock mechanics; microseism; P-wave pickup; signal recognition; AB algorithm

## 1 引言

利用微震监测技术实时监测工程尺度下岩体开挖等因素引发的岩爆、矿震等工程灾害, 掌控其孕育过程及规律, 预警其发生的位置和概率, 对于岩石工程灾害的防控具有重要意义。微震源定位是微震监测与灾害预警的重要组成部分, 而微震信号的识别及 P 波初至拾取是微震源定位的关键。因此, 人们一直在不断地改进和创新微震信号自动识别及准确拾取其 P 波初至的方法。现有的微震信号识别方法大部分来源于地震领域, 方法很多, 主要有: 根据在时间域能量和能量变化构建特征函数的 STA/LTA 算法<sup>[1-5]</sup>; 根据地震信号到达前后地震波形数据统计性质差别的 AIC 算法<sup>[6-8]</sup>; 此外还有神经网络法<sup>[9-10]</sup>、高阶统计法<sup>[11-12]</sup>、以及基于小波理论的小波变换法<sup>[13-15]</sup>等, 这些方法各有特点, 在天然地震领域取得了较好的应用效果。

与天然地震相比, 工程尺度下的微震信号背景噪音复杂、持续时间短、信号能量小、分布范围较小、受地质不均匀性影响较大, 致使有效信号与背景噪音分离不明显、信噪比较低。这导致适用于地震信号识别的算法, 难以有效识别工程尺度下微震信号及其 P 波到时, 导致定位效果不理想, 进而影响灾害预警效果。

因此, 有必要对现有算法进行改进, 使其适应于工程尺度的微震信号识别与 P 波拾取。Allen 算法<sup>[2-3]</sup>是 STA/LTA 改进算法的典型代表, 由于算法简单、计算效率高、能同时判别微震信号和 P 波初至适于数据实时处理, 在地震领域被广泛应用<sup>[16]</sup>, 但该方法应用在信噪比较低, 背景噪音干扰较大的工程环境时: P 波拾取结果往往滞后于实际到达位置, 误差较大; 能量较小的震动信号易被误判为干扰信号, 使得微小岩石破裂难被监测, 影响工程定位精度和预报的准确性<sup>[17-19]</sup>。M. Bear 和 U. Kradolfer<sup>[20]</sup>认为, 提高算法对振幅变化的敏感性, 有利于提高低信噪比的信号识别率及 P 波拾取精度。为此, 在

Allen 算法的基础上, 引入 Bear 算法的加权因子和特征函数, 对 Allen 算法进行改进, 提出适用于工程尺度的微震信号及 P 波初至自动识别 AB(Allen coupled with Bear algorithm)算法, 该算法充分结合 Allen 算法能快速有效拾取震动信号的优势和 Bear 算法善于拾取信噪比较低的震动信号 P 波初至的特点, 可以较好地解决低信噪比条件下信号的识别与 P 波初至拾取, 具有重要的意义。

## 2 微震信号及 P 波初至自动识别 AB 算法

### 2.1 Allen 算法

为提高识别的准确率, Allen 在 STA/LTA 算法的基础上进行了改进:

(1) 提出了用特征函数作为输入参数的改进方法<sup>[2-3]</sup>, 其特征函数  $CF$  定义为

$$CF_{(i)Allen} = y_{(i)}^2 + K(y_{(i)} - y_{(i-1)})^2 \quad (1)$$

$$K_{(i)Allen} = \frac{\sum_{j=1}^i |y_{(j)}|}{\sum_{j=1}^i |\dot{y}_{(j)}|} = \frac{\sum_{j=1}^i |y_{(j)}|}{\sum_{j=1}^i |y_{(j)} - y_{(j-1)}|} \quad (2)$$

式中:  $K_{(i)Allen}$  为加权因子,  $y$  为幅值,  $\dot{y}$  为幅值的一阶差分。长短时平均值表示为

$$STA_{(i)} = STA_{(i-1)} + C_3(CF_{(i)} - STA_{(i-1)}) \quad (3)$$

$$LTA_{(i)} = LTA_{(i-1)} + C_4(CF_{(i)} - LTA_{(i-1)}) \quad (4)$$

式中:  $C_3$  为短时平均系数,  $C_4$  为长时平均系数。当 STA/LTA 大于触发阈值  $C_5$  时, 该采样点可能为 P 波初至点。

(2) 改进信号自动识别方法: 令  $L = 3 + M / 3$ ,  $M$  为信号过零点个数;  $\delta = LTA_{(i)}M$ ,  $S$  为计数器, 若  $STA_{(i)} \leq \delta$ , 则  $S = S + 1$ , 若  $STA_{(i)} > \delta$ , 则  $S$  归零。当  $S \geq L$  且其他判别参数满足一定阈值时, 即认为信号结束<sup>[2-3]</sup>。拾取出该段信号即为震动信号。

Allen 算法能自动检测震动信号、拾取 P 波初至、较为准确的识别信号结束点。但对于背景噪音大、电气干扰严重或信号较弱的低信噪比信号,

Allen 算法易漏波，P 波拾取误差大，拾取结果不理想。

### 2.2 Bear 算法

M. Bear 和 U. Kradolfer<sup>[20]</sup>指出，大多数远场和部分区域性信号，信噪比低，P 波初至不明显，提高算法对振幅变化的敏感性，有利于提高对该类信号识别率与 P 波拾取精度，基于此提出了新的加权因子  $K_{(i)Bear}$ 、特征函数  $CF_{(i)Bear}^2$ ：

$$K_{(i)Bear} = \frac{\sum_{j=1}^i y_{(j)}^2}{\sum_{j=1}^i \dot{y}_{(j)}^2} \quad (5)$$

$$CF_{(i)Bear}^2 = y_{(i)}^2 + \dot{y}_{(i)}^2 \frac{\sum_{j=1}^i y_{(j)}^2}{\sum_{j=1}^i \dot{y}_{(j)}^2} \quad (6)$$

