

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.doi:10.3969/j.issn.1000-0844.2019.02.476

CHEN Liang, CHEN Lifang, LIU Baoxiang. 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. doi: 10.3969/j.issn.1000-0844.2019.02.476

## 一种神经网络改进小波的地震数据 随机噪声去除方法

陈 亮<sup>1</sup>, 陈丽芳<sup>2</sup>, 刘保相<sup>2</sup>

(1. 唐山职业技术学院机电工程系, 河北 唐山 06300; 2. 华北理工大学理学院, 河北 唐山 063210)

**摘要:** 地震资料的有效信号反射弱,且易受多次波的影响,不可避免地存在随机噪声干扰。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,采用神经网络模型,识别出随机噪声信号,对该信号进行小波包分解,获取多类别随机噪声信号,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。实验结果显示,这种改进小波方法对地震数据随机噪声信号的去噪效果较好,在复杂沉积地质结构被探测介质的地震数据随机噪声压制方面具有较强的适用性。

**关键词:** 神经网络; 小波包分解; 随机噪声; 去噪; BP 神经网络

中图分类号: P315

文献标志码: A

文章编号: 1000-0844(2019)02-0476-06

DOI: 10.3969/j.issn.1000-0844.2019.02.476

## A Method for Random Noise Elimination from Seismic Data Based on the Neural Network-improved Wavelet Transform

CHEN Liang<sup>1</sup>, CHEN Lifang<sup>2</sup>, LIU Baoxiang<sup>2</sup>

(1. Department of Electrical and Mechanical Engineering, Tangshan Vocational & Technology College, Tangshan 063000, Hebei, China;

2. College of Science, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, Hebei, China)

**Abstract:** The effective signal of seismic data reflects weakly and is affected by multiple waves, so random noise interference inevitably exists. A method of removing random noise from seismic data based on a neural network-improved wavelet is proposed. The neural network model was used to identify the random noise signal. The signal was decomposed by wavelet packet to obtain multi-class random noise signal. The cascaded back-propagation algorithm (BP) network model was used to extract multi-class random noise signals, the random signal suppression of seismic data was realized. The experimental results showed that the improved wavelet method has a better denoising effect on the random noise signals in seismic data, and has strong applicability in

收稿日期: 2018-07-28

基金项目: 国家自然科学基金(61370168)

第一作者简介: 陈 亮(1971—), 男, 河北承德人, 硕士, 副教授, 主要研究方向: 计算机应用; 神经网络。E-mail: [chenliang163@163.com](mailto:chenliang163@163.com)。

通信作者: 陈丽芳(1973—), 女, 河北玉田人, 博士, 教授, 主要研究方向: 神经网络建模; 数据挖掘; 计算智能应用。

E-mail: hblg\_clf@163.com。

suppressing random noise in the seismic data in complex sedimentary geological structures.

**Keywords:** neural network; wavelet packet decomposition; random noise; denoising; BP neural network

## 0 引言

地震是由震源释放出来的地震波引起的地面运动,它是不同频率、不同幅值(或强度)在一个有限时间范围内的集合。研究地层中地震波的传播规律,可以查明地下地质结构,但在不同地形地貌、地质条件等干扰背景下,地震信号数据被一些外界因素扭曲,地震信号数据之间相互交织严重,无法直接使用地震信号信息。去除地震信号数据中的随机噪声,增强地震数据的可靠性,对有效分析地质构造,合理解释地震具有重要作用。相关研究也取得了一些进展。

文献[1]为解决地震资料中背景噪声强的问题,针对地震信号弱的问题提出通过 Curvelet 变换分离信噪,进行中值滤波,实现突出弱信号来完成噪声压制。该方法信号噪声抑制能力较强,可有效实现弱信号检测,但未考虑地震环境等随机因素,实际应用性受到一定限制。文献[2]将稀疏码收缩方法用于井下地震数据的监测过程中,并将其与小波变换方法相结合,将地震信号分解为多级小波系数来处理含噪信号。实验发现该方法具有较强的抗噪效果,对井下微震数据的计算结果可靠性较高。文献[3]提出基于 Ricker 子波的指数追踪地震信号分解算法,该算法极易被噪声影响,同时具有地震信号处理开销大的问题。

