基于集成经验模态分解的磁共振全波信号随机噪声抑制方法

万 玲[1,2]，张嘉麟[1]，李时赫[1]，平清钰[1]

（1. 吉林大学 仪器科学与电气工程学院，长春 130026；2. 地球信息探测仪器教育部重点实验室，长春 130026）

摘 要：本文采用集成经验模态分解（EEMD）方法对磁共振全波信号进行分解降噪，获取了一系列本征模函数（IMF）分量后，根据自适应降噪原理计算每个IMF分量的能量密度和平均周期，去除噪声主导的IMF分量，将筛选所得的IMF分量进行重构，解决了磁共振全波信号受环境噪声干扰严重的问题。仿真实验数据结果表明，当磁共振信号的信噪比低至-10 dB时，经过EEMD处理后依然能够有效提取磁共振参数，初始振幅E_0提取相对误差为1.57%，弛豫时间T_2^*提取相对误差为2.96%，信噪比提升至10.31 dB。实测数据的噪声抑制结果进一步验证了本文研究算法的有效性和实用性，为磁共振地下水探测技术在复杂噪声环境下应用提供技术支撑。

关键词：地面磁共振技术；磁共振全波信号；集成经验模态分解；随机噪声；数据处理

中图分类号：TH763 **文献标志码**：A **文章编号**：1671-5497(2025)08-2771-11

DOI：10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20231282

Random noise suppression method for magnetic resonance full-wave signal with ensemble empirical mode decomposition

WAN Ling[1,2], ZHANG Jia-lin[1], LI Shi-he[1], PING Qing-yu[1]

(1. *College of Instrumentation & Electrical Engineering, Jilin University, Changchun* 130026, *China*; 2. *Key Laboratory of Geo-Information Detection Instruments, Ministry of Education, Changchun* 130026, *China*)

Abstract: This article uses the ensemble empirical mode decomposition (EEMD) method to decompose and denoise the magnetic resonance full-wave signal, after obtaining a series of intrinsic mode function (IMF) components, the energy density and average period of each IMF component are calculated based on the principle of adaptive denoising, the IMF components dominated by noise are removed, and the selected IMF components are reconstructed, solved the problem of severe environmental noise interference in magnetic resonance full-wave signals. The simulation experimental data results show that when the signal-to-noise ratio of the magnetic resonance signal is as low as -10 dB, after EEMD processing, the magnetic resonance parameters can still be effectively extracted. The relative error of initial amplitude E_0 extraction is

收稿日期：2023-11-20.

基金项目：吉林省教育厅科学研究项目（JJKH20241275KJ）；吉林大学青年师生交叉学科培育项目（2023-JCXK-09）.

作者简介：万玲（1986-），女，教授，博士. 研究方向：磁共振与瞬变电磁联合探测数据处理方法. E-mail：wanling@jlu.edu.cn

1.57%, the relative error of relaxation time T_2^* extraction is 2.96%, and the signal-to-noise ratio is improved to 10.31 dB. The noise suppression results of the measured data further validate the effectiveness and practicality of the algorithm studied in this paper, provides technical support for the application of magnetic resonance groundwater detection technology in complex roise environments.

Key words: ground magnetic resonance technology; magnetic resonance full-wave signal; ensemble empirical mode decomposition; random noise; data processing

0 引 言

磁共振测深(Magnetic resonance sounding, MRS)是一种能够直接测定地下水含量的地球物理技术。它对地下水中的氢质子具有特殊的敏感度,因此能够以无需侵入的方式直接测定、评价和描绘地下水的结构[1]。该方法利用医学核磁共振原理检测地下水。首先,在发射线圈中引入交流电,并使用人造场激发地下水中的氢质子,从而触发拉莫尔进动。其次,通过接收线圈检测该进动信号。最后,对该信号进行反演,确定地下含水层位置、含量和地层孔隙度等水文地质参数[2]。

MRS信号微弱(通常为nV级),极易受由尖峰噪声、电力线谐波噪声和随机噪声构成的环境噪声的影响。对于前两种类型的确定性噪声干扰,国内外学者已研究了包括建模方法、陷波方法、自适应参考对消方法、频域对称法等多种噪声抑制方法,以提高信噪比[3]。而随机噪声因其缺乏统计特性的规律且伴有随机性,传统对随机噪声的抑制主要采用叠加法,但这种方法耗时严重,无法满足野外高效探测需求。基于此,Lin等[4]提出了时频峰值滤波方法,用以压制随机噪声干扰。Li等[5]利用最大似然估计(Maximun likelihood estimation, MLE)方法在含有随机噪声的磁共振数据中估计磁共振信号参数。上述方法适用于磁共振包络数据处理。近年来,随着磁共振全波探测系统的普遍应用,全波信号采集已逐渐取代了包络信号探测,然而由于全波数据的强振荡性及大数据量等特征,包络信号的噪声压制方法不适用于全波数据。为此,Lin等[6]改进了集成经验模态分解(EEMD)原理方法,并联合经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)方法实现了全波信号的数据预处理。随后,Lin等[7]研究了整形正则化Prony方法,从高振荡MRS数据中抑制随机噪声,提取MRS全波信号参数,然而这种方法对随机噪声干扰严重的情况,信号特征参数提取准确度低。EMD常用于信号处理领域,研究发现,在使用EMD方法时容易出现如模态混叠、端点效应等问题。而集成经验模式分解(Ensemble empirical mode decomposition, EEMD)方法将高斯白噪声作为辅助分析工具,应用于EMD分解,从而加强对信号的分解能力,遏止模态混叠现象,主要应用于地震信号噪声处理[8]。目前,在磁共振领域,还有将EEMD应用于磁共振信号处理的研究。本文详细分析了EEMD算法的工作原理和流程,并将其应用于压制仿真MRS全波信号中的随机噪声,最后采用实测数据验证所设计的算法的有效性。

1 磁共振探测地下水原理

MRS方法探测地下水的原理是对地下水中能够产生核磁共振弛豫现象的氢质子核进行探测[9]。地下水中的氢质子自旋产生一个非零磁矩,该磁矩围绕地磁场旋转[10]。在氢质子磁共振响应模型中,测量可以分为3个阶段,如图1所示,其中M为氢原子核的宏观磁矩。

当地下水中氢质子处于非激发态即平衡态时,氢质子核的磁矩M与地磁场B_0一致。此时,氢质子核处于非激发状态的宏观自旋磁矩M_0表示为:

$$M_0=\frac{N\gamma^2h^2|B_0|}{4kT} \tag{1}$$

式中:N为每单位体积的质子数,$N=6.692\times10^{28}/\mathrm{m}^3$;$T$为绝对温度,$T=293\ \mathrm{K}(20\ ^\circ\mathrm{C})$;$k$为玻

