

基于 CEEMD 和改进小波阈值的机械密封声发射信号降噪方法

胡龙飞, 高宏力, 石大磊, 林志斌, 李克斯, 赵蕾
(西南交通大学 机械工程学院, 成都 610031)

摘要: 声发射作为一种无损检测结束被广泛应用于多个领域, 针对声发射信号难以从背景噪声中分离的问题, 提出了一种基于互补集合经验模分解 (CEEMD) 与改进小波阈值相结合的降噪方法; 首先对声发射信号进行 CEEMD 分解, 通过峰宽占比确定信噪分量分界点, 对噪声分量进行改进的小波阈值降噪, 将降噪后的分量与其余分量进行信号重构得到最终降噪结果; 通过仿真信号和机械密封声发射实验信号论证了文章中的方法相较于传统小波降噪和 CEEMD 强制降噪更有效。

关键词: 机械密封; 声发射信号; 互补集合经验模态分解; 改进小波阈值降噪

A Noise Reduction Method for Mechanical Seal AE Signal Based on CEMD and Improving Wavelet Threshold

Hu Longfei, Gao Hongli, Shi Dalei, Lin Zhibin, Li Kesi, Zhao Lei
(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: As a nondestructive testing end, acoustic emission is widely used in many fields. Aiming at the problem that acoustic emission signals are difficult to separate from background noise, a noise reduction method based on complementary ensemble empirical mode decomposition (CEEMD) and improved wavelet threshold is proposed. Firstly, the acoustic emission signal is decomposed by CEEMD. The demarcation point of signal-noise component is determined by the ratio of peak width. The noise component is denoised by improved wavelet threshold. The denoised component is reconstructed with the rest of the component to get the final denoising result. The simulation signal and the mechanical seal AE experimental signal demonstrate that the proposed method is more effective than the traditional wavelet denoising and CEMD forced denoising.

Keywords: mechanical seal; acoustic emission signal; complementary set empirical mode decomposition; improved wavelet threshold denoising

0 引言

机械密封是一种典型的旋转机械, 现在已经被广泛应用于核电、化工等各个领域, 自 1885 年首个机械密封专利问世起, 机械密封技术已经取得了很大发展。目前, 在离心机、压缩机等设备上机械密封已经成为了最主要的密封方式, 相比于传统的密封方式, 机械密封在密封性能、可靠性和经济适用等方面都具备明显的优势^[1-3]。机械密封的状态能够直接影响到生产的安全和效率, 因此对机械密封进行状态检测是十分必要的。

声发射技术是目前被广泛应用的一种无损检测技术, 它的具体的原理是: 被测物体内部会产生一种弹性波并随着固体材料的断裂而被释放出来, 弹性波穿过介质到达被

测物体的表面, 并在被测物体表面产生一个位移, 通过声发射传感器采集到被测位移信号并转换为电信号, 然后进一步对转换来的电信号进行放大和记录等处理, 最终使用处理后得到的电信号来表征被测物体表面的损伤程度。目前声发射技术已经被广泛应用于石油化工领域和航天等领域并取得良好效果^[4-6]。

经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD)^[7]作为一种时频分析方法被广泛应用于信号处理中, 其能够自适应地对非线性和非平稳信号进行处理, 以信号本身的固有模态为依据, 将输入信号分解成一组由高频到低频排列的模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF) 和一个单调的不能再分解的残差, 经验模态分解虽然由诸多优点, 但是依存在如模态混叠和端点效应等问题, 影响分解结果。在经验模态分解的基础上, 集合经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)^[8]将多组的高斯白噪声添加到输入信号中, 由于高斯白噪声的均值是零, 所以可以通过多次平均的方式抵消添加的高斯白噪声, 使得分解结果不受添加的高斯白噪声影响, 然后按照经验模态分解的方法进行分解得到一组模态函数, 集合经验模态分解可以在一定程度上克服经验模态分解的模态

