

单分量微地震信号的P波S波到时自动拾取方法

王李管, 汪辉, 赵君杰

中南大学资源与安全工程学院; 中南大学数字矿山研究中心; 长沙迪迈数码科技股份有限公司, 长沙 410083

摘要 单分量传感器依然是目前矿山中应用最广泛的传感器。针对矿山每天采集到的大量信号, 提出了一种针对单分量微地震信号的P波S波到时拾取算法。长短时窗均值比法(STA/LTA)可以用来检测信号的变化趋势, 结合改进的特征函数对信号的几何特征予以加强, 进而可以提高震相识别的精度。随着长短时窗的滑动, 信号的变化趋势表现在走势图, 再利用震相到时判别阈值可以初步定位到P波S波的到时区间。初步确定到时区间后, 分别在P波S波的到时区间内应用AR-AIC准则, 可以计算出信号发生突变的位置, 这两个点即对应着P波S波的到时。结合时差阈值判别和时频图谱, 对拾取的结果再次做检验。经过两次判别, 有效地提高了该算法的拾取精度。通过对1000多条单分量微地震信号进行验证, 自动拾取能拾取到71%的P波到时和79%的S波到时, 相同条件下, 自动拾取的结果不低于手动拾取的精度, 满足矿山应用的要求。

关键词 单分量微震信号; STA/LTA; AR-AIC准则; P波到时; S波到时

近年来, 随着矿山开采深度的增加, 巷道围岩体的稳定性监测对井下的安全预警有重要意义。微震监测系统作为一种分析监测软件, 对矿山井下的巷道、采空区、工作面等进行实时监测。通过对采集来的微震信号进行处理分析, 进而可以判断岩石破裂释放的能量大小和震源位置, 根据破裂产生的位置, 及时发现并预报围岩体的破裂状况和危险状况, 为井下安全作业提供客观依据。此外, 对微震监测的结果做分析可以对由围岩体破裂可能产生的灾害事故进行提前预报, 如冲击地压、顶底板突水、瓦斯突出等, 减少此类事故造成的损失。

微震信号的特点是频率分布范围广、信噪比低^[1], 信号在岩层中传播时往往掺杂有机械噪声、环境噪声等干扰噪声, 并伴随着反射、折射等现象, 这使得对信号的处理变得比较困难。矿山每天会监测到大量的微震事件, 人工处理信号是耗时耗力的工作, 因此研究一种微震事件的自动识别和初至拾取对快速处理微震事件有重要的意义。

对天然地震的震相识别和到时拾取, 国内外学者做过很多研究, 已提出很多可行性算法。根据时域内噪声和信号的振幅与频率的不同, Allen等^[2]改进了长短时(STA/LTA)算法; Boschetti等^[3]采用分形理论来研究震相的到时; Kanawaldp等^[4]提出用小波变换的主成分分析法识别; Gibbons等^[5]则提出频谱比法。对P波(压力波)、S波(剪切波)的到时拾取, Maeda^[6]采用AIC准则拾取到时, Saragiotis等^[7]则采用高阶统计量的峰

度偏斜度拾取方法。

Allen于1978年提出的通过构建特征函数来计算长短时比值的方法是目前微地震信号到时拾取中应用最广泛的一种算法。单分量传感器是目前矿山中应用最为广泛的传感器, 检测到的信号只能通过信号本身的振幅频率变化来提取特征。本文在经典长短时拾取算法上, 利用改进的特征函数结合短时窗与长时窗的比值来表征单分量信号的变化趋势(STA/LTA比值走势图), 初步确定P波和S波的到时区间, 进而在初步确定的到时区间内利用AR-AIC准则, 计算到时区间内的AIC值, AIC的全局最小值分别对应着P波和S波的到时。

1 长短时窗均值比法(STA/LTA)

微震信号和背景噪声在振幅和频率上有很大的不同^[8]。P波到达之前的一段为背景噪声, P波到达之后, 振幅和频率逐渐增大, 之后开始衰减; S波重复P波的变换过程, 但S波的到时淹没在P波的尾部。长短时窗均值比法是时域内应用最广泛的震相识别算法, 其中长时窗平均值(LTA)表征背景噪声的变化趋势, 短时窗平均值(STA)表征微震信号的变换趋势, STA要比LTA变化的快, 当信号到达时, STA/LTA会有明显的增大。当比值大于预先设定的到时阈值(Thr)时, 可以定义为有震相到达。

