

doi: 10.11720/wyht.2022.1187

王通, 刘建勋, 王兴宇, 等. Shearlet 域尺度角度自适应深反射地震数据随机噪声压制方法[J]. 物探与化探, 2022, 46(3): 704-713. <http://doi.org/10.11720/wyht.2022.1187>

Wang T, Liu J X, Wang X Y, et al. Suppression of random noise in deep seismic reflection data using adaptive threshold-based Shearlet transform[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2022, 46(3): 704-713. <http://doi.org/10.11720/wyht.2022.1187>

Shearlet 域尺度角度自适应深反射地震数据 随机噪声压制方法

王通^{1,2}, 刘建勋^{1,2}, 王兴宇^{1,2}, 李广才^{1,2}, 田密^{1,2}

(1. 国家现代地质勘查工程技术研究中心, 河北 廊坊 065000; 2. 中国地质科学院地球物理地球化学勘查研究所, 河北 廊坊 065000)

摘要: 深反射地震探测技术是研究地球深部地质结构最为有效的手段之一。受大地滤波作用的影响, 地震波能量成指数衰减, 造成深层有效反射能量弱, 受背景噪声干扰严重, 难以实现深部地质结构的准确成像。本文通过研究深反射地震数据在 Shearlet 域中各个尺度角度上有效信号和随机噪声的分布差异, 发现在不同的尺度角度上地震信号受随机噪声的影响程度不同。进一步将深反射地震数据尺度角度域中的信噪比、Shearlet 系数二范数及随机噪声残差作为阈值的估计参数, 实现随尺度角度自适应的随机噪声压制方法, 最大限度地去除随机噪声的影响。通过理论模型数据和实际深反射地震数据测试, 验证了 Shearlet 域自适应阈值随机噪声压制方法可以有效地去除随机噪声干扰, 提升地震剖面的整体信噪比, 实现深层微弱反射信号的精准成像。

关键词: 深反射地震; Shearlet 变换; 自适应阈值; 信噪比; 地震弱信号

中图分类号: P631.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-8918(2022)03-0704-10

0 引言

在深地探测领域中, 深反射地震技术被认为是探测岩石圈、解决深部地质问题最为准确有效的方法之一^[1], 深反射地震探测方法采用大药量激发, 长时间观测, 地震波能够带来莫霍面及以下的深部信息, 深反射地震数据能够对深部地质结构实现有效的成像。

深反射地震接收来自地层深部的反射信号, 由于大地滤波作用使得反射信号能量很弱, 受背景随机噪声干扰严重, 一些微弱的构造响应会被随机噪声淹没, 对深反射地震数据处理和解释带来很大影响。深反射地震数据的处理结果直接关系到地震剖面的整体成像质量, 高分辨率地震数据处理技术对深反射地震探测至关重要^[2-3]。朱小三等^[4]指出怎

样除去深部信号中噪声的同时又能最大限度地保留有效信号的能量是深反射地震资料去噪的关键。

通过对深反射地震数据的处理发现, 常规处理(异常振幅噪声衰减、局部异常振幅压制、相干噪声和非相干噪声压制、球面扩散补偿、地表一致性补偿、地震子波反褶积等)后深反射地震数据中大部分噪声能够得到很好的压制, 但是来自莫霍面及以下构造的弱反射信号不能有效地从背景噪声中呈现出来。传统的随机噪声去除方法(频率域滤波、f-x 域去噪、Radon 域去噪等)不能满足深部弱信号高精度成像的需求。

20 世纪 80 年代, 小波变换(Wavelet)^[5-6]作为一种多尺度变换工具, 在去噪和图形处理领域得到了快速的发展, 利用小波变换方法分尺度对地震数据中随机噪声进行压制取得了很好的应用效果。程浩等^[7]采用基于小波变换的自适应阈值, 利用分层

收稿日期: 2021-04-17; 修回日期: 2022-01-14

基金项目: 中国地质调查局地质调查项目(DD20211340-01, AS2020J02, DD20190030)

第一作者: 王通(1989-), 男, 工程师, 主要从事深反射地震、地震数据中噪声压制方法研究工作。Email: wangtong_igge@163.com

通讯作者: 王兴宇(1979-), 男, 高级工程师, 主要从事地球深部结构探测与地震数据处理技术研究工作。Email: wxingyu@mail.cgs.gov.cn

自适应因子,对矿山微震信号中所包含的随机噪声进行压制。罗红梅等^[8]采用基于小波变换的经验模态 EMD 分解的地震记录重建方法,较好地提高了弱信号的能量信息。陈亮等^[9]提出一种基于神经网络改进小波的地震数据随机噪声去除方法,采用级联 BP 神经网络模型提取出多类别随机噪声信号,实现地震数据的随机信号压制。基于小波变换的随机噪声压制方法实现了噪声阈值的尺度自适应,但是还不满足地震数据多方向性的需求^[10-12]。

在 Wavelet 多尺度变换的基础上,多尺度多方向的 Curvelet 变换应运而生,有效的应用到地震数据随机噪声压制中。刘磊等^[13]、金丹等^[14]、何柯等^[15]利用 Curvelet 域的多种阈值方法对二维地震数据实现了弱信号提取和随机噪声压制,张华等^[16]采用曲波变换对地震数据抽取时间切片,实现了三维地震数据随机噪声压制。孙苗苗等^[17]采用基于曲波域稀疏约束的 OVT 域地震数据去噪方法,有效提取了 OVT 域地震数据的中、深反射层的弱有效信号,在压制强随机噪声的同时减少了弱有效信号的损失。但是,Curvelet 变换的数学结构复杂,且在变换的某一尺度角度域中系数矩阵尺度与原始数据不一致。

相较于 Curvelet 变换,Shearlet 变换^[18]数学结构更为简单,同样具有多尺度、多方向特性,利用更少的系数逼近曲线。对于一个 $N \times N$ 阶的图像,在 Shearlet 域中各尺度方向的数据体仍是 $N \times N$ 阶,且各方向系数仍然保留时间的维度。程浩等^[19]采用尺度自适应三维 Shearlet 变换对地震数据中随机噪声进行压制。童思友等^[20]在 Shearlet 域局部阈值的基础上改进贝叶斯阈值,将信噪比与阈值函数有机关联,并将信噪比作为阈值设定的因素,实现了地震资料中随机噪声的压制。薛琳等^[21]结合 Shearlet 变换多尺度、多方向特性,提出一种随尺度和方向同时自适应变化的阈值实现地震数据随机噪声的压制。以上对 Shearlet 域内随机噪声估计的参数过于单一,对于深层弱反射信号下随机噪声压制效果欠佳。