针对上述问题,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,并通过实验证明该方法的有效性。

## 1 基于神经网络改进小波的地震数据随机噪声去除

### 1.1 基于 BP 神经网络的随机噪声信号识别

误差反传误差反向传输算法的学习流程为 BP (Back Propagation)神经网络,信息的正向传输流程和反向传输流程组成 BP 神经网络。输入层、隐层和输出层包含在 BP 神经网络中,无数个神经元构成各个 BP 神经网络层,连接由神经网络层邻层间每个神经元实现<sup>[4]</sup>。

在 BP 神经网络中,输入层通过中间层对输出层传输运算得出输入模式,此过程为输入模式顺传输;输出层将输出的误差使用中间层传入输入层的

流程称为输出误差逆传输;模式顺传输和误差逆传输的运算流程交替轮回实施<sup>[5]</sup>,此过程为轮回记忆训练。判定全局误差是不是偏向极小值的流程为学习结果判定<sup>[6]</sup>;上述描述的过程即为 BP 神经网络的学习流程。

利用 BP 神经网络对随机噪声信号进行处理,通过神经网络输入模式运算其模式相应的真实随机噪声输出值实现顺传输<sup>[7]</sup>,以地震随机噪声作为神经元,每个神经元在神经网络中间层的随机噪声激活值  $U_b$  计算公式为:

$$U_b = \sum_{a=1}^x (C_{ab} \cdot n) - \beta_b (b=1,2,\dots,z) \quad (1)$$

式中:随机噪声信号输出层节点量为  $x$ ,中间层的随机噪声单元量为  $z$ ;  $n$  表示输入值;输入层到中间层的连接权和中间层单元的阈值分别为  $C_{ab}$  和  $\beta_b$ 。由于 S 型函数是持续可微分的,同时与生物神经元的信号输出方式相似,所以 BP 神经网络神经元使用 S 型函数为激活函数最恰当。S 型函数实施地震随机噪声激活函数公式为:

$$G(x) = \frac{1}{1 + U_b \exp(-n)} \quad (2)$$

激活地震随机噪声后,设置随机噪声输入向量按照地震信号采集提取轮廓、面积、平均幅度、不变矩 1 和不变矩 2 五个特征,来设置输入层节点数是 5<sup>[8]</sup>,识别类型影响输出向量,输出层的节点量是 2,地震信号用 0 表示,其他类别用 1 表示,为完成地震随机噪声信号的准确识别提供基础<sup>[9]</sup>。具体神经网络模型如图 1 所示。

依据随机信号的 5 个输入特征节点,利用 BP 神经网络模型,使用经验公式计算神经网络模型的隐含层节点量,对输入变量实施圆整处理,从而得到地震随机噪声,其信号为:

$$W(x) = \begin{cases} -n + \alpha G(x) & U > y \\ n + \alpha G(x) & U \leq y \end{cases} \quad (3)$$

