

不规则采样的多震源数据整形正则化分离方法

祖绍环^{①②} 周辉*^{①②} 陈阳康^③ 曲杉^{①②} 刘仁武^④ 陈浩林^④

(^①中国石油大学(北京)油气资源与探测国家重点实验室,北京 102249; ^②中国石油大学(北京)CNPC物探重点实验室,北京 102249; ^③The University of Texas, Austin, Texas, US; ^④东方地球物理公司大港物探处,天津 300280)

祖绍环,周辉,陈阳康,曲杉,刘仁武,陈浩林. 不规则采样的多震源数据整形正则化分离方法. 石油地球物理勘探,2016,51(2):247-253.

摘要 由于施工和经济等条件的限制,多震源数据可能不完整或者是不规则采样,因此能够同步处理多震源数据的分离和插值方法对多震源混合采集技术具有重要意义。本文通过引入 Mask 算子,将规则采样数据的分离方法扩展为不规则采样数据的分离和插值方法,并给出了处理的迭代流程。在分离数据时,先将不规则采样的混合数据转换到稀疏域,然后在稀疏域中使用整形因子进行约束实现分离和插值。模拟数据和野外实际数据的分离获得了较好结果,验证了本文方法及其流程的正确性。

关键词 多震源混合激发 分离 插值 整形正则化

中图分类号:P631 文献标识码:A doi: 10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2016.02.006

1 引言

传统的采集方式中,既要考虑震源激发的时间间隔又要考虑震源之间的空间间隔,以免造成震源之间的相互干扰。多震源混合采集技术改变了传统采集方式的观念。一方面,在相同的采集时间内,通过增加震源的密度,减少震源之间的空间间隔,改善照明的质量;另一方面,当震源数量一定时,多震源激发可以缩短采集的时间和施工周期,提高采集效率^[1-3]。多震源激发时采用时间延迟编码,使来自其他震源的干扰信号(混合噪声)在某些域中(如共检波点域、共炮检距域、共中心点域等)不再具有连续性,而有效信号仍然具有连续性。目前混合数据处理方法主要有两种:一是直接成像法,即直接用多震源混合数据进行成像、偏移、反演,一些研究者使用该方法取得了较好的测试效果^[4-6];二是分离法,即先把混合数据分离成如单个震源激发的数据一样,再进行后续处理。其中分离方法又分为基于反演原理的分离法和基于滤波去噪的分离法。Hampson等^[7]将多震源混合数据的分离问题看作是噪声衰减

问题,在共中心点域使用矢量中值滤波器移除混合噪声;Kim等^[8]基于地下速度模型和波动方程建立一个噪声模型,然后在共炮检距域自适应地减去混合噪声;Moore等^[9]利用信号在某些域中的稀疏性,把分离问题转化为反演问题,通过一些特殊的约束条件解决反演的欠定性。业界还提出了多种分离混合数据的方法,但是大部分方法都是针对规则采样数据的。然而,由于施工、地震采集以及经济条件的限制,地震数据可能不完整或者采样不规则,采用针对规则采样混合数据的分离方法并不能取得好的分离结果。因此,同步进行不完整或者采样不规则混合数据的分离和插值对多震源混合采集地震资料处理具有现实意义^[10,11]。

本文首先引入两个 Mask 算子,将规则采样混合数据的分离方法扩展到不规则采样的混合数据的分离和插值问题,然后将分离和插值问题转换到 Curvelet 域,在 Curvelet 域使用整形因子^[12,13]约束模型的属性,提高地震资料处理效率的同时提高信噪比。同时,证明该方法针对插值问题时可以退化成著名的迭代收缩阈值算法。模拟数据和野外实际数据处理结果验证了本文分离方法及其流程的正确性。

*北京市昌平区中国石油大学(北京)油气资源与探测国家重点实验室,102249。Email:huizhou@cup.edu.cn

本文于2014年12月17日收到,最终修改稿于2016年1月9日收到。

本研究受国家“973”计划项目(2013CB228603)、国家重大科技专项(2016ZX05010001-002)和中国石油“十二·五”物探新方法新技术项目(2014A-3609)联合资助。

2 基于整形正则化的分离原理

2.1 采用时间编码进行数据混合

海上双震源混合采集有两种激发方式^[14,15]:其一为高密度震源覆盖(图 1a),震源船一位于 1 号位置正常激发,震源船二位于 2 号位置延迟激发,这样检波器同时记录了两个震源的数据,然后两个震源

船分别移动一个炮间距到 3、4 号位置激发,依此类推,这样在相同的采集时间内,可以记录更多的地震资料,从而改善照明质量;其二为宽范围震源覆盖(图 1b),震源船一位于 1 号位置正常激发,震源船二位于 5 号位置延迟激发,检波器记录完两个震源数据后,两船向相同方向移动一个炮间距分别到达 2 号和 6 号位置继续激发,依此类推,这样可以减少约一半的施工周期。

