

doi: 10.11720/wtyht.2020.1484

刘剑,秦飞龙.改进的小波阈值法及其在地震数据降噪处理中的应用[J].物探与化探,2020,44(4):784-789.<http://doi.org/10.11720/wtyht.2020.1484>

Liu J, Qin F L. The application of the improved wavelet threshold method to seismic data de-noising[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2020, 44(4): 784-789. <http://doi.org/10.11720/wtyht.2020.1484>

改进的小波阈值法及其在地震数据降噪处理中的应用

刘剑¹, 秦飞龙^{2,3}

(1. 成都工业学院 汽车与交通学院, 四川 成都 611730; 2. 成都工业学院 大数据与人工智能学院, 四川 成都 611730; 3. 电子科技大学 数学科学学院, 四川 成都 611731)

摘要: 野外地震数据受到各种随机因素干扰, 需要对随机噪声进行去除。小波分析中的软、硬阈值法有效的地震数据降噪方法, 但由于算法本身特性使得降噪具有一定的缺陷。因此, 文中提出了一种改进的小波阈值降噪算法。首先构建了改进的阈值方法模型并对其功能进行了研究, 确定了 sym3 为改进的阈值算法的最佳小波基以及最佳小波分解的层数为 3 层。利用仿真实验证明了改进的阈值方法降噪能力具有有效性, 并通过均方差 (RMSE) 和信噪比 (SNR) 对新算法降噪效果进行了评价。最后, 将本文提出的算法应用于实际地震数据降噪处理, 结果发现改进的阈值法能够有效地去除地震数据中的各类随机噪声, 通过与软、硬阈值法降噪效果进行对比研究, 结果得出改进的阈值方法降噪效果更理想。

关键词: 软、硬阈值法; 改进的阈值法; 地震数据; 降噪

中图分类号: P631.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-8918(2020)04-0784-06

0 引言

社会的发展离不开能源, 能源的获取大多是通过对地质勘查所得。但是, 在野外勘查中, 采集到的地震数据会受到各种不可预知的因素干扰, 如地质环境, 机器设备, 人为影响等, 使得地震数据混合着强烈的随机噪声, 地震数据记录剖面分辨率低, 地震数据信噪比低, 不利于对地震数据后期解释, 从而必须对野外地震数据进行降噪处理^[1]。为了去除地震数据的随机噪声, 一些学者利用随机噪声和有效信号的差异, 构建了随机噪声去除模型, 如傅里叶变换^[2]、K-L 变换^[3]、倾斜叠加法^[4]等, 但是该类方法在地震数据降噪中存在着一定的缺陷, 因为这些方法要求明确数据的先验知识, 实际上地震数据伴随各种干扰, 如机器影响, 人为影响, 地质环境影响等,

使得地震信号情况是无法预知的。因此, 该类型算法对地震数据降噪效果不理想^[5]。盲信号分离技术是近二十年来发展的一种有效降噪方法, 如 ICA 降噪方法^[6], FASTICA 降噪算法^[7], JADE 降噪算法^[8]等, 它的最大优势是不需要知道信号是如何混合的前提下, 就能分离出目标信号。但是该类算法具有一个缺陷, 它需要处理的混合信号是相互独立的, 混合程度不能过于复杂, 还要求信号中最多只有一个是非高斯信号^[1,9]。但地震信号由于所处地质环境十分复杂, 各种干扰影响严重, 混合信号彼此之间并非相互独立, 混合程度也极强。从而, 盲源分离方法对地震数据降噪不理想。近年来, 小波变换越来越广泛应用于地震数据降噪, 因为小波变化具有自适应“时间—频率”窗口优势^[10], 还能够将信号分解到不同频带上, 如高频上的噪声信号和低频上的细节信号, 这种分解方式可重复进行, 信号在不同频

收稿日期: 2019-10-21; 修回日期: 2020-04-10

基金项目: 四川省科技厅计划项目(2019YJ0375); 中国地质调查局地质调查项目(1212010916040); 成都工业学院博士基金项目(2018RC014)