式中： $i$  为采样点的编号。在工程尺度下，传感器距离震源越远或区域地质条件越复杂，监测到的微震信号波形质量越差，信噪比越低，周彦文和刘希强<sup>[21]</sup>指出，Bear 算法对低信噪比的信号的 P 波初至有较好的拾取效果。但由于 Bear 算法未涉及较为准确的信号结束点判断方法，即无法自动拾取较为完整的震动信号<sup>[20]</sup>，需要人工或者其他算法对微震信号再次拾取，这无法提高处理海量微震数据的效率。并且 Reinoud Sleeman 研究表明，Bear 算法对于部分信号存在 P 波初至自动拾取相对于人工拾取有轻微滞后性<sup>[22]</sup>，因此，若 Allen 算法与 Bear 算法相互融合各自优点，弥补不足，将可能改善工程尺度下微震信号及其 P 波初至识别的效果。

### 2.3 微震信号及 P 波初至自动识别 AB 算法

工程尺度下背景噪音的频率分布较广，涵盖了工程中微震信号的主要频率段；岩体开挖过程中，幅值较小岩石破裂信号易被环境背景噪音掩埋，因此需要不断提高识别算法对振幅和频率的敏感性，提高低信噪比信号的自动识别效果，这样才能提高岩爆、矿震等灾害预报的准确性与及时性<sup>[11]</sup>。为此，充分结合 Bear 算法善于拾取低信噪比信号 P 波初至的优点和 Allen 算法简单、能较有效自动拾取信号的特点，提出了适用于工程尺度微震信号识别和 P 波到时拾取的 AB(Allen-Bear)算法。

AB 算法用 Bear 算法的加权因子和特征函数替换 Allen 算法加权因子和特征函数，为了更好地识别和拾取低信噪比信号，并对 Bear 算法特征函数计

算公式进行改进，改进后公式如下：

$$CF_{(i)AB} = (y_{(i)}^2 + \dot{y}_{(i)}^2 K_{(i)Bear})^2 \quad (7)$$

与 Bear 和 Allen 算法特征函数相比，该特征函数进一步放大了因波形特征变化引起的差异，对于提高低信噪比微震信号的拾取能力是非常有利的。

改进算法计算流程如图 1 所示，过程如下：

(1) 首先，读取某段时窗内传感器实时监测到的采样点数据，建立平面直角坐标系  $XOY$ ， $X$  轴为波形的采样点编号，编号从 1 开始，为正整数， $Y$  轴为波形的幅值，进行下一步骤。

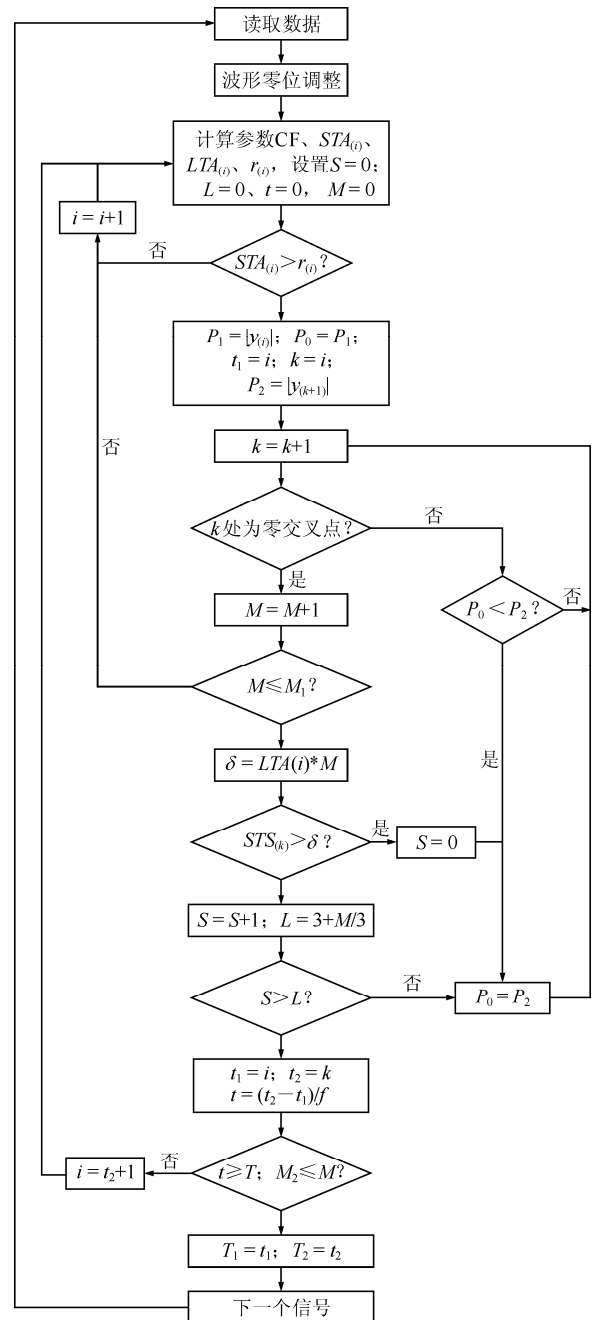


图 1 AB 算法流程图

Fig.1 Flowchart of AB algorithm

(2) 接着, 对波形的幅值进行对称校准, 并计算对称校准后坐标系波形中采样点个数  $N$ , 这样有利于准确统计波形中的零交叉点个数  $M$ , 减小算法拾取误差, 进行下一步骤。

(3) 设置零交叉点个数  $M$  上限  $M_1$ ,  $M_1$  的取值范围为 100~300, 下限  $M_2$ ,  $M_2$  的取值范围为 15~30; 设置微震信号持续时间判断阈值  $T$ ,  $T$  的取值范围为 0.005~0.1 s, 进行下一步骤。

