

文章编号: 1001-1749(2023)02-0156-07

# 基于 MP 与 GA-VMD 结合的地震资料去噪方法研究

王肖<sup>a,c</sup>, 周怀来<sup>a,b,c</sup>, 王元君<sup>a,b</sup>, 邬蒙蒙<sup>a,c</sup>, 陶柏丞<sup>a,c</sup>

(成都理工大学 a. 地球物理学院,

b. 油气藏地质及开发工程国家重点实验室,

c. 地球探测与信息技术教育部重点实验室, 成都 610059)

**摘要:** 传统变分模态分解(VMD)方法地震资料去噪效果受惩罚参数 $\alpha$ 和模态分量个数 $K$ 影响较大,为了更加有效地抑制噪声对地震资料的影响,这里提出了遗传算法改进的VMD(GA-VMD)与匹配追踪(MP)相结合的地震资料去噪方法。该方法与MP及遗传算法相结合,在有效提取地震资料信息同时,能够自适应选择VMD的决定参数 $[K, \alpha]$ ,使去噪效果达到最佳。将本方法应用于模拟地震信号和实际地震资料去噪,并与传统VMD方法和MP去噪方法对比。数据仿真与实验结果表明,在原始信号信噪比为3.11 dB时,传统方法和本文方法去噪后信号信噪比分别为6.29 dB与9.43 dB,本文方法在不损失有效信号的同时,具有更好的去噪效果。

**关键词:** 去噪; 地震数据; VMD; MP; 遗传算法

**中图分类号:** P 631.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-1749.2023.02.04

## 0 引言

随着勘探技术的不断发展,油气地震勘探目标和环境也变得愈加复杂。这些区域由于地表激发条件差等原因,所采集的地震数据经常混杂各种噪声干扰,有效波信息模糊不清,信噪比低。在这种复杂形式下,常规的地震资料去噪技术已经很难满足要求,为了实现地震资料高信噪比的目标,探索研究新的去噪方法已是一种必然趋势<sup>[1]</sup>。为此众多国内、外学者对提高地震资料信噪比的方法进行了研究。其中基于信号分解理论和稀疏变换理论的去噪方法已取得良好的效果<sup>[2]</sup>。

传统稀疏变换方法利用地震数据在数学变化域的特点,对其系数进行阈值处理以达到去噪的目的

的<sup>[3]</sup>。其中傅里叶变换去噪是一种全局变换的方法,缺乏局部描述能力,去噪时会损失大量有效信号,对非平稳信号的处理效果不佳<sup>[4]</sup>;小波阈值去噪将地震信号变换到时间尺度域,但需要选取合适的基波函数和阈值才能达到较好的降噪效果<sup>[5]</sup>;curvelet变换和shearlet变换<sup>[8]</sup>能够处理多方向上变化的信号,但在面对复杂多变的地震数据时,表现能力略有不足<sup>[6-9]</sup>;seislet变换在离散小波变换基础上进行改进,能够良好适应地震数据<sup>[10]</sup>。这些方法都只是建立在固定的变换基函数上,不能自适应地处理结构复杂的地震数据<sup>[11]</sup>。基于信号分解理论的EMD方法能针对信号本身进行自适应分解,将单道地震记录或剖面在适当域分解为一系列本征模态分量,从而表征不同频段内的能量局部异常<sup>[12-13]</sup>。然而该方法容易引起模态混叠,边界效应

收稿日期: 2021-12-01

基金项目: 四川省科技厅重点研发项目(21ZDYF2939)

第一作者: 王肖(1997-),男,硕士,主要研究方向为油气勘探, E-mail: 1326845283@qq.com。

通信作者: 周怀来(1978-),男,博士,教授,主要从事油气勘探教学与科研工作, E-mail: 271980681@qq.com。

等问题,且缺乏良好的理论验证<sup>[14]</sup>。EEMD 和 CEEMD 方法在 EMD 基础上进一步改进,EEMD 避免了模态混叠现象,CEEMD 方法改善了 EEMD 造成的噪声污染<sup>[15-16]</sup>,EMD、EEMD 和 CEEMD 方法都是递归式信号处理方法,在处理多尺度地震数据时存在一定限制<sup>[17]</sup>。非递归式信号分解方法 VMD 摆脱了筛选分量的过程,把信号 IMF 分量的获取过程转移到了变分框架内,从而能够自适应地实现信号的频域部分及各分量的有效分离<sup>[18]</sup>。相比于 EMD 等方法,VMD 具有坚实的理论基础,有效避免了模态混叠问题,噪声鲁棒性更好<sup>[19]</sup>。VMD 方法虽然很好地将信号分解为中心频率不同的若干子信号,但在分解前需要设定好几个参数值才能得到最好的分解效果,通常人为选取参数无法使效果达到最优<sup>[20]</sup>。文献[21]将分解能量差值当做标准选取最优  $K$  值;文献[22]采用粒子群优化算法同时对  $K$  与  $\alpha$  值进行优化寻找最优解;文献[23]以新提出的正交低峰值作为优化目标,用萤火虫算法对参数  $[K, \alpha]$  组合进行搜索。

在此基础上,笔者将 MP 与 GA-VMD 算法相结合,应用于地震资料去噪。该方法与 MP 及遗传算法相结合,在有效提取地震资料信息同时,能够自适应选择 VMD 的决定参数  $[K, \alpha]$ ,尽可能地减少了信号损失<sup>[24]</sup>。经理论模型和实际工区地震资料测试结果表明,应用基于本文的改进方法,去噪效果上有较好的表现,能有效改善地震资料信噪比,为后续进一步地震资料的处理解释奠定良好的基础。

## 1 方法原理

### 1.1 变分模态分解

变分模态分解(VMD)是一种非递归的自适应、准正交分解技术,通过对变分问题的求解找到原始信号的频率中心和带宽最优解。VMD 将复杂信号分解为  $K$  个模态分量,每个模态被重新定义为调频-调幅信号:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\varphi_k(t)) \quad (1)$$

式中:  $A_k(t)$  为瞬时振幅;  $\varphi_k(t)$  为瞬时相位;  $u_k(t)$  为模态分量。为使每个 IMF 分量达到目标频率范围,对每个模态分量进行希尔伯特变换得到单边频谱,其中  $\delta(t)$  为狄利克雷系数:

$$\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) * u_k(t) \quad (2)$$

用指数函数将各个 IMF 分量中心频带调整到

基带:

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) * u_k(t)\right] e^{-j\omega_k t} \quad (3)$$

通过高斯平滑解调信号得到各 IMF 分量信号带宽:

$$\|\partial_t [(\delta(t) + j/(\pi t))u(t)] e^{-j\omega_k t}\|_2^2 \quad (4)$$

于是约束变分问题可以写为式(5)。

$$\begin{aligned} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} & \left\{ \sum_k \|\partial_t [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t}\|_2^2 \right\} \\ \text{st.} & \sum_k u_k(t) = f(t) \end{aligned} \quad (5)$$

通过引入二次惩罚因子  $\alpha$  和增广拉格朗日算子  $\lambda$  将求解式(5)转变为非约束性的变分问题,从而得到约束变分模型的最佳结果:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_k \|\partial_t [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] \cdot \\ & e^{-j\omega_k t}\|_2^2 + \|f(t) - \sum_k u_k(t)\|_2^2 + \\ & (\lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t)) \end{aligned} \quad (6)$$

