

DOI:10.16652/j.issn.1004-373x.2026.05.001

引用格式:高祥,王健,段俊萍,等.ICEEMDAN-FE联合改进小波阈值的振动信号去噪算法[J].现代电子技术,2026,49(5):1-7.

ICEEMDAN-FE联合改进小波阈值的 振动信号去噪算法

高祥^{1,2}, 王健^{1,2}, 段俊萍^{1,2}, 张斌珍^{1,2}, 余杰^{1,2}

(1.中北大学 仪器与电子学院, 山西 太原 030051;

2.极限环境光电动态测试技术与仪器全国重点实验室, 山西 太原 030051)

摘要:针对恶劣环境下振动信号复杂、噪声难以去除的问题,文中将改进的自适应噪声完备集合经验模态分解、模糊熵(FE)特征提取与改进的小波阈值相结合,提出一种ICEEMDAN-FE联合改进小波阈值的振动信号去噪算法。首先,将测得的振动信号经过ICEEMDAN分解为多个固有模态函数(IMF)与具有相对平滑的变化趋势的残余项(Res);其次,通过模糊熵(FE)特征提取算法计算各IMF模糊熵特征值,通过设定的IMF阈值条件对信息主导部分的IMF进行保留;然后,采用改进小波阈值对仅保留的信息主导分量的各IMF进行相应去噪处理;最后,将残余项与改进小波阈值去噪处理后的IMF进行信号重构,得到最终信号。通过建立仿真信号对滤波效果进行评估,实验结果表明,与ICEEMDAN去噪、小波阈值去噪以及ICEEMDAN-小波阈值去噪相比,所提算法信噪比(SNR)分别提高了3.233 5 dB、1.181 1 dB、1.066 3 dB,归一化互相关(NCC)分别提高了0.033 42、0.009 39、0.008 4,均方根误差(RMSE)分别降低了52.5%、23.81%、21.77%。导入实测振动信号后的去噪结果也表明,所提算法在进行去噪后有效信号更加完整,信号更为平滑,去噪效果较为理想。

关键词: 模态分解; 模糊熵; 小波阈值; 信噪比; 均方根误差; 信号去噪

中图分类号: TN911-34

文献标识码: A

文章编号: 1004-373X(2026)05-0001-07

Vibration signal denoising algorithm based on ICEEMDAN-FE and improved wavelet threshold

GAO Xiang^{1,2}, WANG Jian^{1,2}, DUAN Junping^{1,2}, ZHANG Binzhen^{1,2}, YU Jie^{1,2}

(1. School of Instrument and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. State Key Laboratory of Extreme Environment Optoelectronic Dynamic Testing Technology and Instrument, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In view of the complex vibration signals and difficult noise removal in harsh environments, the improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (ICEEMDAN) and fuzzy entropy (FE) feature extraction are combined with the improved wavelet threshold, and a vibration signal denoising algorithm based on ICEEMDAN - FE and improved wavelet threshold is proposed. Firstly, the detected vibration signal is decomposed into multiple intrinsic mode functions (IMFs) and residuals with a relatively smooth trend by ICEEMDAN. Secondly, the FE feature extraction algorithm is used to calculate the FE eigenvalues of each IMF, and the IMF of the dominant part of the information is retained by the set IMF threshold conditions. Thirdly, the improved wavelet threshold is used to denoise the IMF of the retained dominant components of information. Finally, the residuals and the IMF after improved wavelet threshold denoising are subjected to signal reconstruction, so as to obtain the final signal. The filtering effect was evaluated by establishing simulation signals. The experimental results show that in comparison with ICEEMDAN denoising, wavelet threshold denoising and ICEEMDAN-wavelet threshold denoising, the signal-to-noise ratio (SNR) of the proposed algorithm is increased by 3.233 5 dB, 1.181 1 dB and 1.066 3 dB, respectively, its normalized cross-correlation (NCC) increased by 0.033 42, 0.009 39 and 0.008 4, respectively, and its root mean squared error (RMSE) decreased by 52.5%, 23.81% and 21.77%, respectively. After importing the measured vibration signal, the denoising results also show that the effective signal is more complete and smoother, and the denoising effect is more ideal.

