

基于 Allen 算法微震信号 P 波初至及其自适应识别*

李 贤¹, 王文杰¹, 陈炳瑞², 徐世达³

(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, 湖北 武汉 430071; 3. 东北大学 深部金属矿山安全开采教育部重点实验室, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要:微震监测工程尺度是指监测范围在几米到几百米之间, 该尺度下将 Allen 算法引入到微震领域时需调整该算法参数, 以达到最佳拾取效果, 从而提高微震定位精度。为此, 提出一种基于 Allen 算法的微震信号 P 波初至及其自适应识别的方法: 首先依据信噪比建立微震信号拾取信息数据库, 再结合粒子群算法和拾取评价模型自动选取 Allen 关键参数; 并建立了拾取过程中参数动态反馈修正机制, 依靠拾取实例不断扩充和更新数据库 Allen 算法参数。研究结果表明: 该方法能针对不同信号自适应选取微震信号 Allen 算法最优参数, 能克服人工统计的耗时低效, 更为准确的从实时监测数据中拾取微震信号及其 P 波初至, 提高微震监测定位精度和数据处理效率, 为岩爆、矿震等地质灾害的及时预报提供可靠的数据支持。

关键词:微震监测; Allen 算法; 粒子群算法; 信号拾取

中图分类号:TD326 **文献标识码:**A

文章编号:1005-2763(2016)08-0109-06

DOI:10.13827/j.cnki.kyyk.2016.08.022

Microseismic Signal of the First P wave Arrival and Its Adaptive Recognition Based on the Allen Algorithm

LI Xian¹, WANG Wenjie¹,

CHEN Bingrui², XU Shida³

(1. Resources and Environmental Engineering College, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 400081, China; 2. Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan, Hubei 430071, China; 3. Key Laboratory of Ministry of Education on Safe Mining of Deep Metal Mines, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China)

Abstract: Project scale referred to microseismic monitoring in the range between a few meters to several hundred meters. In this scale, the parameters should be adjusted when Allen algorithm was introduced into the microseismic field, so as

to achieve the best pick-up effect and improve the positioning accuracy. Therefore, a microseismic signal of the first P wave arrival and its adaptive recognition method based on the Allen algorithm was proposed. Firstly, a microseismic signal database was established according to the signal-to-noise ratio, and the Allen key parameters were automatically selected by combining with PSO and pick-up evaluation model. Secondly, a dynamic feedback and correction mechanism for parameters was created in the pick-up process, and the Allen parameters in the database would be continuously expanded and updated in terms of pick-up instances. Research indicated that this method could adaptively select the Allen Algorithm optimal parameters of microseismic signal, overcome the time-consuming and inefficient of artificial statistics, accurately pick up the microseismic signal and the first P wave arrival from monitoring data, and improve the accuracy of monitoring positioning and efficiency of data processing, which provided reliable data support for the timely prediction of geological disasters, such as rock burst, mining earthquake and so on.

Key words: Microseismic monitoring, Allen algorithm, PSO, Signal pick-up

0 引 言

矿山工程中工程尺度的现代微震监测技术的开发与应用始于 20 世纪 80 年代, 目前已在南非、美国、加拿大、澳大利亚、中国、智利和波兰等国的多个矿山得到广泛应用^[1-2]。微震事件的自动识别和 P 波初至拾取对实现海量微震数据的自动处理有重要意义^[3], 一直是国内外微震研究的难点和热点。微震是地震研究在工程领域的拓展与延伸, 许多理论

* 收稿日期: 2016-05-04

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

作者简介: 李 贤(1989-), 男, 湖北武汉人, 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, Email: lixian-wust@hotmail.com。

通信作者: 陈炳瑞(1976-), 男, 山东曹县人, 博士, 副研究员, 主要从事岩石力学与工程稳定性监测及智能分析方面的研究, Email: brchen@whrsm.ac.cn。

与方法均来源于地震领域,信号识别与 P 波初至拾取也不例外。地震领域中较为成熟的信号识别算法有多种,比如频率域方法^[4]、模式识别算法^[5]和 Allen 算法^[6-7]等。Allen 算法因其原理简单、地震信号及 P 波初至识别准确,成为地震领域中被广泛使用的经典算法之一。微震不同于天然地震,其信号特征与天然地震有很大的差别:

(1) 地震信号频率一般为几十赫兹以下^[8],而微震信号的频率一般为几十到几百赫兹,有的高达几千赫兹^[9-10];

(2) 地震信号持续时间较长,一般大于 1 s^[6,11],微震信号持续时间较短,一般不超过 0.1 s^[10,12];

(3) 微震与天然地震相比,一般震级小,信噪比低,较小的微震事件不易被拾取。因此,将 Allen 算法应用到工程尺度微震信号分析中时,需要对算法及其参数进行改进与优化^[13]。

目前为得到合理的算法参数,需要消耗大量时间和人力进行分析统计,这严重影响了 Allen 算法在工程应用中实时自动分析的效果,并且人工选取参数不具有因工程环境的改变而动态变化的特性,导致实际处理时 Allen 算法的微震事件自动识别及 P 波拾取结果不理想、定位结果不准确和微震事件辐射能计算偏差较大,进而影响工程灾害预警预报的准确性。

针对以上不足,提出一种基于 Allen 算法的工程尺度微震信号及其 P 波初至自适应识别算法,基本思路如下:

(1) 首先对工程环境下实时监测的数据按照信噪比高低进行初选分类;

(2) 以分类后的微震信号为基础对 Allen 算法的参数进行特征分析,统计优化 Allen 的参数范围;

(3) 建立微震信号及其 P 波初至识别效果评价模型和实例数据库,以第二步选取的 Allen 参数范围为基础,结合粒子群算法确定 Allen 算法的参数取值;

(4) 建立动态反馈修正机制,当微震系统的工作环境发生变化,Allen 算法识别微震信号及其 P 波初至误差较大时,动态更新微震信号实例数据库,根据第 3 步确定 Allen 算法新的参数取值;

(5) 以红透山铜矿-707 中段 47 采微震监测数据为实例,验证该方法的可行性与拾取效果。

1 Allen 算法

为了提高识别的准确率,Allen 在 STA/LTA 法的基础上^[6-7]:

(1) 提出了用特征函数作为输入参数的改进方法,其特征函数 CF 定义为:

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

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

$K_{(i) \text{ Allen}}$ 是振幅和振幅一阶差分的一个加权因子,长短时平均值表示为:

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

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

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; $\delta = LTA_{(i)} \times M$, 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^[2-3]。

根据 Allen 算法在地震领域中的参数取值和工程监测应用经验,工程尺度下影响 Allen 算法拾取精度的主要参数及其取值范围见表 1^[6-7,14-15]。

表 1 Allen 算法主要参数范围

参数	意义	取值范围
M	总过零次数阈值	[10, 400]
C_3	短时均值权系数	(0, 0.09]
C_4	长时均值权系数	(0, 0.9]
C_5	长短时均值比阈值(STA/LTA)	(1, 5]
T	事件时间阈值	[0.003, 0.5]

2 微震信号 P 波初至及其自适应识别

虽然参数取值的经验范围能减小人工选取参数的难度,但效率依旧较低。

为了解决 Allen 算法参数高效选取的问题,基于 Allen 算法的微震信号 P 波初至及其自适应识别算法主要思路为:

(1) 信号初拾与分类,采用 STA/LTA 法初选

出微震信号,按照信号信噪比分为低、中、高3类;

(2) 从数据库提取参数,人工评价 Allen 算法拾取结果,若 Allen 算法拾取效果好,该类别信号使用该参数组,若拾取效果不好或者无该类信号的参数,则用粒子群算法选取最优参数组;

(3) 利用建立的拾取过程参数动态反馈修正机制和拾取实例不断扩充和更新数据库。

2.1 建立微震信号处理信息数据库

由于施工工艺、区域地质条件、施工环境的影响,导致微震信号具有多样性、特异性和不确定性^[16]。建立以微震信号的信号原始采样点数据、人工拾取 P 波到时点、最优 Allen 参数组和信噪比为基础的数据库,有助于快速有效的确定当前工程条件下的 Allen 算法参数中的长短时均值权系数等其它参数的取值范围,从而提高算法处理速率以及自动拾取准确率。

