

文章编号: 1001-1749(2023)02-0169-08

基于 Poynting 矢量分解成像条件的 最小二乘逆时偏移

向 晨

(中国石化 石油物探技术研究院, 南京 211103)

摘要: 最小二乘逆时偏移在实现复杂介质高精度成像中有着巨大优势, 利用梯度引导方法进行迭代求解可以获取高分辨率的地震成像结果。然而由于梯度中含有严重的低频噪音, 影响着迭代收敛速度和最终的成像效果, 其实用性仍然存在挑战。这里利用 Poynting 矢量可以表示波的传播方向, 将地震波分离成上、下、左、右行波, 去除梯度中的低频噪音项, 构建一个新的梯度。相比于常规的最小二乘逆时偏移, 其计算增加量几乎可以忽略, 但是改善了梯度的质量和最后的成像效果, 模型试算结果也表明本文方法具有更好的保幅特性, 同时加快了收敛速度。

关键词: Poynting 矢量分解; 最小二乘; 逆时偏移; 低频噪音

中图分类号: P 631.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-1749.2023.02.05

0 引言

最小二乘逆时偏移 (LSRTM) 是将最小二乘反演的框架引入到逆时偏移中, 通过迭代求解出一个成像模型, 使得模拟数据和观测数据完美匹配, 是目前成像精度最高的偏移成像技术^[1-3]。与常规的逆时偏移相比, 最小二乘逆时偏移可以很好地压制低频噪音, 增强同相轴的均衡性, 改善了成像质量。随着计算机技术的进一步发展, 计算能力的进步, 最小二乘逆时偏移也得到了快速地发展。

最小二乘逆时偏移是对常规逆时偏移结果进行去模糊化, 即去除 Hessian 矩阵对常规逆时偏移成像的影响。但是由于 Hessian 矩阵的计算量巨大, 无法直接进行计算。目前最小二乘逆时偏移主要的发展方向, ① Hessian 矩阵的近似计算; ② 构建目标泛函进行迭代求解。地震波传播在高频近似假设下, 可以认为 Hessian 矩阵是对角占优矩阵, 用主对

角阵进行近似。Plessix 等^[4]给出了 Hessian 矩阵的 Green 函数形式; Ren 等^[5]在角度域实现了 Hessian 矩阵的近似计算。采用迭代的方法进行最小二乘逆时偏移, 不需要进行 Hessian 矩阵及其逆的求解, 大大减少了计算空间的使用。但是相对于其他的偏移方法, LSRTM 的计算量巨大, 是工业生产中所不能承受的。为了加快其收敛速度, 提高计算效率, 目前主要炮域编码和改善梯度的计算质量等方法^[6-11]; 李振春^[12]提出了基于先验模型约束的最小二乘逆时偏移, 在反演过程中, 先验信息的应用有助于避免反演陷入局部最小值, 并且可以提高收敛速度; 黄建平等^[13]提出了一种基于平面波静态编码的 LSRTM, 不仅仅提高了计算效率, 同时减少了常规平面波偏移过程中产生的串扰, 改善了保幅成像质量; Sirui Tan^[14]等人利用波场分离的成像条件实现最小二乘逆时偏移, 提高高角度断层的成像效果; 胡江涛^[15]提出了一种基于解析时间波场外推和波场分解的梯度构造方法来改善梯度质量; Yoon 等^[16]

收稿日期: 2021-12-08

基金项目: 国家自然科学基金企业创新发展联合基金(U19B6003)

第一作者: 向晨(1993-), 男, 硕士, 主要从事地震波的波动理论以及最小二乘偏移方面的研究工作, E-mail: xiangch.swty@sinopec.com。

第一次将 Poynting 矢量成像条件应用到 RTM 中, 压制了低频噪音, 改善了 RTM 的成像效果。后人在此基础上由进行了大量的改进工作。Liu 等^[17] 提出将全波场分离成上、下两个方向的单程波场分量, 再进行互相关成像; 唐晨等^[18] 在 Liu 等的基础上, 将全波场分离成上、下、右四个方向的单行波进行 RTM 成像, 以达到消除成像假象的效果。

笔者从二维常密度声波方程出发, 在 Born 近似假设下, 推导了背景波场和散射波场的传播方程, 给出了目标泛函的梯度计算公式。同时, 利用 Poynting 矢量能表示地震波传播方向的特点, 将地震波场分解为上、下、左、右行波, 分析了梯度中各成分的具体物理含义, 去除其中的低频噪音项, 保留有效项, 构建一个新的梯度。建立起基于 Poynting 矢量分解成像条件的最小二乘逆时偏移实现流程。通过相关模型的测试证明了本文使用的方法改善了最小二乘逆时偏移的成像质量, 并且提高了迭代的收敛速度。