根据特征函数的不同, 长时窗的平均值和短时窗的平均

收稿日期: 2015-04-21; 修回日期: 2015-10-15

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863计划)项目(2011AA060407)

作者简介: 王李管, 教授, 研究方向为岩层控制和数字矿山理论与技术, 电子信箱: liguan_wang@163.com

引用格式: 王李管, 汪辉, 赵君杰. 单分量微地震信号的P波S波到时自动拾取方法[J]. 科技导报, 2016, 34(2): 184-189; doi: 10.3981/j.issn.1000-7857.2016.2.030

值可以表示为

$$LTA(i) = \frac{1}{N_{LTA}} \sum_{j=1}^{N_{LTA}} (CF_j), STA(i) = \frac{1}{N_{STA}} \sum_{j=1}^{N_{STA}} (CF_j) \quad (1)$$

式中, N_{STA} 和 N_{LTA} 分别表示第 i 个短时窗和长时窗的长度, CF_j 表示对第 j 个点的特征变换。

特征函数的选择直接关系着震相识别的精度, Earle 等^[9] 提出先对信号作希尔伯特变换再来构建特征函数的算法 (ESM), 特征函数表示为

$$CF_i = \sqrt{x(i)^2 + \widetilde{x(i)}^2} \quad (2)$$

式中, $x(i)$ 为初始信号, $\widetilde{x(i)}$ 为初始信号的 Hilbert 变换, 长短时的比值可以定义为

$$Thr(i) = \frac{STA_i}{LTA_i} = \frac{\sum_{j=1}^{i+N_{STA}-1} (CF_j) * \frac{1}{N_{STA}}}{\sum_{j=i-N_{LTA}}^{i-1} (CF_j) * \frac{1}{N_{LTA}}} \quad (3)$$

图 1 给出了利用 ESM 算法构建特征函数表示信号的变换趋势, 图 1(a) 为微震信号图, 图 1(b) 为 STA/LTA 图, 图 1(c) 为平滑处理后的 STA/LTA 图 (为防止出误判, 需对比值进行光滑处理)。

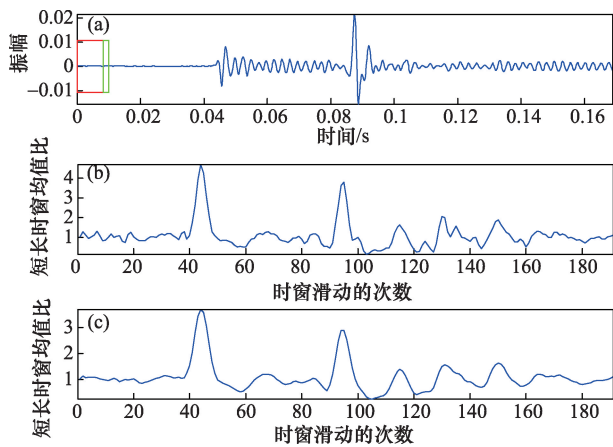


图 1 信号图及其能量变化趋势

Fig. 1 Seismogram and its energy variation trend

时窗长度的选择应该根据采样间隔和信号的特征来确定^[10], STA/LTA 比值要能检测到信号的变化。如果短时窗的长度太短, STA/LTA 走势图上会有较多无意义的波动, 不能准确地反应信号的变化趋势; 时窗太长则会对信号的突变不敏感, 可能漏掉弱震相的识别。长时窗的长度一般为 5~10 倍短时窗的长度。短时窗长度为设置 20 倍采样间隔, 长时窗长度为 120 倍采样间隔, 短时窗位于长时窗内且位于长时窗尾部, 如图 1(a) 所示。默认的情况下, 时窗从信号的起始位置开始滑动, 此时长短时窗内对应的均是背景噪声, STA/LTA 比值较小, 在信号到来之前, 走势图上没有明显的波动, 对应着图 1(b) 的初始段。随着时窗的滑动, 在 P 波抵达后, STA/LTA 开

