

文章编号: 0253-3782(2000)05-0547-06

# 地震事件初动点的自动判定研究<sup>\*</sup>

谢永杰

(中国西安 710024 69 号信箱 13 分箱)

**摘要** 研究了地震信号到来前背景噪声的波形规律, 建立起表征背景噪声的自回归模型, 并编制了相应的建模程序和地震信号初动点自动判定程序. 对 25 次地下爆炸地震事件的初动点进行判定, 并给出了自动判定和人工判读的结果.

**关键词** 地震信号 地下爆炸 自回归模型 初动点 自动判定

**中图分类号:** P315.63 **文献标识码:** A

## 引言

地震探测是对地下爆炸事件进行监测的有效手段. 地下爆炸发生时, 与天然地震一样, 将释放出地震波. 这些地震波从震源出发, 穿过地球内部介质, 向四周传播, 并可被设置在地表或地表附近的灵敏地震观测系统记录下来. 通过研究记录到的地震信号, 可以得出有关此地震事件的一系列信息, 从而可以判定出这次事件属于天然地震事件, 还是人为爆炸地震事件(吴忠良等, 1994).

地震台站是连续进行记录的. 地震事件发生前, 地震仪中测量得到的是大地噪声的信号; 当地震事件发生后, 地震信号将与噪声混杂在一起. 由于我们关心的是有用的地震信号, 因此, 必须首先判断出地震事件在哪一点开始发生, 也就是判定出地震信号的到来时刻.

通过对大量地震波形图进行分析总结看出, 地震事件发生前的背景噪声是有一定规律的(图 1). 当地震事件发生时, 这一规律发生了变化, 在很多情况下, 可以观察到一个明显的向上或向下的脉动, 并由此可以判定初动点(赵鸿儒等, 1991). 通过考察波形的变化进行人工判读初动点是一个直接明了的方法, 也是一直使用的传统方法. 但这种方法一方面会存在一定人为因素的误差, 另一方面尚需要人工干预, 无法实现机器自动处理. 为克服这些缺点, 本研究采用时间序列分析的方法, 建立起地震噪声的模型, 并编制了相应的处理程序, 以尝试实现地震事件初动点的自动判定.

## 1 噪声序列的建模

地震事件发生之前, 地震仪中测量得到的是大地噪声的信号  $X(k)$ . 在已知  $X(k)$ ,  $X(k-1)$ ,  $\dots$ ,  $X(k-p+1)$  这  $P$  个历史观测值的情况下, 想要确定第  $k+1$  点的噪声数值, 采用

<sup>\*</sup> 2000-01-12 收到初稿, 2000-07-25 收到修改稿并决定采用.

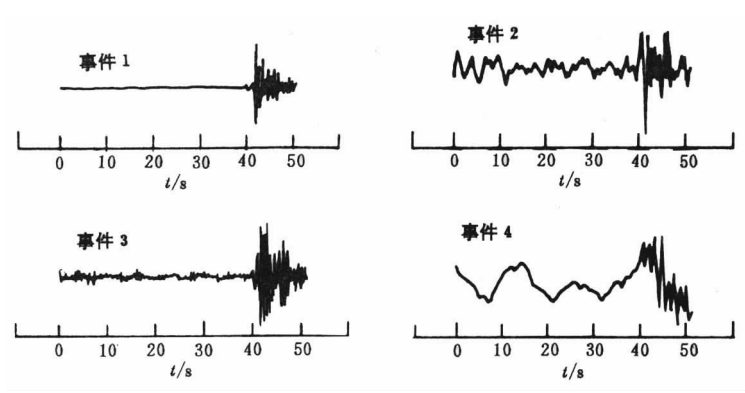


图 1 典型噪声波形

自回归模型  $AR(p)$  进行预报最为方便, 因此本文采用自回归模型  $AR(p)$  来表征大地噪声. 针对每一地震事件前的噪声信号, 分别用最终预报误差最小的原则确定了噪声模型的阶数, 用一套极大熵谱估计的 Burg 递推算法计算出噪声模型的参数, 建立起噪声模型, 进行噪声序列预报(杨位钦, 1988).

考察一个  $AR(p)$  模型, 如果将  $\{X(t), t \text{ 属于整数}\}$  看成是一个滤波器的输入, 将  $\{\varepsilon(t), t \text{ 属于整数}\}$  看成是输出, 那么从预报的角度看,  $AR(p)$  模型就是一个  $p$  阶预报误差滤波器.

