

文章编号: 1006-1355(2014)05-0171-06

一种改进的集合平均经验模态分解去噪方法

屈中阳, 李鸿光

(上海交通大学 机械系统与振动国家重点实验室, 上海 200240)

摘要: 针对现有非平稳信号去噪处理中的难点, 提出一种改进的基于集合平均经验模态分解(EEMD)去噪方法, 该方法根据本征模态函数(IMF)能量从被测信号中估计出噪声, 使用估计的噪声代替EEMD方法中添加的噪声, 最后将集合平均IMF分量累加得到去噪信号。使用相关性判据剔除了EMD分解产生的伪IMF分量, 改进了噪声估计方法。仿真表明, 改进的方法能够对调幅调频含噪信号进行有效的去噪处理。

关键词: 振动与波; 集合平均经验模式分解; 去噪; 噪声估计; 阈值处理

中图分类号: O422.6

文献标识码: A

DOI编码: 10.3969/j.issn.1006-1355.2014.05.038

An Improved EEMD-based Denoising Method

QU Zhong-yang, LI Hong-guang

(State Key Laboratory of Mechanical System and Vibration, Shanghai Jiaotong University,
Shanghai 200240, China)

Abstract: An improved EEMD-based denoising method is proposed for denoising processing of non-stationary signals. In this method, the noise is estimated and extracted from the measured signals based on the intrinsic modal function (IMF) energy method, and used to replace the additional noise in the EEMD method. Then, all the accumulative mean IMF components and the residuals are summed up to get the denoised signals. A correlation criterion is used to eliminate the pseudo IMF components after each EMD decomposing, and the noise estimation procedure is improved. Simulation results prove that the improved method is effective in denoising of AM-FM noise signals.

Key words: vibration and wave; EEMD; denoising; noise estimation; thresholding

非平稳信号由于其成分复杂, 具有非线性、时变等特征, 一直是去噪处理中的难点^[1]。对分析旋转机械等的振动信号而言, 具有自适应特征的EMD比小波分析更有效^[2], 同时, EMD去噪方法与小波阈值去噪^[3, 4]相比, 能更大的提高信噪比, 更有效的提取出信号特征^[5, 6]。虽然EMD是现有常用的时频分析技术之一^[7, 8], 但是在很多EMD去噪研究中, 或者将第一个IMF分量视为噪声IMF分量^[9, 10], 或者直接重构含有噪声的IMF分量^[11, 12], 或者对噪声IMF分量进行统一的硬阈值、软阈值处理^[5, 9]。这些方法有未考虑到以下问题:

1) 第1个IMF分量可能含有实际信号成分, 甚至有可能是信号的高频成分;

2) 每个IMF分量含有的都是有色噪声, 所以需要基于各个噪声IMF分量的特征针对进行阈值处理;

3) 直接对IMF分量上的数据点进行阈值处理会造成信号不连续性问题;

4) 噪声估计过程本身有较大误差。WU, Huang^[13]使用EMD研究了白噪声的能量分布特征, Yannis^[14]和Sreedevi^[15]在此基础上研究了基于IMF能量的去噪方法, 收到了良好的效果, 但直接从信号中减去估计噪声会引入新的噪声, 为了进一步提升去噪效果, 本文使用估计噪声代替EEMD方法中添加的噪声^[9], 使用相关性判据^[16]剔除了伪IMF分量, 使用区间阈值处理^[14]改进了噪声估计, 仿真结果表明, 改进的方法能够对强噪声背景下的非平稳信号进行有效的去噪处理。

收稿日期: 2014-01-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(11372176)

作者简介: 屈中阳, 男, 河南信阳人, 硕士生, 主要研究方向: 振动信号处理。

通信作者: 李鸿光, 男, 上海交通大学博士生导师。

E-mail: hgli@sjtu.edu.cn.