(4) 以对称校准后波形的采样点数据为基础, 根据式(7)计算特征函数  $CF_{(i)}$ , 进行下一步骤。

(5) 根据公式(3)和(4)计算短时平均值  $STA_{(i)}$  和长时平均值  $LTA_{(i)}$ , 并计算  $r_{(i)} = C_5 \times LTA_{(i)}$ ,  $C_5$  为触发阈值, 进行下一步骤。

(6) 令当前采样点编号为  $i$ , 进行下一步骤;

(7) 设置算法参数变量  $M$ ,  $S$ ,  $L$ ,  $t$ , 初值均设置为 0, 其中  $M$  为零交叉点个数;  $S$  为计数器, 起计数作用;  $L$  的计算公式为:  $L = 3 + M / 3$ ;  $t$  为拾取出的微震信号的持续时间, 进行下一步骤。

(8) 比较  $STA_{(i)}$  和  $r_{(i)}$  的大小, 进行下一步骤。

(9) 若  $STA_{(i)}$  小于  $r_{(i)}$ , 则当前采样点不是 P 波初至点, 此时  $i = i + 1$ , 返回到步骤(8); 若当  $STA_{(i)}$  大于等于  $r_{(i)}$ , 则  $i$  可能为 P 波初至点, 将  $i$  赋值给  $k$ , 即为  $k = i$ , 计算  $i$  的幅值大小  $P_1$ , 为找出  $i$  后第一个峰值, 将  $P_1$  赋值给  $P_0$  暂存为最大峰值, 然后进行下一步骤。

(10) 计算对称校准后坐标系波形中采样点的编号为  $k$  的下一个采样点  $k+1$  的幅值大小  $P_2$ , 进行下一步骤。

(11) 如果第  $k+1$  个采样点不是零交叉点, 比较  $P_0$ 、 $P_2$  的大小, 将较大值赋值给  $P_0$ ; 此时将  $k+1$  赋值给  $k$ , 当  $k$  的值小于  $N$  时, 返回步骤(10); 当  $k$  的值大于等于  $N$  时,  $i = i + 1$ , 返回步骤(7)。

如果第  $k+1$  采样点是零交叉点, 则零交叉点个数  $M$  加 1, 即  $M = M + 1$ , 然后进行下一步骤。

(12) 判断若  $M$  值大于  $M_1$ , 则  $i$  不为 P 波初至点, 则将当前采样点的下一个采样点作为当前采样点, 即  $i = i + 1$ , 返回步骤(7)。若  $M$  小于等于  $M_1$ , 则计算当前采样点的判定参数  $\delta = LTA_{(i)} M$ , 然后进行下一步骤。

(13) 比较  $STA_{(k)}$  与判定参数  $\delta$  的大小, 若  $STA_{(k)}$  大于判定参数  $\delta$ ,  $S$  值归零, 将  $P_2$  赋值给  $P_0$ , 此时将  $k+1$  赋值给  $k$ , 即  $k = k + 1$ , 返回步骤(10); 若  $STA_{(k)}$  小于等于判定参数  $\delta$ , 计数器  $S$  计数  $S = S + 1$ , 计算  $L = 3 + M / 3$ , 进入下一步骤。

(14) 将  $P_2$  赋值给  $P_0$ , 此时将  $k+1$  赋值给  $k$ , 即  $k = k + 1$ , 返回步骤(10); 若  $S$  大于  $L$  则将  $i$  赋值给  $t_1$ , 将  $k$  赋值给  $t_2$ , 拾取出波形的持续时间  $t$ ,  $t = (t_2 - t_1) / f$ , 其中  $f$  为采样频率, 进行下一步骤。

(15) 当  $t$  小于时间阈值  $T$ , 或  $M$  小于  $M_2$  时, 则判断该信号不是有效微震信号, 需对采样点  $t_2$  后的信号继续拾取, 此时  $i = t_2 + 1$ , 清空  $M$ ,  $t_1$ ,  $t_2$ ,  $P_0$ ,  $P_1$ ,  $P_2$ ,  $S$ ,  $L$  的取值, 进行步骤(7); 当  $t$  大于等于时间阈值  $T$  且  $M$  大于等于零交叉点个数下限  $M_2$  时, 则判断该信号为有效微震信号, 将  $t_1$  赋值给  $T_1$ ,  $t_2$  赋值给  $T_2$ , 其中  $T_1$  为微震信号的 P 波初至点,  $T_2$  为信号结束点, 进入下一步骤。

(16) 继续对下一个信号自动分析, 对称校准后波形坐标系中编号为  $t_2$  的采样点的下一个采样点作为当前采样点, 清空  $M$ ,  $t_1$ ,  $t_2$ ,  $P_0$ ,  $P_1$ ,  $P_2$ ,  $S$ ,  $L$  的取值, 进行步骤(7), 直至将该段时窗内波形的采样点数据分析完。

### 3 AB 算法性能分析

由于 Bear 算法无  $\varepsilon_{(i)}$  且无法有效拾取信号结束点, 因此仅对 Allen 算法和 AB 算法进行波形特征变化敏感性以及拾取精度的对比分析。

#### 3.1 敏感性分析

当震动信号到来时, 背景噪音的振幅或者频率等波形特征将发生变化, 因而提高拾取算法对该类变化的敏感性, 将能有利于提高工程尺度下微震信号的 P 波初至拾取能力。加权因子  $K$ 、特征函数  $CF$  以及  $\varepsilon_{(i)} = STA_{(i)} / LTA_{(i)}$  比值是反应波形的特征重要参变量。

(1) 对比分析 Allen 算法和 AB 算法的加权因子  $K$ (见图 2(a)), 当振幅发生较小变化时, Allen 算法的加权因子振幅几乎无明显变化, AB 算法的加权因子振幅约增大 2 倍; 如图 2(b)所示, 当频率发生变化时, 相同的采样点个数内, AB 算法  $K$  值变化幅度约为 Allen 算法的 10 倍。AB 算法的加权因子对信号变化的敏感性高于 Allen 算法。