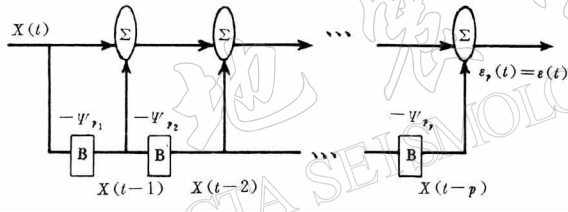


图 2  $AR(p)$  作为  $p$  阶预报误差滤波器

由图 2 可看出, 如果数据序列所符合的真实模型是  $AR(n)$ , 则无论是缺参数拟合 ( $p < n$ ) 或是超参数拟合 ( $p > n$ ), 都会使预测误差的方差增大(汪荣鑫, 1993), 因此, 必须要找出合理的  $AR$  模型阶数  $n$ , 并确定相应的参数.

设  $\{X_t, 1 \leq t \leq N\}$  所适合的真实模型为  $AR(n)$

$$X_t = \Psi_1 \times X_{t-1} + \Psi_2 \times X_{t-2} + \cdots + \Psi_n \times X_{t-n} + E(\varepsilon_t) \tag{1}$$

其中,  $E(\varepsilon_t) = 0, E(\varepsilon_t^2) = \sigma_\varepsilon^2$ , 设  $\Psi_i$  的估计值为  $\hat{\Psi}_i (1 \leq i \leq n)$ . 用  $\hat{X}_{t-1}(1)$  表示  $t-1$  时刻的一步预报值(即  $t$  时刻的预报值), 则

$$\hat{X}_{t-1}(1) = \hat{\Psi}_1 \times X_{t-1} + \hat{\Psi}_2 \times X_{t-2} + \cdots + \hat{\Psi}_n \times X_{t-n} \tag{2}$$

因而, 一步预报误差方差为

$$E[X_t - \hat{X}_{t-1}(1)]^2 \approx \left(1 + \frac{n}{N}\right) \sigma_\varepsilon^2 \tag{3}$$

当  $N$  充分大时, 最终预报误差  $E_{FP}$  为

$$E_{FP}(n) = \left(1 + \frac{n}{N}\right) \times \left(1 - \frac{n}{N}\right)^{-1} \times \left[R(0) - \sum_{j=1}^n \Psi_j \times \hat{R}(j)\right] \tag{4}$$

取拟合的最高阶数为  $G = N/3 - 2N/3$ , 对  $n = 0, 1, 2, \cdots, G$  依次建立  $AR(n)$  模型并求  $E_{FP}(n)$ , 若

$$E_{FP}(n_0) = \min_{0 \leq n \leq M(n)} E_{FP}(n) \tag{5}$$

则  $AR(n_0)$  模型是  $E_{FP}$  准则下的最佳模型. 上面的  $E_{FP}$  准则中, 模型的参数  $\Psi_i (1 \leq i \leq n)$ , 可用一套极大熵谱估计的 Burg 递推算法计算.

$$\begin{cases} P_0 = \hat{R}_x(0) = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N X_t^2 \\ P_M = P_{M-1} \times [1 - C^{(M)^2}] \\ \hat{R}_x(M) = -C^{(M)} \times P_{M-1} - \sum_{i=1}^{M-1} \Psi_i^{(M-1)} \times \hat{R}_x(M-i) \end{cases} \quad (6)$$

以上 3 式构成了一套极大熵谱估计的 Burg 递推算法,  $P_M$  是模型的残差方差  $\sigma_\epsilon^{(M)^2}$ .

基于以上原理, 规定一个最高阶数  $G$ , 然后从一阶开始按 Burg 递推算法求出各种阶数下的自回归系数, 并根据  $E_{FP}$  准则, 计算规范化的最终预报误差的数值

$$\lg \left[ \frac{E_{FP}(m)}{\sum_{t=1}^N X_t^2 / N} \right] \quad (7)$$

以使该值以最小的  $m$  作为最佳阶数.

2 噪声序列的预报

确定出  $AR(p)$  序列的阶数及参数后, 利用  $AR(n)$  模型  $\sum_{i=0}^N \Psi_i \times X(t-i) = \epsilon(t), t \in Z$ ,  $\Psi_0 = 1$ , 在已知  $X(k), X(k-1), \dots, X(k-p+1)$  这  $P$  个历史观测值的情况下, 采用一步预报, 便可以确定第  $k+1$  点的噪声数值. 此时预报值与真实值的差别很小, 计算预报值与真实值的平均方差, 记为  $L$ . 由于所用模型是根据噪声序列建立的, 它不适用于地震信号序列, 所以当信号到来时, 实测信号的幅值  $X(k+1)$  与预报信号幅值  $\hat{X}_k^{(1)}$  之差增大. 若二者之差的绝对值比上实测信号的幅值大于触发值  $S$ , 则计算此时预报值与真实值的方差为  $V$ . 若  $V > P \times L$ , 并且此条件在一定长连续时间段内一直满足, 则可以判定地震事件发生了, 此处便为初动时刻点.

