

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205147

# 基于二次 CEEMD 与时域特征分析的去噪方法\*

周航<sup>1</sup> 丁建<sup>2,3</sup> 林川<sup>1</sup> 李相强<sup>4</sup>

(1. 西南交通大学电气工程学院 成都 611756; 2. 中国电波传播研究所电波环境特性及模化技术重点实验室 青岛 266107; 3. 西安电子科技大学综合业务网理论及关键技术国家重点实验室 西安 710071; 4. 西南交通大学物理科学与技术学院 成都 610031)

**摘要:** 为克服经验模态分解 (EMD) 去噪方法存在的模态混叠以及噪声分量与信号分量区分困难问题, 本文提出了一种基于二次互补集合经验模态分解 (CEEMD) 与时域特征分析的去噪方法。该方法利用 CEEMD 来克服模态混叠问题, 同时基于对 CEEMD 本征模态函数 (IMF) 的时域特征分析来确定噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量的分界点, 据此区分噪声分量与信号分量, 并对分界点相邻两侧的噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量进行二次 CEEMD 分解, 在保留更多有用信号的同时进一步滤除剩余噪声。对含冲击噪声干扰的实际机载平台数据去噪实验结果表明, 新方法通过对噪声分量与信号分量的有效分离, 可以更好地抑制噪声干扰, 明显提升信噪比。

**关键词:** 经验模态分解; 时域特征分析; 本征模态函数; 去噪

**中图分类号:** TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## Denoising method based on secondary CEEMD and time domain feature analysis

Zhou Hang<sup>1</sup> Ding Jian<sup>2,3</sup> Lin Chuan<sup>1</sup> Li Xiangqiang<sup>4</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China; 2. National Key Laboratory of Electromagnetic Environment, China Research Institute of Radiowave Propagation, Qingdao 266107, China; 3. The State Key Laboratory of Integrated Services Network, Xidian University, Xi'an 710071, China; 4. School of Physical Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

**Abstract:** In order to solve the mode-mixing problem of empirical mode decomposition (EMD) and overcome the difficulty of separating the noise components and signal components, a novel denoising method based on secondary complementary ensemble empirical mode decomposition (CEEMD) and time domain feature analysis is presented in this paper. In the proposed method, CEEMD is employed to solve the mode-mixing problem, then the boundary of noise dominant intrinsic mode function (IMF) components and the signal dominant IMF components is determined based on the time domain feature analysis of IMFs returned by CEEMD, whereby the noise components and the signal components are distinguished. Secondary CEEMD decomposition is performed on the noise dominant IMF component and signal dominant IMF component at the boundary to further filter the residual noise while maintain as much useful signal as possible. The experimental results of denoising the actual airborne platform data with impulse noise interference show that the proposed method can better suppress the noise interference and significantly improve the signal-to-noise ratio by effectively separating the noise and signal components.

**Keywords:** empirical mode decomposition; time domain feature analysis; intrinsic mode function; denoising

收稿日期: 2022-01-23 Received Date: 2022-01-23

\* 基金项目: 电波环境特性及模化技术重点实验室基金 (6142403200306)、四川省科技计划 (2023NSFSC0463)、中国电波传播研究所稳定支持科研经费 (A132003W02) 项目资助

## 0 引言

经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 是一种适用于非线性、非平稳信号的信号分析方法<sup>[1]</sup>。相对于其他处理非平稳信号的时频分析方法,如短时傅里叶变换 (short-time Fourier transform, STFT)、Gabor 变换和小波变换等,其优势在于它可以根据信号自身特性分解生成相应的本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF),不需要事先选择基函数,具有良好的自适应性<sup>[2-4]</sup>。基于 EMD 分解,可以有效地实现信号去噪,但也存在模态混叠等问题<sup>[5-7]</sup>。为克服这一问题,通过对白噪声的功率谱密度进行研究,在 EMD 的基础上提出了一种添加辅助白噪声的 EMD 方法,即集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD),有效缓解了模态混叠问题<sup>[8-9]</sup>,但 EEMD 需要通过多次加入不同的辅助白噪声才能够有效地消除辅助白噪声对重构结果的影响,这使得该方法计算量过大<sup>[10-12]</sup>。针对这一问题, Yeh 等<sup>[13]</sup>对 EEMD 方法做了进一步改进,将辅助白噪声采用正、负对的形式加入,更好地消除了重构信号中的残余辅助白噪声,这种方法被称为互补集合经验模态分解 (complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD)。