(2) 对比分析两种算法特征函数  $CF$ , 图 3(a)模拟背景噪音中出现幅值较小的微震信号, 即幅值由 1 突变到 2 时, Allen 算法的特征函数幅值的均值由 0.5 突变至 3.5, 信号放大了 7 倍; 而 AB 算法特征函数幅值的均值由 1 突变至 16, 信号放大了 16 倍, 可见 AB 算法在信号到达时突变更迅速, 更利于信号的识别与 P 波初至的拾取; 图 3(b)模拟信号出现

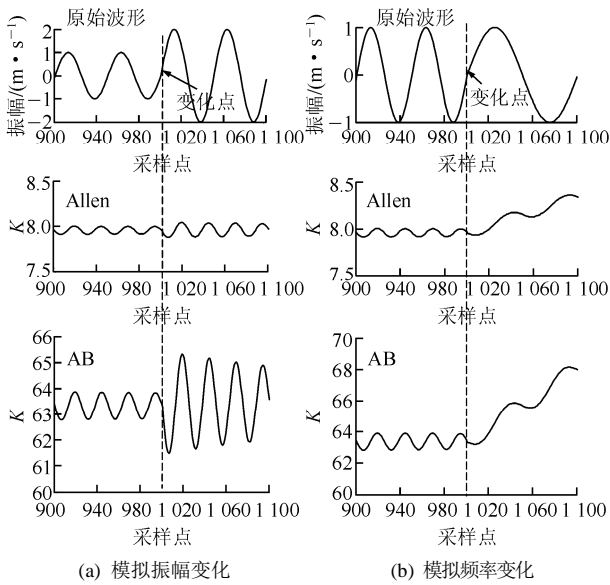


图 2 加权因子  $K$  对振幅或频率变化敏感性

Fig.2 Sensitivity of weighting factor  $K$  to amplitude or frequency

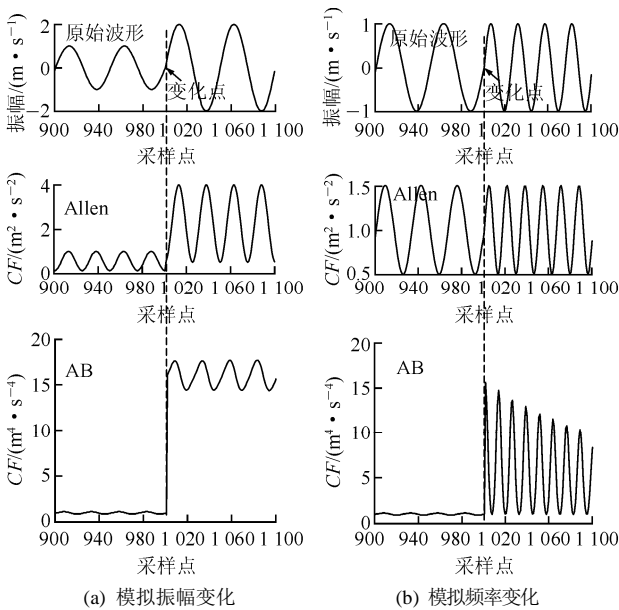


图 3 特征函数  $CF$  对振幅或频率变化敏感性

Fig.3 Sensitivity of characteristic function  $CF$  to amplitude or frequency

频率变化时, Allen 特征函数在突变点的幅值几乎没有变化, 很难通过人工拾取出频率改变的位置, AB 特征函数在突变点的幅值由 1~15.6, 较 Allen 算法特征函数曲线幅值变化明显, 幅值大小增长迅速, 可以看出, AB 特征函数在振幅或频率发生变化时比 Allen 特征函数敏感。

(3) 对比算法 Allen 与 AB 算法  $\varepsilon$  变化曲线, 如图 4(a)所示: AB 算法  $\varepsilon$  变化曲线在波形振幅变化后 3 个采样内即达到峰值, 曲线变化明显, Allen 算法  $\varepsilon$  变化曲线在波形振幅变化后 16 个采样点才达

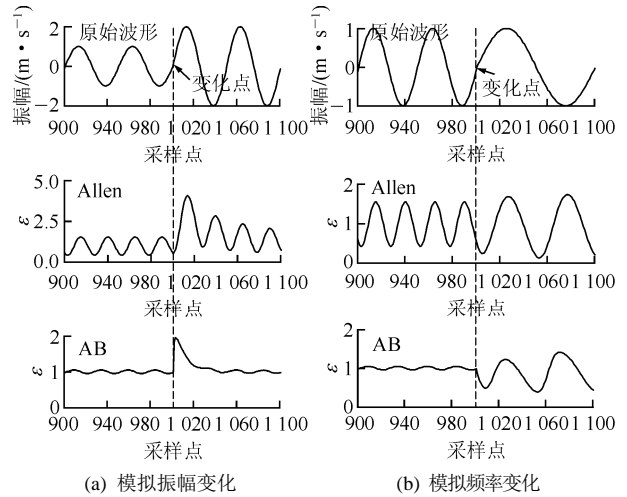


图 4  $\varepsilon$  对振幅或频率变化敏感性

Fig.4 Sensitivity of  $\varepsilon$  to amplitude or frequency

到峰值, 即 AB 算法  $\varepsilon$  值比 Allen 算法增长迅速; 如图 4(b), 当频率变化时, 人工难以准确拾取 Allen 算法  $\varepsilon$  曲线中频率改变位置, 但能准确拾取出 AB 算法频率改变位置。AB 算法  $\varepsilon$  对信号变化的敏感性高于 Allen 算法。

