

戴永寿, 王俊岭, 王伟伟等. 基于高阶累积量 ARMA 模型线性非线性结合的地震子波提取方法研究. 地球物理学报, 2008, 51(6): 1851~1859

Dai Y S, Wang J L, Wang W W, et al. Seismic wavelet extraction via cumulant-based ARMA model approach with linear and nonlinear combination. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 2008, 51(6): 1851~1859

基于高阶累积量 ARMA 模型线性非线性结合的地震子波提取方法研究

戴永寿, 王俊岭, 王伟伟, 魏磊, 王少水

中国石油大学(华东)信息与控制工程学院, 山东东营 257061

摘 要 在地震子波非因果、混合相位的假设下, 本文应用自回归滑动平均(ARMA)模型对地震子波进行参数化建模, 并提出利用线性(矩阵方程法)和非线性(ARMA 拟合方法)相结合的参数估计方式对该模型进行参数估计. 在利用矩阵方程法确定模型参数范围的基础上, 利用累积量拟合法精确估计参数. 理论分析和仿真结果表明, 该方式有较好的适应性: 一方面提高了子波估计精度, 避免单独使用矩阵方程法在短数据地震记录情况下可能带来的估计误差; 另一方面提高了子波提取运算效率, 降低了 ARMA 模型拟合方法参数范围确定的复杂性, 避免了单独使用滑动平均(MA)模型拟合法估计过多参数所导致的运算规模过大问题. 初步应用结果表明该方法是有效可行的.

关键词 高阶累积量, 子波提取, 自回归滑动平均, 线性非线性结合

文章编号 0001-5733(2008)06-1851-09

中图分类号 P631

收稿日期 2007-06-26, 2008-08-19 收修定稿

Seismic wavelet extraction via cumulant-based ARMA model approach with linear and nonlinear combination

DAI Yong-Shou, WANG Jun-Ling, WANG Wei-Wei, WEI Lei, WANG Shao-Shui

China University of Petroleum, Shandong Dongying 257061, China

Abstract ARMA model was used to describe the seismic wavelet on the assumption that the seismic wavelet is non-causal and mixed phase. A cumulant-based parametric estimation approach was proposed to estimate the wavelet parameters which synthesized both the linear (matrix equation) and nonlinear (cumulant matching) methods. In this approach, the cumulant matching approach is used for accurate parameter estimation, on the basis of the initial guess generated from matrix equations. Theoretic analysis and numerical simulation demonstrate the feasibility of the approach. Compared with the potential computational error of the linear methods, this approach can improve parameter estimation precision. Moreover, it extracts wavelet with high computational efficiency by avoiding the use of cumulant matching method under MA model description, and reduces the complexity of initial guess via ARMA model matching approach. The preliminary application results show that this approach is effective and feasible.

Keywords High-order cumulant, Wavelet extraction, ARMA (autoregressive moving average), Linear and nonlinear combination

1 引言

地震子波提取是地震资料反褶积处理、波阻抗反演及正演模拟的基础^[1]. 若子波不准, 则正演结果就不精确, 与实际地震资料难以吻合, 反演所求得波阻抗不可靠, 对于反褶积而言, 则得不到高保真的地震剖面^[1]. 传统的统计性子波提取方法一般需对地震记录做出一定假设(如: 假设地震子波是最小相位或零相位, 噪声为加性高斯白噪声), 但在实际地震波传播过程中, 由于地层的滤波效应, 使得子波不再满足最小相位的假设, 而具有一定的频谱. Doherty 与 Anstey^[2]首先定性地分析了地层滤波对子波反射幅值的影响, 并提出描述地层微曲多次反射的 O'Doherty-Anstey 公式, Banik^[3]以及 Serguei 等^[4]在统计意义下分别将该公式拓展到连续波阻抗领域以及倾斜入射的情况. 研究表明, 实际地震记录中的地震子波是混合相位的, 短程微曲多次反射使其具有一定的时变性, 在高精度地震资料处理中不可忽略其对子波波形的影响^[1], 这使得在地震子波时不变的前提假设下统计性地震子波提取方法单次所能处理的数据量严重减少^[2]. 相应地, 地震记录中的加性噪声也并非完全具有高斯性, 即使是高斯的, 一般也为带通的高斯色噪声^[2]. 这使得传统的基于相关的统计性子波提取方法在实际地震信号的处理中性能严重下降. 由系统辨识理论^[5], 在给定拟合精度下, 可引入 Pade 近似, 将地震子波指数函数模型转化为一有限阶数的 ARMA(自回归滑动平均)或 MA(滑动平均)模型, 对该模型进行参数辨识便可求得符合实际的地震子波.

Lazear^[6]首次提出可利用地震记录的累积量信息提取地震子波的 MA 模型参数, 随后的相关研究者采用多种线性、非线性参数估计方法及优化算法进行子波估计^[7~10]. 这些方法利用信号高阶统计量包含信号相位信息及对高斯噪声“盲”的特点, 突破了传统统计性子波估计中子波相位和白噪声的假设, 展现出强大的应用潜力. 在现有子波提取方法中, 相对于非线性参数估计方法(累积量拟合法), 线性化参数估计方法(矩阵方程法)运算速度较快, 但由于仅利用了地震记录累积量的特殊切片信息, 在对低信噪比、短数据地震记录进行子波提取时, 该方法可能存在较大的估计误差. 累积量拟合优化方法充分利用了地震记录的累积量信息, 子波提取具有更高的精确度和数值稳定性. 但由于参数模型的未

知性, 用累积量拟合法确定模型初始参数范围较为困难, 严重影响了算法的寻优效率.