1 方法原理

1.1 逆时偏移

逆时偏移理论基础是时间一致成像原理, 可以认为震源波正向传播, 检波点处的波场逆时传播, 在同一时刻两个波场相遇的位置, 就是偏移成像界面的地方。一般把这个时间一致性原理分为三个部分: ①震源波场正向外推; ②检波点的波场逆向延拓; ③两个波场发生的位置作为合适位置成像, 即取成像条件, 常用的成像条件为互相关成像条件:

$$I(x, y) = \sum_{t=0}^{t_{\max}} S(x, z; t) R(x, z; t_{\max} - t) \quad (1)$$

1.2 最小二乘逆时偏移

常密度介质中, 二维声波方程形式为式(2)。

$$\frac{1}{v^2(x)} \frac{\partial^2 u_{\text{all}}(x, t; s_x)}{\partial t^2} - \nabla^2 u_{\text{all}}(x, t; s_x) = f(t; s_x) \quad (2)$$

其中: $v(x)$ 是准确速度场; $u_{\text{all}}(x, t; s_x)$ 为全波场; x 为检波点坐标; s_x 为源点位置; $f(t; s_x)$ 为震源。利用 Born 近似将这个非线性问题转化成线性问题。假设准确速度可以分解为背景速度 $v_0(x)$ 和扰动速度 $\delta v(x)$, 全波场可以分解为背景波场 $u_0(x)$ 和散射波场 $u_1(x)$, 即

$$v(x) = v_0(x) + \delta v(x) \quad (3)$$

$$u_{\text{all}}(x) = u_0(x) + u_1(x) \quad (4)$$

将式(3)和式(4)代入式(2)中, 在速度扰动较小的时候, 且令散射强度 $m(x) = \frac{2\delta v(x)}{v_0(x)}$, 可以得到背景波场的传播方程为式(5)。

$$\frac{1}{v_0^2(x)} \frac{\partial^2 u_0(x, t; s_x)}{\partial t^2} - \nabla^2 u_0(x, t; s_x) = f(t; s_x) \quad (5)$$

散射波场的传播方程为式(6)。

$$\frac{1}{v_0^2(x)} \frac{\partial^2 u_1(x, t; s_x)}{\partial t^2} - \nabla^2 u_1(x, t; s_x) = m(x) \frac{1}{v_0^2(x)} \frac{\partial^2 u_0(x, t; s_x)}{\partial t^2} \quad (6)$$

这样得到的地震记录为式(7)。

$$d(g_x, t; s_x) = \delta(x - g_x) u_1(x, t; s_x) \quad (7)$$

用向量表示为式(8)。

$$\mathbf{d} = \mathbf{L} \mathbf{m} \quad (8)$$

对于散射强度的求解, 就可以表示为一个反演问题, 即最小二乘逆时偏移。可以用梯度引导的方法来迭代求解。最小二乘逆时偏移的实现主要包括四步: ①构建目标函数; ②梯度求解; ③步长计算; ④模型更新。

1.2.1 构建目标函数

这里采用的最简单的 L2 范数目标泛函, 即

$$f = \|\mathbf{L} \mathbf{m} - \mathbf{d}^{\text{obs}}\|^2 \quad (9)$$

1.2.2 梯度求解

利用共轭状态法进行梯度的求解, 即对残差数据进行逆时偏移实现, 进行公式推导后, 可以表示为式(10)。

$$g^k = L[\mathbf{d}^{\text{obs}} - \mathbf{L} \mathbf{m}^k] = \frac{1}{v_0^2(x)} \sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^i}{\partial t^2} u_{\text{res}}^i \quad (10)$$

其中, 源波场 u_0 可以通过公式(5)有限差分求解, 残差波场 u_{res} 定义为式(11)。

$$d_{\text{res}}(x_g, t; s_x) = d_{\text{obs}}(x_g, t; s_x) - d_{\text{cal}}(x_g, t; s_x) \quad (11)$$

式中: d_{obs} 为观测波场; d_{cal} 为计算波场。残差波场可通过式(12)求解实现。

$$\frac{1}{v_0^2(x)} \frac{\partial^2 u_{\text{res}}(x, t; s_x)}{\partial t^2} - \nabla^2 u_{\text{res}}(x, t; s_x) = d_{\text{res}}(x_g, t; s_x) \quad (12)$$

1.2.3 步长计算

这里采用的是共轭梯度法, 其迭代步长为

$$\beta = \frac{(g^k)^T g^k}{(L g^k)^T L g^k}$$

$$z^{k+1} = g^{k+1} + \beta z^k$$

$$\alpha = \frac{(z^{k+1})^T g^{k+1}}{(L z^{k+1})^T L z^{k+1}} \quad (13)$$

1.2.4 模型更新

$$m^{k+1} = m^k + \alpha g^k \quad (14)$$

采用迭代方法中进行最小二乘逆时偏移的求解过程中,其梯度的求解就是对获取的残差数据进行逆时偏移成像,逆时偏移中存在的低频噪音问题,最小二乘逆时偏移的梯度中仍然存在,这不仅影响到了成像质量,会使最后的成像剖面产生低频噪音,同时会影响迭代收敛速度。因此重新构建一个更好的最小二乘梯度是必要的。

