

doi: 10.3969/j.issn.1674-8425(z).2020.06.026

本文引用格式:秦飞龙,颜文勇,刘剑,等.改进的 FastICA 算法在地震数据去噪中的研究[J].重庆理工大学学报(自然科学),2020,34(6):182-188.

Citation format:QIN Feilong, YAN Wenyong, LIU Jian, et al. Research on the Improved FastICA Algorithm in Seismic Data Denoising[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2020, 34(6): 182-188.

改进的 FastICA 算法在地震数据去噪中的研究

秦飞龙^{1,2}, 颜文勇¹, 刘剑³, 成和平¹, 张永峰¹, 王科¹

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

摘 要: 为了有效去除地震数据的干扰噪声,采用 FastICA 算法进行降噪处理。地震数据的有效信号和噪声是非线性混合的,不满足 FastICA 算法使用的线性混合条件,提出了一种改进的 FastICA 算法进行地震数据降噪。该方法首先利用小波变换将地震数据分解到不同尺度空间上,然后设计了一种新的阈值降噪函数,并将 FastICA 和小波变换进行有效结合,对不同尺度空间上的噪声进行消除,通过小波重构恢复有效信号,利用仿真实验确定了新算法的分解层数为 3。将改进的方法进行实际地震数据降噪处理,结果证明改进的方法能有效去除地震数据的各类干扰噪声,通过信噪比得出改进的 FastICA 较原始 FastICA 降噪效果更理想。

关键词: 改进的 FastICA; 小波变换; 分解层数; 地震数据; 去噪

中图分类号: P631.443

文献标识码: A

文章编号: 1674-8425(2020)06-0182-07

Research on the Improved FastICA Algorithm in Seismic Data Denoising

QIN Feilong^{1,2}, YAN Wenyong¹, LIU Jian³,
CHENG Heping¹, ZHANG Yongfeng¹, WANG Ke¹

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

Abstract: In order to remove the interference noise of seismic data effectively, the paper used FastICA algorithm to seismic data denoising. However, the mixing of effective signal and noise of

收稿日期: 2019-04-10

基金项目: 中国地质调查局项目(12120114002001); 四川省科技厅计划项目(2019YJ0375); 成都工业学院博士基金项目(2018RC022); 数学地质四川省重点实验室开放基金资助项目(scsxdz2018yb03); 成都工业学院实验室开放基金项目(2018ZH10)

作者简介: 秦飞龙,男,博士后,主要从事数学地质方面的研究, E-mail: lida_112@163.com; 通讯作者 刘剑,男,博士,主要从事大数据分析 with 计算机智能化研究, E-mail: 641457637@qq.com.

seismic data is non-linear characteristics, which does not satisfy the condition that the data is linear mixture of FastICA algorithm. Therefore, this paper proposes an improved FastICA algorithm to noise reduction of seismic data to solve defects of FastICA algorithm in seismic data denoising. Firstly, the original seismic data can be decomposed into different scales by using wavelet transform, Secondly, this paper proposed a new threshold method and combined the FastICA algorithm and wavelet transform to remove noise of seismic data. Then, the effective signal is reconstructed by wavelet transform. Through simulation experiments, it can be obtained the best decomposition levels is 3 of improved FastICA. Finally, the improved FastICA algorithm is applied to denoising of the actual seismic data. The results show that the improved FastICA algorithm can effectively remove all kinds of interference noise of seismic data. The improved method can eliminate noise of seismic data effectively, which is evaluated by signal-to-noise ratio (SNR).

Key words: improved FastICA; wavelet transform; decomposition level; seismic data; denoising