为此, 本文将累积量拟合法和矩阵方程法相结合: 首先利用矩阵方程法确定子波模型的阶数及参数范围, 然后根据累积量拟合公式精确估计模型参数, 以弥补两种方法单独使用时的缺陷. 针对地震子波模型, 本文则构建子波的 ARMA 模型拟合目标函数提取地震记录子波, 以避免使用地震子波 MA 模型拟合过多未定参数而带来的运算规模过大问题.

2 地震子波褶积模型及子波提取方式分析

通常地震记录可以假设为一零均值平稳随机过程 $y(n)$, 可用如下褶积模型描述一道地震记录^[6]:

$$y(n) = h(n) * r(n) + v(n) \\ = \sum_{i=1-l_{nc}}^{l_c+1-l_{nc}} h(i)r(n-i) + v(n), \quad (1)$$

其中, $h(n)$ 为地震子波, l_c, l_{nc} 分别为子波因果、非因果部分的长度; $r(n)$ 为反射系数序列; $v(n)$ 为加性噪声.

对上述模型, 一般有如下假设:

(1) 反射系数序列 $r(n)$ 一般可假设为零均值、独立同分布的非高斯过程^[7]. 其方差 $\sigma_k^2 < \infty$, 且至少存在一 k 阶累积量满足 $|r_{kr}| < \infty$.

(2) $v(n)$ 为环境噪声、仪器噪声及激发产生的多次反射噪声等的合成噪声信号, 为一与 $r(n)$ 统计独立的随机过程, 一般为加性色噪声^[9,10], 且其高斯成分远大于非高斯部分.

(3) $h(n)$ 为非因果、混合相位的地震子波, 其非因果性表征了检波器或信道引入的失真.

根据真实地震子波的能量、长度的有限性, 地震子波 $h(n)$ 为幅值、长度有限的时间序列, 常将其视为 MA 模型的单位冲激响应. 若将其视为 ARMA 模型有限长单位冲激响应的非零部分, 则褶积模型(1)式可转换为

$$y(n) = x(n) + v(n), \quad (2)$$

其中, $x(n)$ 为平稳随机过程, 为一 ARMA 模型在输入为反射系数序列 $r(n)$ 时的响应, 该 ARMA 模型满足以下差分方程:

$$\sum_{i=0}^p a_i x(n-i) = \sum_{i=0}^q b_i r(n-i), \quad (3)$$

其中, p, q 值分别为 ARMA 模型的 AR(自回归)和 MA 部分的阶数, 模型对应冲激响应为式(1)中的地

震子波 $h(n)$.

由式(1~3)可知,MA、ARMA 两种模型在地震子波的描述上并无本质差别;相应的,由文献[6~10]可知,两者的提取方式亦有相通之处,均可通过地震记录的高阶统计信息估计出对应子波.但由于 MA 模型所需估计的参数个数对应于冲激响应的长度,在实际数据处理时,由于真实地震子波长度多在 70 ms 以上^[8],因此在相同采样条件下(如 1 ms),MA 模型地震子波的待估计参数个数将在 70 以上.即使采用 4 ms 采样,待估计参数亦超过 17 个,对应的参数搜索空间将超过 17 维.从运算规模上来看,该方法在高精度数据处理中并不实用.为此,本文采用 ARMA 模型描述子波.

对 ARMA 模型地震子波的描述,现有文献多采用基于累积量的矩阵方程法对其进行参数辨识,均取得了较好的结果.但由于矩阵方程法仅利用了数据累积量的特殊切片部分信息构建矩阵方程^[11,12],模型参数的准确定阶和求解易受累积量样本误差的影响.尤其对非因果 ARMA 模型,其 MA 部分参数估计的准确度还依赖于 AR 因果、非因果两部分的参数估计结果,在累积误差影响下,其参数的偏离将更为严重.并且由于高阶累积量样本的估计误差和方差随着数据样本的减少和干扰噪声的加强而迅速增加^[10],对含有高强度噪声的短数据地震记录来说,即使通过反复迭代求解 AR 部分的方式,应用矩阵方程法也很难提高子波提取结果,从而影响了其实际的应用效果.模型拟合方式充分利用了地震记录的累积量信息,相对而言具有更高的抗干扰能力,能够更精确、稳定地提取子波.

为此,本文结合地震子波特点,构建地震子波 ARMA 模型的拟合目标函数,以得到更准确的子波提取结果.

3 地震子波 ARMA 模型的累积量拟合方法

考虑平稳 ARMA(p, q)过程 $x(t)$,满足下式:

$$\sum_{i=0}^p a_i x(t-i) = \sum_{i=0}^q b_i \omega(t-i),$$

$$a_0 = 1, b_0 = 1 \quad (4)$$

对其观测到的含噪记录为

$$y_m(t) = x(t) + v(t), \quad (5)$$

其中,输入序列 $\omega(t)$ 未知,且有如下假设:

$$(1) A(z) = \sum_{i=0}^p a_i z^{-i} \neq 0, \forall |z| = 1, \quad (6)$$

(2) $\omega(t)$ 为满足零均值、独立同分布的非高斯序列,其 k 阶累积量非零,并满足其 $2k$ 阶矩有限.