式中:隐含层节点量和输入层节点量分别为  $U$  和  $y$ ,隐含层层数按照公式运算结果为 6 层。

### 1.2 改进小波信号去噪方法设计

#### 1.2.1 小波变换处理地震数据噪声信号

上述过程实现地震信号目标识别,在此基础上实现地震信号的小波包分解,获取有价值的多类别

地震随机噪声信号<sup>[10]</sup>,进一步提高地震信号随机噪声的识别精度。选取地震波形如图2所示。

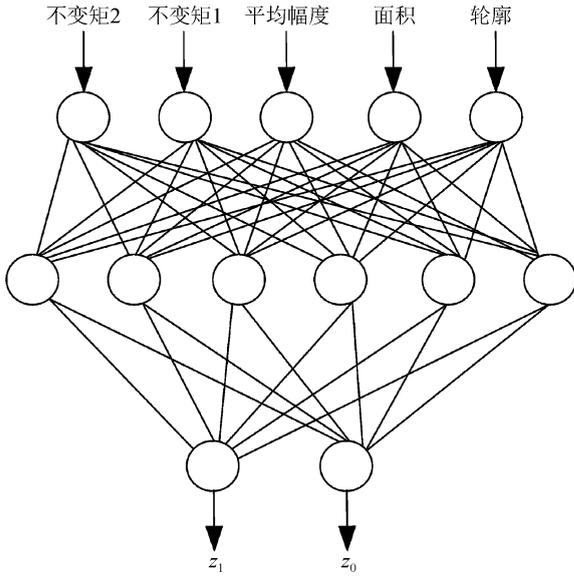


图1 整体BP神经网络模型

Fig.1 Global BP neural network model

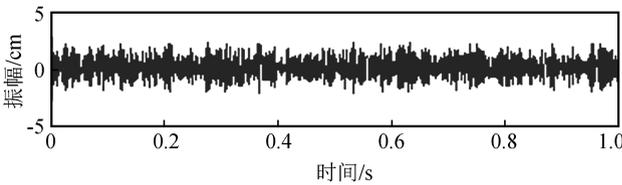


图2 地震波形图

Fig.2 Seismic waveform

利用小波变换方法进行地震信号随机噪声去除。具体方法为信号通过一组低通滤波器  $j(x)$  和一组高通滤波器  $f(x)$  过滤的过程是信号离散小波过程,采用小波变换方式对信号实施分解处理,可获取信号低频域中的有价值数据,得到有价值的多类别地震目标信号<sup>[11]</sup>。小波变换里中止分解的中高频小波系数通过小波包技术继续分解,整体时域里分解序列通过上述流程获得较大的时频分辨率与统一的带宽。全部频率窗口伴随分解级别的增高进一步切割细分是地震信号小波分解的优点<sup>[12]</sup>。

假定共轭滤波器满足:

$$\sum j(x-2o)j(x-2q) = \chi_{oq}, \tag{4}$$

$$\sum j(x) = \sqrt{2}, j_o = (-1)^o j(1-o)$$

利用小波包技术将地震信号分解转换为:

$$s_{2x}(n) = \sum j_o s_x(2n-o),$$

$$s_{2x+1}(n) = \sum j_o s_{x+1}(2n-o) \tag{5}$$

上述两式中:  $s_{2x}(n)$  和  $s_{2x+1}(n)$  代表尺度函数和小波基函数;  $j(x-2o)$  和  $j(x-2q)$  分别是BP神经网络里神经元当中第  $x$  频段的连接权重和第  $Q$  级各个频段的地震信号输入值;  $\chi_{oq}$  为第  $x$  频段的连接权重最佳值与第  $Q$  级最佳频段乘积;  $j(1-o)$  为共轭滤波器的神经元数值;  $j_o$  为共轭滤波器与第  $x$  频段的双尺度小波信号。

### 1.2.2 改进小波去除地震数据随机噪声

干扰背景下产生的地震动信号从经验推测频率在 100 Hz 之间,分解后获取 16 个能量特征矢量的分量。采用原始地震信号长度是 1 024 字节,在实质随机噪声输出量和期望输出量不一致或差距大于规定的量时,实施 BP 神经网络矫正改进小波变换。矫正后输出层通过随机噪声输出层的矫正误差  $r_o^o$  与中间层  $t_b^o$  各单元的矫正误差沿逆向由每层实施矫正到中间层,依据分解后的有价值多类别的地震目标信号,模型通过现场监视传感器实现地震情况初步检测<sup>[13]</sup>,获取地震数据随机噪声信号。具体步骤为:级联 BP 神经网络模型先初次分类地震目标信号,获取地震目标信号种类是高频地震信号、中频地震信号和低频地震信号<sup>[14]</sup>。模型根据三种目标信号,采用级联 BP 神经网络实现地震信号随机噪声的去除,三种目标信号分别输入至神经网络。级联 BP 神经网络模型如图 3 所示。

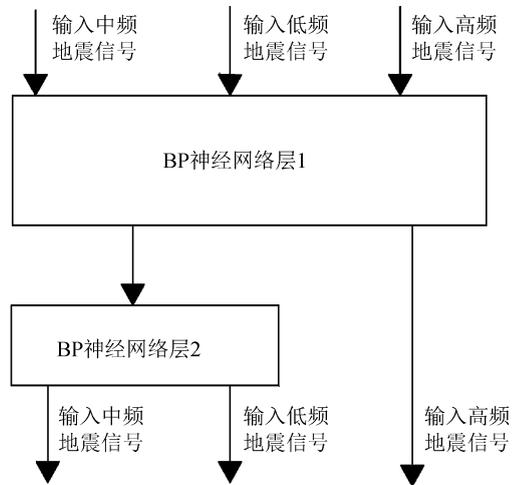


图3 级联BP神经网络模型

Fig.3 Cascaded BP neural network model

信号不是一次性输入,高频地震信号和其他两类采用第一级 BP 神经网络区分,中频地震信号与低频地震信号通过第二级 BP 神经网络区分。区分之后再行滤除输出。利用级联 BP 神经网络模型