1.3 Poynting 矢量

梯度中都是利用全波场信息,同时存在上行、下行波和左行、右行波,没有进行有效项和噪音项的区分,从而导致梯度中存在严重的低频噪音。*Poynting* 矢量可以将全波场分离成上、下、左、右行波。*Poynting* 矢量表达式为式(15)。

$$Poynting \ vector \cong -v P = -\nabla P \frac{dP}{dt} P \quad (15)$$

其中: P 为应力; v 为速度矢量。由式(15)可以看出,求取 *Poynting* 矢量需要计算的量在进行波场重建过程中已经计算出,因此 *Poynting* 矢量的额外计算量可以忽略不计。

梯度中的背景波场和散射波场都可以用 *Poynting* 矢量来指示传播方向,以背景波场为例,将其分解为上、下、左、右行波。散射波场也是类似的。

$$u_0^{up}(x, z; t) = \begin{cases} u_0(x, z; t) & \text{if } p_z^* \geq 0 \\ 0 & \text{if } p_z^* < 0 \end{cases}$$

$$u_0^{down}(x, z; t) = \begin{cases} 0 & \text{if } p_z^* \geq 0 \\ u_0(x, z; t) & \text{if } p_z^* < 0 \end{cases}$$

$$u_0^{light}(x, z; t) = \begin{cases} u_0(x, z; t) & \text{if } p_x^* \geq 0 \\ 0 & \text{if } p_x^* < 0 \end{cases}$$

$$u_0^{right}(x, z; t) = \begin{cases} 0 & \text{if } p_x^* \geq 0 \\ u_0(x, z; t) & \text{if } p_x^* < 0 \end{cases} \quad (16)$$

其中: p_z^* 、 p_x^* 为 *Poynting* 矢量的水平分量和垂直分量。式(10)梯度的表达式可以转化为式(17)。

$$g^k = \frac{1}{v_0^2(x)} \left(\sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{up,i}}{\partial t^2} u_{res}^{down,i} + \sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{down,i}}{\partial t^2} u_{res}^{up,i} + \sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{light,i}}{\partial t^2} u_{res}^{right,i} + \sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{right,i}}{\partial t^2} u_{res}^{light,i} + \sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{down,i}}{\partial t^2} u_{res}^{down,i} + \sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{light,i}}{\partial t^2} u_{res}^{light,i} + \right)$$

$$\sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{right,i}}{\partial t^2} u_{res}^{right,i} \quad (17)$$

根据参考文献[18],将全波场分离成上、下、左、右四个方向的单行波进行 RTM 成像的方法,也可以看出类似的最小二乘逆时偏移梯度中的噪音项。上行、下行波是相对于 Z 方向而言的,而左行、右行波是相对于 X 方向而言的。背景波场和散射波场的上行、下行、左行、右行波的不同组合会产生不同的结果,具体来说,当背景波场和散射波场的方向相反时,产生的是梯度的有效项;而当背景波场和散射波场的方向相同时,产生的是梯度中的低频噪音,因此可以去除。从而新的梯度公式可以表达为式(18)。

$$g^k = \frac{1}{v_0^2(x)} \left(\sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{up,i}}{\partial t^2} u_{res}^{down,i} + \sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{down,i}}{\partial t^2} u_{res}^{up,i} + \sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{light,i}}{\partial t^2} u_{res}^{right,i} + \sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{right,i}}{\partial t^2} u_{res}^{light,i} \right) \quad (18)$$

梯度中剩余的项为低频噪音项,即式(17)和式(18)之差,可以表示为式(19)。

$$g^n = \frac{1}{v_0^2(x)} \left(\sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{up,i}}{\partial t^2} u_{res}^{up,i} + \sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{down,i}}{\partial t^2} u_{res}^{down,i} + \sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{light,i}}{\partial t^2} u_{res}^{light,i} + \sum_t \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 u_0^{right,i}}{\partial t^2} u_{res}^{right,i} \right) \quad (19)$$

图 1 为不同方法得到的梯度对比图,图 1(b)和图 1(c)分别表示的是用式(17)和式(18)求出的常规 LSRTM 梯度和 *Poynting* 矢量分解的 LSRTM 梯度,图 1(d)是用公式(19)求出的噪音项,也可以认为是图 1(b)和图 1(c)两者的差。由图 1 可以清楚地看出,常规的 LSRTM 梯度会产生严重的低频噪音,而本文重新构建的梯度基本消除了低频噪音的干扰。

