

优化的多震源最小二乘逆时偏移

李庆洋*^① 黄建平^① 李振春^① 李娜^② 李闯^①

(^①中国石油大学(华东)地球科学与技术学院,山东青岛 266580; ^②中国石化中原油田分公司物探研究院,河南濮阳 457001)

李庆洋,黄建平,李振春,李娜,李闯. 优化的多震源最小二乘逆时偏移. 石油地球物理勘探,2016,51(2):334-341.

摘要 最小二乘逆时偏移相比于常规偏移具有较大优势,但计算量过大限制了其推广、应用;相位编码技术通过将多炮数据组合成一个超道集,可有效提高计算效率、压制串扰噪声,编码策略种类繁多,但缺少对比分析。为此,在实现多种编码策略最小二乘逆时偏移算法的基础上,通过模型试算,详细对比、分析了四种较为常用的编码策略(振幅编码、极性编码、随机时延编码、平面波编码),并将随机最优化思想推广到相位编码最小二乘逆时偏移中,提出了优化的相位编码最小二乘逆时偏移算法。该算法考虑了梯度的随机特性,即每次迭代的梯度都是之前迭代梯度的指数衰减加权平均,通过合并之前的信息,减小了梯度的随机波动。模型试算证实,优化的相位编码最小二乘逆时偏移算法比传统相位编码最小二乘逆时偏移方法收敛更快,可节省计算成本、提高计算效率。

关键词 最小二乘逆时偏移 相位编码 随机最优化 多震源

中图分类号:P631 **文献标识码**:A **doi**: 10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2016.02.017

1 引言

随着油气勘探、开发从构造油气藏转向岩性油气藏,对勘探、开发的精度要求逐渐提高^[1]。然而,现有的常规偏移成像方法还无法满足岩性油气藏勘探、开发的需求,究其原因是由于常规偏移算子是正演算子的共轭转置,而不是其逆算子^[2]。当地震数据采集不足或不规则、地下构造复杂以及波场带宽有限时,常规偏移方法只能对地下构造模糊成像^[3]。基于反演思想的最小二乘偏移(Least-Square Migration, LSM)相对于常规偏移来说,具有更高的成像分辨率、振幅保真性、均衡性以及可压制偏移噪声等优势,越来越受到人们的重视,已成为目前研究的热点之一^[4]。早期的最小二乘偏移主要基于射线理论^[5,6]和单程波理论^[7-10],近年来基于双程波理论的最小二乘逆时偏移(Least-Square Reverse Time Migration, LSRTM)^[11-13]得到了广泛关注,由于计

算量过于庞大限制了其进一步的推广应用。

由于LSM的计算量与炮数成线性关系,因而组合炮技术可有效节省计算量、提高计算效率。但是简单地将多炮叠加组合成一个或多个超道集,然后进行常规偏移成像,会产生较为严重的由不同道集相干项引起的串扰噪声耦合效应,即在偏移结果中存在偏移假象,无法获取高品质的偏移结果^[14]。

Romero等^[15]首次引入相位编码的概念以消除串扰噪声,给出了几种编码策略,并在逆时偏移算法中实现,取得了较好的效果。张叔伦等^[16,17]实现了基于平面波合成的单程波偏移算法,提高了计算效率。Krebs等^[18]将相位编码技术应用于全波形反演,得到了与传统方法相同质量的反演结果,而计算量减小了约一个数量级。随后,Tang^[19]和Dai等^[20]分别实现了基于相位编码的多震源LSM,有效降低了计算成本。Schuster等^[14]详细研究了相位编码的各种影响因素,建立了成像信噪比与编码函数的定量关系。Godwin等^[21]基于单程波偏移,

* 山东省青岛市黄岛区长江西路66号中国石油大学(华东)地球科学与技术学院,266580。Email:liqingyang.1988@163.com

本文于2014年12月1号收到,最终修改稿于2015年12月27日收到。

本研究受国家“973”项目(2014CB239006)、国家自然科学基金项目(41104069,41274124)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(14CX06072A)联合资助。

细致地对比、分析了各类编码方案。Huang 等^[22]和黄建平^[23]分别实现了基于频率分选编码的超道集 LSM,显著提高了成像收敛速度。Moghaddam 等^[24]通过研究发现,相位编码算法的目标泛函是真实目标泛函的随机无偏估计,其梯度也是如此。由于相位编码 LSM 的梯度是随机的,因而其步长也应该是随机的。然而,如今仍然采用与传统 LSM 算法相同的确定性最优化解法(最速下降法、共轭梯度法等)求解相位编码 LSM,忽略了梯度和步长的随机性。随机最优化解法是一类考虑了搜索方向随机性的迭代算法,主要有三种实现方案:一是加权平均之前的更新模型;二是加权平均之前的梯度;三是加权平均 Hessian 算子。Moghaddam 等^[24]将随机最优化解法应用于全波形反演,获得了较好的效果。