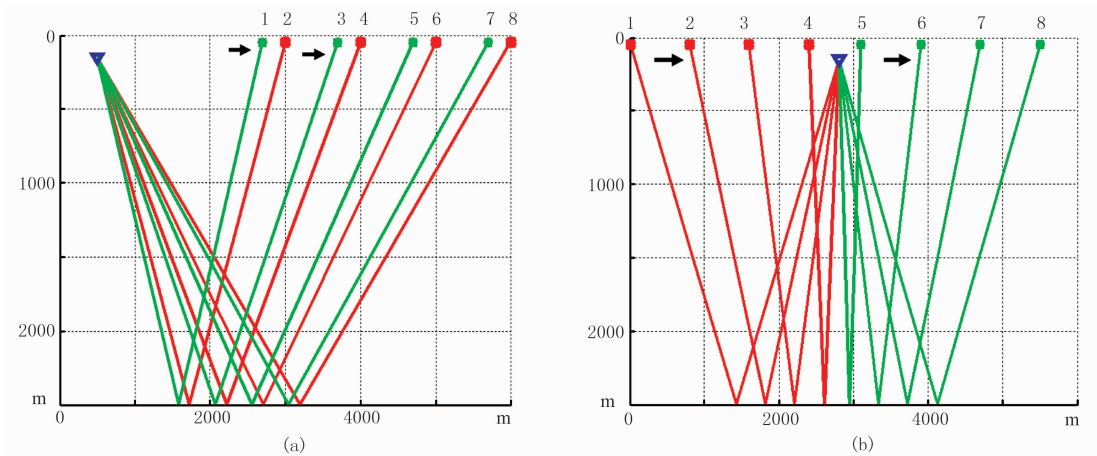


图 1 双震源混合采集观测系统示意图

(a)高密度震源覆盖; (b)宽范围震源覆盖
红点和绿点分别表示震源船,三角形表示检波器

在共检波点域,主震源反射信号的同相轴是连续的,而辅震源的反射由于时间延迟的存在而不能形成连续的同相轴,因此本文在共检波点域进行多震源数据的分离。时间域混合数据表示为

$$\mathbf{d} = \mathbf{d}_1 + \Gamma \mathbf{d}_2 \quad (1)$$

式中: \mathbf{d} 表示混合数据; \mathbf{d}_1 和 \mathbf{d}_2 分别为震源船一和震源船二单独激发的数据; Γ 为时间延迟编码。当混合数据是不规则采样时,引入两个 Mask 算子,将规则采样的数据转化为不规则采样的数据,即

$$\mathbf{d} = \mathbf{d}_1 \mathbf{M}_1 + \Gamma \mathbf{d}_2 \mathbf{M}_2 \quad (2)$$

式中 \mathbf{M}_1 和 \mathbf{M}_2 是采样矩阵或者称为 Mask 算子^[16],为对角矩阵,0 元素所在的列对应地震记录中数据缺失的列,即

$$\mathbf{M}_k = \text{diag}(1 \ 0 \ \dots \ 1 \ 1) \quad (3)$$

式(2)两端乘以时间延迟算子的逆 Γ^{-1} ,则有

$$\Gamma^{-1} \mathbf{d} = \Gamma^{-1} \mathbf{d}_1 \mathbf{M}_1 + \mathbf{d}_2 \mathbf{M}_2 \quad (4)$$

式(2)和式(4)联合可以得到一个增广方程

$$\mathbf{F} \mathbf{m} = \tilde{\mathbf{d}} \quad (5)$$

式中

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{d}} = \begin{bmatrix} \mathbf{d} \\ \Gamma^{-1} \mathbf{d} \end{bmatrix} \\ \mathbf{F} = \begin{bmatrix} \cdot \mathbf{M}_1 & \Gamma \cdot \mathbf{M}_2 \\ \Gamma^{-1} \cdot \mathbf{M}_1 & \cdot \mathbf{M}_2 \end{bmatrix} \\ \mathbf{m} = \begin{bmatrix} \mathbf{d}_1 \\ \mathbf{d}_2 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (6)$$

其中“ \cdot ”表示矩阵替换符号。

2.2 数据分离方法和原理

式(5)与 Chen 等^[17]的分离规则采样数据所用的方程除了正向映射算子 \mathbf{F} 有所不同之外,其他完全相同。因此式(5)可以用相同的方法迭代求解

$$\mathbf{m}_{n+1} = \mathbf{S}[\mathbf{m}_n + \mathbf{B}(\tilde{\mathbf{d}} - \mathbf{F} \mathbf{m}_n)] \quad (7)$$

