

刘财,商耀达,鹿琪,等. GPR 信号去噪的变分模态分解. 吉林大学学报(地球科学版), 2024, 54(3): 1042–1053. doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20230154.

Liu Cai, Shang Yaoda, Lu Qi, et al. Variational Mode Decomposition for GPR Signal Denoise. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2024, 54(3): 1042–1053. doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20230154.

# GPR 信号去噪的变分模态分解

刘 财<sup>1,2,3</sup>, 商耀达<sup>1</sup>, 鹿 琪<sup>1,2,3</sup>, 徐杨杨<sup>1</sup>

1. 吉林大学地球探测科学与技术学院, 长春 130026

2. 自然资源部应用地球物理重点实验室, 长春 130026

3. 海洋油气勘探国家工程研究中心, 长春 130026

**摘要:** 为了进一步提高探地雷达(ground penetrating radar, GPR)数据的信噪比, 压制由随机扰动引起的随机绕射能量, 将二维变分模态分解(two-dimensional variational mode decomposition, 2D-VMD)引入二维 GPR 数据的噪声压制处理中。首先, 对 GPR 数据进行 2D-VMD 处理, 并分析各阶本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量及其对应的频率-波数域谱来确定雷达剖面中的各回波类型。然后, 计算 IMF 分量与原始数据的互相关系数来确定信号模态和噪声模态, 并对信号模态进行重构得到降噪后的数据。理论数据和实测数据测试表明, 相比于传统的 1D-VMD 法, 2D-VMD 滤波后的含噪正演记录峰值信噪比由 6.44 dB 增加到 7.72 dB; 经 2D-VMD 降噪处理后的雷达剖面在保留有效信号的基础上, 可以有效压制随机扰动带来的噪声, 并且得到的雷达剖面同相轴连续性更好。

**关键词:** 探地雷达; 二维变分模态分解; 频率-波数谱; 互相关系数; 去噪

doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20230154

中图分类号: P631.4

文献标志码: A

## Variational Mode Decomposition for GPR Signal Denoise

Liu Cai<sup>1,2,3</sup>, Shang Yaoda<sup>1</sup>, Lu Qi<sup>1,2,3</sup>, Xu Yangyang<sup>1</sup>

1. College of GeoExploration Science and Technology, Jilin University, Changchun 130026, China

2. Key Laboratory of Applied Geophysics, Ministry of Natural Resources, Changchun 130026, China

3. National Engineering Research Center of Offshore Oil and Gas Exploration, Changchun 130026, China

**Abstract:** In order to improve the signal-to-noise ratio (SNR) of ground penetrating radar (GPR) data and reduce the random diffraction energy caused by random perturbation, two-dimensional variational mode decomposition (2D-VMD) is introduced into the noise reduction processing of 2D GPR data. First, the GPR data is processed by 2D-VMD, and the intrinsic mode function (IMF) components and their corresponding frequency and wave number spectra are analyzed to determine the type of each echo showed in the radar profile. Then, the cross-correlation coefficients between the IMF components

收稿日期: 2023-06-26

作者简介: 刘财(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事地震波场正反演理论、综合地球物理等方面的研究, E-mail: liucai@jlu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(41874125); 吉林省科技发展计划项目(20200201045JC)

Supported by the National Natural Science Foundation of China (41874125) and the Project of Jilin Province Science and Technology Development Plan (20200201045JC)

and the original data are calculated to determine the signal mode and noise mode, and the signal mode is reconstructed to obtain data after noise reduction. Synthetic and practical data tests demonstrate that compared with the traditional 1D - VMD method, the peak SNR of the forward recording with noise after 2D - VMD filtering increases from 6.44 dB to 7.72 dB. The newly developed method can get significantly improvement on the SNR of GPR data, and obtain radar profiles with better event continuity.

**Key words:** ground penetrating radar (GPR); two-dimensional variational modal decomposition (2D - VMD); frequency and wave number spectrum; cross-correlation coefficient; noise reduction

## 0 引言

探地雷达(ground penetrating radar, GPR)是一种快速、高效、无损的地球物理探测技术,因其具有超浅层快速无损勘探的特点,在地表以及以下几十米深度范围可对地下结构进行高分辨率成像,已广泛应用于国防,公安,铁路、桥梁、隧道、机场建设、矿产勘查,地质、考古等方面<sup>[1]</sup>。实际探测过程中,因工作对象及环境的特殊性,GPR 回波信号往往会受到强背景杂波及各种随机噪声的严重干扰,导致数据信噪比较低,严重影响了 GPR 的目标检测能力。因此,有效压制 GPR 回波信号中的噪声,突出有效信号,具有十分重要的意义。

GPR 回波信号中的噪声信号具有随机、非平稳的特点,常规的时域分析或频域分析往往无法达到理想的去噪效果。因此,国内外学者提出多种去噪技术来提高 GPR 信号的信噪比<sup>[2]</sup>。小波因具有良好的时频局部化特性,常用于 GPR 信号去噪处理。但该方法降噪效果往往受小波基函数选取的影响,缺乏自适应性;此外小波变换缺乏平移不变性,输入信号微小的变化都会对不同尺度下小波系数的能量分布产生较大的影响<sup>[3]</sup>。针对这一问题,Huang 等<sup>[4]</sup>于 1999 年提出一种适用于非线性非平稳信号的时频分析新方法——希尔伯特-黄变换(HHT),其核心技术为经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD),即基于信号自身时间尺度特点,将其按频率分解为不同的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量,并通过去掉高 IMF 分量来压制噪声,该方法具有自适应时频处理信号的优势。杨建军等<sup>[5]</sup>将 EMD 应用于 GPR 信号的降噪处理,并验证了 EMD 方法的降噪效果优于小波阈值去噪。冯德山等<sup>[6]</sup>采用 EMD 实现了低信噪比 GPR 信号的降噪处理,有效突出了雷达剖面异常体的特征,提高了数据解释精度。然而,

EMD 在进行信号分解时往往会出现模态混叠或端点效应等问题。为此,后人提出一系列类 EMD 方法对 EMD 存在的不足进行改进<sup>[7-11]</sup>。为了将 EMD 方法应用于二维信号的时频分析中,Nunes 等<sup>[12-13]</sup>提出了二维经验模态分解(bi-dimensional empirical mode decomposition, BEMD),并将该方法用于纹理分析和自然图像处理。王红振等<sup>[14]</sup>采用基于集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)的 BEMD 方法尝试处理断裂带地震数据,获得了较好的处理效果。任青青<sup>[15]</sup>针对 3D 路面裂缝的数据特点,提出了一种基于 BEMD 的三维路面裂缝检测算法。但二维 EMD 与一维 EMD 类似,BEMD 中也普遍存在模态混叠现象,并且基于 EMD 的模态分解方法均缺乏精确的数学模型<sup>[16]</sup>。