收稿日期: 2018-12-26; 修回日期: 2019-01-21。

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助 (2682016CX033)。

作者简介: 胡龙飞 (1994-), 男, 硕士研究生, 主要从事智能化状态监测和故障诊断方向的研究。

高宏力 (1971-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事先进测控技术和系统方向的研究。

混叠现象。Yeh 等^[9]在集合经验模态分解的基础上为了更进一步消除模态混叠现象，提出了互补集合经验模态分解 (Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition, CEEMD)，与集合经验模态分解不同的是，互补集合经验模态向输入信号中添加了两组相反的高斯白噪声，由此得到两组信号，然后分别对这两组信号进行经验模态分解，最后将两组结果平均，得到最终的分解结果。互补集合经验模态分解在集合经验模态分解的基础上进一步减轻了模态混叠现象，并使得最终的分解结果更加彻底。

针对机械密封的声发射信号，考虑到 CEEMD 分解虽然能够较好的消除信号中的背景噪声，但是会造成对高频信号中的有效信号信息丢失和依然存在的模态混叠现象，以及小波降噪能够较好的保留信号中的有效信息，但是不能很好的消除原始信号中的噪声信号的缺点。本文在原有小波阈值降噪的基础上对小波阈值降噪的阈值函数进行改进，并采用将 CEEMD 和改进小波阈值降噪相结合的降噪方法对机械密封声发射信号进行降噪处理，该方法规避了 CEEMD 和小波阈值降噪各自的缺陷并将二者的优点相结合，与传统的降噪方法相比本文提出的方法能够更好地降低背景噪声。

1 CEEMD 降噪原理

1.1 EMD 原理

经验模态分解是将输入信号根据信号本身的固有模态将输入信号分解成一组固有模态函数，分解得到的固有模态函数需要满足两个必要条件：(1) 在整个数据序列内，极值点与过零点的数目相等或差值为一；(2) 局部极大值点确定的上包络线与局部极小值点确定的下包络线二者的均值在任意时刻均为零。EMD 算法的具体流程以下 7 个步骤：

- 1) 计算输入信号 $x(t)$ 的所有极大值点和极小值点。
- 2) 分别对极大值点和极小值点采用三次样条函数拟合得到输入信号的上、下包络线。
- 3) 计算上、下包络线的均值 $m(t)$ ，求得输入信号与上下包络线的均值的差值，得 $c(t) = x(t) - m(t)$
- 4) 通常步骤 3) 得到的 $c(t)$ 并不能够满足上述 IMF 的两个必要条件。令 $x(t) = c(t)$ ，重复步骤 3) 求得新的 $c(t)$ ，直至输入信号与上下包络线的差值 $c(t)$ 满足 IMF 的两个必要条件为止，将此时得到的 $c(t)$ 定义为第一阶 IMF，即 IMF_1 。

5) 求得输入信号 $x(t)$ 与 IMF_1 的差值，并将其定义为一阶余项 $r_1(t)$ ，即 $r_1(t) = x(t) - IMF_1$

6) 将一阶余项作为输入信号，即 $x(t) = r_1(t)$ ，重复步骤 (1) 至步骤 (5)，直至最终的余项为一个不可再分解的单调函数，并将其定义为残差，最终得到 n 阶 IMF 分量和一个残差，即：

$$x(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i + r_n \quad (1)$$

1.2 CEEMD 原理

CEEMD 是以 EMD 为基础，为了减轻 EMD 的模态混叠现象，对其改进算法 EEMD 进行进一步的改进，CEEMD 的算法流程包括以下三步：

步骤一：向输入信号中加入 n 对由相反的正负高斯白噪声组成的辅助白噪声，然后得到两组信号集合：

$$\begin{bmatrix} M_1 \\ M_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S \\ N \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中， S 为输入信号， N 为要加入的辅助高斯白噪声， $M_1 M_2$ 分别为加入相反的正负高斯白噪声后得到的信号，由此可以得到 $2n$ 组信号集合。

步骤二：依次对步骤一中得到的 $2n$ 组信号都进行 EMD 分解，每个信号都可以得到一组模态函数分量，将第 i 个信号分解后产生的第 j 个 IMF 分量记作 c_{ij} 。

步骤三：将分解后得到的 $2n$ 组 IMF 进行平均运算，得到结果作为 CEEMD 分解最终的 IMF 分量^[10]：

$$IMF_j = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} c_{ij} \quad (3)$$