Keywords: mode decomposition; fuzzy entropy; wavelet threshold; SNR; RMSE; signal denoising

收稿日期: 2025-03-24

修回日期: 2025-05-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(52175555); 国家自然科学基金创新群体资助项目(51821003); 山西省基础研究项目(202203021212120)

0 引言

数据采集记录设备^[1]因其体积小、质量轻、数据可靠性高,被广泛应用于军事国防领域以及航天领域。数据采集记录设备通常包括供电模块、调理模块、主控模块、ADC采集模块以及读数模块。数据采集记录设备通过串口或网口与上位机相连,从而实现指令传输以及数据回读功能。数据采集记录设备因其特殊的结构以及严格的灌封要求,可适用于恶劣环境下的数据采集。

然而,数据采集记录设备所实测的振动信号为典型的非线性、非平稳信号。针对此类信号的去噪算法包含很多,主要有经验模态分解(EMD)^[2]、小波变换^[3]、变分模态分解(VMD)^[4]以及深度学习算法等。其中,基于经验模态分解(EMD)的算法得到了大多数人关注,并对其进行相应改进,该算法日益成熟。最初,Flandrin等将经验模态分解应用于振动信号降噪,表明了EMD在信号去噪方面的可行性。针对经验模态分解算法存在端点效应和降噪效果不佳等问题,文献[5]提出了改进EMD的爆破振动信号降噪方法。针对EMD的模态混叠问题,文献[6]提出了一种基于EEMD的降噪算法,通过多次添加白噪声并进行EMD分解取平均来抑制模态混叠。文献[7]在EEMD基础上进一步改进,提出了基于CEEMD的滚动轴承振动信号自适应降噪方法,将正负成对的白噪声添加到原始信号中进行分解,减少了EEMD中存在的残余噪声,提高了分解的精度和稳定性。文献[8]将ICEEMDAN与多尺度排列熵结合,应用于拆除爆破振动信号,通过选择噪声的IMF(Intrinsic Mode Function)分量作为待分解信号的噪声成分,能更准确地分解出信号中的振动模态,减少残余噪声的影响,使分解效果更精确,但未对筛选出的IMF分量进一步处理。文献[9]提出了基于改进的软阈值小波包网络的电路信号去噪,克服了传统软、硬阈值函数容易存在尖峰和边缘模糊问题^[10],但信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)仍有进一步提升的空间。文献[11]提出了改进小波阈值的语音增强算法,解决了阈值函数存在不连续、复杂、不同分解层数形式固定等一系列问题,但有效信号还原度还仍有提升空间。文献[12]提出了一种改进阈值的去噪算法,改善了小波软、硬阈值函数去噪存在的局部震荡和边缘模糊问题,但该方法较单一,噪声抑制不够充分。文献[13]提出了基于改进完备集合经验模态分解并自适应噪声(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN)和小波阈值的雨声信号去噪算法研究,有效滤除掉了高频IMF分量中的噪声分量,但未克服传统软、硬阈值函数容易存在尖峰和边

缘模糊的问题。文献[14]将变分模态分解(VMD)与改进小波阈值算法相结合,共同应用于地震信号去噪中。不仅改善了传统小波阈值函数的缺点,而且能根据实际情况灵活调节 α 和 β 两个参数,从而更好地实现去噪效果。但其分解效果易受多种参数影响,且影响较大。

因此,本文提出了ICEEMDAN联合改进小波阈值的振动信号去噪算法。实验结果表明该算法有效抑制了噪声并提高了信号处理的准确性,能更好还原原始信号特征。

1 去噪算法

针对含噪振动信号,本文采用ICEEMDAN-FE与改进小波阈值相结合的方法对振动信号进行去噪处理。该算法的具体实现步骤如下:

- 1) 对含噪原始信号进行ICEEMDAN,得到频率由高到低排列的IMF以及残余分量Res;
- 2) 对IMF进行模糊熵特征值提取并判断是否大于阈值0.1,对模糊熵值小于等于0.1的IMF部分进行舍弃,仅保留模糊熵值大于0.1的部分;
- 3) 对模糊熵值大于0.1的IMF部分进行改进小波阈值处理;
- 4) 将处理后的各IMF与残余部分进行信号重构,得到最终去噪信号。

本文算法技术路线如图1所示。

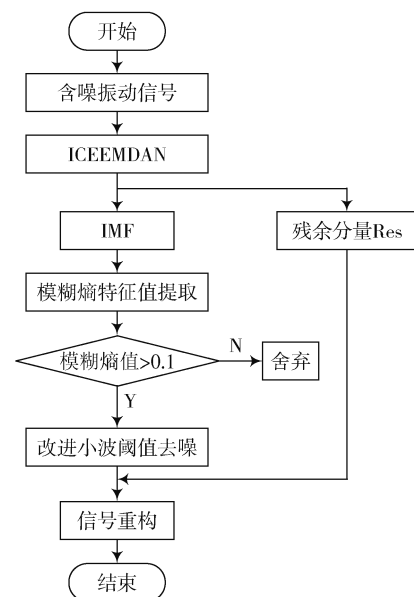


图1 本文算法技术路线

1.1 ICEEMDAN 算法

ICEEMDAN是经验模态分解(EMD)的一种改进算法。EMD能将复杂信号分解为一系列本征模态函数(IMF),但存在模态混叠问题,即不同尺度特征在同一

IMF中出现,或同一尺度特征分散在不同IMF中。ICEEMDAN旨在解决这一问题,它通过引入自适应白噪声,利用集合平均的方法有效抑制模态混叠,使得分解结果更加准确和稳定,在信号处理方面应用较为广泛。