始增大, 在 P 波达到峰值时, STA/LTA 的值达到最大, 经分析对比, STA/LTA 最大值对应的时窗区间内即包含着 P 波到时。之后, P 波开始衰减, 在 S 波抵达之前, 比值逐渐减小, 如图 1(b) 的中间一段, 随着 S 波的到来, STA/LTA 比值重复之前的变化过程, STA/LTA 出现第 2 个峰值, 第二次达到峰值的时窗长度内包含着 S 波到时。因为 S 波到时淹没在 P 波的波尾, 此时 P 波并没有完全衰减, 因此第 2 次达到的峰值没有第 1 次大, 对应着图 1(b) 的第 2 个波峰, 因此在设定震相触发阈值时, 为提高拾取的准确性, 有必要分别设定 P 波的阈值 λ_p 和 S 波的阈值 λ_s 。

2 AR-AIC 准则

对于一段离散时间序列 $x(i)$ 和高斯白噪声序列 $\varepsilon(i)$, 如果时间序列满足:

$$x_m = a_0 + a_1 x_{m-1} + a_2 x_{m-2} + \dots + a_p x_{m-p} + \varepsilon_m \quad (4)$$

则称 $x(i)$ 为阶数为 P 的自回归模型, a_m 为回归系数, $\varepsilon(i)$ 的均值为零的高斯白噪声。自回归模型^[10]可表示为

$$x_m = \sum_{m=1}^p a_m x_{m-b} + \varepsilon_m \quad (5)$$

当传感器检测到地震信号到达时, 地震图谱上会发生一些突变, 如方差、频率和振幅等。假定在震相到来前后, 信号可以分为两段局部稳定的组分, 每一段都可以当做一段自回归模型。以震相到时为界, 到达之前为噪声模型

$$x_n^1(t) = \sum_{m=1}^M a_m^1 x_{n-m} + \varepsilon_1 \quad (6)$$

到达后为信号模型

$$x_n^2(t) = \sum_{m=M+1}^N a_m^2 x_{n-m} + \varepsilon_2 \quad (7)$$

式中, $M+1$ 点为 P 波到时点, a_m^1 和 a_m^2 为两段自回归模型的系数, ε_1 和 ε_2 分别为高斯分布的白噪声, M 和 N 分别为噪声模型和信号模型的自回归阶数。

AR-AIC 准则是由 Sleeman 等^[11] 基于 Akaike^[12] 提出的赤池回归信息准则 (Akaike's information criterion) 及 Moria 等 (1999)、Takanami 等 (1988) 所做工作的基础上提出的。通常, 可以将一段微地震信号分成两段, 每一段都当做是自回归模型, 满足式 (6) 和式 (7)。第一段为噪声, 第二段为包含高斯白噪声的有效地震信号。地震信号通常要比噪声信号复杂, 因而拥有比噪声要高的自回归阶数。初次估算出 P 波的到时位置后, 可以将信号分为两段。首先, 假设噪声和地震信号中的高斯白噪声有相同的自回归的阶数 M , 可以得出两端模型中高斯白噪声的极大似然函数

$$l(\varepsilon_n^1) = \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\varepsilon_n^1)^2}{2\sigma_1^2}} \quad (8)$$

$$l(\varepsilon_n^2) = \frac{1}{\sigma_2 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\varepsilon_n^2)^2}{2\sigma_2^2}} \quad (9)$$

假设到时的噪声段的时间间隔为 $[M+1, k]$, 到时之后信号段的时间间隔为 $[k+1, N]$, 噪声段和信号段的极大似然函数可

由式(10)给出:

$$L(x, M, k, a_m^i, \sigma_i^2 (i=1, 2)) = \prod_{i=1}^2 \left(\frac{1}{\sigma_i^2 2\pi} \right)^{\frac{N_i}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_i^2} \sum_{n=p_i}^{q_i} (x_n - \sum_{m=1}^M a_m^i x_{n-m})^2\right) \quad (10)$$

式中, $p_1=M+1, p_2=k+1, q_1=k, q_2=N, n_1=k-m, n_2=N-k$ 。

对式(10)两边同时取对数, 可得

$$\log(L(x, M, k, a_m^i, \sigma_i^2)) = -\frac{1}{2}(k-M)\log(\sigma_{1,\max}^2) - \frac{1}{2}(N-M-k)\log(\sigma_{2,\max}^2) + C \quad (11)$$