本文应用结合信噪比(SNR)、L2 范数、随机噪声残差的 Shearlet 域尺度角度自适应阈值方法对深反射地震数据中随机噪声进行压制,将地震数据变换到 Shearlet 域中,由于地震数据具有方向性,而随机噪声是无规律分布的,所以同一尺度下不同角度上有效信号与随机噪声比存在微弱差异,在此基础上利用信噪比(SNR)、随机噪声残差和 Shearlet 系数 L2 范数对每个角度域数据进行自适应阈值求取,实现更为精准的随尺度角度自适应变化的随机噪声压制方法。

1 Shearlet 变换

Shearlet 变换是基于合成小波理论,结合仿射系统和多尺度几何分析,带有合成膨胀系统的几何变换方法,是一种多尺度几何分析工具,具有最优的非线性误差逼近性能,数学结构严谨,计算复杂度低。连续的仿射系统在 $L^2(\mathbb{R}^n)$ 具有以下形式^[18]:

$$\{T_t D_M \psi, M \in G, t \in \mathbb{R}^n\} \quad (1)$$

式中 $\psi \in L^2(\mathbb{R}^n)$, T_t 是平移算子,并且定义: $T_t f(x) = f(x-t)$, D_M 表示伸缩算子,定义: $D_M f(x) = |\det M|^{-1/2} f(M^{-1}x)$, $G \subset GL_n(\mathbb{R})$ 是一组矩阵,当 $n=2$, G 是含有 2 个参数的扩张组:

$$G = \left\{ M_{as} = \begin{pmatrix} a & \sqrt{as} \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix} : (a, s) \in \mathbb{R}^+ \times \mathbb{R} \right\}, \quad (2)$$

矩阵 M_{as} 可以表示为 $M_{as} = S_s A_a$, 式中 S 为剪切矩阵, A 是尺度矩阵:

$$S_s = \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, A_a = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix} \quad (3)$$

式中: s 为剪切参数, a 为尺度参数。令 i, j, k 分别代表尺度、方向和系数位置序号,则由 i, j, k 定义的实数域连续可积函数为:

$$\varphi_{i,j,k}(x) = |\det A|^{i/2} \varphi(S^j A^k x - k), \quad (4)$$

式中: x 为自变量。若 φ 满足 Parseval 框架,则对于任何一个平方可积的函数 f 的 Shearlet 变换表示为:

$$C(i, j, k) = SH(f)(i, j, k) = \langle f \cdot \varphi_{i,j,k} \rangle \quad (5)$$

式中: C 为 Shearlet 系数矩阵; $SH\{\cdot\}$ 为 Shearlet 变换; $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积; f 为含噪信号。

同样可以对 Shearlet 系数矩阵 C 进行反变换重构原始函数:

$$f = SH^{-1}\{C\}, \quad (6)$$

式中, SH^{-1} 表示 Shearlet 逆变换。

2 Shearlet 域自适应阈值

假设地震记录中有效信号为 $P_0(t)$, 随机噪声为 $n(t)$, 则观测到的包含随机噪声的地震数据为:

$$P(t) = P_0(t) + n(t). \quad (7)$$

传统阈值法压制随机噪声是通过计算地震数据,筛选出一个随机噪声强度相应的阈值参数 Th , 这里 Th 是一个常数。利用阈值参数 Th 对地震数据分选,大于 Th 的数据被视为有效信号进行保留,小于 Th 的数据被视为随机噪声进行压制,最终获得去除随机噪声后的地震数据。

Shearlet 是一种稀疏变换方法,地震数据经过 Shearlet 变换后得到分尺度、分方向表示稀疏的 Shearlet 系数。Shearlet 变换具有多尺度多角度特性,在特定的尺度角度中,当地震数据同相轴走向与 Shearlet 变换基函数的方向大致相同时,地震信号就对应着较大的 Shearlet 系数;当地震数据同相轴走向与 Shearlet 变换基函数的方向相差较大时,相应的 Shearlet 系数较小。在实际地震数据中,有效的地震信号通常具有方向性,对应着较大的 Shearlet 系数,而随机噪声并无规律而言,通常对应着较小的 Shearlet 系数。对含噪声的地震数据 $P(t)$ 进行 Shearlet 稀疏变换,获得对应的 Shearlet 系数,如下:

$$C_p(j, l, k) = SH\{P(t)\} = \langle P(t), \phi_{j,l,k} \rangle \quad (8)$$

利用稀疏变换后的 Shearlet 系数估计随机噪声的方差,再通过阈值估计算子获得对应的阈值参数:

$$\sigma = \frac{\text{median}(|C_p|)}{0.6745} \quad (9)$$

$$Th_j = \sigma \sqrt{2 \ln N} \lg(j + 1) \quad (10)$$

式中: N 表示地震数据的总采样点数; $\text{median}(\cdot)$ 表示对数据矩阵中所有元素取中值。

对稀疏变换后的 Shearlet 系数进行阈值处理

$$C_{Th}(j, l, k) = \begin{cases} C_p(j, l, k), & |C_p(j, l, k)| \geq Th_j \\ 0, & |C_p(j, l, k)| < Th_j \end{cases} \quad (11)$$

式中: $C_{Th}(j, l, k)$ 表示阈值处理后的 Shearlet 系数矩

阵,保留较大的 Shearlet 系数,去除包含随机噪声较小的 Shearlet 系数,就实现了 Shearlet 变换阈值法去除随机噪声的目的^[21]。

式(10)利用随机噪声的残差及尺度参量对阈值大小进行估计,所以随机噪声的阈值仅随尺度的不同而发生改变,实现了阈值随尺度变化的自适应。

3 Shearlet 域尺度角度自适应阈值

对一单炮地震数据进行 Shearlet 变换,分别求取不同尺度角度下地震数据的信噪比和 L2 范数,如图 1 和 2 所示,分别展示了第 1、2、3、4 尺度下各个角度的信噪比和 L2 范数柱状图。通过对柱状图分析可知,在不同的尺度角度域中,数据的信噪比、L2 范数相差很大。

单一的利用尺度参量进行随机噪声阈值估计不能最大程度地利用 Shearlet 的稀疏特性,同时也不能达到最优的去噪效果。地震数据同相轴具有方向性,而随机噪声比较均一,在 Shearlet 变换的某些方向上,地震数据的分布将会很少,这时 Shearlet 系数绝大部分表示随机噪声,用此部分 Shearlet 系数就能估计出某一尺度下不同角度随机噪声的能值范围,即将有效信号分布最小的尺度和方向上分布的噪声作为该尺度的噪声,并将其剔除,得到分布在各尺度和方向上的有效地震数据。随尺度和方向自适应变化的阈值函数如下:

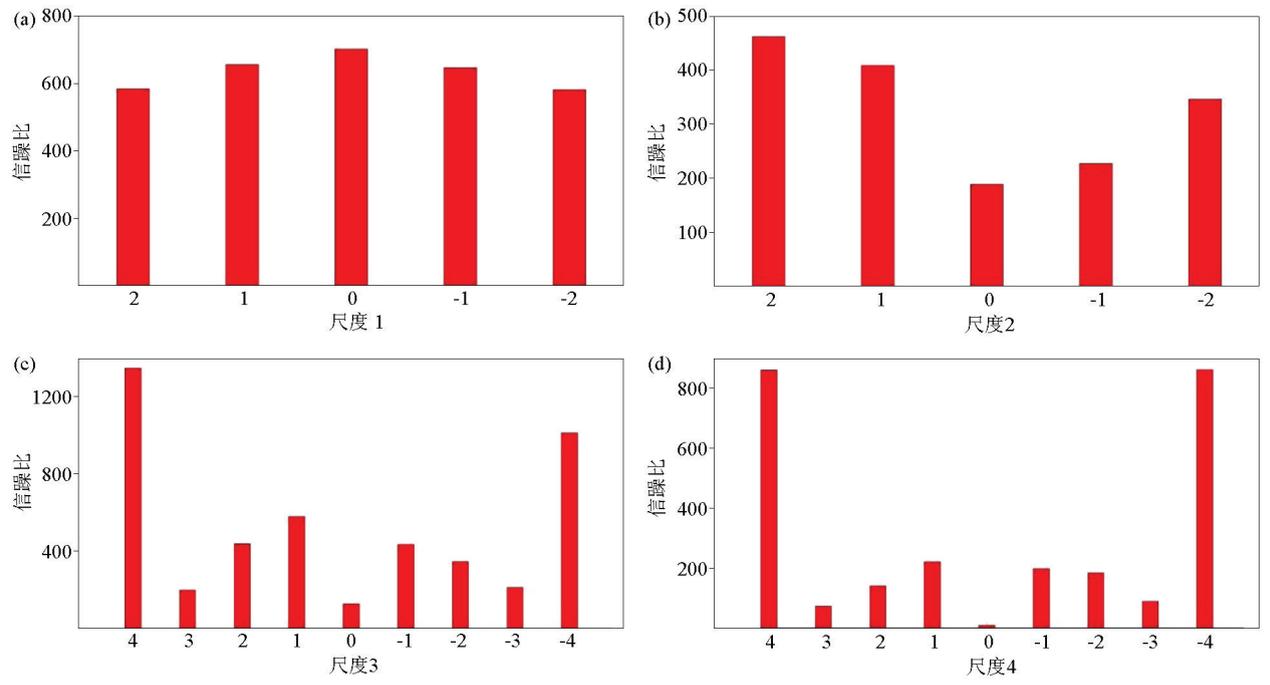


图 1 Shearlet 域不同尺度角度下地震数据的信噪比

Fig.1 Signal-to-noise ratio of seismic data at different scales and angles in Shearlet domain

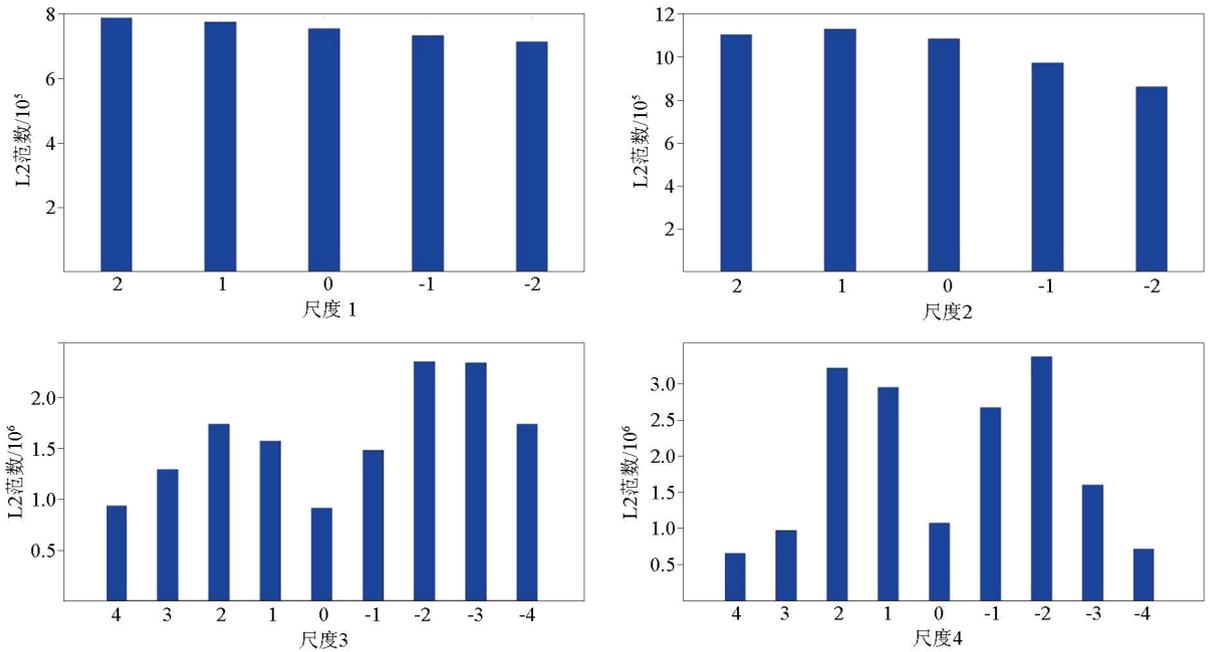


图 2 Shearlet 域不同尺度角度下地震数据的 L2 范数

Fig.2 L2 norm of seismic data at different scale angles in Shearlet domain

$$Th_{j,l} = \lambda_j \frac{\sigma \sqrt{2 \ln N} \lg(j+1)}{\lg(e_{j,l} - \min_j e_{j,l} + 10)}, \quad (12)$$

式中: $e_{j,l}$ 为尺度 j 、方向 l 上的稀疏变换系数矩阵的 L_2 范数, $j=1, 2, \dots, J$, J 为分解总尺度; σ 为噪声标准差; $\min(\cdot)$ 为最小值函数; λ_j 与信噪比相关,

$$\lambda_j = \frac{1}{\text{SNR}(j)}, \quad (13)$$

$\text{SNR}(j)$ 为不同尺度 Shearlet 系数单独构成的地震信噪比, 由相邻地震道互相关求得^[20]:

$$\text{SNR}(j) = \frac{N \sum_{i=1}^{N-1} Q_{i,i+1}}{(N-1) \sum_{i=1}^N Q_{i,i}(0) - N \sum_{i=1}^{N-1} Q_{i,i+1}}, \quad (14)$$

式中: $Q_{i,i+1}$ 为第 i 道和第 $i+1$ 道互相关函数最大值; $Q_{i,i}(0)$ 为第 i 道自相关函数最大值; N 为道数。

自适应阈值函数将信噪比、随机噪声残差、Shearlet 系数 L_2 范数作为阈值设定的因素, 即不同尺度、角度的阈值估计权值系数不同, 可以自适应求取相应的阈值, 以达到最优的随机噪声压制效果, 避免有效信号的损伤。