ICEEMDAN算法具体步骤如下。

步骤1:输入含噪信号,然后初始化集合数以及噪声标准差(STD),为后续处理做准备。

步骤2:进入集合循环,每次循环中先添加自适应白噪声,接着对信号进行EMD分解,之后判断是否满足分解条件,如果满足,则保存当前的本征模函数(IMF)和残余分量;若不满足,继续循环操作。

步骤3:当集合循环结束后,对所有集合IMF分量进行平均,再进行阈值处理,目的是进一步去除噪声。

步骤4:完成阈值处理后,对信号进行重构,最终输出经过去噪处理后的信号。

ICEEMDAN算法流程如图2所示。

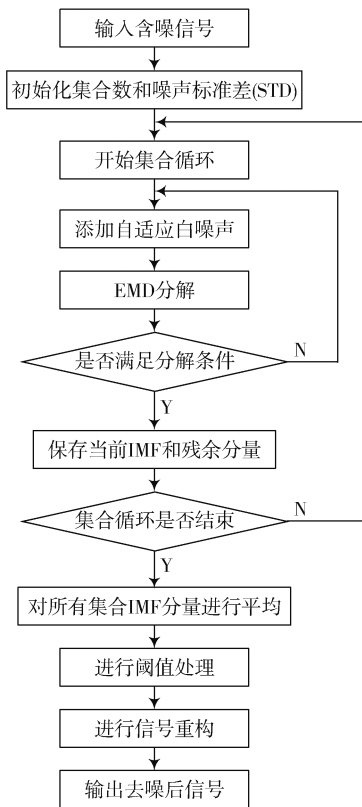


图2 ICEEMDAN算法流程

$$W_{j,k} = \begin{cases} \operatorname{sgn}(\omega_{j,k}) \times |\omega_{j,k}| - \frac{\lambda}{\sqrt{|\omega_{j,k}|^\beta - |\lambda|^\beta + 1}} \times \frac{1}{e^{\alpha|\omega_{j,k}| - |\lambda|}}, & |\omega_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\omega_{j,k}$ 为改进小波阈值的小波分解系数; $W_{j,k}$ 为改进小波阈值处理后的小波系数。与传统软硬阈值函数相比,该函数克服了在阈值处数据不连续问题,函数曲线较为平滑,并且可根据实际情况灵活调节 α 和 β 两个参数,从而更好地实现去噪效果。

1.2 小波阈值原理

小波分解将信号分解为近似系数(低频成分)和细节系数(高频成分),其中噪声主要集中在高频成分中。

1.2.1 软阈值

小波阈值函数的选择对去噪效果影响较大,通常包括软阈值与硬阈值,然而传统软硬阈值均有弊端,改进小波阈值函数因此而生。改进后的小波阈值函数在消除阈值函数不连续性的同时,能够使函数图像平滑,函数对比如图3所示。

软阈值是指当系数的绝对值不大于阈值时,将其置为0;当系数的绝对值大于阈值时,对系数进行缩放。小波软阈值函数^[15]表达式如式(1)所示,函数图像见图3a)。

$$\hat{w}(i,j) = \begin{cases} \operatorname{sgn}(w(i,j))(|w(i,j)| - T), & |w(i,j)| > T \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $w(i,j)$ 为软阈值的小波分解系数; $\hat{w}(i,j)$ 为软阈值处理后的小波系数; T 为阈值。

1.2.2 硬阈值

小波硬阈值函数^[16]表达式如式(2)所示:

$$\hat{w}(i,j) = \begin{cases} w(i,j), & |w(i,j)| > T \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

软阈值函数在 $|w(i,j)| > T$ 时,会将小波系数向0收缩 T 的量,而硬阈值函数在 $|w(i,j)| > T$ 时完全保留原系数。软阈值处理后的系数更平滑,但会有一些的偏差;硬阈值函数保留了原始较大系数的完整性,但可能会因不连续导致一些问题。硬阈值函数图像见图3b)。

1.2.3 改进小波阈值

小波阈值去噪过程中,软阈值和硬阈值应用广泛。然而,传统的软硬阈值函数均存在阈值处数据不连续等诸多问题。针对这类问题,学者们提出了一系列改进小波阈值函数,克服了以往软硬阈值函数带来的弊端。本文采用改进阈值函数,能在一定程度上解决尖峰和边缘模糊问题,去噪效果更好。小波阈值函数对比见图3c)。

本文使用的改进阈值函数参考文献[14],具体如式(3)所示:

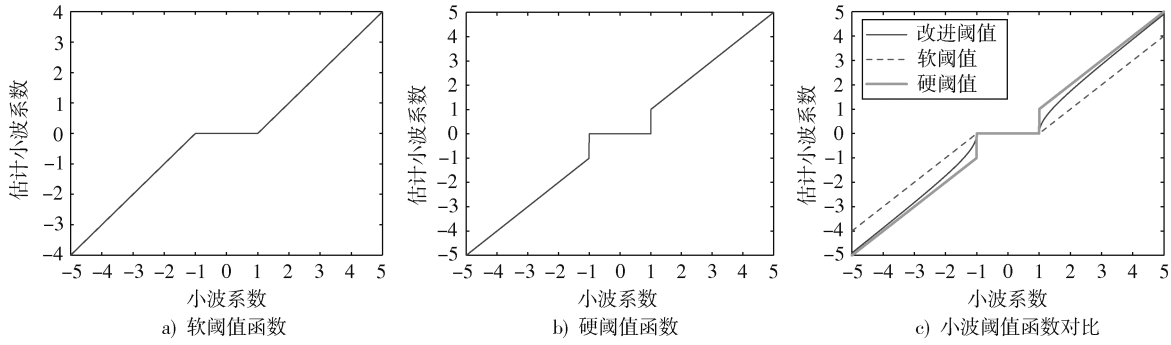


图3 不同小波阈值函数对比

1.3 模糊熵

模糊熵是一种用于衡量模糊集合或模糊系统不确定性的指标,它反映了模糊集所包含的不确定性信息。通过衡量信号中不同模式或状态之间的模糊性或不确定性来反映信号的复杂程度。

对于由 N 个数据组成的时间序列,有:

$$x(n) = (x(1), x(2), \dots, x(N)) \quad (4)$$

按序号组成一组维数为 m 的向量序列,即 $X_1^m, X_2^m, \dots, X_{N-m+1}^m, X_i^m$ 可以表示为:

$$X_i^m = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} - \overline{x_i^m}, \quad 1 \leq i \leq N-m+1 \quad (5)$$

式中 $\overline{x_i^m}$ 表示 X_i^m 的均值。

定义向量 X_i^m 与 X_j^m 的距离为 d_{ij}^m ,如式(6)所示:

$$d_{ij}^m = D_{\text{Chebychev}}(X_i^m, X_j^m) = \max_{k=0,1,2,\dots,m-1} |x(i+k) - x(j+k)| \quad (6)$$

引入模糊隶属度 n 来度量 X_i^m 与 X_j^m 的相似度,对于 $1 \leq j \leq N-m$ 且 $j \neq i$,有:

$$D_{ij}^{m,r,n} = e^{-(d_{ij}^m)^r/n} \quad (7)$$

定义 $\phi^{m,r,n}$ 为:

$$\phi^{m,r,n} = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left[\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^{m,r,n} \right] \quad (8)$$

增加维数到 $m+1$, 计算 X_i^{m+1} 与 X_j^{m+1} 之间的距离 d_{ij}^{m+1} ,即:

$$d_{ij}^{m+1} = \max_{k=0,1,2,\dots,m} |x(i+k) - x(j+k)| \quad (9)$$

对于 $1 \leq j \leq N-m$ 且 $j \neq i$, 计算相似度,如式(10)所示:

$$D_{ij}^{m+1,r,n} = e^{-(d_{ij}^{m+1})^r/n} \quad (10)$$

$$\phi^{m+1,r,n} = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left[\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^{m+1,r,n} \right] \quad (11)$$

信号序列的模糊熵 $\text{FuzzyEn}(m, r, n)$ 如式(12)所示:

$$\text{FuzzyEn}(m, r, n) = \ln \phi^{m,r,n} - \ln \phi^{m+1,r,n} \quad (12)$$

2 振动信号去噪实验

2.1 仿真信号去噪

2.1.1 去噪步骤

图4是对原始信号进行ICEEMDAN分解得到的结果。

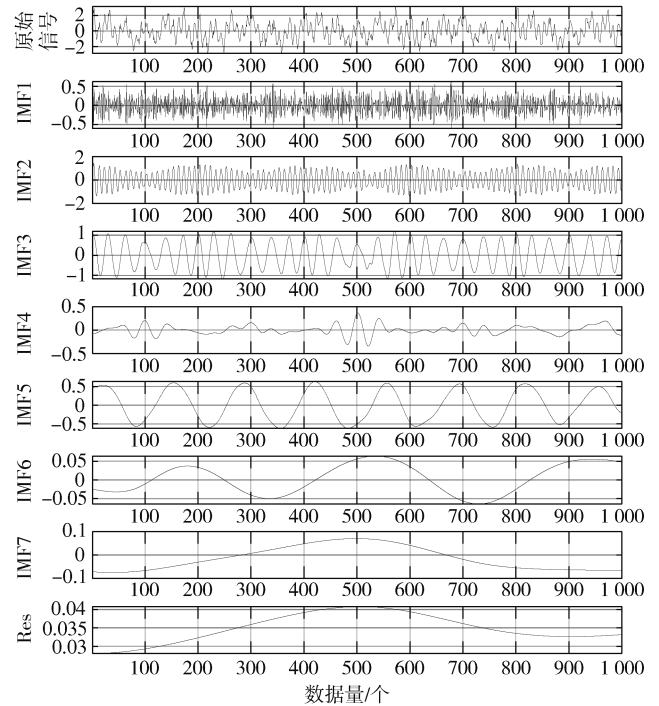


图4 ICEEMDAN分解结果

ICEEMDAN三维展开结果如图5所示。

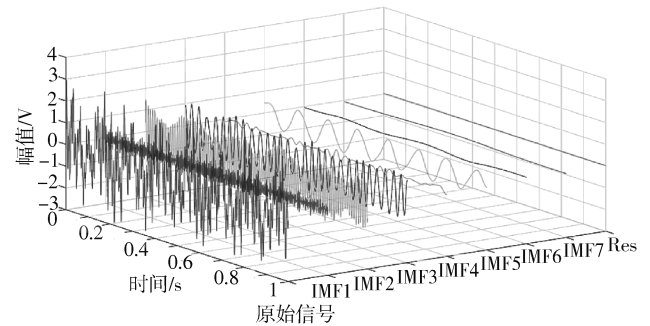


图5 ICEEMDAN三维展开结果

从图4和图5可直观看出原始信号分解为7个IMF分量(IMF1~IMF7)和一个残余项(Res)。每个IMF分量代表信号中不同频率成分的提取,从高频到低频依次排列。

ICEEMDAN 重构误差结果如图6所示。从误差的大小和分布来看,ICEEMDAN算法在重构信号时的误差较小且分布均匀,表明该算法在处理信号时具有较好的重构性能。