2 改进小波阈值降噪原理

小波阈值降噪的基本原理是首先对输入信号进行小波分解，得到小波系数，然后选定一个恰当的阈值，根据阈值函数对小波分解后产生的系数进行处理，如果小波系数小于阈值，则认为该小波系数是由噪声引起的，并将这个部分系数去除，如果小波系数大于阈值，则认为这部分系数是由信号引起的，并保留这部小波系数，最后将阈值化后得到的小波系数进行重构得到降噪后的信号。由此可见在整个小波阈值降噪过程中，阈值函数的选取起着极其重要的作用，直接决定信号中的噪声部分和有效信号部分，阈值过小会导致信号降噪不充分，阈值过大会导致有效信号丢失。传统的小波阈值选取的方法主要有硬阈值法和软阈值法两种，分别表示为^[11]：

$$h(x) = \begin{cases} xI, & (|x| \geq T) \\ 0, & (|x| < T) \end{cases} \quad (4)$$

$$s(x) = \begin{cases} (x - \text{sgn}(x)T)I, & (|x| \geq T) \\ 0, & (|x| < T) \end{cases} \quad (5)$$

硬阈值法和软阈值法均有各自的优点，但这两种方法也存在间断点和信号失真等问题。本文在硬阈值法和软阈值基础上提出了一种新的阈值选取方法以弥补两种传统方法中存在的不足，改进表达式如式 (6) 所示：

$$y(x) = \begin{cases} xI, & |x| > T_2 \\ \text{sgn}(x) \frac{T_2(|x| - T_1)}{T_2 - T_1} I, & T_1 \leq |x| \leq T_2 \\ 0, & |x| < T_1 \end{cases} \quad (6)$$

式中， T_1 和 T_2 为阈值， $T_2 = aT_1$ ，阈值函数的改变可以通过对 a 的调整来实现， T_1 由下式计算得到：

$$T_1 = \sigma \sqrt{2 \ln N} \quad (7)$$

式中， N 为采样点数， σ 为第 k 层噪声的标准差，按下式估算获得：

$$\sigma = \frac{\text{median}(|x|)}{0.6745} \quad (8)$$

式中, $\text{median}(|x|)$ 表示取第 k 层分解小波系数绝对值的中值。

硬阈值法、软阈值法和改进阈值法的 3 种阈值函数如图 1 所示, 其中横坐标为原始小波系数, 纵坐标为经过阈值函数处理后得到的系数。

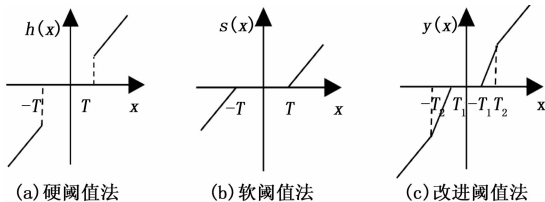


图 1 3 种小波阈值函数对比图

3 CEEMD 与小波阈值降噪结合的原理

CEEMD 虽然可以将信号按模态进行分解并且相较于 EMD 和 EEMD 可以有效抑制模态混叠现象, 但是并没有明确的方法来确定 CEEMD 信噪分量分界点, 还需要进一步区分信号分量和噪声分量。传统的方法以各个模态分量的自相关函数的函数特性为依据, 对输入信号的信噪分界点进行粗略判定, 但是这种判定方法是基于经验的主观性而产生的, 因此误差较大。笔者在自相关函数的特性基础上提出了利用模态分量自相关函数的单边波峰宽度来确定 CEEMD 信噪分离的分界点, 然后对分离后含噪声较多的分量进行改进的小波阈值降噪, 最后将降噪后的信号与剩余模态进行重组的到最终降噪结果。该方法保留了 CEEMD 可以有效消除背景噪声的优点, 克服了小波阈值降噪对背景噪声消除不完全的缺点; 保留了小波阈值降噪能够很好的保留原始信号中的有用信号的优点, 克服了 CEEMD 强制降噪丢失有用信号的缺点; 通过自相关函数的单边波峰宽度占比定量确定噪声分量将二者结合, 达到更好的降噪效果。

$R_x(\tau)$ 的自相关函数, 它能够反映信号在 t_1 和 t_2 时刻取值的相关程度, 常用的是归一化自相关函数:

$$\rho_x(\tau) = \frac{R_x(\tau)}{R_x(0)} \quad (9)$$

式中, $\tau = t_1 - t_2$ 表示不同时间的差值。

对于背景噪声而言, 由于背景噪声是在环境中随机产生的, 因此在各个不同时刻的关联性很弱, 其自相关函数曲线变化陡峭; 而对于有效信号而言, 在各个时刻之间都存在着较强的关联性, 因此有效信号的自相关函数曲线变化缓慢, 虽然有效信号的自相关函数曲线与背景噪声的自相关函数曲线都是在零点处取得最大, 但在二者不同的是前者在其他点处并没有迅速衰减到很小的值。