这样变分问题可用交替方向乘子法来求解,通过交替更新计算式(6)的鞍点,得到各模态分量  $u_k$  和中心频率  $\omega_k$ 。再利用傅里叶等距变换,将它们分别转换到频域,各自的更新表达式为式(7)。

$$\hat{u}_k^{n+1} = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i=1, i \neq k}^K \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (7)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_{-\infty}^{\infty} |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (8)$$

$$\sum_k \left( \frac{u_k^{n+1} - u_k^n}{u_k^n} \right) < \epsilon \quad (9)$$

式(6)到式(8)循环迭代求解,当满足约束条件式(9)时结束循环,输出  $K$  个模态分量。

### 1.2 匹配追踪去噪

匹配追踪算法由 Mallat 等<sup>[25]</sup>提出,其基本思想是在每次迭代中选取最佳的原子进行匹配,不断更新残差直至迭代中止。在分解过程中,将地震信号表示为有效信号匹配子波的线性叠加与残差信号之和,将残差当作噪声,从而达到去噪的效果<sup>[26]</sup>。具体方法如下:

设定地震信号为  $f(t)$ ,  $Q$  为过完备原子库,  $v_\gamma$  是参数组  $\gamma$  定义的原子,参数组  $\gamma$  包含频率、相位、时移、尺度四个参数,  $\Gamma$  为参数组  $\gamma$  的集合。匹配追踪算法首先将地震信号  $f(t)$  与原子库中原子做内

积,选取与地震信号  $f(t)$  最匹配的原子(内积最大)

$v_{\gamma_0}$ 。

$$|f, v_{\gamma_0}| = \sup_{\gamma \in \Gamma} |f, v_{\gamma}| \quad (10)$$

在经过第一次迭代后,可以将地震信号分解为最优原子  $v_{\gamma_0}$  上的分量和残余:

$$f = (f, v_{\gamma_0})v_{\gamma_0} + R^1 f \quad (11)$$

$R^1 f$  表示第一次迭代后的残差,为了让残差更可能小以达到去噪目的,继续对信号进行分解。

$$R^1 f = (R^1 f, v_{\gamma_k})v_{\gamma_k} + R^2 f \quad (12)$$

以此类推,经过  $n$  次分解后,地震信号被分解为:

$$f = \sum_{k=0}^{n-1} (R^k f, v_{\gamma_k})v_{\gamma_k} + R^n f \quad (13)$$

随着迭代次数的不断增加,残余信号将会逐渐衰减至“0”。

### 1.3 MP 与 GA-VMD 结合的去噪方法

由变分模态分解理论得知,VMD 算法中,惩罚参数  $\alpha$  和模态分量个数  $K$  需要人工经验预设,当  $K$  值过大时,会导致信号过度分解, $K$  较小时,模态的正确中心频率不易有效分离,出现模态混叠现象;不适当的  $\alpha$  值不利于模态分量保存,且影响模态函数的带宽,较大的惩罚因子  $\alpha$  会降低模态函数的带宽之和<sup>[27]</sup>。因此,选择合适的参数组合是VMD去噪

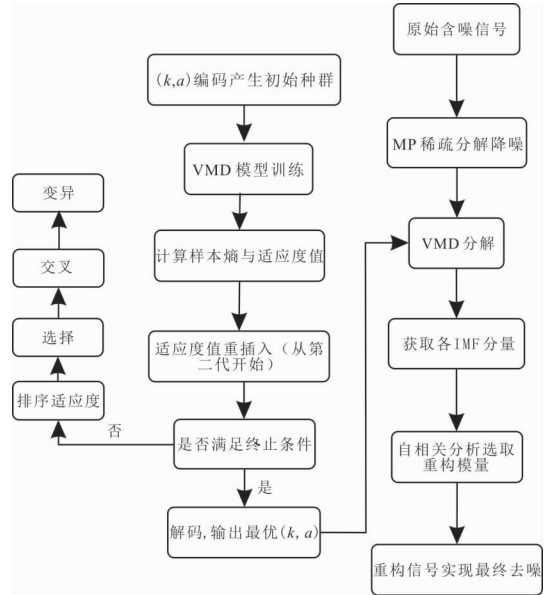


图 1 MP 与 GA-VMD 结合的去噪方法流程图  
Fig. 1 Flow chart of denoising method combining MP and GA-VMD

