

刘希强, 周彦文, 曲均浩, 石玉燕, 李铂. 2009. 应用单台垂向记录进行区域地震事件实时检测和直达P波初动自动识别. 地震学报, 31(3): 260-271.

Liu Xiqiang, Zhou Yanwen, Qu Junhao, Shi Yuyan, Li Bo. 2009. Real-time detection of regional events and automatic P-phase identification from the vertical component of a single station record. *Acta Seismologica Sinica*, 31(3): 260-271.

应用单台垂向记录进行区域地震事件 实时检测和直达P波初动自动识别^{*}

刘希强^{*} 周彦文 曲均浩 石玉燕 李 铂

(中国济南 250014 山东省地震局)

摘要 提出一种基于直达P波信号和其它背景噪声在能量、非高斯性、非线性和偏振特性的不同而进行区域地震事件实时检测的新方法——信噪综合差异特征量方法(简写为EFGLP方法), 同时对比分析了应用信号的不同统计特性来精细识别震相初至的3种有效方法, 其中的TOC-AIC方法是新提出的. 应用山东数字地震波资料处理的结果表明: ①与常规的STA/LTA地震事件触发算法相比, EFGLP方法能够有效降低地震事件的错误报警率和漏报率; ②与人机交互震相识别结果相比, 当信噪比较低、震相初至比较模糊时, 3种震相精细识别方法中的TOC-AIC方法识别精度最高; 当信噪比较高、震相初至比较清晰时, 基于VAR-AIC和TOC-AIC方法所测量得到的震相初至识别基本一致.

关键词 山东测震台网 直达波 事件自动检测 震相自动识别

文章编号: 0253-3782(2009)03-0260-12 中图分类号: P315.3 文献标识码: A

Real-time detection of regional events and automatic P-phase identification from the vertical component of a single station record

Liu Xiqiang^{*} Zhou Yanwen Qu Junhao Shi Yuyan Li Bo

(Earthquake Administration of Shandong Province, Jinan 250014, China)

Abstract: In this paper, we present a new method for detecting and identifying regional seismic events in real time based on recognizing the different content between direct P-wave signal and background noise in energy, non-Gaussian characteristics, non-linearity and polarization of P-wave (we called as energy filter, Gauss linearity and polarization method, abbreviated to EFGLP method). We use AR-AIC, VAR-AIC and TOC-AIC methods to identify earthquake phases. Here TOC-AIC is a new algorithm. We have found that EFGLP method has lower misinformation ratio and error report ratio than conventional STA/LTA technique as a seismic event trigger. When signal-to-noise ratio (SNR) is

* 基金项目 地震科学联合基金(105075)资助.

收稿日期 2008-04-07 收到初稿, 2008-11-04 决定采用修改稿.

† 通讯作者 e-mail: lxq@eqsd.gov.cn

low and the arrival is not from an event, the TOC-AIC method performs well and is the best one among the three methods for direct P-wave onset picking. When SNR is high, all three methods work well.

Key words: Seismic Network of Shandong Province; direct P wave; real-time detection; automatic P-phase identification

引言

地震灾害是关系社会公共安全的重大自然灾害之一，具有突发性和毁伤性两大特点。随着经济的快速发展和社会的不断进步，社会和公众对地震速报提出了越来越高的要求。为了达到减轻地震灾害的目的，日本、墨西哥等国家以及我国台湾地区投资发展地震预警系统和地震应急控制系统，并已取得很大进展(Nakamura, 1988; Wu *et al*, 1998; Wu, Teng, 2002; Odaka *et al*, 2003; Horiuchi *et al*, 2005; Wu *et al*, 2007)。地震预警具有极其重要的社会效益，它不仅可以减轻人员伤亡和降低次生地震灾害的发生，而且可为震后紧急救援和抢修提供第一手的信息。

地震预警的基本思想是将破坏性地震的震中处或极震区接收到的大震信号迅速用电信号向其周围地区(成灾区)发出，则一定震中距之外的人们将能获得相当宝贵的一个“时间差”即预警时间，根据其所处的环境状态，抉择其避难方案。地震预警系统中关键的科学问题之一是数据的实时获取、处理和地震三要素的快速确定，而其中的实时地震数据处理以及自动、可靠和准确的地震震相识别又是地震预警系统发展的重要环节。目前国外已经涌现出大量关于自动的地震事件实时检测、P 波初动拾取、震相类型识别方面的研究方法和成果 (Allen, 1978; Earle, Shearer, 1994; Evans, Pitt, 1995; Dai, MacBeth, 1995; Withers *et al*, 1998; Patane *et al*, 1999; Sleeman, Van, 1999; Leonard, Kennett, 1999; Leonard, 2000; Zhang *et al*, 2003; Massa *et al*, 2006)。国内学者提出了基于分形分维(常旭, 刘伊克, 2002)、自回归模型(Zhang *et al*, 2003; 王海军等, 2003; 杨配新等, 2004; 王继等, 2006)、人工神经网络法(Wang, Teng, 1995; 张范民, 李清河, 1998; 李慧婷, 黄文辉, 2000; 王鹃等, 2004)、波形变化增长法(朱元清等, 2002)、小波变换的主成分分析法(刘希强等, 2000)、定尺度比方法(刘希强等, 2002)等来识别震相，取得了较好的效果。对震相识别研究结果表明：①所有的震相识别方法都是根据信号与噪声具有差异特征而提出来的，如振幅或能量、频率、波形的相似性、地震波传播方向和动力学特征(如偏振、频谱、观测数据的统计特性等)；②任何根据信号与噪声的单一差异特征而提出来的方法都有其应用的局限性，特别是在低信噪比水平条件下震相自动识别的准确率仍不理想；③综合信号与噪声的多个差异特征进行震相识别将有利于提高地震事件实时检测、P 波初动拾取、震相类型识别的准确性。