针对 EMD 方法的不足,Dragomiretskiy 等<sup>[17]</sup>于 2013 年提出了变分模态分解(variational mode decomposition, VMD),将信号分量的获取过程转移到变分框架内,通过构造并求解约束变分问题实现对原始信号的分解;该方法具有坚实的数学理论支撑,并且能够有效解决 EMD 方法中存在模态混叠、端点效应等问题。而后,Dragomiretskiy 等<sup>[18]</sup>在一维 VMD 理论基础上,设计并提出一种全新的完全非递归的二维变分模态分解(2D - variational mode decomposition, 2D - VMD),并将该分解方法应用于图像的去噪处理中。VMD 法在故障诊断、特征提取、地震信号和 GPR 数据处理中都取得了成功的应用<sup>[19-22]</sup>。Xue 等<sup>[23]</sup>将 VMD 方法应用于地震信号的降噪处理中,相较于 EMD 等方法,VMD 具有更好的局部分解能力且对噪声鲁棒性更好。张杏莉等<sup>[24]</sup>将能量熵引入到 VMD 方法中,提出了一种自适应微震噪声去除方法。Zhang 等<sup>[25]</sup>将 VMD 方法应用于雷达数据噪声压制,通过模拟数据与实测数据验证,经 VMD 去噪后的雷达剖面能够更加

清晰、准确识别地下异常体。许军才等<sup>[26]</sup>将样本熵引入到 VMD 法中,用于筛选分解后的 IMF 分量并进行数据重构,成功去除了 GPR 数据中的高斯白噪声。塔拉<sup>[27]</sup>利用核密度估计来计算 VMD 各阶 IMF 分量的概率密度函数,将所有模态分为有效信号模态和噪声模态,并利用连续小波变换和 Savitzky-Golay 滤波等方法对高频噪声模态做进一步去噪处理,有效提高了 2D 地震数据的信噪比。戴前伟等<sup>[28]</sup>通过引入能量损失比来实现 VMD 最优模态数的自适应选择,并结合奇异谱分析法对 VMD 的低频模态进行二次滤波以解决中低频模态的振荡现象。2D-VMD 多应用于图像处理、生物化学和纳米科学领域<sup>[29-30]</sup>。

GPR 数据采集通常以单道或多道二维方式扫描,二维数据在包含信号时间维度信息的同时,也包含水平方向距离信息和相邻道之间的共深度点信息。根据 GPR 数据采集特点,相邻道之间共深度点的有效信号具有较强的相关性,而噪声往往不具备相关性。以随机噪声和介质随机性带来的噪声为例,噪声往往同时存在于时间维度和空间维度上,特别是地下随机介质带来的随机绕射波往往具有较强能量且在空间方向存在严重的拖尾现象,使得有效信号受到严重干扰,进而影响目标体的检测判别。常规二维频率-波数域滤波方法对含噪数据直接进行二维傅里叶变换,并根据有效信号域噪声在频率-波数域上的差异设计相应滤波器来压制噪声,但该方法本质上仍属于信号的频域分析方法。而基于 EMD 和 VMD 等时频域去噪方法对 GPR 数据进行降噪处理时,前人的成果多从时间维度上考虑,仅针对一维时间信号进行噪声压制,忽略了存在于空间维度上的噪声,往往难以获得理想的噪声压制效果。

针对上述问题,本文将 2D-VMD 引入二维 GPR 数据的噪声压制处理中。首先,对 GPR 数据直接进行 2D-VMD 处理,得到二维 GPR 数据的 IMF 分量以及各分量对应的频率-波数谱。然后,对时间-空间域的 IMF 分量及其频率-波数谱进行分析,确定其所对应的回波类型。最后,通过计算各阶 IMF 分量与原始数据的互相系数来定量确定信号模态和噪声模态,并对信号模态进行重构得到降噪后的数据。

## 1 2D-VMD 基本原理

2D-VMD 为 1D-VMD 的自然扩展,可将二维输入信号自适应且完全非递归地分解为多个子模态。

### 1.1 二维解析信号

定义频率域的二维解析信号为

$$\hat{u}_{as,k}(\omega) = (1 + \text{sgn}(\langle \omega, \omega_k \rangle)) \hat{u}_k(\omega) = \begin{cases} 2\hat{u}_k(\omega), & \langle \omega, \omega_k \rangle > 0; \\ \hat{u}_k(\omega), & \langle \omega, \omega_k \rangle = 0; \\ 0, & \langle \omega, \omega_k \rangle < 0. \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $k=1,2,\dots,K$  ( $K$  为分解模态数);  $\hat{u}_k(\omega)$  为第  $k$  阶 IMF 的频率域表示;  $\omega_k$  为第  $k$  阶 IMF 分量的中心角频率;  $\langle \cdot \rangle$  表示对多维分量的平均,以提取特定的模态分量。为了获得解析信号的单方向性,将频率域中的一个半平面设置为 0。 $\hat{u}_{as,k}(\omega)$  在时间-空间域表示为

$$u_{as,k}(x) = u_k(x) * \left( \delta(\langle x, \omega_k \rangle) + \frac{j}{\pi \langle x, \omega_k \rangle} \right) \delta(\langle x, \omega_{k,\perp} \rangle). \quad (2)$$

式中:  $x = (x_1, x_2)$  表示二维信号;  $u_k(x)$  为  $u_{as,k}(x)$  的第  $k$  阶 IMF 分量;  $\delta(\langle x, \omega_k \rangle)$  为狄拉克脉冲响应函数;  $\omega_{k,\perp}$  为与  $\omega_k$  正交的单位向量;  $u_{as,k}(x)$  为由  $u_k(x)$  与其希尔伯特变换构成的复解析信号;  $*$  表示卷积。 $u_{as,k}(x)$  沿着  $\omega_k$  的方向计算,且是线性独立的。

### 1.2 约束变分问题

建立 2D-VMD 约束方程:

$$\min_{u_k, \omega_k} \left\{ \sum_{k=1}^K \alpha_k \left\| \nabla [u_{as,k}(x) e^{-j\langle \omega_k, x \rangle}] \right\|_2^2 \right\} \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \quad \forall x: \sum_{k=1}^K u_k(x) = f(x).$$

式中:  $\alpha_k$  为 Tikhonov 正则化参数;  $f(x)$  为待分解的二维 GPR 数据。复解析信号通过与指数项相乘混合调制到估算的中心频率上,并通过计算解调的  $L_2$  范数平方来估计 IMF 分量的带宽,使每个分量的估计带宽之和最小。

引入二次惩罚项及算子求解约束变分问题,采用交替乘子法 (alternating direction method of multipliers, ADMM) 进行优化计算。

### 1.3 2D-VMD 的 ADMM 优化

将约束变分问题转化为非约束问题,其增广 Lagrange 表达式为

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \sum_{k=1}^K \alpha_k \left\| \nabla [u_{as,k}(x) e^{-j\langle \omega_k, x \rangle}] \right\|_2^2 + \left\| f(x) - \sum_{k=1}^K u_k(x) \right\|_2^2 + \langle \lambda(x), f(x) - \sum_{k=1}^K u_k(x) \rangle. \quad (4)$$