的关键。这里选取遗传算法对参数  $K$  和  $\alpha$  值进行优化,使得每次对地震信号的检测都是最优的,有效减少了参数选择的随机性。

遗传算法是一种自适应的优化算法,具有良好的全局性概率搜索能力,在优化参数过程中,主要包

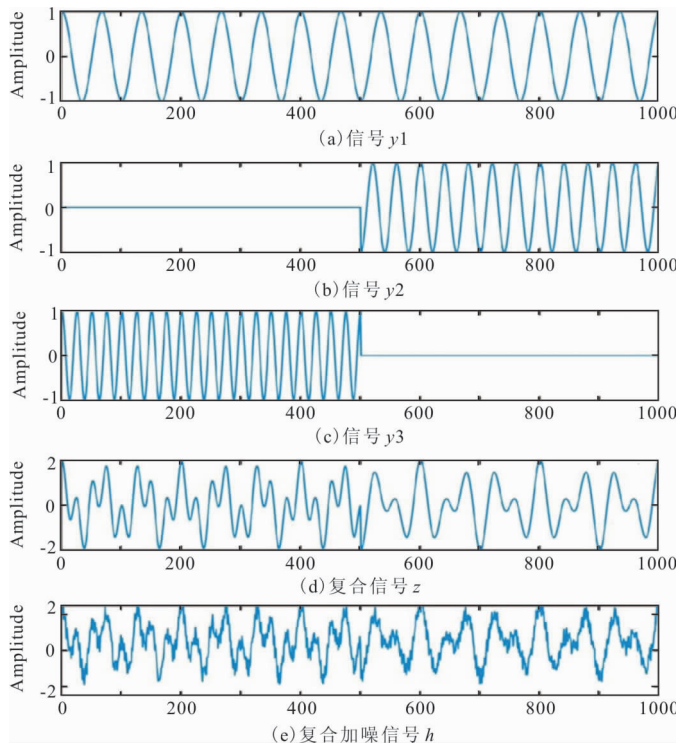


图 2 模拟信号

Fig. 2 Analog signal

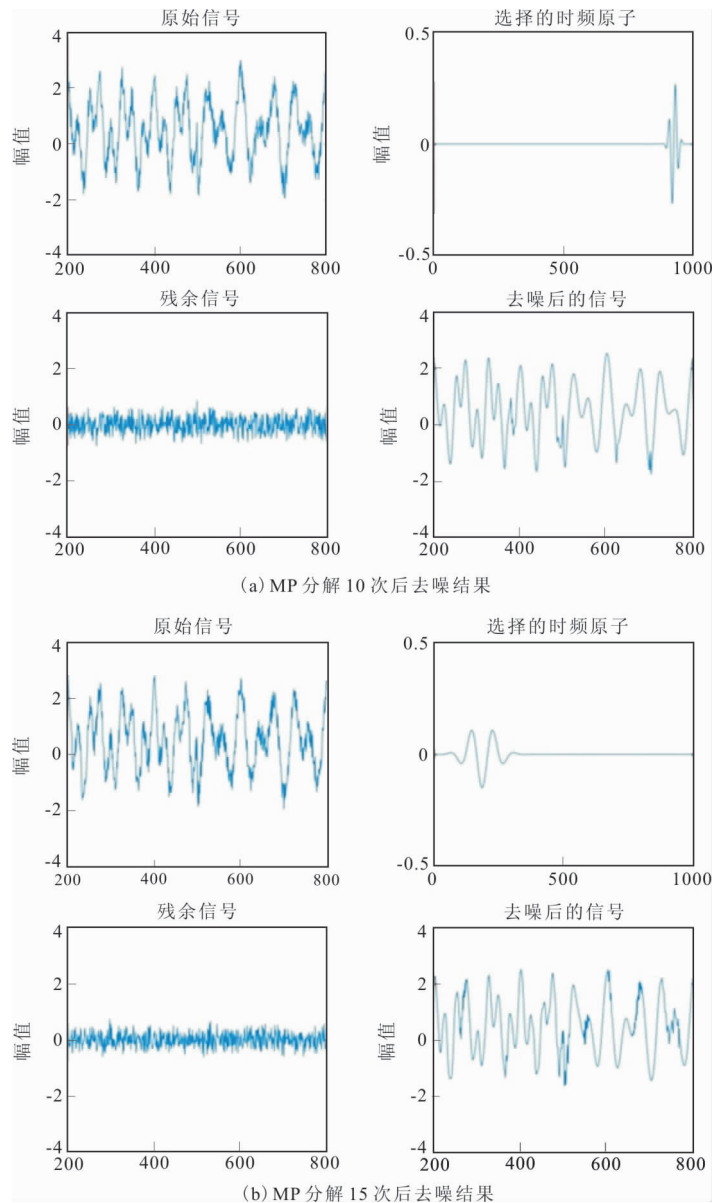


图 3 MP 去噪

Fig. 3 MP denoising

括初始编码、生成初始种群、设置适应度参数、选择、交叉、变异等步骤(图 1)。

1)对惩罚参数  $\alpha$  和模态分量个数  $K$  进行染色体初始化编码,生成初始种群,种群中包含不同个体的  $(K, \alpha)$  组合。

2)利用个体中的不同组合对地震信号进行分解,求取分解后的各模态函数的多尺度样本熵,计算相应的相适应度,令样本熵的最小值为局部最小值。

3)利用步骤 2)得到的适应度值,对初始种群中优良个体进行选择,并进行交叉和变异形成新一代种群,不断进行迭代,比较局部适应度值大小,寻找

全局最小值。

4)停止迭代,确定参数组合  $(K, \alpha)$  最优解。

GA-VMD 方法对低噪混合频率信号能有效分解,但在强噪声中的信号特征提取上尚有不足。MP 方法通过对完备原子库中的原子进行搜索,实现信号的最优匹配,广泛适用于各种信号。尽管 MP 能去除大部分噪声,但弱随机噪声尚存在于局部信号中,尤其在信号各个波峰和波谷处尚残留一些较明显毛刺<sup>[28]</sup>。鉴于此,将 MP 方法引入遗传算法改进的 VMD 方法中,通过互补的方式弥补上述方法各自存在的不足,进而在地震资料去噪上有更好的处理效果。

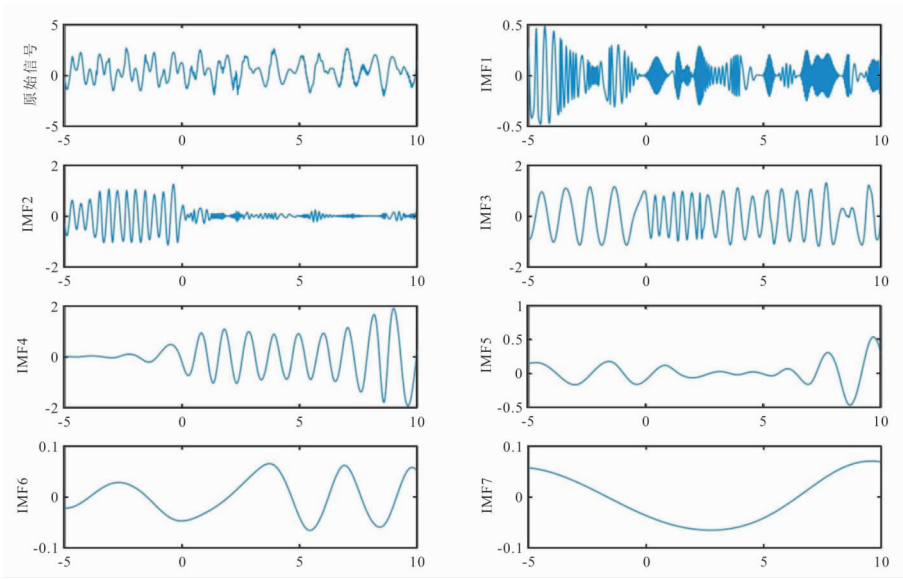


图 4 EMD 分解分量 IMF1—IMF7 及原始 MP 去噪信号

Fig. 4 EMD decomposition components IMF1—IMF7 and original MP denoising signal

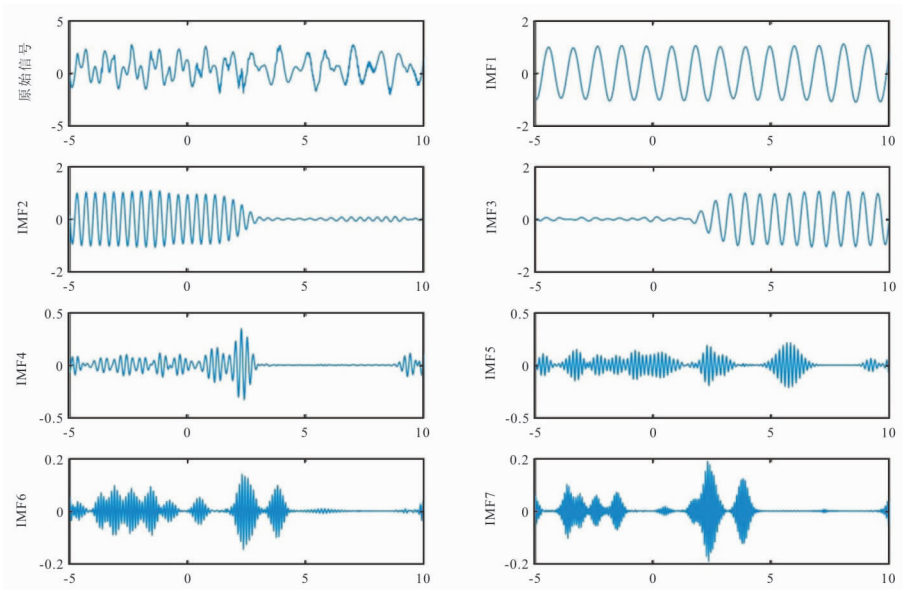


图 5 GA-VMD 分解分量 IMF1—IMF7 及原始 MP 去噪信号

Fig. 5 GA-VMD decomposed components IMF1—IMF7 and original MP denoising signal

## 2 模型试算

### 2.1 含噪单道信号

为了验证本文方法的去噪效果,现构造一组仿真信号来进行说明。模拟单频信号  $y_1 = \cos(30\pi t)$  (图 2(a));模拟单频信号  $y_2 = \cos(50\pi t + 10\pi)$ ,  $t \in (0, 0.5, 1)$  (图 2(b));模拟单频信号  $y_3 = \cos(80\pi t +$

$10\pi)$ ,  $t \in (0, 0.5)$  (图 2(c))。  $y_1$ 、 $y_2$  和  $y_3$  合成信号  $z = y_1 + y_2 + y_3$  (图 2(d));图 2(e)为合成的纯净信号  $z$  和加入信噪比为 5 dB 随机噪声后的含噪信号  $h$ 。

首先,利用 MP 方法对加噪信号  $h$  进行去噪,分别对信号 MP 分解 10 次 (图 3(a)) 和 15 次 (图 3(b)),去噪效果如图 3 所示。从图 3 中可以看到,相比于原始信号,MP 去噪方法有较好的效果,但去噪后的信号始终存在一些虚假频率成分和一些不连续