2.2 触发信号 STA/LTA 法初选分类

针对微震实时监测系统,一般采用 STA/LTA 能达到较高的检测率,但误检率高^[15]。所以将 STA/LTA 方法检测出来的信号应用 Allen 算法进行二次处理。为此调整 STA/LTA 触发阈值,使得监测过程中尽可能不丢失有效微震信号。由于不同信噪比信号的参数选取难易程度不同,参数的普适性不一样,将信号按照信噪比的高低分类,有利于提高参数选取效率。采用能量叠加法信噪比计算方法^[17],将微震信号划分为低信噪比,中信噪比和高信噪比3个类别,类别的信噪比数值范围可根据实际工程监测效果确定。

2.3 Allen 算法参数自适应选取

在建立的微震信号数据库中查找该信号类别对应的 Allen 算法参数组。如果数据库内有该类别信号,则 Allen 算法调用该参数组,将该信号 Allen 算法拾取结果与人工拾取结果相对比,人工对比过程中可以将没有被自动滤除的非微震信号利用人工识别进行滤除,减少误判。若 Allen 算法自动拾取 P 波初至采样点与人工拾取结果的误差不大于3个采样点,则拾取效果好,此时将该信号与 Allen 参数组,P 波初至点存入该类别数据库,接着处理下一个触发信号。

人工评价算法自动拾取效果差分为:第一种情况,算法将微震信号给滤除,没有拾取出信号;第二种情况,Allen 算法拾取的 P 波初至位置不准确,与人工判断的位置相差3个采样点以上。造成第一种

情况的主要原因是 Allen 算法中时间阈值或过零点个数 M 阈值过高,部分微震信号被当成噪音信号滤除,这时其他参数不变,调整时间阈值 T 、过零点个数阈值 M ,再次人工评价调整后拾取结果:若效果好,则将该类信号及其对应的 Allen 算法参数存入数据库,并更新该类别信号的参数组;若拾取效果为第二种情况。造成第二种情况的主要原因是 Allen 算法中 C_3 、 C_4 、 C_5 的取值不合理。触发阈值 C_5 若取值较低,则判断的事件较多,但误判率较高,若取值较高,则容易将能量较小的震动事件给滤除,且易造成部分信号自动拾取的 P 波到时点比人工拾取点滞后。根据实际工程经验,Allen 算法 C_5 取值范围见表 1。

短时平均系数 C_3 、长时平均系数 C_4 是影响 Allen 算法拾取准确率的重要参数^[14-15]。工程应用中微震监测系统在处理海量数据时通常只运用一组长短时平均系数,但是每个微震信号均具有特异性。当微震信号数目较少的时候,通过枚举法就可以比较有效的找出最优参数组。随着监测数据的急剧增加,固定的长短时平均系数的拾取准确率将会明显下降。对于这类问题,粒子群算法能在合适的参数范围内,找目标函数最优解。因此结合 C_3 、 C_4 取值范围,拾取效果评价模型与粒子群算法,将能快速有效地自适应选取合理的 Allen 算法参数组中的 C_3 、 C_4 系数。

(1) C_3 、 C_4 取值范围确定:对于 STA/LTA 初选得到的信号,若数据库内没有该信噪比类别的 Allen 算法参数组,则新建信噪比类别,此时 Allen 参数组取值范围为初始范围(见表 1)。若数据库内有该信噪比类别,则直接调用该类别的 Allen 算法参数组。当数据库中的信号样本丰富后,为了提高粒子群优化参数的效率,缩短粒子群算法计算时间,可以通过统计划分出该类信号 C_3 、 C_4 参数组的取值分布区间,优化 C_3 、 C_4 取值范围。

选取一个信噪比低的微震信号,统计该类样本信号参数,建立以 C_3 值为横坐标, C_4 值为纵坐标的坐标系,依据分布统计结果划分求取 C_3 、 C_4 取值范围,如图 1 所示,以选取符合拾取结果好的参数组多于 10 的分布区间为例,则 C_3 取值范围为 $[0.2, 0.4]$, C_4 取值范围为 $[0.01, 0.03]$ 或 $[0.05, 0.06]$,或者当 C_3 取值范围为 $[0.8, 0.9]$, C_4 取值范围为 $[0.05, 0.06]$,这样进一步优化 C_3 、 C_4 取值范围,将大大缩短粒子群算法求取最优解时间。

