

岳碧波,彭真明,洪余刚等. 基于粒子群优化算法的叠前角道集子波反演. 地球物理学报, 2009, 52(12): 3116~3123, DOI:10.3969/j. issn. 0001-5733. 2009. 12. 021

Yue B B, Peng Z M, Hong Y G, et al. Wavelet inversion of pre-stack seismic angle-gather based on particle swarm optimization algorithm. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 2009, 52(12): 3116~3123, DOI:10.3969/j. issn. 0001-5733. 2009. 12. 021

基于粒子群优化算法的叠前角道集子波反演

岳碧波¹, 彭真明¹, 洪余刚², 邹文²

1 电子科技大学光电信息学院, 成都 610054

2 川庆钻探工程有限公司地球物理勘探公司, 成都 610213

摘 要 本文探讨了粒子群优化(PSO)算法在叠前地震角道集子波反演中的应用. 在基本最优 PSO 算法的基础上, 提出了对粒子更新速度进行平滑滤波的改进最优粒子群算法. 由于代表子波的粒子的维数较大, 如果粒子的各维元素相互独立, 将导致粒子速度更新紊乱, 影响搜索速度. 通过对粒子速度进行三点均值滤波, 加强了单个粒子各维元素的相互联系, 并防止了粒子速度逃逸, 使粒子更快地向有利于最优解的位置收敛. 该方法应用于叠前角道集子波的反演中, 取得了较好的子波反演效果, 证明了本文方法的有效性.

关键词 角道集子波, 叠前反演, 最优粒子群, 速度均值滤波, 全局优化

DOI:10.3969/j. issn. 0001-5733. 2009. 12. 021

中图分类号 P631

收稿日期 2008-12-29, 2009-12-02 收修定稿

Wavelet inversion of pre-stack seismic angle-gather based on particle swarm optimization algorithm

YUE Bi-Bo¹, PENG Zhen-Ming¹, HONG Yu-Gang², ZOU Wen²

1 School of Opto-Electronic Information, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China

2 CNPC Sichuan Petroleum Geophysical Prospecting Company, Chengdu 610213, China

Abstract A novel method for pre-stack seismic wavelet extraction based on particle swarm optimization (PSO) algorithm is presented in this paper. Under the framework of basic PSO algorithm, a mean filter is introduced for updating velocity of particles in order to obtain the inversion results of global optimal wavelet. Seismic wavelet vector is described in the form of particle that is composed of many elements. If elements of a certain particle are independent of others, the particle velocity updating will be in disorder, which will have an adverse effect upon the process of searching for the optimal moving trajectory of particles. Three-point mean filter is used in the process of particle velocity updating and in that way the relationship among the elements of a certain particle is strengthened, which avoid particle velocity shifting and particles converge to the optimal solution quickly. The proposed algorithm in this paper was successfully performed for wavelet extraction in real pre-stack seismic data, which demonstrates that the improved PSO algorithm is efficient and feasible in seismic wavelet inversion.

Keywords Angle-gather wavelet, Pre-stack inversion, Particle swarm optimization, Velocity mean filter, Global optimization

1 引言

随着油气资源勘探程度的提高,叠前地震反演技术的研究和应用得到了越来越多的关注.与叠后地震反演类似,叠前地震反演的结果对子波也同样具有很强的依赖性.在地震反演理论中,假定每一个确定的地震道的观测数据等于相应地震道上反射系数和子波的褶积,由观测数据反演反射系数,必须借助于子波的精确求取和描述.与叠后反演相比较,叠前反演中的精确子波提取对反演结果的意义更加重要.目前,叠前地震反演包括的内容较多,如弹性阻抗(EI)反演^[1,2]、叠前纵横波同步反演、AVO 三参数反演^[3]、叠前弹性参数反演、叠前多波联合反演^[4]等,但都可以归结于 AVO 反演的范畴.常见的叠前反演方法有加权叠加反演(最小二乘反演)^[5]、基于统计理论的贝叶斯反演^[6]及各种非线性反演(模拟退火法、神经网络法及粒子滤波法^[7]等).叠前反演及正演理论基础为 Zoeppritz 方程,待反演的模型参数(如纵横波速度、阻抗、密度、泊松比等)一般是基于水平层状介质假设下的地震道褶积模型,即与反射系数和子波有着密切的关系.与叠后反演不同的是,叠前反演完全是在叠前角道集上进行的,对道集内的每个人射角对应的地震道都需要提取相应的子波.因此,对叠前子波描述的精度将直接关系到叠前地震反演结果的稳定性和精度.