基于单台垂向记录，本文提出一种基于直达 P 波信号和其它背景噪声在能量、非高斯性、非线性和偏振特性的不同而进行区域地震事件(震中距小于 200 km)实时检测的新方法——信噪综合差异特征量方法(energy filter, Gauss linearity and polarization, 简写为 EFGLP)，同时应用 AIC 方法对 EFGLP 方法所确定的包含地震 P 波在内的时间窗内记录进行自动分析，探索进一步提高 P 波震相初至识别的技术和方法。

1 区域地震事件自动检测的 EFGLP 方法

直达 P 波信号和其它背景噪声在能量、非高斯性、非线性和偏振特性等方面有不同的特点。基于此，我们提出一种称之为 EFGLP 的方法，现将该方法原理简述如下。

EFGLP 地震事件检测方法由 5 个因子组成，即

$$\text{EFGLP}_{\text{detector}} = (\text{STA/LTA}) \times F \times G \times L \times P \quad (1)$$

式中，STA/LTA 因子表示长短时平均能量比，F 表示对信号的带通滤波因子，G 表示非高斯信号的归一化虚报警概率，L 表示与归一化的双相干系数的四分位数分布有关的比值，P 表示初至 P 波归一化的地震波线性偏振度。

1.1 信号和噪声的能量差异分析方法

最常用的地震事件自动判别方法是时间域中的长短时平均能量比及其改进型方法 (Allen, 1978, 1982; Morita, Hamaguchi, 1984; Baer, Kradolfer, 1987; Takanami, Kitagawa, 1991; Tarvainen, 1992; Ruud, Husebye, 1992; Cichowicz, 1993; Kvaerna, 1994; Chael, 1997)。该方法是应用短时间窗口内观测数据的平均能量值与长时间窗口内的平均能量值之比来确定是否有新的事件触发。其基本思路是跟踪最新的时间，确定一不断滑动的时间窗，在此窗口内再划分一短的时间窗，短时窗内的平均能量表示为

$$\text{STA}_i = \frac{x_i^2 - x_{i-n}^2}{n} + \text{STA}_{i-1} \quad (2)$$

长时窗内的平均能量为

$$\text{LTA}_i = \frac{x_{i-n-1}^2 - x_{i-n-m-1}^2}{m} + \text{LTA}_{i-1} \quad (3)$$

式中， x_i 表示数据， m 和 n 分别表示长、短数据窗长(本文取长、短窗长分别为 10 s 和 2 s，

$$\text{STA}_{i-1} = \sum_{j=1}^n x_j^2 / n, \text{LTA}_{i-1} = \sum_{j=1}^m x_j^2 / m.$$

当能量比

$$R = \text{STA}_i / \text{LTA}_i \quad (4)$$

超过设定阈值时，则判定有事件发生。

当脉冲型背景噪声连续出现时，应用该方法的误触发率较高。

1.2 频率域带通滤波方法

利用 FFT 快速算法对输入信号采样数据进行离散傅里叶变换，分析其频谱。根据滤波要求，将需要滤除的频率部分加渐变过渡带后设置成零，然后再利用 IFFT 快速算法对滤波处理后数据进行离散傅里叶逆变换，恢复出时域信号。数字滤波的频域方法的表达式为

$$y(t) = \sum_{f=0}^{N-1} H(f) \cdot X(f) e^{j2\pi ft/N} \quad (5)$$

式中， X 为输入信号 x 的离散傅里叶变换， H 为滤波器的幅度响应函数， y 为滤波后数据。

公式(5)中的 H 采用 FIR 型滤波器中的等波纹最佳一致逼近设计得到(祁才君, 2005)。与其它滤波器设计方法相比，等波纹最佳一致逼近设计滤波器的优点是设计指标相同时，使滤波器阶数最低；阶数相同时，使通带最平坦，阻带衰减最大。

设信号的采样率为 f_s ，滤波器设计参数中通带起始和终止频率分别为 F_{p_1} 和 F_{p_2} ，阻带

起始和终止频率分别为 F_{s_1} 和 F_{s_2} , 通带波动和阻带衰减系数分别设为 A_p 和 A_s (单位为 dB).

对采样率为 50/s 或 100/s 的地震波信号, 本文的滤波器各参数设计如下:

$$(F_{s_1}, F_{p_1}, F_{s_2}, F_{p_2}) = (0.8, 1.0, 15, 15.2) \text{ Hz}$$

$$(A_p, A_s) = (0.001, 50) \text{ dB}$$

频域方法具有较好的频率选择和灵活性, 并由于信号傅里叶频谱与滤波器的频率特性是简单的相乘关系, 其运算速度比计算等价的时域卷积要快得多, 而且不会像时域滤波方法那样产生时移. 选择将原始信号的频谱函数逐点乘以最佳等波纹滤波器的幅度响应的方法, 有效解决了由于频域数据突然截断而造成滤波后的时域信号出现失真变形的问题.

1.3 信号和噪声的非高斯和非线性差异分析方法

采用 Hinich 检验方法来检验信号的非高斯和非线性(Hinich, Wilson, 1990; 张贤达, 1996).