近期对相位编码的研究主要集中在射线类和单程波类的 LSM,对相位编码的 LSRTM 算法研究较少,且大多是关注一种编码方案,缺少横向的对比、分析。为此,本文在实现多种编码策略 LSRTM 算法的基础上,通过模型试算,详细对比、分析了四种较为常用的编码策略,并将随机最优化思想推广到相位编码 LSRTM 中,提出了优化的相位编码 LSRTM 算法。该算法考虑了梯度的随机特性,即每次迭代的梯度都是之前迭代梯度的指数衰减加权平均,通过合并之前的信息,减小了梯度的随机波动。模型试算证实,优化的相位编码 LSRTM 算法比传统相位编码 LSRTM 方法收敛更快,可节省计算成本、提高计算效率。

2 LSRTM 方法原理

2.1 线性化波动方程

二维常密度声波方程可表示为

$$s^2 \frac{\partial^2 p}{\partial t^2} = \frac{\partial^2 p}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 p}{\partial z^2} + f \quad (1)$$

式中: s 为慢度场; f 为震源项; p 为声压场。

将慢度场的平方 s^2 分解为背景慢度场平方 s_0^2 与扰动慢度场平方 Δs^2 的叠加,即

$$s^2 = s_0^2 + \Delta s^2 \quad (2)$$

由场的叠加原理可知,总波场 p 可理解为由背景介质产生的背景波场 p_0 和由扰动介质产生的扰动波场 p_s 叠加而成,即

$$p = p_0 + p_s \quad (3)$$

p 与 p_0 场都满足式(1),故将式(2)与式(3)分别代入式(1),并应用 Born 近似可得到 p_s 的控制方程

$$s_0^2 \frac{\partial^2 p_s}{\partial t^2} = \frac{\partial^2 p_s}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 p_s}{\partial z^2} - \Delta s^2 \frac{\partial^2 p_0}{\partial t^2} \quad (4)$$

式(4)即为线性化正演(反偏移)方程。为方便推导起见,可利用 Lippmann-Schwinger 方程将其写成算子的形式,即

$$p_s = \mathbf{L}m \quad (5)$$

式中: \mathbf{L} 为扰动波场的线性正演算子; $m = \Delta s^2$ 为模型参数。

由式(4)可以看出,求解扰动波场 p_s 需要已知对应时刻的背景波场 p_0 ,即在实际编程实现时,线性化正演(反偏移)过程需要求解两次正演方程:通过式(1)得到当前时刻的背景波场 p_0 ,然后再利用式(4)求得当前时刻的扰动波场 p_s 。因此扰动波场具有明确的物理意义,即扰动波场为由介质扰动与背景波场的相互作用形成的二次震源在背景介质中传播的场^[13]。

2.2 LSRTM 基本原理

基于反演的成像方法寻求最优的地下介质模型,从而使正演波场与观测波场残差的模最小,为一个最小范数问题。定义目标泛函为

$$J = \frac{1}{2} \|\mathbf{L}m - \mathbf{p}_{\text{obs}}\|_2^2 \quad (6)$$

式中: \mathbf{p}_{obs} 为观测记录; $\|\cdot\|_2$ 代表向量的 L_2 范数。

由式(6)可以求出真实反射模型的最小二乘解

$$m = (\mathbf{L}^* \mathbf{L})^{-1} \mathbf{L}^* \mathbf{p}_s \quad (7)$$

式中 \mathbf{L}^* 为 \mathbf{L} 的伴随算子。由于算子 $\mathbf{L}^* \mathbf{L}$ 比 \mathbf{L} 更为不适定,且求逆运算的计算量巨大,因此直接求解式(7)不可取,一般采用间接迭代类方法求解,如最速下降法、共轭梯度法等。

采用梯度导引类算法求解式(6),通过计算目标泛函关于模型参数的梯度,通过不断迭代修改成像结果。梯度表达式为

$$\mathbf{g} = \mathbf{L}^* (\mathbf{L}m - \mathbf{p}_{\text{obs}}) \quad (8)$$

由式(8)可以看出, \mathbf{L}^* 为逆时偏移算子,梯度的求取过程也是一个逆时偏移(RTM)过程,与常规 RTM 不同的是,求梯度时的反传波场为反偏移模拟数据与观测数据的残差。考虑到波场存储是 RTM 的一大瓶颈^[25],文中计算梯度时采用震源波场重建方法,即只在边界存储正传波场信息,反传时作为边界条件重构震源波场,从而大幅度降低了存

储量。

本文利用最速下降法求解目标泛函,其更新过程为

$$\begin{cases} m^{k+1} = m^k - \alpha^k P^k g^k \\ g^k = \mathbf{L}^* (\mathbf{L} m^k - \mathbf{p}_{\text{obs}}) \\ \alpha^k = \frac{(g^k)^* g^k}{(\mathbf{L} g^k)^* \mathbf{L} g^k} \end{cases} \quad (9)$$

式中: α^k 为第 k 次迭代的更新步长; g^k 为第 k 次迭代的梯度; P^k 为预处理算子,最优的预处理算子应为 Hessian 矩阵的逆,但计算量巨大,直接求取并不现实。本文利用背景波场的能量来近似 Hessian 矩阵的对角元素,在减少计算量的同时加速了收敛速度。