上述分析可以看出, (1) AB 算法对振幅变化比对频率变化敏感; (2) 频率和振幅变化时, AB 算法比 Allen 算法敏感。因此, 与 Allen 算法相比, AB 算法能更好的识别低信噪比信号, 能提高 P 波到达拾取精度。

### 3.2 AB 算法微震信号识别及 P 波初至拾取精度

AB 算法中的长时平均系数  $C_3$ , 短时平均系数  $C_4$ , 触发阈值  $C_5$  的选取对拾取精度有重要影响。当 P 波到达时, STA 要比 LTA 变化的快, 即 STA 窗口长度相对于 LTA 越短, 长短时平均系数选取越小, 算法越灵敏, 同时也增加算法的误触率。目前长短时平均系数的选取主要依靠人工经验调试, 选取整体微震信号和 P 波初至拾取效果均较好的参数。

长短时平均比值是否大于触发阈值  $C_5$  为判断 P 波到达的首要条件。选取锦屏二级水电站引水隧洞由多个传感器监测到的 300 个微震信号, 分析触发阈值  $C_5$  对 AB 算法自动拾取结果的影响。  $C_5$  取 1.5~2.4 共 10 个数值点(见图 5)。图 5 中: 信号识别率是指算法识别出的信号与人工识别的比率; P 波拾取准确率为算法准确拾取信号个数与人工拾取的比率, 其中算法自动拾取 P 波初至与人工拾取结果相比, 若拾取误差绝对值不大于 3 个采样点, 则认为该算法自动拾取结果准确。

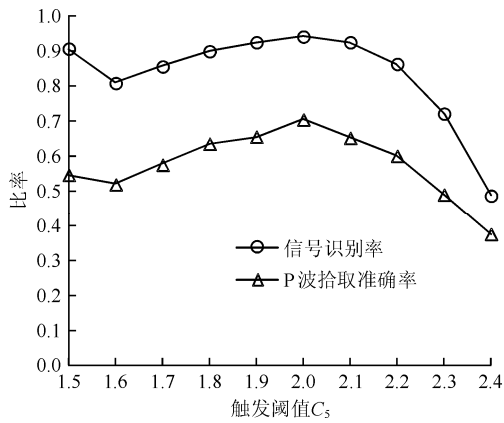


图5 AB 算法  $C_5$  对拾取结果影响  
Fig.5 AB algorithm  $C_5$  on-pickup results

图 5 中,  $C_5 = 1.5$  时, 虽然时间阈值可以剔除部分非微震信号, 使信号识别率能到 90%, 但是 P 波拾取准确率较低。  $C_5$  设置过低, 会降低 P 波初至的拾取精度;  $C_5$  设置过高, 不仅会造成信噪比低的信号难被拾取, 还有可能使得 AB 算法完全拾取不到微震信号。合理取值范围中  $C_5$  能同时满足信号识别率较高和 P 波拾取较为准确。不同工程参数的取值范围不同, 根据图 5 中统计的结果, 对于锦屏二级水电站引水隧洞微震监测工程 AB 算法  $C_5$  最优取值为 2。

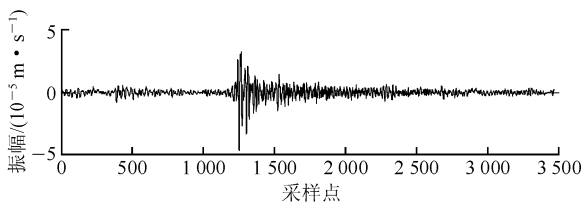
以锦屏二级水电站引水隧洞实时监测到的一个低信噪比微震信号为例进行 Allen 与 AB 算法对比分析。根据现场大量数据分析结果, 长时平均系数  $C_3$ , 短时平均系数  $C_4$ , 触发阈值  $C_5$  设置见表 1。

表 1 Allen 算法和 AB 算法最优参数组

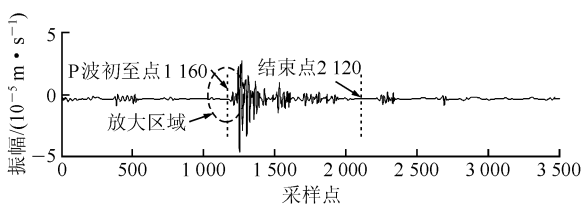
Table 1 Optimal parameter group of Allen algorithm and AB algorithm

算法名称	$C_3$	$C_4$	$C_5$	$M_1$	$M_2$	$T$
Allen 算法	0.25	0.012	2	15	200	0.01
AB 算法	0.20	0.080	2	15	200	0.01

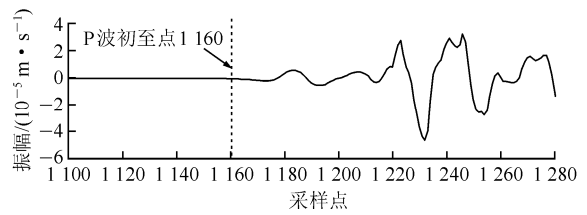
Allen 算法和 AB 算法分别对该信号数据进行分析, 结果见图 6。



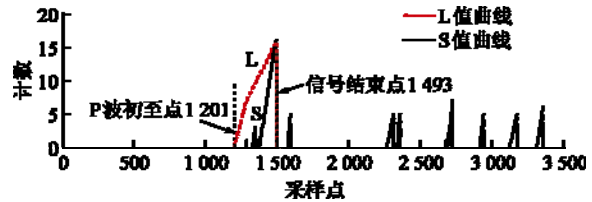
(a) 原始波形



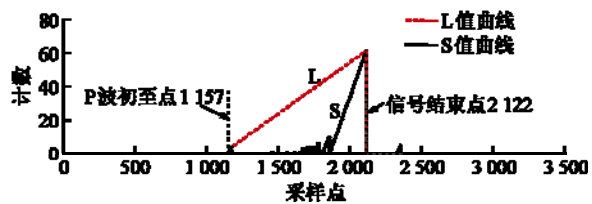
(b) 人工拾取



(c) 人工拾取放大图



(d) Allen 算法拾取



(e) AB 算法拾取

图 6 Allen 和 AB 算法与人工拾取结果对比

Fig.6 Comparison of Allen, AB algorithms and artificial pickup results

对于信噪比较低的微震信号, P 波初至特征和信号结束不明显, 如图 6(a)所示, 这将降低人工与算法自动拾取的精度。为此, 对该原始信号利用小波无偏似然原则阈值去噪, 阈值量化为软阈值, 其中小波分解采用 symlet 小波对信号进行 5 层分解<sup>[23-24]</sup>。然后对该信号进行人工识别和 P 波到时拾取, 结果如图 6(b)所示, 人工拾取结果为: P 波初至点为 1160, 信号结束点为 2120。