2 模型实验

为了验证笔者提出的方法能够有效地压制低频噪音,改善成像效果,加速收敛速度。选择了两种模型,平层模型和 Marmousi 模型,使用本文方法进行偏移成像,将所得到的偏移结果与常规的最小二乘逆时偏移结果进行比较。

2.1 平层模型

笔者所采用的平层模型是一个三层模型,速度

由浅层到深层分别为 2 200 m/s、2 500 m/s 和 3 000 m/s。纵向和横向网格点数分别为 201 和 151,纵向和横向网格间距都为 10 m。时间采样间隔为 1 ms,设置 20 个震源,炮间距为 100 m,震源为雷克子波,主频为 30 Hz,全孔径接收。

图 2(a)为模型的背景速度场,图 2(b)是根据散射强度定义计算出的理论值。图 2(c)为 RTM 结果,存在着明显的低频噪音,而且同相轴能量不均衡,中间能量远远大于两侧的同相轴能量。图 2(d)是图 2(c)经过 Laplacian 滤波以后的结果,它解决了一部分低频噪音的问题,但是同相轴的不均衡性仍然十分明显。图 2(e)是常规 LSRTM 的成像结果,可以看出低频噪音大部分消除,但浅层两侧仍存在着一些低频噪音,同相轴两侧能量进一步加强,均衡性进一步提高。图 2(f)为本文提出的方法,与图 2(e)相比,低频噪音基本消除。随着迭代次数的增加,常规 LSRTM 和本文使用的 LSRTM 的成像效果都逐渐改善。图 2(g)表示常规 LSRTM 迭代 40 次的结果,同相轴的能量基本趋于一致。图 2(h)为利用 Poynting 矢量的 LSRTM 迭代 40 次的结果,和常规 LSRTM 结果差别不大,但是浅层低频噪音去除的更为彻底,且同相轴变细,分辨率提高。

由图 2 可以看出,随着迭代次数的增加,常规

LSRTM 和 Poynting 矢量的 LSRTM 的偏移差别不大,但是当在偏移距 1 000 m 处,分别抽取 LSRTM 和 Poynting 矢量的 LSRTM 剖面的振幅曲线,并与理论振幅曲线进行对比(图 3)。绿色表示理论振幅曲线,蓝色表示 LSRTM 振幅曲线表示,在浅层部分不为零,这是因为浅层部分存在着低频噪音,且峰值也明显低于理论值,而红色曲线是 Poynting 矢量的 LSRTM 的振幅曲线,浅层部分基本与理论值一致,说明低频噪音基本被消除,而峰值也更加接近理论值,表明此方法比常规的 LSRTM 有着更好的保幅特性。

在两种结果剖面深度 500 m 处,即第一个同相轴所在位置,分别抽取振幅随偏移距变化的曲线,并与理论曲线进行对比,得到如图 4 所示的结果。绿色曲线表示的理论值,蓝色部分是在常规 LSRTM 的结果中抽取的曲线,明显表现出起伏变化,说明常规 LSRTM 中的同相轴并不均衡。红色部分表示是在 Poynting 矢量分解 LSRTM 剖面中抽取的曲线,虽然曲线局部抖动严重,且略低于理论值,但整体保持平稳,相比于常规 LSRTM,同相轴的能量更加均衡。