石油、天然气、矿产资源是人类社会发展的重要物质基础,几乎各行各业都直接或间接与它们存在着相互关联。然而,在地质勘探过程中,各种人为作用或环境作用会严重干扰信号,使得采集到的地震数据伴随着各种干扰噪声,从而需要对噪声进行去除^[1]。盲源分离是应用比较广泛的数据降噪方法, FastICA 算法是盲源分离比较经典的方法之一,它按照最大负熵方向进行收缩,能够依次地提取目标源信号。然而 FastICA 算法在降噪中存在一定的缺陷,它要求处理的数据是线性混合或者混合程度不高,并且各个信号源是相互独立的^[2]。实际上采集的地震数据会受到机器,环境等各种不可预知干扰影响,这些噪声干扰往往是随机的且不具备独立性和线性混合特点^[3]。因此, FastICA 算法难以去除地震数据各种噪声。为了克服 FastICA 算法在地震数据降噪上的缺陷,需要将地震信号从时间域变换到频率域范围,在频率域上 FastICA 就能对数据进行有效分离^[2]。傅里叶变换是一种将数据从时域变到频域的一种有效方法,然而它一般用来处理全局平稳序列信号,对于突变的非平稳随机地震干扰数据缺乏物理意义^[4]。在傅里叶变换发展起来的小波变换是一种新的时频分析方法,它可以对时频窗进行有效调节,即在低频时可以使用宽时窗,在高频时也可以使用窄时窗^[5]。通过小波变换将信号分解到不同频带空间上的信号,在不同频率上进行数据分析,有利于信号降噪^[2]。对于小波在线性混合信号处理上的缺陷^[6],可在小波分频后进行 FastICA 降噪

处理。因此本文根据 FastICA 算法降噪原理,结合小波分析时频处理和分频处理特点,设计出了一种优化的 FastICA 算法进行地震数据降噪,有利于后期地质分析。

1 理论基础研究与算法改进

FastICA 算法按照迭代原理向最大负熵方向寻求目标信号,是独立分量分析 ICA 演变而来的一种快速信号分离算法。ICA 主要通过混合观测信号中恢复出需要的目标源信息,其原理^[7]为

$$x(t) = Ws(t) = \sum_{i=1}^n a_i s_i(t) \quad (1)$$

式中: $x(t)$ 为观测数据; W 为混合信号矩阵; $s(t)$ 为源信号,含有效信号和各种干扰噪声。通过式(1)不能进行数学问题求解,需要添加一些假设条件来估计源信号,假设条件为^[8]: ① 混合信号中各个信号源彼此独立,所有信号最多有且仅有一个为高斯信号; ② 源信号数目不能超过观测信号; ③ 混合信号矩阵 W 是列满秩矩阵。如果观测信号 $x(t)$ 已知,并且混合信号矩阵 W 的逆矩阵 W^{-1} 存在,那么就能够估计出源信号 $\tilde{s}(t)$ 。

$$\tilde{s}(t) = W^{-1}x(t) = W^{-1}Ws(t) \quad (2)$$

为了提升 ICA 处理效果,在 ICA 基础上诞生了一种快速信号处理 FastICA 算法,其学习规则是寻找混合信号矩阵 W ,以满足 $Y = W^T x$ 方向具有最大非高斯性,非高斯性常采用负熵进行近似度量^[9]

$$f_g(Y) = \{E[g(Y)] - E[g(Y_x)]\}^2 \quad (3)$$

式中: $f_g(Y)$ 表示负熵; $E[\cdot]$ 表示均值运算; Y_x 表示高斯随机变量并且与 Y 的方差相同; $g(\cdot)$ 表示非线性函数, 可取 $g(y) = \tanh(by)$, 令 $b = 1$ 即可^[2]。式(3)的最大问题既为求 $E[g(W^T x)]$ 优化问题。根据 Kuhn-Tucker 条件, 在 $E[g^2(W^T x)] = \|W\|^2 = 1$ 约束条件下, $E[g(W^T x)]$ 的最优值能够在式(4)的点中获取^[10]

$$E[xg(W^T x)] + \gamma W = 0 \quad (4)$$

式中: γ 为一固定的常值, $\gamma = E[W_0^T xg(W_0^T x)]$ (W_0 为 W 的优化值)。利用牛顿迭代法进行式(4)求解, 可得出 FastICA 算法的迭代公式如下

$$\begin{cases} W^* = E[xg(W^T x)] - E[g'(W^T x)]W \\ W = W^* / \|W^*\| \end{cases} \quad (5)$$

式中: $g'(\cdot)$ 为 $g(\cdot)$ 的导数, 从而 FastICA 算法步骤^[11]为:

- ① 数据预处理: 利用中心化使观测数据 x 均值为 0, 再将 x 白化为 \tilde{x} ;
- ② 确定初始值: 选定要估计分量数目 n , 设置算法迭代次数 $q \rightarrow 1$, 选取一个初始权 W_q (随机的);
- ③ 迭代计算; 令 $W_q = E[\tilde{x}g(W_q^T \tilde{x})] - E[g'(W_q^T \tilde{x})]W_q$;
- ④ 令 $W_q = W_q - \sum_{i=1}^{q-1} (W_q^T W_i) W_i$;
- ⑤ 令 $\tilde{W} = W^* / \|W^*\|$;
- ⑥ 如果不收敛, 返回步骤③;
- ⑦ 令 $q + 1 \rightarrow q$, 若 $q \leq n$, 返回步骤②, 否则算法结束。

在数据信号降噪中, FastICA 算法需要满足 ICA 算法 3 个假设条件, 并且只能对线性噪声进行去除^[12]。为了克服上述缺陷, 本文在 FastICA 算法中引入小波变换进行地震数据降噪。优化的 FastICA 算法如下:

① 数据分解, 利用小波变化将数据分解为高频信号和低频信号, 低频信号为有效信号, 高频信号为带有噪声的信号, 信号分解到不同频带空间上后有利于降噪处理, 低频信号可以继续分解为新的高频信号和低频信号(图 1), 具体分解层数在仿真实验进行详细讨论。

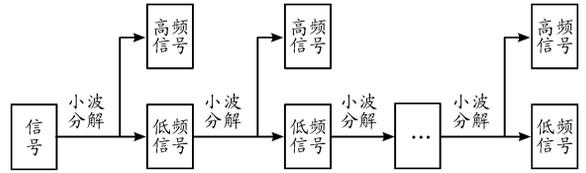


图 1 小波分解示意图

② 阈值降噪处理, 对所有分解后的高频信号, 选取合理阈值函数对随机噪声进行去除, 本文构建了一种新的阈值函数进行降噪处理。

③ FastICA 算法降噪处理, 小波分解是一个解褶积的过程, 分解过后得信号满足线性关系, 符合 FastICA 算法降噪条件, 利用本文所提出的 FastICA 算法对阈值降噪后的高频信号进行线性噪声去除。

④ 重构信号, 对于所有低频信号以及所有经阈值函数和 FastICA 算法降噪后的高频信号, 利用小波重构恢复源信号^[13]。

目前, 应用最广泛的阈值降噪方法是由 Donoho 提出的软、硬阈值降噪法^[16]。软、硬阈值方法降噪具有一定的缺陷, 虽然硬阈值法能够对大于阈值的小波系数进行保留, 对小于阈值的小波系数进行压制, 但是这种处理方式会造成在阈值处函数不连续, 重构原始信号会失去光滑性。软阈值法能够避免硬阈值不连续的缺陷, 但是通过恒定方式压缩信号进行降噪处理, 必然会造成信号损失。为了克服上述降噪的缺陷, 本文提出了一种新的阈值降噪函数。

软阈值函数为:

$$\hat{W}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(W_{j,k})(|W_{j,k}| - \mu) & , |W_{j,k}| \geq \mu \\ 0 & , |W_{j,k}| < \mu \end{cases} \quad (6)$$

硬阈值函数为:

$$\hat{W}_{j,k} = \begin{cases} W_{j,k} & , |W_{j,k}| \geq \mu \\ 0 & , |W_{j,k}| < \mu \end{cases} \quad (7)$$

设计的新阈值函数为:

$$\check{W}_{j,k} = \begin{cases} (1 - \nu)W_{j,k} + \sqrt{\nu(\nu - 1)}\text{sgn}(W_{j,k})(|W_{j,k}| - \mu) & , |W_{j,k}| \geq \mu \\ 0 & , |W_{j,k}| < \mu \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\nu = \alpha^{(|W_{j,k}| - \mu)^2}$, $0 \leq \alpha \leq 1$ 。

式(6)~(8)中, $\text{sgn}(\cdot)$ 表示符号函数, μ 为阈值, $\mu = \sqrt{2\lg N}$ (N 为采样点个数), $W_{j,k}$ 为小波系数。由式(8)可以证明以下性质:

① 如果 $\alpha \rightarrow 0$ 时, 得 $\check{W}_{j,k} \rightarrow W_{j,k}$; 如果 $\alpha \rightarrow 1$, 得 $\check{W}_{j,k} \rightarrow \text{sgn}(W_{j,k})(|W_{j,k}| - \mu)$, 因此, 新阈值函数具有软、硬阈值函数功能;