EMD 去噪方法在重构过程中需要去除噪声 IMF 分量而保留信号 IMF 分量,但如何有效地区分噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量则是实际应用所面临的一个关键问题。当信噪比较低时,基于 IMF 能量差异判断信号与噪声 IMF 分量分界点的方法不再奏效。此外,在噪声主导 IMF 分量中可能包含有少量有用信号,信号主导 IMF 分量中也可能含有少量噪声信号,若能对主要的噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量进行进一步的分解处理,可以更好地提升去噪效果。基于上述分析,并考虑到噪声 IMF 分量与信号 IMF 分量通常具有不同的时域特征,本文提出了一种基于二次 CEEMD 与时域特征分析的去噪方法,基于对 CEEMD 分解得到的 IMF 分量进行时域特征分析,区分噪声主导 IMF 分量和信号主导 IMF 分量。对分界点处的噪声主导 IMF 分量和信号主导 IMF 分量,分别再次采用 CEEMD 进行二次分解,在保留有用信号的同时进一步滤除噪声。相对于原有的去噪方法,该方法在抑制噪声的同时更好保留了有用信号的信息。

## 1 互补集合经验模态分解 (CEEMD) 方法

EMD 是一种基于信号局部极值的自适应信号分析方法,它能够任一时间信号  $x(t)$  分解成一系列的 IMF

分量,每个 IMF 分量均满足以下两个条件:1) 信号极值的数目和零点的数目必须相等或最多相差一个;2) 在任意一点处,极大值包络和极小值包络的平均值为 0<sup>[1,14]</sup>。

CEEMD 是基于 EMD 的改进方法,CEEMD 分解的主要步骤如下<sup>[15]</sup>:

步骤 1) 向原始信号中加入  $M$  组正、负成对形式的辅助白噪声,加入正、负辅助白噪声后得到的信号分别记为  $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ ,由此得到的信号个数为  $2M$ ,表达式如下:

$$\begin{bmatrix} y_1(t) \\ y_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ n(t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中:  $x(t)$  为原始含噪信号;  $n(t)$  为均值为 0 的辅助高斯白噪声;  $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$  分别为加入正、负辅助噪声后得到的信号。

步骤 2) 对步骤 1) 中得到的  $2M$  个信号分别进行 EMD 分解,每一个信号经过分解都可以得到一组 IMF 分量,记第  $i$  个信号经过分解得到的第  $j$  个分量为  $c_{ij}$ ;

步骤 3) 将步骤 2) 中求得的  $2M$  组对应 IMF 分量进行求和取平均运算,得到信号  $x(t)$  经过 CEEMD 分解后的各阶 IMF 分量,其中第  $j$  个 IMF 分量为:

$$c_j = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^{2M} c_{ij} \quad (2)$$

虽然 CEEMD 可以较好地克服 EMD 分解的模态混叠问题,但是分解得到的各 IMF 分量中噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量并未得到有效区分,且噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量分界点处的 IMF 分量,仍有较多的有用信号与噪声混杂在一起而难以分离。

## 2 新去噪方法

### 2.1 新方法基本流程

针对前面所述 CEEMD 方法去噪存在的问题,本文提出了一种新去噪方法,其整体流程如图 1 所示。新方法首先采用 CEEMD 对原始含噪信号进行第 1 次分解,考虑到噪声 IMF 分量与信号 IMF 分量具有不同的时域特征,基于对所分解各 IMF 分量的时域特征分析来确定噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量的分界点,区分噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量。此外,考虑到分界点处的噪声主导 IMF 分量中可能包含有少量有用信号以及信号主导 IMF 分量可能包含有少量噪声,进一步对分界点相邻两侧的噪声主导 IMF 分量和信号主导 IMF 分量进行第二次 CEEMD 分解,将噪声主导 IMF 分量中的有用信号进行保留,同时将信号主导 IMF 分量中的少量噪声滤除。对于第二次 CEEMD 分解得到的 IMF 分量,同样采用时域特征分析的方法区分噪声主导 IMF 分量和信号主导 IMF 分量。最后通过将第 1 次和第 2 次分解得到的信号主导 IMF 分量进行相加重构,得到最终的

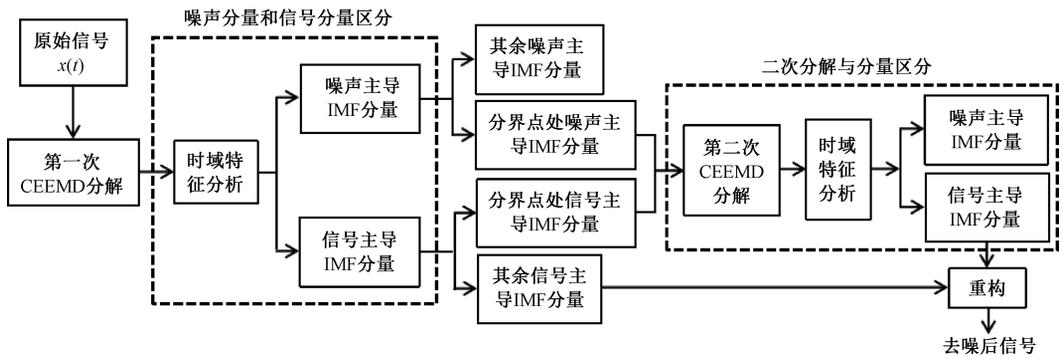


图 1 新去噪方法流程

Fig. 1 Flow chart of the proposed denoising method

去噪信号。

### 2.2 第一次 CEEMD 分解及分量区分

将原始含噪信号经过第一次 CEEMD 分解后得到的  $n$  个 IMF 分量分别记为  $IMF_1, IMF_2, \dots, IMF_n$ 。一般情况下,噪声主要集中于高频部分(对应低阶 IMF 分量),有用信号则相对更多地分布于低频部分(对应高阶 IMF 分量)。通过对所分解各阶 IMF 分量进行时域特征分析,基于噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量的时域特征差异来确定噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量的分界点。设阶数  $a$  为噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量的分界点,则噪声主导分量对应阶数  $a$  及之前的 IMF 分量( $IMF_i, 1 \leq i \leq a$ ),信号主导分量对应阶数  $a$  之后的 IMF 分量( $IMF_i, i > a$ )。