图 6(d)为原始信号 Allen 算法自动拾取的结果, P 波初至点为 1201, 信号结束点为 1493。与人工拾取结果对比, Allen 算法将该微震信号主要部分自动拾取出来, 但 P 波初至与结束点拾取位置与人工相比误差较大。

图 6(e)为原始信号 AB 算法自动拾取结果, P 波初至点为 1157, 信号结束点为 2122。与人工拾取结果对比, AB 算法拾取的 P 波初至点比人工拾取结果提前 3 个采样点, 拾取的信号结束点比人工拾取结果滞后 2 个采样点, AB 算法能较精确拾取出该微震信号的 P 波初至和信号结束点, 是一种理想的信号识别与 P 波拾取算法。

对比上述 2 种算法拾取结果: (1) P 波初至拾取结果: AB 算法拾取 P 波初至位置与人工拾取结果



最接近，相差 3 个信号采样点；Allen 算法拾取结果最差，比人工拾取位置滞后 41 个采样点。(2) 微震信号结束点拾取：AB 算法拾取结束点位置与人工拾取结果最接近，相差 2 个信号采样点；Allen 算法次之，比人工拾取位置提前 627 个采样点。综上所述，AB 算法拾取的结果最优。

为进一步验证 AB 算法的普适性，从锦屏二级水电站实时监测的微震数据中随机选取多个传感器监测到的 555 个微震信号，保持监测数据的真实度，不进行滤波，利用 Allen 算法和 AB 算法进行拾取，2 类算法参数取值见表 1，拾取结果如表 2 所示。可以看出，AB 算法信号识别率和 P 波拾取准确率都比 Allen 算法高，且 AB 算法的 P 波初至拾取准确率比 Allen 算法提高近 10%。综上所述，AB 算法自动拾取微震信号及其 P 波初至的性能优于 Allen。

表 2 Allen 和 AB 算法拾取准确率

算法名称	信号识别率	P 波拾取准确率
Allen	91.89	64.14
AB	94.23	73.51

注：信号识别率和 P 波拾取准确率定义与图 5 相同。

### 4 工程实例分析

锦屏地下实验室垂直岩石覆盖达 2 400 m，是目前世界上埋深最大的实验室，工程区的最大主应力高达 63 MPa，属典型的高应力区，施工过程有发生强~极强岩爆的风险。为此，利用微震监测系统对试验区施工过程进行 24 h 不间断监测是非常必要的。

本次试验采用的中科微震(SSS)监测系统由中科院武汉岩土所和武汉海震科技有限公司联合研发，该系统包括传感器、信号保真盒、采集仪、数据服务器和授时服务器等。采集仪为 32 位 A/D 转换，采样频率为 4 kHz，授时服务器为 PTP 高精度授时服务器。本次试验共使用了 8 个通道，5 个单向速度型传感器，1 个三向速度型传感器，传感器灵敏度为 100 V/(m/s)，监测范围为 10~2 000 Hz。

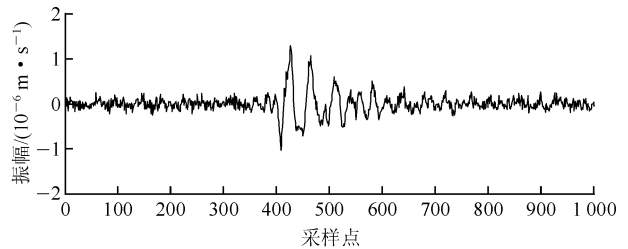
2015 年 6 月 15 日至 2015 年 7 月 15 日锦屏深部地下实验室的 7#实验室发生多次岩爆(见图 7)。由于 7#实验室距离传感器阵列 350~500 m，距离较远，岩石破裂信号在传播过程中衰减严重，微震系统共监测到 109 个岩石破裂事件(4 个以上传感器“同时”接收到微震信号为一个事件)，其中，13 个事



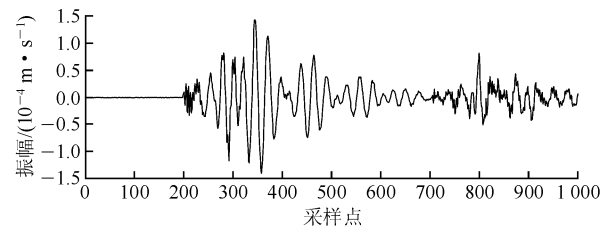
图 7 7#实验室拱顶及拱肩岩爆

Fig.7 Spandrel and arch rock burst at laboratory #7

件是信噪比较低，能量相对较小，P 波初至不明显的弱信号，如图 8(a)所示，图 8(b)为作对比的强微震事件信号。



(a) 弱微震事件信号



(b) 强微震事件信号

图 8 微震事件信号

Fig.8 Signal of microseismic events

对这些事件分别用人工方法、Allen 算法和 AB 算法进行自动识别与 P 波拾取，并利用牛顿下山法<sup>[25]</sup>对微震事件进行定位，3 种方法的 P 波波速和 S 波速分别为 5 377 和 3 000 m/s，波速通过爆破反演获得。3 种方法的定位结果如图 9 所示，从图中可以看出：对于大部分事件 3 种方法的定位结果是一致的，但对于 13 个低信噪比信号事件，如图 9 中三角形，3 种方法差异较大：基于人工方法拾取结果进行定位，结果较为发散与实际岩石破裂区域相差较远，且 13 个事件有 2 个事件定位不收敛(见图 9(a))；基于 Allen 算法拾取结果进行定位，结果更为发散与实际岩石破裂区域相差更远(见图 9(b))；基于 AB 算法拾取结果进行定位，事件均能成功定位，且定