式中,  $\lambda$  为 Lagrange 算子。非约束问题求解变成

$$\min_{u_k, \omega_k} \max_{\lambda} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda). \quad (5)$$

将  $\lambda$  纳入二次惩罚项中, 得到

$$\sum_{k=1}^K \alpha_k \|\nabla[u_{as,k}(\mathbf{x})e^{-j\langle \omega_k, \mathbf{x} \rangle}]\|_2^2 + \left\| f(\mathbf{x}) - \sum_{k=1}^K u_k(\mathbf{x}) + \frac{\lambda(\mathbf{x})}{2} \right\|_2^2 - \left\| \frac{\lambda(\mathbf{x})}{4} \right\|_2^2. \quad (6)$$

采用 ADMM 对 IMF 分量进行优化计算, 第  $k$  阶 IMF 分量的第  $n+1$  次频率域 ADMM 迭代格式为:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i=1, i \neq k}^K \hat{u}_i^{n+1}(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha_k \|\omega - \omega_k\|^2}, \quad \forall \omega \in \Omega_k, \Omega_k = \{\omega \mid \langle \omega, \omega_k \rangle \geq 0\}; \quad (7)$$

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

式中:  $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 、 $\hat{f}(\omega)$ 、 $\hat{\lambda}(\omega)$  分别为  $u_k^{n+1}(\mathbf{x})$ 、 $f(\mathbf{x})$ 、 $\lambda(\mathbf{x})$  的二维傅里叶变换;  $\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}$  表示信号的第  $k$  个残差。

2D-VMD 具体更新过程如下。

- 1) 初始化  $\{\hat{u}_k^0\}$ 、 $\{\hat{\omega}_k^0\}$ 、 $\{\hat{\lambda}_k^0\}$ 。
- 2) 在频率域内交替更新  $\{\hat{u}_k^{n+1}\}$ 、 $\{\hat{\omega}_k^{n+1}\}$ 。
- 3) 更新  $\lambda$  :

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left( \hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right). \quad (9)$$

式中,  $\tau$  为噪声容限参数。

4) 设置收敛误差  $\epsilon$ , 重复上述步骤, 直至满足以下迭代停止条件:

$$\sum_{k=1}^K \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \epsilon. \quad (10)$$

## 2 GPR 数据的 2D-VMD 去噪

利用 2D-VMD 可将二维 GPR 数据分解为  $K$  个 IMF 分量。不同于图像的 2D-VMD 处理, 对二维 GPR 数据进行 2D-VMD 处理之后, 得到的 IMF 分量包含了从低频低波数到高频高波数的分量信息。因此, 通过 IMF 分量及其频率-波数域谱,

可定性分析 IMF 分量所对应的回波类型, 并进一步计算各阶 IMF 分量与原始数据的二维互相关系数确定噪声模态, 最后重构有效信号模态, 完成降噪处理。

### 2.1 GPR 数据的 2D-VMD 分解

对二维 GPR 数据实施 2D-VMD, 可将原始数据分解为若干个 IMF 和一个残差:

$$f(t, x) = \sum_{k=1}^K f_{\text{IMF},k}(t, x) + r(t, x). \quad (11)$$

式中:  $f(t, x)$  为原始二维时间-空间域 GPR 信号;  $f_{\text{IMF},k}(t, x)$  为  $f(t, x)$  分解后的第  $k$  个 IMF 分量;  $r(t, x)$  为残差。

### 2.2 分解模态数选取

对二维 GPR 数据进行 2D-VMD 处理时, 需要预设  $K$ , 而  $K$  的选取对数据的自适应分解效果起决定性作用。  $K$  选取结果的好坏容易造成欠分解或过分解现象, 直接影响后续的信号重构。常规 1D-VMD 中,  $K$  的选取方法主要包括粒子群算法、中心频率观察法、样本熵等。熵是随机性的统计度量, 可用来表征输入信号(或图像)的复杂性。本文对 GPR 数据进行 2D-VMD 分解后, 计算各阶 IMF 分量的熵, 将熵最小的 IMF 分量作为 VMD 的趋势项。当取适当的  $K$  值时, 趋势项的熵变小。随着  $K$  的增大, 熵逐渐趋于稳定。将熵趋于稳定的转折点所对应的  $K$  作为 2D-VMD 的分解次数, 以避免过度分解。

二维图像熵的计算公式为

$$H = - \sum_i P_i \log_2 P_i. \quad (12)$$

式中:  $H$  为二维图像熵;  $P_i$  为  $i$  个直方图的概率。

### 2.3 信号重构

对经 2D-VMD 分解后的 IMF 分量, 计算其与原始信号的二维互相关系数, 确定噪声分量。皮尔逊相关系数  $R$  是衡量两个变量之间线性相关程度的统计指标, 其值的范围为  $[-1, 1]$ 。当  $R$  接近 0 时, 表示几乎没有线性相关。通过分析  $R$  值, 可以对两个变量如何相互关联有一个直观的理解。其计算公式为

$$R = \frac{\sum_x \sum_t (f - f_{\text{mean}})(\hat{f} - \hat{f}_{\text{mean}})}{\sqrt{\sum_x \sum_t (f - f_{\text{mean}})^2 \sum_x \sum_t (\hat{f} - \hat{f}_{\text{mean}})^2}}. \quad (13)$$

式中:  $f$  为原始含噪数据;  $\hat{f}$  为噪声压制后的数据;

$\hat{f}_{\text{mean}}$  为  $\hat{f}$  的均值。

3 数值实验

为了考察 2D-VMD 对压制 GPR 数据中随机扰动产生噪声的有效性,设计不含随机扰动的参考水平层状模型和相应的随机等效介质模型。采用时域有限差分(FDTD)生成正演数据。发射天线和接收天线均处于地表,采取自激自收的收发方式。天线主频为 500 MHz,时间采样间隔为 0.02 ns,时窗为 50 ns。模型大小设定为 3 m×3 m,网格为 301×301,道间距为 0.01 m,共采集 151 道。

不含随机扰动的参考水平层状模型(图 1a)正演模拟记录如图 1b 所示,对其进行自动增益处理后,计算对应的二维频率-波数域谱,结果如图 1c 所示。对应随机等效介质模型(图 2a)的正演模拟记录(信噪比为 6.44 dB)和二维频率-波数域谱分别如图 2b、c 所示。从正演记录可以看出,当地下介质含随机扰动时,会产生能量较强的随机绕射波且分布

无规律性;随机绕射波在空间上互相干涉叠加后,绕射能量的拖尾会造成反射波对应回波信号同相轴间断,从而影响地下目标体的识别判断(图 2b)。从对应的二维频率-波数谱图(图 2c)上可以看出,随机扰动产生的绕射波能量在波数域对应高波数,而反射波能量在波数域对应低波数,水平层的反射回波信号主要集中在 0 波数附近。因此,由随机扰动引起的随机绕射波主要分布在空间方向上,利用针对时间维度的 1D-VMD 很难对其进行有效压制。对水平层状等效介质模型的正演模拟记录增益后进行 2D-VMD 处理,取  $K=4$ ,分解后得到 IMF 分量及其对应的二维谱(图 3)。从图 3 中可以看出,经 2D-VMD 处理后,得到的 IMF 分量包含了从低频低波数到高频高波数的分量信息。其中:IMF1 对应反射波信号,IMF3 对应来自水平层的反射回波信号,它们的二维谱能量主要集中在低波数和 0 波数附近且二者频率较低;IMF2 和 IMF4 对应于来自不同传播方向的绕射波,且频率较高。