(3) $v(t)$ 为与 $\omega(t)$ 独立的加性噪声.若其为高斯色噪声须满足:存在 $0 < M < \infty$ 及 $0 < \beta < 1$,对任意 t_1, t_2 ,有 $|\text{cov}\{v(t_1), v(t_2)\}| \leq M\beta^{|t_1-t_2|}$.

令模型参数向量 $\theta_i = (a_{1i}, \dots, a_{pi}, b_{1i}, \dots, b_{qi}, \gamma_{kwi})$, γ_{kwi} 为输入序列 $\omega(t)$ 的斜度或峰值度,根据文献[13]中的 ARMA 模型拟合定理:两个参数向量分别为 θ_1, θ_2 ,符合式(4)及其对应假设的 ARMA(p, q)模型,若存在包含 $\{0 \leq \tau_1 \leq q+3p, \max(0, q-p) \leq \tau_2 \leq q+3p, 0 \leq \tau_3 \leq 2p\}$ 的取值区间,在此区间内对任意时延 τ_i 恒有 $C_{4x}(\tau_1, \tau_2, \tau_3 | \theta_1) = C_{4x}(\tau_1, \tau_2, \tau_3 | \theta_2)$,则

$$\theta_1 = \theta_2. \quad (7)$$

分析上述定理可知,前文地震褶积模型及其假设满足该定理的成立条件,即根据该定理,可惟一辨识出待求地震子波的 ARMA 模型参数.

对此,修改参数向量 θ_i ,令待求子波 ARMA 模型的参数向量为 $\theta' = (a_1, \dots, a_p, b_1, \dots, b_q, \gamma_{4e})$,根据高阶累积量的 BBR(Bartlett-Brillinger-Rosenblatt)公式,该参数模型的四阶累积量可表示为^[5]

$$C_{4y}(\tau_1, \tau_2, \tau_3 | \theta) = \gamma_{4e} \sum_{i=-n}^n h(i, \theta) h(i + \tau_1, \theta) \times h(i + \tau_2, \theta) h(i + \tau_3, \theta), \quad (8)$$

其中, γ_{4e} 为反射系数序列 $r(n)$ 的峰度; $h(i, \theta)$ 为符合式(3)的 ARMA 模型的冲激响应,相应模型参数向量为 θ' ; $n \geq \max(l_c, l_{nc})$, l_c, l_{nc} 分别为参数向量 θ' 对应子波模型因果、非因果部分的长度.

构建拟合目标函数:

$$E(\theta) = \sum_{\tau_1} \sum_{\tau_2} \sum_{\tau_3} [\tilde{C}_{4y_m}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) - C_{4y}(\tau_1, \tau_2, \tau_3 | \theta)]^2, \quad (9)$$

其中, $\tilde{C}_{4y_m}(\tau_1, \tau_2, \tau_3)$ 、 $C_{4y}(\tau_1, \tau_2, \tau_3 | \theta)$ 分别为地震记录四阶累积量和子波参数模型四阶累积量归一化后的值.由前文 ARMA 模型拟合定理及累积量的对称性,在实际拟合求解时,时延 τ_i 的取值区间仅须包含 $\{0 \leq \tau_1 \leq q+3p, \max(0, q-p) \leq \tau_2 \leq \min(q+3p, \tau_1), 0 \leq \tau_3 \leq \min(2p, \tau_2)\}$ 即可.

对上述目标函数 $E(\theta)$ 进行参数寻优便可求得子波模型参数.由时延 τ_i 的取值区间可知,该目标函数充分利用了地震记录的累积量信息,相对而言有更好的稳定性.

由于待定模型阶数的未知性,实际拟合过程中有可能出现阶数超定的情况.当 AR 阶数或 MA 阶

数单独超定时,由式(7)可知,仍有参数向量 $\theta_1 = \theta_2$, 不同的是超定部分参数的估计值为零. 而当 AR、MA 阶数同时超定时,根据式(8)可知,子波模型累积量仅与模型的冲激响应 $h(i, \theta)$ 有关. 在不改变子波模型冲激响应的情况下,可对应增加模型的零极点对消部分将其转化为模型阶数单独超定的情况. 因此,当估计出的阶数为非欠定时,此拟合方法是稳健的.

4 线性非线性相结合的 ARMA 模型参数估计

由于参数模型的未知性,地震子波 ARMA 模型的累积量拟合法在模型定阶及参数寻优时,不仅需在给定阶数上限后测试所有可能的 p, q 阶数值组合,而且即使在已知模型阶数的情况下,模型参数的搜索范围的确定也极为困难,拟合过程中易出现收敛到局部最优点的现象. 在实际仿真时,若应用标准遗传算法对目标函数 $E(\theta)$ 进行宽范围(本文特指其参数的上下边界偏离搜索范围超过真实参数值大小的 10 倍以上)寻优,在有限代数内常无法收敛到全局最优值,严重影响了累积量拟合法的运算效率.