有关叠后地震子波提取方法研究的文献较多^[8~11].地震子波的提取也属于模型参数反演的一部分,其实质也是一个非线性反演的过程,用线性方法处理地震数据时,必须作很多的假设,将问题转化成线性问题.对于叠前数据,这种假设会因数据噪声、带限问题等造成反演结果的多解性和不稳定.近年来,随着计算手段的发展和人们对非线性算法的不断探索,非线性的优化算法在地震资料的处理中得到了越来越广泛的应用.粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization,以下简称 PSO 算法)^[12~16]是一种基于群体智能的全局优化算法.它规定无体积无质量的粒子作为个体,仿照生物的社会活动规则,为粒子群规定简单的行为规则,通过群体内个体间的相互协作与竞争,来实现对复杂问题空间中最优解的搜索.该算法的优点在于流程简单,算法参量简洁,无需复杂的调整,自提出以来就受到人们的关注,并广泛应用于各个领域,包括地球物理反演领域^[17,18].其中,王福昌等^[17]将粒子群优化算法应用

在主断层面的参数估计当中,给出了根据余震位置确定主断层面走向和倾角的粒子群算法,每个粒子代表一个二维参数.李刚毅等^[18]研究了利用原始的粒子群算法进行波阻抗反演,并通过单道的理论模型进行试算,取得了一定的效果.本文将 PSO 应用于叠前反演中的角道集子波提取,并在迭代求解的关键环节上,对 PSO 进行了改进,提高了运算效率和反演过程的稳定性,通过对空间的不断搜索,直到找到最满足条件的解元素(全局最优解),即为所期望的叠前角道集子波的最优近似.

2 叠前地震反演中的角道集子波

AVO 技术以 Zoeppritz 方程为基础,由于 Zoeppritz 方程数学上的复杂性和物理的非直观性,限制了它的应用.在实际的叠前地震反演中,人们常采用 Zoeppritz 方程的各种近似表达式^[19,20].Aki-Richard 方程就是一种 Zoeppritz 方程的近似线性化的表达式.

假设在某一水平分界面上上下为两种弹性介质,其 P 波速度分别为 α_1 和 α_2 ;S 波速度分别为 β_1 和 β_2 ;密度分别为 ρ_1 和 ρ_2 ;平面 P 波以 θ_1 角度入射到分界面上,透射角度为 θ_2 .为进一步简化方程,令 $\Delta\alpha = \alpha_2 - \alpha_1$, $\Delta\beta = \beta_2 - \beta_1$, $\Delta\rho = \rho_2 - \rho_1$, $\bar{\alpha} = \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{2}$, $\bar{\beta} = \frac{\beta_1 + \beta_2}{2}$, $\bar{\rho} = \frac{\rho_1 + \rho_2}{2}$, PP 波反射系数为 R_{pp} ,则 Aki-Richard 近似方程可以表示为

$$R_{pp}(\bar{\theta}) \approx \frac{1}{2} \sec^2 \bar{\theta} \left(\frac{\Delta\alpha}{\bar{\alpha}} \right) - 4\bar{\gamma}^2 \sin^2 \bar{\theta} \left(\frac{\Delta\beta}{\bar{\beta}} \right) + \frac{1}{2} (1 - 4\bar{\gamma}^2 \sin^2 \bar{\theta}) \left(\frac{\Delta\rho}{\bar{\rho}} \right), \quad (1)$$

其中, $\bar{\theta} = \frac{\theta_1 + \theta_2}{2}$ 为分界面的入射角与透射角的平均角度,且 $\bar{\gamma} = \frac{\bar{\beta}}{\bar{\alpha}}$.

Fatti 等^[21]重新整理了 Aki-Richard 近似方程,定义 R_α 、 R_β 和 R_ρ 分别表示 P 波速度反射系数、S 波速度反射系数和密度反射系数,满足 $R_\alpha = \frac{\Delta\alpha}{\bar{\alpha}}$, $R_\beta = \frac{\Delta\beta}{\bar{\beta}}$ 和 $R_\rho = \frac{\Delta\rho}{\bar{\rho}}$.则存在 $R_p = R_\alpha + R_\beta$ 和 $R_s = R_\beta + R_\rho$.于是 Aki-Richard 近似方程式(1)可以表示为

$$R_{pp}(\bar{\theta}) = \frac{1}{2} R_p \sec^2 \bar{\theta} - 4\bar{\gamma}^2 R_s \sin^2 \bar{\theta} + \frac{1}{2} R_\rho (4\bar{\gamma}^2 \sin^2 \bar{\theta} - \tan^2 \bar{\theta}). \quad (2)$$

Aki-Richard 近似方程表明,叠前地震道数据可以表示为用角度来描述的函数. 将原来利用偏移距描述的地震道转换为以角度表述的地震道会使问题的分析变得简单. 对于深层反射面,可以近似认为 $\theta = \theta_1 \approx \theta_2$, 以 $R_{pp}(\theta)$ 表示入射角度为 θ 的角度地震道的 PP 波反射系数,对应的子波为 W_θ , 实际地震记录为 S_θ , 由地震道褶积模型,可得下面的关系:

$$S_\theta = W_\theta * R_{pp}(\theta) + n(\theta), \quad (3)$$

即

$$S_\theta = \frac{1}{2}R_p * W_\theta \sec^2 \bar{\theta} - 4\bar{\gamma}^2 R_s * W_\theta \sin^2 \bar{\theta} + \frac{1}{2}R_p * W_\theta (4\bar{\gamma}^2 \sin^2 \bar{\theta} - \tan^2 \bar{\theta}) + n(\theta), \quad (4)$$

其中, $n(\theta)$ 为叠前地震道的噪声. 在测得 S_θ 和井旁道 $R_{pp}(\theta)$ 的各参数的情况下,反演式(4)就可以求得角度子波 W_θ .

