

引用格式:徐智,唐刚,刘伟,等. 基于变分模态分解参数优化的地震随机噪声去除方法[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2019, 46(5): 60–68.

XU Zhi, TANG Gang, LIU Wei, et al. Seismic random noise removal based on variational mode decomposition with parameter optimization[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science), 2019, 46(5): 60–68.

# 基于变分模态分解参数优化的地震随机噪声去除方法

徐 智<sup>1</sup> 唐 刚<sup>1\*</sup> 刘 伟<sup>1</sup> 李钟晓<sup>2</sup>

(1. 北京化工大学 机电工程学院, 北京 100029; 2. 青岛大学 电子信息学院, 青岛 266071)

**摘 要:**为解决变分模态分解在地震数据去噪中依赖人工经验,模态分解和去噪效果具有一定随机性和偶然性的问题,提出基于频域奇异值分解信噪比估计的参数优化方法。该方法在参数范围内以较高的估计信噪比为评价参数对模态分量数目与有效模态进行选取,自适应寻找去噪最有效的参数,从而避免主观选取参数的随机性,改善去噪效果。仿真模型实验表明:估计信噪比与真实信噪比的误差为正相关关系,能够有效反映地震数据中噪声程度,所估计信噪比可以作为去噪效果的评价参数。通过仿真模型和实际地震数据对方法进行验证,结果表明基于估计信噪比参数优化后的变分模态分解方法能够有效压制噪声、凸显同相轴信息。

**关键词:**信号处理;地震噪声;变分模态分解;信噪比估计;参数优化

**中图分类号:** P631 **DOI:** 10.13543/j.bhxbzr.2019.05.009

## 引 言

由于人工、环境和地质条件等因素的影响,采集的地震数据常含有大量随机噪声,这会严重影响地震数据的后续处理和解释,因此有效压制随机噪声对提高地震数据的信噪比具有重要意义。

小波分析因其多分辨的特点,在随机噪声压制方面具有较好的效果<sup>[1–3]</sup>。陈晓玉<sup>[4]</sup>使用小波阈值去噪降低了地震数据中的随机噪声。崔少华等<sup>[5–6]</sup>研究了分解层数、重构个数、去噪阈值以及阈值处理方式对地震数据去噪效果的影响。但受基函数固定、多分辨率恒定等限制,小波分析缺乏自适应性。

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)可以自适应压制地震数据中的噪声,提升信噪比<sup>[7–8]</sup>,但 EMD 方法存在模态混叠和端点效应等不足,导致其分解结果不稳定、不唯一。集合经验模态分解<sup>[9]</sup>和完备集合经验模态分解<sup>[10]</sup>能在一定程度上缓解模态混叠问题,但同时也极大增加了计算

量,且端点效应问题仍然存在。为解决这一问题,何元等<sup>[11]</sup>和康佳星等<sup>[12]</sup>使用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)<sup>[13]</sup>进行地震数据处理,结果都表明 VMD 方法抗噪性更好,运算效率更高,且去噪效果仅依赖于分解参数的选取。然而,目前 VMD 参数大都依赖经验选取,结果具有较大随机性和偶然性。本文提出使用估计信噪比作为评价参数,自适应地优化 VMD 的参数分解和有效模态选取过程,以改善地震数据去噪效果。

## 1 理论方法

### 1.1 变分模态分解

变分模态分解是将信号  $f(t)$  分解为有限个具有限定带宽的模态函数  $u_k(t)$ ,每个模态函数围绕在该模态的中心频率  $\omega_k$  附近,变分问题的解为最小带宽之和。

#### 1.1.1 变分模态分解模型构建

首先对每个模态分量进行 Hilbert 变换。

$$\left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \quad (1)$$

式(1)中,  $t$  为时间,  $u_k(t)$  为第  $k$  个模态分量。

其次对每个模态预设一个中心频率,将各模态得到的解析信号频谱通过移频方式移至基带上。

$$\left[ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \quad (2)$$

收稿日期: 2019-02-25

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC060110504)

第一作者: 男, 1995 年生, 硕士生

\* 通信联系人

E-mail: tanggang@mail.buct.edu.cn

式(2)中,  $\omega_k$  为第  $k$  个模态预设的中心频率。

最后计算解调信号梯度的范数, 估计出各频带的带宽。

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_k u_k = f(t) \end{cases} \quad (3)$$

式(3)即为所构造的变分模型。式中,  $\|\cdot\|^2$  为二范数,  $\{u_k\}$  等同于  $\{u_1, \dots, u_K\}$ ,  $\{\omega_k\}$  等同于  $\{\omega_1, \dots, \omega_K\}$ ,  $\sum_k$  等同于  $\sum_{k=1}^K$ 。

### 1.1.2 变分模态分解模型求解

首先引入二次惩罚因子  $\alpha$  和拉格朗日乘法算子  $\lambda(t)$ , 将约束变分问题转化为无约束变分问题, 其表达式为

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (4)$$

然后利用乘子交替方向算法(ADMM)求取无约束变分问题的鞍点  $u_k$  和  $\omega_k$ , 即为该变分问题的解。 $u_k$  和  $\omega_k$  的具体更新步骤如下。

1) 更新  $u_k$  将式(4)转化为等价最小化问题

$$u_k^{n+1} = \arg \min_{u_k} \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left[ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 + \left\| f(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|^2 \right\} \quad (5)$$

利用二范数下的 Parseval/Plancherel 傅里叶等距, 通过式(6)在傅里叶域求解式(5)

$$\hat{u}_k^{n+1} = \arg \min_{u_k, \omega_k} \left\{ \alpha \left\| j\omega \left[ (1 + \text{sgn}(\omega + \omega_k)) \hat{u}_k(\omega + \omega_k) \right] \right\|^2 + \left\| \hat{f}(\omega) - \sum_i \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right\|^2 \right\} \quad (6)$$