由累积量矩阵方程法的求解步骤^[10,12]可知,累积量矩阵方程法无法对单道数据的模型参数估计结果进行准确性判别,或者说,在地震子波模型参数未知的情况下,并不能根据累积量矩阵方程法的单道估计结果来确定实际的模型参数,只能根据相邻多道提取结果的似然估计或均值确定子波参数模型. 此外,累积量矩阵方程法对地震记录的数据量和噪声强度要求较为苛刻,若简单的将该方法的估计结果用于确定累积量拟合法的参数范围的确定将会产生与目的相反的结果:实际模型参数并不在参数初始估计出的区间内,也就无法用累积量拟合法求得准确的子波模型.

为此,本文将累积量矩阵方程法和累积量拟合法相结合,以弥补两者各自的缺陷. 首先采用矩阵方程法对子波模型进行初步估计,然后将得到的子波预估计值用于拟合优化算法初始参数搜索空间的确定,并在此基础上用累积量拟合误差调整矩阵方程法的阈值,寻找精确寻优区间,进而由累积量拟合方式得到模型准确的阶数及参数值. 具体步骤如下:

步骤 1 数据生成:用待估计 ARMA 子波模型与满足反射系数序列假设的随机序列合成地震数据记录;

步骤 2 阶数预估计:用矩阵方程法初步确定

待估计模型的阶数 p, q ;

步骤 3 确定参数搜索空间:在给定的模型阶数值 p, q 下,用矩阵方程法初步估计模型参数,并以此确定模型参数向量 θ 的搜索范围;

步骤 4 拟合优化:在给定参数向量的搜索范围内用拟合优化算法对累积量拟合目标函数 $E(\theta)$ 进行参数精确估计,寻找最优解 x ;

步骤 5 评价函数分析:计算最优解 x 的评价函数值,当其有明显增加或降低时,继续,否则,转至步骤 7;

步骤 6 阶数扰动:根据拟合误差,调整累积量矩阵方程法的阈值,以对模型的阶数进行扰动,生成一组新的 p, q 值,然后转至步骤 3;

步骤 7 结束:将当次扰动前所得阶数 p, q 及精确参数估计值 x 视为模型最优解.

步骤 4 中对拟合目标函数 $E(\theta)$ 的求解是一个非线性、多参数、多极值的优化问题. 在仿真过程中发现,该目标函数各参数间的依赖性较大,且对模型的某些特定参数尤其是 AR 部分参数的变化较为敏感. 因此,对该目标函数使用优化算法须兼有对参数向量整体的全局随机搜索能力和对单个参数的深度搜索能力. 杨文采^[14]、师学明和王家映^[15,16]等针对地球物理反演过程中的此类问题,引入了多种非线性优化算法,并对这些算法的特性进行了分析和探讨^[17,18]. 作为一种结合了有向和随机两种能力的搜索算法,遗传算法在对搜索空间进行深度搜索和广度搜索之间维持了很好的平衡性,结合本文中目标函数 $E(\theta)$ 的特点,本文采用标准实数编码遗传算法对其进行寻优.

由累积量拟合目标函数的特点,当拟合模型阶数符合实际模型时,相同优化算法下所得的拟合误差最小. 因此,步骤 5 的评价函数可由拟合误差确定. 同时,由 ARMA 拟合方法对非欠定模型估计的稳健性,我们在扰动时可首先假设模型为欠定的,即用先增后减的方式递推模型阶数. 对递推步数,由经验可知,均限制在初始 $p+q$ 值的一半以内,而当 $p+q$ 值较大时,可以加大递推步伐,以提高估计效率.

5 仿真试验

用一非因果、非最小相位的 ARMA 模型模拟地震子波,与随机生成的非高斯、独立同分布的反射系数序列(贝努利-高斯分布)按式(2)合成相应地震记录. 在不同数据长度、噪声的情况下,对该记录运

用本文方法进行子波提取,分别给出各自的提取结果及在阶数超定时的拟合情况。

为验证本文方法的子波提取效果,对以下各种情况均采用 25 次随机试验,每次以 200 种群、250 代标准遗传算法寻优。拟合过程中参数的搜索范围均限定在参数初步估计值的 3 倍以内,参数初步估

计值均为当次阶数扰动后利用矩阵方程法求得的结果。

5.1 数据长度对子波提取的影响

每次实验均随机生成长度分别为 20000 ms, 5000 ms, 2000 ms, 500 ms 的合成记录,按本文方法对各记录进行子波提取,结果见表 1。

表 1 不同数据长度下提取的子波模型参数

Table 1 Wavelet parameters estimated from seismic traces with different lengths

真实子波参数	地震记录长度 t_r /ms				
	20000	5000	2000	500	
$a(1)$	-3.4500	-3.4542±0.0015	-3.4695±0.0020	-3.4672±0.0029	-3.5325±0.0114
$a(2)$	5.0350	5.0474±0.0065	5.0865±0.0069	5.0747±0.0076	5.1222±0.0146
$a(3)$	-3.4950	-3.5094±0.0054	-3.5386±0.0057	-3.5181±0.0096	-3.5200±0.0251
$a(4)$	1.0500	1.0574±0.0010	1.0645±0.0016	1.0557±0.0029	1.0263±0.0085
$b(1)$	-0.8000	-0.7717±0.0074	-0.8006±0.0047	-0.8269±0.0109	-0.8110±0.0180
$b(2)$	0.6000	0.6270±0.0056	0.6231±0.0152	0.6633±0.0229	0.7032±0.0436
$b(3)$	-1.2000	-1.2278±0.0063	-1.1928±0.0137	-1.2730±0.0144	-1.1602±0.0309