假定随机变量 x 具有概率密度函数为 $f(x)$, 其矩生成函数 $\Phi(\omega)$ 定义为

$$\Phi(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{j\omega x} dx \quad (6)$$

随机变量 x 的累积量生成函数定义为

$$\Psi(\omega) = \ln \Phi(\omega) \quad (7)$$

c_k 定义为随机变量 x 的 k 阶累积量

$$c_k = (-j)^k \frac{d^k \Psi(\omega)}{d\omega^k} |_{\omega=0} \quad (8)$$

对于零均值平稳随机信号 $x(n)$, 其二、三、四阶累积量分别为

$$c_{2x}(\tau) = E\{x(n)x(n+\tau)\} = R_x(\tau) \quad (9)$$

$$c_{3x}(\tau_1, \tau_2) = E\{x(n)x(n+\tau_1)x(n+\tau_2)\} \quad (10)$$

$$c_{4x}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) = E\{x(n)x(n+\tau_1)x(n+\tau_2)x(n+\tau_3)\} - R_x(\tau_1)R_x(\tau_2 - \tau_3) \\ - R_x(\tau_2)R_x(\tau_3 - \tau_1) - R_x(\tau_3)R_x(\tau_1 - \tau_2) \quad (11)$$

式中, $R_x(\tau) = E\{x(n)x(n+\tau)\}$ 表示随机信号 $x(n)$ 的自相关函数.

应用双相干系数来测定信号的非高斯和非线性特性. 双相干系数定义为

$$K_{2x}(\omega_1, \omega_2) = \frac{B_x(\omega_1, \omega_2)}{\sqrt{P(\omega_1)P(\omega_2)P(\omega_1 + \omega_2)}} \quad (12)$$

式中

$$P(\omega) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} c_{2x}(\tau) e^{-j\omega\tau}$$

表示信号的功率谱

$$B_x(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{\infty} c_{3x}(\tau_1, \tau_2) e^{-j\omega_1\tau_1} e^{-j\omega_2\tau_2}$$

表示信号的双谱

对所有的频率, 当双相干系数等于 0 时信号是高斯的, 否则信号是非高斯的. 对所有的频率, 当双相干系数等于常数时信号是线性的, 否则信号是非线性的.

Hinich 检验只是理论上的分析结果, 实际噪声序列的高阶累积量并不恰好等于零. 因此, Hinich 和 Wilson(1990) 提出了一种通过错误虚警概率(PFA)的大小(归一化值)来判

断信号的高斯性检验方法, 当 PFA 值较大时, 信号是非高斯分布的可能性较大; 当 PFA 值较小时, 信号是高斯性分布的可能性较大。非线性检验以高斯检验为基础, 以四分位值的理论值和估计值的偏差来判断噪声信号是否是非线性的, 当偏差较大时, 判为非线性; 当偏差较小时, 判为线性。令 R_t 表示双相干系数的理论内四分位值, R_e 表示双相干系数的实际内四分位值, 用公式(13)表示信号的线性程度, 即

$$L = \frac{|R_t - R_e|}{\max(R_t, R_e)} \quad (13)$$

式中, $\max(R_t, R_e)$ 表示取其中的最大值。可见当 L 值越大, 信号是线性分布的可能性就越大。

1.4 偏振分析

由于直达 P 波具有径向线性偏振的特点, 而噪声则不具有。因此我们可应用实际记录测定的偏振度大小来描述地震波的偏振特性。单台三分向的协方差矩阵定义如下:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \text{var}(x) & \text{cov}(x, y) & \text{cov}(x, z) \\ \text{cov}(x, y) & \text{var}(y) & \text{cov}(y, z) \\ \text{cov}(x, z) & \text{cov}(y, z) & \text{var}(z) \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中, x, y, z 表示三分向记录; x 和 y 分量的协方差矩阵定义为

$$\text{cov}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x(i) - \mu_x] [y(i) - \mu_y] \quad (15)$$

式中, μ_x 和 μ_y 分别表示 x 和 y 的均值, 设矩阵 \mathbf{M} 的 3 个特征值分别是 λ_1, λ_2 和 λ_3 ($\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$), 则偏振度可表示为(Jurkevics, 1988)

$$P = 1 - \frac{\lambda_2 + \lambda_3}{2\lambda_1} \quad (16)$$

如果地震波具有完全线性偏振的话, 则偏振度等于 1, 其它情况的偏振度都小于 1。

2 初至波震相自动精确识别的 AIC 方法

常用的震相自动识别技术是 AR-AIC 方法。基于 AR-AIC 方法识别震相的基本原理是: 假定地震波记录可分为若干个局部稳态的过程, 每个过程满足 AR 模型。新的地震波震相到达前后的信号认为是两个不同的稳态过程 (Sleeman, Van, 1999)。设长度为 N 的地震波记录包含有背景信号和地震波信号, 通过滑动变量 k 的不断改变, 得到长度分别为 $[1, k-M]$ 和 $[k-M+1, N-M-k]$ 数据段的最大似然函数的最大值, 进而得到 AIC 函数:

$$\text{AIC}(k) = (k-M)\lg\sigma_{1,\max}^2 + (N-M-k)\lg\sigma_{2,\max}^2 + C_2 \quad (17)$$

式中, k 为滑动变量(下同), M 表示 AR 拟合过程的阶数, $\sigma_{1,\max}^2$ 和 $\sigma_{2,\max}^2$ 为最大似然函数的最大值, C_2 是一个常数。AR 过程的阶数需要通过实际记录并经多次试验计算得到, AR 系数的确定根据 Yule-Walker 方程确定(Haykin, 1996)。当所选数据中包含有背景噪声和地震波信号时, AIC 函数的最小值对应的时间即地震震相初至。

与 AR-AIC 震相识别方法相比, Maeda(1985)提出了直接根据地震图记录而无需计算 AR 系数即可得到 AIC 函数的方法, 称为 VRA-AIC 方法。AIC 函数的最小值对应的时间即地震震相初至。AIC 函数表示为

$$\text{AIC}(k) = k \lg(\text{var}(x[1, k])) + (N - k - 1) \lg(\text{var}(x[k + 1, N])) \quad (18)$$

式中, $\text{var}(x[1, k])$ 和 $\text{var}(x[k + 1, N])$ 分别表示两个时间段内数据的方差.