传统的方法正是通过上述背景噪声的自相关函数曲线与有效信号的自相关函数曲线波形上的特点来主观的确定经验模态分解后产生的各个模态分量的信噪分解点, 这种方法具有一定的主观性。在自相关函数的基础上, 笔者采

用归一化自相关函数曲线的单边波峰宽度来表征曲线的尖锐程度。将不同时刻的自相关函数 $\rho_x(\tau)$ 降到 0.5 时所对应的宽度定义为单边波峰宽度^[11]。即:

$$d = |\tau_2 - \tau_1| \quad (10)$$

其中: $\rho_x(\tau_1) = 1, \rho_x(\tau_2) = 0.5$ 。

为了定量确定 CEEMD 分解后产生的模态分量信噪分界点, 进一步计算单边波峰宽度与最大延迟时间 τ_{\max} 的百分比, 并将其定义为峰宽占比, 即:

$$\lambda_d = \frac{d}{\tau_{\max}} \times 100\% \quad (11)$$

根据信号自相关函数单边波峰宽度与峰宽占比的变化规律, 将 0.5% 设定为峰宽占比的临界值, 即当 $\lambda_d < 0.5\%$ 时, 对应的 IMF 分量为噪声分量, 由于 CEEMD 分解后各个分量的峰宽占比单调递增, 因此第一个满足 $\lambda_d \geq 0.5\%$ 的 IMF 分量所对应的阶数即为信噪分量的分界点。由此可以对分界点进行定量确定。整体流程如图 2 所示。

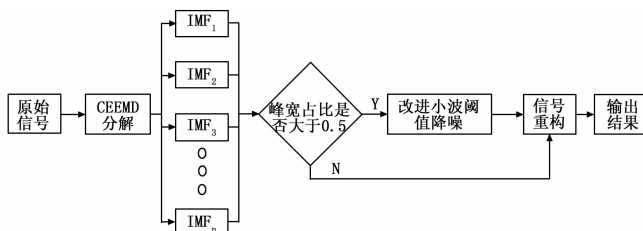


图 2 CEEMD 与改进小波阈值相结合的降噪流程图

4 仿真及实验分析

4.1 仿真信号降噪分析

为了验证本文方法的有效性, 进行了如下仿真, 仿真的原始信号为两个频率分别是 0.3 Hz 和 0.6 Hz 的正弦信号叠加而成, 对原始信号添加服从正态分布 $N(0, 0.5)$ 的高斯白噪声生成仿真信号, 时域波形图如图 3 所示。对仿真信号进行 CEEMD 分解, 得到如图 4 所示的结果。

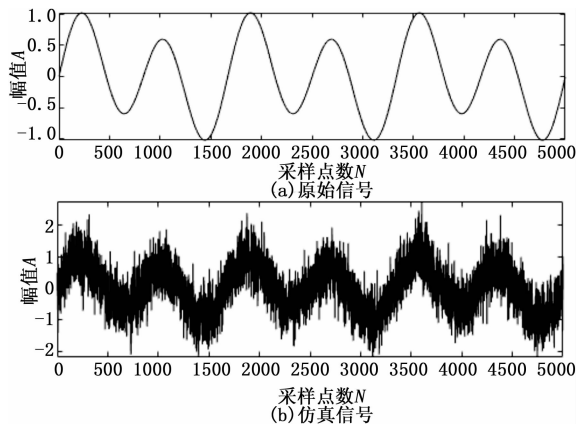


图 3 原始信号与仿真信号

分别结算仿真信号的各个 IMF 的归一化自相关函数, 得到如图 5 所示结果。为了定量的确定仿真信号的信噪分界点, 进一步计算各个自相关函数的单边波峰宽度和峰宽占比, 结果如图 6 所示。将峰宽占比小于 0.5 的 IMF 分量