使用  $\omega - \omega_k$  代替式(6)中  $\omega$ , 结果如式(7)

$$\hat{u}_k^{n+1} = \arg \min_{u_k, \omega_k} \left\{ \alpha \left\| j(\omega - \omega_k) \left[ (1 + \text{sgn}(\omega)) \hat{u}_k(\omega) \right] \right\|^2 + \left\| \hat{f}(\omega) - \sum_i \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right\|^2 \right\} \quad (7)$$

利用重构保真项中实数信号的埃尔米特对称性将式(7)写成非负频率上的半空间积分

$$\hat{u}_k^{n+1} = \arg \min_{u_k, \omega_k} \left\{ \int_0^\infty 4\alpha (\omega - \omega_k)^2 |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega + \left| \hat{f}(\omega) - \sum_i \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right|^2 d\omega \right\} \quad (8)$$

利用式(9)求解式(8)的二次优化问题

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha (\omega - \omega_k)^2} \quad (9)$$

$\hat{u}_k^{n+1}$  即为  $u_k$  的更新结果。

2) 更新  $\omega_k$  由于重构保真项中不含有  $\omega_k$ , 所以式(4)可以简化为

$$\omega_k^{n+1} = \arg \min_{\omega_k} \left\{ \left\| \partial_t \left[ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 \right\} \quad (10)$$

将式(10)转换到傅里叶域

$$\omega_k^{n+1} = \arg \min_{\omega_k} \left\{ \int_0^\infty (\omega - \omega_k)^2 |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega \right\} \quad (11)$$

对公式(11)求解如下

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega \hat{u}_k(\omega)^2 d\omega}{\int_0^\infty \hat{u}_k(\omega)^2 d\omega} \quad (12)$$

最后迭代拉格朗日算子  $\lambda$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left[ \hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right] \quad (13)$$

$w_k^{n+1}$  即为  $w_k$  的更新结果。

### 1.1.3 VMD 算法步骤

综合 1.1.1 和 1.1.2 两节可得 VMD 算法的步骤如下:

(1) 初始化  $\{\hat{u}_k^1\}$ 、 $\{\omega_k^1\}$ 、 $\{\hat{\lambda}^1\}$  和  $n$ ;

(2) 根据公式(9)和公式(12)迭代计算  $u_k$  和  $\omega_k$ ;

(3) 根据公式(13)迭代计算  $\lambda$ ;

(4) 给定误差  $x_{\text{tol}}$ , 若  $\sum_k \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|^2}{\|\hat{u}_k^n\|^2} < x_{\text{tol}}$ ,

则停止迭代, 否则重复步骤(2)、(3)。

## 1.2 敏感参数优化

### 1.2.1 敏感参数

分数高斯噪声(fractional Gaussian noise, FGN)是由分数布朗运动(fractional Brown motion, FBM)表示的时间离散序列。本文采用 FGN 的数值模拟实验对 VMD 等效滤波特性进行分析<sup>[14]</sup>。设  $x_H(m)$  ( $m = \dots, -1, 0, 1, \dots$ ) 为 FGN 序列, 自相关函数  $p_H(l) = E\{x_H(m)x_H(m+l)\}$  满足式(14)<sup>[15]</sup>

$$p_H(l) = \frac{\sigma^2}{2} (|l-1|^{2H} - 2|l|^{2H} + |l+1|^{2H}) \quad (14)$$

式中,  $H$  为影响 FG N 特性的 Hurst 指数,  $\sigma$  为 FG N 的标准差。  $0 < H < 0.5$  时 FG N 序列为负相关;  $0.5 < H < 1$  时 FG N 序列为正相关;  $H = 0.5$  时 FG N 序列不相关, 且等同于高斯噪声。

使用式(14)对 VMD 方法进行实验可知, VMD 分解等价于一系列的带通滤波器, 带通滤波器主要由分解参数  $K$  进行控制,  $K$  越大, 带通滤波器的个数越多, 带宽越小。由 VMD 实验结果还可以得出, VMD 地震数据去噪严重依赖于模态分量个数  $K$  的大小。由于  $K$  值主要根据经验设定, 具有偶然性和随机性; 并且与经验模态分解类似, 分解后的模态中有若干个模态可分为有效模态(包含有效信息)和噪声模态(包含噪声信息), 说明对有效模态的选取也会影响去噪效果。故  $K$  的选择及有效模态的选取成为 VMD 地震数据降噪处理的关键步骤。

### 1.2.2 估计信噪比

通常采用信噪比来定量评价地震数据的去噪效果, 但实际地震数据由于没有真实信号可作为参考而无法直接计算其信噪比, 所以需要地震数据进行信噪比估计。刘洋等<sup>[16]</sup>比较研究了叠加法、时域奇异值分解法和频域奇异值分解法对地震数据信噪比的估计效果, 结果表明频域奇异值分解法在相邻道的地震数据间同时存在振幅变化和相位变化时都可以很好地估计信噪比, 对于不同地震数据的估计能力优于其他两种方法。故本文选取频域奇异值分解法作为信噪比估计的方法。

在同时考虑振幅变化和相位变化时, 地震信号可以表示为

$$\tilde{s}_l = \alpha_l e^{j\theta_l} \tilde{\omega} \quad (15)$$

式(15)中,  $\tilde{s}_l$  为地震信号  $s_l$  的频域列向量,  $\tilde{\omega}$  为子波列向量  $\omega$  的频域列向量,  $\alpha_l$  为第  $l$  道振幅系数,  $\theta_l$  为第  $l$  道相位角。故频域内各道数据向量可写为

$$\tilde{d}_l = \tilde{s}_l + \tilde{n}_l = \alpha_l e^{j\theta_l} \tilde{\omega} + \tilde{n}_l \quad (16)$$

式(16)中,  $\tilde{d}_l$  为含噪地震信号  $d_l$  的频域列向量;  $\tilde{n}_l$  为噪声  $n_l$  的频域列向量。