作者简介: 刘剑(1975-), 男, 博士, 主要从事大数据处理研究工作。Email: 641457637@qq.com

通讯作者: 秦飞龙(1983-), 男, 博士后, 主要从事数学地质方面的研究工作。Email: lida_112@163.com

带上通过选取小波阈值降噪法有利于将噪声进行消除,并且利用小波的重构变换能够去除噪声后的有效信号恢复为原始信息^[11-12]。其中,阈值降噪应用最广泛的是 Donoho 提出的软、硬阈值降噪法^[13],但是软阈值函数是通过恒定方式压制噪声,容易去掉有效信号。而硬阈值函数在阈值出现不连续时,会给重构信号带来振荡,从而软、硬阈值函数进行信号降噪存在缺陷^[14]。因此,文中在软、硬阈值函数基础上提出了一种改进的小波阈值降噪算法,以提高信号降噪效果。

1 改进的阈值算法

1.1 软、硬阈值算法基础

给定一组观测信号:

$$f(t) = s(t) + n(t), \quad (1)$$

式中: $s(t)$ 表示有效信号; $n(t)$ 为随机噪声信号; $f(t)$ 是观测信号,混合有噪声信号。

假设样本的采样点个数为 N ,那么 $f(t)$ 的一维离散小波分解变换^[14]如下所示:

$$Wf(j, k) = 2^{\frac{j}{2}} \sum_{n=0}^N f(n) \psi(2^{-j}n - k), \quad (2)$$

式中, $\psi(t)$ 指一个母小波, $Wf(j, k)$ 指小波系数,记为 $W_{j,k}$ 。对于一维的离散小波重构变换和二维小波变换详见文献[1]。对于观察地震数据,经过小波分解后的信号可以通过软、硬阈值法进行降噪处理,然后通过小波重构恢复原始有效信号^[1]。

软、硬阈值函数方法如下^[13,16]:

$$\hat{W}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(W_{j,k})(|W_{j,k}| - \lambda), & |W_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

$$\hat{W}_{j,k} = \begin{cases} W_{j,k}, & |W_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (4)$$

其中,式(3)表示的是软阈值降噪函数,式(4)表示的是硬阈值降噪函数。 $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数, λ 指阈值($\lambda = \sqrt{2\lg N}$)^[1], $W_{j,k}$ 为小波系数。

信号通过式(3)的软阈值处理后的小波系数具有连续性,但利用大于阈值的恒定方式进行噪声压制,会造成一些有效信号当作噪声信号被去除,以至于得出的信号不能代表真实信息。硬阈值函数可以避免软阈值函数以恒定的压缩方式产生的偏差影响,但硬阈值函数在降噪上仍然具有缺陷,由式(4)可知硬阈值法降噪后的信号在阈值 λ 处是不连续的,会导致小波重构恢复原始信号时发生一定的振荡,使得原始有效信息光滑度变差。为了克服软、硬阈

值函数在信号降噪的缺陷,成枢等提出了一种融合加权平均的改进小波阈值函数进行数据降噪,该方法在软阈值函数的基础上加入了 1 个可变的调节因子,达到更好的滤波效果^[17],然而该方法在确定分解层数时依据经验公式可能会对信号降噪产生影响,并且该方法过于复杂,运算量较大。从而本文在软、硬阈值函数基础上,进一步对文献[17]的算法进行优化,得出了一种新的改进小波阈值降噪方法。

1.2 改进的阈值降噪方法

本文设计出的改进的小波阈值降噪方法如下:

$$\hat{W}_{j,k} = \begin{cases} (1-v)W_{j,k} + \sqrt{v} \text{sgn}(W_{j,k})(|W_{j,k}| - \lambda), & |W_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (5)$$

其中: $v = \beta^{-(|W_{j,k}| - \lambda)^2}$, $0 \leq \beta \leq 1$ 。式(5)中, λ 为阈值, $\text{sgn}(\cdot)$ 是符号函数, $W_{j,k}$ 指小波系数, $\hat{W}_{j,k}$ 指小波阈值降噪后的小波系数。由式(5)可以得出改进的小波阈值函数具有以下性质:

①如果 $\beta \rightarrow 0$ 时,则 $v \rightarrow 0$,可得到 $\hat{W}_{j,k} \rightarrow W_{j,k}$,式(5)转化为硬阈值函数;