1 EMD去噪方法

经验模式分解(EMD)^[17]是一种自适应的时频域信号处理方法,能将任何信号分解成一系列定义为本征模态函数(IMF)的简单分量,IMF分量代表根植于信号内的自然振动。EMD基于信号自身的特征来分解信号,所以尤其适合于非稳态和非线性的信号。

EMD过程有以下形式的结果

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

式中 $r_n(t)$ 代表趋势项,本征模态函数 $\{c_k(t), k=1, \dots, n\}$ 是零均值的频率调制和幅值调制波形。

Yannis^[14]提出了基于IMF能量的去噪方法。主要思路是,对一个特定类型的噪声进行EMD后得到噪声IMF分量,计算该噪声各个IMF分量的能量,假设被测信号中含有的是该噪声成分,计算被测信号IMF分量的能量,那么,噪声IMF分量和含噪信号IMF分量之间的能量差就表明了含噪信号中存在实际的信号成分。对信号去噪也就意味着选择包含实际信号的IMF分量,抛弃主要含有噪声的IMF分量,进行信号的部分重构。如果含噪信号IMF分量的能量与噪声IMF分量的能量差不多,就将其视为主要含有噪声IMF分量。

实际不可能得到信号中的噪声成分进行EMD,然后估计相应的IMF能量。所以,上述方法的有效性依赖于噪声IMF分量的能量能否直接由实际的含噪信号估计出来。如果把第一个IMF分量视为噪声IMF分量,其他IMF分量的功率谱呈现出自相似特征,IMF能量 E_k 的半对数形式 $\log_2 E_k$ 随着 k ($k \geq 2$) 的增大而减小。根据文献^[13]对于白噪声信号分析,噪声IMF分量的能量可以根据下式估计

$$\hat{E}_k = \frac{E_1}{\beta} \rho^{-k}, k=2, 3, 4, \dots, r \quad (2)$$

其中 E_1^2 是假设作为噪声的第一个IMF的能量, β , ρ 是与具体EMD过程筛选次数有关的参数。

2 改进的EEMD去噪方法

Wu和Huang^[18]等提出了集合平均模式分解方法(EEMD),EEMD方法通过对添加噪声的信号进行EMD分解,取集合平均IMF分量作为结果,有效的解决了EMD方法中的模式混叠问题^[19]。

基于IMF能量的去噪方法包括噪声IMF分量选择和噪声估计两个重要概念。使用相关性判据剔除了EMD分解产生的伪IMF向量,使用区间阈值改进

了噪声估计方法。估计的噪声可能含有实际信号成分,因此在改进的方法中,并不用含噪信号直接减去估计噪声得到去噪信号,而是使用被测信号中估计的噪声来代替EEMD方法中添加的噪声,最后将集合平均IMF分量累加得到去噪信号。与传统的去噪方法不同,使用实测信号中的内在噪声去除背景噪声,在足够多次数的EMD过程后,一系列重构的噪声信号在平均IMF分量中能够抵消彼此,因此,能够对信号去噪,加强信号的特征成分。此外,因为EMD方法的自适应特征,该方法能够分析多成分信号,它具有自动分离和鉴别多特征信号的能力^[9]。

2.1 伪IMF分量剔除

由于端点泄露和模式混叠等问题,EMD分解后得到的IMF分量有时候并不是信号的成分,称之为伪IMF。

将IMF与原信号之间的相关性作为判据^[16],来判断哪些IMF是信号的真实分量,哪些IMF是伪IMF,并作为残差的一部分。判断方法如下:(1)计算IMF分量 $\{c_k(t), k=1, \dots, n\}$ 与原信号的相关系数 $\{cor_i, i=1, \dots, n\}$; (2)若 $cor_i \geq \mu$, 保留该IMF分量 $c_i(t)$, 否则将该IMF分量并入残差中。

取一个包含两个正弦分量的信号 $s(t) = \sin(2\pi \times 50t) + \sin(2\pi \times 100t)$, 对其进行EMD分解,得到的IMF分量如图1所示。可以看出,除第1个和第2个IMF外,其余的都是伪IMF分量,通过相关系数(见图1)计算表明,若相关系数低于一定的阈值,则可以判断其为伪IMF,将其加进残差分量中。

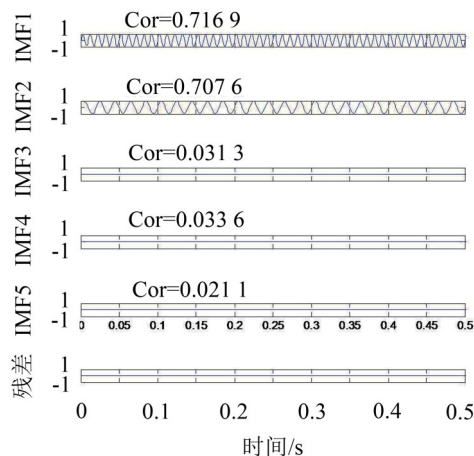


图1 仿真信号的IMF分量和残差

2.2 噪声估计

为了从 $x(t)$ 中估计 $\hat{n}(t)$, 根据IMF能量原理,首先选择可能的仅含噪声的IMF分量,然后使用阈值处理选择的IMF分量。如果噪声的IMF能量由