式中, C 是一个常数。对于一段稳定的 AR 模型, AIC 值可由下式计算:

$$AIC = -2(\text{极大对数似然估计}) + 2(\text{回归系数}) \quad (12)$$

在第 k 点, 信号被分为两段, 有 $AIC(k) = AIC^1 + AIC^2$, 进而可得

$$AIC(k) = (k-M)\log(\sigma_{1,\max}^2) - (N-M-k)\log(\sigma_{2,\max}^2) + C \quad (13)$$

与 AR-AIC 识别方法相比, Maeda 对该算法进行简化, 无需计算 AR 系数, 直接对信号利用 AIC 准则, 最小的 AIC 值即对应到时, 简化的 AIC 函数表示为

$$AIC(k) = k \log(\text{var}(x[1, k])) + (N - k - 1) \log(\text{var}(x[k+1, N])) \quad (14)$$

式中, $\text{var}(x[1, k])$ 和 $\text{var}(x[k+1, N])$ 表示两个时间段内信号的方差。

通过以上分析, 利用简化的 AR-AIC 准则拾取时可以分为如下 3 个步骤: 1) 信号的带通滤波; 2) 利用长短时比值结合阈值初步确定到时的位置, 即初步估算出包含 P 波 S 波的到来区间; 3) 计算到时区间内的 AIC 值, 最小值即分别对应 P 波 S 波到时。如图 2 所示, 图 2(a) 为微震原始信号, 图 2(b) 为对该段信号应用 AIC 准则的结果。

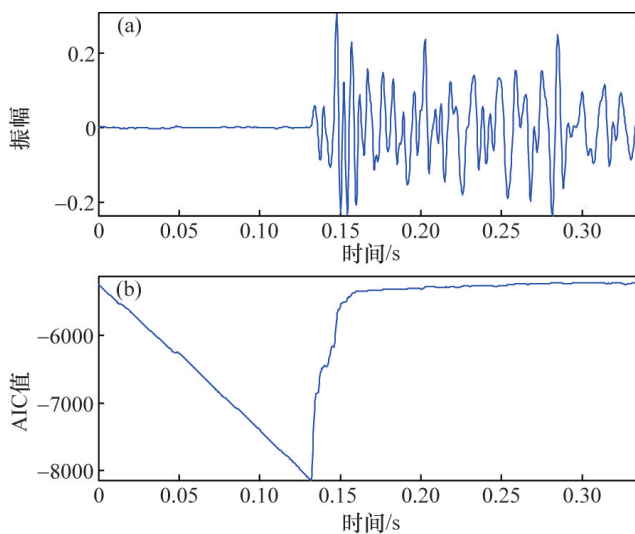


图2 信号的全局 AIC 值

Fig. 2 Global AIC value of the micro-seismic signal

3 到时自动拾取流程

应用 AIC 准则在指定的时窗内拾取到时后, 为了避免噪

声的波动所带来的干扰, 还需要对拾取的结果再作一次判别。对于每一段信号, P 波 S 波的到来时差都在一个范围之内, 定义一个阈值 W_p , 如果到时时差 $|T_p - T_s| < W_p$ 成立, 则可以判断拾取的到时是准确的; 如果该等式不成立, 则拾取的到时的不准确, 继续长短时窗内寻找震相到时。自动拾取到时流程见图 3。