3 相位编码技术

3.1 传统相位编码算法

由于 LSRTM 的计算量与炮数成线性关系,因此可通过相位编码技术将多个炮组合成一个超道

集,可有效减小计算量。在此基础上应用共享存储并行编程(OpenMP)技术,可进一步提高计算效率。与静态编码技术相比,由于动态编码技术在迭代过程中动态地更新编码函数,并且不同迭代之间的串扰噪声是随机的,因而通过多次迭代可提高成像精度,并压制随机的串扰噪声。

简单地说,相位编码技术就是利用编码函数将多炮数据组合成一个超道集,然后对超道集做常规处理。超道集可表示为

$$\tilde{\mathbf{d}} = \sum_{s=1}^N E_s d_s = \sum_{s=1}^N E_s L_s m = \tilde{\mathbf{L}} m \quad (10)$$

式中: E_s 为编码函数(S 为炮号); L_s 为第 S 炮的正演算子; d_s 为第 S 炮的数据; $\tilde{\mathbf{d}}$ 为超道集; $\tilde{\mathbf{L}} = \sum_{s=1}^N E_s L_s$ 为超道集的正演算子。

与常规 LSRTM 相比,基于相位编码的 LSRTM 只需要修改线性正演算子和观测数据即可,其线性正演算子为 $\tilde{\mathbf{L}}$, 观测数据为 $\tilde{\mathbf{d}}_{\text{obs}}$, 具体计算流程如图 1 所示。

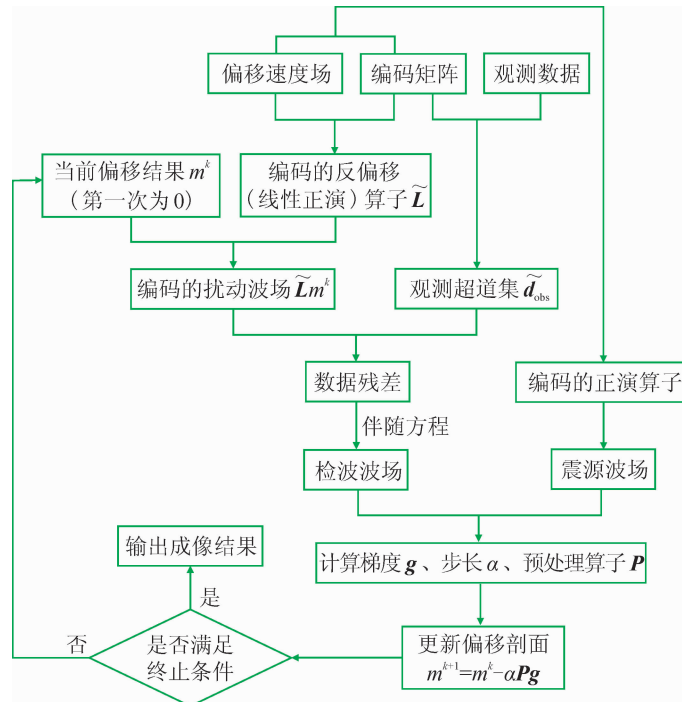


图 1 相位编码 LSRTM 计算流程图

3.2 几种编码函数

目前常用的编码函数有很多种,例如振幅编码、极性编码、随机时延编码、平面波编码、分频编码等。考虑到各类编码方案在实现 LSRTM 中的复杂度和

实用性,本文主要介绍前四种编码策略。

振幅编码函数为

$$E_s^k = \cos\left(\frac{2\pi S k}{\phi}\right) + \sin\left(\frac{2\pi S k}{\phi}\right) \quad (11)$$

式中: S 为当前炮号; k 为当前迭代次数; ϕ 为周期参数, 在此令其等于 300。

极性编码函数为

$$E_S^k = \frac{1}{\sqrt{N_{\text{nit}}}} \gamma(S, k) \quad (12)$$

式中: N_{nit} 为总迭代次数; γ 为随机的 ± 1 , 在每次迭代中随机生成。

随机时延函数为

$$E_S^k = U(-t_{\text{max}}, t_{\text{max}}) \quad (13)$$

式中: U 为均匀概率分布函数; t_{max} 为最大记录时间。

平面波编码方法为一种线性时延编码策略, 其时延函数为

$$E_S^k = \frac{\left(t_{\text{max}} - \frac{2kt_{\text{max}}}{N_{\text{nit}}}\right)S}{N_{\text{shot}}} - \frac{t_{\text{max}} - \frac{2kt_{\text{max}}}{N_{\text{nit}}}}{2} \quad (14)$$

式中 N_{shot} 为总炮数。

3.3 随机最优化相位编码技术

如前所述, 相位编码 LSM 的梯度是真实梯度的随机无偏估计, 由于其梯度是随机的, 因而其步长也应该是随机的。然而, 目前的相位编码 LSM 求解仍然采用与传统 LSM 算法相同的确定性最优化解法, 忽略了梯度和步长的随机性。本文将随机最优化思想推广到相位编码的 LSRTM 算法中, 通过加权平均之前的梯度, 从而减小了梯度的随机波动。