4 理论模型试算

为验证基于 Shearlet 稀疏变换自适应阈值法对随机噪声压制的有效性, 截取部分 Sigsbee 速度模型 (图 3a) 采用有线差分进行正演模拟, 采用道距 20

m、炮距 20 m, 采样间隔 1 ms, 8 s 接收, 加入随机噪声的单炮记录如图 3b 所示。随机噪声对深层弱反射信号干扰很大, 部分微弱的反射信号在随机噪声的背景下已经很难用肉眼识别。采用传统 Shearlet 域阈值法和 Shearlet 域尺度角度自适应阈值法对此单炮记录进行随机噪声压制, 结果如图 4。对比图 3 和图 4 可以看出, 基于 Shearlet 变换的传统阈值方法和本文提出的尺度角度自适应阈值方法都能够起到压制单炮记录中随机噪声的作用, 主要的反射同相轴成像效果得到了提升。但是, 图 4a 的局部弱反射同相轴并没有得到提升, 有些本该存在的同相轴受到了损伤, 相应的图 4c 中随机噪声波场含有有效反射波同相轴信息。图 4b 的随机噪声去除效果明显优于图 4a, 并且通过观察去除的随机噪声波场 (图 4d) 未发现有效反射同相轴信息, 压制随机噪声的同时, 有效保护了中深层的弱反射信息。图 4b 中构造边缘的弱反射同相轴成像效果得到了提升, 单炮记录上对构造细节的呈现优于图 4a, 表明本文提出的 Shearlet 域尺度角度自适应阈值方法在随机噪声压制和弱信号保护上是有效的。图 4e、f 分别为传统阈值方法去噪的第三、第四尺度结果, 图 4g、h 分别为本文方法去噪的第三、第四尺度结果, 在单独的尺度域中, 本文提出的 Shearlet 域尺度角度自适应阈值方法在随机噪声压制和弱信号保护上也是优于传统 Shearlet 域阈值方法的。

为验证本文提出的方法对叠后数据的适用性,

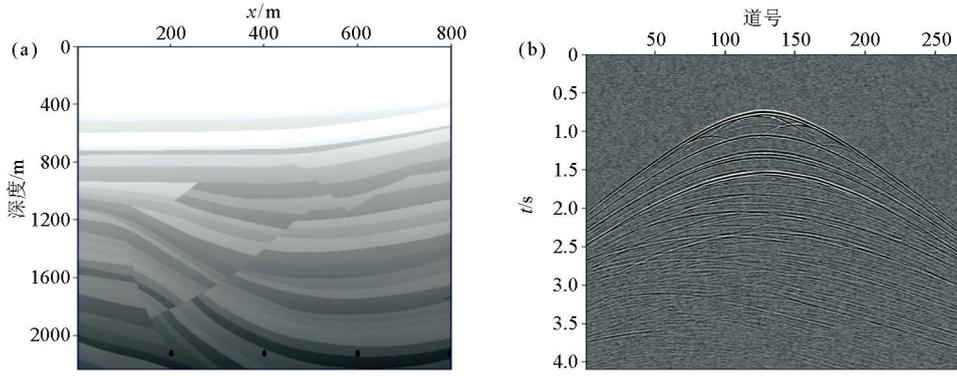
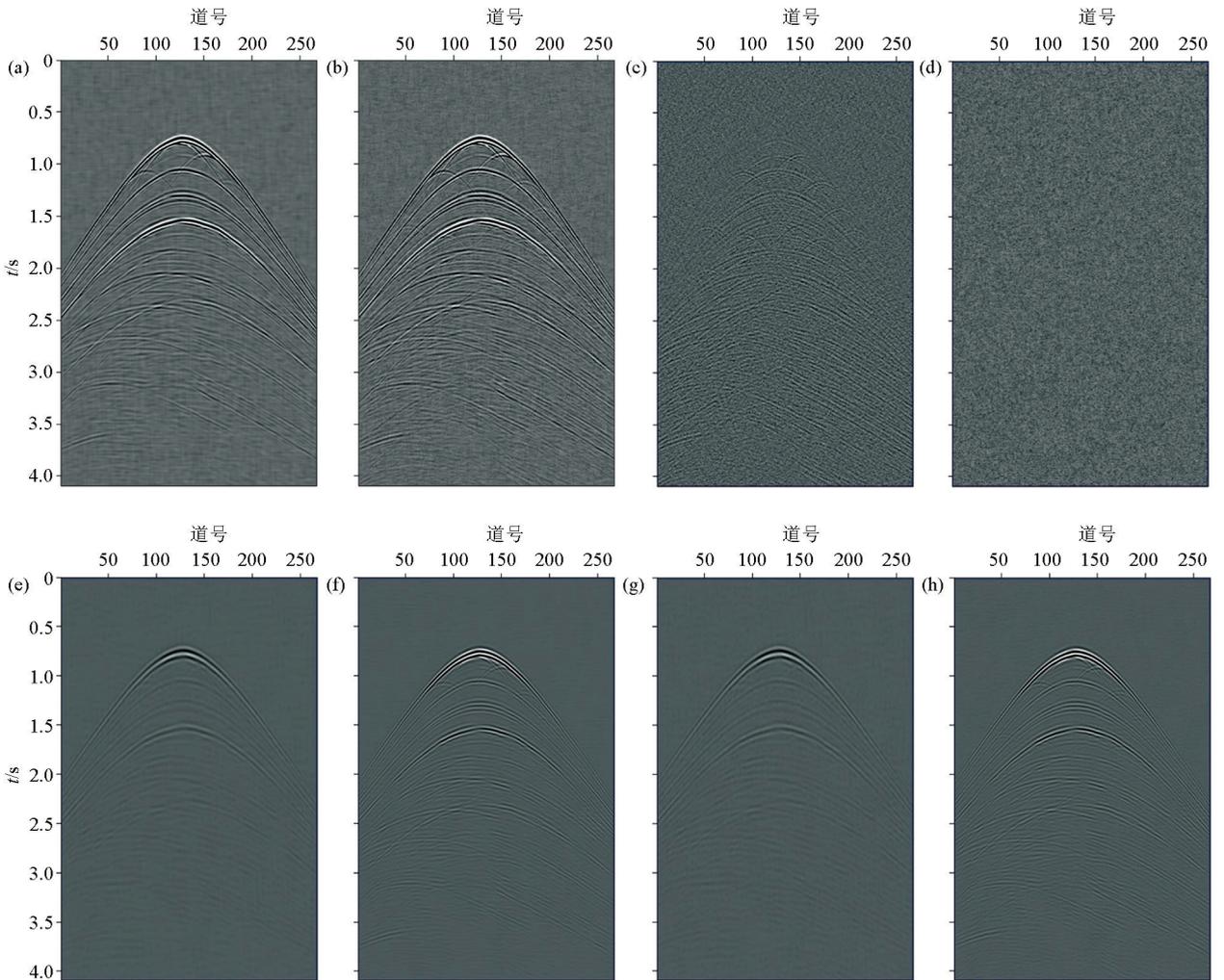