在时域特征分析中,常用的典型时域特征包括均方根、脉冲因子、方差、峭度因子等。其中,均方根和方差反映的是信号的波动程度和离散程度;脉冲因子、峭度因子能够反映振动信号的冲击特性。它们的定义公式如表 1 所示。其中,  $x_i$  为采样信号 ( $i=1, 2, \dots, N$ );  $N$  为采样点的个数;  $\bar{x}$  为采样信号的平均值。

表 1 常用时域特征

Table 1 Commonly used time domain feature

特征参数	公式
均方根	$x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
脉冲因子	$I_f = \max  x_i  / \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  x_i $
方差	$\sigma_x^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$
峭度因子	$K = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ( x_i  - \bar{x})^4 / \sigma_x^4$

### 2.3 第二次 CEEMD 分解与信号重构

为了更多地保留噪声主导 IMF 分量中的部分有用信号与进一步滤除信号主导 IMF 分量中的少量噪声,在第

一次 CEEMD 分解的基础上,对阶数分界点  $a$  相邻两侧的噪声主导分量  $IMF_a$  和信号主导分量  $IMF_{a+1}$  分别再次进行 CEEMD 分解,并将噪声主导 IMF 分量  $IMF_a$  第二次 CEEMD 分解后得到的  $m$  个 IMF 分量分别记为:  $IMF_{a,1}, IMF_{a,2}, \dots, IMF_{a,m}$ , 将信号主导分量  $IMF_{a+1}$  第二次 CEEMD 分解后得到的  $l$  个 IMF 分量分别记为:  $IMF_{a+1,1}, IMF_{a+1,2}, \dots, IMF_{a+1,l}$ 。对于第 2 次分解得到的各 IMF 分量,同样基于时域特征分析来确定噪声主导 IMF 分量和信号主导 IMF 分量的分界点,设噪声主导 IMF 分量  $IMF_a$  第二次 CEEMD 分解后噪声主导 IMF 分量和信号主导 IMF 分量的分界点阶数为  $b$ ,信号主导分量  $IMF_{a+1}$  第二次 CEEMD 分解后噪声主导 IMF 分量和信号主导 IMF 分量的分界点阶数为  $d$ 。在信号重构时,将第 1 次分解后的信号主导 IMF 分量与第 2 次分解后的信号主导 IMF 分量进行叠加,即可得到去噪后的信号  $y(t)$ 。信号重构公式如下:

$$y(t) = \sum_{i=a+2}^n IMF_i + \sum_{j=b+1}^m IMF_{a,j} + \sum_{k=d+1}^l IMF_{a+1,k} \quad (3)$$

## 3 实验分析

下面选取一段机载平台实际接收的含噪数据进行去噪处理。该数据为 16 位整型,对应的采样率为 2 MSPS,为了方便分析,对背景噪声与含噪数据各取 1 024 个点的一段数据进行分析。

含噪数据与背景噪声的时域波形分别如图 2、3 所示,图中信号的幅值只是直接读取数据的结果,并非实际对应的真实电压值,实际接收信号的平均功率大约为  $-120 \sim -100$  dBm,横坐标为时域数据点数。有用信号为单载波频分多址(SC-FDMA)通信体制的一段同步头信号,为峰值恒定的连续波形式,其仿真理想波形如图 4 所示。由图 2、3 可以看出,背景噪声为冲击型噪声,且在噪声峰值附近存在较剧烈振荡,对连续波形式的有用信号造成强烈局部干扰。