任意两道的频域互相关系数为

$$\begin{aligned} R_{\tilde{d}_i \tilde{d}_l} &= \tilde{d}_i^* \tilde{d}_l = \alpha_i \alpha_l e^{j(\theta_l - \theta_i)} \tilde{\omega}^* \tilde{\omega} + \alpha_i e^{-j\theta_i} \tilde{\omega}^* \tilde{n}_l + \\ &\alpha_l e^{j\theta_l} \tilde{\omega} \tilde{n}_i^* + \tilde{n}_i^* \tilde{n}_l \end{aligned} \quad (17)$$

假设在频域内噪声与信号互不相关, 各道之间噪声互不相干, 且各道噪声方差均为  $\sigma^2$ 。记  $\|\omega\|^2 = \tilde{\omega}^* \tilde{\omega}$ , 则

$$R_{\tilde{d}_i \tilde{d}_l} = \alpha_i \alpha_l e^{j(\theta_l - \theta_i)} \|\omega\|^2 + \delta_{il} \sigma^2 \quad (18)$$

对矩阵  $R$  进行奇异值分解后可以写成  $R = U \Lambda V^T$ , 其中  $U$  是  $RR^T$  的特征值对应的特征向量矩阵,  $\Lambda = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_N)$  是  $RR^T$  特征值的非负平方根按递减顺序组成的对角矩阵;  $V$  是  $R^T R$  的特征值对应的特征向量矩阵。可以证明, 矩阵  $R$  的奇异值为

$$\sigma_1^2 = \sum_{l=1}^N \alpha_l^2 \|\omega\|^2 + \sigma^2 = \sum_{l=1}^N \|\tilde{s}_l\|^2 + \sigma^2 \quad (19)$$

$$\sigma_2^2 = \sigma_3^2 = \dots = \sigma_N^2 = \sigma^2 \quad (20)$$

式中,  $N$  为奇异值个数。由式(19)、(20)可以看出, 信号能量集中在  $\sigma_1$  中, 噪声的能量平均分布在所有奇异值中。通过  $\sigma_2$  至  $\sigma_N$  的噪声方差  $\sigma^2$  可以求得噪声平均能量  $\bar{E}_n$  为

$$\bar{E}_n = \sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{l=2}^N \sigma_l^2 \quad (21)$$

故信号的能量可由式(22)计算得出

$$E_s = \sum_{l=1}^N \|\tilde{s}_l\|^2 = \sigma_1^2 - \bar{E}_n = \sigma_1^2 - \frac{1}{N-1} \sum_{l=2}^N \sigma_l^2 \quad (22)$$

估计信噪比可由式(23)计算得出

$$x_{\text{ESNR}} = \frac{E_s}{E_n} = \frac{E_s}{N \bar{E}_n} = \frac{\sigma_1^2 - \frac{1}{N-1} \sum_{l=2}^N \sigma_l^2}{\frac{N}{N-1} \sum_{l=2}^N \sigma_l^2} \quad (23)$$

式中,  $E_s$  为信号能量,  $E_n$  为噪声能量。

### 1.2.3 基于估计信噪比的 VMD 敏感参数优化

本文建立了基于估计信噪比的变分模态分解敏感参数优化方法, 具体步骤如下。

(1) 设置参数。设对照分解模态数目  $K_0 = 0$ , 对照含噪信号估计信噪比为  $x_{\text{SNR}_0}$ 。

(2) 确定  $K$  的范围。VMD 的分量个数至少应为 2, 故  $K$  的下限取为 2; EMD 分解时产生模态混叠且存在残余分量, 其上限值应为 EMD 分解模态分量个数  $K_{\text{EMD}}$ 。故  $K$  的取值范围为  $[2, K_{\text{EMD}}]$ 。

(3) 在取值范围内选取  $K$  值。使用 VMD 方法分解地震数据得到  $K$  个模态, 使用频域奇异值分解方法求取模态估计信噪比  $x_{\text{SNR}_m}$ 。  $x_{\text{SNR}_m} > 0$  时该模态中的有效信号能量强于噪声能量, 故将该模态作为有效模态;  $x_{\text{SNR}_m} < 0$  时该模态中的噪声能量强于有效信号能量, 故将该模态作为噪声模态。将有效模态叠加得到重构信号, 使用频域奇异值分解方法求

取重构信号估计信噪比  $x_{\text{SNR}_t}$ ，并与  $x_{\text{SNR}_0}$  进行比较。若  $x_{\text{SNR}_t} > x_{\text{SNR}_0}$ ，则  $x_{\text{SNR}_0} = x_{\text{SNR}_t}$ ， $K_0 = K$ ；否则  $K_0$  和  $x_{\text{SNR}_0}$  均保持不变。

(4) 遍历取值范围内的  $K$  值后迭代更新  $K_0$ 。

(5) 使用  $K_0$  对地震数据进行 VMD 分解重构，重构结果即为基于估计信噪比的变分模态分解参数优化方法的去噪结果。

基于 VMD 参数优化的地震数据去噪流程如图 1 所示。

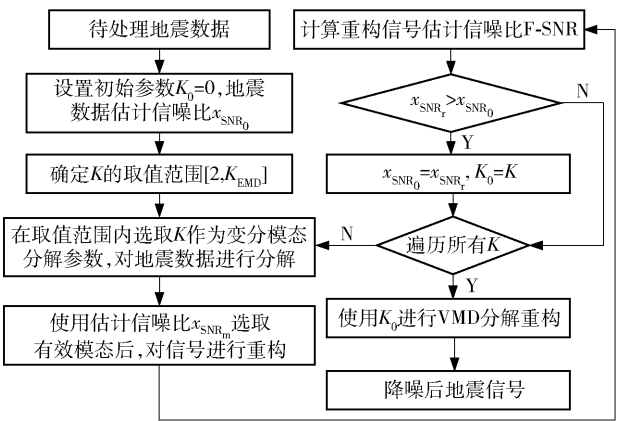


图 1 VMD 参数优化流程图

Fig. 1 VMD parameter optimization flow chart

1.3 去噪质量评价指标

为了对比各种方法对模型数据去噪处理的效果,以信噪比、互相关系数和均方根误差<sup>[17]</sup>作为地震去噪质量的评价指标。

信噪比(signal-noise ratio, SNR)是真实信号与随机噪声能量比值的函数(下文称为实际信噪比),其计算公式为

$$x_{\text{SNR}} = 10\lg\left(\frac{P_s}{P_n}\right) = 10\lg\left(\frac{\frac{1}{N'}\sum_{i=1}^{N'} f^2(i)}{\frac{1}{N'}\sum_{i=1}^{N'} [f(i) - \hat{f}(i)]^2}\right) \quad (24)$$