3 基本粒子群优化算法原理

粒子群算法 (PSO) 是一种蒙特卡罗 (Monte Carlo) 优化算法,它将解空间中每一个可能的随机解视为可以学习和运动的粒子,大量的粒子组成粒子群. 单个粒子被假定是没有重量没有体积的微粒,并在搜索空间中以一定的速度运动. 粒子并不是相互独立的,粒子通过学习个体本身和群体的经验来调整飞行的速度方向,粒子所处的位置也在不断地更新,拓展搜索范围,粒子当前时刻的位置由前一刻的位置和当前速度来决定,直到有粒子最终到达最优的位置或搜索条件结束,此时粒子群获得的最好位置即为问题的最优解.

假设搜索空间由 M 个维数为 N 的粒子组成,在某一刻 n ,第 i 个粒子的位置可以表示为 $\mathbf{X}_i(n) = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,j}, \dots, x_{i,N})^T$, $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N$, 该粒子的速度为 $\mathbf{V}_i(n) = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,j}, \dots, v_{i,N})^T$, 该粒子经历的最好位置为 \mathbf{P}_i , 群体获得的最好位置为 \mathbf{g} . 由假设可知, \mathbf{P}_i 和 \mathbf{g} 都是 N 维的向量,并且随粒子的运动在不断地更新. 粒子在运动过程中的自我更新规则为

$$v_{i,j}(n+1) = \omega v_{i,j}(n) + c_1 \text{rand}_1() \times [p_{i,j}(n) - v_{i,j}(n)] + c_2 \text{rand}_2() \times [g_{i,j}(n) - v_{i,j}(n)], \quad (5)$$

$$x_{i,j}(n+1) = x_{i,j}(n) + v_{i,j}(n+1), \quad (6)$$

其中, ω 为惯性权重; c_1 和 c_2 为加速度权重常量,满足 $c_1, c_2 \in (0, 2)$, c_1 为粒子自身的加速度权重,代表

粒子向自己经验的学习, c_2 为全局加速度权重,代表粒子向群体经验的学习; $\text{rand}_1()$ 和 $\text{rand}_2()$ 为当前时刻产生的随机数,并且有 $\text{rand}_1() \sim U(0, 1)$, $\text{rand}_2() \sim U(0, 1)$, $\text{rand}_1()$ 与 $\text{rand}_2()$ 相互独立.

惯性权重 ω 的作用是控制前一刻的速度对当前时刻速度的影响,众多的文献^[15,16]讨论了 ω 的值对粒子运动的影响,当 ω 较小时,粒子容易陷入局部最优,当 ω 较大时,粒子可以跳出局部极值,但收敛速度比较慢,主要表现在粒子在目标位置的附近徘徊,而始终到不了目标位置. 假设 $\omega \in (\omega_{\min}, \omega_{\max})$, ($\omega_{\min}, \omega_{\max} > 0$), 粒子运动的最大时刻为 n_{end} , 则比较常用的 ω 的取值为^[15,16]

$$\omega(n) = \omega_{\max} - \frac{n(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{n_{\text{end}}}. \quad (7)$$

这样就保证了 ω 为 n 的减函数,起始时刻 ω 的取值较大,有利于粒子跳出局部极小值,寻求全局最优;随着时间 n 的增加, ω 逐渐变小,促使粒子向最优值靠近. 当 $\omega_{\min} = \omega_{\max} = 1$ 时,式(5)即为基本粒子群优化算法.

设适应度函数为 f ,第 i 个粒子在 n 时刻的适应度值为 $f(\mathbf{X}_i(n))$, $i = 1, 2, \dots, M, n = 0, 1, \dots, n_{\text{end}}$. 设计适应度函数 $f(\mathbf{X}_i(n))$ 的表达式,使其满足对于越接近目标的粒子适应度值就越大. 利用适应度函数,获得粒子的历史最好位置 \mathbf{P}_i 和粒子群的群体最好位置 \mathbf{g} ,

$$\begin{cases} \mathbf{P}_i = f(\mathbf{X}_i(n)), f(\mathbf{X}_i(n)) > f(\mathbf{X}_i(n')), \\ \quad (0 \leq n \leq n' \leq n_{\text{end}}) \\ \mathbf{g} = f(\mathbf{X}_i(n)), P_i > P_k, \\ \quad (i, k = 1, 2, \dots, M; i \neq k) \end{cases} \quad (8)$$

这样,通过比较单个粒子本身经历过的不同时刻的适应度函数值 $f(\mathbf{X}_i(n'))$, 获得该粒子的个体历史最好位置 \mathbf{P}_i ; 再比较当前时刻不同粒子的 $f(\mathbf{X}_i(n))$ 的值,从而获得此时粒子群的群体最好位置 \mathbf{g} .