VAR-AIC 方法属于二阶统计量方法. 二阶统计量(如二阶矩、相关函数、功率谱密度函数等)方法需要假设系统是最小相位系统, 噪声为高斯白噪声, 然而实际信号常常不满足这个假设. 高阶统计量与二阶统计量相比具有三方面显著的优点(尹成等, 2003): 一是高阶累积量具有对高斯有色噪声恒为零的特点, 可用于提取高斯有色噪声中的非高斯信号; 二是高阶累积量含有系统的相位信息, 可用于非最小相位系统辨识; 三是高阶统计量可用于检测和描述系统的非线性, 如检测高斯信号或非高斯信号. 在低信噪比条件下, 为了有效抑制加性高斯色噪声的影响, 检测和识别较弱的地震信号, 本文提出用三阶累计量进行精细震相识别的方法(李宏伟, 程乾生, 2002). 目前, 其应用范围已涉及地球物理、通信、图象处理、生物医学、故障诊断等多个领域, 并涌现出大量的研究成果. 用三阶累计量进行精细震相识别的具体思路, 是用两个时间段数据的三阶累积量代替 VAR-AIC 方法中的方差, 称为 TOC-AIC 方法. AIC 函数表示为

$$\text{AIC}(k) = k \lg(\text{TOC}(x[1, k])) + [N - K - 1] \lg(\text{TOC}(x[k + 1], N)) \quad (19)$$

以 EFGLP 方法所自动确定的地震事件触发判断结果为参考, 选择一个包含有噪声和地震信号的时间窗, 再分别应用 AR-AIC、VAR-AIC 和 TOC-AIC 函数的最小值自动、精确测定震相初至, 从而实现地震事件和震相自动识别的目标.

3 资料和结果分析

结合山东数字地震台网记录的数据, 将地震事件的触发判断结果以及 3 种震相识别方法的结果分别与人机交互处理结果进行对比, 最后确定其方法的有效性.

本文选取了 90 个单台垂向记录进行分析与研究, 这 90 个记录涉及到 15 个台站和 69 次地震(图 1). 研究中单台记录的最大震中距离为 176 km、最小为 9.5 km, 平均 61 km,

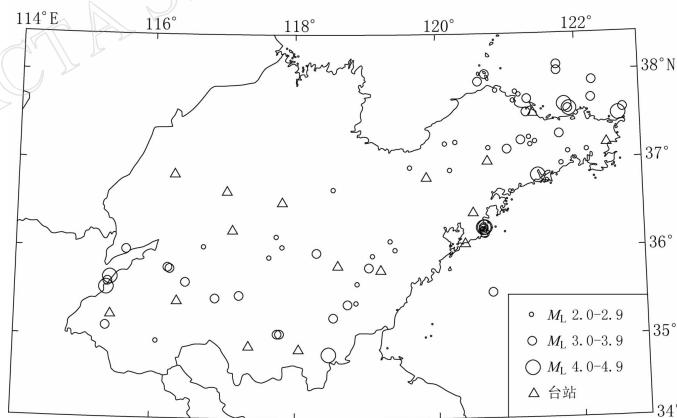


图 1 研究区地震和台站分布图

Fig. 1 Distribution of earthquakes (circles) and stations (triangles) in study area

小于 100 km 的单台记录有 81 个, 占总数的 90%; 单台记录中信噪比小于 10 dB 的记录有 9 个, 其中最小的为 1.1 dB, 最大为 9.1 dB, 平均为 6.5 dB; 单台记录中信噪比大于 10 dB 的记录有 81 个, 其中最小的为 10.1 dB, 最大为 57.2 dB, 平均为 27.3 dB. 采用逐点滑动

的方式对数据进行实时分析, 并判断有无地震事件。地震事件自动检测的EFGLP方法中的STA/LTA因子所采用的长时间窗长为10 s, 短时间窗长为2 s, 滑动步长为1个采样点; 计算信号的非高斯性和非线性所采用的分析窗口为10 s, 滑动步长为1个采样点; 滤波因子所分析的窗口为研究信号的总长度; 偏振分析因子所采用的时间窗为2 s, 滑动步长为1个采样点。图2给出了荣成台记录的2002年11月22日18时26分栖霞2.9级地震垂