式(24)中,  $P_s$  和  $P_n$  分别代表信号和噪声的能量,  $f(i)$  为原始信号,  $\hat{f}(i)$  为重构信号,  $N'$  为信号长度。 $x_{\text{SNR}}$  值越大越好。

均方根误差(root-mean-square error, RMSE)代表重构信号同原始信号之间的偏差,其计算公式为

$$x_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N'}\sum_{i=1}^{N'} [f(i) - \hat{f}(i)]^2} \quad (25)$$

$x_{\text{RMSE}}$  越小越好。

互相关系数(mutual relationship, MR)表示原始信号与重构信号线性相关的程度,其计算公式为

$$x_{\text{MR}} = \frac{\text{cov}(f(t), \hat{f}(t))}{\sigma(f(t))\sigma(\hat{f}(t))} \quad (26)$$

式(25)中,  $\sigma(f(t))$  为原始信号标准差,  $\sigma(\hat{f}(t))$  为重构信号标准差,  $\text{cov}(f(t), \hat{f}(t))$  为原始信号和重构信号的协方差。 $x_{\text{MR}}$  越接近 1, 相关程度越高, 去噪效果越好。

2 数值实验

2.1 估计信噪比

使用合成的二维地震剖面(图 2)对信噪比估计方法进行实验验证。分别加入强度为[1 dBW, 10 dBW]的随机噪声, 得到估计信噪比与实际信噪比如表 1 所示。

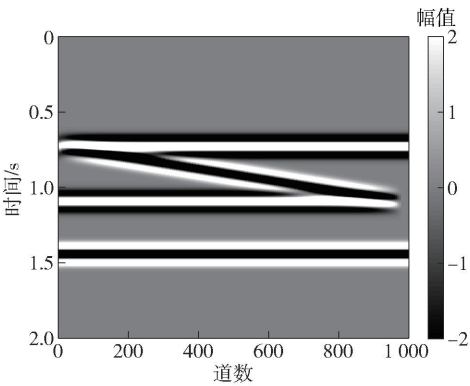


图 2 合成的二维地震剖面

Fig. 2 Synthesized 2D seismic profile intensity

表 1 不同噪声强度下的实际信噪比与估计信噪比

Table 1 SNR and ESNR for different noise intensities

噪声强度/dBW	实际信噪比/dB	估计信噪比/dB
1	5.844 4	5.539 5
2	4.846 2	4.748 1
3	3.741 9	3.872 3
4	2.836 0	2.951 7
5	1.847 9	2.003 3
6	0.842 9	0.973 7
7	-0.157 5	-0.033 5
8	-1.156 8	-1.139 1
9	-2.148 4	-2.219 1
10	-3.159 1	-3.363 8

由表 1 可以看出, 估计信噪比随噪声强度的增加而减小, 能有效反映地震数据的噪声程度; 并且估计信噪比与实际信噪比误差很小, 可以将估计信噪比作为有效模态选取和参数优化的评价参数。



2.2 仿真模型数据

2.2.1 二维剖面

为了验证本文方法的有效性,首先进行了仿真模型数据实验。该模型数据包含 1 000 道,每道 1 000 个采样点,采样间隔 2 ms。原始数据如图 3(a)所示,加入随机噪声后数据如图 3(b)所示。

EMD 分解模态数目为 12 个,故参数搜索范围为[2,12]。使用本文方法进行搜索筛选得到最优分解模态数  $K=4$ ,再使用  $K=4$  对地震数据进行 VMD 分解重构,结果如图 3(c)所示,其差剖面如图 3(d)所示。比较图 3(c)、(b)可以看出,处理后噪声明显减小,有效信号得以凸显;由图 3(d)看出,差剖面中仅包含噪声,不含同相轴信息,说明本文方法可以在有效压制地震信号噪声的同时完整保留有效

地质信息。

为了验证本文方法的优越性,同时使用小波阈值去噪方法及 EMD 去噪方法进行对比实验。小波阈值去噪使用 symmlet 6 小波进行信号分解,分解层数为 3<sup>[6]</sup>,利用“ $3\sigma$ ”方法选取阈值后通过硬阈值方法处理小波系数<sup>[5]</sup>,再对处理后小波系数进行重构,结果如图 3(e)所示,其差剖面如图 3(f)所示。EMD 去噪通过对信号的 EMD 分解选取包含有效信息的模态进行重构<sup>[8]</sup>,得到结果如图 3(g)所示,其差剖面如图 3(h)所示。可以看出,小波分析和 EMD 均有一定的去噪效果,但仍有部分噪声无法去除。