4 利用 PSO 反演叠前纵波角度子波

采用确定性的办法反演叠前地震道角度子波,即已知井旁道的反射系数 $R_{pp}(\theta)$ 和地震记录 S_θ , 求子波序列 W_θ , 三者满足关系式(3). 本文规定 $R_{pp}(\theta)$ 、 S_θ 和 W_θ 均为列向量. 叠前道集以不同炮检距数据记录,而方程(2)和(3)中只有角度,对不同的炮检距需要换算成以入射角度为变量的函数. 我们用射线追

踪法完成了炮检距道到角度道的映射,并以一定的角度步进,建立以入射角表示的反射系数 $\mathbf{R}_{pp}(\theta)$. 下面以某单个角度 θ 为例,描述粒子群算法的子波反演办法.

4.1 适应度计算

假设粒子群数目为 M ,角度为 θ 的地震道对应的子波的长度为 N ,每个粒子的位置代表一个可能的子波序列,即每个粒子的维数为 N . 第 $i(i=1,2,\dots,M)$ 个粒子 \mathbf{X}_i 在 n 时刻搜索到的子波为 $\mathbf{W}_{\theta i}(n)$,即 $\mathbf{X}_i(n) = \mathbf{W}_{\theta i}(n)$. 利用最小二乘误差原理,假设真实的子波为 \mathbf{W}_{θ} ,则搜索得到的子波 $\mathbf{W}_{\theta i}(n)$ 越接近真实的子波 \mathbf{W}_{θ} , $[\mathbf{S}_{\theta} - \mathbf{R}_{pp}(\theta) * \mathbf{W}_{\theta i}(n)]^T [\mathbf{S}_{\theta} - \mathbf{R}_{pp}(\theta) * \mathbf{W}_{\theta i}(n)]$ 的值就越接近于零. 于是可以定义 \mathbf{X}_i 的适应度函数为

$$f(\mathbf{X}_i(n)) = f(\mathbf{W}_{\theta i}(n)) = \frac{1}{[\mathbf{S}_{\theta} - \mathbf{R}_{pp}(\theta) * \mathbf{W}_{\theta i}(n)]^T [\mathbf{S}_{\theta} - \mathbf{R}_{pp}(\theta) * \mathbf{W}_{\theta i}(n)] + 1}, \quad (9)$$

式中的分母加上 1 是为了调节适应度函数 $f(\mathbf{X}_i(n))$, 使 $0 < f(\mathbf{X}_i(n)) < 1, f(\mathbf{X}_i(n)) \in \mathbf{R}$. 这样,粒子搜索到的子波 $\mathbf{W}_{\theta i}(n)$ 越接近真实的子波 \mathbf{W}_{θ} , 该粒子的适应度值就越大.

4.2 速度约束处理

粒子的速度对调节粒子的位置起着重要的作用,速度过快,会导致粒子飞过最好位置,错过最优解,粒子在最佳位置附近徘徊而长时间不能到达最佳位置;速度过慢,可能会使粒子飞不出局部极小值的波谷,而得不到局部最优解. 许多的文献^[17,22] 采用对粒子速度的取值范围作限制的办法来对其进行约束. 规定粒子速度 $v_{i,j}(n) \in [-V_{\max}, V_{\max}]$, $v_{i,j}(n)$ 的取值方式为

$$v_{i,j}(n+1) = \begin{cases} V_{\max}, v_{i,j}(n+1) \geq V_{\max} \\ -V_{\max}, v_{i,j}(n+1) \leq -V_{\max} \end{cases} \quad (10)$$

通过这种约束,可以对粒子的速度起到一定的调节作用,但对算法加入了过多的人为干预,而且,在子波的反演过程中我们发现这种办法并没有起到明显的作用,原因是粒子的速度变化范围太大.

由于每个粒子对应一个可能的子波序列,则粒子的每个元素唯一对应于相应子波的一个采样点. 构成子波的采样值不可能是杂乱无章的,而是有规律的. 粒子位置的取值和该粒子的适应度值是一致的,因为适应度值越大的粒子位置越接近于真实的子波序列,其位置的数据波形也一定接近于子波的波

形,真实子波的波形是一定的,则适应度越大的粒子位置的取值也就应该更加稳定,而不应该出现粒子位置向量的个别元素的取值偏离整体规律,导致波形变坏的现象. 基于这些经验,本文采用三点均值滤波的办法处理粒子的速度.