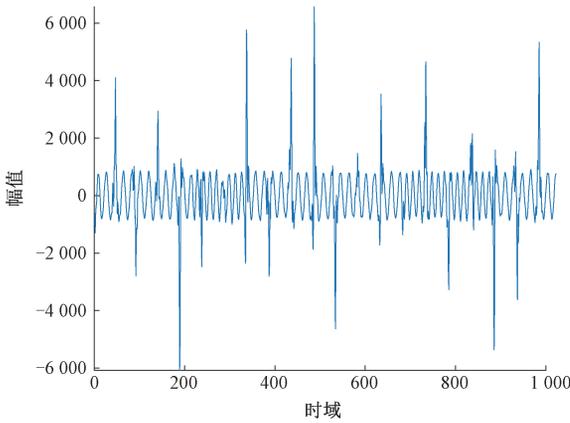


图2 含噪信号波形

Fig. 2 Contaminated signal waveform

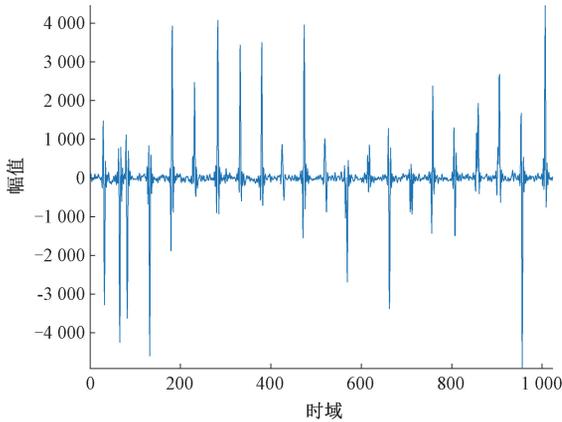


图3 背景噪声波形

Fig. 3 Background noise waveform

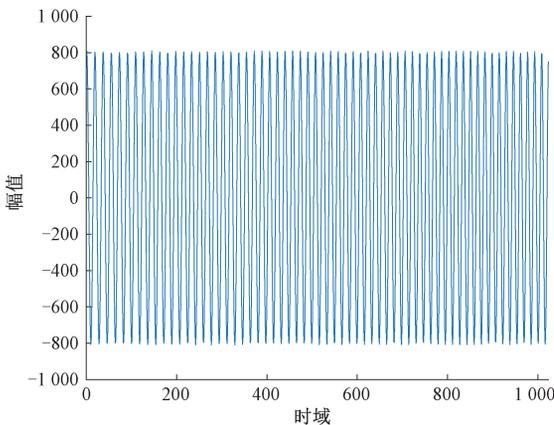


图4 同步头仿真理想波形

Fig. 4 Simulated ideal synchronous head waveform

### 3.1 第一次 CEEMD 分解

在对信号进行 CEEMD 分解时,两次 CEEMD 分解过程所添加辅助白噪声的标准差均为原信号标准差的 0.4

倍,添加的次数均为  $2 \times 5 = 10$  次。对含噪信号进行第 1 次 CEEMD 分解得到的 IMF 集如图 5、6 所示。

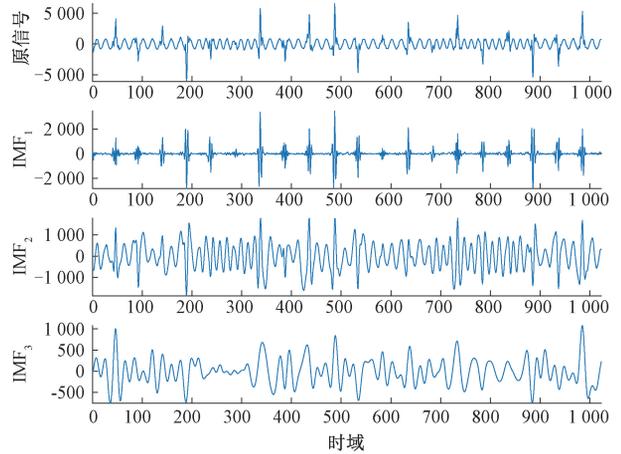


图5 第1次分解得到的 IMF<sub>1</sub>~IMF<sub>3</sub>

Fig. 5 IMF<sub>1</sub>~IMF<sub>3</sub> from first CEEMD decomposition

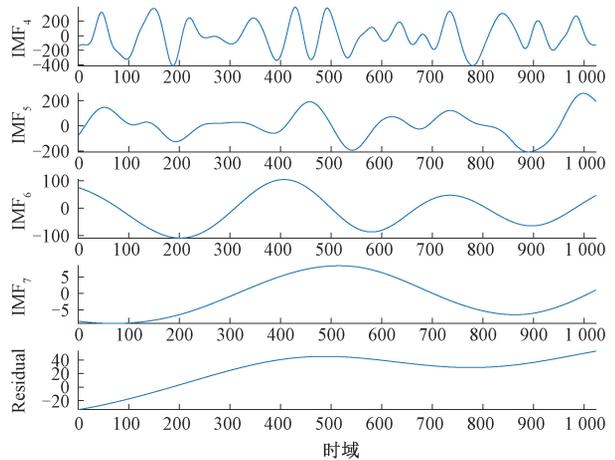


图6 第1次分解得到的 IMF<sub>4</sub>~IMF<sub>7</sub>

Fig. 6 IMF<sub>4</sub>~IMF<sub>7</sub> from first CEEMD decomposition

由图 5 可以发现,CEEMD 分解得到的 IMF<sub>1</sub> 具有与图 3 背景噪声相似的间歇性冲击特征,主要为噪声分量。由于该背景噪声为冲击型噪声干扰,而时域特征参数中峭度因子能够反映振动信号的冲击特性,因此本例中选用峭度因子来区分噪声主导 IMF 分量和信号主导 IMF 分量。具体地,将根据峭度因子的最大下降跳变点来确定噪声主导 IMF 分量和信号主导 IMF 分量的分界点,即当第  $q$  个 IMF 分量的峭度因子  $K_q$  出现最大下降跳变 ( $K_q/K_{q+1}$  取最大值)时,把对应的阶数  $q$  作为噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量的分界点。将阶数  $q$  及其之前的 IMF 分量作为噪声主导 IMF 分量;将阶数  $q$  之后的 IMF 分量作为信号主导 IMF 分量。