式中:下标 n 代表迭代次数; $\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_1 & 0 \\ 0 & \mathbf{S}_2 \end{bmatrix}$ 是整形算子,它在每次迭代时起到对模型的整形作用; $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_1 & 0 \\ 0 & \mathbf{B}_2 \end{bmatrix}$ 是逆映射算子,等于 \mathbf{F} 的伪逆,即为 $(\mathbf{F}^T \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T$ 。Chen 等^[17]证明了 \mathbf{F} 的伪逆等于单位矩阵的二分之一,即

$$\mathbf{B} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式(7)的解在 L_1 范数的约束下收敛到目标函数最小值

$$\min_m \|\mathbf{Fm} - \tilde{\mathbf{d}}\|_2 + \mu \|\mathbf{Am}\| \quad (9)$$

式中: \mathbf{A} 是变换算子; μ 是正则化参数, 控制 L_1 范数约束项和 L_2 范数误差项的权重。物理域或变换域稀疏的正则化反演已被广泛地应用到提高信噪比、提高分辨率和地震反演中^[18-20], 本文将变换域稀疏正则化约束应用于不规则采样的多震源数据的分离中。

由于 Curvelet 变换具有多尺度、多方向性分析的特点, 能够对地震数据进行局部分解, 已用于地震资料处理^[21-24]。变换域的阈值算子也可以作为整形算子起到约束作用。整形正则化算子可定义为

$$\mathbf{S} = \mathbf{A}^T \mathbf{T}_\tau \mathbf{A} \quad (10)$$

式中: 变换算子 \mathbf{A} 是 Curvelet 变换, 离散的 Curvelet 变换是紧支架框, 选择 Curvelet 变换作为稀疏变换重建地震数据具有较大的优势; \mathbf{T}_τ 为变换域的阈值算子, 硬阈值和软阈值函数在实际中得到了广泛的应用。硬阈值函数是将绝对值小于阈值的系数变成零, 将绝对值大于阈值的系数保留下来; 软阈值也是将绝对值小于阈值的系数变为零, 但是在处理绝对值大于阈值的系数时不是完全保留而是做收缩处理, 即减小这些系数^[25,26]。软阈值表达式为

$$\mathbf{T}_\tau[v(x)] = \begin{cases} v(x) - \tau \frac{v(x)}{|v(x)|} & |v(x)| \geq \tau \\ 0 & |v(x)| < \tau \end{cases} \quad (11)$$

式中: $v(x)$ 表示变换域的系数; τ 是一个阈值参数, 可以是定值、线性衰减或指数衰减函数。 τ 的选取方法直接影响着迭代求解的收敛速度。为了提高收敛速度, 本文选择指数衰减的阈值参数。硬阈值表达式为

$$\mathbf{T}_\tau[v(x)] = \begin{cases} v(x) & |v(x)| \geq \tau \\ 0 & |v(x)| < \tau \end{cases} \quad (12)$$

多震源混合数据的分离和插值算法的基本步骤包括:

(1) 输入时间延迟算子 \mathbf{F} 和 Mask 矩阵 \mathbf{M}_1 和 \mathbf{M}_2 , 得到映射算子 \mathbf{F} ;

(2) 数据初始化, 输入观测数据 $\tilde{\mathbf{d}}$ 和初始模型 \mathbf{m}_0 (零矩阵);

(3) 利用算子 \mathbf{F} 把模型 \mathbf{m}_n ($n=0, 1, \dots, N$) 映射到数据空间, 得到残差 $\tilde{\mathbf{d}} - \mathbf{Fm}_n$;

(4) 通过算子 \mathbf{B} 把残差数据映射到模型空间, 更新当前模型 $\mathbf{m}_n + \mathbf{B}(\tilde{\mathbf{d}} - \mathbf{Fm}_n)$;

(5) 将更新的模型进行稀疏变换, 同时选择阈值参数 τ , 得到 $\mathbf{T}_\tau \mathbf{A}[\mathbf{m}_n + \mathbf{B}(\tilde{\mathbf{d}} - \mathbf{Fm}_n)]$;

(6) 对阈值处理后的系数做反稀疏变换, 得到 $\mathbf{m}_{n+1} = \mathbf{A}^T \mathbf{T}_\tau \mathbf{A}[\mathbf{m}_n + \mathbf{B}(\tilde{\mathbf{d}} - \mathbf{Fm}_n)]$;