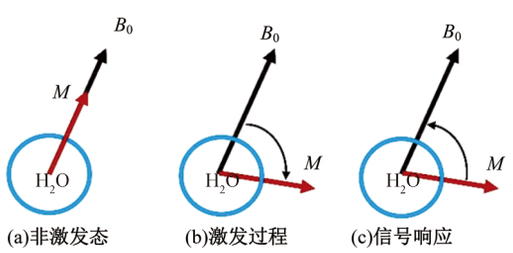


图1 氢质子磁共振响应模型

Fig. 1 Hydrogen proton magnetic resonance response model

尔兹曼常数，$k=1.380\,5\times10^{-23}$ J/K；h 为普朗克常数；$\gamma=(2.675\,221\,28\pm0.000\,000\,81)\times10^{8}\ \mathrm{s^{-1}T^{-1}}$，为氢原子核的磁自旋比[11]。

由于氢质子核可吸收拉莫尔频率的电磁能量，其中，拉莫尔频率 f_L 的计算方法为：

$$f_L=\frac{\gamma|B_0|}{2\pi} \tag{2}$$

因此，当外部有一频率为拉莫尔频率的磁场激发地下水中氢原子时，氢原子核便会吸收能量产生磁矩偏转。撤去外部磁场，氢原子核的磁矩又会逐渐恢复到初始位置并且产生以拉莫尔频率振荡的信号，该信号被接收线圈接收和测量，便可用于地下水分析和处理。

在地面上铺设一个发射回路，将频率为拉莫尔频率的交变电流 I 输入回路内，可以表示为：

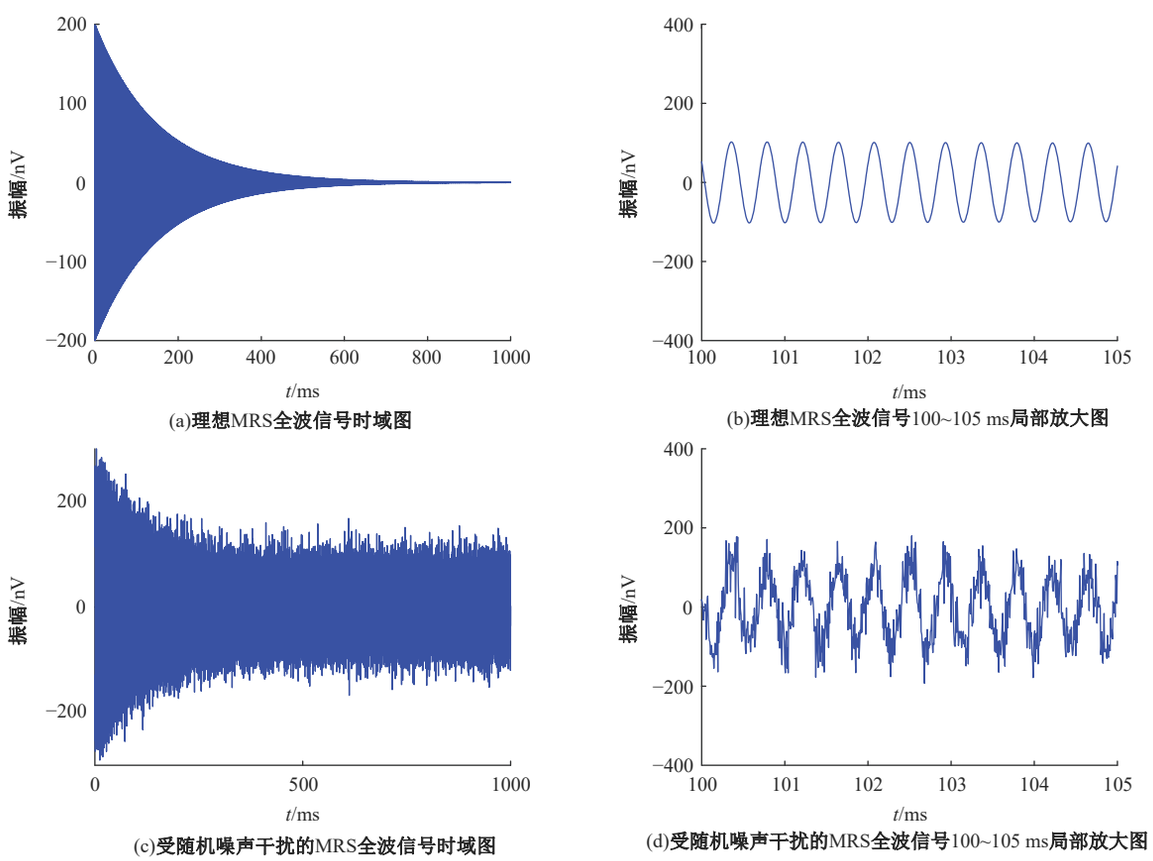
$$I(t)=I_0\cos(2\pi f_L t) \tag{3}$$

此时，在空间中产生交变电磁场。该交变电磁场激发地下水中大量的氢质子，使其吸收能量发生能级跃迁，宏观磁矩发生改变。撤去交变电流后，氢质子从激发态转变为平衡态，宏观磁矩回到其原始状态，并产生具有拉莫尔频率的 MRS 信号。该信号通过铺设在地面上的接收环路进行接收和测量[12]。该信号是呈指数衰减的谐振信号，表示为：

$$E(t)=E_0\cdot e^{(-t/T_2^*)}\cdot\cos(2\pi f_L t+\varphi_0) \tag{4}$$

式中：E_0 为 MRS 信号的初始振幅，初始振幅的大小表征地下含水量情况；t 为采样时间；T_2^* 为用于描绘平均孔径的横向弛豫时间；f_L 为 MRS 全波信号的拉莫尔频率，与探测点和地理位置的地磁场强度有关；φ_0 为 MRS 信号初始相位，与含水层的电导率有关。确定了参数 E_0、T_2^*、f_L 和 φ_0，即确定了 MRS 全波信号构成。

MRS 信号十分微弱，受环境噪声干扰严重。图 2 通过数值模拟仿真分析了受随机噪声影响的 MRS 全波信号。MRS 全波信号的频率 f_L 为 2 330 Hz，初始振幅 E_0 为 200 nV，初始相位 φ_0 为 1.05 rad，平均横向弛豫时间 T_2^* 为 150 ms。图 2(a)为理想状态下的 MRS 全波信号，由于高采样频率的 MRS 信号携带了大量数据，为进一步观察信号特性，选择了 100～105 ms 的放大信号进行观察（见图 2(b)）。从图 2(b)中可以看出，MRS 全波信号是随时间呈振荡衰减的正弦曲线。从图



(a)理想MRS全波信号时域图　(b)理想MRS全波信号100~105 ms局部放大图

(c)受随机噪声干扰的MRS全波信号时域图　(d)受随机噪声干扰的MRS全波信号100~105 ms局部放大图

图 2　仿真 MRS 全波信号

Fig. 2　Simulated MRS full-wave signal

2(c)中可以看出,受随机噪声干扰后的信号被随机噪声淹没,无法直接观察出MRS信号特征。经局部放大后,如图2(d)所示,在随机噪声干扰下信号发生严重失真,难以直接获取信号的特征参数[13]。