根据表 1 中峭度因子公式计算出的第一次 CEEMD

分解后各 IMF 分量的峭度因子如图 7 所示,从中可知峭度因子出现最大跳变所对应的阶数为  $q=1$ 。因此,将  $IMF_1$  作为噪声主导 IMF 分量,将  $IMF_2 \sim IMF_7$  归为信号主导 IMF 分量,这与前面对  $IMF_1$  分量和背景噪声的波形特征分析相吻合。接下来将对分界点  $q=1$  相邻两侧的噪声主导分量  $IMF_1$  与信号主导分量  $IMF_2$  分别进行第二次 CEEMD 分解,使得在进一步滤除噪声的同时,尽可能更多地保留有用信号。

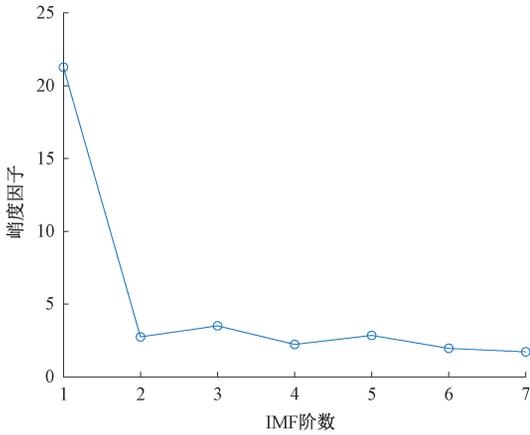


图 7  $IMF_1 \sim IMF_7$  的峭度因子变化曲线

Fig. 7 Kurtosis factor curve of  $IMF_1 \sim IMF_7$

### 3.2 第二次 CEEMD 分解

对第一次 CEEMD 分解得到的噪声主导 IMF 分量  $IMF_1$  进行第二次 CEEMD 分解得到的前 5 阶 IMF 集如图 8 所示。

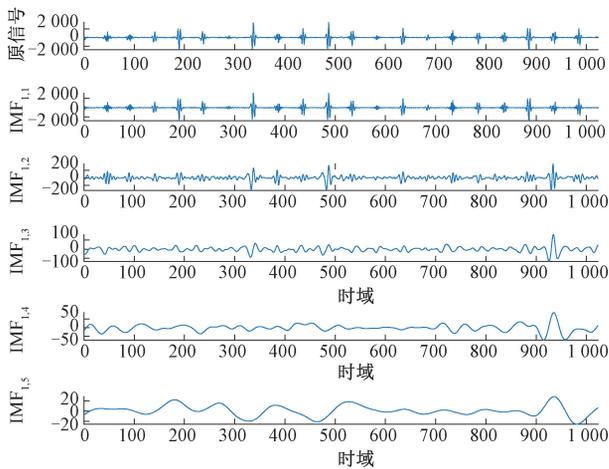


图 8  $IMF_1$  第二次 CEEMD 分解得到的  $IMF_{1,1} \sim IMF_{1,5}$

Fig. 8  $IMF_{1,1} \sim IMF_{1,5}$  from secondary CEEMD decomposition of  $IMF_1$

对  $IMF_1$  进行第二次 CEEMD 分解后各分量的峭度因子如图 9 所示,从图中可知,峭度因子最大下降跳变点

所对应的阶数为  $q=4$ 。因此,将  $IMF_{1,1} \sim IMF_{1,4}$  作为噪声主导 IMF 分量,将  $IMF_{1,5} \sim IMF_{1,7}$  作为信号主导 IMF 分量。