图3 Sigsbee 模型 (a) 及包含随机噪声的单炮记录 (b)

Fig.3 Sigsbee model (a) and single shot record containing random noise (b)



a—传统 Shearlet 域阈值方法; b—Shearlet 域尺度角度自适应阈值方法; c—传统 Shearlet 域阈值方法去除噪声; d—Shearlet 域尺度角度自适应阈值方法去除的噪声; e—传统 Shearlet 域阈值方法第三尺度结果; f—传统 Shearlet 域阈值方法第四尺度结果; g—Shearlet 域尺度角度自适应阈值方法第三尺度结果; h—Shearlet 域尺度角度自适应阈值方法第四尺度结果

a—traditional Shearlet domain threshold method; b—Shearlet domain scale angle adaptive threshold method; c—random noise by traditional Shearlet domain threshold method; d—random noise by Shearlet domain scale angle adaptive threshold method; e—the 3rd scale result of traditional Shearlet domain threshold method; f—the 4th scale result of traditional Shearlet domain threshold method; g—the 3rd scale result of Shearlet domain scale angle adaptive threshold method; h—the 4th scale result of Shearlet domain scale angle adaptive threshold method

图4 单炮记录随机噪声去除效果

Fig.4 Shearlet domain threshold method for the removal of random noise

抽取含随机噪声模拟数据的零偏移距数据,如图 5,理论上零偏移距数据相当于一次叠加的叠后剖面。分别采用传统 Shearlet 域阈值法和本文提出的 Shearlet 域尺度角度自适应阈值法对此零偏移距数据进行随机噪声压制,结果如图 6 所示。对比图 6a 和图 6b,两种方法对随机噪声都起到了很好的去除效果,但是,在交互薄层、构造边缘及深部构造上,图 6b 保留的有效信息更全,更能适应高精度高保真度的地震数据处理要求。通过在零偏移距地震数据上测试可知,Shearlet 稀疏变换自适应阈值法的随机噪声压制方法同样适用于叠后地震数据,能够取得理想的处理效果。

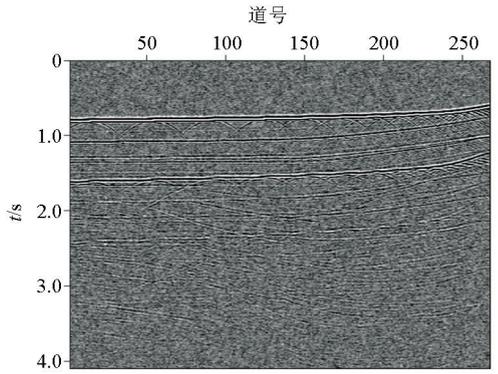
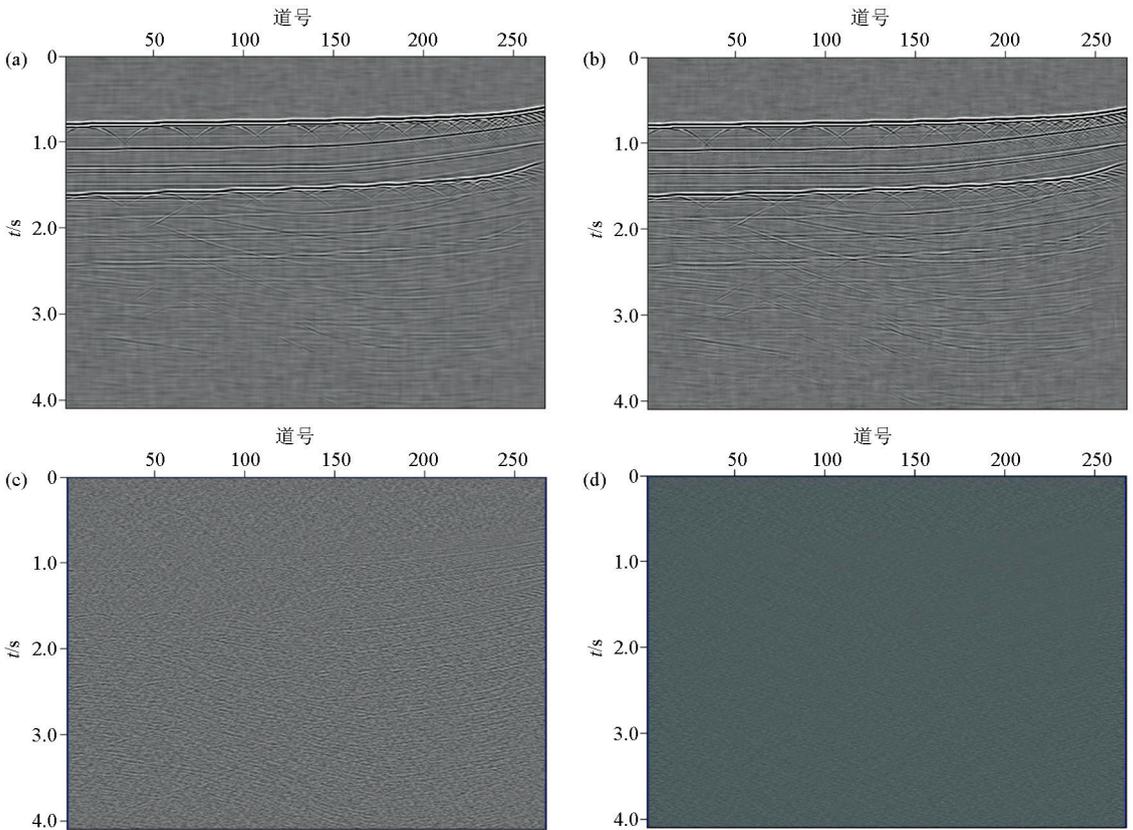


图 5 包含随机噪声的零偏移距数据

Fig.5 Zero-offset record containing random noise



a—传统 Shearlet 域阈值方法;b—Shearlet 域尺度角度自适应阈值方法;c—传统 Shearlet 域阈值方法去除的噪声;d—Shearlet 域尺度角度自适应阈值方法去除的噪声

a—traditional Shearlet domain threshold method;b—Shearlet domain scale angle adaptive threshold method;c—Random noise by traditional Shearlet domain threshold method;d—Random noise by Shearlet domain scale angle adaptive threshold method