对随机噪声信号的输出层矫正后,对小波变换得到的地震信号转换结果进行滤波,滤波器组在小波分解流程里每次作用后数据随之减去二分之一的原值。若  $2^x$  和  $g_u$  分别是初始信号长度和采样频率,则  $g_s/2^{Q+1}$  是第  $Q$  级各个频段的带宽, $g_x = (x - 1)g_u/2^{Q+1}$  是第  $x$  频段的初始频率。

获得去噪后各类信号的布局为图 4。分析图 4

可知高频地震信号随机噪声的高频局部能量重点分布在第 7、8 段,且该信号的低频成分占的比例高于中频地震信号和低频地震信号的比例。低频地震信号信号随机噪声能量重点分布在第 6、7、8 段,且高频分布比其他两个目标长。中频地震信号信号随机噪声高频分布重点分布在第 7 段,且低频成分占总比例比其他两个目标的比例小。频段指的是地震动

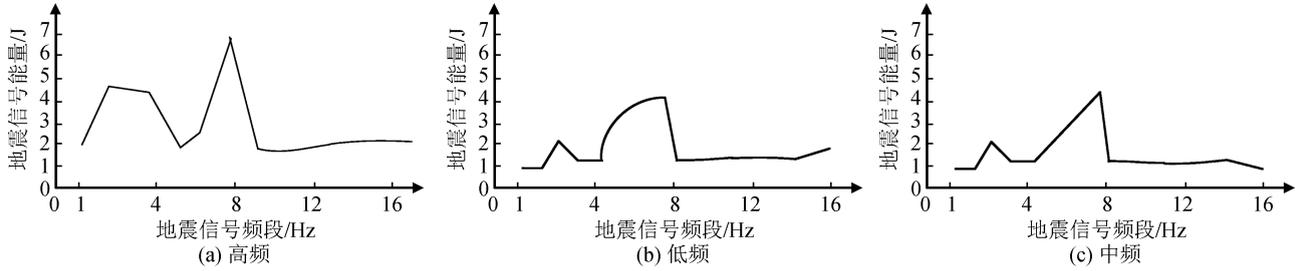


图 4 高频、低频及中频地震信号

Fig.4 High frequency, low frequency, and intermediate frequency seismic signals

信号频段,能量指的是地震信号能量。

## 2 实验分析

### 2.1 地震信号滤除效果分析

在型号为 NVIDIA GeForce920M 的 CPU,其主频率为 2.40 GHz,在 8 GB 内存、Microsoft Windows10 系统、MATLAB(R2014b)环境下进行仿真实验,以输入信噪比  $S_{NR\_IN}$  和输出信噪比  $S_{NR\_OUT}$ 、均方误差  $M_{SE}$ 、峰值信噪比  $P_{SNR}$  作为评价算法的性能。评价指标的计算如下:

$$S_{NR\_IN} = 20\lg\left(\frac{\|y\|_2^2}{\|y - y_1\|_2^2}\right) \quad (6)$$

$$S_{NR\_OUT} = 20\lg\left(\frac{\|y\|_2^2}{\|y - y_0\|_2^2}\right) \quad (7)$$

$$M_{SE} = \frac{\|y - y_0\|_2^2}{N} \quad (8)$$

$$P_{SNR} = 10\lg\left[\frac{\max(y)^2}{M_{SE}}\right] \quad (9)$$

式中: $y$  代表无噪声原始地震信号; $y_0$  代表已经去噪的地震信号; $y_1$  代表带有随机噪声的地震信号; $N$  为地震信号的样本总数; $\|\cdot\|_2$  表示  $L_2$  范数。

采用神经网络改进小波的地震数据随机噪声去除方法对其进行随机噪声滤除,以验证本文方法的有效性。选用河北某地震站台检测的高频、中频、低频地震数据共 200 道,采用本文算法同文献[2]方法、文献[1]方法进行对比,对以上不同频次的地震中携带的随机噪声信号进行滤除,所得  $P_{SNR}$  与  $M_{SE}$  如图 5 所示。