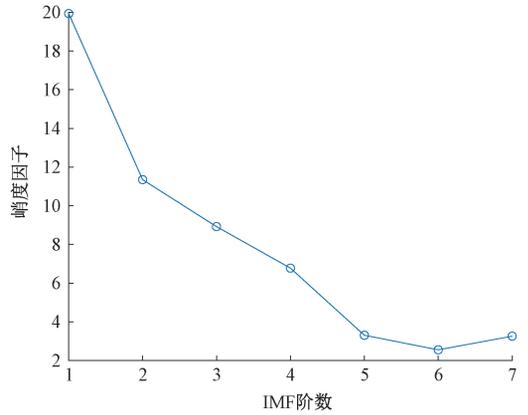


图 9  $IMF_{1,1} \sim IMF_{1,7}$  的峭度因子变化曲线

Fig. 9 Kurtosis factor curve of  $IMF_{1,1} \sim IMF_{1,7}$

对第 1 次分解得到的信号主导 IMF 分量  $IMF_2$  进行第二次 CEEMD 分解,分解后的前 3 阶 IMF 集如图 10 所示。

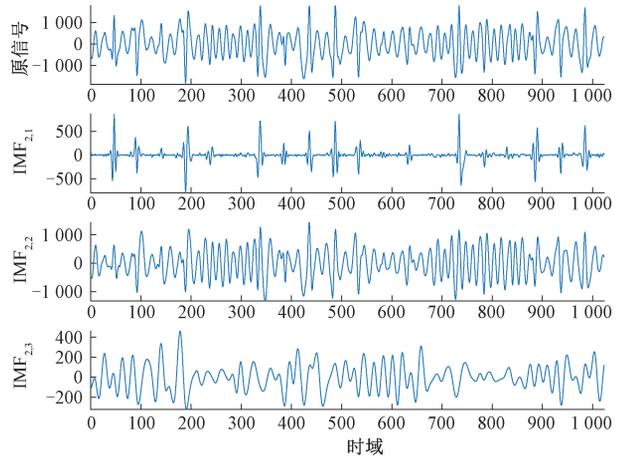


图 10  $IMF_2$  第二次 CEEMD 分解得到的  $IMF_{2,1} \sim IMF_{2,3}$

Fig. 10  $IMF_{2,1} \sim IMF_{2,3}$  from secondary CEEMD decomposition of  $IMF_2$

对  $IMF_2$  进行第二次 CEEMD 分解后各分量的峭度因子如图 11 所示。由图 11 可知,峭度因子最大跳变点所对应的阶数为  $q=1$ ,因此,将  $IMF_{2,1}$  作为噪声主导 IMF 分量,将  $IMF_{2,2} \sim IMF_{2,7}$  作为信号主导 IMF 分量。

### 3.3 信号重构

若直接将第一次 CEEMD 分解得到的噪声主导 IMF 分量舍弃,对信号主导 IMF 分量进行叠加重构,则去噪后信号的表达式为:

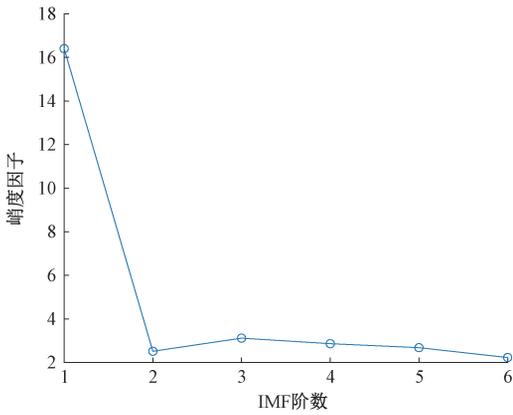


图 11 IMF<sub>2,1</sub>~IMF<sub>2,7</sub> 的峭度因子变化曲线

Fig. 11 Kurtosis factor curve of IMF<sub>2,1</sub>~IMF<sub>2,7</sub>

$$y_1(t) = \sum_{i=2}^7 IMF_i \quad (4)$$

本文对二次 CEEMD 分解后的信号主导 IMF 分量进行叠加重构,去噪后信号的表达式为:

$$y_2(t) = \sum_{i=3}^7 IMF_i + \sum_{j=5}^7 IMF_{1,j} + \sum_{k=2}^7 IMF_{2,k} \quad (5)$$

原始含噪信号、一次 CEEMD 分解去噪和二次 CEEMD 分解去噪后得到的信号时域波形对比如图 12 所示。由图 12 可知,由于 CEEMD 较好克服了模态混叠问题,且基于峭度特征分析可以有效区分 CEEMD 分解的噪声主导 IMF 分量和信号主导 IMF 分量进而滤除大部分干扰噪声,使用 CEEMD 方法去噪后得到的信号中冲击噪声的幅值得到了有效抑制,冲击噪声的振荡部分也得到了有效消除,波形变得更加平滑。如图 12 中局部放大的波形所示,由于二次 CEEMD 分解去噪对第一次 CEEMD 分解临界点处的噪声主导 IMF 分量与信号主导分量进行进一步分解与噪声分量滤除,与一次 CEEMD 分解去噪相比,二次 CEEMD 分解去噪后冲击噪声的幅值得到进一步抑制,且二次 CEEMD 分解去噪能够有效地消除一次 CEEMD 分解去噪后波形中存在的少量振荡。对于图 12 中二次 CEEMD 分解去噪后仍旧存在的少量尖峰,其平滑度与周期特征非常接近有用信号,可通过对尖峰左右相邻零点所包含的尖峰区域进行压缩处理,将尖峰的峰值压缩到信号的平均峰值。峰值压缩后得到的波形与原始含噪信号波形对比如图 13 所示。由图 13 可知,经过两次 CEEMD 分解去噪处理后的信号有效滤除了原始信号中存在的冲击噪声。