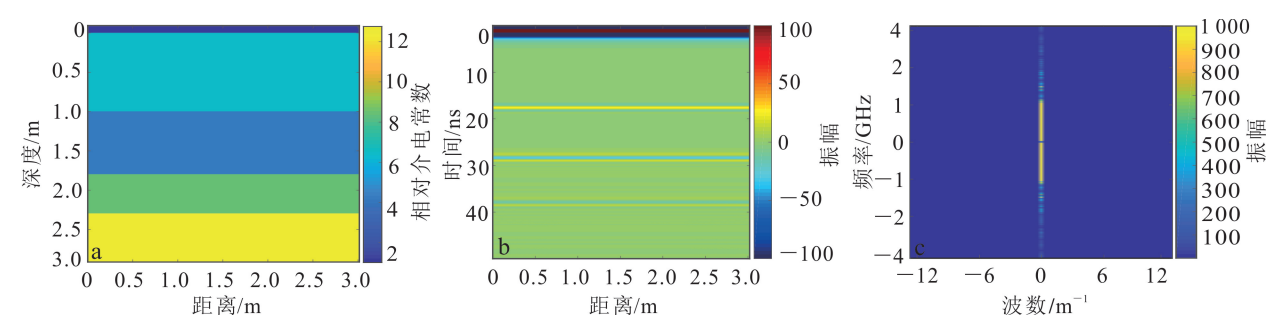


图 1 参考水平层状模型(a)及其 FDTD 正演模拟记录(b)和频率-波数域谱(c)

Fig.1 Reference level layered model (a) and its FDTD forward modeling records (b) and frequency-wavenumber domain spectrum (c)

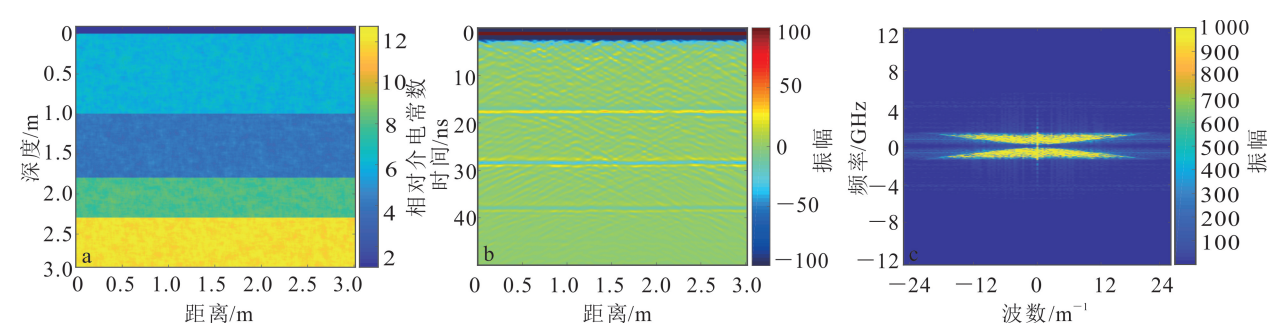


图 2 水平层状等效介质模型(a)及其 FDTD 正演模拟记录(b)和频率-波数域谱(c)

Fig.2 Horizontal layered equivalent medium model (a) and its FDTD forward modeling records (b) and frequency-wave number domain spectrum (c)

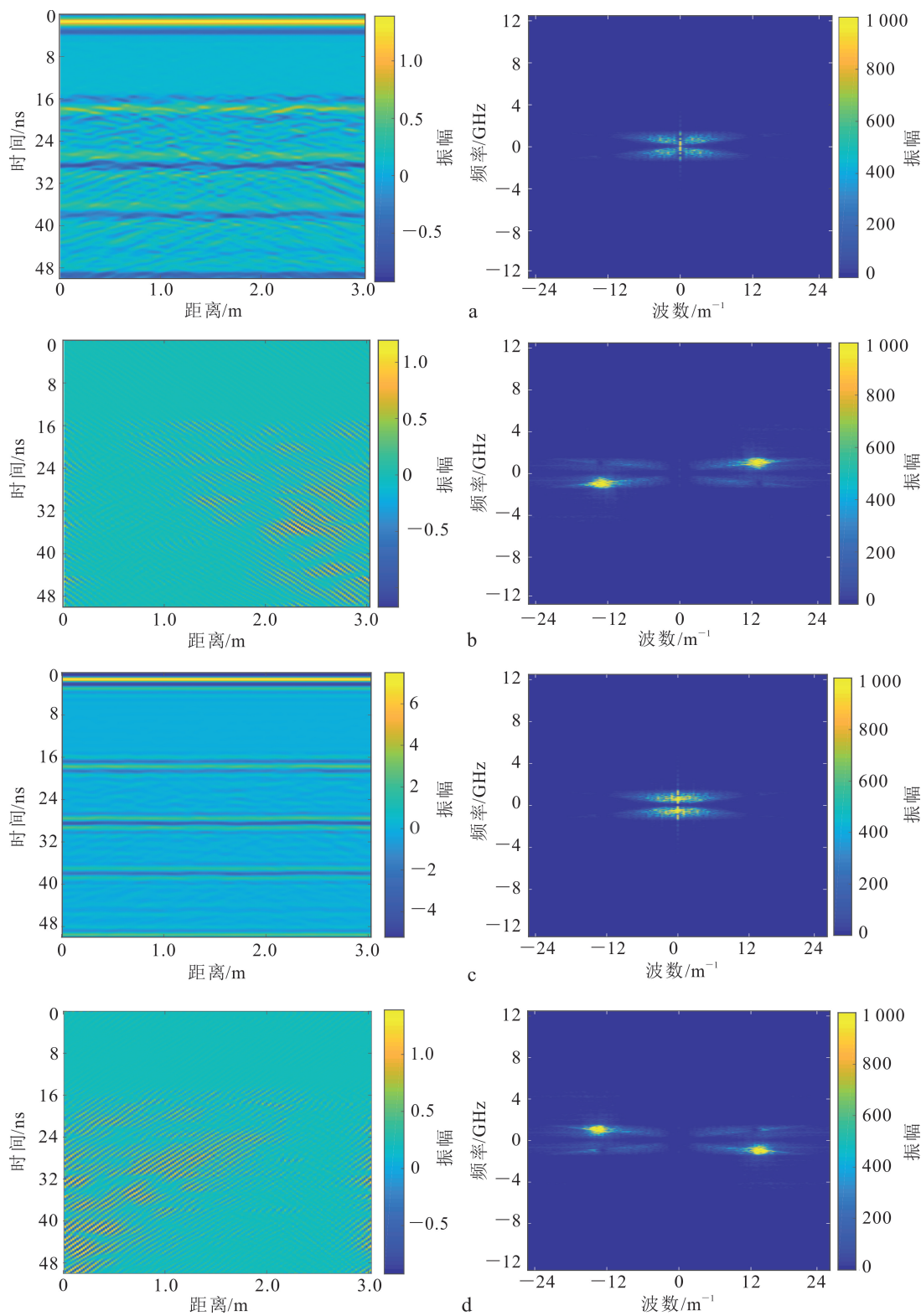


图 3 水平层状等效介质模型 GPR 数据经 2D-VMD 处理后的 IMF 分量(左)及其二维谱(右)