(7) 将 \mathbf{m}_{n+1} 作为新的初始模型代入步骤(2), 重新进行迭代, 迭代 N 次结束, 得到最终结果。

3 退化传统插值问题

迭代方程式(7)同样适用于传统的插值问题。若考虑单个震源的情况, 式(2)中的 \mathbf{d}_2 变为 0, 式(2)变为

$$\mathbf{d}_{\text{obs}} = \mathbf{M}\mathbf{d} \quad (13)$$

式中 \mathbf{d}_{obs} 是实际观测地震资料。式(7)变为

$$\mathbf{d}_{n+1} = \mathbf{S}[\mathbf{d}_n + \mathbf{B}(\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{M}\mathbf{d}_n)] \quad (14)$$

其中 \mathbf{S} 和 \mathbf{B} 与式(10)和式(8)的相同。迭代式(14)给出了对于传统地震数据插值的常规框架。

通常用著名的迭代收缩阈值算法(IST)求解式(13)

$$\mathbf{x}_{n+1} = \mathbf{T}_\tau[\mathbf{x}_n + \mathbf{K}^T(\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{K}\mathbf{x}_n)] \quad (15)$$

式中: \mathbf{x} 是变换域的系数; \mathbf{C} 是一个稀疏变换的算子; $\mathbf{x} = \mathbf{C}\mathbf{d}$ 、 $\mathbf{C}^T = \mathbf{C}^{-1}$ 、 $\mathbf{K} = \mathbf{M}\mathbf{C}^T$ 。考虑到 $\mathbf{d}_{n+1} = \mathbf{C}^T \mathbf{x}_{n+1}$ 、 $\mathbf{M}^T = \mathbf{M}$ 、 $\mathbf{M}\mathbf{M} = \mathbf{M}$, 则有

$$\begin{aligned} \mathbf{d}_{n+1} &= \mathbf{C}^T \mathbf{x}_{n+1} = \mathbf{C}^T \mathbf{T}_\tau[\mathbf{x}_n + \mathbf{K}^T(\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{K}\mathbf{x}_n)] \\ &= \mathbf{C}^T \mathbf{T}_\tau[\mathbf{C}\mathbf{d}_n + (\mathbf{M}\mathbf{C}^T)^T(\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{M}\mathbf{C}^T \mathbf{C}\mathbf{d}_n)] \\ &= \mathbf{C}^T \mathbf{T}_\tau[\mathbf{C}\mathbf{d}_n + \mathbf{C}\mathbf{M}^T \mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{C}\mathbf{M}^T \mathbf{M}\mathbf{d}_n] \\ &= \mathbf{C}^T \mathbf{T}_\tau[\mathbf{C}(\mathbf{d}_n + \mathbf{M}\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{M}\mathbf{d}_n)] \\ &= \mathbf{C}^T \mathbf{T}_\tau \mathbf{C}[\mathbf{d}_n + \mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{M}\mathbf{d}_n] \end{aligned} \quad (16)$$

如果令式(14)中 $\mathbf{S} = \mathbf{C}^T \mathbf{T}_\tau \mathbf{C}$, \mathbf{B} 是单位矩阵, 那么式(14)和式(16)相同, 因此 IST 算法和整形正则化在数学上是等价的。值得注意的是, 整形正则化算法比 IST 算法更加一般化。就式(7)而言, 当 \mathbf{S} 取变换域阈值算子、 \mathbf{B} 取单位矩阵时, 整形正则化才等价于 IST。然而, \mathbf{S} 还可以取其他约束算子, \mathbf{B} 也可以取任何近似的反向算子。

4 算例

利用模拟地震数据和海上实际数据对本文算法的正确性和实用性进行验证。

4.1 模拟数据分离

用简单层状介质模型数据模拟海上双震源混合采集,地震记录的采样间隔为 1ms,观测系统如图 1b 所示,震源船一和震源船二相距 5000m 同向前进,两个震源船各激发 200 炮,震源船一正常激