如果 $\beta \rightarrow 1$ 时, $v \rightarrow 1$,则 $\hat{W}_{j,k} \rightarrow \text{sgn}(W_{j,k})(|W_{j,k}| - \lambda)$,式(5)转化为软阈值函数;

②如果 $|W_{j,k}| \rightarrow \lambda$ 时,则 $v \rightarrow 1$, $\hat{W}_{j,k} \rightarrow 0$,显然, $\hat{W}_{j,k}$ 位于 $|W_{j,k}| = 0$ 处连续;

③如果 $|W_{j,k}| \rightarrow \infty$ 时,则 $v \rightarrow 0$, $\hat{W}_{j,k} \rightarrow W_{j,k}$, $\hat{W}_{j,k}$ 的渐近线即为 $\hat{W}_{j,k} = W_{j,k}$ 。

通过上述分析可知,文中提出的改进的小波阈值函数不仅具备了软、硬阈值函数的所有降噪功能,还避免了软、硬阈值函数降噪的缺点,因为它克服了以恒定方式产生的偏差的影响,而且在阈值处的函数具有连续性。该算法与文献[17]中的算法相比,算法更简洁,项数较少,利于运算,本文的算法是基于小波分解后的信号进行阈值降噪处理,后续还结合真实地震数据进行仿真实验得出小波分解层数。从而,本文提出的改进阈值函数数据降噪上更具有实际意义。

2 仿真实验

此处,通过仿真实验说明改进的小波阈值函数在信号降噪上的有效性,选取 2 000 个采样点,采样间隔为 1 ms 的样本数据,其有效信号 m 如图 1a 所示,在有效信号 m 上添加随机混合噪声信号得出混合观察信号,如图 1b 所示。通过图 1b 发现有效信

号被随机噪声所覆盖,几乎分辨不出有效信号,利用本文提出的改进阈值算法以及软、硬阈值函数对观察信号 x 进行降噪处理,降噪后的信号如图 2 所示。由图 2 知,软、硬阈值函数能够去除部分噪声信号,但仍然有存在随机干扰噪声混合在有效信号上,降噪效果不理想,而改进的阈值函数能够去除所有干扰,有效信号的峰值毛刺干扰被消除,从而改进的小波阈值函数降噪效果较软、硬阈值函数降噪效果更佳。