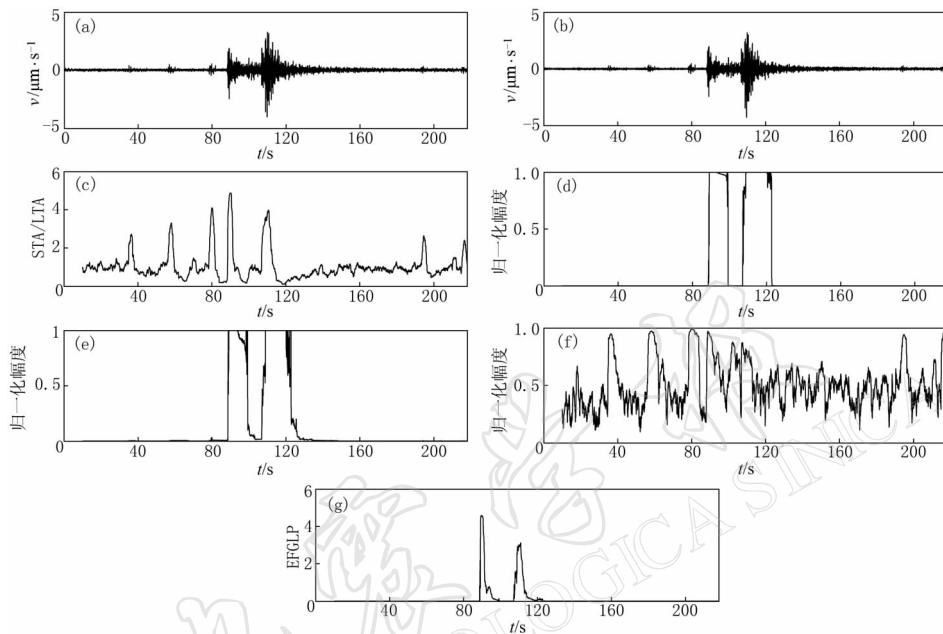


图2 荣成台记录的2002年11月22日18时26分栖霞2.9级地震
垂向波形及事件触发参数变化

- (a) 垂直向速度记录;
- (b) 滤波后垂直向速度记录;
- (c) STA/LTA 检测;
- (d) 高斯性检测;
- (e) 非线性检测;
- (f) 偏振性检测;
- (g) EFGLP 检测

Fig. 2 Vertical component seismogram of an $M_L 2.9$ earthquake at 18:26 on 22 Nov. 2002 recorded at RCH station and event trigger parameter analysis

- (a) Vertical component record of ground motion velocity;
- (b) filtered vertical component record;
- (c) STA/LTA detection;
- (d) Gaussian characteristics detection;
- (e) non-linearity characteristics detection;
- (f) polarization characteristics detection;
- (g) EFGLP detection

向波形及地震事件触发参数的时序变化。图3给出了泰安台记录的2007年8月30日13时36分新泰2.3级地震垂向波形及地震事件触发参数变化。从图2和图3可以看出, EFGLP具有以下三方面的优点: ①由于对信号实施了带通滤波, 有效提高了信噪比, 图2中的信噪比由滤波前的17.0(图2a)提高到18.5(图2b), 图3中的信噪比由滤波前的8.2(图3a)提高到13.7; ②由于噪声段的非高斯、非线性和偏振因子都比较小, 有效减少了地震事件的误触发率。图2c中STA/LTA因子大于2的峰值包络出现了7次, 误触发频次达5次, 而图2g中EFGLP因子大于2的峰值包络出现了2次, 分别对应了地震的P波段和S波段信号; ③可有效减少地震事件的漏报率。图3b中STA/LTA因子未显现出对应P波段信号的峰值包络, 仅有对应S波段信号的峰值包络出现, 而图3c中EFGLP因子对应P波段和S波段信号都出现了峰值包络。表1汇总了90次单台记录的不同信噪比范围和阈值条

件下应用 STA/LTA 和 EFGLP 方法得到的地震事件的漏报率和误触发率对比。表明：①当地震发生后任何一种地震事件的实时监控报警算法都不可能实现地震事件的错误报警率和漏报率同时为最小，地震事件的报警阈值需要根据实际观测和不断总结经验得到。STA/LTA 算法中 P 波信噪比与包络峰值之间呈正相关关系，当信噪比低时包络峰值小，反之包络峰值就大。而由 EFGLP 方法计算得到的 P 波包络峰值大小受信噪比的影响要小于 STA/LTA 方法；②根据本文的初步研究，STA/LTA 和 EFGLP 方法的阈值选择 2.5 为最佳；③由单台记录触发频次的统计表明，在有效降低地震事件的错误触发率和漏报率方面，EFGLP 方法比 STA/LTA 方法有显著改进。

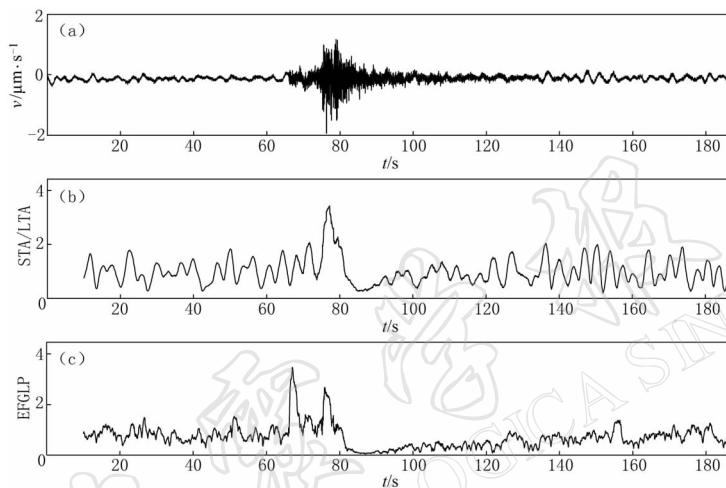


图 3 泰安台记录的 2007 年 8 月 30 日 13 时 36 分新泰 2.3 级地震垂向波形及事件触发参数变化。(a) 垂直向速度记录；(b) STA/LTA 检测；(c) EFGLP 检测

Fig. 3 Vertical component seismogram of an M_L 2.3 earthquake at 13:36 on 30 Aug. 2007 recorded at XIT station and event trigger parameter analysis

(a) Vertical component record of ground motion velocity; (b) STA/LTA detection; (c) EFGLP detection

表 1 不同信噪比范围和阈值条件下应用 STA/LTA 和 EFGLP 方法得到的单台记录地震事件的漏报率和误触发率对比^{*}

Table 1 Comparison between the misinformation ratio and error report ratio by EFGLP method and that by STA/LTA method under the condition of different SNR range and trigger thresholds