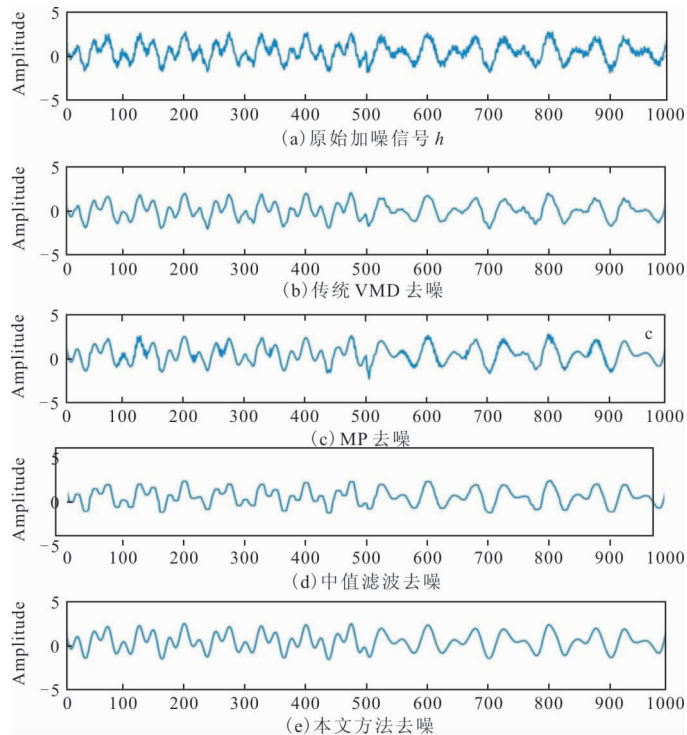


图 6 针对加噪单道信号四种方法去噪效果对比图  
Fig. 6 Comparison of denoising effects of four methods  
for noisy single channel signal

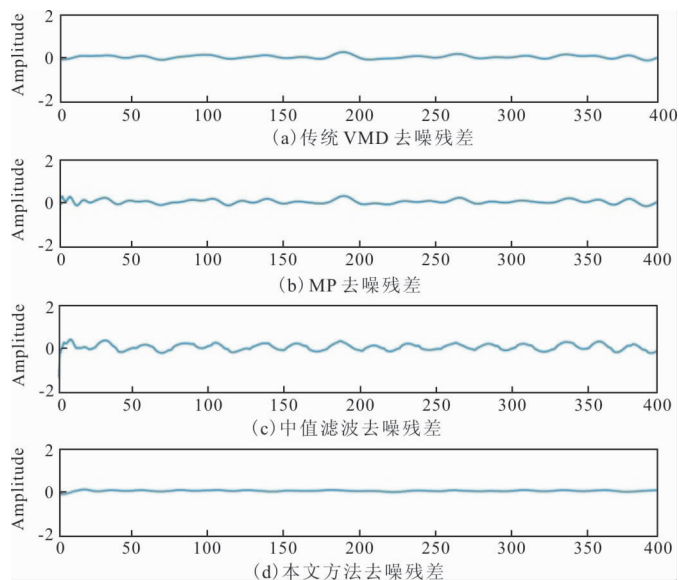


图 7 针对加噪单道信号四种方法残差曲线图  
Fig. 7 Residual curve of four methods for  
noisy single channel signal

分量,尤其在信号各个波峰和波谷处尚残留一些较明显毛刺,且随着分解次数增加,这种现象更加严重。在实际中,采集到的地震信号成分非常复杂,采用 MP 方法消噪时,不能确定准确的分解次数。为了消噪后有较高的信噪比,分解次数一般选择比较

高,那么随之而来混入的噪声信号也会增加,为此采用 GA-VMD 方法来剔除这些成分。

利用图 3(a)中 MP 方法分解 10 次后的去噪信号,使用 GA-VMD 方法进行分解,为了进一步说明 GA-VMD 方法去噪效果的优越性,引入传统的

EMD 去噪方法进行对比说明。

图 4 是运用 EMD 分解得到的 7 个 IMF 分量,对比原始单频信号  $y_1$ 、 $y_2$ 、 $y_3$  和各 IMF 分量波形可知,用 EMD 方法并不能很好地将各个单频信号分离,且存在较为严重的模态混叠现象,后续去噪效果差。图 5 采用 GA-VMD 方法进行分解,该算法设置种群规模为 10,进化次数为 10,交叉概率为 0.8,变异概率为 0.1,最终根据遗传算法得到  $K$  和  $\alpha$  最佳组合为  $\langle 7, 1316 \rangle$ ,分解的 7 个 IMF 分量中,IMF1、IMF2、IMF3 分别较好地契合了单频信号  $y_1$ 、 $y_2$  和  $y_3$ ,其余子信号受分解遗留的噪声影响较大,不具有明确的物理意义。对比 EMD 方法,GA-VMD 方法较好解决了模态混叠与噪声残留问题,且具有更高的适用性。

将本文方法与中值滤波法、MP 和传统 VMD 去噪方法进行对比,引入信噪比(SNR)与均方根误差(MSE)量化参数进行对比说明。信噪比是度量噪声去除程度的有效量纲,SNR 值越大,表示去噪效果越好。均方根误差(MSE)是去噪信号和无噪信号之间的差异程度的无量纲值,MSE 值越小,去噪效果越好。信噪比与均方根误差的公式如下,其中  $y$  为原始信号, $y'$  为去噪处理后信号。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{n}} \quad (14)$$

$$SNR = 10 \times \lg \left[ \frac{\sum_{i=1}^n y_i^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \right] \quad (15)$$

结合图 6、图 7 和表 1 可以看出,本文方法、中值滤波法、MP 和传统 VMD 这四种去噪方法都能有效去除加噪信号中的噪声,信噪比和均方根误差值都有所改善。其中,传统 VMD 去噪效果与去噪残差图如图 6(b)和图 7(a)所示,传统 VMD 去噪受参数  $[K, \alpha]$  影响,当  $K$  值过大时,会导致信号过度分解,惩罚因子  $\alpha$  会降低模态函数的带宽之和,此处设定  $K$  为 9,  $\alpha$  为 1 500,但去噪效果并没有达到最佳,残留了很多不连续分量,信噪比为 13.64 dB,较原始效果有较大提升。图 6(c)和图 7(b)分别为传统 MP 去噪效果与去噪残差图,传统 MP 去噪效果主要受分解次数影响,分解次数越多,算法精度越高,但相应噪声的匹配系数会增大,会被当做有用信号保留,根据多次反复分解实验,设定 MP 分解次数

为 10。从去噪结果可以看到,MP 去噪结果在波峰波谷存在毛刺。图 6(d)和图 7(c)分别是中值滤波去噪效果与去噪残差图,中值滤波去噪主要受到时窗大小影响,时窗越大,去噪图像更加平滑,但边缘效果更加模糊,更多有效信号被去除,为了更好地反映去噪效果,本文选取  $5 \times 5$  时窗大小的中值滤波进行去噪。从去噪结果看出,中值滤波在去噪后信号原有形态稍有变化,有用信号发生扭曲。图 6(e)和图 7(d)分别是本文方法去噪效果与去噪残差图,本文方法受参数模态分量个数  $K$ ,惩罚因子  $\alpha$  和 MP 分解次数综合影响,其中经过算法与实际效果优选,参数模态分量个数  $K$  为 7,惩罚因子  $\alpha$  为 1 316,分解次数为 10 时去噪效果达到最佳,较为充分地保留了原有信号特征,信噪比为 16.11 dB,去噪效果具有明显优势。