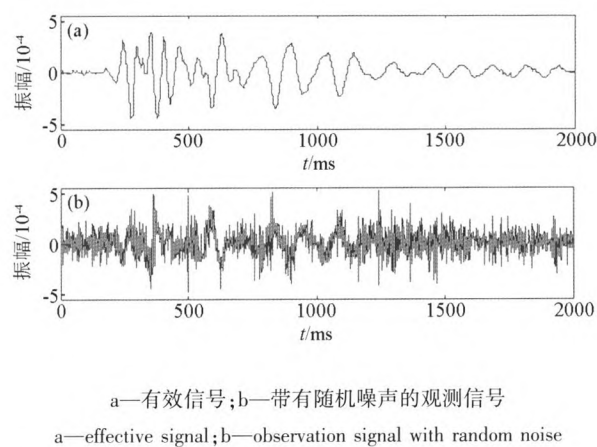


图 1 原始信号
Fig.1 The original signal

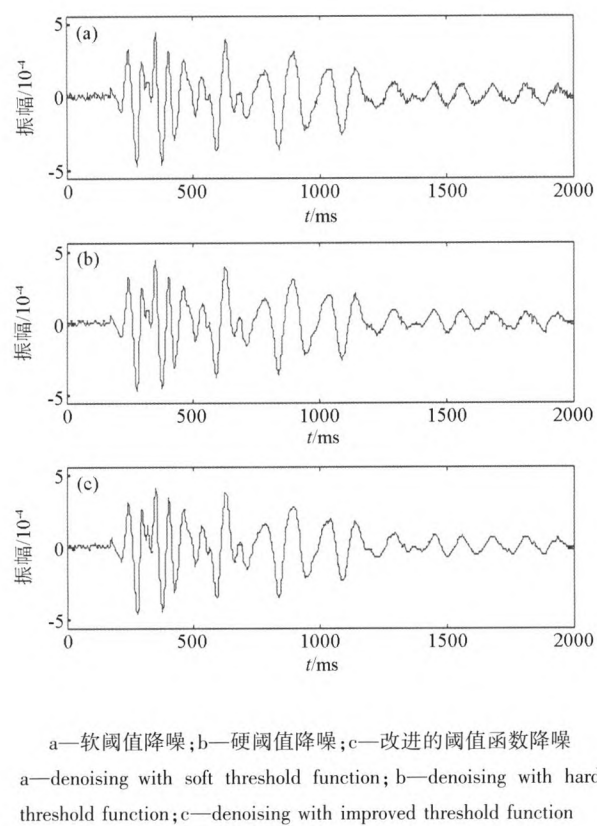


图 2 数据降噪
Fig.2 The data denoising

信号降噪效果可通过信噪比(SNR)^[18]和均方根误差($RMSE$)^[18]来评价,信噪比 SNR 方法:

$$SNR = 10 \times \lg \left\{ \frac{\sum_{k=1}^n x^2(k)}{\sum_{k=1}^n [x(k) - x'(k)]^2} \right\}, \quad (6)$$

均方根误差 $RMSE$ 方法:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n [x(k) - x'(k)]^2}, \quad (7)$$

在式(6)和(7)中, $x(k)$ 表示原始观测数据, $x'(k)$ 指的是降噪后的数据, SNR 越大,函数降噪效果越好,反之, SNR 越小,降噪效果越差; $RMSE$ 越大,函数降噪效果越差,反之, $RMSE$ 越小,降噪效果越好。

通过式(6)和(7)得出改进的阈值函数,软、硬阈值法降噪后的 SNR 和 $RMSE$ 结果(表 1)。由表 1 可知,在所有 SNR 和 $RMSE$ 中,改进阈值法的 $RMSE$ 最小, SNR 最大。从而,改进阈值法降噪效果最佳。在小波变换中还需要确定小波基,dbN 系列和 symN 系列是最常用的小波基,尤其 symN 系列是地震数据降噪的常用小波基。因此,通过式(6)和(7),结合不同的 symN 小波基,得出改进阈值函数降噪后信号的 SNR 和 $RMSE$ (图 3),由图 3 可知,在所有 symN 小波基中,改进阈值函数在 sym3 下的降噪后信号的 SNR 最大, $RMSE$ 最小,从而 sym3 作为改进阈值函数小波基,降噪效果最理想。

表 1 不同阈值函数的信噪比和均方根误差

Table 1 The SNR and RMSE with different threshold functions			
阈值函数	软阈值函数	硬阈值函数	新阈值函数
SNR	27.1341	28.3217	29.0232
RMSE	0.00029	0.00028	0.00018

为了确定在新算法条件下的小波分解层数,选取第四部分实际地震数据中的第 80 道观测信号进行降噪处理,采样点为 6 000,采样间隔为 1 ms,为了便于显示,选取前 3 000 采样点进行说明(图 4a),由图 4a 知,200~2 000 ms 内存在地震波激发,但在 0~200 ms 和 2 000~3 000 ms 区间出现严重的毛刺现象,说明噪声干扰严重。从而选取 sym 3 为小波基,利用新算法分别进行 1~5 层小波分解降噪(图 4b~4f)。由图 4b~4f 可知,分解层越高,新算法降噪能力越强,然而当分解 4 层以后,有效信号与观测信号波形不吻合,将噪声作为信号丢失,从而,对地震数据降噪,分解层数为 3 层时效果最佳,避免了文献[17]提出的算法由于分解层数不确定性影响。