鉴于在当前的迭代次数下计算的梯度相比之前的迭代梯度更加准确, 因此简单的算术平均是不可取的, 文中采用指数衰减加权平均方案。优化后的梯度表达式为

$$\bar{g}^k = \frac{\sum_{i=k-n}^{i=k} e^{\alpha(i-k)} g^i}{\sum_{i=k-n}^{i=k} e^{\alpha(i-k)}} \quad (15)$$

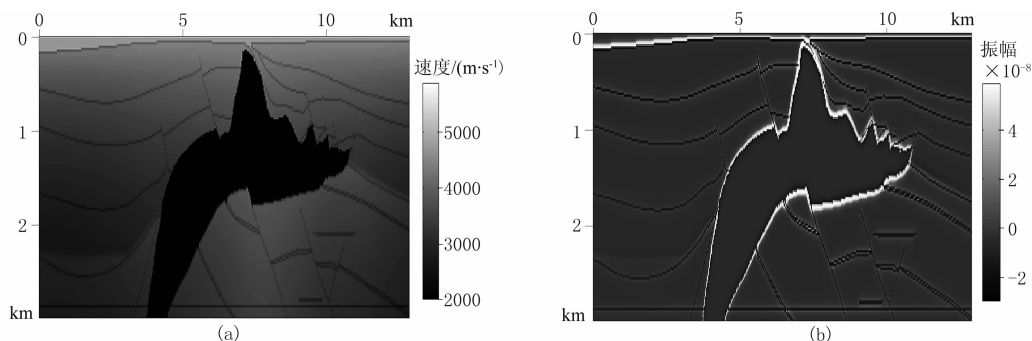


图 2 盐丘模型速度场(a)及扰动模型(b)

式中: n 为加权的前期迭代次数, 综合考虑效果和效率, 令其等于 10; α 为衰减因子, 取为 0.4, 在后续模型试算中说明了其取值依据。

4 模型试算

4.1 四种编码方式对比

本文以 SEG/EAGE 盐丘模型为例, 对比、分析四种相位编码方案的特点。图 2 为盐丘模型速度场及扰动模型。由图可见, 盐丘模型中存在高速异常体(图 2a), 通过对盐下弱照明区域的成像分析, 可以检验成像算法的优劣。利用动态编码技术将 320 炮数据组合为一个超道集, 分别利用四种相位编码 LSRTM 算法对盐丘模型进行成像试算。串扰矩阵定义为编码函数乘以其转置, 理想的串扰矩阵应为单位矩阵, 即不存在任何串扰噪声, 但由于一般迭代次数小于编码炮数, 因而串扰矩阵大多为近似单位矩阵(图 3a 左、图 3b 左、图 3c 左、3d 左)。图 3 为振幅编码、极性编码、随机时延编码和平面波编码的串扰矩阵、第 10 次和第 80 次迭代结果。由图可见: 在第 10 次迭代时, 四种编码方案的反演结果略有不同(图 3a 中、图 3b 中、图 3c 中、3d 中); 随着迭代次数增大到 80 次时, 四种编码策略的反演结果基本相同(图 3a 右、图 3b 右、图 3c 右、3d 右), 且低频噪声和低频串扰噪声都得到有效压制, 照明补偿效果明显, 盐下成像品质得到很大提高, 成像分辨率也较高, 验证了 LSRTM 的优势。图 4 为四种算法的模型残差曲线。由图可见, 在达到一定迭代次数后四种算法的模型残差趋于一致。考虑到几种算法实现的难易程度和不同迭代次数下的反演成像结果, 本文推荐采用极性编码, 后续的优化编码试算也都是基于极性编码方案。