## 2.2 模拟地震信号去噪

图 8(a)为两层褶积模型,上层为水平层,下层为倾斜层。该模型数据总共有 25 道,每道包含 500 个采样点,采样间隔 2 ms,雷克子波主频为 25 Hz,图 8(b)为向图 8(a)加入 20 dB 噪声后的数据。分别采用四种方法对含噪合成地震记录剖面进行去噪。

图 8(c)、图 8(d)、图 8(e)和图 8(f)分别是采用传统 VMD 方法、MP 方法、中值滤波方法和本文方法去噪结果图。传统 VMD 去噪方法由于非自适应选择  $K$  和  $\alpha$  值,不能有效对噪声进行分解重构,去噪效果较差(图 8(c))。图 8(d)中,MP 方法去噪存在毛刺现象。图 8(e)采取的中值去噪方法引入较多虚假分量。采用本文方法去噪效果较为明显,毛刺与虚假分量现象少。

为更加准确反映各种去噪方法差异,进一步对各方法去除的噪声进行对比,同时用信噪比(SNR)与均方根误差(MSE)量化参数进行说明。图 9(a)、图 9(b)、图 9(c)和图 9(d)分别是采用传统 VMD 方法、MP 方法、中值滤波方法和本文方法去噪的噪声对比图。传统 VMD 和中值滤波方法去噪结果有明显有效信号痕迹,中值滤波方法有效信号损失严重,边缘和细节信息保持能力差,MP 方法有较少有效信息残留,且总体上没有去除含噪信号中的部分噪声。结合表 2 来看,本文去噪方法无论是在信噪比还是在均方根差值上,效果都是最好的,从而验证了该方法在噪声去除上的可行性和合理性。

表 1 针对加噪单道信号四种方法去噪的信噪比(SNR)和均方根差(MSE)

Tab.1 SNR and MSE of four denoising methods for noisy single channel signals

参数	原始记录	VMD法	MP法	中值滤波法	本文方法
SNR	4.946	13.637	5.701	15.461	16.113
MSE	0.566	0.149	0.518	0.183	0.132

表 2 针对模拟信号四种方法去噪后的信噪比(SNR)和均方根差(MSE)

Tab.2 SNR and MSE after denoising for analog signals by four methods

参数	原始记录	VMD法	MP法	中值滤波法	本文方法
SNR	3.101	6.297	6.368	8.637	9.439
MSE	0.361	0.108	0.132	0.122	0.093