(2) 拾取效果评价模型:将粒子群优化算法得到的参数组赋值给 Allen 算法,对比自动拾取与人工拾取结果,若 P 波到时采样点个数相差在 3 个以内,则保存该组参数,若拾取结果差值大于 3 个采样点,则调整或扩大参数组取值范围(见图 2)。拾取效果评价模型是对粒子群算法最优参数计算结果的一种验证,使微震信号 Allen 算法参数自适应识别系统更加合理与稳定。

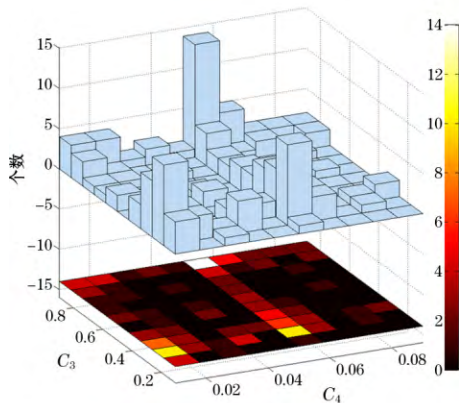


图 1 低信噪比类信号 C_3 、 C_4 参数分布统计

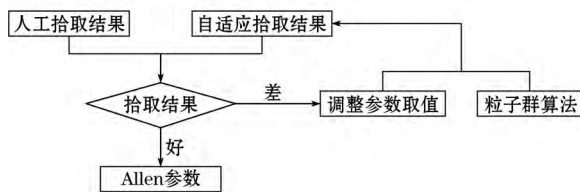


图 2 拾取效果评价模型

(3) 本文采用的粒子群算法是 MATLAB 数值分析软件自带的粒子群算法工具箱,随机选取一个矿山监测微震信号为数据源,将初始粒子组数设为 20,粒子群算法优化结果见图 3。

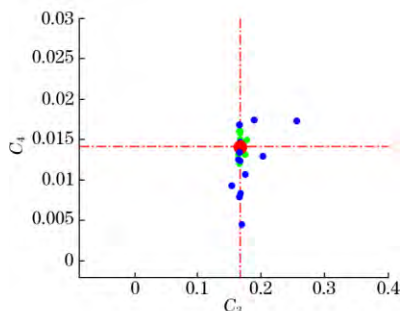


图 3 C_3 、 C_4 参数粒子群算法动态选取结果

(绿色:单次最佳粒子;红色:全局最佳粒子;蓝色:当前粒子)

粒子群算法拾取最优结果 $C_3 = 0.1652$ 、 $C_4 = 0.014$,Allen 算法时间阈值 T 为 0.01 s,过零点阈值 $M = 20$, C_5 取值为 2。采用该参数组的 Allen 算法

自动拾取 P 波初至采样点为 1234,与人工拾取采样点 1233 相比,相差 1 个采样点。该例子表明粒子群算法能高效自动选取 Allen 算法中的关键参数。若该参数组使得 Allen 算法自动拾取效果良好,将该参数组用于该类别下一个信号处理中,并将该信号对应的数据库信息存入数据库,完善该信号类别数据库。