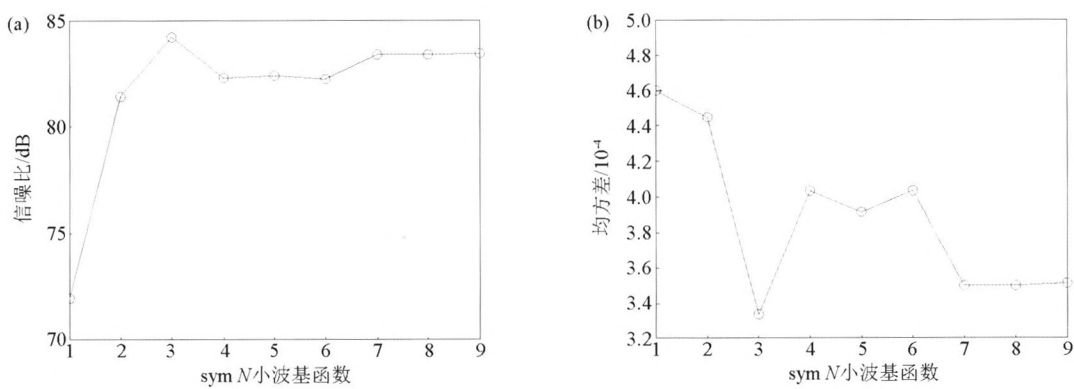
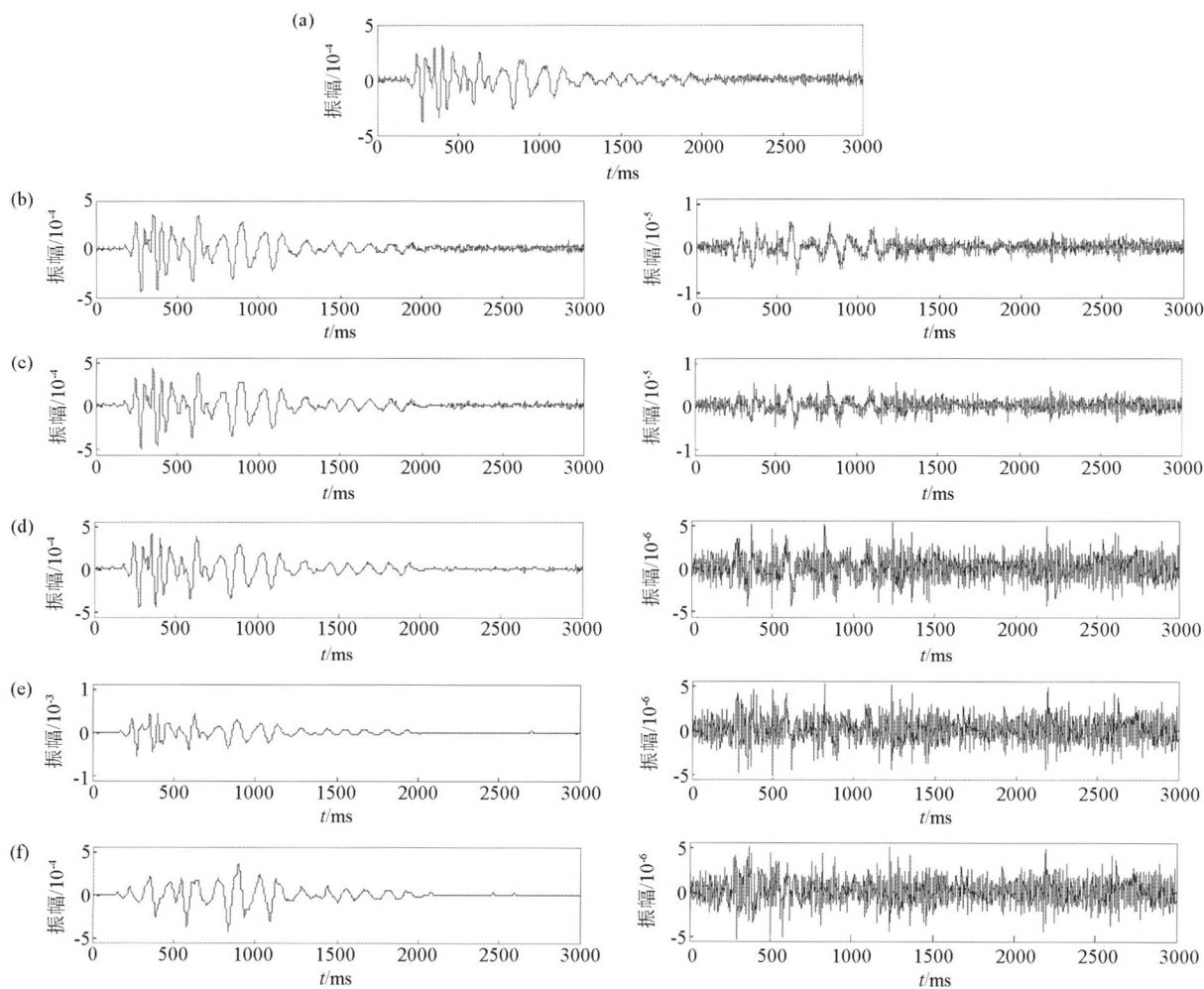