2 集成经验模态分解(EEMD)方法

2.1 经验模态分解(EMD)原理

MRS全波信号由EMD算法分解为一组从高频到低频的分量信号,每个分量信号应具有单一瞬时频率特征,即本征模函数(Intrinsic mode function,IMF)分量和残差项[14]。EMD算法是从信号的频率特征与其极值点、零点之间的联系对信号进行特征分析的。用信号所有极大值点插值拟合构成上包络线$E_{\max}(t)$,下包络线$E_{\min}(t)$同理计算,再将信号上、下包络线做平均处理,计算公式为:

$$m(t)=\frac{E_{\max}(t)+E_{\min}(t)}{2} \tag{5}$$

式中:$m(t)$为原始信号$s(t)$的均值线,从原始信号$s(t)$中减去$m(t)$获得中间信号$h(t)$,即$h(t)=s(t)-m(t)$。判断$h(t)$是否为原始信号$s(t)$分解出的第一个IMF分量,IMF分量需要满足在整个时段内上、下包络线局部对称,且极值点与过零点的个数差值小于等于1的特点。若$h(t)$满足IMF分量特点,则将其作为第一个IMF分量$c_1(t)$,从$s(t)$中减去$c_1(t)$所得残余量作为新的信号继续分解,直至得到n个IMF分量$c_1(t),c_2(t),\cdots,c_n(t)$和一个常值或单调的残差项$r_n(t)$即分解彻底。若$h(t)$不符合IMF分量特点,则继续计算$h(t)$的上、下包络线和均值线,继续分解,直至出现第一个满足IMF分量特点的中间信号,并将其作为第一个IMF分量[15]。EMD将原始信号$s(t)$分解成一系列IMF分量之和,表示为:

$$s(t)=\sum_{i=1}^{n}c_i(t)+r_n(t) \tag{6}$$

对信号进行EMD分解,可以获取一组IMF分量,用于分析信号组成和抑制噪声干扰等问题。但由于EMD算法自适应计算不稳定,在信号分解过程中,有时会出现模态混叠现象,分解所得IMF分量包含多个频率成分,导致分解结果不稳定,存在局限性[16]。

2.2 集成经验模态分解(EEMD)原理

EEMD算法是一种基于EMD,引入叠加高斯白噪声的模态分解方法[17]。相较于EMD方法,EEMD借助高斯白噪声在频谱均匀分布的特性,将高斯白噪声叠加到信号内,从而改变信号的极值点以获得更为准确的上、下包络线,提高分解结果的准确性,抑制模态混叠发生[18]。

当采用EMD、EEMD进行信号分解筛选第一个均值信号时,识别原始信号的极值点,形成上、下包络线后(见图3),EMD、EEMD所形成的包络均值信号如图4所示。

从图3中可以看出,添加高斯白噪声后,高斯白噪声频谱的均匀分布改变了原始信号的极值点大小和个数,当信号加在遍布整个时频空间分布一致的高斯白噪声背景上时,信号的包络线改变。在求取上、下包络线的均值信号时,从图4中可以看出,EMD分解过程中均值信号出现严重失真,

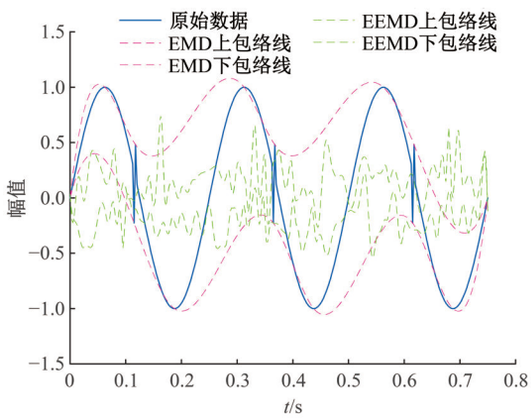


图3 仿真数据上、下包络线

Fig. 3 Simulation data upper and lower envelope lines

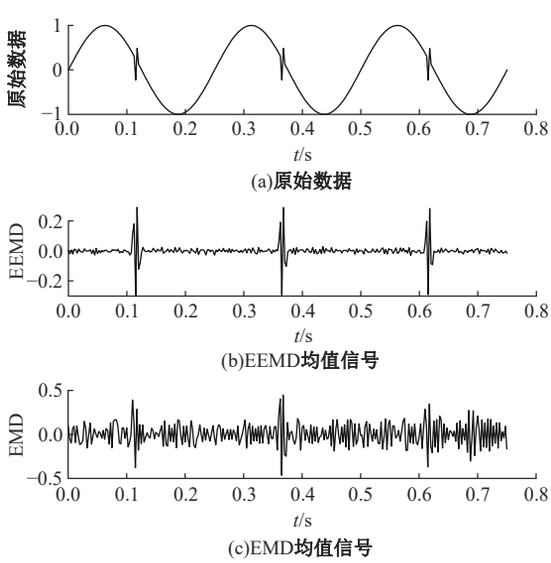


图4 仿真数据均值信号

Fig. 4 Simulated data mean signal

这是由EMD分解的不稳定性和缺乏唯一性导致的，而添加高斯白噪声的EEMD方法则改善了这种情况。

EEMD具体步骤是：先将高斯白噪声$n_i(t)$叠加在仿真MRS全波信号$s(t)$中构成信号$s_i(t)$，$s_i(t)=s(t)+n_i(t)$。其中，高斯白噪声的标准差与仿真信号标准差之比为N，通常设置为0.2。再对$s_i(t)$执行EMD分解可得到一组IMF分量。

$$s_i(t)=\sum_{j=1}^{J}c_j(t)+R_j(t) \tag{7}$$

为抵消叠加的高斯白噪声对仿真信号的影响，多次叠加幅值不同的高斯白噪声生成多个新信号$s_1(t)$，$s_2(t)$，…，$s_M(t)$，M为叠加次数，进行EMD分解，得到IMF分量集合$c_{1,j}(t)$，$c_{2,j}(t)$，…，$c_{M,j}(t)$，$j=1,2,\cdots,J$，可表示为：

$$c_j=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}c_{i,j}(t) \tag{8}$$

由于叠加的高斯白噪声$n_i(t)$均值为零，不同信号分解所得IMF分量之间不相关，可以对分解所得IMF分量集合进行平均化处理。平均化消除了叠加高斯白噪声的影响，且将其结果视作EEMD分解的最终结果更为准确[19]。

叠加次数M越大分解结果越准确，一般将其设置为$M=100$。$c_j(t)$为原始信号$s(t)$经EEMD分解后的第j个IMF分量。接下来采用自适应降噪法筛选所得IMF分量，计算系数RP_j，为：

$$\mathrm{RP}_j=\left|\frac{P_j-\frac{1}{j}\sum_{i=1}^{N}P_i}{\frac{1}{j}\sum_{i=1}^{N}P_i}\right| \tag{9}$$