② 如果 $|W_{j,k}| \rightarrow \mu$, 可得 $\nu \rightarrow 1$, $\check{W}_{j,k} \rightarrow 0$, 从而, 新阈值函数在阈值处连续;

③ 如果 $|W_{j,k}| \rightarrow \infty$, 可得 $\nu \rightarrow 0$, $\check{W}_{j,k} \rightarrow W_{j,k}$, 那么, 新阈值函数的渐近线为 \check{W} 。

从理论上, 新阈值函数不仅具有软、硬阈值函数功能, 而且在阈值处连续, 避免恒定阈值偏差的影响, 从而, 新阈值函数在降噪上更合理。由于地震数据处理中常选取 sym 4 作为小波基函数进行小波变换^[1], 所以本文选取的小波基函数为

sym 4。改进的 FastICA 算法的分解层数在第 3 部分的仿真实验中进行了研究。

2 仿真实验

改进的算法分解层数通过仿真实验实现, 由于小波分解 4 层结果比较理想^[1,15], 从而本文对改进的 FastICA 算法分解 5 层加以说明。选取 1 000 个采样点, 采样间隔为 1 ms 的有效信号 x_1 (图 2(a)), 再给 x_1 随机添加干扰噪声信号获得混合观测信号 x_2 进行仿真试验。通过仿真得出新算法在不同的分解层数下降噪结果如图 2(b)~(f)所示, 分解层数越多, 改进的 FastICA 算法去除噪声能力越强, 然而图 2(e)(f)分离出的有效信号与原始观测数据吻合性较差, 主要是将有效信号作为噪声进行了分离, 图 2(b)~(d)吻合程度较好, 从而选取 3 层作为改进的 FastICA 算法分解层数。