原始信号和各IMF对应频谱如图7所示,可以看出,原始信号能量主要分布在低频6~40 Hz以及91~105 Hz,IMF1~IMF5均有与其重合部分,包含大量有效

信息。而IMF6能量集中在0~5 Hz,IMF7能量集中在0~2 Hz,两者均为噪声信号。

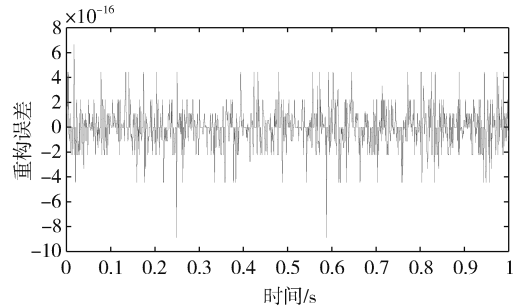


图6 ICEEMDAN 重构误差结果

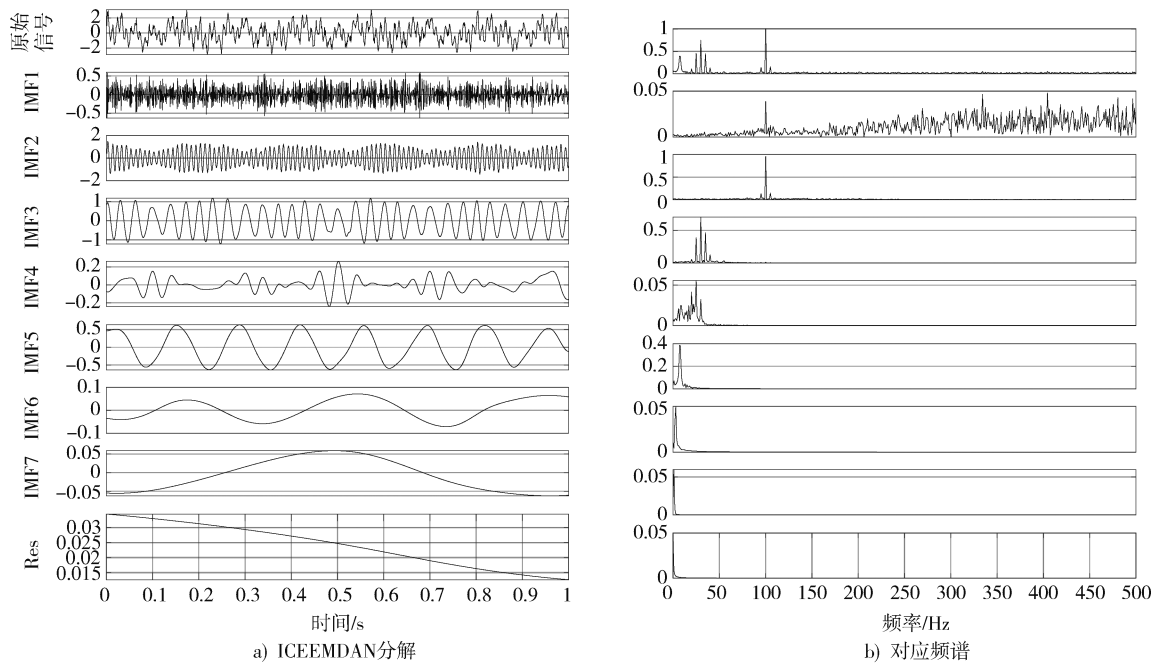


图7 原始信号和各IMF对应频谱

图8由本文方法对振动仿真信号进行去噪所得,结果表明该方法去噪效果较为理想,能够较大程度地还原原始无噪信号且图像比较光滑,浮动较小。

2.1.2 去噪效果评估

信号去噪完成后,需要通过相应参数对不同方法去噪后的结果进行效果评估,利用数据进行科学可靠的分析。而信号评估所用到的参数常有信噪比(SNR)、均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)以及归一化互相关(Normalized Cross-Correlation, NCC),不同方法去噪效果对比如表1所示。

表1 不同方法去噪效果对比

| 评价指标 | ICEEMDAN | 小波阈值去噪 | ICEEMDAN-小波阈值去噪 | 本文方法 |
|--------|----------|----------|-----------------|-----------|
| SNR/dB | 9.045 8 | 11.098 2 | 11.213 | 12.279 3 |
| MSE | 0.149 98 | 0.093 5 | 0.091 06 | 0.071 236 |
| NCC | 0.936 83 | 0.960 86 | 0.961 85 | 0.970 25 |

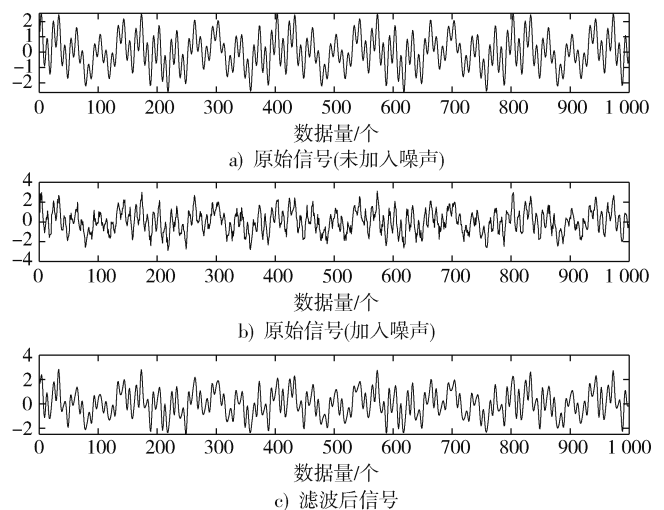


图8 振动仿真信号去噪结果

通过表1可看出,相较于其他3种去噪算法,本文方法去噪后信噪比最高,均方根误差最小,有效信号还原

度最高,去噪效果最为理想。

2.2 实测信号去噪

2.2.1 数据采集

通过数据采集记录设备对实验中的振动数据进行采集,实测振动数据采集工况如图9所示。图9a)为振动实验工况,包括振动台工作、传感器布设、工装结构、固定装置等,图9b)为自研的数据采集记录设备。传感器将外界振动信号转化为微弱的电信号,通过相应放大电路将微弱电信号放大至满足AD采集芯片输入的电压信号,由AD芯片进行采集,FLASH芯片进行数据存储。数据回读时,通过USB接口与上位机进行通信。最终采集到的十六进制振动数据如图9c)所示,本文目标就是对图9c)中的有效数据进行去噪处理。