式中：P_j为每个IMF分量的平均周期与能量密度之积。

根据随机噪声的特性，随机噪声主导序列计算所得的P_j应为一个常值。若计算出$\mathrm{RP}_{j-1}<1\leqslant\mathrm{RP}_j$，根据式(9)可知第$j$个IMF的$P_j$值远大于前面$(j-1)$个$P_j$的平均值，则前面$(j-1)$个IMF分量视作随机噪声主导序列去除，将剩下的IMF分量重构即可得到降噪处理后的信号$\hat{s}(t)$[20]，其表达式为：

$$\hat{s}(t)=c_j(t)+c_{j+1}(t)+\cdots+c_J(t) \tag{10}$$

3　仿真数据验证

为了验证EEMD方法对磁共振数据中随机噪声的压制效果，在仿真MRS全波信号中加入不同信噪比的随机噪声，通过对比EEMD消噪前后信噪比、参数提取误差对该算法进行定量评估。各项评估指标的定义如下：

信噪比SNR定义为：

$$\mathrm{SNR}=10\lg\frac{\|S\|_2^2}{\|S-\hat{S}\|_2^2} \tag{11}$$

式中：S和$\hat{S}$分别为仿真信号和EEMD处理后的信号。

初始振幅提取相对误差σ_{E_0}定义为：

$$\sigma_{E_0}=\frac{\left|E_0-\hat{E}_0\right|}{E_0}\times100\% \tag{12}$$

式中：$\hat{E}_0$为初始振幅的提取值。

弛豫时间提取相对误差σ_T定义为：

$$\sigma_T=\frac{\left|T_2^*-\hat{T}_2^*\right|}{T_2^*}\times100\% \tag{13}$$

式中：$\hat{T}_2^*$为弛豫时间的提取值[21]。

根据MRS全波信号数学模型，构建初始振幅$E_0=200$ nV，拉莫尔频率$f_L=2\,330$ Hz，弛豫时间$T_2^*=150$ ms，采样率为15 000 Hz，信噪比为0 dB的仿真MRS全波信号$s(t)$，分别进行EEMD、EMD分解降噪对比实验。图5(a)为原始无噪声MRS全波信号，在图5(a)中加入随机噪声(SNR=0 dB)得到图5(b)。

运用Matlab软件对$s(t)$进行分析，得到MRS含噪信号经EEMD分解后的状态，如图6所示。

计算每个IMF分量的系数RP_j得到表1。由

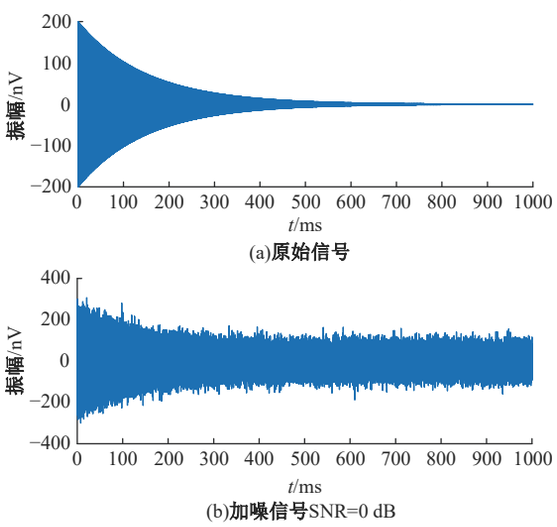


图5　MRS全波信号及其含随机噪声信号$s(t)$

Fig. 5　MRS full-wave signal and signal $s(t)$ containing random noise

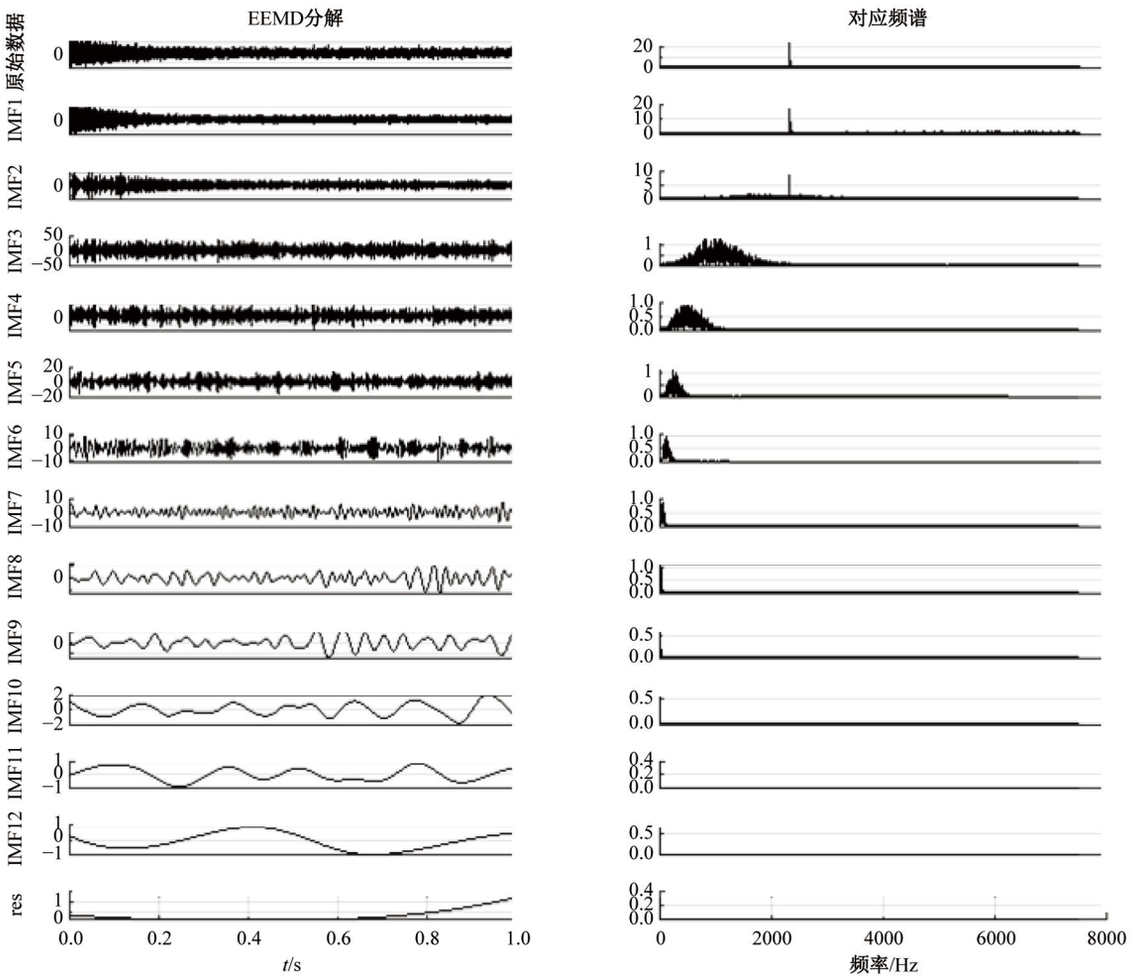


图6 仿真信号$s(t)$的EEMD分解图

Fig. 6 Decomposition diagram of simulation signal $s(t)$ EEMD

表1 EEMD分解所得IMF分量的系数RP_j

Table 1 RP_j of IMF components obtained from EEMD decomposition

IMF分量	RP_j	IMF分量	RP_j
IMF1	0.724	IMF7	0.791
IMF2	0.838	IMF8	0.809
IMF3	0.852	IMF9	0.863
IMF4	1.176	IMF10	0.899
IMF5	2.528	IMF11	0.834
IMF6	0.807	IMF12	0.743