假设粒子 X_i 在 n 时刻的速度为 $V_i(n)$,粒子的维数为 N ,该粒子速度的第 $j(1 < j < N)$ 个元素为 $v_{i,j}(n)$. 取

$$v_{i,j}(n) = \begin{cases} v_{i,1}(n), j = 1 \\ \frac{v_{i,j-1}(n) + v_{i,j}(n) + v_{i,j+1}(n)}{3}, \\ 1 < j < N \\ v_{i,N}(n), j = N \end{cases} \quad (11)$$

通过对粒子更新速度的均值滤波,可以将脱离了粒子大多数元素取值的变化规律的元素拉回到正常的轨道上来,这样不仅调节了粒子的速度,减小了异常速度对粒子搜索的影响,而且使粒子搜索到的子波加速收敛,因此,可以加快粒子的搜索速度.

4.3 PSO 角度子波反演的实现步骤

对于某个固定的入射角度 θ ,本文建立适应于子波提取的适应度函数(9)和对粒子速度的滤波约束方法,PSO 算法提取子波的步骤为

① 设置算法的参数 $w_{\min}, w_{\max}, c_1, c_2$ 和运算最大次数 num. 本文取 $c_1 = 1.8, c_2 = 2, w_{\min} = 0.4, w_{\max} = 0.94$;

② 在满足控制变量约束条件下随机赋予粒子群中每个粒子初始速度和初始位置;

③ 对群体中的每个粒子,利用式(9)计算它们的适应度值,再利用式(8),找到每个粒子经历的最好位置 \mathbf{P}_i 和群体经历的最好位置 \mathbf{g} ;

④ 按式(11)对粒子速度进行约束处理;

⑤ 利用式(5)、(6)和(7)更新粒子速度和位置;

⑥ 判断运算结束条件,若不满足结束条件,则 $n = n + 1$,并执行步骤③;若满足结束条件,则执行步骤⑦;

⑦ 输出最优位置 \mathbf{g} .

由于单个粒子所处的位置即是该粒子搜索到的子波序列,步骤⑦求取的粒子群最优位置 \mathbf{g} 即为粒子群搜索得到的最优的子波.

5 角度子波反演及应用实例分析

为了验证本文提出的改进 PSO 算法的有效性,

我们将 PSO 算法提取叠前角度子波的方法应用于实际资料. 选取角度为 12° 的叠前地震道为例, 探讨利用 PSO 算法的叠前角度子波的反演方法. 地震数据来源于川东北地区某区块, 数据已经过叠前时间偏移和 NMO 处理.

为便于对比, 我们分三种情况分别提取了一组角度子波, 子波的长度均为 100 ms, 采样间隔为 2 ms.

(1) 粒子速度未作任何处理, 粒子群数量为 500, 迭代次数为 100;

(2) 限制粒子速度范围在 $[-100, 100]$, 粒子群数量为 500, 迭代次数为 500;

(3) 采用粒子速度三点均值滤波的方法得到的子波, 粒子群数量为 500, 迭代次数为 100.

三种情况下反演的子波波形分别如图 1a、1b 和 1c 所示. 反演出图 1a 子波, 平均运算时间为 4 s, 子波最大振幅值为 7.1707×10^4 , 得到的子波波形还未形成, 效果很差; 反演出图 1b 子波, 平均运算时间为 19 s, 获得的子波最大振幅值为 7.8823×10^4 , 结果很不稳定, 多次运算反演结果相差很大, 主峰比较明显, 但主峰两边波形杂乱, 起伏不定; 反演出图 1c 子波, 平均运算时间为 13 s, 获得的子波最大振幅值为 7.9536×10^4 , 结果稳定, 多次的运算结果完全一样.