### 3.4 信噪比改善评估

信噪比定义为信号功率与噪声功率的比值,一般用分贝(dB)表示,其定义公式如式(6)所示。

$$SNR = 10 \lg \left( \frac{P_s}{P_n} \right) \quad (6)$$

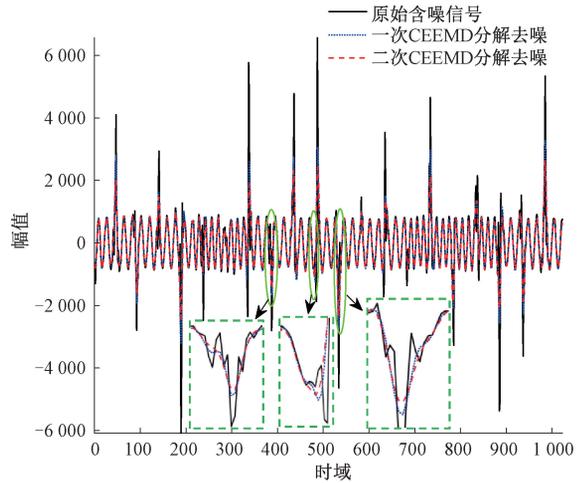


图 12 一次与二次 CEEMD 分解重构去噪结果

Fig. 12 The denoised results by first and secondary CEEMD

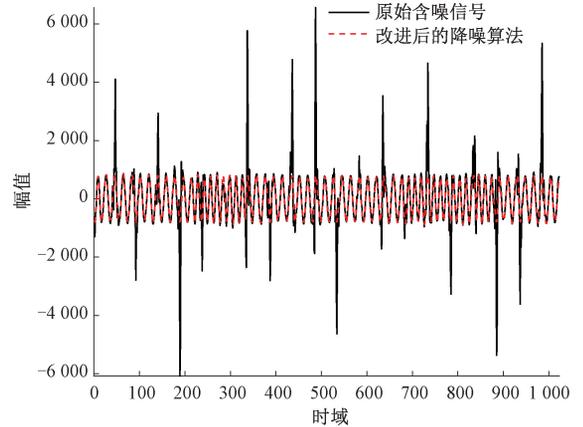


图 13 峰值压缩后去噪信号与原始含噪信号波形对比

Fig. 13 Comparison of the denoised signal after peak compression and the original contaminated signal

其中,  $P_s$ 、 $P_n$  分别为有用信号与噪声的功率。对于实际接收的含噪信号,由于无法将其中的理想信号与噪声彻底分离,因此实际上无法直接依据式(6)计算信噪比。为了评估新去噪方法对实际数据去噪后获得的信噪比改善,采用对实际含噪信号模拟仿真的方式计算去噪前后的信噪比。用如图 4 所示的仿真理想信号作为有用信号,将之与图 3 所示的背景噪声直接相加获得模拟的含噪信号。然后应用前面所述的二次 CEEMD 去噪方法对模拟的含噪信号进行去噪处理,去噪前后的信号及理想有用信号的对比如图 14 所示,处理结果与图 13 所示的实际含噪信号处理结果相似。由于该模拟仿真中的理想有用信号已知,因此可以直接根据式(6)计算去噪前后的信噪比,计算结果如表 2 所示。由图 14 与表 2 可知,经过二次 CEEMD 去噪处理后的信号波形与理想信号的波形基本相吻合,相对于去噪前信噪比改善了 13.17 dB。

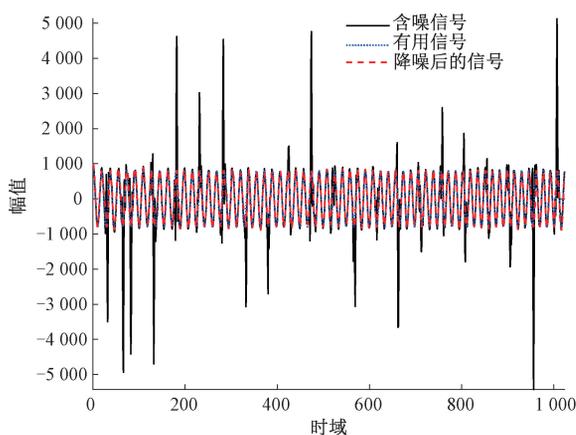


图 14 去噪前后信号与理想有用信号波形对比

Fig. 14 Comparison of signal and ideal useful signal waveforms before and after denoising

表 2 二次 CEEMD 去噪前后信噪比改善

Table 2 The signal-to-noise ratio before and after CEEMD denoising (dB)

去噪前 SNR	去噪后 SNR	SNR 改善
-1.04	12.13	13.17

## 4 结 论

本文提出了一种基于二次 CEEMD 分解与时域特征分析的去噪方法,在克服 EMD 模态混叠问题的同时,相对于 EEMD 分解提高了计算效率,同时也较好解决了 EMD 去噪实际应用中存在的噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量区分问题。新方法通过对 CEEMD 分解后各阶 IMF 分量的时域特征差异来确定噪声主导 IMF 分量与信号主导 IMF 分量的分界点,并分别对临界点相邻两侧的噪声主导 IMF 分量和信号主导 IMF 分量进行第二次 CEEMD 分解,减少了直接舍弃噪声主导 IMF 分量带来的有用信号损失,进一步滤除了信号主导 IMF 分量中的少量噪声。对机载平台实际接收含噪数据的去噪处理结果表明,该去噪方法在对背景冲击噪声干扰进行去除的同时,可以有效保留有用信号,具有良好的去噪性能。