表1可知,第4个IMF分量的RP_j值大于1,因此根据RP_j值筛选出IMF4~IMF12作为重构分量。将筛选出的分量进行重构得到降噪后的信号$\hat{s}(t)$,如图7(c)所示。处理后的EEMD重构信号$\hat{s}(t)$参数提取结果为初始振幅E_0=202.19 nV,拉莫尔频率f_L=2 330.03 Hz,弛豫时间T_2^*=146.95 ms,信噪比提升至23.138 6 dB。

接下来运用EMD对MRS含噪信号进行分解处理,计算每个IMF分量的系数RP_j,见表2。

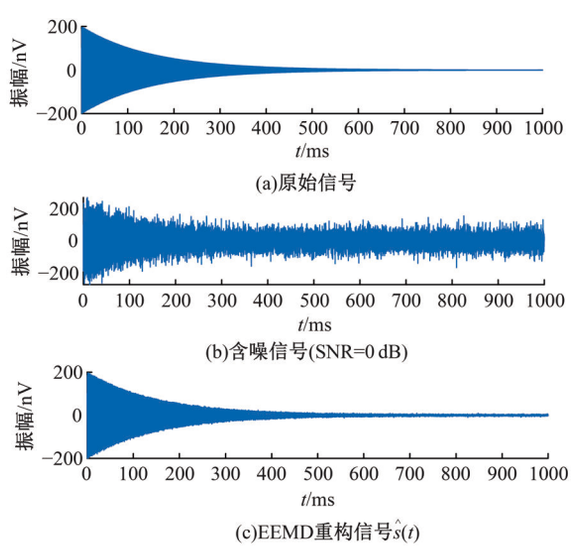


图7 EEMD重构信号图

Fig. 7 EEMD reconstruction signal diagram

同样,根据计算的RP_j系数,将EMD分解结果进行自适应降噪后重构得到$\hat{s}(t)$,如图8所示。

表 2　EMD 分解所得 IMF 分量的系数 RP_j

Table 2　RP_j of IMF components obtained from EMD decomposition

IMF 分量	RP_j	IMF 分量	RP_j
IMF1	1.509	IMF6	0.296
IMF2	0.175	IMF7	0.271
IMF3	0.137	IMF8	0.200
IMF4	0.069	IMF9	0.596
IMF5	0.034	res	0.480

EMD 重构信号 $\hat{s}(t)$ 参数提取结果为初始振幅 E_0=205.48 nV，拉莫尔频率 f_L=2 330.04 Hz，弛豫时间 T_2^*=144.83 ms，信噪比提升至 8.028 7 dB。对比图 7、图 8 信号处理结果可以看出，EEMD 分解降噪效果远优于 EMD 分解降噪效果，信噪比得到有效提升，参数提取准确率更高。

为进一步验证 EEMD 消噪算法的有效性，构造 4 组信噪比为 −10、−5、5、10 dB 仿真 MRS 全波信号进行实验验证。4 组消噪结果如图 9、图 10 所示。图 9(a)、(c)分别为信噪比 SNR=10 dB 和 SNR=5 dB 的 MRS 全波信号处理结果，图 10(a)、(c)分别为信噪比 SNR=−5 dB 和 SNR=−10 dB 的 MRS 全波信号处理结果，右侧对应频域处理结果。图 9 和图 10 中浅色线条是受随机噪声影响的 MRS 全波信号，深色线条则是经 EEMD 消噪后的结果。经 EEMD 消噪后，MRS 全波信号衰减趋势更强，信噪比得到显著提升。因此，EEMD 自适应消噪方法可用于削弱随机噪声，提高信噪比和信号参数提取准确度，改善 MRS 全波信号质量。

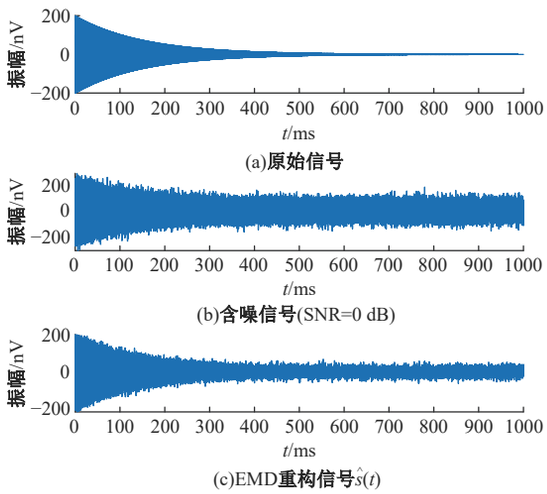


图 8　EMD 重构信号图

Fig. 8　EMD reconstruction signal diagram

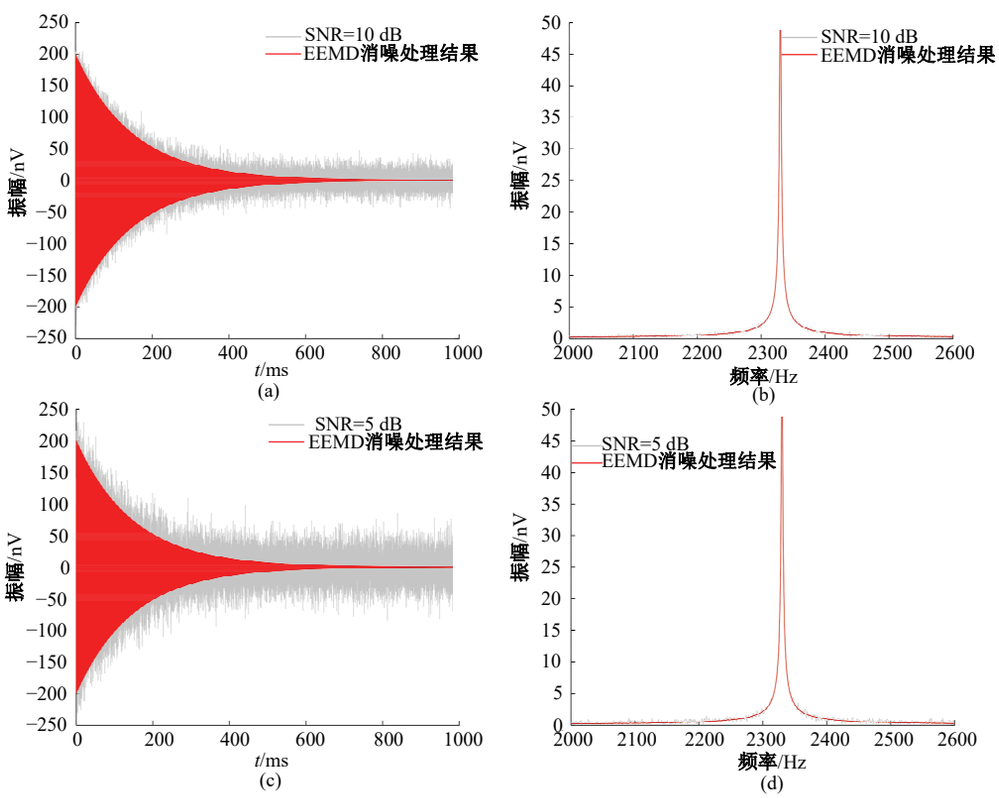


图 9　信噪比分别为 10 dB 和 5 dB 的仿真 MRS 全波信号处理结果

Fig. 9　Simulated MRS full-wave signal processing results with SNR=10 dB and SNR=5 dB