如图 5 所示,两条收敛曲线收敛速度差别不大,只是在开始时本文提出的方法收敛速度更快,只能在一定程度上提高收敛速度。

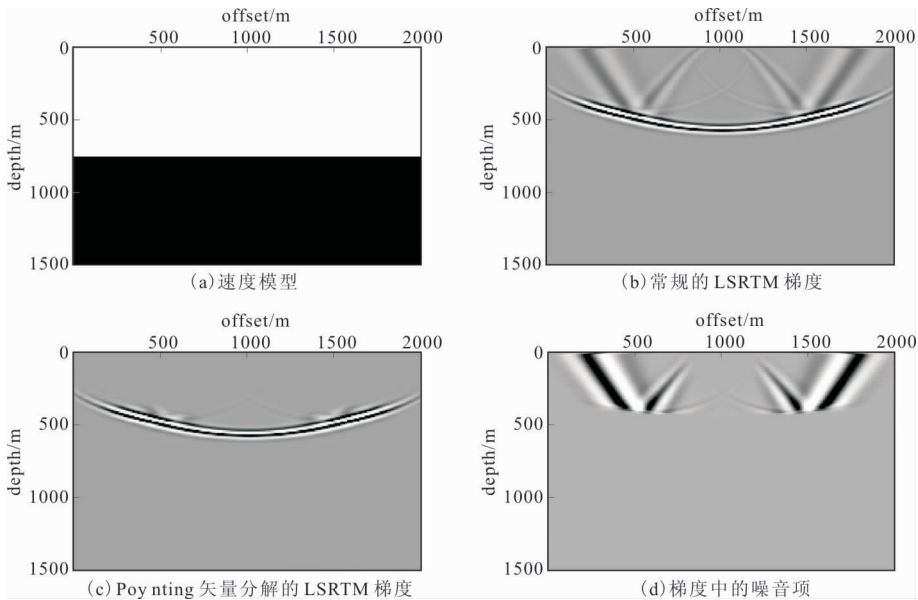


图 1 不同方法得到的梯度对比图

Fig. 1 Comparison of gradients obtained by different methods

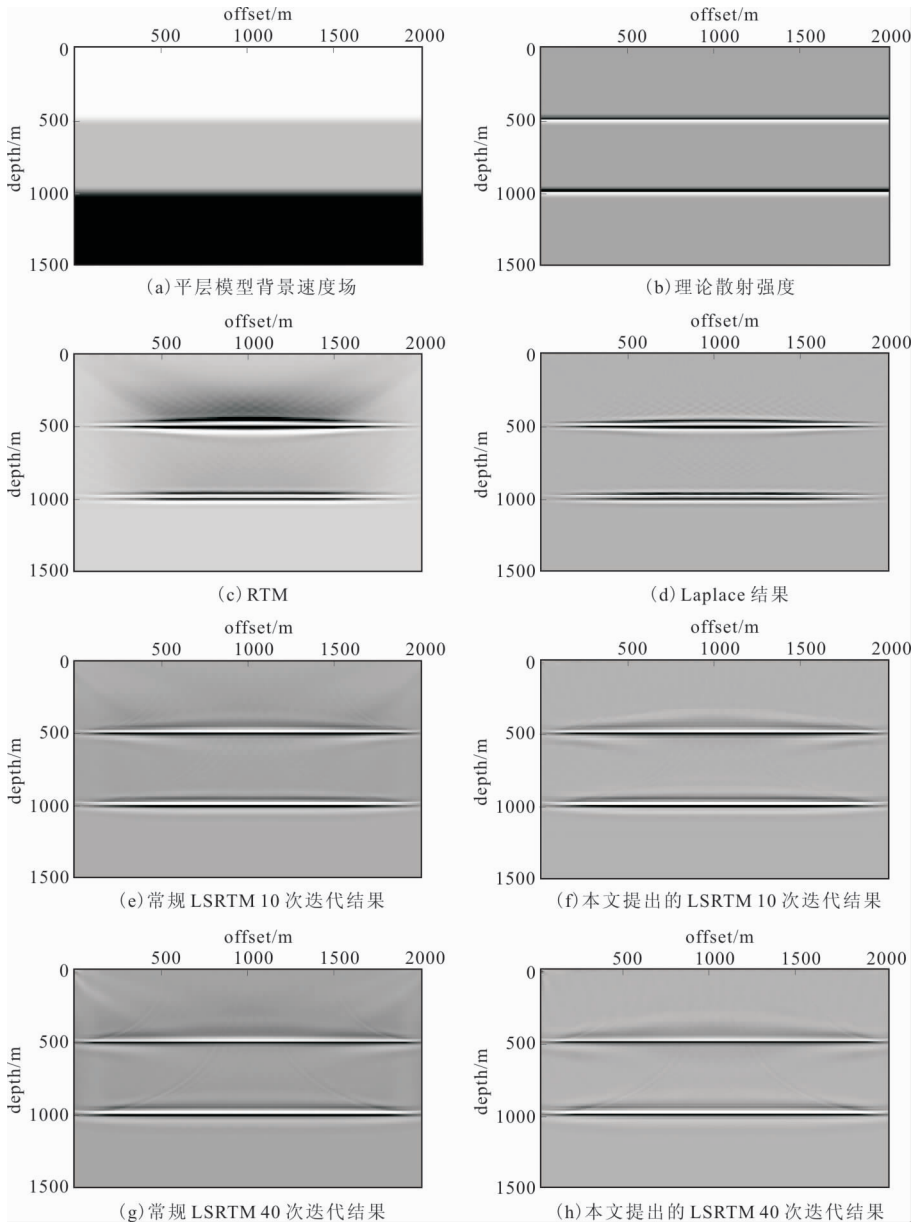


图 2 不同 LSRTM 成像结果对比

Fig. 2 Comparison of different LSRTM imaging results

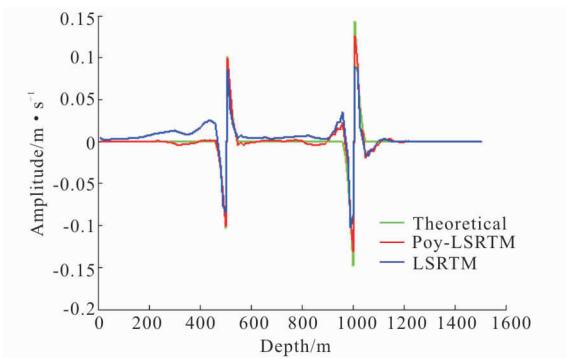


图 3 偏移距 1 000 m 处振幅曲线对比图

Fig. 3 Amplitude curve comparison at an offset of 1000 meters

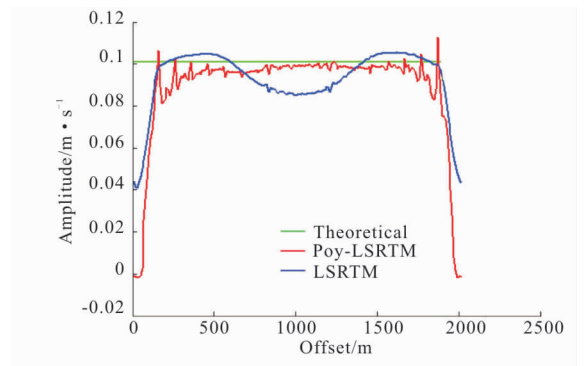


图 4 剖面深度 500 m 处振幅曲线对比图

Fig. 4 Amplitude curves comparison at an image depth of 500 meters

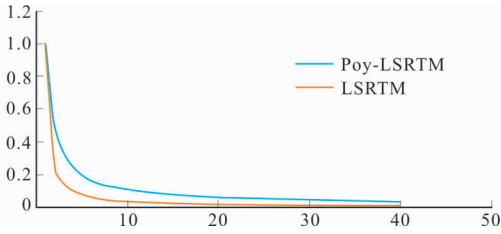


图 5 平层模型归一化残差曲线图