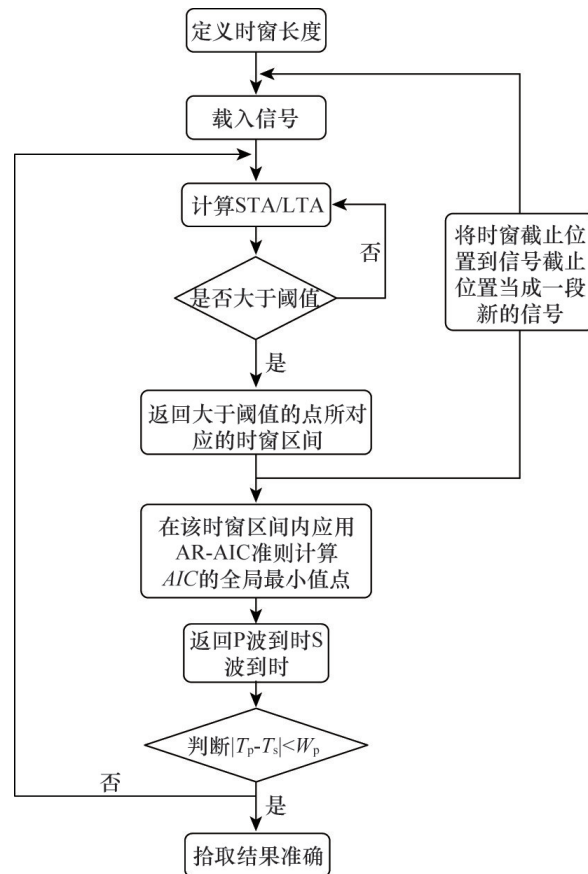


图3 到时拾取流程

Fig. 3 Automatic onset picking flow diagram

4 P 波 S 波自动拾取的应用与结果分析

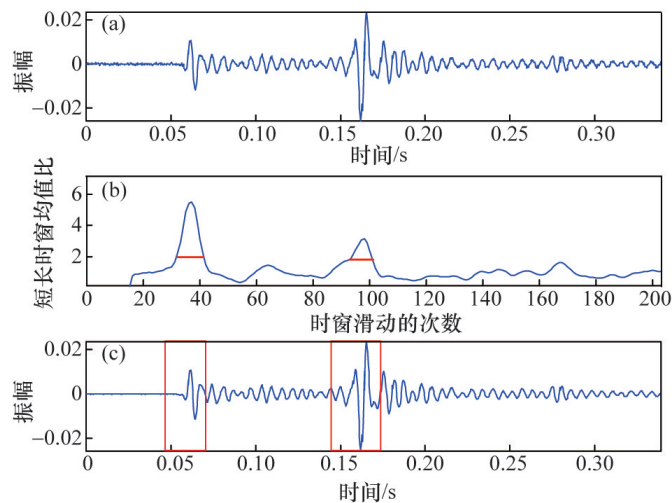
4.1 到时自动拾取的应用

利用到时自动拾取算法对冬瓜山铜矿 2009 年实测微震监测数据进行到时拾取和分析。冬瓜山铜矿位于安徽铜陵, 属狮子山深部矿床, 地压频繁, 微震活动较多, 矿山每天能检测到两百多条信号。为了同自动拾取的结果作对比, 对同样的数据手动拾取了 P 波和 S 波到时作对比, 数据共涉及 1000 多条微震信号, 震级多数小于 1.5, 震中距在 0.3~10 km。

在对信号应用拾取算法之前, 首先对信号进行带通滤波^[13]。带通滤波是信号预处理阶段必不可少的一部分, 传感器检测到的信号中含有各种低频高频干扰, 这些干扰叠加在振幅部分^[14], 若不予以去除, 则会对走势图造成干扰。微地震信号的频率分布区间为 10~2000 Hz, 本文用来分析的微地震

信号采样频率为6000 Hz,选择采用巴特沃斯带通滤波器,带通滤波区间为3~2400 Hz,滤波器阶数为6。

在应用自动到时拾取算法之前,首先确定长短时窗的长度和判别阈值。本次分析中所采用的短时窗长度为20倍的采样间隔,长时窗为10倍的短时窗长度,滑动步长为短时窗长度的一半。触发阈值的选择主要由同一个地区信号的特征来定,在对大量数据测试后,发现在P波到时前后,STA/LTA比值总固定地维持在某一数值之上,S波到时淹没在P波波尾,在存在S波到时的时窗内,STA/LTA的比值要小于P波到时时的比值。经对大量的数据进行分析对比,选择将P波震相的触发阈值 λ_p 设置为2,S波震相的触发阈值 λ_s 设置为1.8最为合适,采用逐步滑动的方式从信号的起始位置开始滑动长短时窗。图4(a)为一段包含P波S波的微地震信号,图4(b)为对该段信号应用长短时比值所得的走势,图4(c)为根据确定的阈值所得的包含P波S波的到时区间。