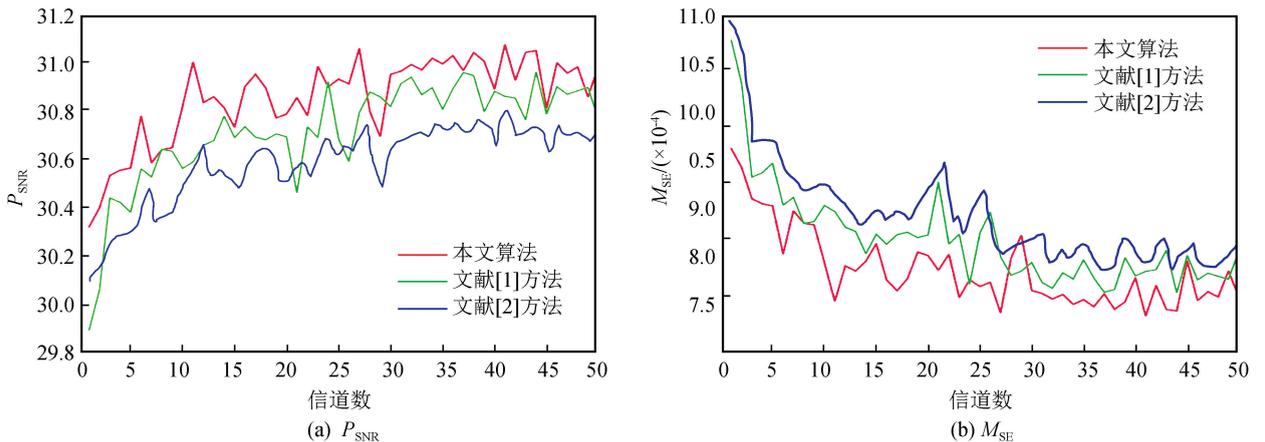


图 5 不同地震信号样本下随机噪声滤除结果对比

Fig.5 Comparison between random noise filtering results using different seismic signal samples

由图5可知,与其他两种算法相比本文算法随着信道组数的增加信噪比最高,均方误差最低,去噪性能优于其他两种算法。采用本文算法与文献[1]