Fig.3 IMF components (left) and their 2D spectra (right) after 2D-VMD processing of GPR data from the horizontal layered equivalent medium model

计算各阶 IMF 分量与分解前数据的互相关系数(表 1),确定随机绕射波所对应的噪声分量。去掉相关系数小于 0.3 的分量 IMF2、IMF4,重构得到压制噪声后的 GPR 数据,结果如图 4 所示。经 1D-VMD 分解去噪后的数据信噪比(SNR)为 6.28 dB,且对由随机扰动引起的随机绕射噪声并没有明显的压制效果(图 4a);而经 2D-VMD 去噪后

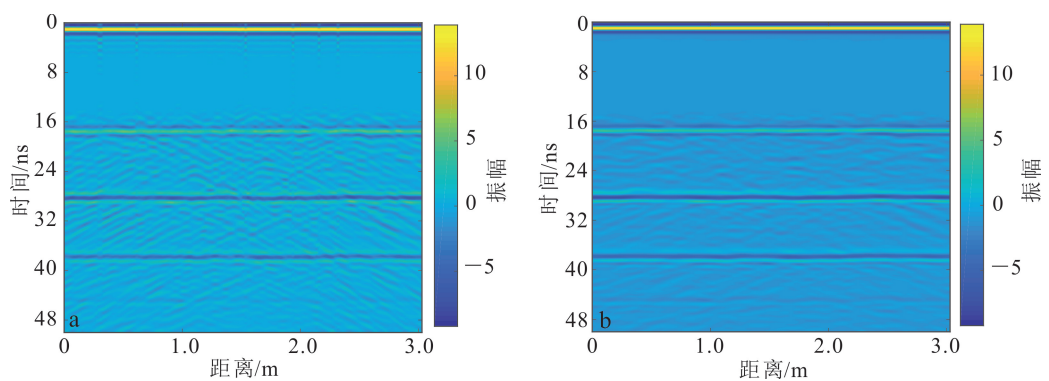
表 1 水平层状等效介质模型各阶 IMF 分量与输入数据的互相关系数

| Table 1 Cross-correlation coefficients between IMF components and input data of the horizontal layered equivalent medium mode |         |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------|
| IMFs                                                                                                                          | R       |
| IMF1                                                                                                                          | 0.456 5 |
| IMF2                                                                                                                          | 0.093 4 |
| IMF3                                                                                                                          | 0.788 1 |
| IMF4                                                                                                                          | 0.091 3 |

的剖面反射波同相轴连续性更好、没有间断假象,信噪比为 7.72 dB,有效提高了含噪数据的信噪比(图 4b)。

4 实测数据处理

实测数据(图 5a)采用某地区地下管线 GPR 数据中的一条测线。天线主频为 500 MHz,每道采样点数为 1 178,时窗长度为 40.8 ns,道间距为 0.019 m,共采集 916 道,测线长度为 17.41 m。对 GPR 数据进行预处理,包括去直流漂移、自动增益、带通滤波等,结果如图 5b 所示。虽然预处理后的数据质量已经得到明显改善,压制了部分高频噪声和低频杂波,但仍可以看出剖面中不仅包含目标管线对应的能量较强且有规律分布的绕射波,还包含地层界面粗糙和其他随机扰动带来的绕射能量,且绕射波干涉叠加造成空间方向同相轴连续性较差。对预处理后的数据进行 2D-VMD 处理,取  $K=8$ ,得到的 IMF 分量及其对应的二维频率-波数域的谱如图 6、图 7 所示。同样,IMF 分量包含低频低波数到高



a. 1D-VMD 重构数据,SNR=6.28 dB;b. 2D-VMD 重构数据,SNR=7.72 dB。

图 4 水平层状等效介质模型去噪处理后的重构数据

Fig.4 Reconstructed data after denoising of the horizontal layered equivalent medium model