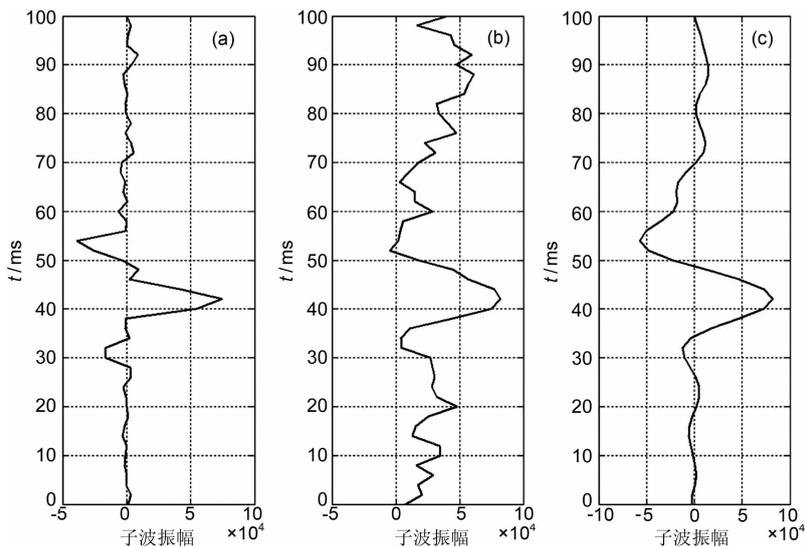


图 1 三种 PSO 算法反演的子波

Fig. 1 Wavelets estimation using three kinds of PSO algorithm

从直观上看, 采用对速度均值滤波的办法会增加算法的运算量, 降低运算速度, 比较图 1a 和 1c 曲线, 发现事实并非如此. 在反演图 1a 和图 1c 两组子波的过程中, 粒子的数量相同, 迭代次数一样, 使用粒子速度未作任何处理的 PSO 算法得到的子波波形很差, 基本还未定型, 而采用粒子速度三点均值滤波的 PSO 算法得到的子波波形很光滑, 而且已经稳定. 比较图 1b 和图 1c 可以明显看到, 在反演中, 采用对粒子速度均值滤波的办法比采用限制粒子速度取值范围的办法得到的子波效果要好很多, 而且, 前者所需的迭代次数要少很多, 运算时间短. 原因是 PSO 算法的运算过程其实是对随机解空间的搜索过程, 搜索过程中存在许多不确定性. 使用均值滤波器对粒子速度滤波, 调整了粒子速度向量中与整体不一致的异常部分, 防止了因粒子受外界的干扰或搜索到的不合理的值对粒子运动的影响, 使粒子运动更稳定, 粒子的位置加快逼近目标位置, 搜索速度

反而快. 采用限制粒子速度取值范围的办法在子波反演中没有取得很好的效果, 这是由反演的具体应用环境决定的. 观察粒子的速度变化特点, 粒子速度的初始值为取值在 $0 \sim 1$ 之间的随机数, 在未对粒子速度作任何处理的情况下, 粒子的速度变化范围非常大. 在运算初期, 粒子速度更新值的最大值在 10^2 数量级, 在迭代将近结束时速度更新值的最小值在 10^{-3} 数量级. 这一点不难理解, 粒子的起始位置为取值为 $0 \sim 1$ 之间的随机数, 而要搜索的目标子波的最大值是 10^4 数量级的数, 因此, 粒子起始速度非常大; 在搜索后期, 粒子已基本锁定解的范围, 大部分的工作是在微调自己的位置, 所以, 速度变化很小. 在如此大的变化范围内限制速度取值, 是很难取得预期的效果的.

仔细观察图 1 中的三条曲线, 不难发现, 三条曲线的趋势是一致的, 说明在这三种情况下, 算法都已经搜索到了目标位置的大致位置. 它们搜索结果的

差异表明了对粒子速度的不同处理,运算的效率是不一样的.如果说粒子利用群体最优位置更新自己的速度是向群体学习,从而使自己的运动与群体运动方向一致,那么,对粒子的速度滤波可以认为是粒子在智能地调整自己的飞行姿态,使各部分运动器官动作协调一致.

合成地震记录与实际地震记录的吻合程度可以

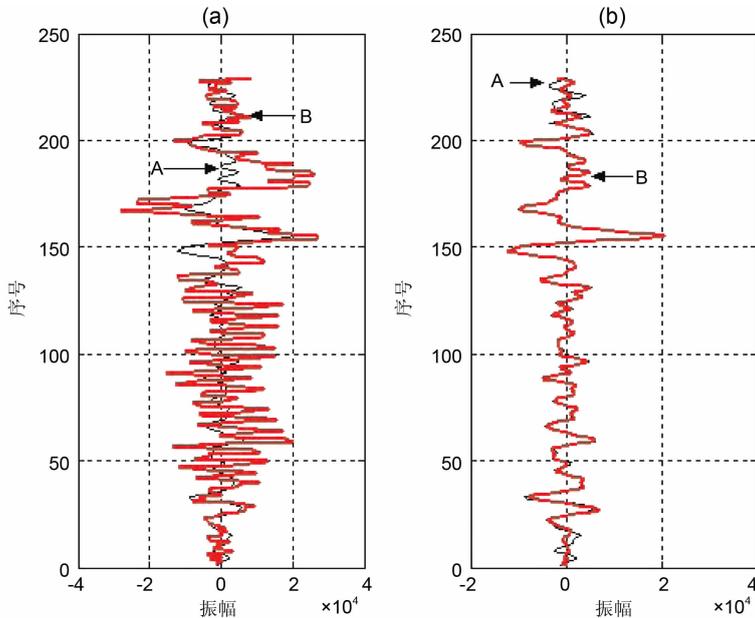


图2 实际地震记录与合成的地震记录

Fig. 2 Real seismic record versus synthetic seismogram

从图2中可以看出,图2a中的A与B两条曲线差别很大,A和B的相关系数为0.4507,B曲线基本不能表征实际地震记录的信息.图2b中的A与B两条曲线的主体部分完全吻合,只是合成记录B的两端过早地收敛于零值附近,而与实际地震记录有些差别,A和B的相关系数为0.9679,这表明,本方法提取的子波已经非常接近于真实的子波.

图3为从井旁道提取的叠前角道集子波,反演目标层的角度范围为 $0^\circ \sim 24^\circ$,规定角度步进为 3° .