图 3 不同 symN 小波基的信噪比 (a) 和均方根误差 (b)
Fig.3 The SNR (a) and RMSE (b) with different symN



a—观测信号;b、c、d、e、f—分别为改进的阈值降噪算法进行 1~5 层分解降噪效果
a—observation signal;b、c、d、e、f—the denoising results of improved threshold algorithm from the first to the fifth decomposition

图 4 确定分解层数

Fig.4 Determine the decomposition layers

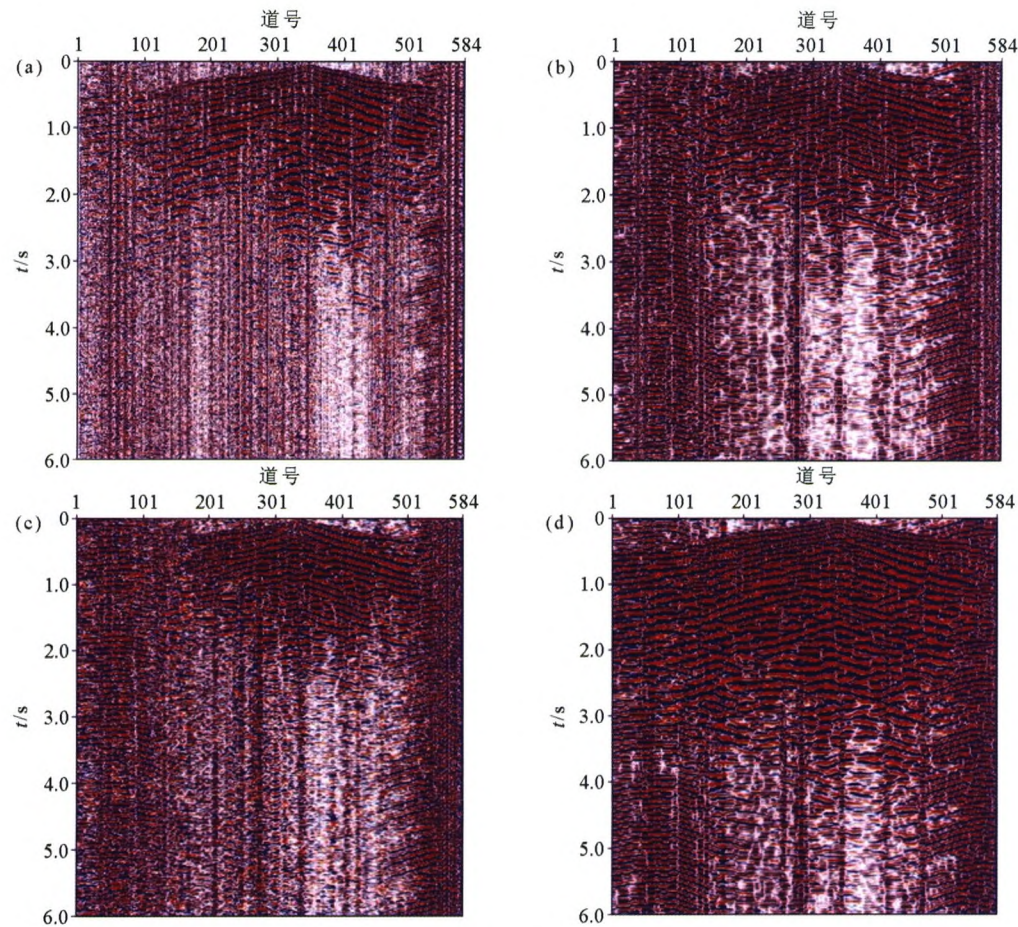
3 实际地震数据降噪处理

为了显示改进的阈值方法降噪效果,将其应用到实际地震数据降噪处理应用,数据来源于中国地

质调查局计划项目“深部找矿复电阻率法技术研究”,该炮记录共有 584 道,采样点 6000,采样率为 1 ms,原始地震记录如图 5a 所示。由图 5a 可知,存在大量随机噪声,各道间数据相关性较差,几乎看不出地震数据记录的双曲线特征。通过本文提出的改进