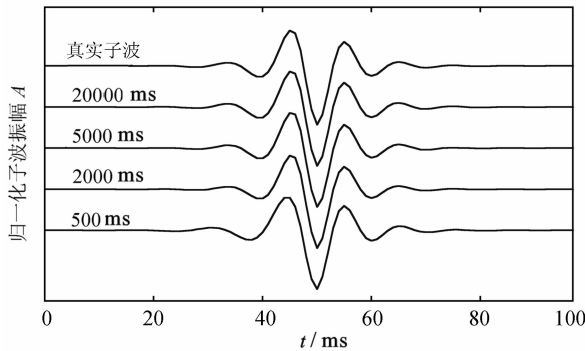


图 1 不同数据长度下提取出的子波波形
Fig. 1 Wavelets estimated from seismic traces with different lengths

由表 1 及图 1 可知,在不同数据长度下,本方法均能较为稳定地收敛到一个全局最优解。但由于生成反射系数序列的高阶累积量并不完全满足多维脉冲函数的假设(见表 2),导致实际拟合结果与真实参数有一定的偏差。

5.2 噪声对子波提取的影响

为考察加性噪声对本方法的影响,每次实验均任意生成一段长度为 20000 ms 的合成记录,对该记录分别加入不同强度的高斯、非高斯色噪声后应用本文方法进行子波提取。

理论上高阶累积量拟合法能完全消除加性高斯噪声带来的影响。由表 3 也可看出,本方法对高斯色

表 2 不同长度反射系数序列累积量归一化后的平方和

Table 2 Cumulant squares of different reflection coefficient series

理论值	20000 ms	5000 ms	2000 ms	500 ms
1.0000	1.0105	1.0459	1.1066	1.4842
±0.00000	±3.7079×10 ⁻⁶	±1.611×10 ⁻⁴	±0.0017	±0.1041

注:本表数据采用 50 次随机试验,时域取值范围对应表 1。

表 3 不同强度的高斯色噪声下提取的子波模型参数

Table 3 Wavelet parameters estimated from seismic traces contaminated by colored Gaussian noise with different power ratio

真实子波参数	信号能量强度/加入高斯色噪声能量强度			
	10/3	10/5	10/10	
$a(1)$	-3.4500	-3.4902±0.0014	-3.4917±0.0016	-3.4465±0.0056
$a(2)$	5.0350	5.0944±0.0074	5.0881±0.0119	4.9983±0.0097
$a(3)$	-3.4950	-3.5208±0.0064	-3.5055±0.0123	-3.4636±0.0116
$a(4)$	1.0500	1.0371±0.0010	1.0260±0.0019	1.0296±0.0043
$b(1)$	-0.8000	-0.7280±0.0120	-0.7040±0.0117	-0.7546±0.0155
$b(2)$	0.6000	0.6618±0.0133	0.6237±0.0079	0.5967±0.0216
$b(3)$	-1.2000	-1.2261±0.0154	-1.2310±0.0121	-1.1444±0.0201

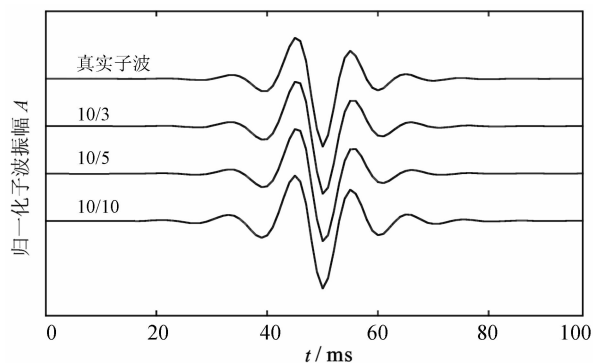


图2 不同强度高斯色噪声下提取的子波波形
Fig. 2 Wavelet estimated from seismic traces contaminated by colored Gaussian noise with different power ratio

噪声不敏感,即使加入噪声与合成记录的能量比达到1:1,本方法仍较为准确地辨识出实际波形。

本方法理论上无法完全消除任意非高斯噪声带来的影响。但实际上,对受非高斯噪声污染的信号,

表4 不同强度的非高斯色噪声下提取的子波模型参数

Table 4 Wavelet parameters estimated from seismic traces contaminated by non-Gaussian noise with different amplitude ratio