位结果与实际岩石破裂区域更相近(见图 9(c))。

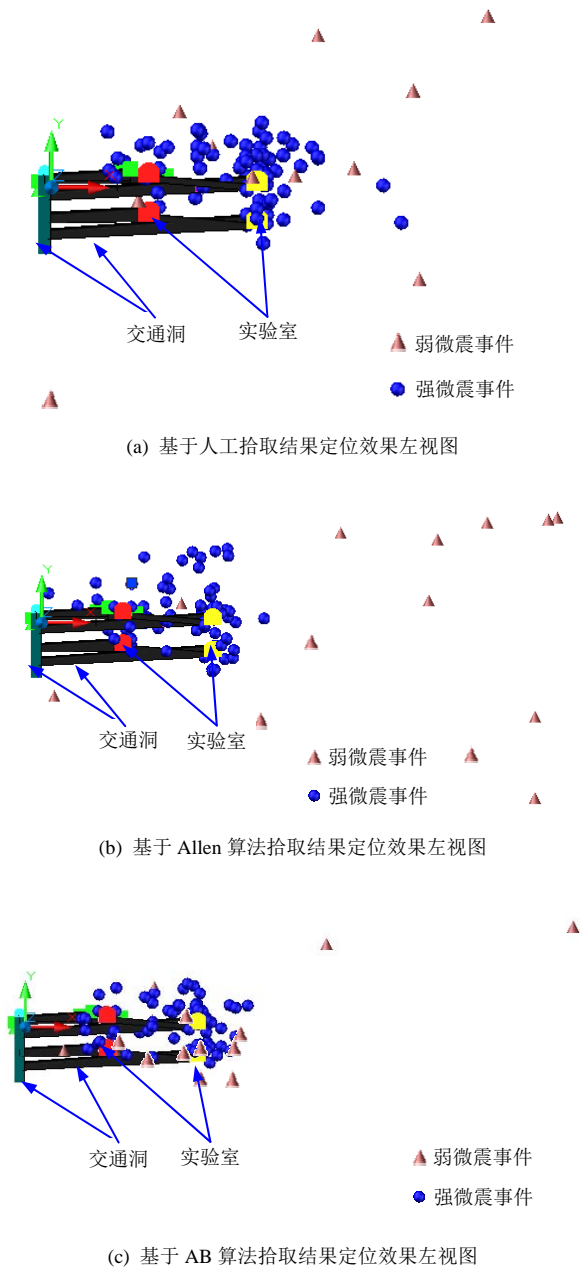


图 9 基于 Allen 和 AB 算法与人工拾取的微震源定位图  
Fig.9 Location map of microseismic sources based on Allen, AB algorithms

## 5 结论与讨论

(1) 在 Allen 算法的基础上, 引入 Bear 算法的加权因子和特征函数, 对 Allen 算法进行改进, 提出了适用于工程尺度的微震信号及 P 波初至自动识别 AB 算法, 微震信号判别与 P 波初至拾取能同时进行, 自动处理效率高。

(2) AB 算法的加权因子  $K$ 、特征函数  $CF$ 、 $\varepsilon$  值对频率和振幅变化的敏感性高于 Allen 算法, AB 算

法对振幅变化比对频率变化敏感。

(3) 工程尺度下 AB 算法微震信号的拾取率高于 Allen 算法, 且 P 波自动拾取准确率也高于 Allen 算法。

(4) 锦屏深部地下实验室微震信号分析表明: 对于 P 波初至不明显的弱信号, 人工拾取结果也可能出现较大的误差, 此时, 基于 AB 算法拾取结果进行微震源定位, 定位结果具有更高的可靠性与稳定性。

(5) AB 算法识别与拾取精度受时窗长度和算法阈值影响较大, 这些参数是以锦屏二级水电站引水隧洞微震监测数据为基础进行统计获得的, 由于不同工程地质条件, 施工环境, 施工工艺等因素的不同, 这些参数能否很好的应用于其他工程, 仍需进一步验证。

**致谢** 现场微震数据的获取离不开王搏和蔡雄工程师的辛苦付出, 离不开冯夏庭研究员和李邵军研究员的理论指导, 也离不开肖亚勋博士和丰光亮博士的帮助和协助, 在此一并表示感谢。

## 参考文献(References):

- [1] STEVENSON P R. Micro earthquakes at Flathead Lake, Montana: A study using automatic earthquake processing[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 1976, 66(1): 61 - 80.
- [2] ALLEN REX V. Automatic earthquake recognition and timing from single traces[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 1978, 68(5): 1 521 - 1 532.
- [3] ALLEN R. Automatic phase pickers: their present use and future prospects.[J]. Nihon Jinzo Gakkai Shi, 1982, 72(6): 146.
- [4] 马强, 金星, 李山有, 等. 用于地震预警的 P 波震相到时自动拾取[J]. 地球物理学报, 2013, 56(7): 2 313 - 2 321.(MA Qiang, JIN Xing, LI Shanyou, et al. Automatic P-arrival detection for earthquake early warning[J]. Chinese Journal Geophysics, 2013, 56(7): 2 313 - 2 321.(in Chinese))
- [5] 吴治涛, 李仕雄. STA/LTA 算法拾取微地震事件 P 波到对比研究[J]. 地球物理学进展, 2010, 25(5): 1 577 - 1 582.(WU Zhitao, LI Shixiong. Comparison of STA/LTA P-pickers for micro seismic monitoring[J]. Progress in Geophysics, 2010, 25(5): 1 577 - 1 582.(in Chinese))
- [6] MAEDA N. A method for reading and checking phase times in auto-processing system of seismic wave data[J]. Zisin, 1985, 38(3): 365 - 379.
- [7] ST-ONGE A. Akaike information criterion applied to detecting first