SNR 范围 /dB	误触发率 和漏报率	STA/LTA 阈值				EFGLP 阈值			
		1.5	2.0	2.5	3.0	1.5	2.0	2.5	3.0
<10	误触发率	67.2%	28%	10%	0.0%	47.1%	0.0%	0.0%	0.0%
	漏报率	22.2%	44.0%	55.5%	77.7%	0.0%	11.1%	11.1%	66.6%
>10	误触发率	69.4%	32.2%	12.4%	5.3%	27.6%	12.9%	7.4%	3.5%
	漏报率	24.0%	4.9%	7.4%	11.1%	1.2%	1.2%	1.2%	4.9%

* 只要 P 波段信号未出现超过阈值的峰值包络都属于漏报范围。

根据设定的经验阈值，当判断有地震事件发生后，EFGLP 第一个包络峰值所对应的时间初定为 P 波震相初至 t_p 。应用 AIC 方法再对 $[t_p - 3s, t_p + 3s]$ 时间段的数据进行 AR-AIC，VAR-AIC 和 TOC-AIC 的方法分析。图 4 给出了荣成台记录(垂直分向，信噪比为

11.3 dB)的 2006 年 1 月 31 日 3 时 42 分牟平 2.2 级地震波形及应用 VAR-AIC, TOC-AIC 和 AR-AIC 方法对初至震相到时的拾取结果。由 VAR-AIC, TOC-AIC 和 AR-AIC 三种方法依次得到的 P 波震相初至结果分别为 2.38 s, 2.52 s 和 2.48 s, 人机交互拾取结果为 2.52 s。图 5 和图 6 分别给出了较高信噪比(大于 15 dB)和较低信噪比(小于 15 dB)地震自

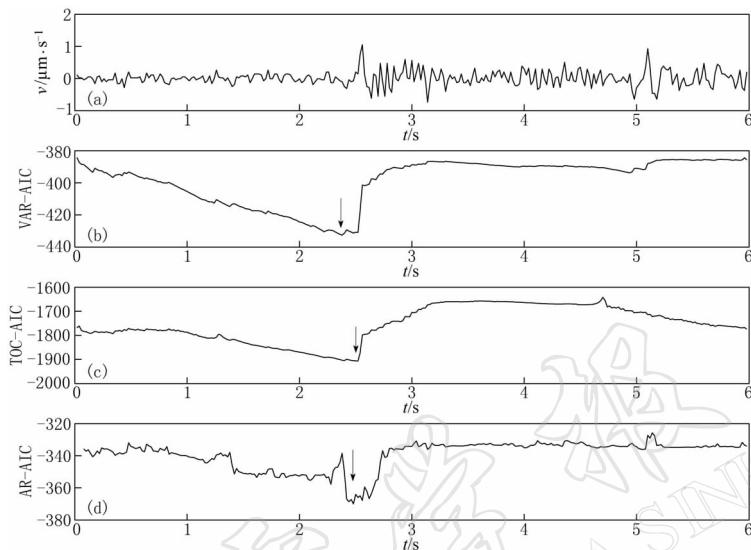


图 4 荣成台记录的 2006 年 1 月 31 日 3 时 42 分牟平 2.2 级地震垂向波形(a)及基于 VAR-AIC(b)、TOC-AIC(c)和 AR-AIC 方法(d)的震相识别结果

Fig. 4 Vertical component seismogram of an M_L 2.2 earthquake at 03:42 on 31 Jan. 2006 recorded at RCH station and seismic phase onset identification results by VAR-AIC, TOC-AIC and AR-AIC method, respectively

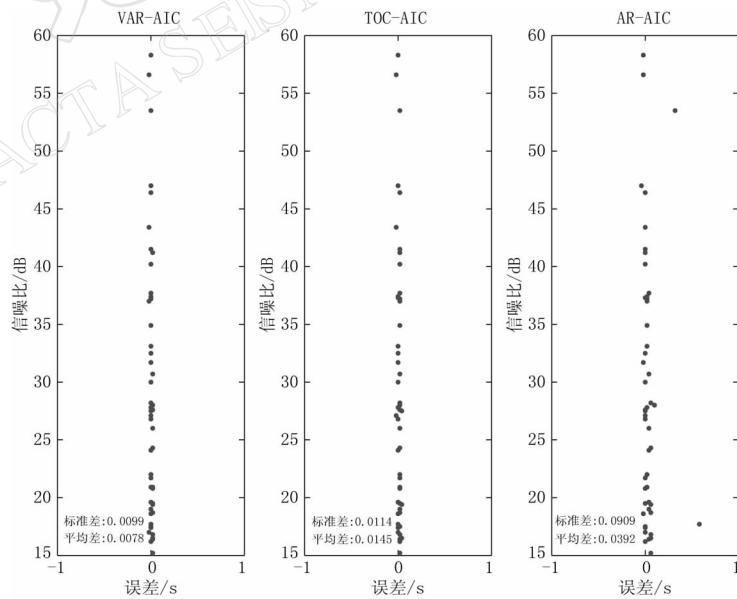


图 5 高信噪比条件下地震震相自动识别与人工交互识别结果对比

Fig. 5 Comparison between the result of automatic P-phase identification and that of man-machine interaction recognition under the condition of high SNR