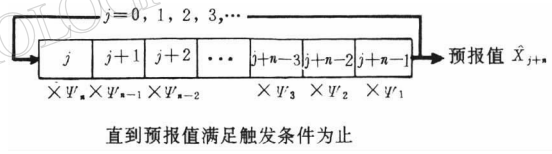


图 3 模型一步预报图式

3 初动点的判定过程

3.1 判定程序的编制

在实际检测初动点的程序中, 由于噪声序列有可能很长, 为了节省处理时间, 先利用滑动时间窗的方法大致确定信号波群的到来位置  $P$ , 然后再用上述方法进行初动点的判定. 初步确定信号位置的程序流程如图 4 所示.

确定出信号的粗略位置后, 从此位置前 800 点处, 即  $(P-800)$  处, 调用建模和预报子程序, 开始进行初动位置的精确判定. 初动点判定的完整程序流程见图 5.

3.2 判定结果

表 1 是对 25 次地下爆炸地震事件, 用人工判读和自动判定所得初动点的结果对比. 二

者判定的最大误差为 11 点, 由于信号的采样率为 20 Hz, 故二者最大判定误差小于 0.6 s. 可以看出, 自动判定的结果与人工判读的结果基本一致.

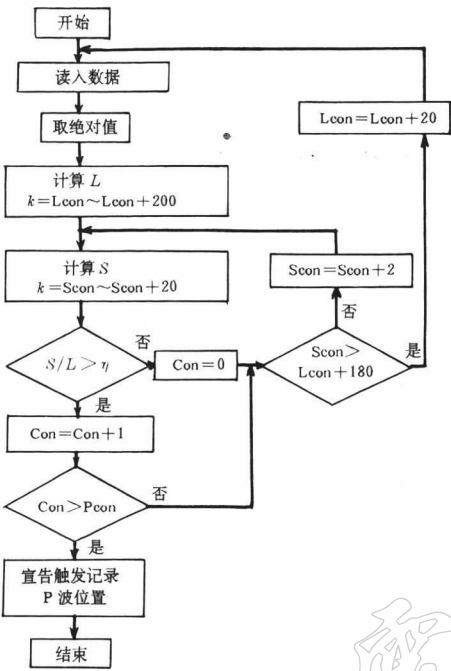


图 4 初步确定信号波群位置图

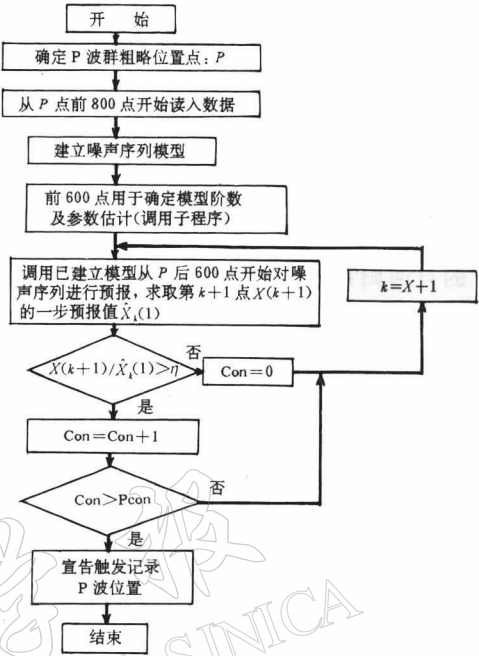


图 5 初动点判定流程图

表 1 人工判读与自动判定初动点结果对比

事件号	人工判读	自动判读	误差	事件号	人工判读	自动判读	误差	事件号	人工判读	自动判读	误差
W2800325.94Z	第 884 点	第 884 点	0	W1350405.95Z	2 056	2 054	-2	W2290100.95Z	858	858	0
L2800325.94Z	3 547	3 550	+3	L1350406.95Z	3 492	3 503	+11	L2290102.95Z	1 094	1 096	+2
Z2800325.94Z	3 736	3 738	+2	Z1350406.95Z	3 686	3 677	-9	Z2290101.95Z	2 492	2 496	+4
K1350406.95Z	5 501	5 500	-1	K2290103.95Z	1 898	1 899	+1	E2800325.94Z	5 562	5 554	-8
E1350406.95Z	5 516	5 522	+6	E2290103.95Z	1 914	1 912	-2	B2800325.94Z	5 711	5 709	-2
B1350405.95Z	6 868	6 865	-3	B2290103.95Z	2 065	2 064	-1	H2800325.94Z	6 150	6 141	-9
H1350405.95Z	7 305	7 297	-8	H2290103.95Z	2 511	2 520	+9	S2800325.94Z	7 095	7 102	+7
S1350406.95Z	7 058	7 053	-5	S2290104.95Z	2 260	2 257	-3	X2800325.94Z	4 921	4 922	+1
X2290102.95Z	2 487	2 481	-6								

下面列举了两次事件的波形记录图及初动点判定图, 说明初动点的判定过程(图 6).