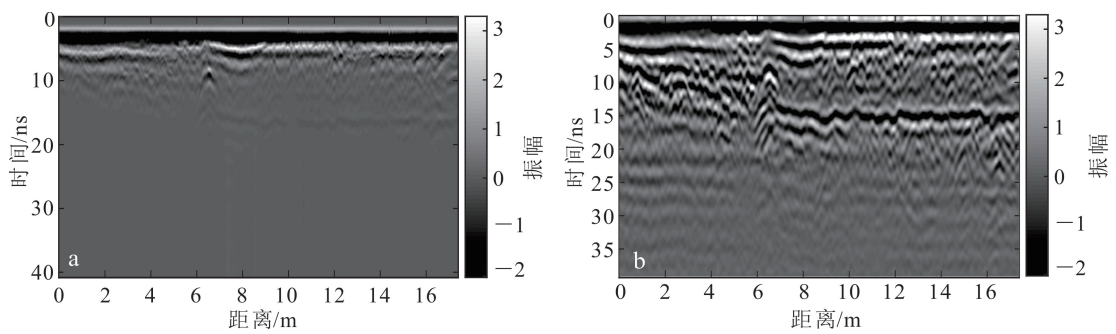
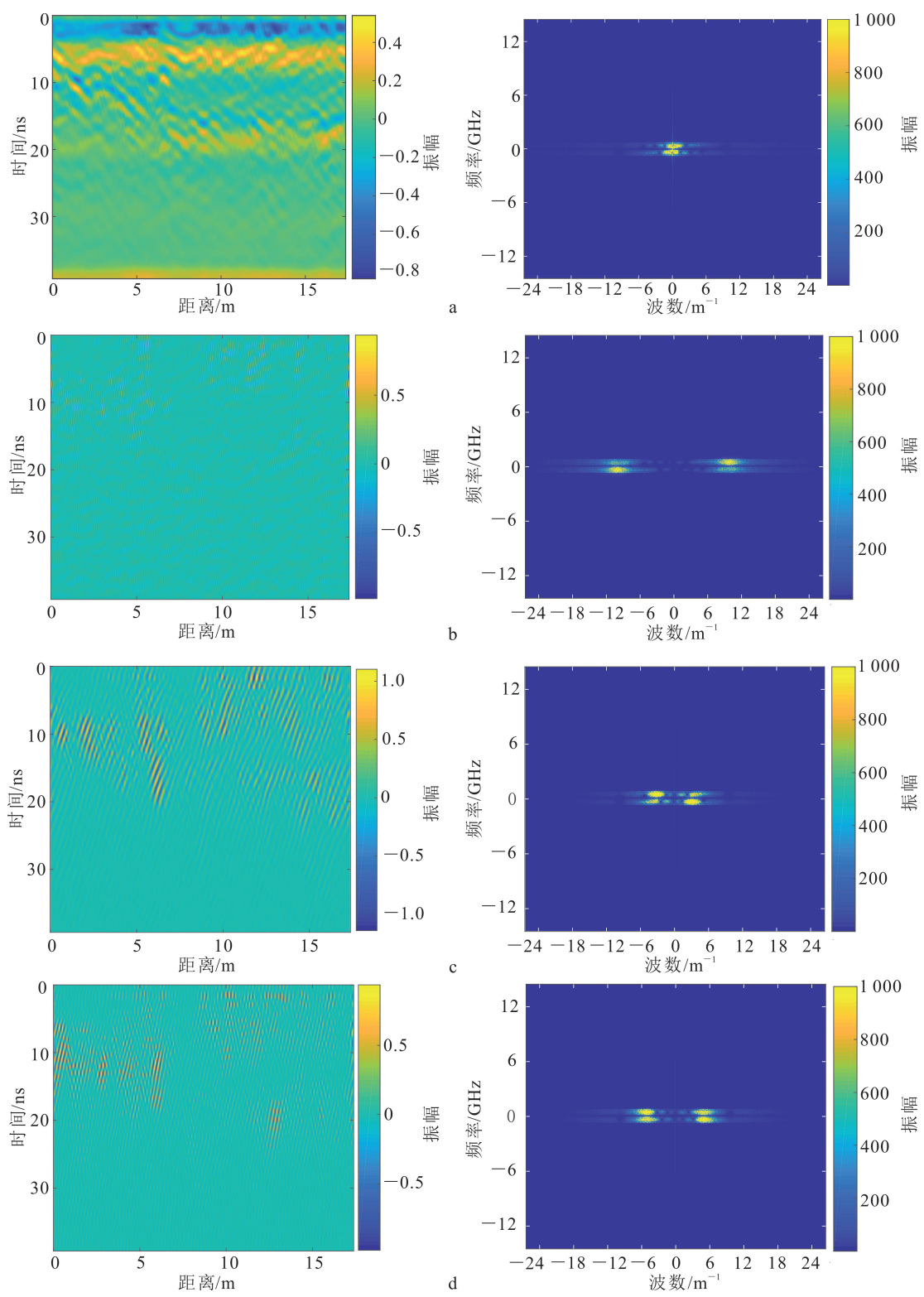


图 5 实测管线 GPR 原始数据(a)和预处理后的数据(b)

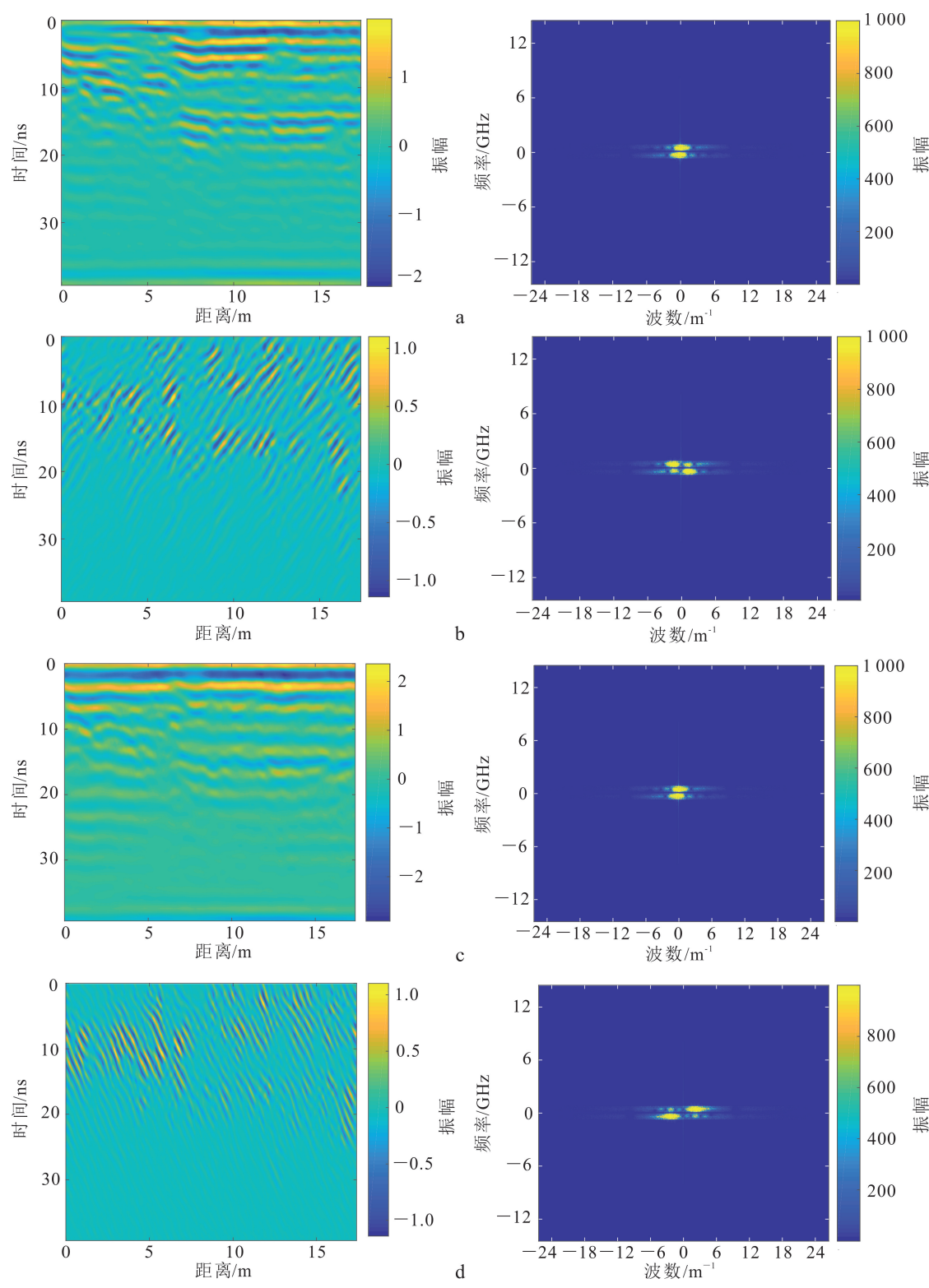
Fig.5 Original GPR data (a) and pre-processed data (b) of a measured pipeline



a. IMF1 及其频率-波数谱;b. IMF2 及其频率-波数谱;c. IMF3 及其频率-波数谱;d. IMF4 及其频率-波数谱。

图 6 实测管线 GPR 数据经 2D-VMD 处理后的 IMF 分量及其二维谱(IMF1—IMF4)