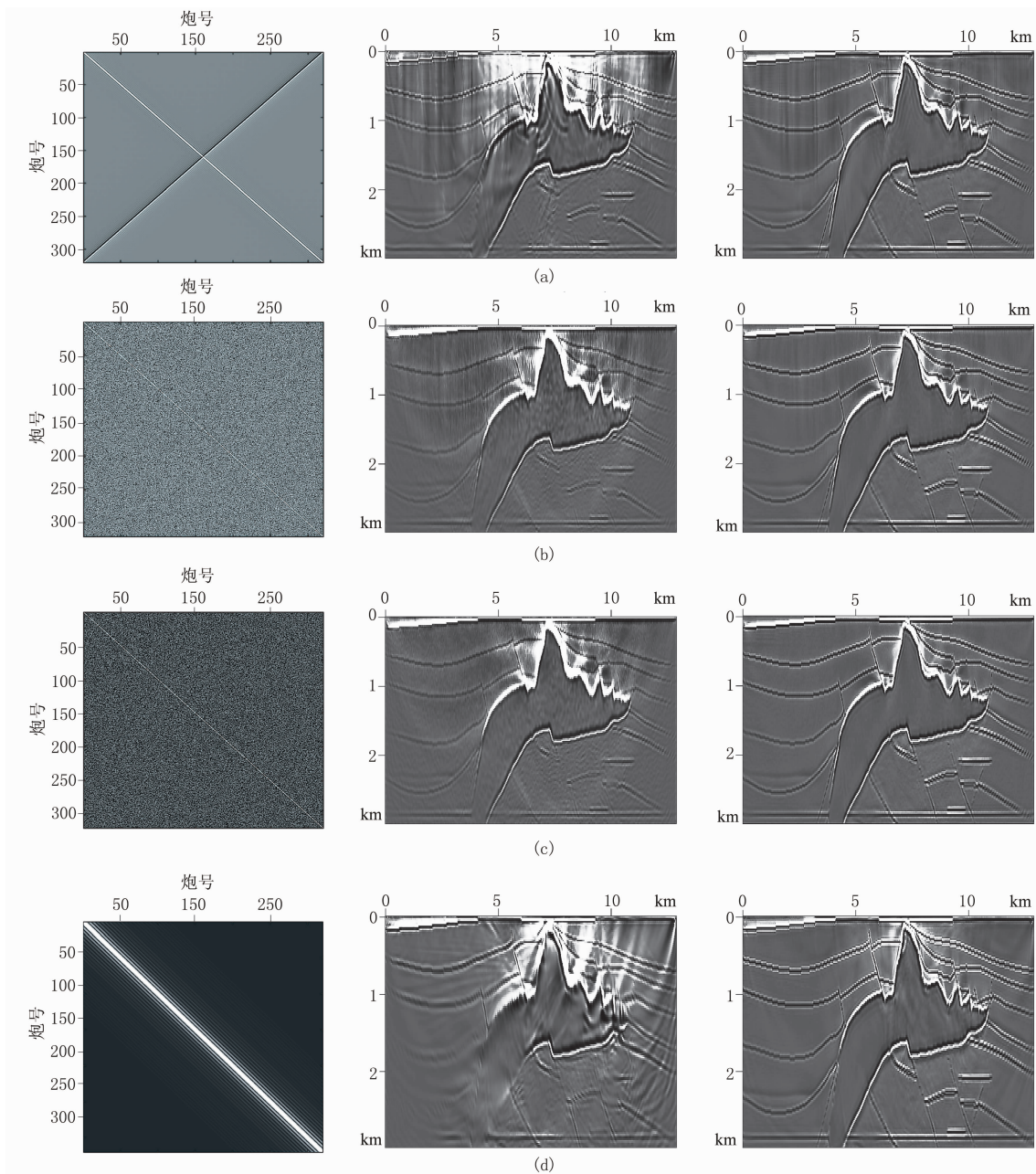


图 3 振幅编码(a)、极性编码(b)、随机时延编码(c)和平面波编码(d)的串扰矩阵(左)、第 10 次(中)和第 80 次迭代结果(右)
 横向网格点数为 645,纵向网格点数为 150,网格间距为 20m。在地表以 40m 间隔均匀分布 320 炮,每炮都以 645 个
 检波点全接收,震源为主频 18Hz 的雷克子波,时间采样间隔为 1.4ms,最大记录时间为 5600ms

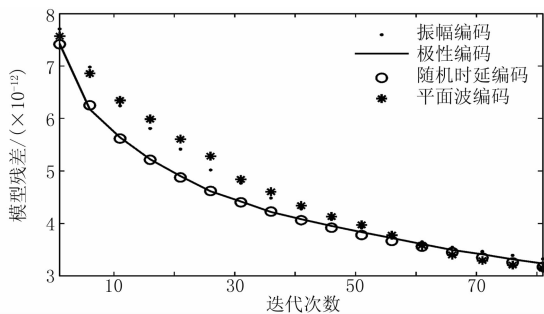


图 4 四种算法的模型残差曲线

4.2 随机最优化

以 SEG/EAGE 盐丘模型为例,验证随机最优化相位编码 LSRTM 算法的正确性和有效性,计算参数同图 3。图 5 为传统算法与随机最优化算法的第 10 次、第 30 次和第 80 次迭代结果。由图可见:两种算法的第 10 次迭代结果完全相同(图 5a 上、图 5b 上),这是由于本文的随机最优化算法的梯度是前 10 次迭代梯度的加权平均(即式(15)中 $n=10$),从第 11 次开始才有所改变;由两种算法在第 30 次和第 80 次的

成像结果可见,随机最优化算法的成像品质(图 5b 中、图 5b 下)较传统算法(图 5a 中、图 5a 下)有了明显改善,尤其在盐丘顶部,不仅成像分辨率得到提高,且低频噪声得到更好的压制。图 6 为数据残差曲线与模型残差曲线。由图可见,随机最优化算法的误差收敛更快,如在模型残差曲线(图 6b)中第 30 次的迭代收敛效果相当于传统算法第 80 次的迭代