4 讨论与结论

传统方法常采用时间域短时平均值与长时平均值之比作为地震信号检测的方法, 其物理基础是基于离散时间序列中信号的能量密度大于本底噪声的能量密度. 此方法对于低信噪比事件的检测不能取得较好结果, 而且其定位精度较低. 在传统检测方法的基础上, Allen(1978) 提出应用信号特征函数进行检测, Kushnir 等(1990) 提出应用最大相似率的方

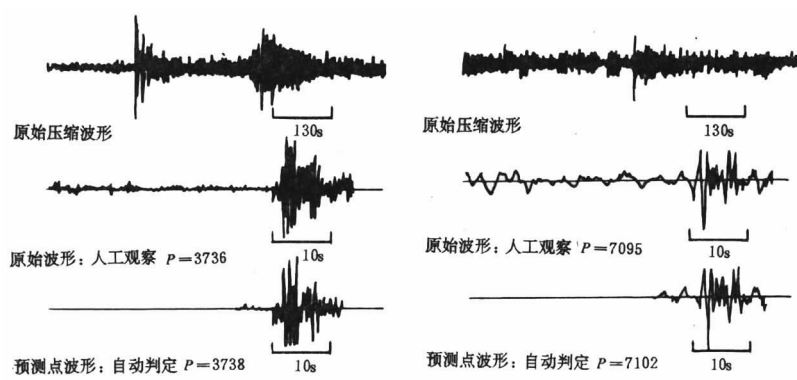


图6 地震信号原始波形及人工判读与自动判定初动点对比

法进行检测, Tong(1995)提出将人工智能应用于地震信号的检测. 与其相比较, 本研究中直接对原始噪声信号进行建模, 数学模型及计算过程相对简单, 判定精度也比较高; 但是本方法也存在一定不足, 主要是噪声模型的选取比较困难. 总之, 目前国际上该领域的研究尚未得出比较成熟、趋于统一的方法, 各种方法各有其优势及不足, 因此, 开展这方面的研究工作是很有意义的.

地震初至波中含有大量的地震信息, 自动判定出地震信号的初动点, 从而及时正确地提取地震信号特征参量, 获取地震信息, 对于实现大量地震事件的自动检测处理具有非常重要的意义. 无论是对于防震减灾, 还是核爆炸监测都具有很大的应用价值. 现在的困难在于难以建立一种通用的噪声模型, 因为所记录的地震信号受到的干扰很多. 如果先对原始地震信号进行带通滤波, 那么噪声模型较易建立, 但由于判定过程要满足实时性要求, 所以滤波过程不宜太复杂, 如果使用, 最好采用硬件滤波. 本研究中建立的噪声模型对本课题中用到的地震数据起到了良好的判定效果, 但这方面仍有许多工作要进行, 今后的工作重点应放在噪声规律的研究和噪声模型的选取上.

## 参 考 文 献

- 汪荣鑫. 1993. 数理统计[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 174~211
- 吴忠良, 陈运泰, 牟其铎. 1994. 核爆炸地震学概要[M]. 北京: 地震出版社, 1~5, 83~95
- 杨位钦. 1988. 时间序列分析与动态数据建模[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 98~106, 232~241, 521~533
- 赵鸿儒, 孙进忠, 唐文榜, 等. 1991. 全波震相分析[M]. 北京: 地震出版社, 170~192
- Allen R V. 1978. Automatic earthquake recognition and timing from single traces[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **68**: 1 521 ~ 1 532
- Kushnir A F, Lapshin V M, Pinsky V I, et al. 1990. Statically optimal event detection using small array data[J]. *Bull Seism Soc Amer*, **80**: 1 934~1 950
- Tong C. 1995. Characterization of seismic phases—an automatic analyzer for seismograms[J]. *Geophys J Int*, **123**: 937~947

## STUDY ON AUTOMATIC RECOGNITION OF THE FIRST MOTION IN A SEISMIC EVENT

Xie Yongjie

(P. O. Box 69-13, Xi'an 710024, China)

**Abstract:** In this paper, we have studied the waveforms of background noise in a seismograph and set up an AR model to characterize them. We then complete the modeling and the automatic recognition program. Finally, we provide the results from automatic recognition and the manual recognition of the first motion for 25 underground explosions.

**Key words:** seismic signal; underground explosion; AR model; first motion; automatic recognition

地 震 学 报  
ACTA SEISMOLOGICA SINICA