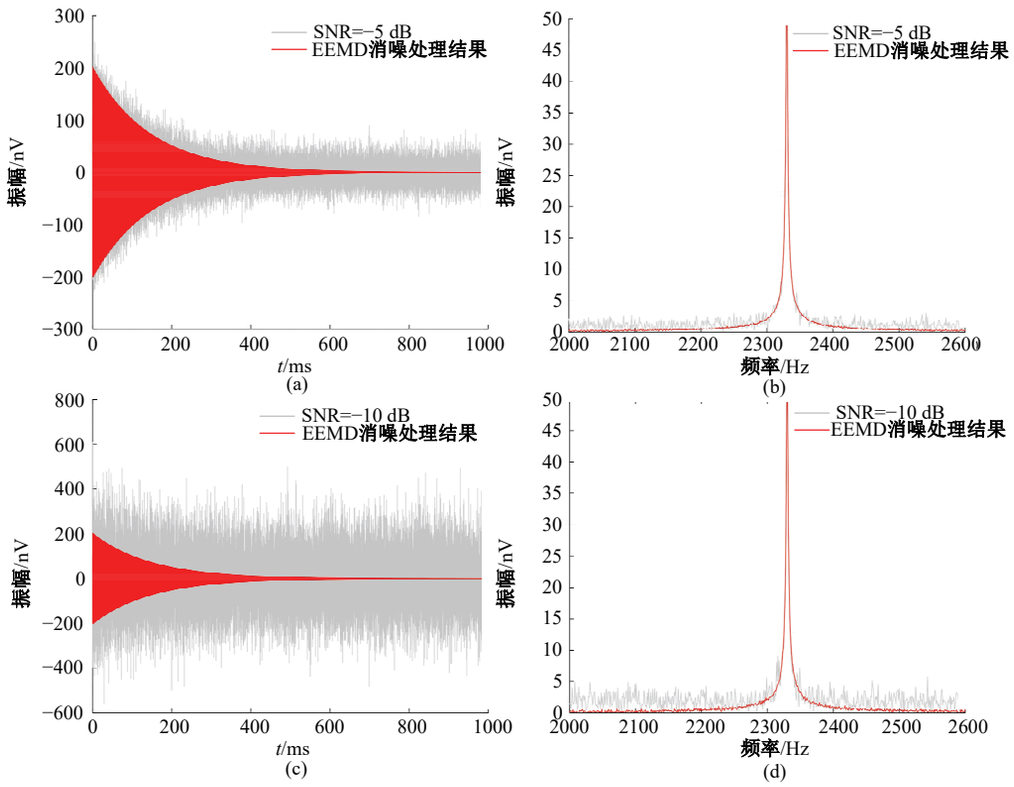


图 10 信噪比分别为−5 dB和−10 dB的仿真MRS全波信号处理结果时频图

Fig. 10 Time-frequency map of simulated MRS full-wave signal processing results with SNR=−5dB and SNR=−10 dB

从表3可以看出,采用EEMD对MRS信号进行消噪处理后,信号的信噪比得到了大幅度提高。当仿真数据信噪比为−10 dB时,经EEMD算法处理后,进行参数提取,MRS全波信号初始振幅E_0提取相对误差为1.57%,弛豫时间T_2^*提取相对误差为2.96%,信噪比提升至10.316 7 dB,满足后续数据反演要求。

表3 不同信噪比仿真信号经EEMD消噪处理后信号参数提取结果及信噪比

Table 3 Signal parameter extraction results and signal-to-noise ratio of simulated signals with different signal-to-noise ratios after EEMD denoising processing

仿真信号	E_0/nV	f_L/Hz	T_2^*/ms	SNR/dB
理想信号	200.00	2 330.00	150.00	
SNR=10 dB	200.91	2 330.01	149.03	32.587 2
SNR=5 dB	200.01	2 330.03	148.28	27.443 8
SNR=0 dB	202.19	2 330.03	146.95	23.138 6
SNR=−5 dB	202.42	2 330.09	146.22	17.432 6
SNR=−10 dB	203.17	2 329.98	145.56	10.316 7

4 实测数据处理

为了验证本文提出的算法的实用性,对一组磁共振实际探测数据进行了噪声抑制。实验区位于吉林省长春市农安县烧锅镇太平池水库东南1 km处,探测地点的地磁场强度为54 860 nT,拉莫尔频率为2 330 Hz。使用吉林大学自主研发的JLMRS系统进行数据采集。探测数据以25 kHz频率采样,采样时间为256 ms,并由边长为100 m的接收线圈接收,每组脉冲矩叠加16次。发射不同大小的脉冲矩可用于探测地下不同深度含水层情况,发射脉冲矩越大,可探测深度越深,探测得到的磁共振信号受噪声干扰程度越严重。为验证本文提出的方法的有效性,选择大小分别为2.4、0.5 A·s的2组发射脉冲矩用于实验,代表不同探测深度测得的不同信噪比的磁共振全波信号,如图11所示。可以看到,信号受随机噪声干扰严重,无法观察到信号的衰减趋势。

对上述2组数据进行EEMD分解,数据处理结果如图12所示。图12(a)、(c)分别为实测数据1和实测数据2经EEMD消噪处理后在100～105 ms处的放大图,浅色线条是实测数据,深色

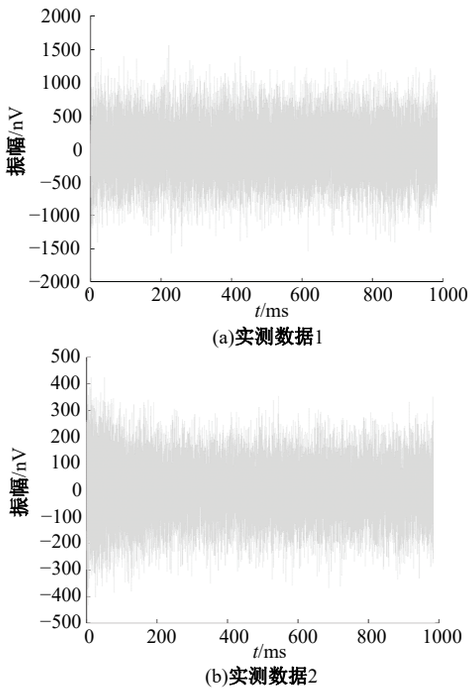


图 11　实测数据经噪声处理后结果

Fig. 11　Results of the measured data after noise processing

线条是EEMD消噪处理结果，右侧对应频域处理结果。从时域观察可发现，经EEMD消噪处理后的结果受噪声影响程度显著降低，随机噪声被削弱。同时，在频域中的拉莫尔频率处，信号峰谱更突出，验证了本文方法的有效性。