综上可得,参数优化的 VMD 相较小波变换及 EMD 方法能够在进一步压制噪声的同时完整保留

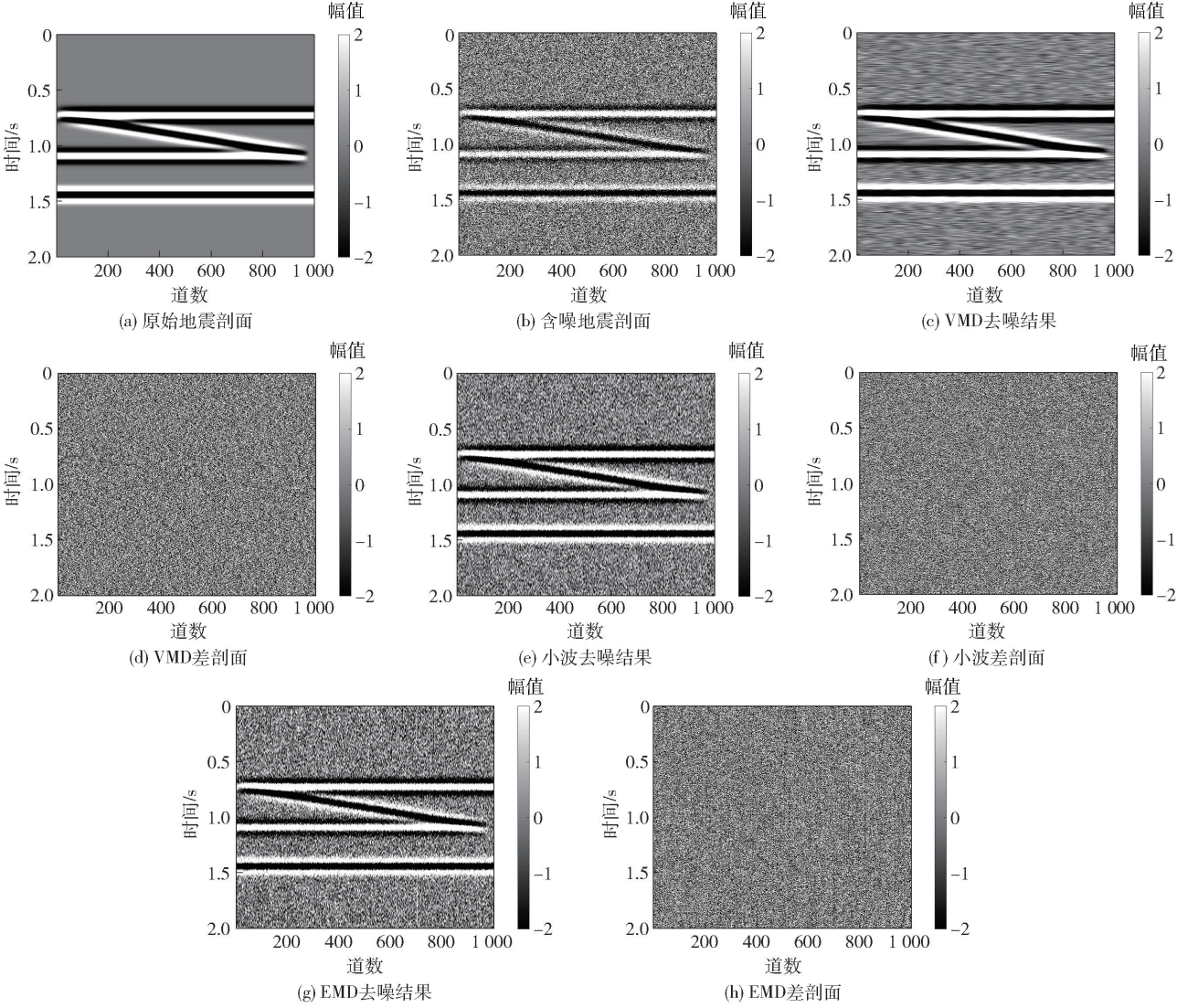


图3 二维数据各方法去噪结果对比

Fig. 3 Comparison of the results of methods for obtaining 2D data

有效信息,提高地震数据的信噪比。

为避免主观判断去噪效果可能出现的偏差,通过计算信噪比、互相关系数和均方根误差对去噪效果进行量化分析,结果如表 2 所示。由表 2 可以得出,与含噪地震剖面相比,EMD 方法信噪比提升 7.8860 db,小波方法信噪比提升 8.5187 db,而本文方法信噪比提升 16.6741 db;EMD 方法均方根误差降低了 1.8854,占总误差的 59.66%,小波方法均方根误差降低了 1.9749,占总误差的 62.50%,而本文方法均方根误差降低了 2.6966,占总误差的 85.34%;EMD 方法互相关系数提升了 0.2933,占含噪数据互相关系数误差的 68.40%,小波方法互相关系数提升了 0.3091,占含噪数据互相关系数误差的 72.08%,而本文方法相关系数提升了 0.4071,占含噪数据互相关系数误差的 94.94%。评价指标定量分析结果表明,小波分析、EMD 和参数优化的 VMD 方法均能压制地震信号中的噪声,但参数优化

的 VMD 方法压制噪声效果最好。

表 2 二维数据处理结果的评价指标

数据	实际信噪比/db	均方根误差	互相关系数
含噪数据	-3.1498	3.1600	0.5712
小波方法结果	5.3689	1.1851	0.8803
EMD 方法结果	4.7362	1.2746	0.8645
VMD 方法结果	13.5243	0.4634	0.9783

2.2.2 单道数据

从 2.2.1 节仿真模型数据中抽取第 100 道数据对本文方法进行验证。该道数据包含 1 000 个采样点,采样间隔 2 ms。原始信号如图 4(a)所示,加入随机噪声后数据如图 4(b)所示。利用参数优化的 VMD 方法去噪后的单道数据如图 4(c)所示,去除的噪声如图 4(d)所示。由图 4(a)、(b)对比可以看出,含噪信号噪声很大,有效信号被噪声淹没;由图 4(c)、(b)对比可知,经参数优化 VMD 方法处理后