阈值算法以及软、硬阈值函数对原始地震数据(图5a)中的干扰噪声进行消除。通过前面分析,选取sym3为降噪的小波基和3层小波分解。通过软阈值函数降噪后的结果如图5b,硬阈值函数降噪后的结果如图5c。由图5b、5c可知,大部分随机噪声得到了消除,地震数据记录的双曲线特征较为明显,然而,整个地震数据记录仍然存在大量的噪声干扰,说

明软、硬阈值函数降噪效果不理想。最后将本文设计的改进的小波阈值函数直接对图5a中的数据进行了降噪处理,降噪后的地震数据记录剖面如图5d所示,由图5d可知,降噪后的地震数据记录的双曲线特征十分明显,几乎没有噪声干扰。可见,本文提出的改进的小波阈值降噪算法降噪能力强,降噪效果优于软、硬阈值函数降噪。



a—原始观察数据;b—软阈值函数降噪结果;c—硬阈值函数降噪结果;d—改进的阈值函数降噪结果
a—original seismic data;b—denoising results of the soft threshold function;c—denoising results of the hard threshold function;d—denoising results of the improved threshold function

图5 地震数据降噪

Fig.5 The seismic data denoising

4 结论

- 1) 文章在软、硬阈值函数基础提出了一种改进的小波阈值函数,并且具备软、硬阈值降函数特点,还避免了它们在信号降噪上的不足。
- 2) 利用信噪比方法,均方根误差方法,结合仿真实验得出改进的小波阈值函数最佳小波基为sym3,最佳小波分解层数为3层。
- 3) 改进的小波阈值函数在实际地震数据降噪处理中,其降噪能力较软、硬阈值函数降噪能力更

强,它能够去除掉地震数据记录的噪声干扰,降噪后的地震记录剖面分辨率高。

参考文献 (References) :

[1] 吴海洋.盲小波算法及其在金属矿床地震资料去噪处理中的研究[D].成都:成都理工大学,2012.
Wu H Y.Blind-wavelet algorithm and the application of it on denoising of the metal mine seismic data [D].Chengdu:Chengdu University of Technology,2012.

[2] Zhai M Y.Seismic data denoising based on the fractional Fourier transformation [J].Journal of Applied Geophysics,2014,109:62-70.