为了更直观地对比数据处理前后MRS全波信号的质量，MRS全波信号的三维时频分布图如图13所示，图13(a)、(c)分别为实测数据1和实测数据2的三维时频图。从图13中可以看出，受随机噪声影响，实测数据频谱杂乱，在特征频率以外频段出现幅值波动，并且信号衰减趋势不明显。而经EEMD分解消噪处理后的数据(如图13(b)、(d)所示)，随机噪声极大程度被削弱，特征频率更突出，衰减趋势明显，MRS信号成分有效保留。

2组发射脉冲矩实测数据处理结果表明，本文提出的EEMD处理磁共振全波信号方法可以有效处理不同探测深度的磁共振信号，即不同信噪比的MRS全波信号。该方法在有效压制随机噪声的同时保留并突出了信号的特征频率，MRS全波信号的信噪比得到提升，保证了后续信号处

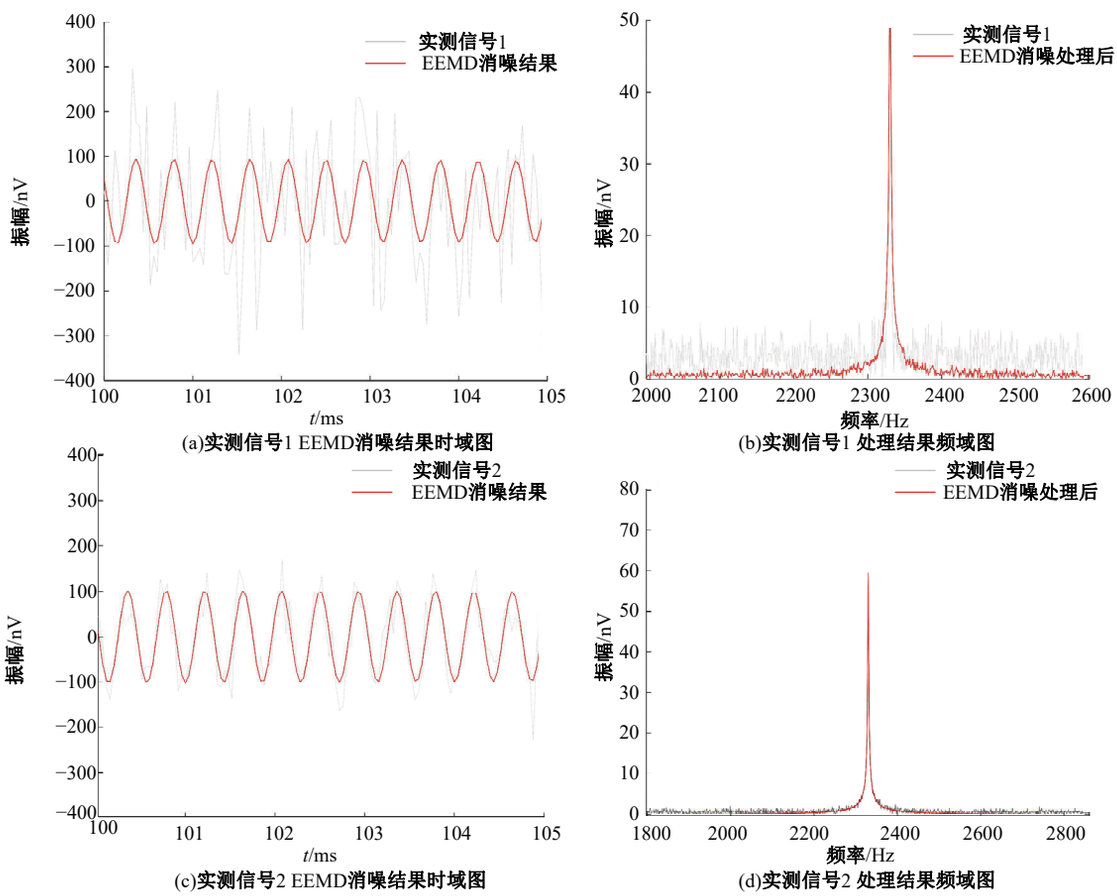
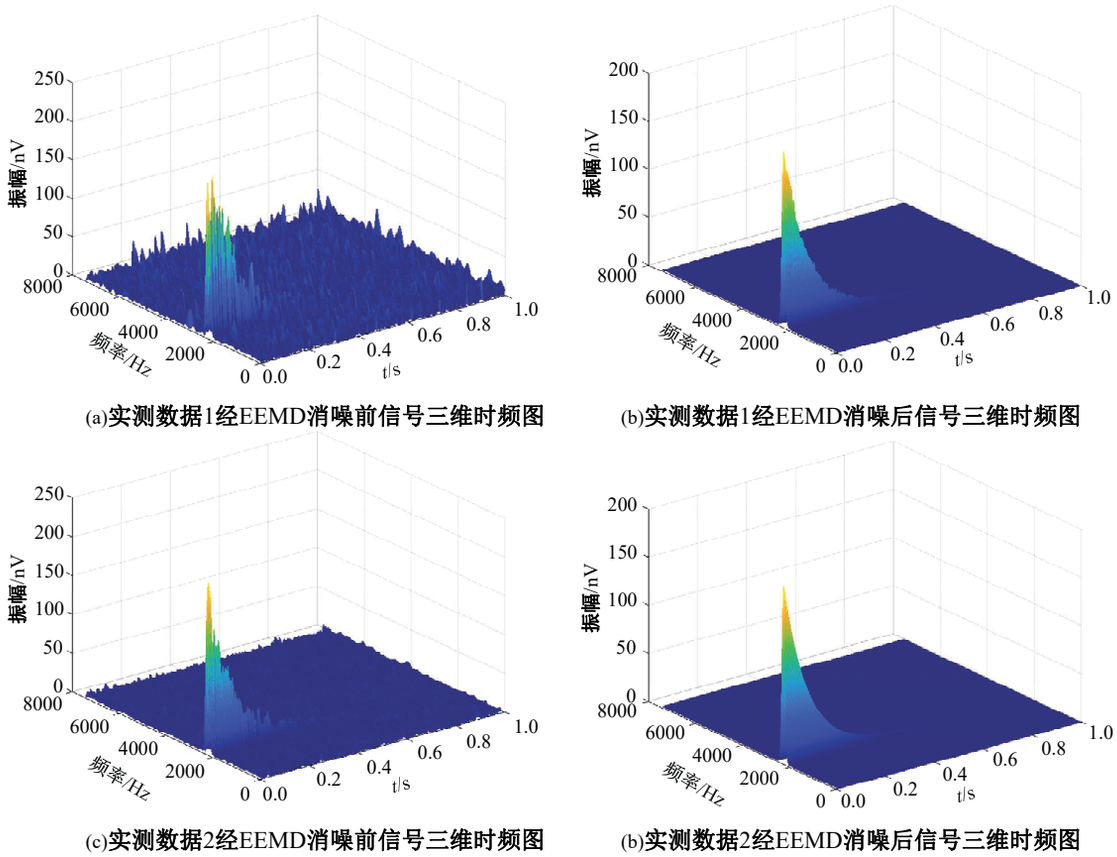