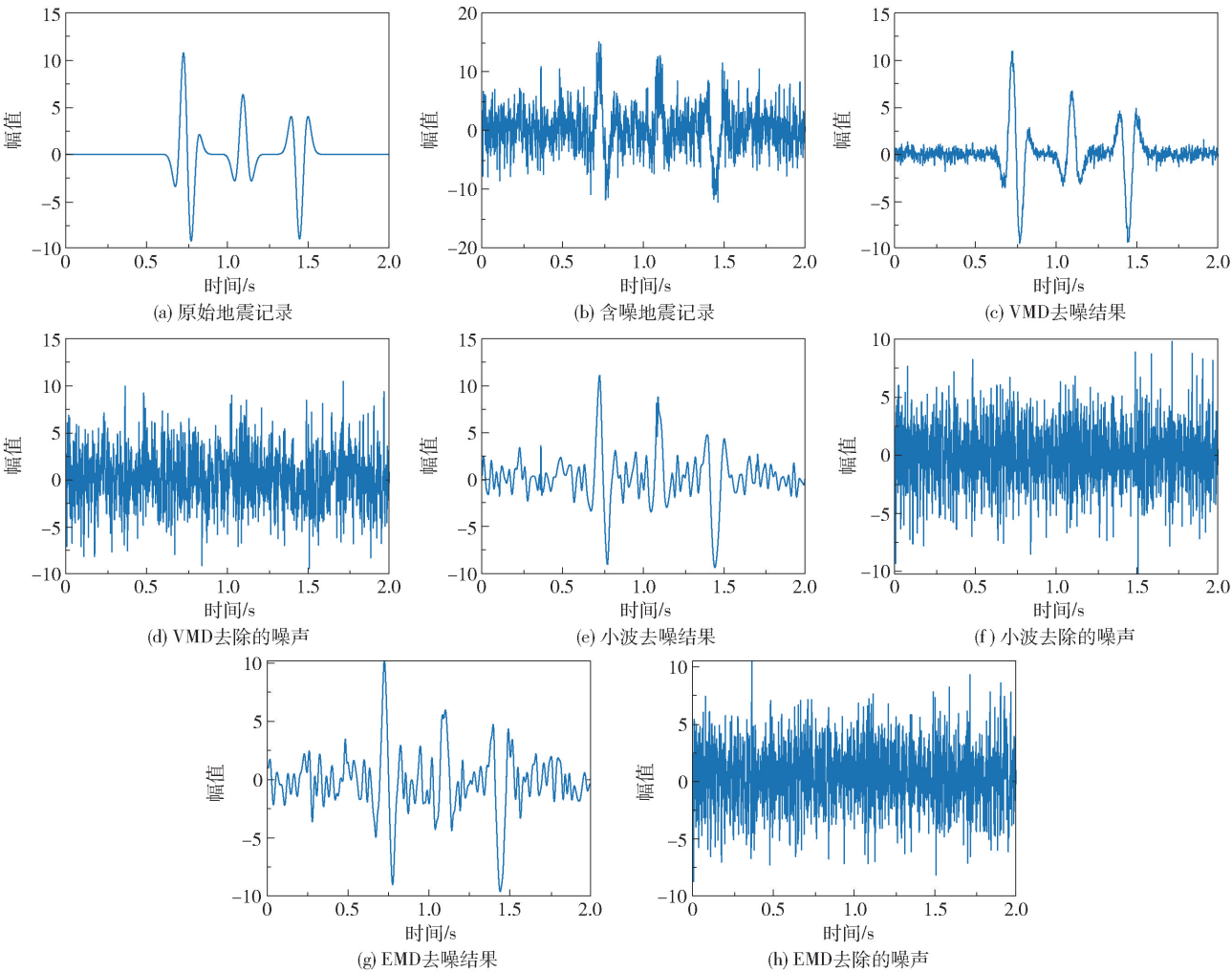


图 4 单道仿真模型数据各方法处理结果对比

Fig. 4 Comparison of experimental single channel simulation model data processing results



的干扰噪声得到有效压制,子波信号被较好地恢复,从而显著增强了信号的信噪比和分辨率。

利用小波变换和 EMD 进行对比实验,小波去噪的单道处理结果和去除的噪声分别如图 4(e)、(f)所示,EMD 去噪的单道处理结果和去除的噪声分别如图 4(g)、(h)所示。由图 4 各方法处理结果对比可以看出,参数优化的 VMD 方法比小波分析和 EMD 方法的子波恢复能力更强,压制噪声的效果更明显。

由表 3 可以得出,EMD 方法信噪比提升 8.4945 db,小波阈值去噪方法信噪比提升 9.273 0 db,而本文方法信噪比提升 16.988 1 db;EMD 方法均方根误差降低了 1.9674,占总误差的 61.25%,小波阈值去噪方法均方根误差降低了 2.074 1,占总误差的 64.57%,而本文方法均方根误差降低了 2.743 9,占总误差的 85.43%;EMD 方法互相关系数提升了 0.291 7,占含噪数据互相关系数误差的 71.16%,小波阈值去噪方法相关系数提升了 0.312 7,占含噪数

据互相关系数误差的 76.29%,而本文方法相关系数提升了 0.39,占含噪数据互相关系数误差的 95.15%。以上评价指标计算结果表明参数优化 VMD 的去噪效果明显优于小波去噪和 EMD 去噪。

表 3 单道模型数据处理结果的评价参数  
Table 3 Evaluation parameters of single trace model data processing results

数据	实际信噪比/db	均方根误差	互相关系数
含噪数据	-3.156 1	3.212 0	0.590 1
小波方法结果	6.116 9	1.137 9	0.902 8
EMD 方法结果	5.338 4	1.244 6	0.881 8
VMD 方法结果	13.832 0	0.468 1	0.980 1