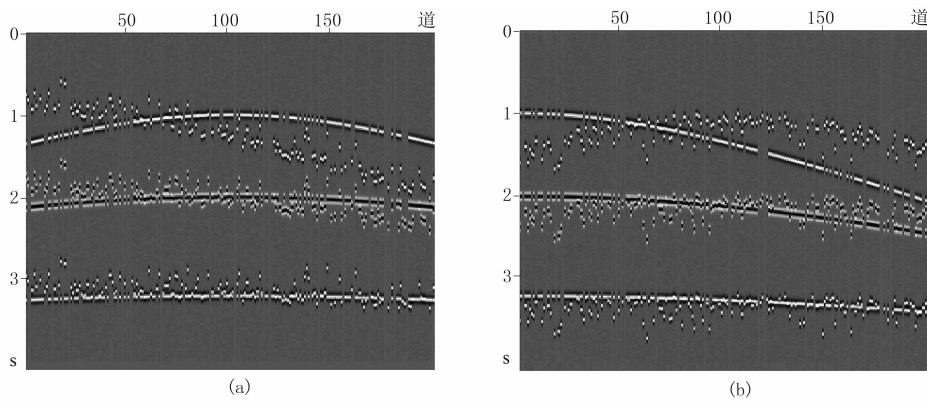


图 2 简单模型的混合记录

(a) 不规则采样的混合记录; (b) 反向时间延迟后的混合记录

发,震源船二采用时间延迟编码激发,分别抽取两个震源船的第 100 个检波点的数据,采用 Mask 算子 M_1 和 M_2 分别随机抽取两个震源船 70% 的数据进行混合,得到混合数据如图 2a 所示。从图中可以发现,震源船一的反射信号是连续的有效信号,只是缺少了一些道。震源船二的反射信号是比较散乱的混合噪声,这是由于震源船二采用时间延迟激发。当采用时间延迟算子 Γ 对图 2a 数据进行反向时间延迟后,结果如图 2b 所示,图 2a 中的有效信号变成了混合噪声,震源船二的反射信号成为连续的有效信号。

迭代循环 40 次得到的最终分离结果如图 3a 和图 3b 所示,从分离结果可以发现,混合噪声已经被完全分离,同时缺道位置的信息也得到了很好的恢复。图 3c 和图 3d 为原始记录与分离结果的误差(已放大 10 倍),误差图像上看不到混叠噪声,而且缺道位置的误差也非常小。为了能更加细致地分析误差,分别抽取图 3a 的第 55 道和图 3b 的第 25 道(混叠数据中缺失的道)与原始单道数据进行对比,如图 3e 和图 3f 所示,两图中蓝线和红线分别表示原始单道信号和分离完的单道信号,蓝线和红线几乎完全重合,也证明了本文方法在进行分离时可以很好地对缺失的信息进行恢复。

为了能定量地检测分离和插值的结果,定义信噪比^[27,28]为

$$\text{SNR}_n = 10 \lg \frac{\|\mathbf{d}\|_2^2}{\|\mathbf{d} - \mathbf{d}_n\|_2^2} \quad (18)$$

式中: SNR_n 表示经过 n 次迭代后的信噪比; \mathbf{d}_n 表示经过 n 次迭代分离后的记录; \mathbf{d} 表示单震源激发的记录。

图 4 为信噪比随迭代次数变化的曲线,随着迭

代次数增加至 15 以上,信噪比增长越来越慢,当迭代次数达到 25 时,曲线收敛,信噪比达 26dB。

4.2 实际数据分离

应用海上的实际资料进行混合来模拟双震源混合采集的资料,对本文方法的实用性进行验证。观测系统如图 1b 所示,两个震源船相距 4000m 同向前进,其中一个震源船正常激发,另一个震源船采用延迟时间范围为 0~600ms 的时间延迟编码激发,每个震源船各激发 220 炮,炮间距为 25m,时间采样间隔为 1ms,采样时间为 5s。

抽取一个共检波点记录如图 5a 所示,地震记录 1~3s 之间未被污染的部分能够看出有效信号的同相轴,而被污染的部分看不出同相轴,混合噪声的存在严重污染了有效信号、降低了信噪比,同时由于缺失了 15% 的数据,对后期的地震资料常规处理造成了极大的困难。利用时间延迟算子对图 5a 进行反向时间延迟得到图 5b,原来的混合噪声变成了有效信号,也能看到部分同相轴,而原来的有效信号变成混合噪声,同样也缺失 15% 的数据。图 5c 和图 5d 分别为图 5a 和图 5b 经过 40 次迭代分离的结