图 6 零偏移距数据随机噪声去除效果

Fig.6 Shearlet domain threshold method for the removal of random noise

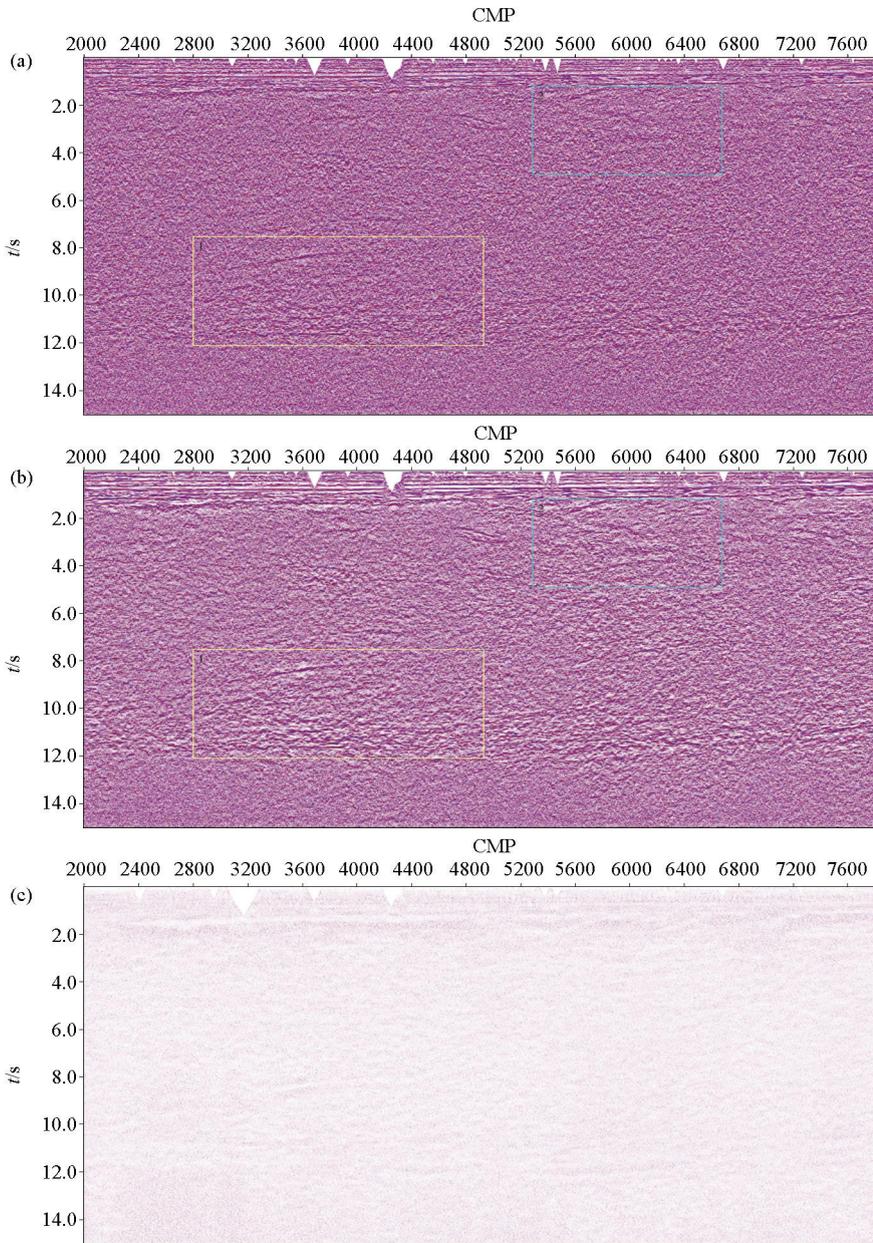
5 实际数据处理

为探明松辽盆地基底构造结构及盆山构造演化过程,本单位近几年在松辽盆地部署了多条深反射地震测线。图 7a 为松辽盆地西部的一条深反射叠加剖面,观测系统为道距 25 m、炮距 100 m,960 道接

收,采样间隔 1 ms,25 s 记录。经过常规地震数据处理流程处理后(包含静校正、异常振幅压制、面波压制、先行干扰波压制、补偿、反褶积等),剖面能够呈现出主要的地质构造走势。但是受随机噪声的影响,剖面整体信噪比并不高,中浅层构造细节刻画不清晰,中深层莫霍面上下反射同相轴不连续,给后期的解释工作带来一定干扰。

将本文提出的 Shearlet 域尺度角度自适应阈值随机噪声压制方法应用到松辽盆地深反射地震数据中。图 7b 为经过 Shearlet 域自适应阈值随机噪声压制后的叠加剖面,对比图 7a 和图 7b 可以发现,经过随机噪声压制后,剖面的成像质量明显提升,中深层的构造细节和莫霍面的走势都得到清晰呈现。图 7c 为去除的随机噪声,可以发现本文方法在实际数据应用中只是去除了背景场的随机噪声部分,未对中深层的弱有效反射信号带来损伤。图 8a、c 对应