Fig.6 IMF components (IMF1 - IMF4) and their two-dimensional spectrum after 2D - VMD of the measured pipeline GPR data



a. IMF5 及其频率-波数谱;b. IMF6 及其频率-波数谱;c. IMF7 及其频率-波数谱;d. IMF8 及其频率-波数谱。

图 7 实测管线 GPR 数据经 2D-VMD 分解后的 IMF 分量及其二维谱(IMF5—IMF8)

Fig.7 IMF components (IMF5 – IMF8) and their two-dimensional spectrum after 2D – VMD of the measured pipeline GPR data

频高波数的分量信息。观察 IMF 分量及其二维谱,可以直观地分析各 IMF 分量所对应的回波类型。其中:IMF5 和 IMF7 对应于背景反射层的反射波;IMF6 和 IMF8 对应于来自不同方向的主要绕射波,可能来自于目标体;而 IMF2、IMF3、IMF4 则对应于更高频的高波数绕射波,推测包含随机扰动产生的随机绕射噪声。各阶 IMF 分量与分解前含噪数据的互相关系数见表 2,可以看出,IMF2、IMF3、IMF4 分量的互相关系数均小于 0.3,有效验证了综合 IMF 分量及其二维谱的定性分析结果。

表 2 实测管线 GPR 数据各阶 IMF 分量与输入数据的互相关系数

| Table 2 Cross-correlation coefficients between IMF components and input data of the measured pipeline GPR data |         |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------|
| IMFs                                                                                                           | R       |
| IMF1                                                                                                           | 0.522 4 |
| IMF2                                                                                                           | 0.081 2 |
| IMF3                                                                                                           | 0.280 7 |
| IMF4                                                                                                           | 0.202 1 |
| IMF5                                                                                                           | 0.727 4 |
| IMF6                                                                                                           | 0.369 7 |
| IMF7                                                                                                           | 0.800 5 |
| IMF8                                                                                                           | 0.329 4 |

去掉互相关系数小于 0.3 的 IMF 分量,并进行数据重构。如图 8 所示,经 2D-VMD 去噪后雷达剖面空间方向同相轴连续性得到明显改善。

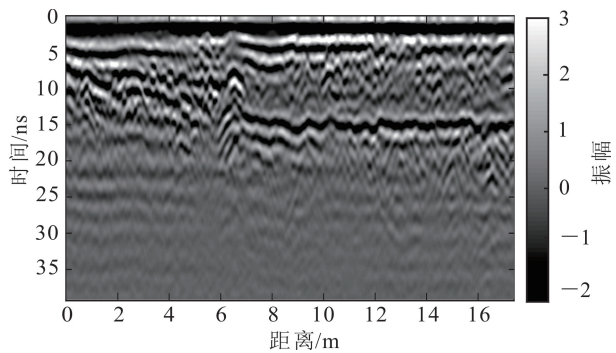
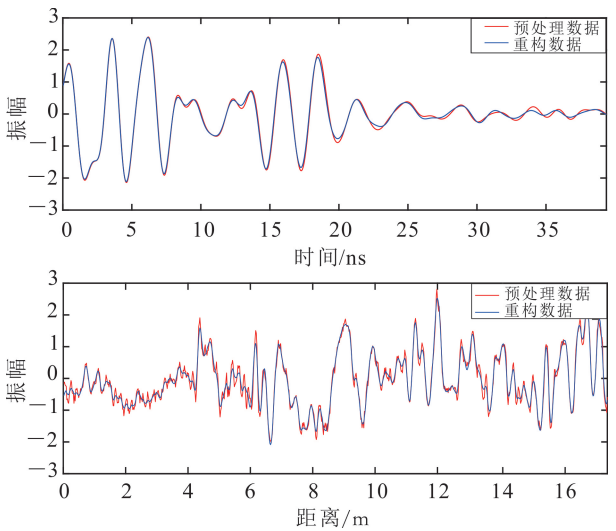


图 8 实测管线数据经 2D-VMD 去噪处理后的重构数据  
Fig.8 Reconstructed data after 2D-VMD denoising of the measured pipeline GPR data

对去噪前后的数据随机抽取某一道和某一时刻的空间采样信号进行详细对比,结果如图 9 所示。可以看出,由于预处理时已进行过带通滤波,时间维度上的噪声已得到较好的压制,而进一步经 2D-VMD 去噪处理之后,空间采样信号的连续性得到明显改善,由随机扰动所引起的信号震荡已被压制。



a. 抽取预处理数据与重构数据第 400 道的对比图;b. 抽取预处理数据与重构数据瞬时空间采样信号对比图。

图 9 预处理数据与重构数据单道和瞬时空间采样信号对比

Fig.9 Comparison of single channel and instantaneous space sampling signals between preprocessed data and reconstructed data

5 结论

- 1) 本文利用 2D-VMD 方法对二维 GPR 数据进行处理,通过计算各阶 IMF 分量与原始信号的二维互相关系数及分析各阶 IMF 分量及对应的二维图谱,完成模态筛选过程。
- 2) 与其他二维谱分析方法对数据整体变换后设计相应滤波器进行噪声压制造成部分有效信息丢失的情况不同,2D-VMD 可以分别对不同的 IMF 分量做图谱分析,保留更多有效信息的同时结果更加直观。
- 3) 与图像处理不同,经 2D-VMD 信号分解后各模态对应的二维图谱具备尺度分离性、方向选择性、频带分离性等物理性质。
- 4) 2D-VMD 可在频率-波数域和时间-空间域共同分析,直接在时间-空间域筛选 IMF 分量,完成