$\{E_{n_k}, k=2, \dots, n\}$ 给出, E_{n_k} 表现出自相似的特征, 其半对数随 $k(k \geq 2)$ 的增大而减小。Flandrin^[20]研究了含有高斯噪声的信号, $\{E_{n_k}, k=2, \dots, n\}$ 的估计由下式给出

$$\hat{E}_{n_k} = \frac{\hat{E}_{n_1}}{\beta} \rho^{-k} \quad (3)$$

其中 \hat{E}_{n_1} 为估计的噪声第1个IMF分量的能量, $k=2, 3, \dots, n$ 。 β, ρ 是主要与筛选迭代次数相关的参数。可以根据大量的独立噪声和相应的IMF分量来估计这些参数。根据Flandrin的研究, 95%置信区间内, $\beta=0.719$, $\rho=2.449$, 99%置信区间内 $\beta=0.719$, $\rho=1.919$ 。

Jing Yuan等^[9]将第1个IMF分量视为噪声IMF分量, 实际上, 第1个IMF分量中仍然还有一些信号成分, 其含有的信号信息将会污染信号的其余部分。为了消除这种不利影响, 首先对第1个IMF分量进行2.3小节介绍的基于EMD特征的区间阈值处理, 得到第1个IMF分量中的噪声成分, 然后估计 \hat{E}_{n_1} 。

根据以上分析, 改进的噪声估计算法如下。

(1) 使用2.1小节介绍的相关性判据, 利用EMD方法将 $x(t)$ 分解成 $\{c_k(t), k=1, \dots, n\}$ 和 $\{r_n(t)\}$ 。

(2) 使用2.3小节介绍的基于EMD特征的区间阈值方法, 估计出第1个IMF分量 $c_1(t)$ 的噪声成分 $c_{1n}(t)$ 。

(3) 计算 $c_{1n}(t)$ 的能量 \hat{E}_{n_1} 及 $\{c_k(t), k=1, 2, \dots, n\}$ 的能量 $\{E_k, k=1, \dots, n\}$ 。

(4) 使用式(3)分别取 $\beta=0.719$, $\rho=2.449$ 和 $\rho=1.919$ 估计 $\{\hat{E}_{n_k, 95\%}, k=2, 3, \dots, n\}$ 和 $\{\hat{E}_{n_k, 99\%}, k=2, 3, \dots, n\}$ 。

(5) 如果 $\hat{E}_{n_k, 95\%} \leq E_k \leq \hat{E}_{n_k, 99\%}$, 选择 $c_k(t)$ 作为可能的仅含噪声的IMF。如果 $|\hat{E}_{n_k, 95\%} - E_k| \leq \alpha$ 或者 $|\hat{E}_{n_k, 99\%} - E_k| \leq \alpha$, 选择 $c_k(t)$ 作为可能的仅含噪声的IMF分量。其中 α 是用户自定义的偏差极限值。否则, 认为 $c_k(t)$ 是可能的不含噪声的分量。

(6) 将可能的仅含噪声的IMF分量, 重新整理成 $\{c_l(t), l=1, \dots\}$ 。

注意到, 选择的仅含噪声的IMF分量不可避免的包含有一些特征。为了准确的估计 $\hat{n}(t)$, 采用2.3小节介绍的基于EMD特征的区间阈值处理方法, 对 $\{c_l(t)\}$ 进行阈值处理得到 $\check{c}_l(t)$ 。最后, 计算出估计的噪声信号 $\hat{n}(t)$

$$\hat{n}(t) = \sum_l \check{c}_l(t) + c_{1n}(t) \quad (4)$$

2.3 区间阈值处理

为了增强去噪效果, 对选择的主要含有噪声IMF分量进行了阈值处理, 以保留其中的实际信号成分。低能量的IMF部分可能被噪声严重污染, 因此取各个IMF分量中阈值以下的序列作为噪声成分^[21]。