真实子波参数		信号能量强度/加入非高斯色噪声能量强度		
		10/1.5	10/3	10/5
$a(1)$	-3.4500	-3.4734±0.0024	-3.4637±0.0014	-3.4672±0.0020
$a(2)$	5.0350	5.0511±0.0150	5.0599±0.0071	5.0863±0.0095
$a(3)$	-3.4950	-3.4803±0.0134	-3.5060±0.0059	-3.5356±0.0090
$a(4)$	1.0500	1.0248±0.0017	1.0535±0.0011	1.0622±0.0017
$b(1)$	-0.8000	-0.7703±0.0107	-0.7971±0.0065	-0.8198±0.0192
$b(2)$	0.6000	0.7013±0.0107	0.6340±0.0119	0.5685±0.0128
$b(3)$	-1.2000	-1.2375±0.0126	-1.2178±0.0098	-1.3084±0.0212

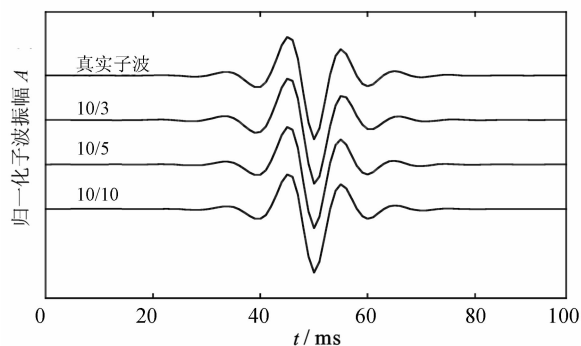


图3 不同强度的非高斯色噪声下提取的子波波形
Fig. 3 Wavelet estimated from seismic traces contaminated by colored non-Gaussian noise with different amplitude ratio

在对不同数据长度或噪声污染强度等情况下进行子波提取的过程中发现,ARMA 矩阵方程法在低

由 $y_{mv}(n) = y_m(n) + \alpha v(n)$, 根据累积量的半不变性, 信号 $y_{mv}(n)$ 的四阶累积量可分解为地震信号累积量与噪声累积量之和的形式^[5]:

$$\tilde{C}_{4y_{mv}}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) = \tilde{C}_{4y_m}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) + \alpha^4 \tilde{C}_{4v}(\tau_1, \tau_2, \tau_3), \quad (10)$$

将(10)式代入式(9)得:

$$E'(\theta) = \sum_{\tau_1, \tau_2, \tau_3} [\tilde{C}_{4y_m}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) - C_{4y}(\tau_1, \tau_2, \tau_3 | \theta) + \alpha^4 C_{4v}(\tau_1, \tau_2, \tau_3)]^2, \quad (11)$$

其中, $v(n)$ 是与信号 $y_m(n)$ 的振幅比为 1:1, 与反射系数同分布的非高斯噪声, α 为噪声系数, $\alpha^4 C_{4v}(\tau_1, \tau_2, \tau_3)$ 为所加入噪声的累积量值。

由式(10)可以看出, 当 $\alpha < 0.5$ 时, 所加噪声累积量 $\alpha^4 C_{4v}(\tau_1, \tau_2, \tau_3)$ 的值将低于累积量 $C_{4v}(\tau_1, \tau_2, \tau_3)$ 值的 6.25%, 即噪声对拟合目标函数(11)式的影响可以忽略, 表 4 及图 3 展示了加入不同强度的非高斯色噪声后子波提取的实际验证结果。

噪声, 长数据记录下得到的初步估计结果是比较稳定和可靠的, 但当数据长度变短或信噪比减小时, 该方法的估计误差变大。仿真过程中, 当无噪数据长度低于 5000, 或高斯色噪声能量超过合成记录的 40%, 或非高斯色噪声振幅超过合成记录振幅 15% 时, 矩阵方程法不再稳定, 须根据评价函数判定所得结果的可信度进行参数调整。考虑到某些实际的地震记录中噪声能量多为 50% 左右, 在此情况下, 仅用矩阵方程法将很难得到可靠的地震子波。

5.3 不同超定阶数对子波提取的影响

在子波提取过程中, 由于噪声强度、数据长度等因素的影响, 本方法有时会出现阶数超定现象。为验证本文方法的一致性, 表 5 及图 4 给出了在阶数设定为不同的超定情况下, 对一长度为 20000 ms 的合成记录进行子波提取所得的结果。

由表 5 可知,即使本方法估计出的模型是超定的,仍能够较为准确的得到待估计模型的参数.即本方法对估计出的非欠定模型有较好的稳健性,阶数误差对子波的提取结果影响不大.但由于实际提取出的超定部分模型参数并非为理论分析的 0 值或可

对消的参数值,因此该超定部分参数对提取出的子波波形的影响难以完全忽略(图 4).对此,可令拟合误差作为调整模型阶数的评价函数.由表 6 可知,根据拟合误差的大小可以准确地判断提取出的模型参数是否超定.