Fig. 5 Normalized residual curve of layer model

3 Marmousi 模型

笔者采用的 Marmousi 模型, 横向采样点 351, 纵向采样点 251, 纵横向采样点间距均为 12 m, 时间采样间隔为 1 ms, 设置 35 个震源, 炮间距为 100 m, 震源为雷克子波, 主频为 15 Hz, 全孔径接收。

图 6(a) 表示的 Marmousi 的背景波场, 图 6(b)

散射强度理论值, 图 6(c) 逆时偏移结果, 图 6(d) 是图 6(c) 经过 Laplacian 滤波的结果, 图 6(e)、图 6(f) 分别是常规 LSRTM 和 Poynting 矢量分解 LSRTM 经过 40 次迭代的结果。

从以上结果可以说明, RTM 会产生严重的低频噪音, 且同相轴两侧能量弱, Laplacian 滤波会去除部分低频噪音, 但能量不均衡, 且经过 Laplacian 滤波的剖面会存在着相位的移动等问题, 影响后续的使用。常规 LSRTM 仍然存在着低频噪音, 深层能量较弱。笔者采用的 LSRTM 很好压制了低频噪音, 同时补偿了深部能量。

图 7 和图 8 分别是三种剖面沿纵向和横向的振幅曲线对比图, 可以明显看出, 随着地震模型的复杂程度的增加, 本文提出的方法得到的振幅曲线虽然不能和理论曲线完全匹配, 但是与常规 LSRTM 的振幅曲线相比, 振幅得到了加强, 特别是中浅层部分。