收敛效果,即采用随机最优化算法所需迭代次数更少,从而可显著节约计算量、提高计算效率。

图 7 为最优化算法第 80 次迭代成像结果与真实慢度扰动曲线对比图。由图可见,成像曲线与真实扰动曲线基本吻合,即使在盐下弱照明区域都恢复得较好,从而达到了真振幅成像的目的,验证了随机最优化算法的合理性。

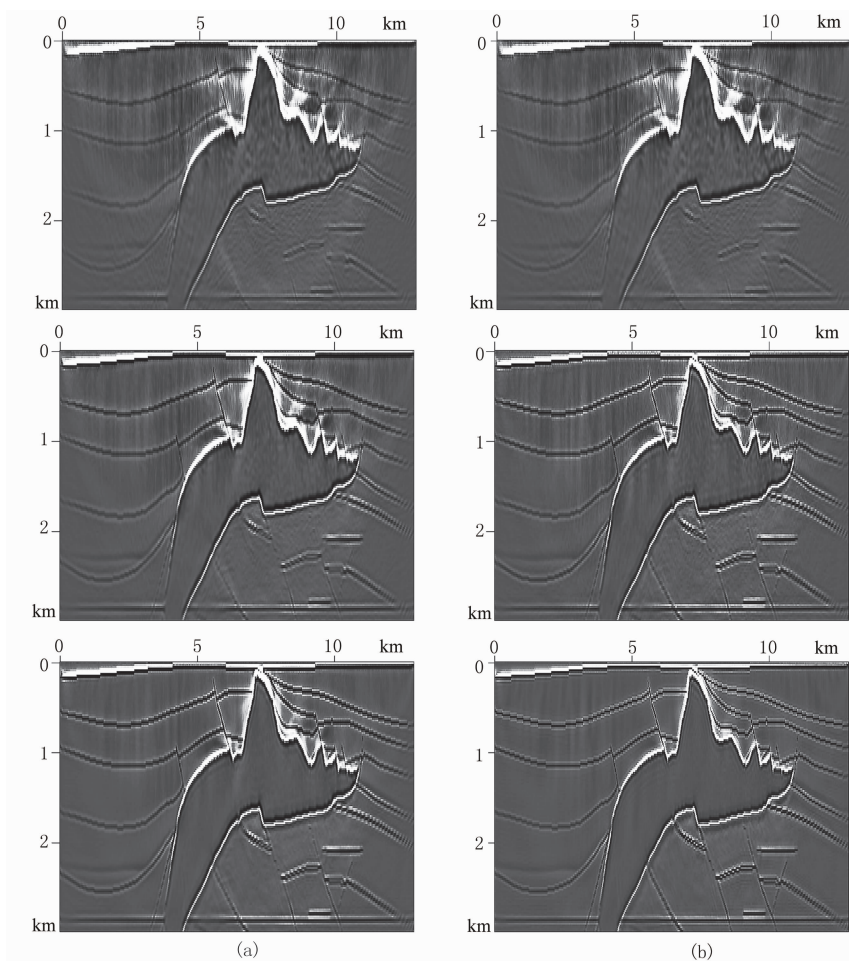


图 5 传统算法(a)与随机最优化算法(b)的第 10 次(上)、第 30 次(中)和第 80 次迭代结果(下)

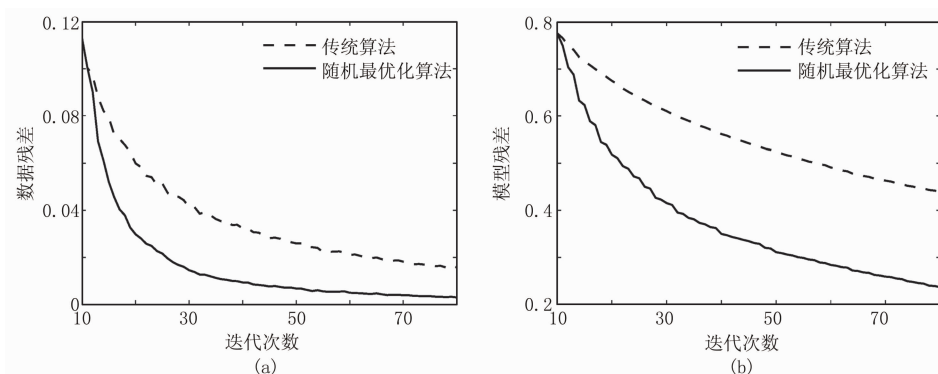


图 6 数据残差曲线(a)与模型残差曲线(b)