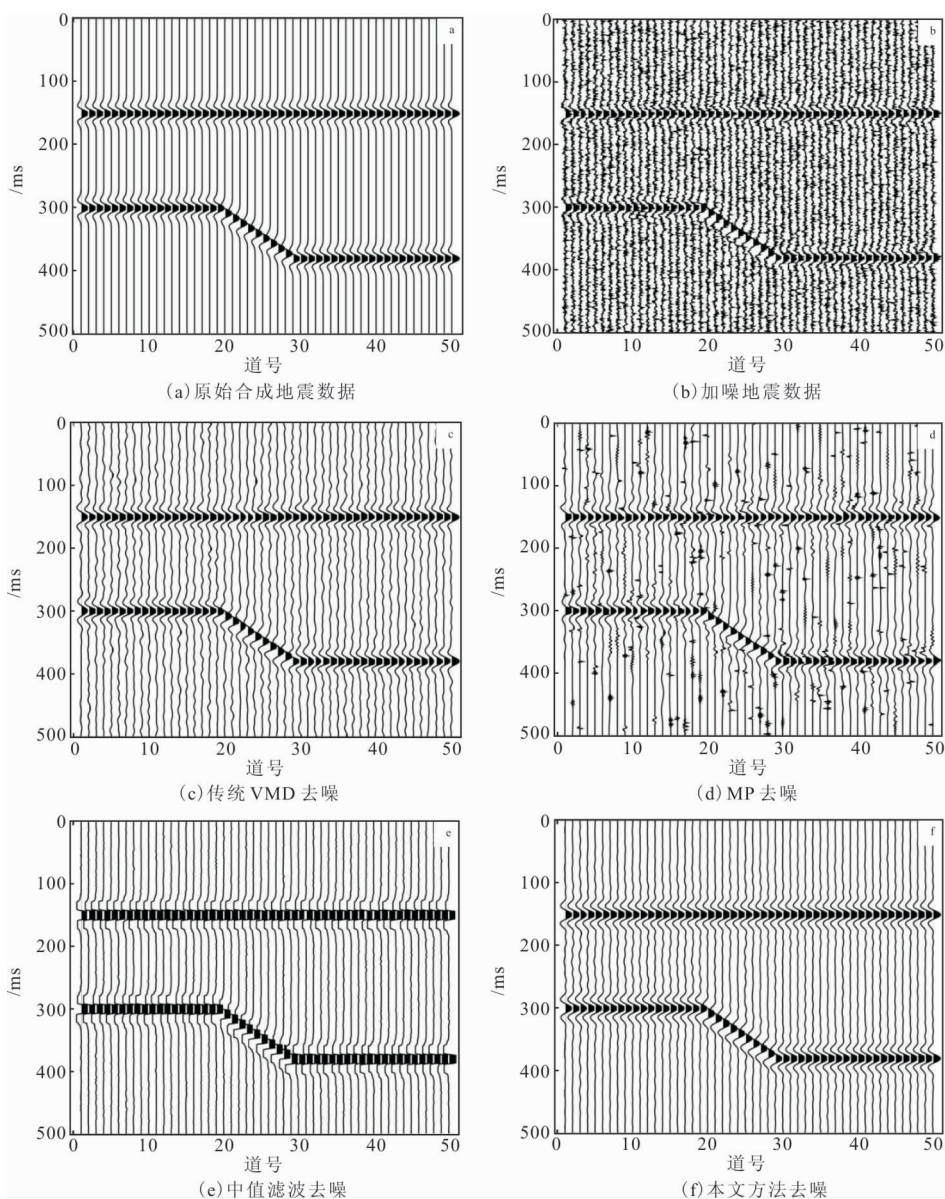


图 8 针对模拟信号四种方法去噪效果对比图

Fig.8 Comparison of denoising effects of four methods for analog signals

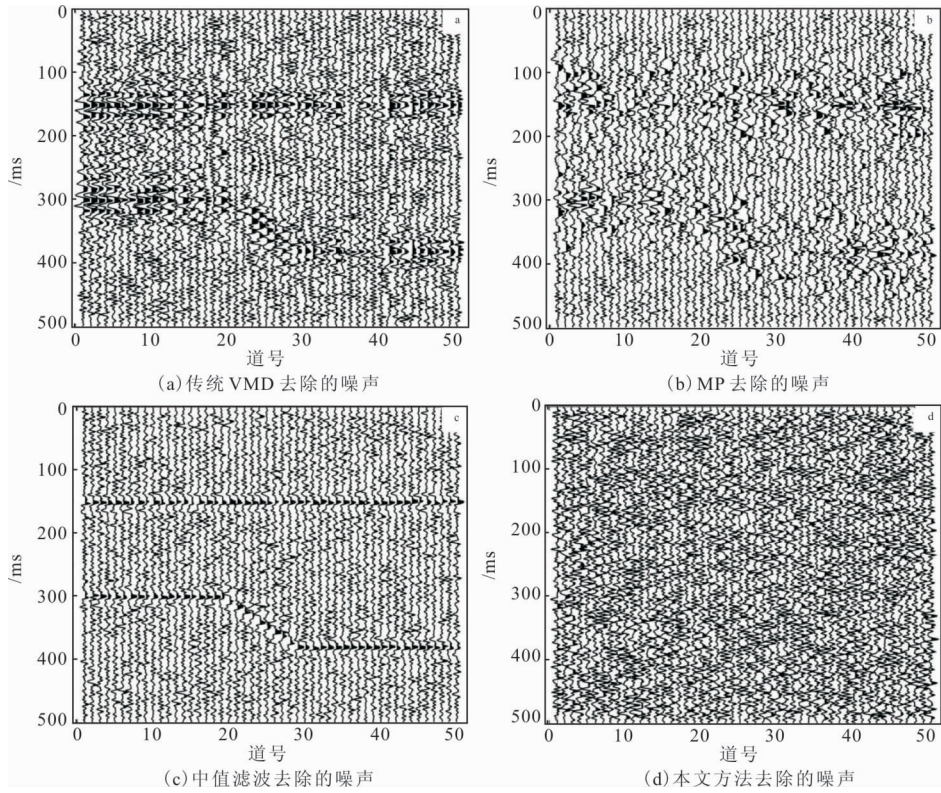


图 9 针对模拟信号四种方法去除噪声对比图

Fig. 9 Comparison of four methods for removing noise from analog signals

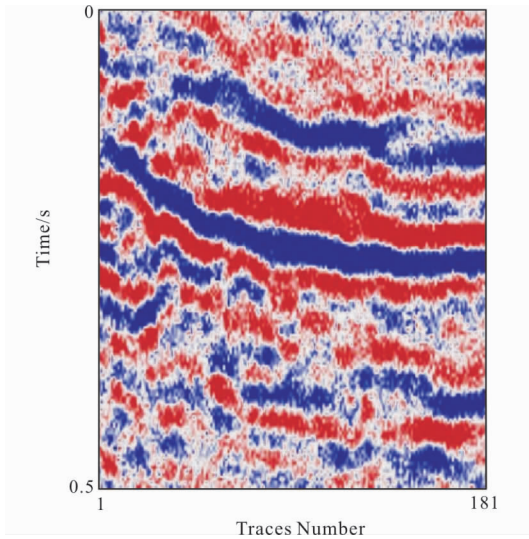


图 10 实际地震剖面

Fig. 10 Actual seismic profile

### 3 实际地震资料应用

图 10 为某工区实际叠后地震剖面,该剖面共有 181 个地震道,每道有 300 个采样点,采样间隔为 2 ms。从图 10 可以看出,由于随机噪声存在,部分同

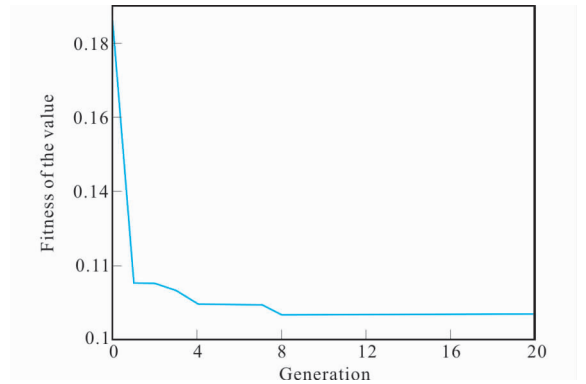


图 11 遗传算法优化 VMD 曲线图

Fig. 11 VMD curve optimized by genetic algorithm

相轴连续性很差,剖面信噪比不高,噪声干扰淹没了反射波信号。为了消除这些影响,更好反映地震响应特征,采用 MP、中值滤波、传统 VMD 和本文方法进行去噪处理(图 12)并结合各方法去噪残差(图 13)进行说明。在这四种方法中,图 12(a)和图 13(a)分别是采用 MP 方法去噪后得到的叠加剖面和残差剖面,处理结果表明,MP 方法去除噪声程度较高,但同时引入毛刺现象,该方法得到的结果仍有噪声未去除。图 12(b)和图 13(b)分别是采用中值滤波方法去噪后得到的叠加剖面和残差剖面,从图中

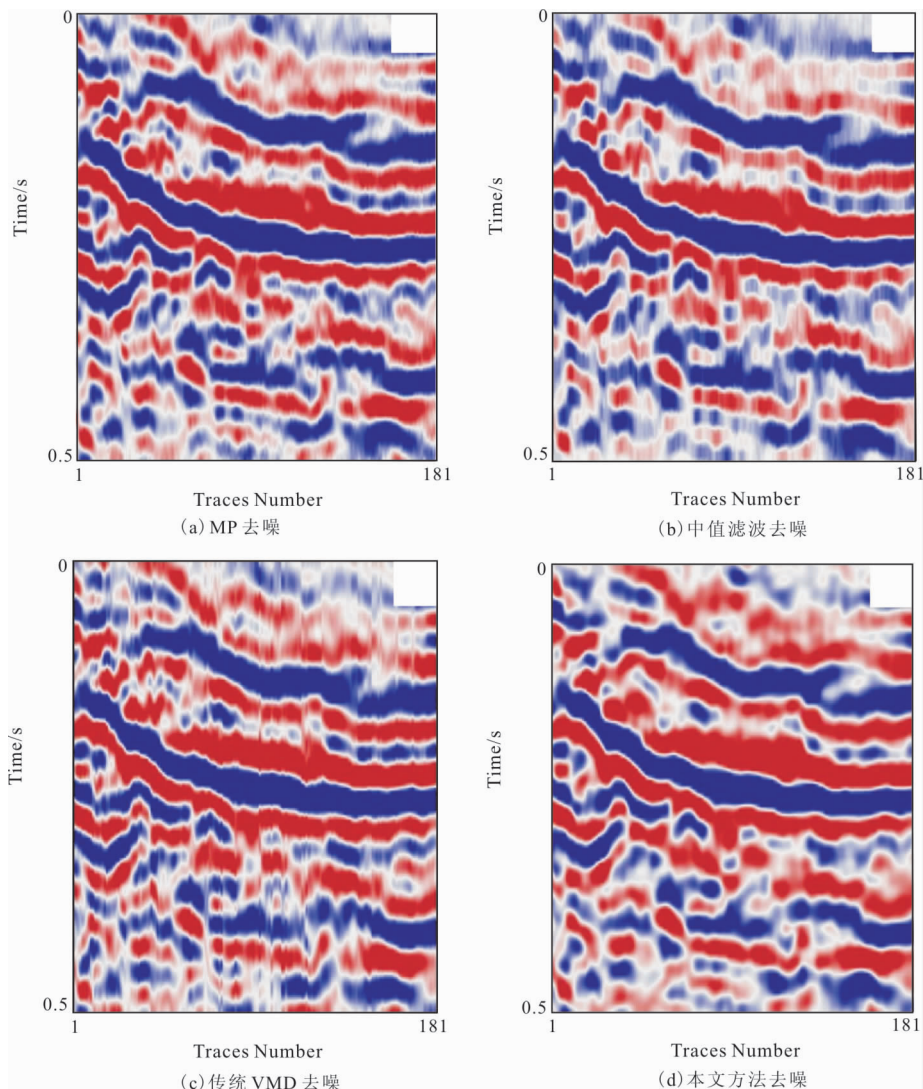


图 12 针对实际资料四种方法去噪效果对比

Fig. 12 Comparison of denoising effects of four methods for actual data

可以看到,中值滤波方法去噪剖面上含有明显残留噪声,同相轴能量不连续,间断点模糊,这是由于中值滤波是一种非线性平滑技术,它将相邻像素点灰度值中值当作每一像素点的中值,从而造成有效信息的损失。图 12(c)和图 13(c)分别是采用传统 VMD 方法去噪后得到的叠加剖面 and 残差剖面,传统 VMD 方法由于在 $[K, \alpha]$ 的选择上不具有自适应性,部分信号往往过分分解或欠分解,去噪效果并不理想。图 12(d)和图 13(d)分别是采用本文方法去噪后得到的叠加剖面 and 残差剖面,从图 12(d)和图 13(d)中可以看出,本文方法在噪声去除更为彻底,处理后的同相轴更加清晰,一些被高频噪声掩盖的信息得到有效恢复,去噪效果相对较理想。为了更进一步说明本文方法的优越性,选取该剖面第 81 道地震信号分析其频谱,图 11 和图 14 分别是该道地震