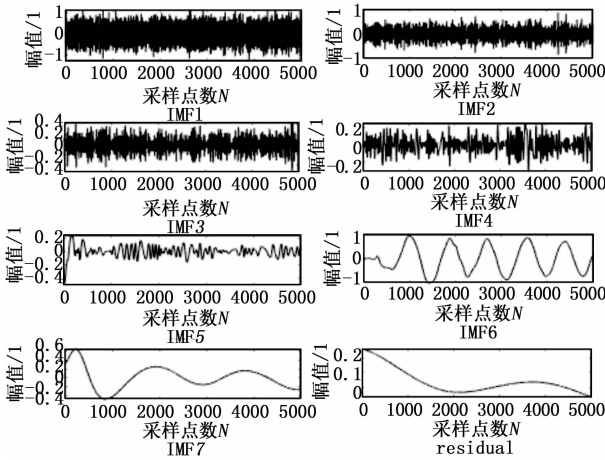


图 4 CEEMD 分解结果

定为噪声分量，确定信噪分界点为 $j = 5$ 。

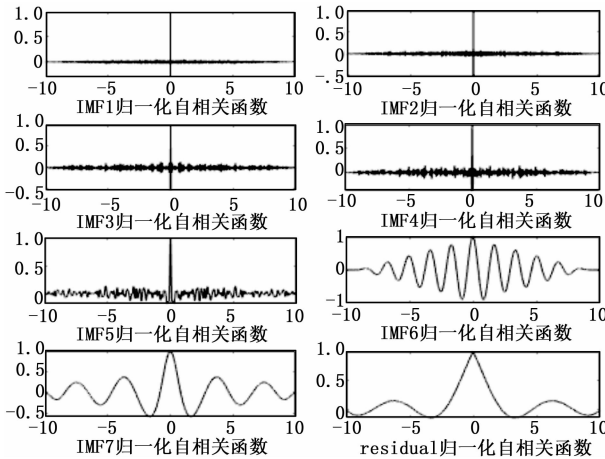


图 5 仿真信号 IMFs 归一化自相关函数

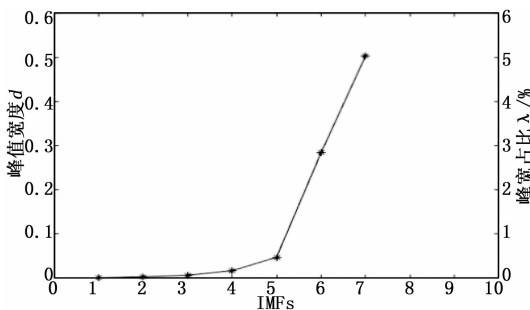
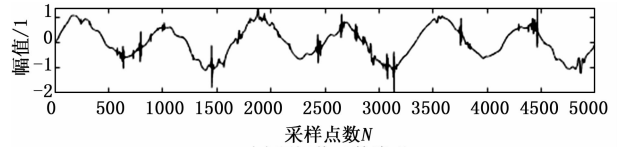


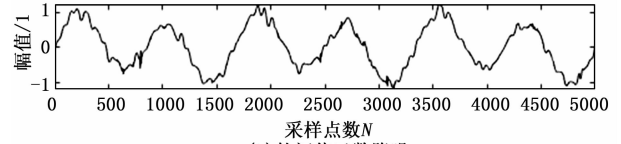
图 6 仿真信号归一化自相关函数波峰宽度与波峰占比

根据计算求得信噪分界点，对 CEEMD 分解后产生的前 5 阶 IMF 分量进行小波硬阈值、软阈值和改进阈值降噪，然后将降噪后的各个分量与其余 IMF 分量进行信号重构，得到如图 7 所示结果。

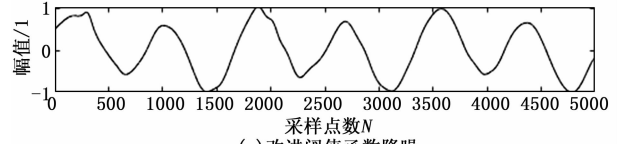
从图中不难看出改进后的阈值降噪明显优于硬阈值法和软阈值法，为了定量的分析 3 种阈值降噪方法的效果，分别计算 3 种降噪的均方根误差、相似度和信噪比。结果如表 1 所示。从 3 个评价指标可以看出改进后的小波阈值降噪效果更好。