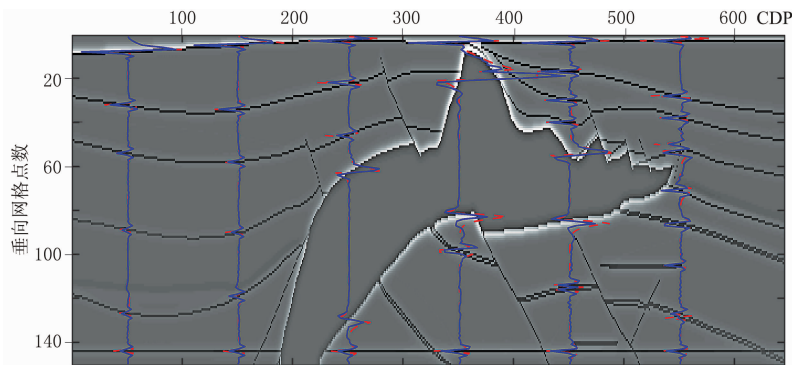


图7 最优化算法第80次迭代成像结果与真实慢度扰动曲线对比图
背景图片为真实慢度扰动图,红色曲线为真实慢度扰动曲线,蓝色曲线为成像曲线

下面定量分析式(15)中衰减因子 α 的取值依据。首先定义成像信噪比为

$$\text{SNR} = \frac{\|m_{\text{ref}}\|^2}{\|m_{\text{ref}} - m_{\text{lsrtm}}\|^2}$$

式中: m_{ref} 为真实模型; m_{lsrtm} 为随机最优化算法反演的成像结果。

由上式可以看出,当反演成像结果较好时,分母更小而分子不变,因此成像信噪比会增大。图8为不同迭代次数的成像信噪比随衰减因子变化曲线。由图可见,当 $\alpha=0.4$ 时成像信噪比在不同迭代次数下都较高,因此本文选取衰减因子为0.4。

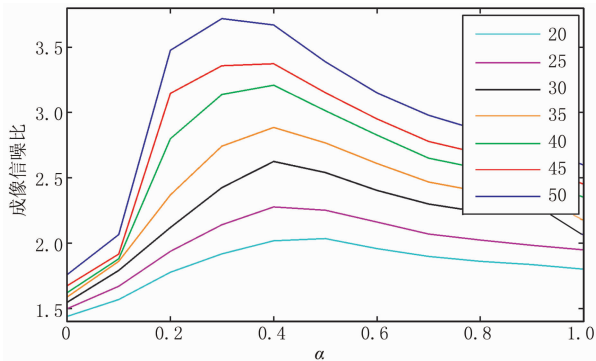


图8 不同迭代次数的成像信噪比随衰减因子变化曲线

5 结束语

(1)最小二乘偏移通过不断迭代优化,使偏移算子由正演算子的共轭转置逐步向其逆算子逼近,相比常规偏移能够较好地抑制偏移噪声,提高分辨率,得到振幅保真性和均衡性更好的成像结果,对岩性油气藏的勘探、开发具有一定现实意义。

(2)通过对比、分析振幅编码、极性编码、随机时延编码和平面波编码发现:四种编码在迭代次数较

小时,成像效果略有差异,极性编码和随机时延编码的效果相对较好;在迭代次数较大时,四种算法的反演成像效果基本相同。考虑到算法实现的难易程度和不同迭代次数下的成像效果,本文推荐采用极性编码。

(3)随机最优化算法考虑了梯度的随机特性,每次迭代的梯度都是之前迭代梯度的指数衰减加权平均,减小了梯度的随机波动,相比传统相位编码算法收敛更快,因而可节省计算成本、提高计算效率。

虽然本文提出的随机最优化算法仅研究了极性编码方式,但可以非常方便地推广到其他编码策略。在此基础上可研究如何将其推广到GPU等快速计算设备上,以期进一步提高计算效率;或研究预条件和正则化算子等,增加算法的稳定性并加快收敛速度。

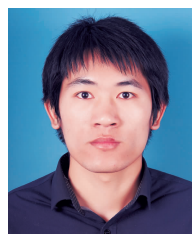
参考文献

- [1] 李振春. 地震偏移成像技术研究现状与发展趋势. 石油地球物理勘探, 2014, 49(1): 1-21.
Li Zhenchun. Research status and development trends for seismic migration technology. OGP, 2014, 49(1): 1-21.
- [2] Claerbout J F. Earth Soundings Analysis; Processing versus Inversion. Blackwell Scientific Publications, 1992.
- [3] 刘玉金, 李振春, 吴丹等. 局部倾角约束最小二乘偏移方法研究. 地球物理学报, 2013, 56(3): 1003-1011.
Liu Yujin, Li Zhenchun, Wu Dan et al. The research on local slope constrained least-squares migration. Chinese Journal of Geophysics, 2013, 56(3): 1003-1011.
- [4] Tarantola A. Linearized inversion of seismic reflection data. Geophysical Prospecting, 1984, 32(6): 998-1015.
- [5] Nemeth T, Wu C J, Schuster G T. Least-squares migration of incomplete reflection data. Geophysics,