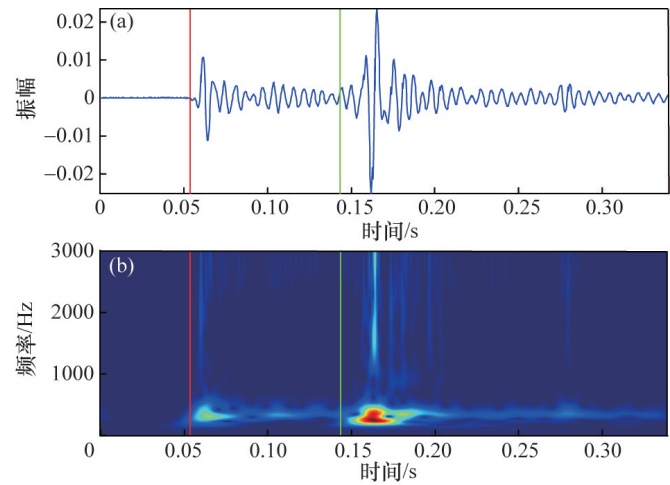
红色框表示应用AIC准则的到时区间;红色线条表示阈值

图4 利用STA/LTA确定P波S波到时区间

Fig. 4 Use of STA/LTA method to locate the windows which include P-S wave arrival times

图5(a)为最终拾取的P波S波到时在微震图谱上的位置,图5(b)为对该段信号进行S变换后的时频图。S变换又称Stockwell^[14]变换,是一种无损可逆的时频分析工具,它兼具短时傅里叶变换和小波变换^[15]的优点,具有较好的时频分辨率。在S变换图谱上,横轴表示时间,纵轴表示频率,图上颜色的深浅可以表征信号能量的变化趋势。将自动拾取到的到时时刻标记在时频图谱上(图5(b)),可以进一步对拾取的结果进行验证。P波、S波的到时都在对应的波形峰值之前,在时频图上对应的是从蓝色到红色的过渡区(图5(b)中的绿色区域),如果拾取的到时偏差较大,在时频图上可以准确地显示出来,对拾取的错误到时再利用其他方法进行校正或予以舍弃。通过此种方法,可以确保拾取的到时都是对应着相

应的P波、S波,防止误判的发生。



红色线代表P波到时,绿色线代表S波到时

图5 到时拾取结果在信号图和时频图上的显示

Fig. 5 Arrival times of P-S waves and the display in the seismogram and spectrogram

4.2 结果分析

为了与自动拾取作对比,对同样的数据进行了手动拾取。其中利用自动拾取算法总共检测到了971条P波到时和925条S波到时,利用手动拾取总共拾取了985条P波到时和816条S波到时。对比发现,自动拾取和手动拾取都会出现漏检的现象,其中S波的漏检率较高。时窗的长短对拾取的结果有一定影响,不同长度下,STA/LTA波动图有所区别,再利用阈值判别时,返回的时窗长度不一致,进而会影响拾取的精度。阈值是对自动拾取结果有影响的另一个重要因素,不同的阈值直接影响到能否有效地检测到震相,在S波拾取上这种影响更为明显。因此,研究一种针对不同信号的自适应阈值是下一步需要解决的问题。

在自动拾取和手动拾取结果中,P波和S波的到时并不总是相同,其中P波到时有71%是不同的,而S波到时有79%是不同的。人工拾取和自动拾取的P波到时误差范围为-0.008~0.009 s,标准差为0.002 s,S波的到时误差范围为-0.013~0.023 s,标准差为0.015 s。图6给出了自动拾取和手动拾取时差的直方图,通过直方图可以看出S波的拾取误差要大于P波,这是因为S波的到时淹没在P波的波尾,这使得对S波的震相识别变得比较困难。对比自动拾取和手动拾取,S波的拾取都要比P波困难。其中自动拾取对弱震相的识别和S波的拾取精度上明显优于手动拾取,识别率也较高。综上,自动拾取适用于快速准确地处理大量的微震事件,识别准确性和拾取精度上要优于其他方法,但对参数的选择要求高。