综上所述,总结微震信号 P 波初至及其自适应识别算法,其流程图见图 4。

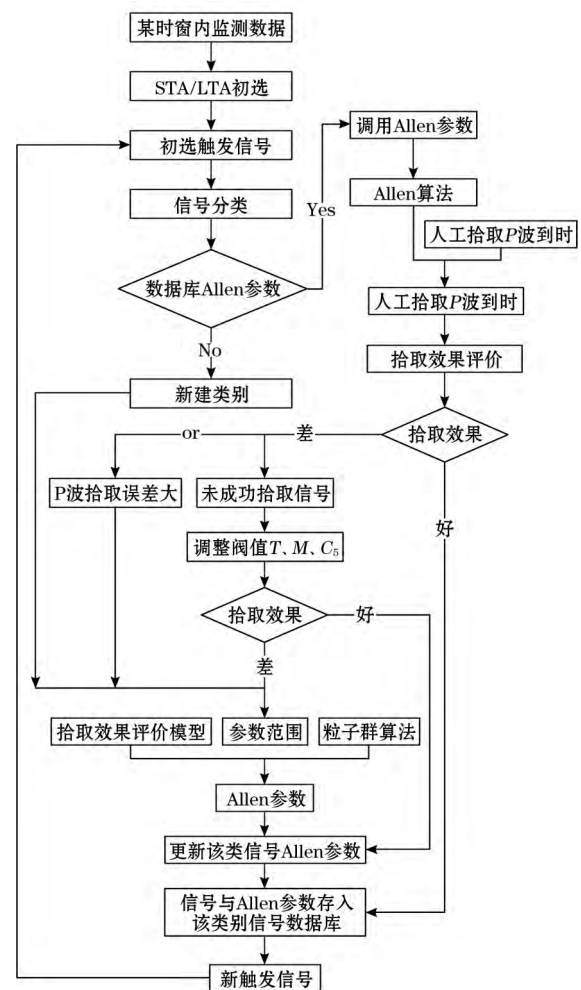


图 4 基于 Allen 算法的工程尺度微震信号 P 波初至及其自适应识别流程

3 工程应用分析

红透山铜矿是国内最深的金属矿山之一,岩爆灾害风险较高。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 16 个通道,10 个单向传

传感器和 2 个三向传感器,其中 647 中段和 707 中段各布置 5 个单向速度型传感器和 1 个三向速度型传感器。三向和单向传感器灵敏度皆为 100 V/m/s,监测范围为 10~2000 Hz。传感器布置位置见图 5。

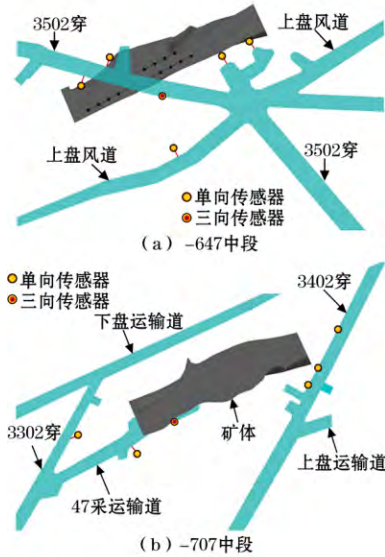


图 5 中段传感器监测布置

为验证基于 Allen 算法的微震信号及其 P 波初至自适应识别模型的优越性,对 2016 年 2 月到 3 月间连续 10 d 监测到的 300 个微震信号进行人工经验统计选取参数与自适应模型优化参数拾取结果对比(见表 2),其中:

- (1) 信号识别率是指应用不同方式选取参数的算法识别出信号个数与样本信号个数的比率;
- (2) 算法自动拾取 P 波初至与人工结果相比,若拾取误差小于 3 个采样点,则认为该算法自动拾取结果准确,即拾取误差在 0.75 ms 内,P 波拾取准确率为算法准确拾取的与人工经验统计参数拾取的比率。

对 2016 年 2 月 1 日~2 月 2 日监测到的 51 个岩石破裂信号人工经验统计选取参数与自适应模型优化参数拾取结果进行定位结果对比,采用相同的 P、S 波速以及定位算法,定位结果见图 6。对比分析结果表明:

表 2 拾取结果对比分析

选取方法	C_3	C_4	C_5	T	M	信号拾取率/%	P 波初至拾取准确率/%
人工经验	0.29	0.052	2	0.01	20	89.67	64.00
自适应低信噪比	0.25	0.012	2.5	0.015	20	91.67	61.67
自适应中噪比	0.2	0.08	2	0.01	20	92.67	73.33
自适应高信噪比	0.2	0.05	2	0.02	15	96.00	82.33

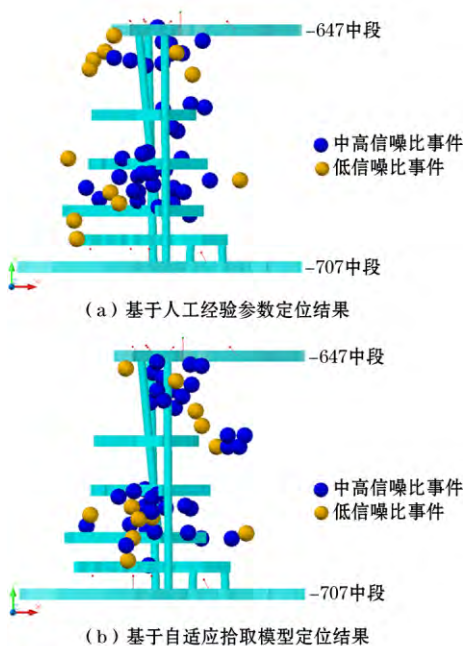


图 6 基于 Allen 算法人工经验参数与自适应拾取模型参数定位结果

(1) 自适应参数选取模型微震信号及其 P 波初至拾取的准确率优于目前靠人工经验统计选取参数的计算结果;