图 12　实测数据处理结果

Fig. 12　Processing results of measured data



(a)实测数据1经EEMD消噪前信号三维时频图　(b)实测数据1经EEMD消噪后信号三维时频图

(c)实测数据2经EEMD消噪前信号三维时频图　(b)实测数据2经EEMD消噪后信号三维时频图

图13　实测数据处理结果三维时频图

Fig. 13　3D time-frequency map of measured data processing results

理提取的准确性,以及能够正确反演出不同深度含水层真实情况。

5　结束语

在应用地面磁共振方法探测地下水的过程中,噪声抑制是地面磁共振数据处理的首要任务,对后续的数据反演和解释起着重要作用。根据随机噪声在EEMD分解后其IMF分量特性,结合磁共振全波信号特征,本文提出了一种采用EEMD压制MRS全波信号中随机噪声的新方法。将噪声辅助分析运用于EEMD分解自适应消噪中,能有效抑制模态混叠现象,提高分解精度,计算分解后的IMF分量的RP_j值,筛选IMF分量重构进行降噪处理。应用本文方法对磁共振仿真信号和实测数据降噪,数据处理结果表明,当信噪比大于等于−10 dB时,受随机噪声影响的MRS全波信号经EEMD消噪处理后,初始振幅提取相对误差为1.57%,弛豫时间提取相对误差为2.96%,参数提取满足精度要求,验证了该方法的有效性和可行性,为压制MRS全波信号随机噪声提供了一种新方法。

参考文献:

[1] Price W S. Spin dynamics: basics of nuclear magnetic resonance, 2nd edition[J]. Concepts in Magnetic Resonance Part A, 2009, 34A(1): 60-61.

[2] Dalgaard E, Christiansen P, Larsen J J, et al. A temporal and spatial analysis of anthropogenic noise sources affecting SNMR[J]. Journal of Applied Geophysics, 2014, 110: 34-42.

[3] Grunewald E, Grombacher D, Walsh D. Adiabatic pulses enhance surface nuclear magnetic resonance measurement and survey speed for groundwater investigations[J]. Geophysics, 2016, 81(4): 85-96.

[4] Lin T T, Zhang Y, Müller-Petke M. Random noise suppression of magnetic resonance sounding oscillating signal by combining empirical mode decomposition and time-frequency peak filtering[J]. IEEE Access, 2019, 7: 79917-79926.

[5] Li F, Li K T, Lu K, et al. Random noise suppression and parameter estimation for Magnetic Resonance Sounding signal based on maximum likelihood

estimation[J]. Journal of Applied Geophysics, 2020, 176: No. 104007.

[6] Lin T T, Yu S J, Wang P F, et al. Removal of a series of spikes from magnetic resonance sounding signal by combining empirical mode decomposition and wavelet thresholding[J]. Review of Scientific Instruments, 2022, 93(2): No. 024502.

[7] Lin T T, Li Y, Lin Y S, et al. Magnetic resonance sounding signal extraction using the shaping-regularized Prony method[J]. Geophysical Journal International, 2022, 231(3): 2127-2143.

[8] 李丹丹. 基于集合经验模态分析的滚动轴承故障特征提取 [D]. 合肥: 安徽农业大学工学院, 2014.
Li Dan-dan. Rolling bearing fault feature extraction based on set empirical modal analysis[D]. Hefei: College of Engineering, Anhui Agricultural University, 2014.

[9] Behroozmand A A, Keating K, Auken E. A review of the principles and applications of the NMR technique for near-surface characterization[J]. Surveys in Geophysics, 2015, 36(1): 27-85.

[10] Chen L, Li X, Li X B, et al. Signal extraction using ensemble empirical mode decomposition and sparsity in pipeline magnetic flux leakage nondestructive evaluation[J]. Review of Scientific Instruments, 2009, 80(2): No. 025105.

[11] Larsen J J. Model-based subtraction of spikes from surface nuclear magnetic resonance data[J]. Geophysics, 2016, 81(4): 1-8.

[12] Zheng J, Cheng J, Yang Y. Partly ensemble empirical mode decomposition: An improved noise-assisted method for eliminating mode mixing[J]. Signal Processing, 2014, 96: 362-374.

[13] Du S C, Liu T, Huang D L, et al. An optimal ensemble empirical mode decomposition method for vibration signal decomposition[J]. Journal of Vibration and Acoustics-Transactions of the Asme, 2017, 139(3): No. 031003.

[14] Wang X X, Qi Y, Li Z, et al. A comparative study of DWT and EEMD methods for validation and correction of pyroshock data[J]. Journal of Aerospace Engineering, 2022, 35(5): No. 0001458.

[15] Jiang Y, Tang C, Zhang X, et al. A novel rolling bearing defect detection method based on bispectrum analysis and cloud model-improved EEMD[J]. IEEE Access, 2020, 8: 24323-24333.

[16] 薛嫚. 总体平均经验模式分解法的理论研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学水声工程学院, 2007.
Xue Man. Theoretical research on the decomposition method of overall average empirical mode[D]. Harbin: College of Underwater Acoustic Engineering, Harbin Engineering University, 2007.

[17] 李文志, 屈晓旭. 基于EEMD和共振峰的自适应语音去噪[J]. 现代电子技术, 2021, 44(23): 52-56.
Li Wen-zhi, Qu Xiao-xu. Adaptive speech denoising based on EEMD and resonance peaks[J]. Modern Electronic Technology, 2021, 44 (23): 52-56.

[18] 连雄飞. 基于改进经验模态分解的轴承故障诊断研究 [D]. 邯郸: 河北工程大学机械与装备工程学院, 2022.
Lian Xiong-fei. Research on bearing fault diagnosis based on improved empirical mode decomposition [D]. Handan: School of Mechanical and Equipment Engineering, Hebei University of Engineering, 2022.

[19] Kong Y L, Meng Y, Li W, et al. Satellite image time series decomposition based on EEMD[J]. Remote Sensing, 2015, 7(11): 15583-15604.

[20] Chang K M, Liu S H. Gaussian noise filtering from ECG by wiener filter and ensemble empirical mode decomposition[J]. Journal of Signal Processing Systems for Signal Image and Video Technology, 2011, 64(2): 249-264.

[21] 林婷婷, 李玥, 刘大震, 等. 基于频域对称法的磁共振数据残余噪声消除方法[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2021, 52(10): 3494-3504.
Lin Ting-ting, Li Yue, Liu Da-zhen, et al. Residual noise elimination method for magnetic resonance data based on frequency domain symmetry method[J]. Journal of Central South University (Natural Science Edition), 2021, 52 (10): 3494-3504.