2.3 实际数据

本文所用实际地震数据包含 800 道,每道数据包含 800 个采样点,采样点时间间隔 4 ms,原始实际地震数据如图 5(a)所示。

设 EMD 分解的  $K$  值为 10,利用本文方法在[2, 10]范围内对  $K$  进行筛选搜索,求得最优  $K$  值为 5,

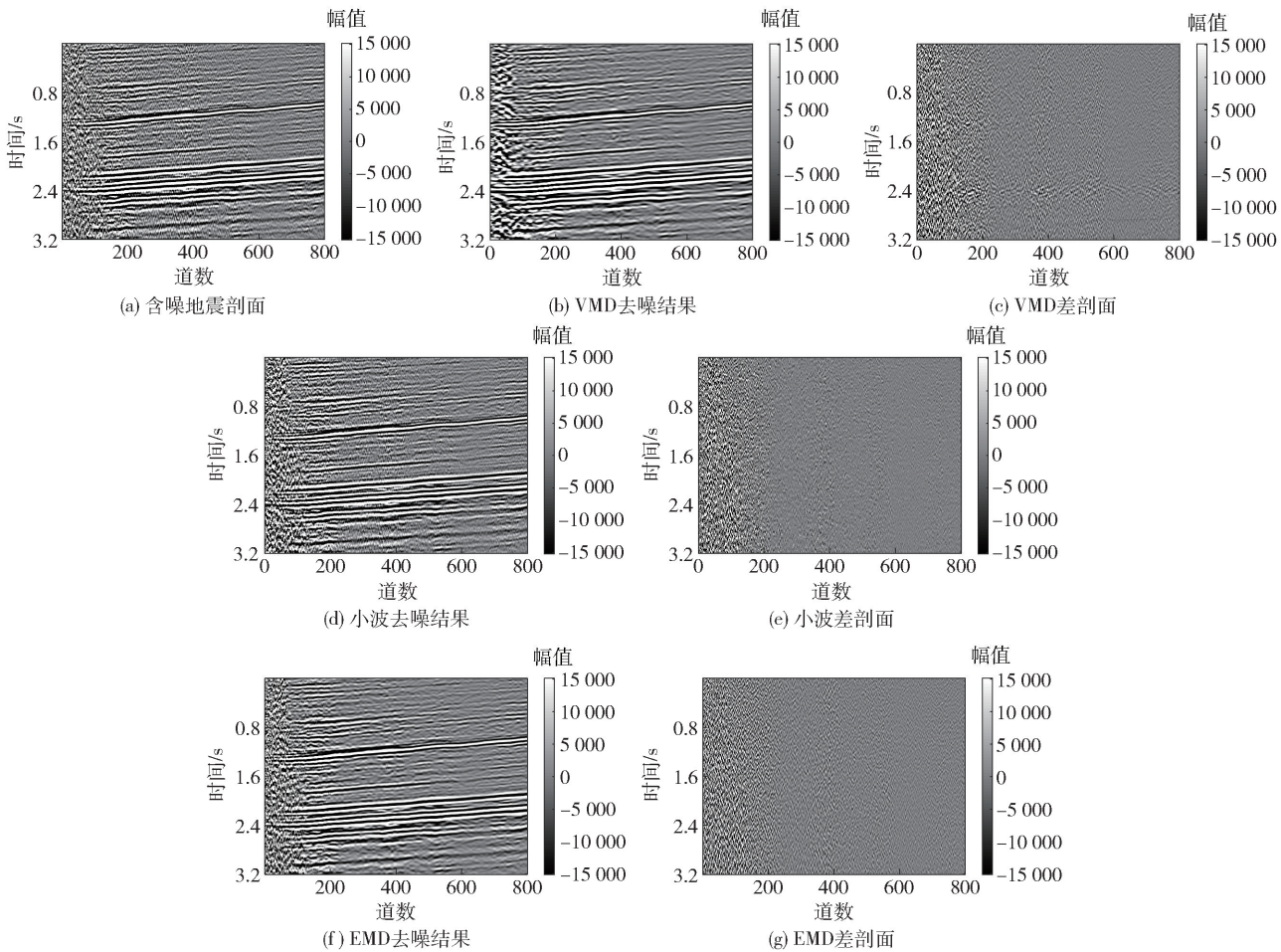


图 5 实际地震数据处理结果  
Fig. 5 Actual seismic data processing results

使用  $K=5$  对地震数据进行 VMD 分解重构如图 5(b) 所示, 差剖面如图 5(c) 所示。对比图 5(a)、(b) 可以看出, 实际地震数据中的噪声被去除, 有效信号得以保留, 去噪效果明显, 显著提高了信号的信噪比。

通过小波阈值去噪方法处理的结果如图 5(d) 所示, 差剖面如图 5(e) 所示; 通过 EMD 方法处理的结果如图 5(f) 所示, 差剖面如图 5(g) 所示。

由图 5(b)、(d) 和 (f) 对比可以看出, 小波分析和 EMD 分解有一定的去噪效果, 但是在  $0 \sim 200$  道处噪声干扰大, 噪声压制效果不佳; 参数优化的 VMD 方法的整体噪声压制效果明显优于上述两种方法。通过图 5(c) 可以看出, 参数优化的 VMD 方法去除的噪声中不含有效地质信息, 同样证明本文方法可以在保留有效地震信息的同时显著压制噪声, 是一种较优的地震信号噪声去除方法。

### 3 结论

VMD 分解可以有效去除地震数据中的噪声, 相较小波分析和 EMD 方法, VMD 压制噪声效果更明显。利用仿真模型数据和实际数据对多种方法进行实验验证的结果表明, 基于估计信噪比的参数优化的 VMD 方法去噪效果良好, 能够有效克服人为选取参数的主观随机性, 提升了 VMD 分解压制噪声效果的稳定性。