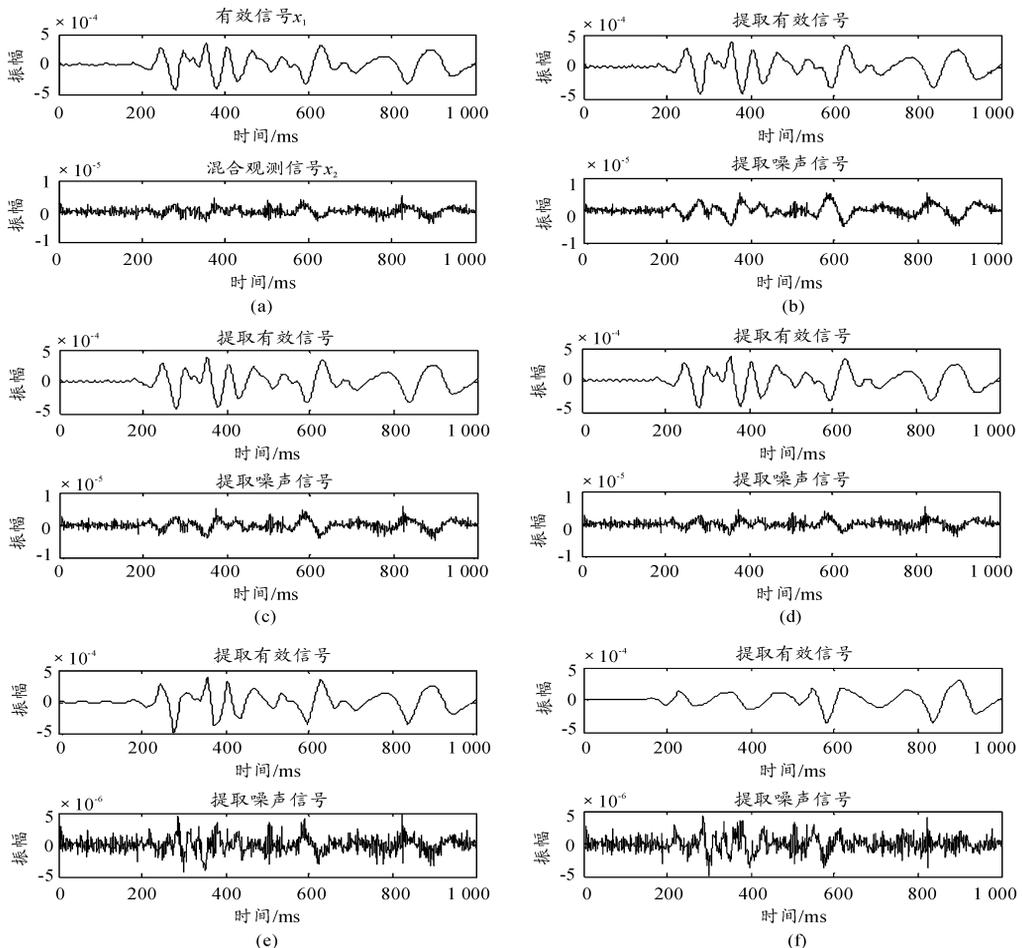


图 2 仿真实验((a)为观测信号,(b)、(c)、(d)、(e)、(f)分别为改进的 FastICA 算法进行 1~5 层分解降噪效果)

3 实际地震数据降噪处理

将改进的 FastICA 算法进行地震数据降噪处理,数据来源于国家地调项目(12120114002001)。地震数据采样点为 6 000,间隔道为 1,采样率为 0.5 ms,选取其中 41~101 道号进行降噪处理研究(图 3(a))。由图 3(a)知:原始地震记录数据剖面被噪声干扰影响严重,分辨率极低,几乎看不出地震剖面形态图 3(a)。从而对地震数据进行降噪处理,利用 FastICA 对原始地震数据降噪后的结果如图 3(b)所示。由图 3(b)知:FastICA 算法能够去除大量线性干扰噪声,地震记录数据纹理较为清晰,但是仍然存在大量随机噪声,地震剖面分辨率仍然不高。利用硬、软阈值函数对原始地震数据降噪后的结果分别如图 3(c)(d)所示,从而

可以看出:硬、软阈值函数能够去除部分随机干扰噪声,但是整个地震记录数据剖面仍然存在大量噪声干扰,说明硬、软阈值函数降噪效果不佳。利用本文设计的新阈值函数对原始地震数据直接进行降噪处理,降噪后的地震剖面如图 3(e)所示。由图 3(e)所示,新阈值函数降噪效果较硬、软阈值函数降噪效果更好,随机噪声去除更彻底,然而整个剖面还存在部分线性噪声和随机噪声干扰,从而利用本文提出的改进 FastICA 算法(FastICA 算法结合软阈值函数、硬阈值函数、新阈值函数)进行降噪,降噪结果如图 3(f)(g)(h)所示。由图 3(f)(g)(h)知:改进的 FastICA 算法能够去除地震数据中的各种干扰噪声,降噪后的地震剖面纹理清晰,分辨率大大提高。