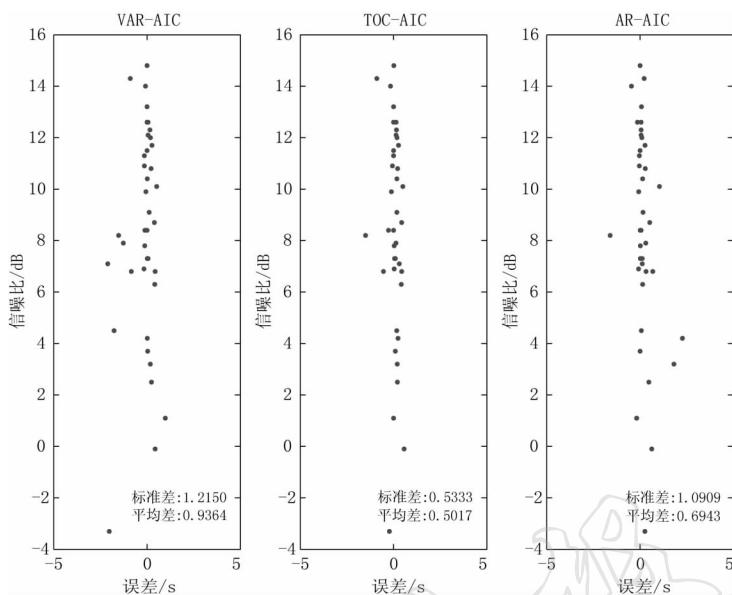


图 6 低信噪比条件下地震震相自动识别与人工交互识别结果对比

Fig. 6 Comparison between the result of automatic P-phase identification and that of man-machine interaction recognition under the condition of low SNR

动识别的震相初至与人工交互分析结果的对比。与人机识别的震相结果比较后发现：①在高信噪比情况下应用 VAR-AIC 方法所得到的自动震相识别结果的标准偏差和平均偏差最小，分别是 0.0099 s 和 0.0078 s，自动震相识别结果与人机识别结果的误差都在 ± 0.02 s 之内。应用 TOC-AIC 方法所得到的自动震相识别结果的标准偏差和平均偏差分别是 0.0114 s 和 0.0145 s，自动震相识别结果与人机识别结果的误差在 ± 0.02 s 之内的比例达到 94.1%。应用 AR-AIC 方法所得到的自动震相识别结果的标准偏差和平均偏差分别是 0.0909 s 和 0.0392 s，自动震相识别结果与人机识别结果的误差在 ± 0.02 s 之内的比例达到 64.7%；②在低信噪比情况下应用 TOC-AIC 方法所得到的自动震相识别结果的标准偏差和平均偏差最小，分别是 0.5333 s 和 0.5017 s，自动震相识别结果与人机识别结果的误差在 ± 0.5 s 之内的比例达到 89.7%。应用 VAR-AIC 方法所得到的自动震相识别结果的标准偏差和平均偏差分别是 1.215 s 和 0.9364 s，自动震相识别结果与人机识别结果的误差在 ± 0.5 s 之内的比例达到 76.9%。应用 AR-AIC 方法所得到的自动震相识别结果的标准偏差和平均偏差分别是 1.0909 s 和 0.6943 s，自动震相识别结果与人机识别结果的误差在 ± 0.5 s 之内的比例达到 82.1%。因此，本文所提出的 TOC-AIC 精细震相识别方法充分显示了在识别弱地震信号方面的优势性。

4 结论

- 1) 提出了一种基于直达 P 波信号和其它背景噪声在不同频带能量、非高斯性、非线性和偏振特性的不同而进行区域地震事件实时检测的新方法，即 EFGLP 方法。研究表明，EFGLP 方法具有比 STA/LTA 算法错误报警率低、漏报率低和对噪声变化的鲁棒性等特点。

2) 基于三阶累积量具有有效抑制加性高斯色噪声, 能检测和识别较弱的地震信号的特点, 提出了一种 TOC-AIC 的精细震相识别新方法。研究表明, 与常规的 AR-AIC 和 VAR-AIC 识别震相的方法相比, 当信噪比较低、震相初至比较模糊时, 由 TOC-AIC 方法识别的震相精度最高; 当信噪比较高、震相初至比较清晰时, 基于 VAR-AIC 和 TOC-AIC 方法所测量得到的震相初至结果与实际结果非常接近, 而由 AR-AIC 方法所测量得到的震相初至则与实际偏差稍大些。