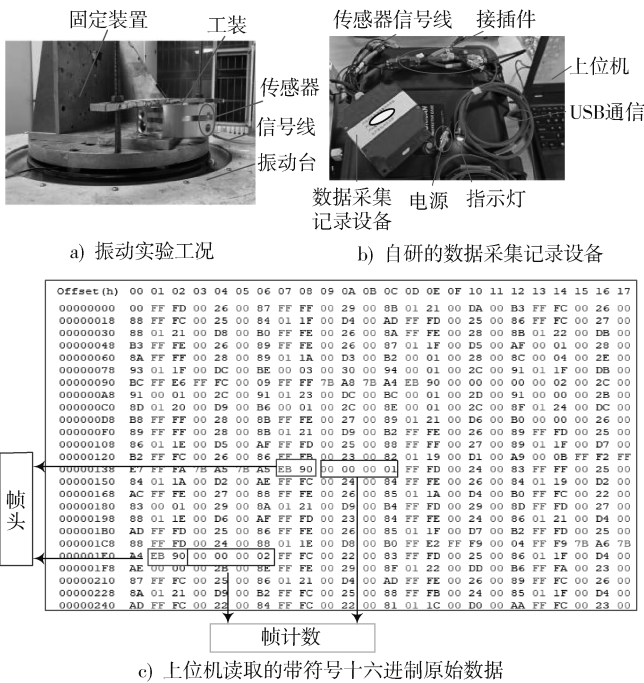


图9 实测振动数据采集工况

2.2.2 信号去噪

信号去噪步骤具体如下。

1) 利用ICEEMDAN自适应性较强的特点,首先对实测信号进行ICEEMDAN分解,得到的分解结果如图10所示。

2) 通过模糊熵特征值提取,筛选出信息主导部分的各IMF,如图11所示。

3) 将保留的各IMF通过改进小波阈值进行二次去噪。

实验发现在小波阈值去噪时,小波基选择db9,分解层数为2的去噪效果较为理想。

4) 将处理后的各IMF分量与余项进行信号重构,得到最终去噪信号。

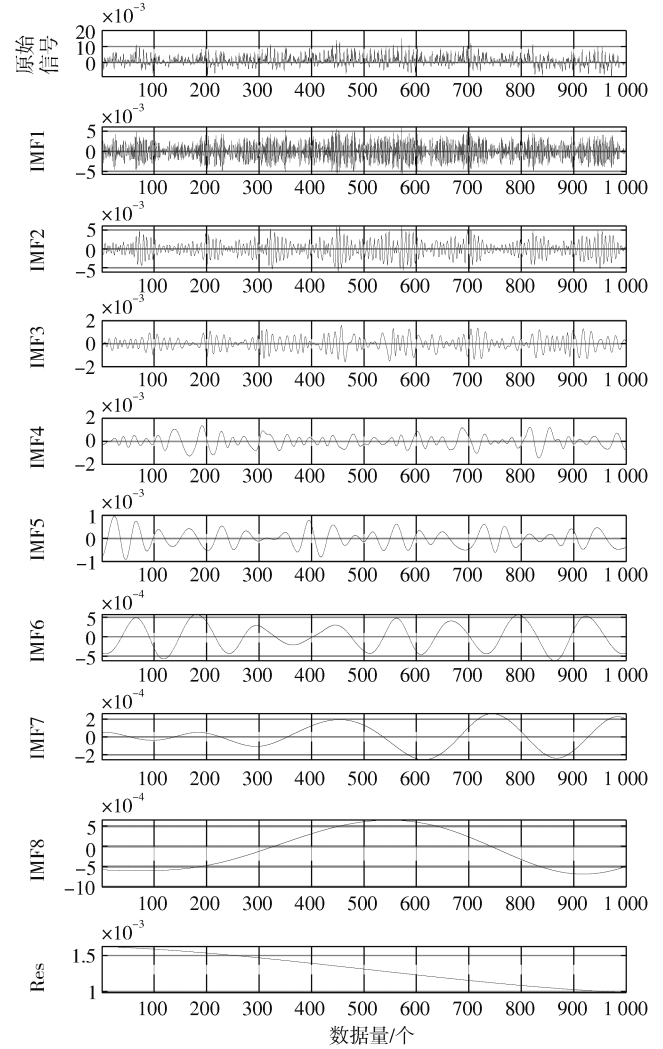


图10 实测信号ICEEMDAN分解结果

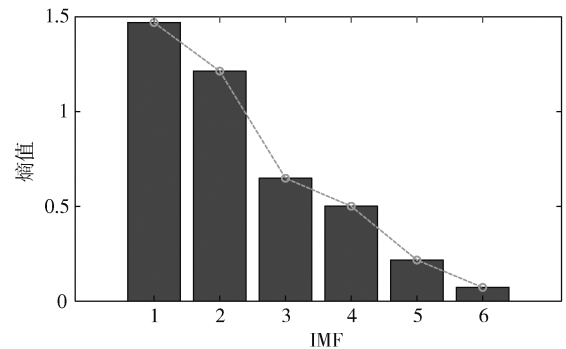


图11 模糊熵特征值提取

2.2.3 不同算法去噪效果比对

ICEEMDAN去噪结果如图12所示,实测信号去噪结果表明,数据波形最为粗糙,波动较大,仅与原始含噪信号重合度较高。

不同算法去噪结果如图13所示,从图中可看出小波阈值去噪结果波形较为尖锐,局部凸起较为明显,不够平滑。ICEEMDAN-小波阈值去噪后,与其他算法

相比,本文方法生成的信号具有更高的平滑度与更低的波动,可有效保留并反映信号的整体演化趋势。但是局部信号微小变化体现不够明显,所包含的有效信息量不够准确完整,且部分数据点处突出较为明显,如0.445~0.46 s处。而ICEEMDAN联合改进小波阈值去噪算法(即本文算法)去噪结果表明,该算法去噪后能准确体现整体趋势以及信号变化,包含有效信息量较为完整,能够较为完整地表示原始纯净信号,效果较为理想。