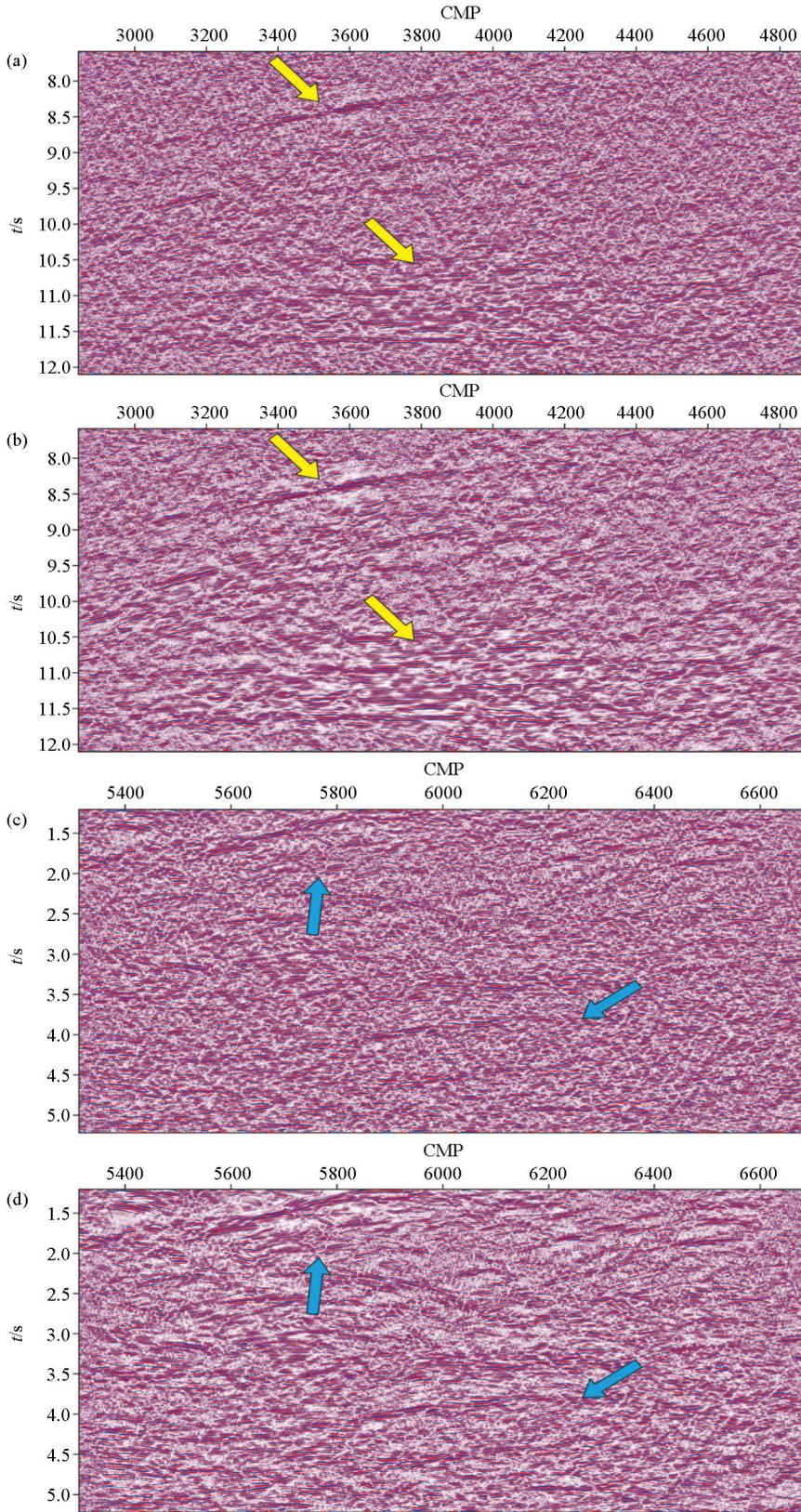
图 7a 中的黄色和蓝色方框圈定的位置,图 8b、d 对应图 7b 中的黄色和蓝色方框圈定的位置,通过局部放大进行对比可以看出,经过 Shearlet 域尺度角度自适应阈值随机噪声压制方法处理后,微弱的地震同相轴和构造边缘位置都得到了清晰的成像,剖面的精细成像质量得到了很大的提升。此外,通过图 9 去噪前后频谱对比分析发现,去噪后 10~65 Hz 主频带能量没有损耗,证明了该方法对地震剖面实现了保幅处理。



a—松辽盆地深反射地震数据叠加剖面;b—Shearlet 域尺度角度自适应阈值去噪后剖面;c—去除的随机噪声
a—superimposed profile of deep reflection seismic data in Songliao Basin;b—Shearlet domain scale angle adaptive threshold denoised profiles;c—random noise

图 7 松辽盆地地震数据随机噪声去除效果

Fig.7 Random noise removal effect of field seismic data in Songliao Basin



a—图 7a 中黄色方框放大;b—图 7b 中黄色方框放大;c—图 7a 中蓝色方框放大;d—图 7b 中蓝色方框放大

a—enlarge the yellow box area in figure 7a;b—enlarge the yellow box area in figure 7b;c—enlarge the blue box area in figure 7a;d—enlarge the blue box area in figure 7b

图 8 图 7 局部放大对比

Fig.8 Zoom in of Fig.7

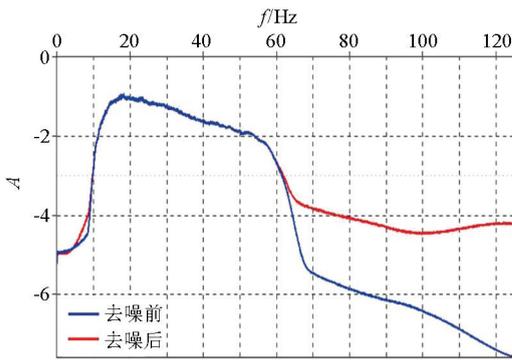


图9 去噪前、后剖面频谱对比

Fig.9 Spectrum comparison of profile before and after denoising

6 结论与认识

本文提出的结合 Shearlet 尺度域角度域地震数据的信噪比、随机噪声残差及 L2 范数作为阈值设定因素的 Shearlet 域自适应阈值方法,充分考虑了不同尺度—角度内地震数据分布具有方向性而随机噪声分布无规律性的特征,实现了最大限度地保护地震数据有效信号,去除背景场的随机噪声。

深反射地震数据中深部反射信号能量较弱,受背景场的随机噪声干扰严重,利用本文提出方法有效去除随机噪声的同时,对深层弱信号起到了保护作用,提高了深反射地震剖面信噪比,提升了剖面整体成像质量。由此可以证明,Shearlet 域自适应阈值方法能够有效地应用到深反射地震勘探领域,具有广泛的应用前景。

参考文献 (References):

[1] 王海燕,高锐,卢占武,等.国内外深反射地震研究的进展及应用研究[J].中国西部油气地质,2005,1(1):101-107.
Wang H Y, Gao R, Lu Z W, et al. Progress and application of deep seismic reflection research domestic and over seas [J]. West China Petroleum Geosciences, 2005, 1(1): 101-107.

[2] 徐泰然,卢占武,王海燕,等.深反射地震剖面数据处理的主要技术方法[J].地球物理学进展,2017,32(2):326-338.
Xu T R, Lu Z W, Wang H Y, et al. Main technology of deep seismic reflection data processing [J]. Progress in Geophysics, 2017, 32(2): 326-338.

[3] 李胜强,刘振东,严加永,等.高分辨深反射地震探测采集处理关键技术综述[J].地球物理学进展,2020,35(4):190-199.
Li S Q, Liu Z D, Yan J Y, et al. Review on the key techniques for high resolution deep reflection seismic acquisition and processing [J]. Progress in Geophysics, 2020, 35(4): 190-199.

[4] 朱小三,高锐,李秋生,等.深反射地震数据的噪音衰减方法综述[J].地球物理学进展,2013,28(6):2878-2900.

Zhu X S, Gao R, Li Q S, et al. Review of the noises attenuation of deep reflection seismic data [J]. Progress in Geophysics, 2013, 28(6): 2878-2900.

[5] 谭晓迪,黄大年,李丽丽,等.小波结合幂次变换方法在边界识别中的应用[J].吉林大学学报:地球科学版,2018,48(2):82-94.
Tan X D, Huang D N, Li L L, et al. Application of wavelet transform combined with power transform method in edge detection [J]. Journal of Jilin University: Earth Science Edition, 2018, 48(2): 82-94.