[3] Rajan J,Dekker A J D,Sijbers J.A new non-local maximum likeli-

- hood estimation method for Rician noise reduction in magnetic resonance images using the Kolmogorov-Smirnov test [J]. *Signal Processing*, 2014, 103: 16 – 23.
- [4] Besseris G J. Using qualimetric engineering and extremal analysis to optimize a proton exchange membrane fuel cell stack [J]. *Applied Energy*, 2014, 128: 15 – 26.
- [5] Qin F L, Liu J, Yan W Y. The improved ICA algorithm and its application in the seismic data denoising [J]. *Journal of Chongqing University*, 2018, 17(4): 162 – 170.
- [6] Safont G, Salazar A, Vergara L. Nonlinear estimators from ICA mixture models [J]. *Signal Processing*, 2019, 155: 281 – 286.
- [7] Jiang S C, Lin P, Chen Y M, et al. Mixed-signal extraction and recognition of wind turbine blade multiple-area damage based on improved Fast-ICA [J]. *Optik*, 2019, 179: 1152 – 1159.
- [8] Piotrowski A P, Napiorkowski J J. Step-by-step improvement of JADE and SHADE-based algorithms: Success or failure? [J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2018, 43: 88 – 108.
- [9] 刁瑞, 吴国忱, 尚新民, 等. 地面阵列式微地震数据盲源分离去噪方法[J]. *物探与化探*, 2017, 41(3): 521 – 526.
- Diao R, Wu G C, Shang X M, et al. The blind separation denoising method for surface array micro-seismic data [J]. *Geophysical and Geochemical Exploration*, 2017, 41(3): 521 – 526.
- [10] 程鲁, 秦飞龙, 张津, 等. 改进的 Mallat 算法在金属地震数据降噪处理中的应用[J]. *桂林理工大学学报*, 2017, 37(4): 602 – 607.
- Cheng L, Qin F L, Zhang J, et al. Research on noise reduction of the seismic data in mining area based on improved Mallat method [J]. *Journal of Guilin University of Technology*, 2017, 37(4): 602 – 607.
- [11] Wu M T. Wavelet transform based on Meyer algorithm for image edge and blocking artifact reduction [J]. *Information Sciences*, 2019, 474: 125 – 135.
- [12] 谢俊举, 温增平, 李小军, 等. 基于小波方法分析汶川地震近断层地震动的速度脉冲特性[J]. *地球物理学报*, 2012, 55(6): 1963 – 1972.
- Xie J J, Wen Z P, Li X J, et al. Analysis of velocity pulses for near-fault strong motions from the Wenchuan earthquake based on wavelet method [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2012, 55(6): 1963 – 1972.
- [13] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaption via wavelet shrinkage [J]. *Biometrika*, 1994, 81: 425 – 455.
- [14] Liu Z P, Zhang L, Carrasco J. Vibration analysis for large-scale wind turbine blade bearing fault detection with an empirical wavelet thresholding method [J]. *Renewable Energy*, 2019: 146.
- [15] Wang G X, Chen L, Guo S, et al. Application of a new wavelet threshold method in unconventional oil and gas reservoir seismic data denoising [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015: 1 – 7.
- [16] Bayer F M, Kozakevicius A J, Cintra R J. An iterative wavelet threshold for signal denoising [J]. *Signal Processing*, 2019, 162: 10 – 20.
- [17] 成枢, 马卫骄, 牛英杰, 等. 融合加权平均的改进小波阈值函数的测量数据处理[J]. *中国科技论文*, 2018, 13(15): 1811 – 1816.
- Cheng S, Ma W J, Niu Y J, et al. Measurement data processing of improved wavelet threshold function with weighted average [J]. *China Science Paper*, 2018, 13(15): 1811 – 1816.
- [18] Muthukrishna J A, Charles R K J, Vinod K D, et al. Internet of image things-discrete wavelet transform and Gabor wavelet transform based image enhancement resolution technique for IoT satellite applications [J]. *Cognitive Systems Research*, 2019, 57: 46 – 53.
- [19] Mentaschiac L, Besio G, Cassola F, et al. Problems in RMSE-based wave model validations [J]. *Ocean Modelling*, 2013, 72: 53 – 58.

The application of the improved wavelet threshold method to seismic data de-noising

LIU Jian¹, QIN Fei-Long^{2,3}

(1. School of Automobile and Communications, Chengdu Technological University, Chengdu 611730, China; 2. School of Big Data and Artificial Intelligence, Chengdu Technological University, Chengdu 611730, China; 3. School of Mathematical Sciences, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: The field seismic data are disturbed by various random factors, and hence it is necessary to remove the random noise from seismic data. The soft and hard threshold functions of wavelet transform are effective methods for seismic data de-noising; nevertheless, due to the characteristics of the algorithm itself, their de-noising performance has some defects. In view of such a situation, the authors propose an improved wavelet threshold method for de-noising. Firstly, the improved wavelet threshold method is constructed and some of its functions are studied. It is shown that the best wavelet basis of the improved threshold method is sym3, and the best decomposition level is 3. The effect of the new algorithm in de-noising is evaluated by means of mean square error (RMSE) and signal-to-noise ratio (SNR). The proposed method was applied to the actual seismic data de-noising. The results show that the improved threshold method can effectively remove all kinds of random noise of seismic data. A comparison with soft and hard threshold method shows that the improved threshold method has a better effect in seismic data de-noising.

Key words: soft and hard threshold method; improved threshold method; seismic data; de-noising

(本文编辑:叶佩)