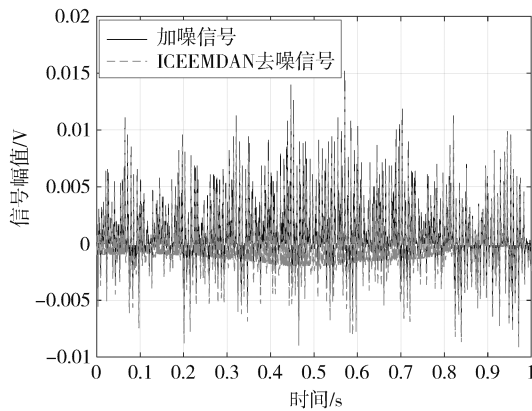


图12 ICEEMDAN去噪结果

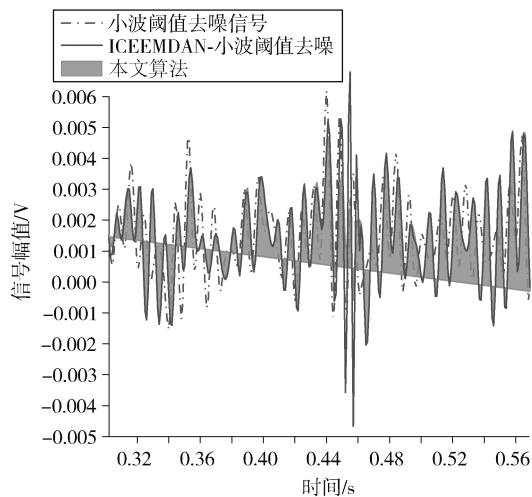


图13 不同算法去噪结果

3 结语

本文通过改进小波阈值函数,结合了软硬阈值函数两者的优点,利用两个可变参数来合理调解阈值,避免了传统软、硬阈值函数带来的一系列问题。结果表明,本文所提出的去噪方法与另外几种去噪方法相比,信号波形较为平滑,在一定程度上提高了信噪比,降低了均

方根误差,能够相对完整地还原原始纯净信号,去噪效果较为理想。今后可广泛应用于各种含噪振动信号去噪中,在理论研究和实际应用方面具有较大价值。

注:本文通讯作者为张斌珍。

参考文献

- [1] 郭涛,石帅,原景超,等.高速存储的弹载数据采集设备设计[J].兵器装备工程学报,2020,41(6):160-163.
- [2] 易文华,刘连生,闫雷,等.基于EMD改进算法的爆破振动信号去噪[J].爆炸与冲击,2020,40(9):77-87.
- [3] 杨韬,王银花,周深武.基于小波阈值去噪和自适应变分模态分解的谐波检测方法[J].淮北师范大学学报(自然科学版),2023,44(1):46-51.
- [4] 鞠景会,赵维刚,田秀淑,等.基于VMD的隧道空洞小波包能量熵提取方法研究[J].振动与冲击,2024,43(22):199-208.
- [5] 闫鹏,张云鹏,周倩倩,等.基于改进EMD的爆破振动信号降噪方法研究[J].振动与冲击,2025,44(1):212-220.
- [6] 曹冲锋,杨世锡,杨将新.大型旋转机械非平稳振动信号的EEMD降噪方法[J].振动与冲击,2009,28(9):33-38.
- [7] 石大磊,傅攀.基于CEEMD的滚动轴承振动信号自适应降噪方法[J].机械与电子,2018,36(11):3-7.
- [8] 康怡泽,姚颖康,董润龙,等.基于ICEEMDAN-多尺度排列熵的拆除爆破振动信号降噪研究[J].振动与冲击,2024,43(13):275-287.
- [9] 孙万麟,王超.基于改进的软阈值小波包网络的电力信号消噪[J].海军工程大学学报,2019,31(4):79-82.
- [10] ZHAO J, LEE J S, XU H, et al. Scanner-dependent threshold estimation of wavelet denoising for small - animal PET [J]. IEEE transactions on nuclear science, 2016, 64(1): 705-712.
- [11] 刘凤山,吕钊,张超,等.改进小波阈值函数的语音增强算法研究[J].信号处理,2016,32(2):203-213.
- [12] 吴叶丽,行鸿彦,李瑾,等.改进阈值函数的小波去噪算法[J].电子测量与仪器学报,2022,36(4):9-16.
- [13] 娄华生,行鸿彦,李瑾,等.基于改进CEEMDAN和小波阈值的雨声信号去噪算法研究[J].电子测量技术,2023,46(7):103-109.
- [14] 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.
- [15] 张震,刘明萍,张镇涛,等.基于CEEMDAN和小波软阈值的电能质量扰动信号去噪新方法[J].现代电子技术,2021,44(18):63-68.
- [16] 檀雪,叶继伦,张旭.改进小波阈值在心电信号去噪中的应用[J].中国医疗器械杂志,2021,45(1):1-5.

作者简介:高祥(2000—),男,陕西西安人,硕士研究生,研究方向为基于FPGA的数据采集系统和数字信号处理。

张斌珍(1974—),男,山西岚县人,博士后,教授,博士生导师,研究方向为微纳机电系统(MEMS)和恶劣环境下的动态测试技术。