对于IMF分量进行类似小波阈值处理的直接应用, 无论是硬阈值处理还是软阈值处理, 都会对重构信号的连续性造成严重影响^[14]。这是由于IMF分量是零均值的幅值或频率调制波形, 于是, 即使在无噪声的情况下, 在区间 $z_j^{(i)} = [z_j^{(i)}, z_{j+1}^{(i)}]$ 内, 第 i ($i=1, 2, \dots, N$) 个IMF分量幅值的绝对值, 在零穿越点 $z_j^{(i)}$ 和 $z_{j+1}^{(i)}$ 附近肯定会低于任何一个非零的阈值。也就是说, 对于单独一个IMF的各个数据点处的幅值, 不可能推导出它们中的哪一个是噪声还是有用信号。然而, 可以依据对应于 $z_j^{(i)}$ 区间的极值 $h^{(i)}(r_j^{(i)})$ 来猜测 $z_j^{(i)}$ 区间主要是噪声还是实际信号。如果该区间段内的时间序列中不存在信号, 该区间内极点位置的绝对值处于阈值以下。或者说, 如果存在强信号, 该区间内极点位置的绝对值会大于阈值。此外, 由于每个IMF分量中, 噪声和信号有相同的带宽, 在极值点时间处, 信号的支配地位会持续至整个零极点穿越区间内IMF分量上的数据^[14]。因此, 根据EMD特征的区间阈值处理如下式所示

$$\check{c}_l^{(i)}(z_j^{(i)}) = \begin{cases} h^{(i)}(z_j^{(i)}), & |h^{(i)}(z_j^{(i)})| \leq T_i \\ 0, & |h^{(i)}(z_j^{(i)})| > T_i \end{cases} \quad (5)$$

其中 $j=1, 2, \dots, N_z^{(i)}$, 对应于第 i 个IMF分量的第 j 个零穿越点。 $h^{(i)}(z_j^{(i)})$ 是从 $z_j^{(i)}$ 到 $z_{j+1}^{(i)}$ 之间内第 i 个IMF分量上的值。 $\check{c}_l^{(i)}(z_j^{(i)})$ 是在 $z_j^{(i)}$ 区间内估计的噪声, T_i 是阈值。

实际上, 每个IMF含的噪声都是有色噪声, 每个分量含有的噪声都不同。这种情况下, 阈值一定要与各个分量的尺度相关。选用与IMF相关的常用阈值的乘数形式

$$T_k = C \sqrt{E_k 2 \ln N} \quad (6)$$

其中 C 是常数, E_k 为第 k 个IMF分量的能量, N 为序列长度。该阈值很大可能性的保证了归属于噪声的成分, 其幅值会降低, 进而能够通过阈值处理保留下来, 组成噪声成分。

根据IMF的标准差估计值使用下式计算相应的

IMF 能量

$$E_k = \hat{\sigma}_k^2 \quad (7)$$

其中使用基于中值的稳定估计量估计了噪声的标准差^[14]

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{median}(|c_i|: i=1, \dots, N)}{0.6475} \quad (8)$$

即使存在信号的成分,也可以使用上式中的标准差估计噪声。实际上可以使用式(7)估计所有 IMF 分量的能量。

2.4 算法

令 $s(t)$ 表示真实信号, $n(t)$ 表示噪声,所以实测信号 $x(t)$ 是

$$x(t) = s(t) + n(t) \quad (9)$$

从原始信号中重构的噪声信号不仅用在对信号去噪,还能减少模式混叠,从而生成准确的 IMF 分量。该方法的算法总结为如下步骤:

(1) 对 $x(t)$ 进行 EMD。

(2) 根据 2.1 小节的相关性依据,重新生成 IMF 分量。

(3) 使用 2.2 小节方法估计噪声分量 $\hat{n}(t)$, ^记号表示估计。

(4) 对 $\hat{n}(t)$ 进行重新排序得到第 j 个版本的噪声信号 $\hat{n}_j(t)$, 相应的重构信号记为 $\hat{x}_j(t)$

$$\hat{x}_j(t) = \hat{s}(t) + \hat{n}_j(t) \quad (10)$$

其中 $\hat{s}(t) = x(t) - \hat{n}(t)$ 表示估计的无噪信号。

(5) 使用 EMD 方法将 $\hat{x}_j(t)$ 分解成 IMF 分量 $\{c_{j,k}(t), k=1, \dots, n\}$ 和趋势项 $\{r_{j,n}(t)\}$, k 是 IMF 下标。