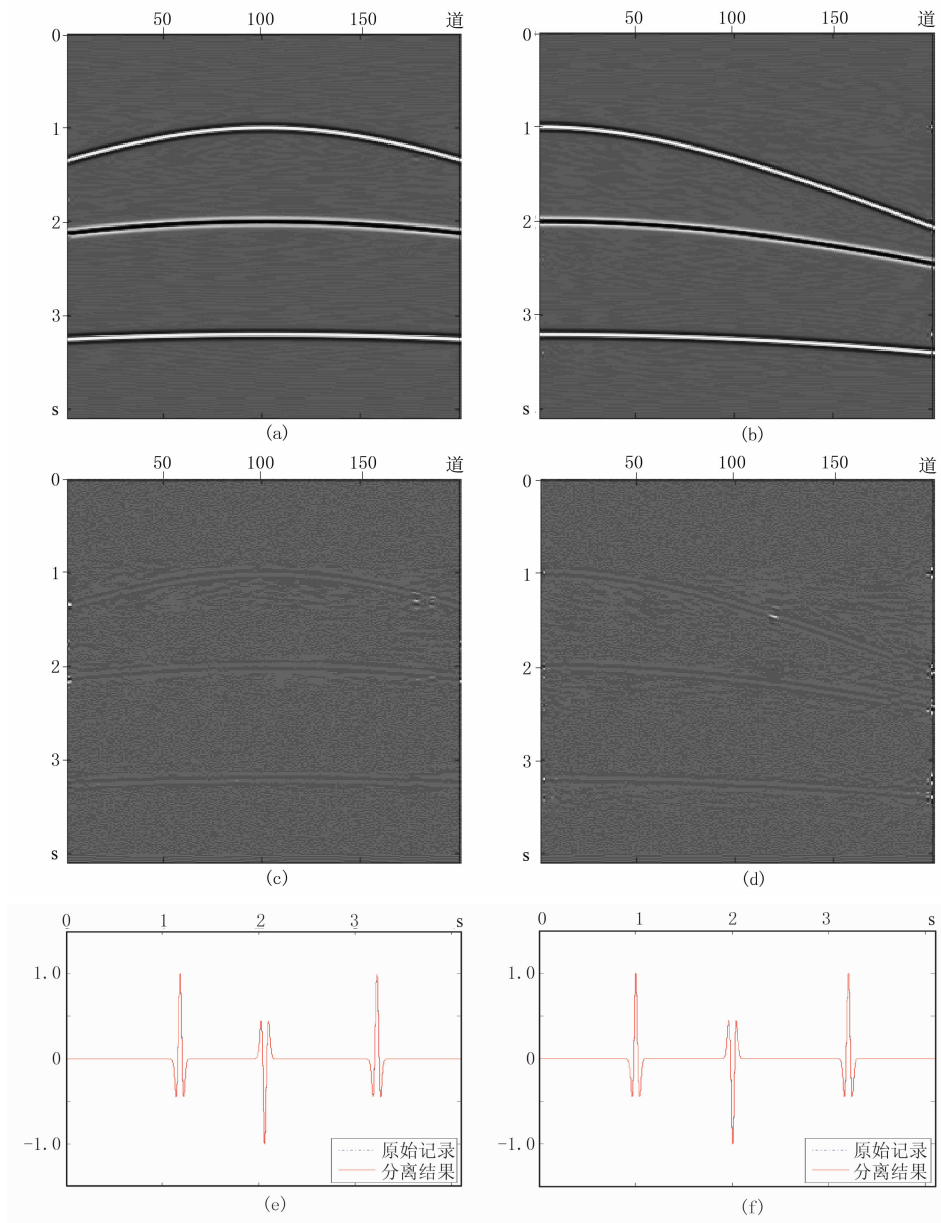


图 3 简单模型混合记录的分离结果

(a)和(b)分别为图 2a 和图 2b 的分离结果; (c)和(d)为对应的误差(已放大 10 倍); (e)和(f)分别为原始数据和分离后数据第 55 和 25 道信号

果。对比图 5a 和图 5c 可以看到大部分混合噪声被分离出去,被湮灭的同相轴也显露了出来,同时缺失的信息也得到了很好的恢复,虽然记录上有一些面波的残留,但对后期的常规处理影响不大。对比图 5d 和图 5b 也可以得到同样的结论。同样地,抽取单道记录进行对比,图 5e 和图 5f 分别为第 32 和 107 道的对比(混叠记录上缺道的位置),蓝线为原始单道信号,红线为分离后的单道信号,图中两条曲线吻合度很高。实际资料的分离和插值结果同样证明了本文方法的正确性和实用性。