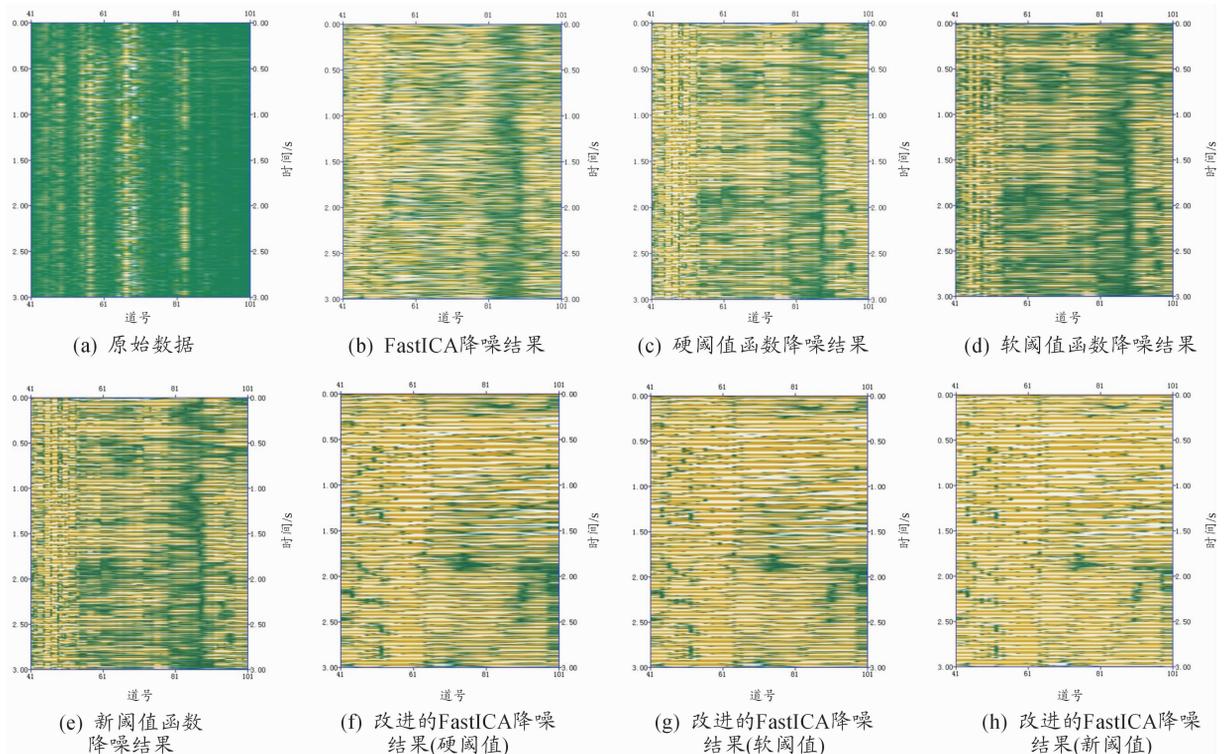


图3 地震数据降噪

由图 3 进一步可知:用新阈值函数和 FastICA 进行改进的 FastICA 算法(图 3(f))降噪效果最好,不论是随机噪声,还是线性噪声都能去除,降

噪后的地震记录清晰,纹理明显,分辨高。为了进一步观察分析,再将改进的 FastICA 算法(新阈值)降噪结果进行局部放大显示(时间为 1 700~

2 100 ms,道号为 51~61),见图 3(i),结果发现地震剖面分辨率极高,纹理非常清晰,无噪声干扰。从而知改进的 FastICA 算法降噪优势明显,有利于进行地震数据降噪处理。地震数据降噪效果的有效性还可利用信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)^[5]进行评价。SNR 计算公式见式(9),SNR 越大,降噪效果越好。经计算,原始地震数据经过 FastICA,硬、软阈值函数,新阈值函数,改进的 FastICA(FastICA 结合硬、软阈值函数,新阈值函数)降噪后的信噪比如表 1 所示。由表 1 知:改进的 FastICA(新阈值)的地震数据 SNR 最大,因此改进的 FastICA 降噪效果(新阈值)最好。

$$S_{\text{SNR}} = 10 \times \lg \left\{ \frac{\sum_{k=1}^n x^2(k)}{\sum_{k=1}^n [x(k) - x'(k)]^2} \right\} \quad (9)$$

式中: $x(k)$ 为原始观测信号; $x'(k)$ 为降噪后的信号。

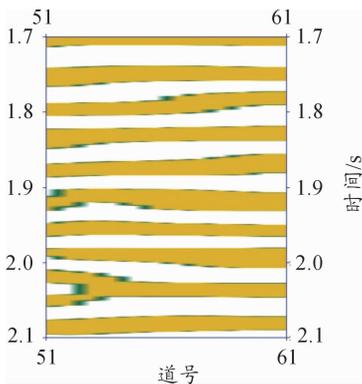


图 4 改进的 FastICA(新阈值)局部降噪结果

表 1 不同降噪方法降噪后的地震数据信噪比

降噪方法	FastICA	硬阈值	软阈值	新阈值
SNR	27.132 1	27.205 6	27.231 5	27.736 7
降噪方法	改进的 FastICA (硬阈值)	改进的 FastICA (软阈值)	改进的 FastICA (新阈值)	
SNR	28.021 7	28.135 4	28.421 4	

4 结论

本文在 FastICA 算法原理和小波变换变换原

理基础上设计出了一种改进的 FastICA 地震数据降噪算法。具有如下结论:

1) 将 FastICA 和小波变换进行了有效结合,避免了 FastICA 在随机噪声降噪中的缺陷,并且文章设计了一种新的阈值函数,该阈值函数同时具有软、硬阈值函数降噪功能,并克服了软、硬阈值函数降噪的缺陷。