信号的遗传算法 VMD 优化曲线图与频谱图,从图 11 和图 14 中可以看出,该道数据在遗传代数达到 8 时适应度值变得平稳,能够取得最好的分解效果。并且相对于其他方法,本文方法在保留了较宽的频带同时,最好地压制了高频噪声,去噪效果相对较理想。

#### 4 结论

笔者提出的基于 MP 与 GA-VMD 结合的去噪方法,首先利用 MP 稀疏分解提取地震数据中的有效信息,在此基础上用 GA-VMD 方法进一步筛选出有效模态分量,结合相关分析法对有效信号重构进而达到去噪的目的。其中遗传算法能够自适应选择 VMD 的决定参数 $[K, \alpha]$ ,使每次对地震信号

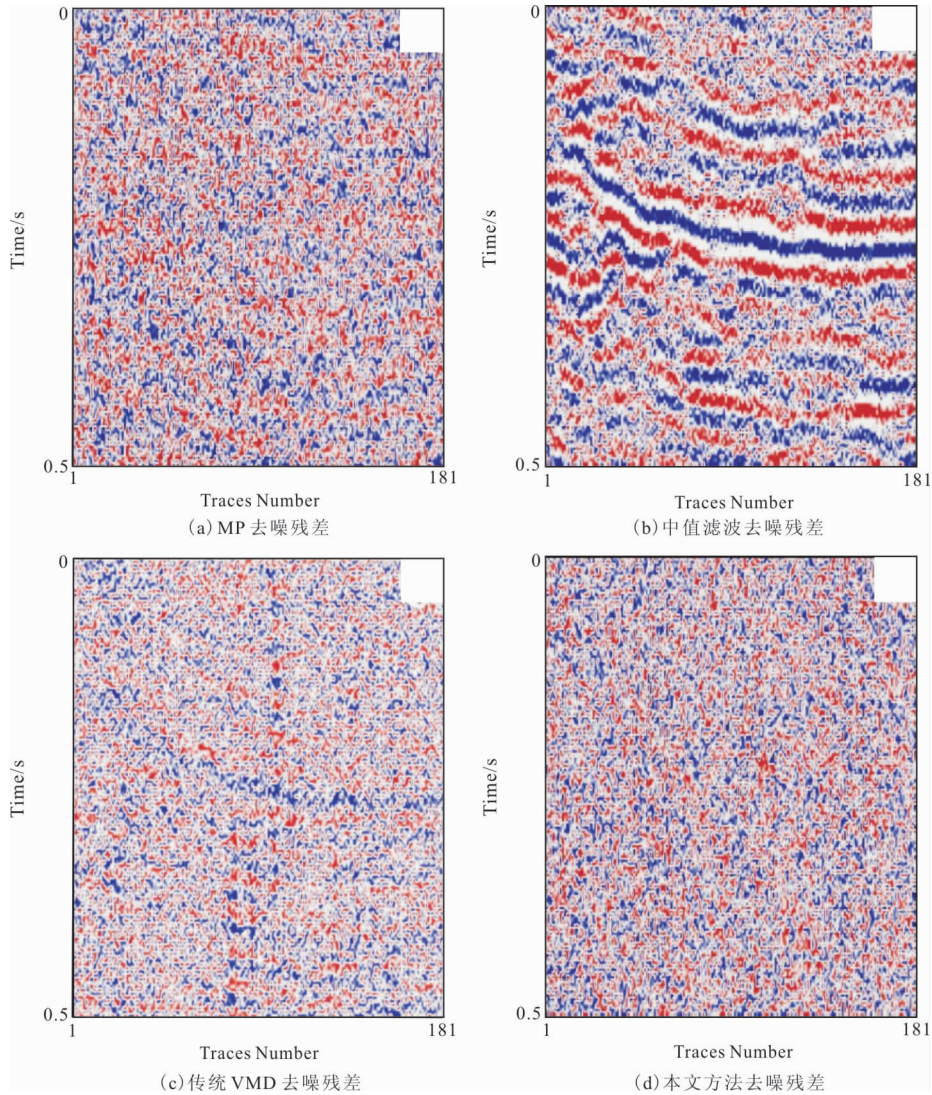


图 13 针对实际资料四种方法残差剖面

Fig. 13 Residual profile of four methods for actual data

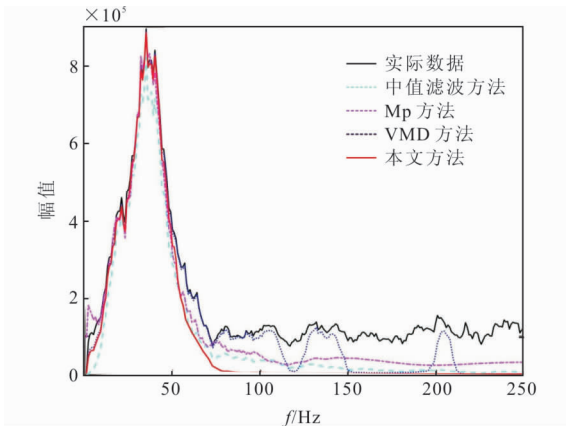


图 14 第 81 道实际资料去噪结果频谱图

Fig. 14 Spectrum of denoising results of channel 81 actual data

的检测最优,有效减少了参数选择的随机性,从而让噪声得到更精细地压制。模型测试和实际地震资料应用表明,在原始信号信噪比为 3.11 dB 时,传统方法和本文方法去噪后信噪比分别为 6.29 dB 与 9.43 dB,与常规的一些去噪方法相比,本文方法去噪效果良好,能有效压制一些随机噪声,处理后地震资料的信噪比更高,具有一定的应用前景。但本文方法也存在一些不足,MP 稀疏分解效果尚有改进之处,VMD 方法中采用相关分析法选取噪声分量时,需要凭人工经验设定阈值,对多元地震数据的适用性有待改善。

#### 参考文献:

- [1] 张军华,吕宁,田连玉,等.地震资料去噪方法技术综合评述[J].地球物理学进展,2006,21(02):546—553.