## 参考文献

- [ 1 ] 韩建群,石旭东. 基于 EMD 航空发电机定子绕组故障检测方法[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(10): 34-37,49.  
HAN J Q, SHI X D. Detection method for the internal stator winding fault in aircraft generator based on EMD[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(10): 34-37,49.
- [ 2 ] 周围,梁琦. 非平稳信号实时谱分析算法及其 FPGA

实现[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2018, 30(5): 633-641.

ZHOU W, LIANG Q. Real-time spectrum analysis algorithm for non-stationary signal and its implementation on FPGA platforms[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2018, 30(5): 633-641.

- [ 3 ] NISHAT T R, KIM C H, KIM J M. Bearing fault classification using ensemble empirical mode decomposition and convolutional neural network [J]. Electronics, 2021, 10(11): 1248.

- [ 4 ] 耿读艳,王晨旭,赵杰,等. 基于 CEEMDAN-PE 的心冲击信号降噪方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6): 155-161.

GENG D Y, WANG CH X, ZHAO J, et al. Research on BCG signal de-nosing method based on CEEMDAN and PE[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 155-161.

- [ 5 ] 颜上取,汤昊,刘备,等. 基于压缩感知的 HIFU 回波信号降噪研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(11): 19-25.

YAN SH Q, TANG H, LIU B, et al. Research on HIFU echo signal denoising based on compressed sensing technology[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(11): 19-25.

- [ 6 ] CHENG Y, WANG Z W, CHEN B Y, et al. An improved complementary ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and its application to rolling element bearing fault diagnosis [J]. ISA Transactions, 2019, 91: 218-234.

- [ 7 ] 张慧,孟克其劳,张占强,等. 基于 CEEMDAN 和 HHT 的谐波检测方法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(6): 83-87.

ZHANG H, MENG K Q L, ZHANG ZH Q, et al. Harmonic detection method based on CEEMDAN and HHT[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(6): 83-87.

- [ 8 ] WU Z H, HANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1: 1-41.

- [ 9 ] 范勇,王鹏,张宁超. 基于改进 EMD 与 SOM 神经网络的自动机驱动机构故障诊断研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(8): 5-10.

FAN Y, WANG P, ZHANG Y CH. Research on automaton driving mechanism fault diagnosis based on improved EMD and SOM neural network [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39(8): 5-10.

- [10] PENG K C, CAO X Q, LIU B N, et al. Ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise with convolution based gated recurrent neural network: A new deep learning model for South Asian high intensity forecasting[J]. *Symmetry*, 2021, 13(6): 931.
- [11] CHUI K T, GUPTA B B, LIU R A W, et al. Handling data heterogeneity in electricity load disaggregation via optimized complete ensemble empirical mode decomposition and wavelet packet transform [J]. *Sensors*, 2021, 21(9): 3133.
- [12] 付林军,王凤随,刘正男.改进自适应 CEEMD 方法在心电信号去噪中的应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(4): 50-57.  
FU L J, WANG F S, LIU ZH N. Application of improved adaptive CEEMD method in denoising of ECG signals [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(4): 50-57.
- [13] 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.
- [14] HU M F, ZHANG S Q, DONG W, et al. Adaptive denoising algorithm using peak statistics-based thresholding and novel adaptive complementary ensemble empirical mode decomposition[J]. *Information Sciences*, 2021, 563: 269-289.

- [15] XI X G, ZHANG Y, ZHAO Y B, et al. Denoising of surface electromyogram based on complementary ensemble empirical mode decomposition and improved interval thresholding [J]. *The Review of Scientific Instruments*, 2019, 90(3): 035003.

### 作者简介



**周航**, 2021 年于东北电力大学获得学士学位, 现为西南交通大学硕士研究生, 主要研究方向为信号处理、故障检测等。

E-mail: 1804485546@qq.com

**Zhou Hang** received his B. Sc. degree from Northeast Electric Power University in 2021. Now he is a M. Sc. candidate in Southwest Jiaotong University. His main research interests include signal processing and fault detection.



**林川** (通信作者), 2003 年于西南交通大学获得学士学位, 2010 年于西南交通大学获得博士学位, 现为西南交通大学副教授, 主要研究方向为信号处理、电磁成像、智能检测等。

E-mail: lin\_langai@163.com

**Lin Chuan** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Southwest Jiaotong University in 2003 and Ph. D. degree from Southwest Jiaotong University in 2010, respectively. Now he is an associated professor in Southwest Jiaotong University. His main research interests include signal processing, electromagnetic imaging and intelligent detection.