(6) 重复步骤(3)(4)(5) r 次,直到满足停止准则^[9]。

(7) 去噪后的信号如下式

$$\bar{s}(t) = \sum_{k=1}^n \bar{c}_k(t) + \bar{r}_n(t) \quad (11)$$

其中 $\bar{c}_k(t)$, $\bar{r}_n(t)$ 为集合平均 IMF 分量和残差

$$\bar{c}_k(t) = \frac{\sum_{j=1}^r c_{j,k}(t)}{r}, \quad \bar{r}_n(t) = \frac{\sum_{j=1}^r r_{j,n}(t)}{r} \quad (12)$$

第(3)步通过用不同版本的噪声重构信号进行 EMD 得到 IMF,然后取 IMF 的集合平均,可以消除噪声估计误差的影响。同时, $\hat{n}_j(t)$ 是 $\hat{n}(t)$ 的重新排列版本,改变了 $\hat{x}_j(t)$ 高频成分,所以也改变了极值的位置,因此,重构版本的噪声信号有利于减轻信号的不连续性,减轻模式混叠。此外,对于高斯类型的噪声序列,EMD 可以看做是一个动态的滤波器组^[13, 22],重构的噪声信号能够用于重建 EMD 滤波器的滤波性能,并且把不同尺度的信号投射到合适的

IMF 上。

定义了相对噪声误差来确定集合平均数 r 。假设经过了 m 次 EMD 过程,得到 1 组 IMF 分量 $\{c_{j,k}(t), j=1, m, k=1, \dots, n\}$ 和趋势项 $\{r_{j,n}(t), j=1, \dots, m\}$,其中 j 表示第 j 次进行 EMD 分解, k 表示第 k 个 IMF。计算 $\{c_{j,k}(t)\}$ 和 $\{r_{j,n}(t)\}$ 的平均

$$\bar{c}_k(t) = \frac{\sum_{j=1}^m c_{j,k}(t)}{m}, \quad \bar{r}_n(t) = \frac{\sum_{j=1}^m r_{j,n}(t)}{m} \quad (13)$$

利用式(12)重构信号 $\bar{s}(t)$ 。因此,估计的噪声成分如下式

$$\bar{n}(t) = x(t) - \bar{s}(t) \quad (14)$$

$\hat{n}(t)$ 由式(4)计算得出,将噪声相对误差定义为^[9]

$$er = \frac{|E_{\bar{n}} - E_{\hat{n}}|}{E_{\bar{n}}} \quad (15)$$

其中 $E_{\bar{n}}$ 和 $E_{\hat{n}}$ 分别是 $\bar{n}(t)$ 和 $\hat{n}(t)$ 的能量。停止准则为 $er \leq \varepsilon$, ε 是预先给出的误差极限。

3 去噪仿真

使用提出的方法分析式(16)所示的多成分信号,选择 $\alpha=0.05$, $C=0.5$, $\epsilon=0.1$,比较了 EMD 去噪方法和本文提出的改进方法。

不失代表性,取振动信号采样频率为 10 kHz,一个典型的具有周期成分、调幅、调频及噪声背景特征的信号的数学描述表示为

$$x(t) = (1 + 0.2 \sin 2\pi \times 7.5t) \cos [2\pi \times 30t + 0.5 \sin(2\pi \times 15t)] + \sin(2\pi \times 120t) + \sin(2\pi \times 300t) + 4 \sin(2\pi \times 500t) + n(t) \quad (16)$$

$n(t)$ 为噪声信号,假设实测信号的信噪比为 5 dB,此时信号处于强噪声背景下,按以下方式构造 $n(t)$:

(1) 计算不含噪声信号功率,

$$\text{sigpower} = \text{mean}(x.^2);$$

(2) 令信噪比 SNR=5 dB,则噪声信号功率 $\text{noisepower} = \text{sigpower}/(10^{(\text{SNR}/10)})$;

(3) 噪声信号由下式给出

$$n(t) = \text{randn}(1, \text{length}(x)) \times \sqrt{\text{noisepower}}.$$

$\text{randn}()$ 表示根据标准正态分布得到伪随机数。

(4) 根据式(16)可知,该信号成分复杂,有调幅调频成分、涵盖低频到高频的多个周期成分以及噪声。根据 2.1 小节方法对信号进行 EMD 分解得到一组 IMF 分量,按 2.2 小节方法计算 IMF 能量和估计的噪声 IMF 能量,如图 2 所示。根据 2.2 小节中的步骤;