方法、文献[2]方法,对某地陆地地震剖面图中的一段图像数据进行去噪处理。去噪结果如图6所示。

根据图6得出,该剖面图地震数据共有200道,

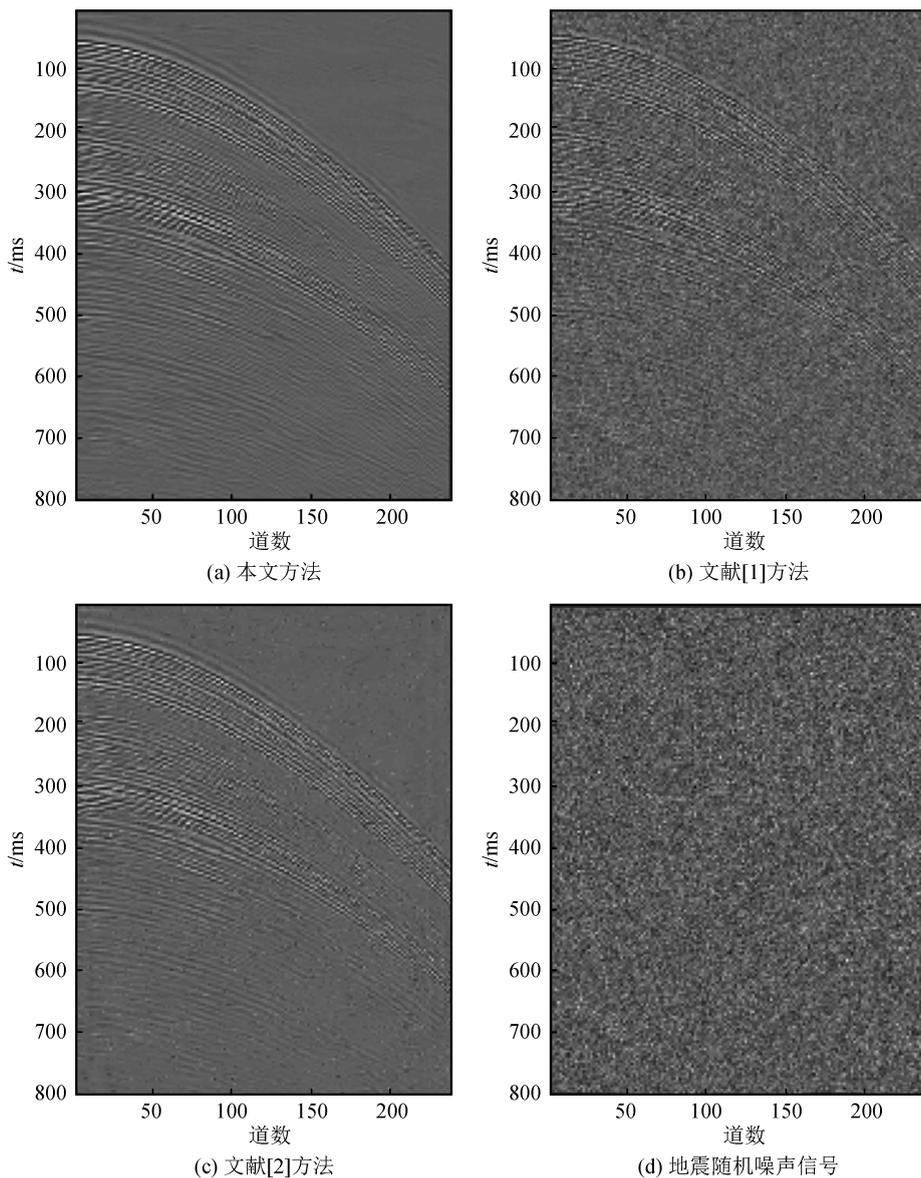


图6 不同算法的图像去噪效果对比

Fig.6 Comparison between image denoising effects of different algorithms

每组600个采样点,由图像肉眼识别度明显鉴别出,本文算法对随机噪声信号的滤除效果优于其他两种算法,本文算法能够有效的滤除随机噪声信号。

## 2.2 地震信号滤除耗时分析

使用本文算法、文献[1]方法和文献[2]方法对三种地震随机噪声信号实施滤除,采用探测器记录其滤除时间,结果用表1描述。

分析表1可以看出,本文算法对三种地震信号滤除的平均耗时为1.93 s,本文算法比文献[1]方法的地震信号滤除平均耗时短13.03 s,比文献[2]方

法的地震信号滤除耗时平均短14.7 s。证明本文算法比其他两种算法的耗时短,地震信号滤除效率高。

## 3 结论

在不同环境下,地震信号数据易受到外界因素干扰,导致无法直接使用地震信号信息。去除地震信号数据中的随机噪声,对合理解释地震并预防地震灾害具有重要作用。本文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,采用神经网络模型获取随机噪声信号,利用小波包技术将地

表 1 三种算法滤波时间的比较结果

Table 1 Comparison between filtering time of three algorithms

目标类型	算法	时间/s
高频地震信号	本文算法	1.32
	文献[1]方法	12.45
	文献[2]方法	17.62
中频地震信号	本文算法	0.97
	文献[1]方法	16.32
	文献[2]方法	15.48
低频地震信号	本文算法	1.63
	文献[1]方法	14.26
	文献[2]方法	14.93

震信号分解转换,采用级联 BP 神经网络模型改进小波变换,对随机噪声信号的输出层矫正后,对小波变换得到的地震信号转换结果进行滤波,实现地震数据的随机信号压制。实验结果显示,这种改进小波方法对地震数据随机噪声信号的去噪效果较好,为分析地震区域地质结构以及预防地震的发生提供理论依据。