(a) 硬阈值函数降噪



(b) 软阈值函数降噪



(c) 改进阈值函数降噪

图 7 仿真信号降噪结果

表 1 3 种降噪算法评价指标对比

评价指标	硬阈值函数	软阈值函数	改进阈值函数
均方根误差	0.1120	0.0894	0.0712
相似度	0.9486	0.9832	0.9894
信噪比	33.7123	38.2128	42.7771

4.2 机械密封声发射信号降噪实验

通过仿真实验，验证了本文提出的 CEEMD 与改进小波阈值相结合的降噪方法的可行性和有效性，为了进一步说明本文方法在实际场景应用种的效果，笔者通过四川成都日机密封件股份有限公司的机械密封实验台采集到一组声发射信号，并对其进行分析。试验台如图 8 所示。

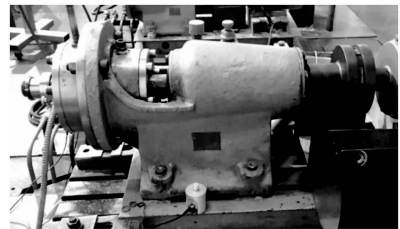


图 8 机械密封试验平台

机械密封声发射信号图和频谱图如图 9 所示，按照本文方法对原始信号进行 CEEMD 分解，结果如图 10 所示。然后计算各个分量的归一化自相关函数和峰宽占比，结果如图 11、图 12 所示。

根据本文的判定准则，将前 8 阶 IMF 分量视为噪声分量，对噪声分量进行改进小波阈值降噪，并将降噪后的分量与其余分量进行重组，最终得到降噪后的信号，并与 CEEMD 强制降噪结果和传统小波降噪结果进行对比，结果如图 13 所示。

由于机械密封端面的声发射信号频率主要出于 0~2.5 kHz 的范围内^[12]因此对 3 种降噪方法的结果进行傅里叶变换，得到频域结果如图 14 所示。从图中可以看出，传统的小波阈值降噪依然保留了大量高于 2.5 kHz 的噪声信号，