- 1999, 64(1): 208-221.
- [6] 黄建平,李振春,孔雪等. 碳酸盐岩裂缝型储层最小二乘偏移成像方法研究. 地球物理学报, 2013, 56(5): 1716-1725.
Huang Jianping, Li Zhenchun, Kong Xue et al. A study of least-squares migration imaging method for fractured-type carbonate reservoir. Chinese Journal of Geophysics, 2013, 56(5): 1716-1725.
- [7] Kuehl H, Sacchi M D. Least-squares wave-equation migration for AVP/AVA inversion. Geophysics, 2003, 68(1):262-273.
- [8] 杨其强,张叔伦. 最小二乘傅里叶有限差分法偏移. 地球物理学进展, 2008, 23(2):433-437.
Yang Qiqiang, Zhang Shulun. Least-squares fourier finite-difference migration. Progress in Geophysics, 2008, 23(2):433-437.
- [9] 黄建平,薛志广,步长城等. 基于裂步 DSR 的最小二乘偏移方法. 吉林大学学报(地球科学版), 2014, 44(1):369-374.
Huang Jianping, Xue Zhiguang, Bu Changcheng et al. The study of least-squares migration method based on split-step DSR. Journal of Jilin University(Earth Science Edition), 2014, 44(1):369-374.
- [10] 周华敏,陈生昌,任浩然等. 基于照明补偿的单程波最小二乘偏移. 地球物理学报, 2014, 57(8):2644-2655.
Zhou Huamin, Chen Shengchang, Ren Haoran et al. One-way wave equation least-squares migration based on illumination compensation. Chinese Journal of Geophysics, 2014, 57(8): 2644-2655.
- [11] Dai W, Fowler P, Schuster G T. Multi-source least-squares reverse time migration. Geophysical Prospecting, 2012, 60(4): 681-695.
- [12] 黄建平,曹晓莉,李振春等. 最小二乘逆时偏移在近地表高精度成像中的应用. 石油地球物理勘探, 2014, 49(1): 107-112.
Huang Jianping, Cao Xiaoli, Li Zhenchun et al. Least square reverse time migration in high resolution imaging of near surface. OGP, 2014, 49(1):107-112.
- [13] 郭振波,李振春. 最小平方逆时偏移真振幅成像. 石油地球物理勘探, 2014, 49(1):113-120.
Guo Zhenbo, Li Zhenchun. True-amplitude imaging based on least-squares reverse time migration. OGP, 2014, 49(1):113-120.
- [14] Schuster G T, Wang X, Huang Y et al. Theory of multisource crosstalk reduction by phase-encoded statics. Geophysical Journal International, 2011, 184(3):1289-1303.
- [15] Romero L A, Ghiglia D C, Ober C C et al. Phase encoding of shot records in prestack migration. Geophysics, 2000, 65(2):426-436.
- [16] 张叔伦,孙沛勇. 基于平面波合成的傅里叶有限差分叠前深度偏移. 石油地球物理勘探, 1999, 34(1):1-7.
Zhang Shulun, Sun Peiyong. Prestack depth migration based on both plane wave synthesizing and Fourier finite difference. OGP, 1999, 34(1):1-7.
- [17] 张叔伦,孙沛勇. 快速面炮记录叠前深度偏移. 石油地球物理勘探, 2002, 37(4):333-338.
Zhang Shulun, Sun Peiyong. A fast pre-stack depth migration on areal shot records. OGP, 2002, 37(4): 333-338.
- [18] Krebs J R, Anderson J E, Hinkley D. Fast full-wavefield seismic inversion using encoded sources. Geophysics, 2009, 74(6):WCC177-WCC188.
- [19] Tang Y. Target-oriented wave-equation least-squares migration/inversion with phase-encoded Hessian. Geophysics, 2009, 74(6):WCA95-WCA107.
- [20] Dai W, Wang X, Schuster G T. Least-squares migration of multisource data with a deblurring filter. Geophysics, 2011, 76(5): R135-R146.
- [21] Godwin J, Sava P. A comparison of shot-encoding schemes for wave-equation migration. Geophysical Prospecting, 2013, 61(S1):391-408.
- [22] Huang Y and Schuster G T. Multisource least-squares migration of marine streamer and land data with frequency-division encoding. Geophysical Prospecting, 2012, 60(4):663-680.
- [23] 黄建平,孙隕松,李振春等. 一种基于分频编码的最小二乘裂步偏移方法. 石油地球物理勘探, 2014, 49(4): 702-707.
Huang Jianping, Sun Yunsong, Li Zhenchun et al. Least-squares split-step migration based on frequency-division encoding. OGP, 2014, 49(4):702-707.
- [24] Moghaddam P P, Keers H, Herrmann F J et al. A new optimization approach for source-encoding full-waveform inversion. Geophysics, 2013, 78(3):R125-R132.
- [25] 李庆洋,黄建平,李振春等. 伪深度域声波数值模拟方法及应用. 石油地球物理勘探, 2015, 50(2):283-289.
Li Qingyang, Huang Jianping, Li Zhenchun et al. Acoustic wave numerical simulation in pseudo-depth domain. OGP, 2015, 50(2):283-289.

(本文编辑:刘勇)

作者简介



李庆洋 博士研究生, 1988 年生; 2011 年毕业于中国石油大学(华东)地球物理专业, 获理学学士学位; 同年保送本校攻读固体地球物理学硕士学位, 于 2013 年获直攻博士资格, 进入本校地质资源与地质工程专业攻读博士学位。主要从事复杂介质地震波正演模拟与最小二乘逆时偏移成像方面的研究。