信号重构,更加准确、便捷地压制信号空间域的随机噪声。

# 参考文献(References):

- [1] 曾昭发,刘四新,冯咄,等.探地雷达原理与应用[M].北京:电子工业出版社,2010.  
Zeng Zhaofa, Liu Sixin, Feng Xuan, et al. Principles and Application of Ground Penetrating Radar [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010.
- [2] 李磊.探地雷达信号去噪方法的研究与应用[D].北京:中国地质大学(北京),2013.  
Li Lei. Research and Application of Denoising Method for Ground Penetrating Radar Signal [D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2013.
- [3] 石宏理,胡波.双树复小波变换及其应用综述[J].信息与电子工程,2007,5(3):229-234.  
Shi Hongli, Hu Bo. Survey of Dual-Tree Complex Wavelet Transform and Its Applications [J]. Information and Electronic Engineering, 2007, 5(3): 229-234.
- [4] Huang N E, Shen Z, Long S R. A New View of Nonlinear Water Waves: The Hilbert Spectrum [J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 1999, 31(1): 417-457.
- [5] 杨建军,刘鸿福.基于经验模态分解的探地雷达信号去噪处理[J].工程地质计算机应用,2008(3):37-42.  
Yang Jianjun, Liu Hongfu. Ground Penetrating Radar Signal Denoising Based on Empirical Mode Decomposition [J]. Engineering Geology Computer Application, 2008(3): 37-42.
- [6] 冯德山,戴前伟,余凯.基于经验模态分解的低信噪比探地雷达数据处理[J].中南大学学报(自然科学版),2012,43(2):596-604.  
Feng Deshan, Dai Qianwei, Yu Kai. GPR Signal Processing Under Low SNR Based on Empirical Mode Decomposition[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2012, 43(2): 596-604.
- [7] Abd-El-Malek M B, Hanna S S. Using Filter Bank Property to Simplify the Calculations of Empirical Mode Decomposition[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2018, 62: 429-444.
- [8] Wu Z, Huang N E. Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Noise Assisted Data Analysis Method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [9] Yeh J R, Shieh J S, Huang N E. Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Novel Noise Enhanced Data Analysis Method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2): 135-156.
- [10] Torres M E, Colominas M A, Schlotthauer G, et al. A Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise[C]//2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing.[S.1.]: IEEE, 2011: 4144-4147.
- [11] 李广,丁迪,石福升,等.基于支持向量机的可控源电磁数据智能识别方法[J].吉林大学学报(地球科学版),2022,52(3):725-736.  
Li Guang, Ding Di, Shi Fusheng, et al. Intelligent Recognition of Controlled-Source Electromagnetic Data by Support Vector Machine[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2022, 52(3): 725-736.
- [12] Nunes J C, Niang O, Bouaoune Y, et al. Texture Analysis Based on the Bidimensional Empirical Mode Decomposition with Gray-Level Co-Occurrence Models [C]//Seventh International Symposium on Signal Processing and Its Applications.[S.1.]: IEEE, 2003: 633-635.
- [13] Nunes J C, Guyot S, Deléclle E. Texture Analysis Based on Local Analysis of the Bidimensional Empirical Mode Decomposition[J]. Machine Vision and Applications, 2005, 16: 177-188.
- [14] 王红振,李振春,王姣.二维经验模态分解在地震断裂识别中的应用[C]//2016 中国地球科学联合学术年会论文集.青岛:中国石油大学(华东),2016:1259-1260.  
Wang Hongzhen, Li Zhenchun, Wang Jiao. Application of Two-Dimensional Empirical Mode Decomposition in Seismic Fault Identification [C]//Proceedings of the 2016 China Earth Science Joint Academic Annual Conference. Qingdao: China University of Petroleum (East China), 2016: 1259-1260.
- [15] 任青青.基于二维 EMD 的三维路面裂缝检测算法研究[D].西安:长安大学,2017.  
Ren Qingqing. The Study of Three-Dimensional Pavement Crack Detection Algorithm Based on Two-Dimensional EMD[D]. Xi'an: Chang'an University, 2017.
- [16] 周义.快速二维经验模态分解和相位追踪方法及其在导波无损检测中的应用[D].上海:上海交通大学,2014.

- Zhou Yi. Fast Bi-Dimensional Empirical Mode Decomposition and Phase Tracking Method and Their Applications in the Guided-Wave-Based Nondestructive Testing[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2014.
- [17] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational Mode Decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62(3): 531–544.
- [18] Dragomiretskiy K D, Zosso D. Two-Dimensional Variational Mode Decomposition[C]//Proceedings of the International Workshop on Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition. Hong Kong: [s.n.], 2015: 13–16.
- [19] 乔云,李琼,钱浩东,等.基于VMD与改进小波阈值的地震信号去噪方法研究[J].物探化探计算技术, 2021, 43(6): 690–696.
- Qiao Yun, Li Qiong, Qian Haodong, et al. Seismic Signal Denoising Method Based on VMD and Improved Wavelet Threshold [J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2021, 43(6): 690–696.
- [20] 刘冲,马立修,潘金凤,等.联合VMD与改进小波阈值的局放信号去噪[J].现代电子技术, 2021, 44(21): 45–50.
- Liu Chong, Ma Lixiu, Pan Jinfeng, et al. PD Signal Denoising Based on VMD and Improved Wavelet Threshold[J]. Modern Electronics Technique, 2021, 44(21): 45–50.
- [21] 刘建昌,权贺,于霞,等.基于参数优化VMD和样本熵的滚动轴承故障诊断[J].自动化学报, 2022, 48(3): 808–819.
- Liu Jianchang, Quan He, Yu Xia, et al. Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on Parameter Optimization VMD and Sample Entropy [J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(3): 808–819.
- [22] 冉利民,李健伟,杜娟,等.基于变分模态分解算法的探地雷达信号去噪研究[J].世界地质, 2022, 41(1): 198–207.
- Ran Limin, Li Jianwei, Du Juan, et al. Ground Penetrating Radar Signal Denoising Based on Variational Mode Decomposition[J]. World Geology, 2022, 41(1): 198–207.
- [23] Xue Y J, Cao J X, Wang D X, et al. Application of the Variational-Mode Decomposition for Seismic Time-Frequency Analysis [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(8): 3821–3831.
- [24] 张杏莉,卢新明,贾瑞生,等.基于变分模态分解及能量熵的微震信号降噪方法[J].煤炭学报, 2018, 43(2): 356–363.
- Zhang Xingli, Lu Xinming, Jia Ruisheng, et al. Micro-Seismic Signal Denoising Method Based on Variational Mode Decomposition and Energy Entropy [J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(2): 356–363.
- [25] Zhang X, Nilot E, Feng X, et al. IMF-Slices for GPR Data Processing Using Variational Mode Decomposition Method[J]. Remote Sensing, 2018, 10(3): 476.
- [26] 许军才,任青文,黄临平.基于变分模态分解的探地雷达信号分析方法[J].河海大学学报(自然科学版), 2018, 46(6): 545–550.
- Xu Juncai, Ren Qingwen, Huang Linping. GPR Signal Analysis Method Based on Variational Mode Decomposition [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2018, 46(6): 545–550.
- [27] 塔拉.地震数据去噪中的几种变分模态分解方法[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2020.
- Tara. Several Mode Decomposition Methods in Seismic Data Denoising[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.
- [28] 戴前伟,丁浩,张华,等.基于变分模态分解和奇异谱分析的GPR信号去噪[J].吉林大学学报(地球科学版), 2022, 52(3): 701–712.
- Dai Qianwei, Ding Hao, Zhang Hua, et al. Noise Reduction Method of GPR Signal Based on VMD-SSA [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2022, 52(3): 701–712.
- [29] 高宏宇,马立园,董宏丽,等.基于2D-VMD与CC结合的模态重构算法[J].吉林大学学报(信息科学版), 2019, 37(6): 603–609.
- Gao Hongyu, Ma Liyuan, Dong Hongli, et al. Reconstruction Algorithm Based on 2D-VMD and CC [J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2019, 37(6): 603–609.
- [30] 樊博,金旭荣,田瑞,等.一种2D-VMD与NLM结合的芯片图像去噪算法研究[J].计算机测量与控制, 2021, 29(6): 199–204.
- Fan Bo, Jin Xurong, Tian Rui, et al. Chip Image Denoising Algorithm Based on Bi-Dimensional Variational Mode and Non-Local Mean Filtering[J]. Computer Measurement Control, 2021, 29(6): 199–204.