- ZHANG J H, LV N, TIAN L Y, et al. Comprehensive review of seismic data denoising methods and technologies [J]. *Advances in Geophysics*, 2006, 21 (02): 546-553. (In Chinese)
- [2] 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(06): 2878-2900.
- ZHU X S, GAO R, LI Q S, et al. Overview of noise attenuation methods for deep reflection seismic data [J]. *Advances in Geophysics*, 2013, 28 (6): 2878-2900. (In Chinese)
- [3] 唐刚. 基于压缩感知和稀疏表示的地震数据重建与去噪[D]. 北京:清华大学, 2010.
- TANG G. Seismic data reconstruction and denoising based on compressed sensing and sparse representation [D]. Beijing: Tsinghua University, 2010. (In Chinese)
- [4] YANG L, SERGEY F. Seismic data analysis using local time - frequency decomposition [J]. *Geophysical Prospecting*, 2013, 61(3): 516-525.
- [5] SAID G. The use of wavelet - based denoising techniques to enhance the first - Arrival picking on seismic traces. [J]. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(8): 4558-4563.
- [6] GILLES H, FELIX J. H. Seismic denoising with non-uniformly sampled curvelets. [J]. *Computing in Science and Engineering*, 2006, 8(3): 16-25.
- [7] CANG, S E J, DONOHO D L. R. A key to higher-dimensional intermittency? [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1999, 357(1760): 2495-2509.
- [8] 李月, 邵丹, 张超, 等. 基于 Context 模型的 Shearlet 变换地面微地震随机噪声压制[J]. *地球物理学报*, 2018, 61(12): 4997-5006.
- LI Y, SHAO D, ZHANG C, et al. Random noise suppression of shearlet transform ground microseismic based on context model [J]. *Journal of Geophysics*, 2018, 61 (12): 4997-5006. (In Chinese)
- [9] 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(02): 226-232+192.
- ZHANG H, CHEN X H, LI H X, et al. Denoising technology of 3D seismic data by curve transform [J]. *Petroleum Geophysical Exploration*, 2017, 52 (02): 226-232 + 192. (In Chinese)
- [10] 张入化, 黄建平, 国运东, 等. 基于 Seislet 域分数阶阈值去噪算法的地震资料去噪[J]. *石油物探*, 2020, 59(01): 40-50.
- ZHANG R H, HUANG J P, GUO Y D, et al. Seismic data denoising based on fractional threshold denoising algorithm in seislet domain [J]. *Petroleum Geophysical Exploration*, 2020, 59 (01): 40-50. (In Chinese)
- [11] MOHAMMAD A N S. Sparse time-frequency representation for seismic noise reduction using low-rank and sparse decomposition [J]. *Geophysics*, 2016, 81 (2): V117-V124.
- [12] HUANG N E. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [13] CHEN Y K. Empirical low-rank approximation for seismic noise attenuation [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(8): 4696-4711.
- [14] MAZĪZA B, MIRKO B. Random and coherent noise attenuation by empirical mode decomposition [J]. 2009, 74(5): V89-V98.
- [15] WU Z H, HUANG N E, CHEN X Y. The multi-dimensional ensemble empirical mode decomposition method. [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(03): 339-372.
- [16] JIA R Y, JIANG S, N E H. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a noise enhanced data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2010, 2(2): 135-156.
- [17] 方江雄, 温志平, 顾华奇, 等. 基于变分模态分解的地震随机噪声压制方法[J]. *石油地球物理勘探*, 2019, 54(04): 757-767+722.
- FANG J X, WEN Z P, GU H Q, et al. Seismic random noise suppression method based on variational modal decomposition [J]. *Petroleum Geophysical Exploration*, 2019, 54 (04): 757-767 + 722. (In Chinese)
- [18] DRAGOMIRETSKIY K, Z D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62 (3) :531-544.
- [19] 刘霞, 李文. 基于变分模态分解的相关能量熵自适应阈值去噪 [J]. *吉林大学学报: 信息科学版*, 2019, 37(05): 518-525.
- LIU X, LI W. Correlation energy entropy adaptive threshold denoising based on variational modal decomposition [J]. *Journal of Jilin University: Information Science Edition*, 2019, 37(5): 518-525. (In Chinese)
- [20] DRAGOMIRETSKIY K Z D. Two-dimensional vari-

- ational mode decomposition [C]. Germany: Springer Cham, 2015: 197–208.
- [21] 王奉涛, 柳晨曦, 张涛, 等. 基于  $k$  值优化 VMD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动. 测试与诊断, 2018, 38 (03): 540–547.  
WANG F T, LIU C X, ZHANG T, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on  $k$ -value optimized VMD [J]. Vibration. Test and diagnosis, 2018, 38 (03): 540–547. (In Chinese)
- [22] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(05): 73–81.  
TANG G J, WANG X L. Application of parameter optimization variational modal decomposition method in early fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Xian Jiaotong University, 2015, 49 (05): 73–81. (In Chinese)
- [23] 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(01): 304–311.  
YU W W, FENG L. Research on seismic data denoising technology based on structured matching tracking [J]. Advances in Geophysics, 2015, 30 (01): 304–311. (In Chinese)
- [24] 赵天姿, 宋炜, 王尚旭. 基于匹配追踪算法的时频滤波去噪方法[J]. 石油物探, 2008, 47(04): 367–371+18.  
ZHAO T Z, SONG W, WANG S X. Time frequency filtering denoising method based on matching pursuit algorithm [J]. Petroleum Geophysical Prospecting, 2008, 47(04): 367–371 + 18. (In Chinese)
- [25] STÉPHANE MALLAT, ZHANG Z F. Matching pursuits with time – frequency dictionaries [J]. IEEE Trans. Signal Processing, 1993, 41 (12): 3397–3415.
- [26] 任浩, 李宗杰, 薛姣, 等. 基于稀疏反演的多道匹配追踪地震信号去噪方法及其应用[J]. 石油物探, 2019, 58 (02): 199–207.  
REN H, LI Z J, XUE J, et al. Multi-channel matching tracking seismic signal denoising method based on sparse inversion and its application [J]. Petroleum Geophysical Exploration, 2019, 58 (02): 199–207. (In Chinese)
- [27] 边杰. 基于遗传算法参数优化的变分模态分解结合 1.5 维谱的轴承故障诊断[J]. 推进技术, 2017, 38 (07): 1618–1624.  
BIAN J. Bearing fault diagnosis based on variational modal decomposition combined with 1.5-dimensional spectrum based on genetic algorithm parameter optimization [J]. Propulsion Technology, 2017, 38 (07): 1618–1624. (In Chinese)
- [28] 乐友喜, 杨涛, 曾贤德. CEEMD 与 KSVD 字典训练相结合的去噪方法[J]. 石油地球物理勘探, 2019, 54 (04): 729–736+721.  
LE Y X, YANG T, ZENG X D. Denoising method combining ceemd and ksvd dictionary training [J]. Petroleum Geophysical Exploration, 2019, 54 (04): 729–736 + 721. (In Chinese)

## Research on seismic data denoising method based on MP and GA–VMD

WANG Xiao<sup>a,c</sup>, ZHOU Huailai<sup>a,b,c</sup>, WANG Yuanjun<sup>a,b</sup>, WU Mengmeng<sup>a,c</sup>, TAO Bocheng<sup>a,c</sup>

(Chengdu University of Technology a. College of Geophysics,

b. State Key Laboratory of Oil and Gas Reservoir Geology and Exploitation,

c. Key Laboratory of Earth Exploration and Information Technology of Ministry of Education, Chengdu 610059, China)

**Abstract:** Penalized parameters of seismic data denoising effect of traditional VMD method  $\alpha$  In order to suppress the influence of noise on seismic data more effectively, a seismic data denoising method combining MP and genetic algorithm improved VMD (GA–VMD) is proposed. Combined with MP and genetic algorithm, this method can effectively extract seismic data information and adaptively select the decision parameters of VMD [ $K, \alpha$ ]; this method is applied to denoise simulated seismic signals and actual seismic data and compared with traditional VMD method and MP denoising method. The data simulation and experimental results show that when the signal-to-noise ratio of the original signal is 3.11db, the signal-to-noise ratios of the traditional method and the proposed method are 6.29db and 9.43db, respectively. The proposed method has a better denoising effect without losing the effective signal.

**Keywords:** denoising; seismic data; VMD; MP; genetic algorithm