2) 对改进的算法的各种参数进行了讨论,并通过仿真实验得出改进算法的分解层数为 3。

3) 将改进的 FastICA 算法应用到实际地震数据进行降噪处理,得出该算法不仅能去除线性噪声,对于各类随机噪声也能够进行有效消除,降噪后的地震剖面纹理清晰,分辨率高。利用信噪比证明了改进的 FastICA 算法降噪效果较原始 FastICA 算法降噪效果更理想。

改进的 FastICA 降噪算法降噪有效果优势明显,然而降噪后还存在着少量的弱信号干扰,对微弱信号降噪是一个难点,需在今后的研究工作中进一步攻坚。

最后感谢成都理工大学周仲礼教授为本研究进行指导。

参考文献:

- [1] 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 (English Edition), 2018, 17(4): 162-170.
- [2] 吴雅朋, 王吉芳, 徐小力, 等. 基于小波分析的 FastICA 联合降噪方法在滚动轴承故障诊断中的应用研究 [J]. 中国机械工程, 2017, 28(18): 2183-2188, 2197.
- [3] 周仲礼, 秦飞龙, 夏欢欢, 等. 盲小波算法在金属矿床地震资料去噪处理中的应用 [J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2013, 40(2): 120-124.
- [4] LI F J, BAI Y, ZHAO Z M. Optical transfer function without using fourier transformation [J]. Optik, 2019, 176: 410-418.
- [5] 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]. Mathe-

- mathematical Problems in Engineering,2015;1-8.
- [6] 周仲礼,秦飞龙,苏建美,等. 二维盲小波算法在地震资料降噪中的应用[J]. 国土资源科技管理,2012,29(6):101-105.
- [7] HASSAN N,RAMLI D A. A Comparative Study of Blind Source Separation for Bioacoustics Sounds based on FastICA,PCA and NMF[J]. Procedia Computer Science, 2018,126:363-372.
- [8] 张发启. 盲信号处理及其应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2006.
- [9] 李晶,王虎,赵恒森. 基于负熵 FastICA 的设备声音盲分离算法[J]. 信息技术,2018(2):82-85.
- [10] 张雪英,刘秀丽,栾忠权. 基于 VMD 与 FastICA 的滚动轴承故障诊断[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学),2018,33(5):31-36,90.
- [11] 邝玥,孙成禹,唐杰. 基于优化 fastICA 盲源分离算法的地震属性融合方法研究[J]. 石油物探,2018,57(5):733-743.
- [12] MIETTINEN J, NORDHAUSEN K, OJA H, et al. The squared symmetric FastICA estimator[J]. Signal Processing,2017,131:402-411.
- [13] MUQEET M A, HOLAMB R S. Local appearance-based face recognition using adaptive directional wavelet transform[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences,2019,31(2):161-174.
- [14] WANG Z Y, QIAN J Q, LI Y Z, et al. Wavelet analysis of higher harmonics in tapping mode atomic force microscopy[J]. Micron,2019,118:58-64.
- [15] 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.
- [16] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaption via wavelet shrinkage[J]. Biometrika,1994,81:425-455.

(责任编辑 陈艳)

(上接第 166 页)

- [8] WEI Y,JIANG W,RAHMANI A, et al. Motion planning for a humanoid mobile manipulator system[J]. 2018.
- [9] BONILLA M, PALLOTTINO L, BICCHI A. Noninteracting constrained motion planning and control for robot manipulators [C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation. IEEE,2017.
- [10] NGUYEN P D H, HOFFMANN M, PATTACINI U, et al. A fast heuristic cartesian space motion planning algorithm for many-DoF robotic manipulators in dynamic environments[C]//IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots. IEEE,2017.
- [11] ZHAO J,ZHAO L,WANG Y. A novel method for the motion planning of hyper-redundant manipulators based on monte carlo [C]//Mechanism and Machine Science. Springer Singapore,2017.
- [12] LOZANO P T. Spatial planning:a configuration space approach [C]//Autonomous robot vehicles. Springer, New York,1990;259-271.
- [13] SUCAN I A, MOLL M, KAVRAKI L E. The open motion planning library[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine,2012,19(4):72-82.

(责任编辑 符有梅)