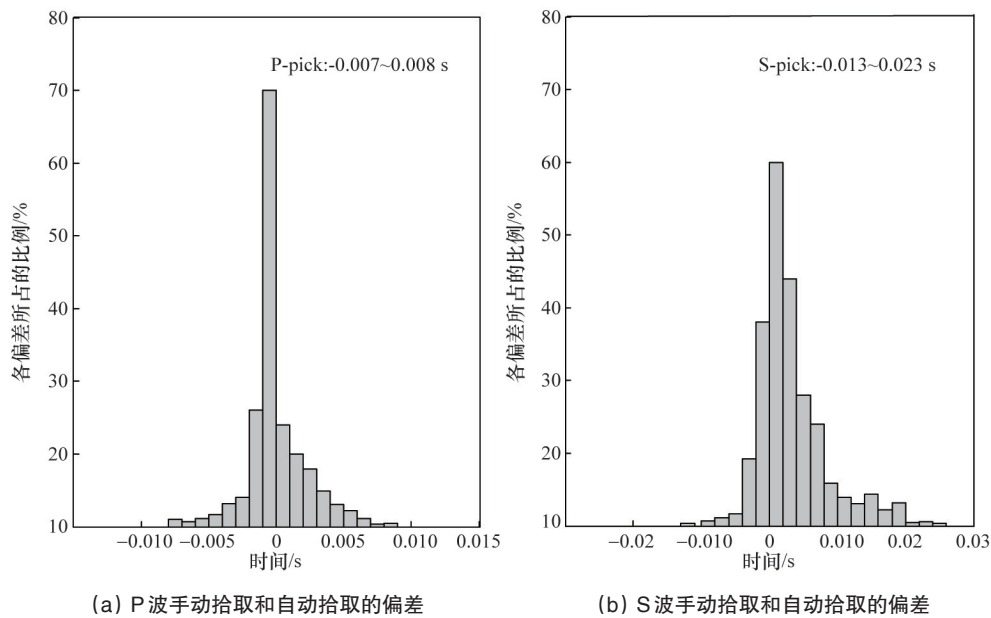


图6 手动拾取和自动拾取偏差
Fig. 6 Difference between auto-pick and manual-pick

5 结论

针对矿山微震监测中P波S波到时拾取的要求,综合应用了带通滤波、长短时窗均值比法和AR-AIC准则,提出一种针对单分量微震信号的自动拾取算法,并利用该算法对矿山的实测单分量数据进行了拾取。

1) 相对于人工拾取的耗时耗力,自动拾取算法在保证精度的同时也能保证稳定性。AR-AIC准则能准确地检测到信号中发生突变的位置,但是仅仅利用AIC准则只能得到一个最小值,由于信号中的异常波动较多,得到全局最小值仅有一个且并不一定对应着P波到时。基于此种特性,我们可以首先通过长短时比值算法的优势,初步定位出P波S波的到时区间,再利用AIC准则,在包含到时的区间内找到到点,充分利用了两种算法的优点。

2) 长短时窗均值比法适应性强,识别效率高,弱震相也可以检测到,这为确定到时区间提供了参考。对STA/LTA的走势做平滑处理,可以降低局部噪声的异常波动带来的影响,提高了拾取的可靠性和稳定性。

3) 根据P波S波的到时时差在一定的范围之内这一特性对拾取的结果利用阈值再次进行判别,对错误的结果予以舍弃。最后将拾取的结果标注在信号的时频图上,可以辅助确定拾取结果的准确性,防止误判的发生,通过对拾取结果做两层判别,进一步提高了拾取的准确性。

参考文献(References)

[1] 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): 1660-1666.

Liu Jingsong, Wang Yun, Yao Zhenxing. On micro-seismic first arrival identification: A case study[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2013, 56(5): 1660-1666.

[2] Allen R V. Automatic earthquake recognition and timing from single traces[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 1978, 68(5): 1521-1532.

[3] Boschetti F, Dentith M D, List R D. A fractal-based algorithm for detecting first arrivals on seismic traces[J]. Geophysics, 1996, 61(4): 1095-1102.

[4] Anant K S, Dowla F U. Wavelet transform methods for phase identification in three-component seismograms[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 1997, 87(6): 1598-1612.

[5] Gibbons S J, Ringdal F, Kvarnå T. Detection and characterization of seismic phases using continuous spectral estimation on incoherent and partially coherent arrays[J]. Geophysical Journal International, 2008, 172(1): 405-421.