参 考 文 献

- 常旭, 刘伊克. 2002. 地震记录的广义分维及其应用[J]. 地球物理学报, **45**(6): 839–846.
- 李慧婷, 黄文辉. 2000. 应用人工神经网络方法识别近震与远震[J]. 华南地震, **20**(4): 71–75.
- 李宏伟, 程乾生. 2002. 高阶统计量与随机信号分析[M]. 武汉: 中国地质大学出版社: 1–27.
- 刘希强, 周蕙兰, 沈萍, 杨选辉, 马延路, 李红. 2000. 用于三分向记录震相识别的小波变换方法[J]. 地震学报, **22**(2): 125–131.
- 刘希强, 周蕙兰, 曹文海, 李红, 李永红, 季爱东. 2002. 高斯线调频小波变换极其在地震震相识别中的应用[J]. 地震学报, **24**(6): 607–616.
- 祁才君. 2005. 数字信号处理技术的算法分析与应用[M]. 北京: 机械工业出版社: 65–99.
- 王海军, 靳平, 刘贵忠, 王晓明. 2003. 区域震相初至估计[J]. 西北地震学报, **25**(4): 298–303.
- 王继, 陈九辉, 刘启元, 李顺成, 郭飚. 2006. 流动地震台阵观测初至震相的自动检测[J]. 地震学报, **28**(1): 42–51.
- 王娟, 刘俊民, 范万春. 2004. 神经网络在震相识别中的应用[J]. 现代电子技术, **27**(8): 35–37.
- 杨配新, 邓存华, 刘希强, 任勇, 颜其中. 2004. 数字化地震记录震相自动识别的方法研究[J]. 地震研究, **27**(4): 308–313.
- 尹成, 伍志明, 邓怀群. 2003. 高阶统计量方法在地震勘探中的应用[J]. 地球物理学进展, **18**(3): 546–550.
- 张范民, 李清河. 1998. 利用人工神经网络理论对地震信号及地震震相进行识别[J]. 西北地震学报, **20**(4): 43–49.
- 张贤达. 1996. 时间序列分析[M]. 北京: 清华大学出版社: 42–44.
- 朱元清, 佟玉霞, 于海英, 宋俊高. 2002. 数字化台网的近震震相自动识别[J]. 西北地震学报, **24**(1): 5–12.
- Allen R. 1978. Automatic earthquake recognition and timing from single trace[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **68**: 1521–1532.
- Allen R V. 1982. Automatic phase pickers: Their present use and future prospects[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **72**: 225–242.
- Bear M, Kradolfer U. 1987. An automatic phase picker for local and teleseismic events[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **77**(4): 1437–1445.
- Chael E P. 1997. An automated Rayleigh-wave detection algorithm[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **87**: 157–163.
- Cichowicz A. 1993. An automatic S-phase picker[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **83**: 180–189.
- Dai H, MacBeth C. 1995. Automatic picking of seismic arrivals in local earthquake data using an artificial neural networks[J]. *Geophys J Int*, **120**: 758–774.
- Earle P, Shearer P. 1994. Characterization of global seismogram using an automatic-picking algorithm[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **84**(2): 366–376.
- Evans J R, Pitt A M. 1995. Reliable automatic detection of long period volcanic earthquakes at Long-Valley Caldera, California[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **85**: 1518–1522.
- Haykin S. 1996. *Adaptive Filter Theory*[M]. New Jersey: Upper Saddle River: 1–989.
- Hinich M J, Wilson G R. 1990. Detection of non-Gaussian signals in non-Gaussian noise us the bispectrum [J]. *IEEE Trans Acoust Speech Signals Processing*, **38**: 1126–1131.
- Horiuchi S, Negishi H, Abe K, Kamimura A. 2005. An automatic processing system for broadcasting earthquake alarms[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **95**: 708–718.
- Kvaerna T. 1994. Accurate determination of phase arrival times using autoregressive likelihood estimation[J]. *Ann*

- Geofis, **37**(3): 287–300.
- Jurkevics A. 1988. Polarization analysis of three-component array data[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **78**(5): 1725–1743.
- Leonard M, Kennett B L N. 1999. Multi-component autoregressive techniques for the analysis of seismograms[J]. *Phys Earth Planet Interi*, **113**: 247–264.
- Leonard M. 2000. Comparison of manual and automatic onset time picking[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **90**: 1384–1390.
- Maeda N. 1985. A method for reading and checking phase times in autoprocessing system of seismic wave data[J]. *Zisin*, **38**: 365–379.
- Massa M, Ferretti G, Spallarossa D, Eva C. 2006. Improving automatic location procedure by waveform similarity analysis: An application in the South Western Alps (Italy)[J]. *Phys Earth Planet Interi*, **154**: 18–29.
- Morita Y, Hamaguchi H. 1984. Automatic detection of onset time of seismic waves and its confidence interval using the autoregressive model fitting[J]. *Zisin*, **37**: 281–293.
- Nakamura Y. 1988. On the urgent earthquake detection and alarm system(UrEDAS)[C]// *Proceedings of 9th World Conference on Earthquake Engineering VII*. Tokyo, Japan: 673–678.
- Odaka T, Ashiya K, Tsukada S, Sato S, Ohtake K, Nozaka D. 2003. A new method of quickly estimating epicentral distance and magnitude from a single seismic record [J]. *Bull Seism Soc Amer*, **93**: 526–532.
- Patane D, Ferrari F, Ferrucci F. 1999. First application of ASDP software: A case study at Mt. Etna volcano and in the Acri region(Southern Italy) [J]. *Phys Earth Planet Interi*, **113**: 75–88.
- Ruud B, Husebye E. 1992. A new three-component detector and automatic single-station bulletin production[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **82**: 221–237.
- Sleeman R, Van E T. 1999. Robust automatic P-phase picking: An on-line implementation in the analysis of broadband seismogram recordings[J]. *Phys Earth Planet Interi*, **113**: 265–275.
- Takanami T, Kitagawa G. 1991. Estimation of the arrival times of seismic waves by multivariate time series model[J]. *Ann Inst Stat Math*, **43**: 407–433.
- Tarvainen M. 1992. Automatic seismogram analysis: Statistical phase picking and locating methods using one-station threecomponent data[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **82**: 860–869.
- Withers M, Aster R, Young C, Beiriger J, Harris M, Moore S, Trujillo J. 1998. A comparison of select trigger algorithms for automated global seismic phase and event detection[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **88**: 95–106.
- Wang J, Teng T L. 1995. Artificial neural network-based seismic detector[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **85**(1): 308–319.
- Wu Y M, Shin T C, Tsai Y B. 1998. Quick and reliable determination of magnitude for seismic early warning[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **88**: 1254–1259.
- Wu Y M, Teng T L. 2002. A virtual sub-network approach to earthquake early warning[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **92**: 2008–2018.
- Wu Y M, Kanamori H, Allen R M, Hauksson E. 2007. Determination of earthquake early warning parameters, τ_c and P_d , for southern California[J]. *Geophys J Int*, **170**: 711–717.
- Zhang H J, Thurber C, Rowe C. 2003. Automatic P-wave arrival detection and picking with multiscale wavelet analysis for single-component recordings[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **93**(5): 1904–1912.