对相应的目标层(1800~2400 ms)利用反演出的角度子波与井旁道的地震数据做合成记录,并与实际的地震记录作差值比较,结果如图4所示.其中图4a代表井旁道反演目标层的实际叠前地震记录,图4b代表利用反演得到的角度子波集与井旁道地震数据的目标层的合成记录,图4c为图4a与4b中对应角度的地震记录的差值,三组数据波形的幅值比例尺是一样的.从图3与图4可以看出,反演出的

表征反演结果的好坏.将图1b和1c表示的子波分别与该角度下的井旁道反射系数(利用测井数据计算)做合成记录,并分别与实际的叠前地震道作比较.结果如图2所示,其中图2a中的A曲线为实际的叠前地震记录,B曲线为利用图1b组子波合成的地震记录;图2b中的A曲线为实际的叠前地震记录,B曲线为利用图1c组子波合成的地震记录.

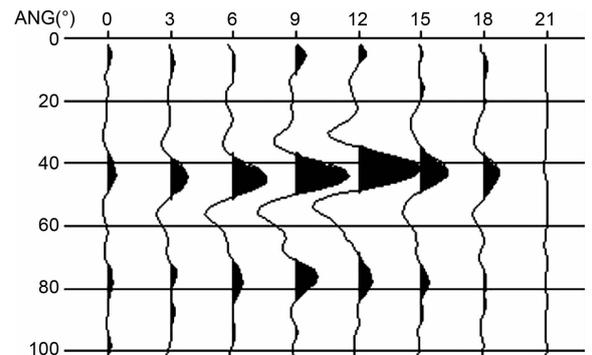


图3 反演的角道集子波

Fig. 3 Angle-gather wavelet estimation

角度子波幅值的变化趋势与实际地震记录的波形幅值的变化趋势是一致的.从图4中亦可以看出,随着入射角的增大,合成的误差越大,入射角在 $15^\circ \sim 24^\circ$ 范围内的3个地震道的误差最大.在目标层 21° 角度地震道处,实际地震记录的值比较小,导致图4b中的 21° 角度地震道处地震数据波形起伏不明显,误差较大.

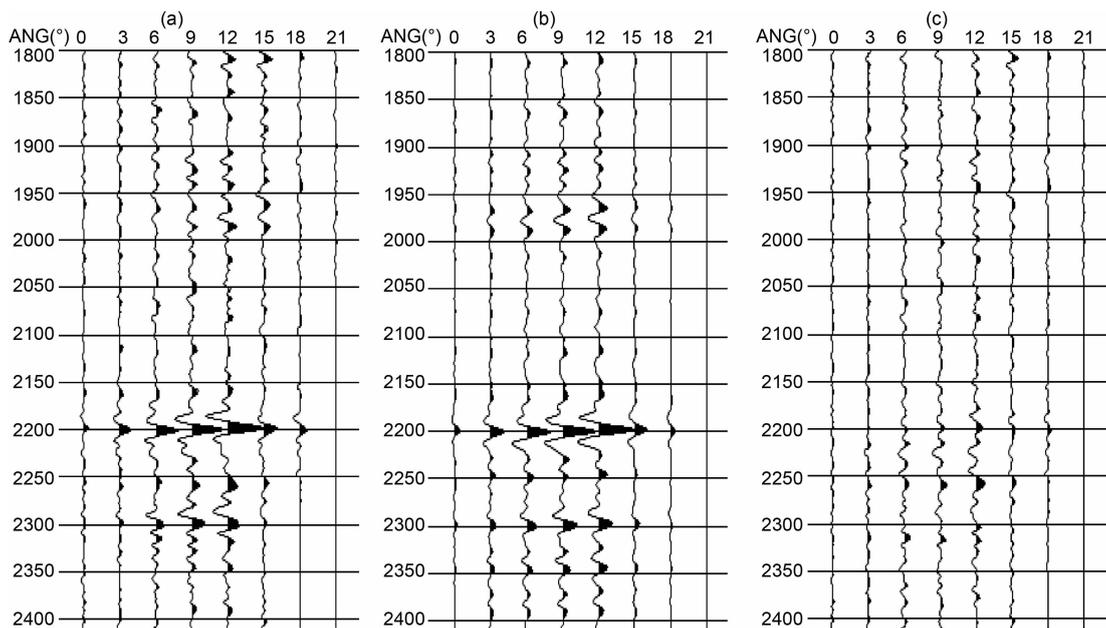


图 4 实际叠前地震道与合成地震道的比较

Fig. 4 Real pre-stack seismic record versus synthetic seismogram

6 结 论

PSO 算法是一种优良的智能蒙特卡罗算法,其算法简洁,参数设置灵活. 尽管非线性算法在地震反演中的重要性已得到越来越多人的重视,但 PSO 算法在地震反演中的应用并不多见. 本文将该算法应用到叠前地震道的子波提取当中,并针对叠前地震反演的特殊应用环境,对基本算法作了适当的改进,首次提出了对粒子速度采用均值滤波的方式加以约束. 通过对实际地震资料的处理,证明该方法不仅可以有效地防止粒子速度逃脱,而且提高了粒子群的搜索效率,使搜索得到的最后结果波形光滑稳定. 这一成功的应用表明 PSO 算法应用于地震反演是完全可能的.