[6] Maeda N. A method for reading and checking phase times in auto-processing system of seismic wave data[J]. The Seismological Society Japan, 1985, 38(3): 365-379.

[7] Saragiotis C H D, Hadjileontiadis L J, Panas S M. PAI-S/K: A robust automatic seismic P phase arrival identification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(6): 1395-1404.

[8] 吴治涛,李仕雄. STA/LTA算法拾取微地震事件P波到时对比研究[J]. 地球物理学进展, 2010, 25(5): 1577-1582.

Wu Zhitao, Li Shixiong. Comparison of STA/LTA P-pickers for microseismic monitoring[J]. Progress in Geophysics, 2010, 25(5): 1577-1582.

[9] Earle P S, Shearer P M. Characterization of global seismograms using an automatic-picking algorithm[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 1994, 84(2): 366-376.

[10] 王彩霞,白超英,王馨. 地震震相初至自动检测技术综述[J]. 地球物理学进展, 2013, 28(5): 2363-2375.

- Wang Caixia, Bai Chaoying, Wang Xin. Review of automatic onset time picking for seismic arrival[J]. Progress in Geophysics, 2013, 28(5): 2363-2375.
- [11] Sleeman R, van Eck T. Robust automatic P-phase picking: An on-line implementation in the analysis of broad-band seismogram recording[J]. Physics of the Earth and Planetary Interiors, 1999, 113(1): 265-275.
- [12] Akaike H. Markovian representation of stochastic processes and its application to the analysis of autoregressive moving average processes[J]. Annals of the Institute of Statistical Mathematics, 1974, 26(1): 363-387.
- [13] 贾建科, 韩团军, 朱宁洲. 基于 Matlab GUI 的模拟带通滤波器的设计[J]. 现代电子技术, 2010, 10: 58-62.
- Jia Jianke, Han Tuanjun, Zhun Ningzhou. Design of analog band-pass filter based on Matlab GUI[J]. Modern Electronic Technology, 2010, 10: 58-62.
- [14] Glenn S R. S-Transform analysis of gravity wave activity from a small scale network of airglow imagers[D]. Ontario: The University of Western Ontario, 1999.
- [15] 刘代志, 王仁明, 李夕海, 等. 基于小波包分解及 AR 模型的单通道地震波信号初至点检测[J]. 地球物理学报, 2005, 48(5): 1098-1102.
- Liu Daizhi, Wang Renming, Li Xihai, et al. Onset point identification of single channel seismic signal based on wavelet packet and the AR model [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2005, 48(5): 1098-1102.

An automatic P-and S-wave onset-picking designed for single-component microseismic signals

WANG Liguan, WANG Hui, ZHAO Junjie

School of Resources and Safety Engineering, Central South University; Research Center of Digital Mine, Central South University; Changsha Digital Mine Co., Ltd, Changsha 410083, China

Abstract The geophone can daily detect a large amount of microseismic signals and it is time consuming for manual picking the arrival times of P-S waves. We propose an automatic P- and S-wave onset picking method based on single-component geophone, which is widely used in mines. Firstly, we filter the original signal with a Butterworth bandpass filter in order to increase the SNR. The mine microseismic signal frequency ranges from 10 Hz to 2000 Hz, so we choose the band-pass filter interval to be 3-2400 Hz. Secondly, we need to locate the P-S wave phases in the signal. An improved characteristic function can strengthen the change of frequency and amplitude. We define two neighboring windows of different sizes, with the short time window lying in the end of the long time window. Then we compute the average value of the characteristic function within the window, which is also called STA/LTA (short-term average value/long-term average value). With the sliding of the long-short time window, we can get the positions of the P-S wave onset windows. The ratio of STA/LTA will have two peaks because the arrivals of P wave and S wave. Through a preset threshold, we can locate two time windows including P wave onset time and S wave onset time, respectively. In the last step, Akaike's information criterion(AR-AIC criterion) is used in the two time windows, the global minimum of AIC in the window is the arriving time. We have tested this method with one thousand single-component microseismic signals, the result has shown that 71% of P-wave arrival time picking is correct and 79% of S-wave picking is correct.

Keywords single-component signal; STA/LTA; AR-AIC criterion; P-wave onset; S-wave onset

(责任编辑 吴晓丽)