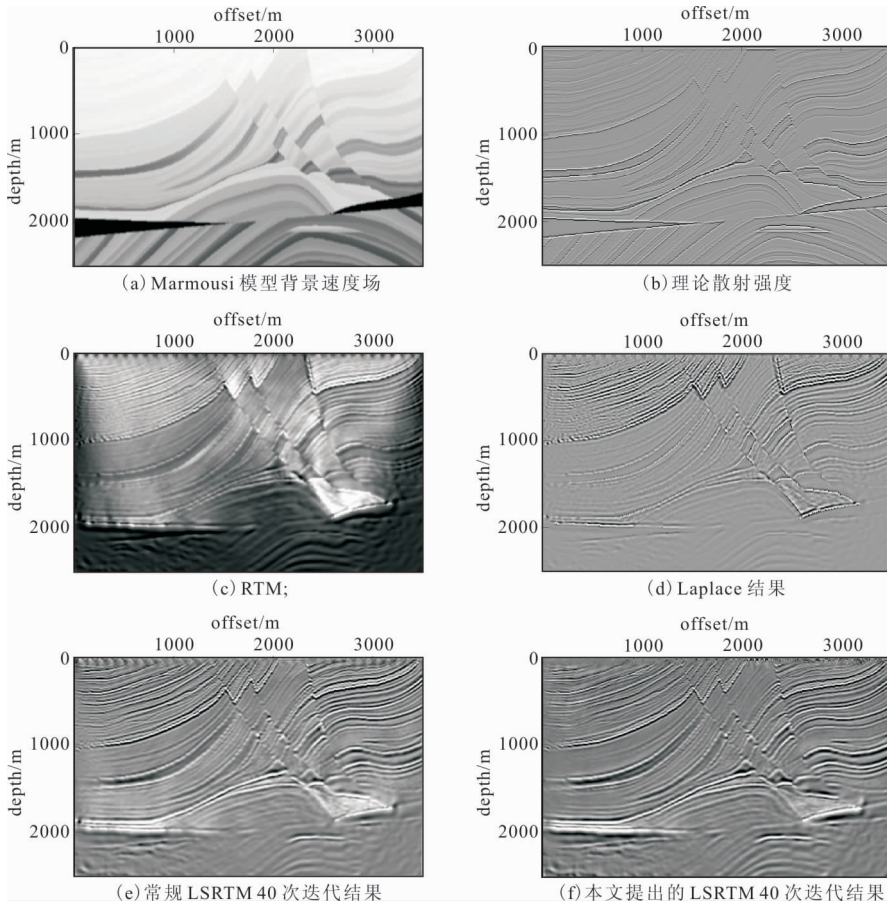


图 6 不同 LSRTM 成像结果对比

Fig. 6 Comparison of different LSRTM imaging results

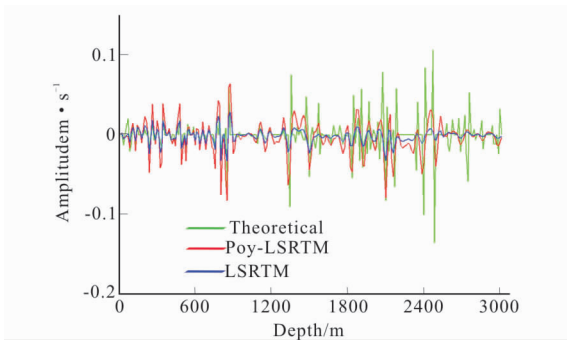


图 7 偏移距 1 428 m 处振幅曲线对比图
Fig. 7 Amplitude curve comparison at an offset of 1428 meters

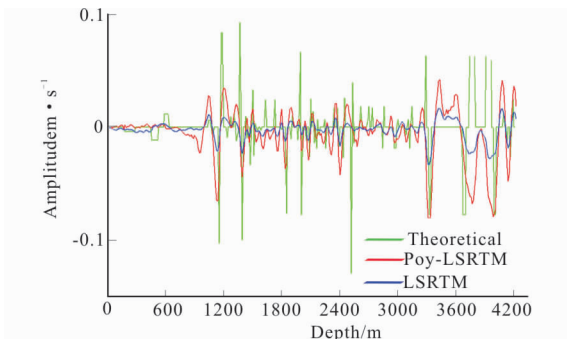


图 8 剖面深度 1 500 m 处振幅曲线对比图
Fig. 8 Amplitude curves comparison at an image depth of 1500 meters

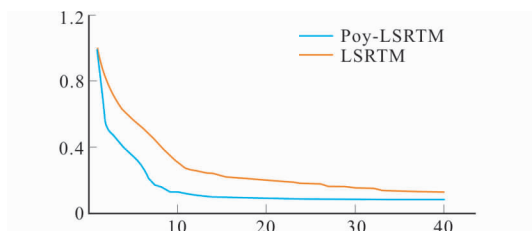


图 9 Marmousi 模型归一化残差曲线图
Fig. 9 Normalized residual curve of Marmousi

如图 9 所示,本文使用的 LSRTM 方法的收敛速度明显快于常规的 LSRTM,因此本文使用的方法可以在一定程度上提高收敛速度。

4 结论

最小二乘逆时偏移中的梯度的质量直接影响到最后偏移成像的质量,利用 Poynting 矢量可指示地震波的传播方向的特性,将地震波分解为上行、下行、左行、右行波。去除梯度中低频噪音项,保留有效项,重新构建一个新的梯度。由模型测试可以知

道,本文所使用的方法改善了成像质量,具有更好的保幅特性,同时可以在一定程度上提高分辨率,加快收敛速度。

参考文献:

- [1] 郭书娟,马方正,段心标,等. 最小二乘逆时偏移成像方法的实现与应用研究[J]. 石油物探, 2015, 54(3): 301—308.
GUO S J, MA F Z, DUAN X B, et al. Research of least squares reverse-time migration imaging method and its application[J], Geophysical Prospecting for Petroleum, 2015, 54(3): 301—308. (In Chinese)
- [2] JINLI LI. Three-dimensional viscoacoustic least-squares reverse time migration[C]. SEG Global Meeting Abstracts, 2018: 628—631.
- [3] S. DONG, J. CAI, M. GUO, et al. Least-squares reverse time migration: towards true amplitude imaging and improving the resolution[C]. SEG Technical Program Expanded Abstracts, 2012: 1—5.
- [4] PLESSIX R E, MULDER W A. Frequency-domain finitedifference amplitude-preserving migration[J]. Geophysical Journal International, 2004, 157(3): 975—987.
- [5] HAORAN REN, RUSHAN WU, HUAZHONG WANG. Least square migration with Hessian in the local angle domain[C]. SEG Technical Program Expanded Abstracts, 2009: 3010—3014.
- [6] DAI W, FOWLER P, SCUSTER G. T. Multisource least-squares reverse time migration[J]. Geophysical Prospecting, 2012, 60(4): 681—695.
- [7] 李庆洋, 黄建平, 李振春, 等. 优化的多震源最小二乘逆时偏移[J]. 石油地球物理勘探, 2016, 51(2): 334—341.
LI Q Y, HUANG J P, LI Z C, et al. Optimized multi-source least squares reverse time migration[J], Oil Geophysical Prospecting, 2016, 51(2): 334—341. (In Chinese)
- [8] GAURAV DUTTA, MRINAL SINHA, GERARD T. SCHUSTER. A cross-correlation objective function for least-squares migration and visco-acoustic imaging[J]. SEG Technical Program Expanded Abstracts, 2014: 3985—3990.
- [9] YU ZHANG, LIAN DUAN, YI XIE. A stable and practical implementation of least-squares reverse time migration[J]. Geophysics, 2015, 80: V23—V31.
- [10] ZHIMING REN, ZHENCHUN LI. "Elastic least-squares reverse time migration with modified total-variation regularization" [J]. SEG Technical Program

- Expanded Abstracts, 2019; 4395—4399.
- [11] 方修政, 钮凤林, 吴迪. 基于逆散射成像条件的最小二乘逆时偏移[J]. 地球物理学报, 2018, 61(09): 3770—3782.
- FANG X Z, NIU F L, WU D. Least-squares reverse time migration enhanced with the inverse scattering imaging condition[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2018, 61(09): 3770—3782. (In Chinese)
- [12] 李振春, 李闯, 黄建平. 基于先验模型约束的最小二乘逆时偏移方法[J]. 石油地球物理勘探, 2016, 51(4): 738—744.
- LI Z C, LI C, HUANG J P. Least squares reverse time migration method based on prior model constraints[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2016, 51(4): 738—744. (In Chinese)
- [13] 李闯, 黄建平, 李振春, 等. 平面波最小二乘逆时偏移编码策略分析[J]. 石油物探, 2015, 54(5): 592—601.
- LI C, HUANG J P, LI Z C, et al. Analysis on the encoding strategies of plane-wave least-square reverse time migration [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2015, 54(5): 592—601. (In Chinese)
- [14] SIRUI TAN, LIANJIE HUANG. Least-squares reverse time migration with a wavefield-separation imaging condition[J]. SEG Technical Program Expanded Abstracts, 2013: 3731—3735.
- [15] 胡江涛. 最小二乘逆时偏移及角度道集提取方法研究[D]. 上海: 同济大学, 2015.
- HU J T. Research on least-squares reverse time migration and angle gathers generation method [D]. Shanghai: Tongji University, 2015. (In Chinese)
- [16] YOON K. Reverse-time migration using Poynting vector[J]. Exploration Geophysics, 2006(37): 102—207.
- [17] FAQI LIU, GUANQUAN ZHANG, SCOTT A. MORTON, et al. An effective imaging condition for reverse-time migration using wavefield decomposition [J]. Geophysics, 2011, 76: S29—S39.
- [18] 唐晨. 用于逆时偏移角度域成像的时移坡印廷矢量[C]. 中国地球物理 2012, 2012: 632.
- TANG C. Time-lapse Poynting vector for RTM angle gathers[C]. Chinese Geophysics 2012, 2012: 632. (In Chinese)

Least-squares reverse time migration based on Poynting vector decomposition imaging condition

XIANG Chen

(SINOPEC Geophysical Research Institute, Nanjing 211103, China)

Abstract: Least-squares reverse time migration (LSRTM) has great advantages in realizing high-precision imaging of complex media. In the iterative solution process using the gradient guidance method, the gradient has low-frequency severe noise, which affects the quality and efficiency of the final imaging. Poynting vector can represent the propagation direction of the wave and separate the seismic wave into up-going, down-going, left-going, and right-going waves. In this abstract, the separated up-going, down-going, left-going, and right-going waves are used to remove the low-frequency noise items in the gradient and construct a new gradient. Compared to the conventional least-squares reverse time migration, the increase in calculation amount is almost negligible. However, the quality of the gradient and the effect of the final imaging are improved, and the convergence speed is accelerated at the same time.

Keywords: Poynting vector; LSRTM; RTM; low-frequency noise