[6] 刘霞,黄阳,黄敬,等.基于经验模态分解(EMD)的小波熵阈值地震信号去噪[J].吉林大学学报:地球科学版,2016,46(1):262-269.
Liu X, Huang Y, Huang J, et al. Wavelet entropy threshold seismic signal denoising based on empirical mode decomposition (EMD) [J]. Journal of Jilin University: Earth Science Edition, 2016, 46(1): 262-269.

[7] 程浩,袁月,王恩德,等.基于小波变换的自适应阈值微震信号去噪研究[J].东北大学学报:自然科学版,2018,38(9):1332-1336.
Cheng H, Yuan Y, Wang E D, et al. Study of Hierarchical adaptive threshold micro-seismic signal denoising based on wavelet transform [J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2018, 38(9): 1332-1336.

[8] 罗红梅,宋琪琪,邢漪冉,等.基于改进经验模态分解的地震弱信号增强处理方法[J].地球物理学进展,2019,34(1):173-179.
Luo H M, Song W Q, Xing Y R, et al. Seismic weak signal enhancement processing method based on improved empirical mode decomposition [J]. Progress in Geophysics, 2019, 34(1): 173-179.

[9] 陈亮,陈丽芳,刘保相.一种神经网络改进小波的地震数据随机噪声去除方法[J].地震工程学报,2019,41(2):476-481.
Chen L, Chen L F, Liu B X. A method for random noise elimination from seismic data based on the Neural Network-improved wavelet transform [J]. China Earthquake Engineering Journal, 2019, 41(2): 476-481.

[10] Guo K, Labate D, Lim W Q, et al. Wavelets with composite dilations [J]. Electronic Research Society, 2004, 10(9): 78-87.

[11] Guo K, Labate D, Lim W Q, et al. Wavelets with composite dilations and their MRA properties [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2006, 20(2): 202-236.

[12] 王通,王德利,冯飞,等.三维稀疏反演多次波预测及曲波域匹配相减技术[J].吉林大学学报:地球科学版,2017,47(6):1865-1874.
Wang T, Wang D L, Feng F, et al. Multiple prediction with 3D sparse inversion and Curvelet match [J]. Journal of Jilin University: Earth Science Edition, 2017, 47(6): 1865-1874.

[13] 刘磊,刘振,张军华.曲波阈值法地震弱信号识别及去噪方法研究[J].地球物理学进展,2011,29(4):1415-1422.
Liu L, Liu Z, Zhang J H. Denoising and detecting seismic weak signal based on curvelet thresholding method [J]. Progress in Geophysics, 2011, 29(4): 1415-1422.

[14] 金丹,程建远,王保利,等.基于 Curvelet 变换的地震资料弱信

- 号识别及去噪方法[J].煤炭学报,2016,41(2):332-337.
- Jin D, Cheng J Y, Wang B L, et al. Seismic weak signal identification and noise elimination based on curvelet domain [J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(2): 332-337.
- [15] 何柯,周丽萍,于宝利,等.基于补偿阈值的曲波变换地面微地震弱信号检测方法[J].物探与化探,2016,40(1):55-60.
- He K, Zhou L P, Yu B L, et al. The ground microseismic weak signal detection method based on compensation threshold of curvelet transform [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2016, 40(1): 55-60.
- [16] 张华,陈小宏,李红星,等.曲波变换三维地震数据去噪技术[J].石油地球物理勘探,2017,52(2):226-232.
- Zhang H, Chen X H, Li H X, et al. A denoising technique for 3D seismic data by Curvelet transform [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2017, 52(2): 226-232.
- [17] 孙苗苗,李振春,曲英铭,等.基于曲波域稀疏约束的 OVT 域地震数据去噪方法研究[J].石油物探,2019,58(2):58-68.
- Sun M M, Li Z C, Qu Y M, et al. A seismic denoising method based on Curvelet transform with sparse constraint in OVT domain [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2019, 58(2): 58-68.
- [18] 刘成明,王德利,王通,等.基于 Shearlet 变换的地震随机噪声压制[J].石油学报,2014,35(4):692-699.
- Liu C M, Wang D L, Wang T, et al. Random seismic noise attenuation based on the Shearlet transform [J]. Acta Petrolei Sinica, 2014, 35(4): 692-699.
- [19] 程浩,王德利,王恩德,等.尺度自适应三维 Shearlet 变换地震随机噪声压制[J].石油地球物理勘探,2019,54(5):36-44.
- Cheng H, Wang D L, Wang E D, et al. Scaling adaptive 3D shearlet transform seismic random noise suppression [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2019, 54(5): 36-44.
- [20] 童思友,高航,刘锐,等.基于 Shearlet 变换的自适应地震资料随机噪声压制[J].石油地球物理勘探,2019,54(4):744-750.
- Tong S Y, Gao H, Liu R, et al. Shearlet transform based adaptive random noise suppression of seismic data [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2019, 54(4): 744-750.
- [21] 薛林,程浩,巩恩普,等. Shearlet 域自适应阈值地震数据随机噪声压制[J].石油地球物理勘探,2020,55(2):282-291.
- Xue L, Cheng H, Gong E P, et al. Shearlet domain adaptive threshold seismic data random noise suppression [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2020, 55(2): 282-291.

Suppression of random noise in deep seismic reflection data using adaptive threshold-based Shearlet transform

WANG Tong^{1,2}, Liu Jian-Xun^{1,2}, WANG Xing-Yu^{1,2}, LI Guang-Cai^{1,2}, TIAN Mi^{1,2}

(1. National Technical Research Center for Modern Geological Exploration Engineering, Langfang 065000, China; 2. Institute of Geophysical and Geochemical Exploration, Chinese Academy of Geological Sciences, Langfang 065000, China)

Abstract: Deep seismic reflection is one of the most effective means of studying the deep geological structure of the Earth. However, the energy of seismic waves exponentially decreases due to the filtering by the Earth, resulting in weak energy of effective deep seismic reflection signals. In this case, deep seismic reflection data are liable to be seriously disturbed by background noise, and thus it is difficult to obtain accurate images of deep geological structures. According to the study on the differences in the distribution of effective signals and random noise of deep seismic reflection data on different scales in the Shearlet domain, seismic signals on different scales are affected by random noise to different extents. Furthermore, with the signal-to-noise ratio, the L2 norm of Shearlet coefficients, and the residual errors of random noise in deep seismic reflection data as the parameters for threshold estimation, this study developed a random noise suppression method that is adaptive to different scales to minimize the effects of random noise. Theoretical model data and actual tests of deep seismic reflection data verified that this method can effectively eliminate the disturbance of random noise, improve the overall signal-to-noise ratio of seismic sections, and realize the accurate imaging of weak deep seismic reflection signals.

Key words: deep reflection seismic; Shearlet transform; adaptive threshold; signal-to-noise ratio (SNR); seismic weak signal

(本文编辑:叶佩)