参考文献 (References)

- [1] Connolly P. Elastic impedance. *The Leading Edge*, 1999, **18**(4):438~452
- [2] 彭真明,李亚林,梁波等. 叠前弹性阻抗在储层气水识别中的应用. *天然气工业*, 2007, **27**(4):43~45
Peng Z M, Li Y L, Liang B, et al. Application prestack elastic impedance inversion in gas and water recognition of the reservoir. *Natural Gas Industry* (in Chinese), 2007, **27**(4):43~45
- [3] Downton J E. Seismic parameter estimation from AVO inversion [Ph. D. thesis]. Calgary: Calgary Univ., 2005
- [4] Margrave G F, Stewart R R, Larsen J A. Joint PP and PS

seismic inversion. *The Leading Edge*, 2001, **20**(9):1048~1052

- [5] Smith G C, Gidlow P M. Weighted stacking for rock property estimation and detection of gas. *Geophysical Prospecting*, 1987, **35**:993~1014
- [6] Buland A, More H. Bayesian linearized AVO inversion. *Geophysics*, 2003, **68**(1):185~198
- [7] 彭真明,李亚林,魏文阁等. 粒子滤波非线性 AVO 反演方法. *地球物理学报*, 2008, **51**(4):1218~1225
Peng Z M, Li Y L, Wei W G, et al. Nonlinear AVO inversion using particle filter. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 2008, **51**(4):1218~1225
- [8] Mirko B. Time-varying wavelet estimation and deconvolution by kurtosis maximization. *Geophysics*, 2008, **73**(2):V11~V18
- [9] Mirko B, Pham D T. Robust wavelet estimation and blind deconvolution of noisy surface seismic. *Geophysics*, 2008, **73**(5):V37~V46
- [10] 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
- [11] 夏洪瑞,周开明,黄桥等. 波阻抗反演技术中空变子波的求取. *石油物探*, 2002, **41**(4):470~474
Xia H R, Zhou K M, Huang Q, et al. Calculation of spatial-variant wavelet in acoustic impedance inversion. *Geophysical Prospecting for Petroleum* (in Chinese), 2002, **41**(4):470~474
- [12] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory. In: Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science.

- Piscataway, NJ:IEEE Service Center, 1995. 39~43
- [13] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization. In: Proc. IEEE Intel. Conf. on Neural Networks. Piscataway, NJ:IEEE Service Center,1995. 1942~1948
- [14] Maurice Clerc, James Kennedy. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002,**6**(1):58~73
- [15] Arummam M S, Murthy G, Rao M V C, et al. A novel effective particle swarm optimization like algorithm via extrapolation technique. In: Proceeding of IEEE International Conference on Intelligent and Advanced Systems 2007, Kuala Lumpur, Malaysia, Nov. 2007. 516~521
- [16] Zhang Z, Lu C. Application of improved particle swarm optimizer to vehicle routing and scheduling problems. In: Proceedings of IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services, Nanjing, China, 2007. 1150~1151
- [17] 王福昌,王永革,胡顺田. 粒子群算法在主震断层参数估计中的应用. *地震研究*,2008,**31**(2):149~153
Wang F C, Wang Y G, Hu S T. Application of particle swarm optimization to the estimation of mainshock fault plane parameters. *Journal of Seismological Research* (in Chinese), 2008, **31**(2): 149~153
- [18] 李刚毅,蔡涵鹏. 基于粒子群优化算法的波阻抗反演研究. *勘探地球物理进展*,2008,**31**(3):187~191
Li G Y, Cai H P. Impedance inversion research based on Particle Swarm Optimization. *Progress in Exploration Geophysics* (in Chinese), 2008,**31**(3):187~191
- [19] Aki K I, Richards P G. Quantitative Seismology. New York: W. H. Freeman and Co., 1980. 226~308
- [20] Shuey R T. A simplification of the Zoeppritz equations. *Geophysics*, 1985, **50**(3): 609~614
- [21] Fatti J L, Smith G C, Vail P J, et al. Detection of gas in sandstone reservoirs using AVO analysis: a 3-D seismic case history using the Geostack technique. *Geophysics*, 1994, **59**(9): 1362~1376
- [22] 李恒建,尹忠科,张家树等. 基于混沌变异粒子群优化算法的图像稀疏分解. *西南交通大学学报*,2008,**43**(4):509~513
Li H J, Yin Z K, Zhang J S, et al. Image sparse decomposition base on Particle Swarm Optimization with chaotic mutation. *Journal of Southwest Jiaotong University* (in Chinese), 2008,**43**(4):509~513

(本文编辑 何 燕)