## 参考文献(References)

- [1] 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 Dan, CHENG Jianyuan, WANG Baoli, et al. Seismic Weak Signal Identification and Noise Elimination Based on Curvelet Domain[J]. Journal of Coal, 2016, 41(2): 332-337.
- [2] 李稳,刘伊克,刘保金.基于稀疏分布特征的井下微地震信号识别与提取方法[J].地球物理学报,2016,59(10):3869-3882.  
LI Wen, LIU Yike, LIU Baojin. Downhole Microseismic Signal Recognition and Extraction Based on Sparse Distribution Features[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2016, 59(10): 3869-3882.
- [3] 张繁昌,刘汉卿,代荣获.基于 Ricker 子波的指数追踪地震信号分解算法[J].中国矿业大学学报,2016,45(1):128-132.  
ZHANG Fanchang, LIU Hanqing. Exponential Pursuit Algorithm Based on Ricker Wavelet for Seismic Signal Decomposition[J]. Journal of China University of Mining and Technology, 2016, 45(1): 128-132.
- [4] 赵刚,黄汉明,卢欣欣,等.基于 BP-Adaboost 方法的天然地震和人工爆炸事件波形信号分类识别研究[J].地震工程学报,2017,39(3):557-563.  
ZHAO Gang, HUANG Hanming, LU Xinxin, et al. Research on the Classification of Seismic Wave Signals of Earthquakes and Explosion Events Based on BP-Adaboost[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2017, 39(3): 557-563.
- [5] 刘晗,张建中,黄忠来.基于同步挤压 S 变换的地震信号时频分析[J].石油地球物理勘探,2017,52(4):689-695,623.  
LIU Han, ZHANG Jianzhong, HUANG Zhonglai. Time-Frequency Analysis of Seismic Data Using Synchro-Squeezing S Transform[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2017, 52(4): 689-

695,623.

- [6] 徐天吉,曹伦,程冰洁,等.基于地震波多尺度吸收属性的页岩气识别方法[J].新疆石油地质,2016,37(1):41-45.  
XU Tianji, CAO Lun, CHENG Bingjie, et al. Shale Gas Identification Based on Multi-Scale and Absorption Attributes of Seismic Wave[J]. Xinjiang Petroleum Geology, 2016, 37(1): 41-45.
- [7] 沈伟正,齐志洋,徐振旺,等.基于差分算子的薄层弱信号检测方法[J].科学技术与工程,2016,16(26):1-7.  
SHEN Weizheng, QI Zhiyang, XU Zhenwang, et al. A Weak Signal Identification of Thin Interbedded Based on Difference Operator[J]. Science Technology and Engineering, 2016, 16(26): 1-7.
- [8] 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 Xia, HUANG Yang, HUANG Jing, 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.
- [9] 王立夫,孙怡,WANG Lifu,等.基于一致性稀疏表示的地震信号补全算法[J].计算机应用,2016,36(4):1167-1172.  
WANG Lifu, SUN Yi, WANG Lifu, et al. Inpainting of Seismic Signal Using Consistent Sparse Representation Method[J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(4): 1167-1172.
- [10] 余为维,冯磊.基于结构化匹配追踪的地震资料去噪技术研究[J].地球物理学进展,2015,30(1):304-311.  
YU Weiwei, FENG Lei. Seismic Data De-Noising Technology Based on Structured Matching Pursuit[J]. Progress in Geophysics, 2015, 30(1): 304-311.
- [11] KIRBAS I, PEKER M. Signal Detection Based on Empirical Mode Decomposition and Teager-Kaiser Energy Operator and Its Application to P and S Wave Arrival Time Detection in Seismic Signal Analysis[J]. Neural Computing and Applications, 2017, 28(10): 3035-3045.
- [12] 周亚同,刘志峰,张志伟,等.形态分量分析框架下基于 DCT 与曲波字典组合的地震信号重建[J].石油物探,2015,54(5):560-568,581.  
ZHOU Yatong, LIU Zhifeng, ZHANG Zhiwei, et al. Seismic Signal Reconstruction under the Morphological Component Analysis Framework Combined with Discrete Cosine Transform (DCT) and Curvelet Dictionary[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2015, 54(5): 560-568, 581.
- [13] WU H, LI K, SHI W, et al. A Wavelet-based Hybrid Approach to Remove the Flicker Noise and the White Noise from GPS Coordinate Time Series[J]. Gps Solutions, 2015, 19(4): 511-523.
- [14] 王彬彬,刘根友,郝晓光,等.基于高频 GPS 数据探测地震波信号的研究[J].地学前缘,2017,24(3):325-330.  
WANG Binbin, LIU Genyou, HAO Xiaoguang, et al. Detecting the Seismic Wave Signals Based on High-Rate GPS Data[J]. Earth Science Frontiers, 2017, 24(3): 325-330.