表 5 阶数超定情况下提取的子波模型参数

Table 5 ARMA parameters when wavelet model over-parameterized

真实参数	ARMA 模型阶数				
	ARMA(4,4)	ARMA(4,5)	ARMA(5,3)	ARMA(5,4)	
$a(1)$	-3.4500	-3.4418±0.0032	-3.4533±0.0013	-3.4973±0.0015	-3.5090±0.0006
$a(2)$	5.0350	5.0231±0.0179	5.0560±0.0066	5.1128±0.0061	5.1490±0.0037
$a(3)$	-3.4950	-3.4843±0.0159	-3.5161±0.0056	-3.4596±0.0038	-3.4887±0.0048
$a(4)$	1.0500	1.0478±0.0023	1.0635±0.0007	0.9383±0.0020	0.9413±0.0063
$a(5)$	0.0000	—	—	0.0603±0.0007	0.0705±0.0016
$b(1)$	-0.8000	-0.7227±0.0130	-0.7189±0.0115	-0.8063±0.0136	-0.7557±0.0056
$b(2)$	0.6000	0.6251±0.0183	0.6047±0.0169	0.6840±0.0046	0.7064±0.0043
$b(3)$	-1.2000	-1.2412±0.0202	-1.1830±0.0224	-1.2068±0.0045	-1.1493±0.0037
$b(4)$	0.0000	-0.0858±0.0099	-0.0631±0.0095	—	-0.1332±0.0044
$b(5)$	0.0000	—	-0.1000±0.0045	—	—

注:‘—’表示无此值

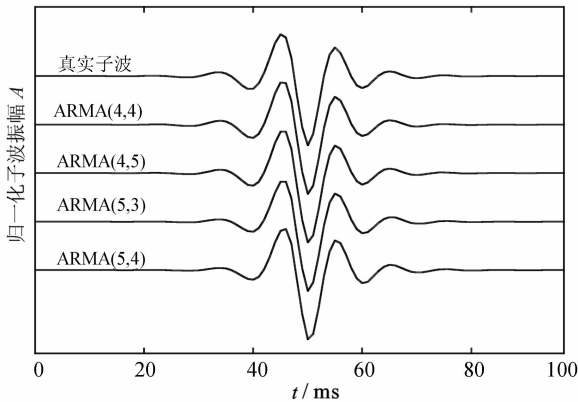


图 4 阶数超定情况下提取的子波波形
Fig. 4 Over-parameterized wavelet model

表 6 超定 ARMA 模型情况下拟合误差比较

Table 6 The matching error of over-fitted ARMA model

ARMA (4,3)	ARMA (4,4)	ARMA (4,5)	ARMA (5,3)	ARMA (5,4)
1.0000	1.2968	1.5699	2.6643	3.5013

注:上表为将准确模型 ARMA(4,3)的拟合误差归一化的结果.

6 实际地震资料的子波提取

如图 5 所示,我们对一数据为 201 道,采样率为 1 ms,记录长度(t_r)为 2 s 的地震剖面,应用本方法进行地震子波提取,结果如图 6.

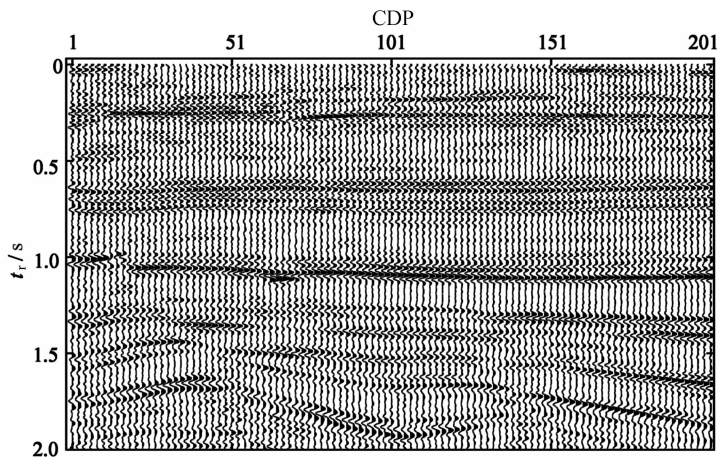


图 5 实际地震剖面

Fig. 5 The real seismic section

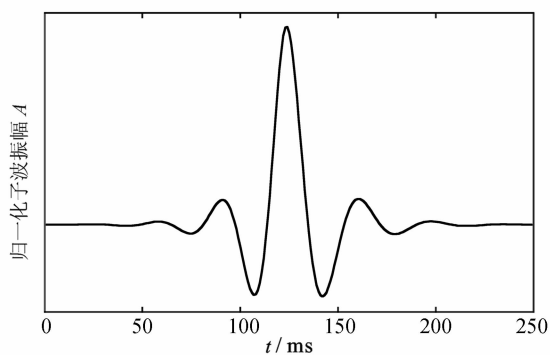


图 6 真实地震资料中提取的子波波形

Fig. 6 Seismic wavelet extracted from real seismic section

在实际地震资料的子波提取过程中,发现仅对单道 2000 ms 的数据进行子波提取时,某些地震道的子波提取易出现波形不稳定现象,分析认为是实际地震资料中反射系数序列分布偏离假设导致.对此,可将多道数据联合求解,以取得较为稳定的结果.图 6 是对实际地震剖面的若干记录道应用本文方法进行子波提取,并对参数进行平均后所得的子波.

7 结 论

本文采用的地震子波 ARMA 模型描述及其求解具有待定量少的优点,且 ARMA 模型累积量拟合方式的引入使其充分利用了地震记录的累积量信息,对地震记录中加性噪声的干扰具有极强的压制作用.在相同条件下,相对累积量矩阵方程法,累积量拟合方式有较强的数值稳定性,且不易受模型阶数超定的影响.但由于模型参数的未知性,其模型参数范围的确定较困难.为此,将累积量矩阵方程法与累积量拟合法相结合,弥补了两者各自单独使用的缺陷.理论分析和仿真实验表明,即使在短数据记录下,本文所用子波提取方法仍能较为准确地估计出非因果、混合相位的地震子波.