### 致谢

在本文完成过程中, 哈尔滨工业大学马坚伟教授和于四伟博士提供了有益讨论和帮助, 东方地球物理公司提供了实际地震数据, 在此一并表示感谢。

### 参考文献:

- [1] 欧阳敏, 王大为, 李志娜, 等. 基于压缩感知的小波阈值和 CEEMD 联合去噪方法[J]. 地球物理学进展, 2019, 34(2): 615-621.  
OUYANG M, WANG D W, LI Z N, et al. Research on CEEMD and wavelet threshold jointed denoising based on compressed sensing[J]. Progress in Geophysics, 2019, 34(2): 615-621. (in Chinese)
- [2] LIU S C, GAO E G, XUN C. Seismic data denoising simulation research based on wavelet transform[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 490/491: 1356-1360.
- [3] CHEN Y K, LI X, ZHANG G Y, et al. Delineating karstification using synchros queezeing wavelet transform [C]//SEG Annual Meeting. New Orleans, 2015: 1835-1840.
- [4] 陈晓玉. 基于小波变换的地震信号去噪研究[J]. 科技经济导刊, 2017(35): 56.  
CHEN X Y. Research on denoising of seismic signal based on wavelet transform[J]. Technology and Economic Guide, 2017(35): 56. (in Chinese)
- [5] 崔少华, 单巍. 基于小波分析的地震资料去噪方法的研究和应用[J]. 淮北师范大学学报(自然科学版), 2016, 37(3): 43-46.  
CUI S H, SHAN W. Research and application of seismic data denoise method based on wavelet analysis[J]. Journal of HuaiBei Normal University (Natural Science), 2016, 37(3): 43-46. (in Chinese)
- [6] 崔少华, 方振国, 王江涛, 等. 基于小波变换的地震数据去噪的研究[J]. 曲阜师范大学学报, 2018, 44(3): 54-58.  
CUI S H, FANG Z G, WANG J T, et al. Research on seismic data denoising based on wavelet transform[J]. Journal of Qufu Normal University, 2018, 44(3): 54-58. (in Chinese)
- [7] 秦晷, 蔡建超, 刘少勇, 等. 基于经验模态分解互信息熵与同步压缩变换的微地震信号去噪方法研究[J]. 石油物探, 2017, 56(5): 658-666.  
QIN X, CAI J C, LIU S Y, et al. Microseismic data denoising method based on EMD mutual information entropy and synchrosqueezing transform[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2017, 56(5): 658-666. (in Chinese)
- [8] 黄翔. 基于 EMD 重构地震信号的去噪方法[J]. 油气地球物理, 2017, 15(2): 18-23.  
HUANG X. Denoising of the seismic signal reconstruction based on EMD[J]. Petroleum Geophysics, 2017, 15(2): 18-23. (in Chinese)
- [9] 卢秋悦. 改进 EMD 在地震勘探随机噪声压制中的应用[D]. 长春: 吉林大学, 2016.  
LU Q Y. The application of improved EMD in seismic random noise suppression[D]. Changchun: Jilin University, 2016. (in Chinese)
- [10] 温志平. 基于模态分解技术的地震信号随机噪声压制[D]. 上海: 华东理工大学, 2018.  
WEN Z P. Seismic random noise attenuation based on modal decomposition technique[D]. Shanghai: East China University of Technology, 2018. (in Chinese)
- [11] 何元, 曹思远, 崔震, 等. 变分模态分解及其在地震去噪中的应用[C]//中国地球科学联合学术年会. 北京, 2014.  
HE Y, CAO S Y, CUI Z, et al. Variational mode decomposition and its application in seismic denoising [C]//



- Annual Meeting of Chinese Geoscience Union. Beijing, 2014. (in Chinese)
- [12] 康佳星, 胡英, 陈辉, 等. VMD 与 EMD 在地震信号时频分析中的对比研究[C]//中国地球科学联合学术年会. 北京, 2016.
- KANG J X, HU Y, CHEN H, et al. Comparative study of VMD and EMD in time-frequency of seismic signals [C]// Annual Meeting of Chinese Geoscience Union. Beijing, 2016. (in Chinese)
- [13] KONSTANTIN D, DOMINIQUE Z. Variation mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531–544.
- [14] 唐贵基, 王晓龙. 变分模态分解方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2016, 29(4): 638–648.
- TANG G J, WANG X L. Variational mode decomposition method and its application in early fault diagnosis of rolling bearings [J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(4): 638–648. (in Chinese)
- [15] FLANDRIN P, GONCALVES P. Empirical mode decompositions as data-driven wavelet-like expansions[J]. International Journal of Wavelet, Multiresolution and Information Processing, 2004, 2(4): 477–496.
- [16] 刘洋, 李承楚. 地震资料估计信噪比的几种方法[J]. 石油地球物理勘探, 1997, 32(2): 257–262.
- LIU Y, LI C C. Several methods for estimating signal/noise ratio of seismic data[J]. Oil Geophysical Prospecting, 1997, 32(2): 257–262. (in Chinese)
- [17] 陶珂, 朱建军. 小波去噪质量评价方法的对比研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2012, 32(2): 128–133.
- TAO K, ZHU J J. A comparative study on validity assessment of wavelet de-noising[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2012, 32(2): 128–133. (in Chinese)

## Seismic random noise removal based on variational mode decomposition with parameter optimization

XU Zhi<sup>1</sup> TANG Gang<sup>1\*</sup> LIU Wei<sup>1</sup> LI ZhongXiao<sup>2</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029;

2. School of Electronic Information, Qingdao University, Qingdao 266071, China)

**Abstract:** Due to the influence of artificial, environmental and geological conditions, seismic data is inevitably mixed with random noise, and noise must be effectively suppressed before subsequent processing and interpretation. Variational mode decomposition is one of the effective methods for seismic denoising, with good robustness and decomposition accuracy. However, the number of modal components decomposed and the recognition of effective modalities after decomposition mainly depend on manual experience selection, which leads to modal decomposition and denoising effects with a certain randomness and contingency. In order to solve this problem, this paper proposes a parameter optimization method based on singular value decomposition for signal-to-noise ratio (SNR) estimation. The modal component number and effective mode are selected by using the higher estimated SNR as the evaluation parameter in the parameter range. The method can be adapted to find the most effective parameters for denoising, thus avoiding the randomness of subjective selection parameters and improving the denoising effect. Simulation model experiments show that the estimated SNR is positively correlated with the true SNR error, which can effectively reflect the noise level in the seismic data. The estimated SNR ratio can be used as the evaluation parameter of the denoising effect. The simulation method and actual seismic data are used to verify the method, and the results of wavelet denoising and empirical mode decomposition are compared. The results show that the variational mode decomposition method based on the optimized SNR parameter can effectively suppress the noise and highlight the in-phase axis information.

**Key words:** signal processing; seismic noise; variational mode decomposition; signal-to-noise ratio estimation; parameter optimization

(责任编辑:汪 琴)