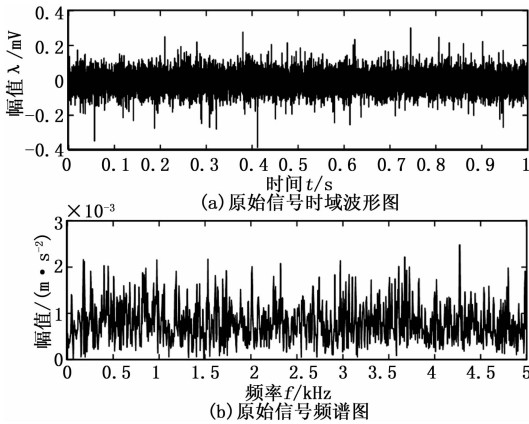


图 9 原始信号的波形图与频谱图

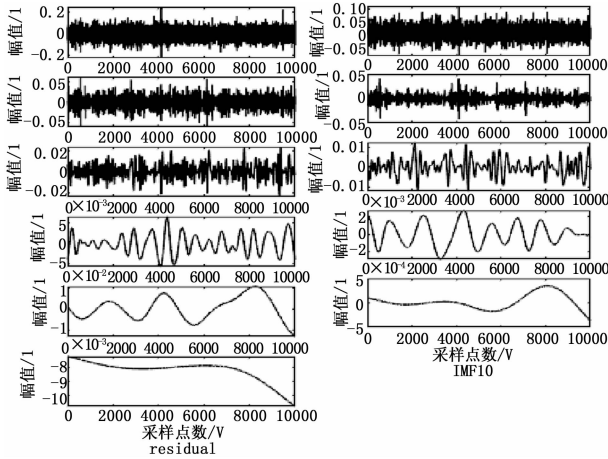


图 10 声发射信号 CEEMD 分解结果

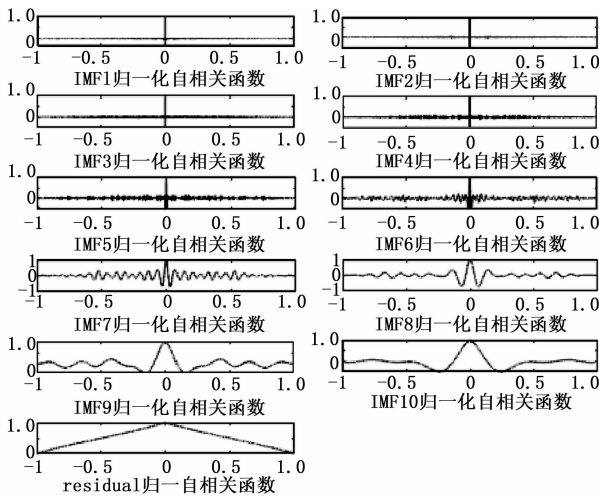


图 11 声发射信号 IMFs 归一化自相关函数

降噪效果不理想; 而 CEEMD 强制降噪则由于直接舍弃高频 IMF 分量导致高频中的有效信号丢失; 相比之下本文提出的 CEMMD 与改进小波相结合的机械密封声发射信号降噪方法有效保留了 0~2.5 kHz 范围内的有效声发射信号, 并对超过 2.5 kHz 的噪声信号进行消除。

5 结论

提出了基于 CEEMD 与改进小波阈值降噪相结合的机

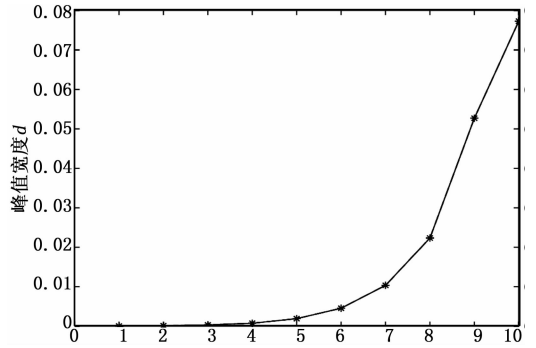


图 12 声发射信号 IMFs 自相关曲线波峰宽度与峰宽占比曲线

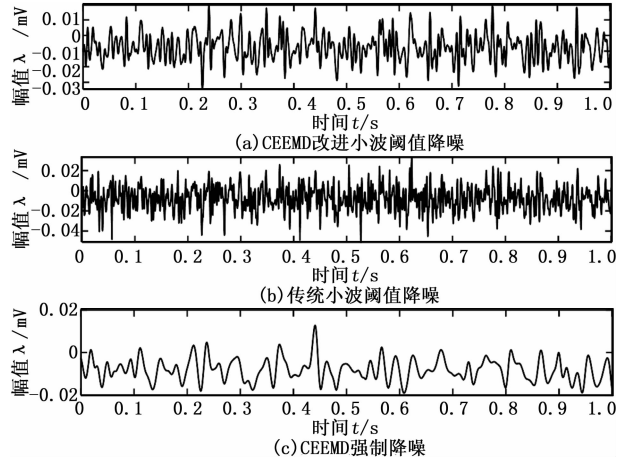


图 13 3种降噪方法时域对比图

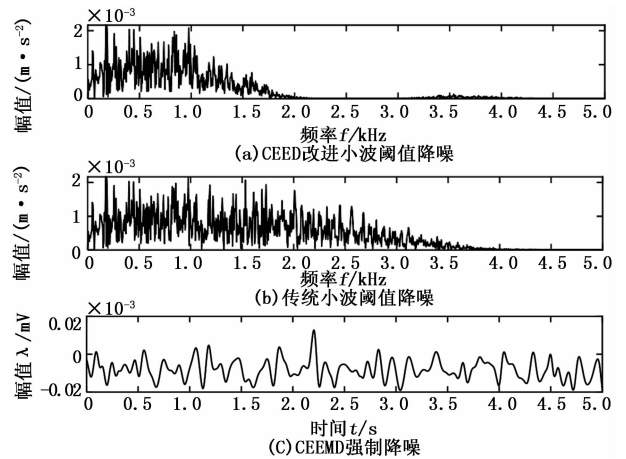


图 14 3种降噪方法频域对比图

械密封声发射信号降噪方法, 并通过峰宽占比定量确定 CEEMD 分解后产生的各个 IMF 分量信噪分界点, 对噪声分量进行改进小波阈值降噪, 并通过仿真信号和评价指标验证证本方法较传统的小波阈值降噪具有更好的效果, 然后通过实验采集机械密封声发射信号, 用本文方法对信号进行降噪, 并与 CEEMD 强制降噪和传统小波降噪对比, 本文方法不仅对有效的消除了噪声信号还保留了有效信号, 证明了本文方法在实际应用中的有效性。

(下转第 166 页)