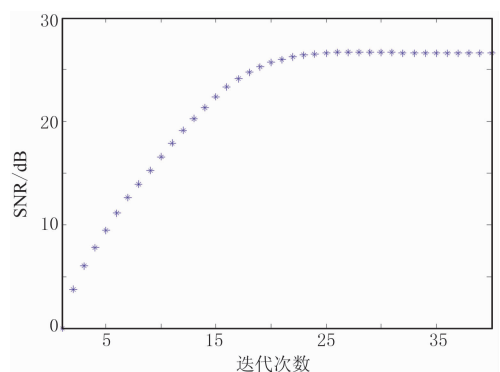


图 4 信噪比随迭代次数变化曲线

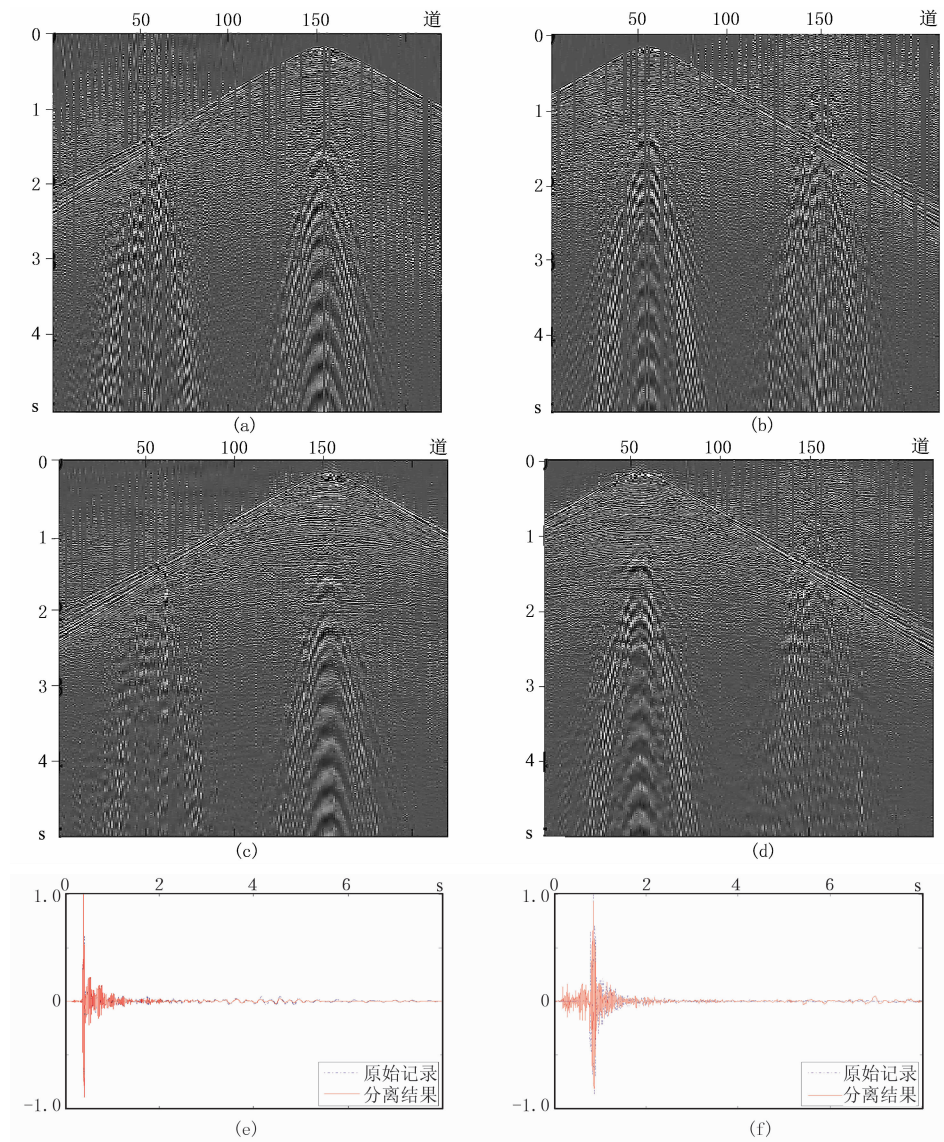


图5 实际数据的分离结果

(a) 不规则采样混合数据; (b) 反向时间延迟后的混合记录; (c) 和 (d) 分别为 (a) 和 (b) 的分离结果; (e) 和 (f) 为第 32 和第 107 道原始与分离后数据

5 结论

本文将 Mask 算子引入到分离方程中, 将规则采样混合数据的分离问题转化为不规则采样混合数据的分离和插值问题, 模拟和实际数据的测试结果表明, 本文的方法可以同步实现多震源混合采集数据的分离和插值, 从而验证了其正确性和实用性。

同时, 本文也证明, 当只进行插值时本文提出的迭代框架可以退化为迭代收缩阈值 (IST) 插值方法, 而且整形正则化方法比 IST 算法更具有普遍意义。

本文分离方法要求混合数据延迟时间较大, 如何对较小延迟时间的混合数据取得较好的分离效果需要进一步研究。

参考文献

- [1] Berkhout A J. Changing the mindset in seismic data acquisition. *The Leading Edge*, 2008, 27(7): 924-938.
- [2] Chen Y K, Fomel S, Hu J. Iterative deblending of simultaneous-source seismic data using shaping regularization. *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, 2013, 32: 119-125.
- [3] Li C, Mosher C C, Morley L C et al. Joint source deblending and reconstruction for seismic data. *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, 2013, 32:

- 82-87.
- [4] Tang Y, Biondi B. Least-squares migration/inversion of blended data. SEG Technical Program Expanded Abstracts, 2009, 28: 2859-2863.
- [5] Jiang Z, Abma R. An analysis on the simultaneous imaging of simultaneous source data. SEG Technical Program Expanded Abstracts, 2010, 29: 3115-3119.
- [6] Dai W, Fowler P, Schuster G T. Multi-source least-squares reverse time migration. Geophysical Prospecting, 2012, 60(4): 681-695.
- [7] Hampson G, Stefani J, Herkenhoff F. Acquisition using simultaneous sources. The Leading Edge, 2008, 27(7): 918-923.
- [8] Kim Y, Gruzionv I, Guo M H et al. Source separation of simultaneous source OBC data. SEG Technical Program Expanded Abstracts, 2009, 28: 51-55.
- [9] Moore I, Dragoset B, Ommundsen T et al. Simultaneous source separation using dithered sources. SEG Technical Program Expanded Abstracts, 2008, 27: 2806-2810.
- [10] 刘强, 韩立国, 李洪建. 混采数据分离中插值与去噪的同步处理. 地球物理学报, 2014, 57(5): 1646-1654. Liu Qiang, Han Liguang, Li Hongjian. Synchronous interpolation and denoising in simultaneous-source data separation. Chinese Journal of Geophysics, 2014, 57(5): 1647-1654.
- [11] Fomel S. Three-Dimensional Seismic Data Regularization. Stanford University, 2001.
- [12] Fomel S. Shaping regularization in geophysical-estimation problems. Geophysics, 2007, 72(2): R29-R36.
- [13] Fomel S, Liu Y. Seislet transform and seislet frame. Geophysics, 2010, 75(3): V25-V38.
- [14] Berkhout A J. The concept of double blending: Combining incoherent shooting with incoherent sensing. Geophysics, 2009, 74(4): A59-A62.
- [15] Chen Y, Yuan J, Jin Z Y et al. Deblending using normal moveout and median filtering in common-midpoint gathers. Journal of Geophysics and Engineering, 2014, 11(4): 045012.
- [16] Naghizadeh M, Sacchi M D. Beyond alias hierarchical scale curvelet interpolation of regularly and irregularly sampled seismic data. Geophysics, 2010, 75(6): WB189-WB202.
- [17] Chen Y S, Fomel S, Hu J. Iterative deblending of simultaneous-source seismic data using seislet-domain shaping regularization. Geophysics, 2014, 79(5): V179-V189.
- [18] Yuan S Y, Wang S X. Edge-preserving noise reduction based on Bayesian inversion with directional difference constraints. Journal of Geophysics and Engineering, 2013, 10(2): 025001.
- [19] Yuan S Y, Wang S X. Spectral sparse Bayesian learning reflectivity inversion. Geophysical Prospecting, 2013, 61(4): 735-746.
- [20] Guitton A. Blocky regularization schemes for full-waveform inversion. Geophysical Prospecting, 2012, 60(5): 870-884.
- [21] Douma H, Hoop M. Leading-order seismic imaging using curvelets. Geophysics, 2007, 72(6): S231-S248.
- [22] Herrmann F J, Wang D L, Hennemfent G et al. Curvelet-based seismic data processing: A multiscale and nonlinear approach. Geophysics, 2008, 73(1): A1-A5.
- [23] 刘国昌, 陈小宏, 郭志峰等. 基于 Curvelet 变换的缺失地震数据插值方法. 石油地球物理勘探, 2011(2): 237-246. Liu Guochang, Chen Xiaohong, Guo Zhifeng et al. Missing seismic data rebuilding by interpolation based on Curvelet transform. OGP, 2011, 46(2): 237-321.
- [24] 郑静静, 印兴耀, 张广智. 基于 Curvelet 变换的多尺度分析技术. 石油地球物理勘探, 2009(5): 543-547. Zheng Jingjing, Yin Xingyao, Zhang Guangzhi. Multi-scale analysis technique based on curvelet transform. OGP, 2009, 44(5): 543-547.
- [25] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
- [26] 王典, 刘财, 刘洋等. 基于提升算法和百分位数软阈值的小波去噪技术. 地球物理学进展, 2008, 23(4): 1124-1130. Wang Dian, Liu Cai, Liu Yang et al. Application of wavelet transform based on lifting scheme and percentiles soft-threshold to elimination of seismic random noise. Progress in Geophysics, 2008, 23(4): 1124-1130.
- [27] Liu G C, Fomel S, Jin L et al. Stacking seismic data using local correlation. Geophysics, 2009, 74(3): V43-V48.
- [28] Chen Y K, Chen K L, Shi P D et al. Irregular seismic data reconstruction using a percentile-half-thresholding algorithm. Journal of Geophysics and Engineering, 2014, 11(6): 056001.

(本文编辑: 宜明理)

作者简介



祖绍环 硕士研究生, 1990 年生; 2013 年本科毕业于中国石油大学(北京)勘查技术与工程专业; 现为中国石油大学(北京)地质资源与地质工程专业硕士研究生, 主要研究方向为多震源高效采集数据分离方法。