(2) 工程尺度下信噪比越高信号质量越好,则拾取准确率越高;

(3) 自适应模型选取参数定位结果比人工经验参数定位结果事件聚集度高,更接近现场真实岩石破裂情况。

4 结 论

(1) 利用粒子群算法优化 Allen 算法参数中关键参数,特别是长短时平均系数,解决了人工选取关键参数时带来的低效性和不确定性,大大提高了 Allen 算法对微震信号及其 P 波初至拾取的效率与准确性。

(2) 建立微震信号 Allen 参数信息自我更新数据库,能有效地统计工程尺度下微震信号的特征规律,完善基于 Allen 算法 P 波初至及其自适应拾取

模型,为 Allen 算法参数自适应选取提供有效的数据来源。

(3) 通过自适应拾取模型中数据库丰富的信号样本及其 Allen 算法参数,能逐渐提高 Allen 算法处理工程尺度下微震信号与其 P 波初至的自适应能力,有利于实现深部矿山微震监测系统快速准确的定位分析,及时预警,减少事故的发生。

致谢:本算法验证的微震数据来自于辽宁抚顺红透山铜矿现场测试。现场监测过程得到中色集团抚顺红透山矿业公司石长岩和姜洪波等领导的大力支持,得到东北大学李元辉教授、刘建坡副教授的指导,在此表示感谢;同时也感谢为本次试验付出艰辛劳动的东北大学的研究生及蔡雄工程师。

参考文献:

- [1] 李 楠,王恩元,GE Maochen,等.基于到时差值的微震波异常信号识别方法[J].岩石力学与工程学报,2014,33(8):1654-1661.
- [2] 彭府华,李庶林,程建勇,等.中尺度复杂岩体应力波传播特性的微震试验研究[J].岩土工程学报,2014,36(2):312-319.
- [3] Warpinski N. Microseismic monitoring: inside and out[J]. Journal of Petroleum Technology,2009,61(11):80-85.
- [4] 赵国彦,邓青林,马 举.基于 FSWT 时频分析的矿山微震信号分析与识别[J].岩土工程学报,2015,37(2):306-312.
- [5] 赵大鹏.区域地震事件实时检测和直达 P 波初动自动识别方法及其应用研究[D].兰州:中国地震局兰州地震研究所,2012.
- [6] Allen Rex V. Automatic earthquake recognition and timing from single traces[J]. Bulletin of the Seismological Society of America,1978,68(5):1521-1532.
- [7] Allen Rex. Automatic phase pickers: Their present use and future prospects[J]. Bulletin of the Seismological Society of America,1982,72(6B):225-242.
- [8] 刘汉香,许 强,王 龙,等.地震波频率对岩质斜坡加速度动力响应规律的影响[J].岩石力学与工程学报,2014,33(1):125-133.
- [9] 李智敏,苟先太,金炜东,等.微地震信号的频率特征[J].岩土工程学报,2008,30(6):830-834.
- [10] Chen B R, Li Q P, Feng X T, et al. Microseismic monitoring of columnar jointed basalt fracture activity: a trial at the Baihetan Hydropower Station, China[J]. Journal of Seismology,2014,18(18):773-793.
- [11] 周彦文,希 强.地震事件自动检测新方法[J].地震工程学报,2008,30(2):102-106.
- [12] 曹安业,窦林名,秦玉红,等.高应力区微震监测信号特征分析[J].采矿与安全工程学报,2007,24(2):146-149.
- [13] 周银兴.微震事件检测及震相自动识别研究[D].北京:中国地震局地震预测研究所,2009.
- [14] 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,2014,9(4):708-1714.
- [15] 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,2010,5(5):1577-1582.
- [16] 文排科,左宇军,唐 波,等.IMS 微震监测技术定位误差分析研究[J].矿业研究与开发,2015,35(5):82-86.
- [17] 张军华,臧胜涛,周振晓,等.地震资料信噪比定量计算方法比较[J].石油地球物理物探,2009,44(4):481-486.