本文研究提出的基于线性化与非线性化相结合的精确定效的地震子波提取技术,理论研究和仿真表明该方法能够提高子波提取的准确性和求解的整体运算效率,为地震子波提取技术提供了一种新的理论方法.为提高地震资料处理的分辨率,尚需结合井震匹配、宽带约束反演等应用作进一步深入研究.

参考文献(References)

[1] 梁光河. 地震子波的时变与短程微曲多次反射. 石油物探,

1997, **36**(3):18~27

Liang G H. The time-variant seismic wavelet and the peg-leg multiple. *Geophysical Prospecting for Petroleum* (in Chinese), 1997, **36**(3):18~27

- [2] O'Doherty R F, Anstey N A. Reflections on amplitudes. *Geophysical Procpecting*, 1971, **19**:430~458
- [3] Banik N C, Lerche L, Shuey R T. Stratigraphic filtering, Part I: Derivation of the O' Doherty-Anstey formula. *Geophysics*, 1985, **50**(12):2768~2774
- [4] Serguei A, Zien H. The O' Doherty-Anstey formula and localization of seismic wave. *Geophysics*, 1993, **58**(5): 736~740
- [5] 张贤达. 现代信号处理(第二版). 北京:清华大学出版社, 2002. 263~308
- Zhang X D. Model Signal Processing (Second edition). Beijing: Tsinghua University Press, 2002. 263~308
- [6] Lazear G D. Mixed-phase wavelet estimation using fourth-order cumulants. *Geophysics*, 1993, **58**(7):1042~1051
- [7] Velis D R, Ulrych T J. Simulated annealing wavelet estimation via fourth-order cumulant matching. *Geophysics*, 1996, **61**(6): 1939~1948
- [8] 梁光河. 地震子波提取方法研究. 石油物探, 1998, **37**(1): 31~39
- Liang G H. On the methods of seismic wavelet extraction. *Geophysical Prospecting for Petroleum* (in Chinese), 1998, **37**(1):31~39
- [9] 唐 斌,尹 成. 基于高阶统计的非最小相位地震子波恢复. 地球物理学报, 2001, **44**(3):404~410
- Tang B, Yin C. Non-minimum phase seismic wavelet reconstruction based on higher order statistics. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 2001, **44**(3):404~410
- [10] 戴永寿,魏 磊,霍志勇. 基于高阶累积量的线性化子波提取方法研究. 中国石油大学学报, 2006, **30**(4):24~29
- Dai Y S, Wei L, Huo Z Y. Research on wavelet extraction via linear equation approach based on higher-order cumulant. *Journal of China University of Petroleum* (in Chinese), 2006, **30**(4):24~29
- [11] Giannakis G B, Swami A. On estimating non-causal non-minimum phase ARMA models of non-Gaussian process. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1990, **38**(3):478~495
- [12] 陈滨宁, 张贤达. 高斯 ARMA 噪声中非因果非最小相位系统的辨识. 电子学报, 1996, **24**(4): 24~28
- Chen B N, Zhang X D. Identification of a non-causal non-minimum phase system in a Gaussian ARMA noise. *Acta Electronica Sinica* (in Chinese), 1996, **24**(4):24~28
- [13] Tugnait J K. Parameter estimation for noncausal ARMA models of non-Gaussian signal via cumulant matching. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 1995, **43**(4): 886~893
- [14] 杨文采. 地球物理反演的遗传算法. 石油物探, 1995, **34**(1): 116~122
- Yang W C. Genetic algorithm for geophysical inversion.

- Geophysical Prospect for Petroleum* (in Chinese), 1995, **34**(1): 122~130
- [15] 师学明,王家映,易远元等. 一种新的地球物理反演方法—模拟原子跃迁反演法. 地球物理学报, 2007, **50**(1): 305~312
Shi X M, Wang J Y, Yi Y Y, et al. A study on the simulated atomic transition algorithm for geophysical inversion. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 2007, **50**(1): 305~312
- [16] 师学明,王家映,张胜业等. 多尺度逐次逼近遗传算法反演大地电磁资料. 地球物理学报, 2000, **43**(1): 122~130
Shi X M, Wang J Y, Zhang S Y, et al. Multi-scale Genetic Algorithm and its application in magnetotelluric sounding data inversion. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 2000, **43**(1): 122~130
- [17] 杨文采. 非线性地球物理反演方法:回顾与展望. 地球物理学进展, 2002, **17**(2): 255~261
Yang W C. Non-linear geophysical inversion methods: review and perspective. *Process in Geophysics* (in Chinese), 2002, **17**(2): 255~261
- [18] 王家映. 地球物理资料非线性反演方法讲座(一):地球物理反演问题概述. 工程地球物理学报, 2007, **4**(1): 1~3
Wang J Y. Lecture on non-linear inverse methods in geophysics(1): introduction to geophysical inverse problems. *Chinese Journal of Engineering Geophysics* (in Chinese), 2007, **4**(1): 1~3

(本文编辑 汪海英)