- arrival times on microseismic data[C]// Seg Technical Program Expanded Abstracts. [S. l.]: [s. n.], 2010: 1 658 - 1 662.
- [8] 张唤兰, 朱光明, 王云宏. 基于时窗能量比和 AIC 的两步法微震初至自动拾取[J]. 物探与化探, 2013, 37(2): 269 - 273.(ZHANG Huanlan, ZHU Guangming, WANG Yunhong. Automatic microseismic event detection and picking method[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2013, 37(2): 269 - 273.(in Chinese))
- [9] MAITY D. Novel hybrid ANN autopicker for hydrofrac data: A comparative study[C]// Seg Annual Meeting. [S. l.]: [s. n.], 2012: 1 - 5.
- [10] KÜPERKOCH L, MEIER T, LEE J, et al. Automated determination of P-phase arrival times at regional and local distances using higher order statistics[J]. Geophysical Journal International, 2010, 181(2): 1 159 - 1 170.
- [11] 刘劲松, 王 赟, 姚振兴. 微地震信号到时自动拾取方法[J]. 地球物理学报, 2013, 56(5): 1 660 - 1 666.(LIU Jingsong, WANG Yun, YAO Zhenxing. On micro-seismic first arrival identification: A case study[J]. Chinese Journal Geophysics, 2013, 56(5): 1 660 - 1 666.(in Chinese))
- [12] CAPILLA C. Application of the Haar wavelet transform to detect microseismic signal arrivals[J]. Journal of Applied Geophysics, 2006, 59(1): 36 - 46.
- [13] 武 粤, 孟小红, 李淑玲. 小波分析及其在我国地球物理学研究中的应用进展[J]. 地球物理学进展, 2012, 27(2): 750 - 760.(WU Yue, MENG Xiaohong, LI Shuling. Wavelet analysis and its application in geophysics of China[J]. Progress in Geophysics, 2012, 27(2): 750 - 760.(in Chinese))
- [14] 吴治涛, 骆 循, 李世雄. 联合小波变换与偏振分析自动拾取微地震 P 波到时[J]. 地球物理学进展, 2012, 27(1): 131 - 136.(WU Zhitao, LUO Xun, LI Shixiong. United wavelet transform and polarization analysis automatically identify micro seismic P-arrival[J]. Progress in Geophysics, 2012, 27(1): 131 - 136.(in Chinese))
- [15] RODRIGUEZ I V. Automatic time-picking of microseismic data combining STA/LTA and the stationary discrete wavelet transform[C]// CSPG CSEG CWLS Convention, Convention Abstracts. [S. l.]: [s. n.], 2011: 1 - 4.
- [16] 周银兴. 微震事件检测及震相自动识别研究[硕士学位论文][D]. 北京: 中国地震局地震预测研究所, 2009.(ZHOU Yinxing. Study of microseismic events detection and automatic recognition of earthquake[M. S. Thesis][D]. Beijing: China Earthquake Administration Institute of Earthquake Prediction, 2009.(in Chinese))
- [17] 张唤兰. 微地震数值模拟及震源定位方法研究[博士学位论文][D]. 西安: 西安科技大学, 2014.(ZHANG Huanlan. Numerical simulation of microseismic and study on source location method[Ph. D. Thesis][D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2014.(in Chinese))
- [18] AKRAM J, EATON D. Adaptive microseismic event detection and automatic time picking[C]// GeoConvention Abstracts. [S. l.]: [s. n.], 2012: 1 - 5.
- [19] 刘 晗, 张建中. 微震信号自动检测的 STA/LTA 算法及其改进分析[J]. 地球物理学进展, 2014, 29(4): 1 708 - 1 714.(LIU Han, ZHANG Jianzhong. STA/LTA algorithm analysis and improvement of Microseismic signal automatic detection[J]. Progress in Geophysics, 2014, 29(4): 1 708 - 1 714.(in Chinese))
- [20] BAER M, KRADOLFER U. An automatic phase picker for local and teleseismic events[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 1987, 77(4): 1 437 - 1 445.
- [21] 周彦文, 刘希强. 地震事件自动检测新方法[J]. 西北地震学报, 2008, 30(2): 102 - 106.(ZHOU Yanwen, LIU Xiqiang. A new method of automatic seismic event detection[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2008, 30(2): 102 - 106.(in Chinese))
- [22] 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): 265 - 275.
- [23] 刘卫东, 刘尚合, 胡小锋, 等. 小波阈值去噪函数的改进方法分析[J]. 高电压技术, 2007, 33(10): 59 - 63.(LIU Weidong, LIU Shanghe, HU Xiaofeng, et al. Analysis of modified method of wavelet threshold de-noising functions[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(10): 59 - 63.(in Chinese))
- [24] 徐宏斌, 李庶林, 陈际经. 基于小波变换的大尺度岩体结构微震监测信号去噪方法研究[J]. 地震学报, 2012, 34(1): 85 - 96.(XU Hongbin, LI Shulin, CHEN Jijing. A study on method of signal denoising based on wavelet transform for micro-seismicity monitoring in large-scale rockmass structures[J]. Acta Seismologica Sinica, 2012, 34(1): 85 - 96.(in Chinese))
- [25] 李清鹏. 深埋隧洞微震源定位方法研究[硕士学位论文][D]. 北京: 中国科学院大学, 2014.(LI Qingpeng. Study on microseismic source location method in deep-buried tunnel[M. S. Thesis][D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2014.(in Chinese))