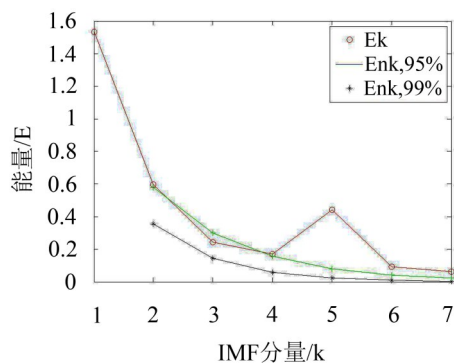


图2 不同置信区间下的估计IMF能量

(5)选择仅含噪声IMF分量。

观察图2,根据2.2小节步骤(5)在 $\alpha=0.05$ 的情况下,选择第2、3、4个IMF分量为仅含IMF噪声分量,根据2.3小节对其进行基于EMD特征的区间阈值处理,按式(4)计算得到初始的估计噪声,如图3所示。

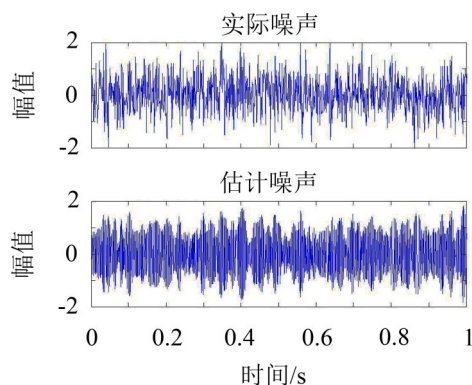


图3 实际噪声与初始估计噪声

从图3中可以看出,初次估计的噪声与实际噪声相差较大。因此,直接使用被测信号减去估计噪声信号的方法本身就会引入大量噪声。使用估计的噪声代替EEMD方法中添加的噪声,重复 r 次后,将集合平均IMF分量和残差累加,得到去噪信号。将本文提出的方法与EMD去噪方法进行比较,结果如图4所示。

仿真结果如图4所示,仿真信号信噪比升高至9.74 dB,表明提出的方法去噪效果良好。图中红色部分表示构造的噪声 $n(t)$,黑色部分表示去噪后的信号减去实际信号,即经过去噪处理后信号内实际的噪声成分。使用EMD去噪方法对仿真信号进行去噪(从上至下第三列曲线),造成信号失真,只剩下低频成分,表明该方法直接删除第1个IMF分量的同时也丢弃了信号的高频成分,而提出的改进的EEMD去噪方法提高了仿真信号的信噪比,具有良好的去噪效果。

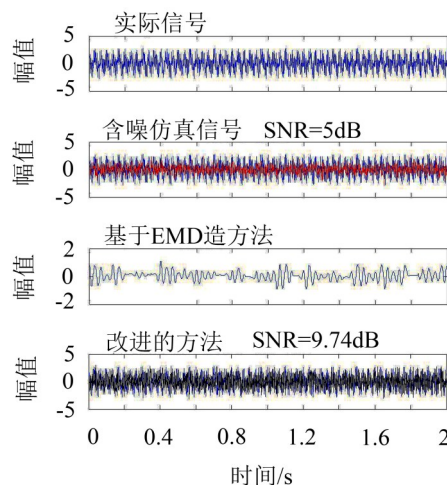


图4 信号去噪仿真结果比较

4 结语

由于使用相关性判据剔除EMD分解产生的伪IMF向量,但其中第1个IMF分量中含有信号成分,因此不能直接作为噪声IMF分量。然后根据IMF能量方法选择噪声IMF分量,进行区间阈值处理后组合生成估计噪声。使用估计的噪声来代替EEMD方法中添加的噪声,定义IMF分量为EMD过程的集合平均,而每一次EMD过程都使用被测信号中估计的噪声进行信号重构,最后将集合平均IMF分量累加,得到最终的去噪信号。仿真表明,改进的方法能够对调幅调频含噪信号进行有效的去噪处理。

参考文献:

- [1] P. Flandrin, G. Rilling, P. Gonçalves. Empirical mode decomposition as a filter bank[J]. **IEEE Signal Processing Letters**, 2004(11):112-114.
- [2] Y. Kopsinis, S. McLaughlin. Empirical mode decomposition based denoising techniques[C]. Proceedings 1st of IAPR Workshop on Information Process, 2008: 42-47.
- [3] P. Flandrin, G. Rilling, P. Gonçalves. EMD equivalent filter banks, from interpretation to applications, in Hilbert-Huang transform and its applications, N. E. Huang and S. Shen, Eds., 1st ed[M]. Singapore, World Scientific, 2005.
- [4] WANG Tong, ZHANG Ming-cai, YU Qi-hao, etc. Comparing the applications of EMD and EEMD on time-frequency analysis of seismic signal[J]. **Journal of Applied Geophysics**, 2012(83): 29-34.
- [5] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method [J]. **Adv. Adapt. Data Anal.**, 2009, 1(1): 1-41.
- [6] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R. The empirical mode decomposition and hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. **Proc. R. Soc. A**, 1998 (454): 903-995.

- [7] 褚福磊, 彭志科, 冯志鹏, 等. 机械故障诊断中的现代信号处理方法[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [8] Sreedevi Gandham, T. Sreenivasulu Reddy. Enhanced signal denoising performance by emd-based techniques[J]. **International Journal of Engineering Research and Application**, 2012, 2(6): 1705-1711.
- [9] Yannis Kopsinis, Stephen McLaughlin. Development of EMD-based denoising methods inspired by wavelet thresholding[J]. **IEEE Transactions of Signal Processing**, 2009, 57(4): 1351-1362.
- [10] WU Z, HUANG N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method[J]. **Proc. Roy. Soc. London A**, 2004(460): 1597-1611.
- [11] 陈仁祥, 汤宝平, 马婧华. 基于EEMD的振动信号自适应降噪方法[J]. **振动与冲击**, 2012, 31(15): 82-96.
- [12] 陈凤林. 一种新的基于EMD模态相关的信号去噪方法[J]. **西华大学学报(自然科学版)**, 2009(28): 21-24.
- [13] 李 卿, 张国平, 刘 洋. 基于EMD的拉曼光谱去噪方法研究[J]. **光谱学与光谱分析**, 2009, 29(1): 142-145.
- [14] YUAN Jing, HE Zheng-jia, NI Jun, Adam John Brzeinski, ZI Yang-yang. Ensemble noise-reconstructed empirical mode decomposition for mechanical fault detection[J]. **Journal of Vibration and Acoustics**, 2013(135).
- [15] 陈婷艳, 荆建平, 陈铁峰, 等. 经验模态分解方法在航天器故障诊断中的应用[J]. **噪声与振动控制**, 2010(4): 76-80.
- [16] 景蓓蓓, 李鸿光. 基于微分的经验模式方法在转子和摩擦故障诊断中的应用[J]. **噪声与振动控制**, 2009(5): 66-69.
- [17] 王福友, 刘刚, 袁赣南. 基于EMD算法的海杂波信号去噪[J]. **雷达科学与技术**, 2010, 8(2): 177-182.
- [18] 邵忍平, 曹精明, 李永龙. 基于EMD小波阈值去噪和时频分析的齿轮故障模式识别与诊断[J]. **振动与冲击**, 2012, 31(8): 96-101.
- [19] 代海波, 单锐, 王换鹏, 等. 基于改进阈值函数的小波去噪算法研究[J]. **噪声与振动控制**, 2012(6): 189-193.
- [20] 王拴中, 朱玉田. 改进小波阈值去噪法的对比性仿真实验与分析[J]. **噪声与振动控制**, 2012, 32(1): 128-132.
- [21] 杨世锡, 胡劲松, 吴昭同, 等. 旋转机械振动信号基于EMD的希尔伯特变换和小波变换时频分析比较[J]. **中国电机工程学报**, 2003, 23(6): 102-107.
- [22] 王金福, 李富才. 机械故障诊断技术中的信号处理方法: 时频分析[J]. **噪声与振动控制**, 2013, 33(3): 198-201.

(上接第165页)

- [2] 孔繁森, 王宇, 于骏一. 颤振征兆早期识别的模糊信息融合法[J]. **机械工程学报**, 2004, 40(2): 108-111.
- [3] 刘安民, 彭程, 刘吉兆, 等. 高速铣削时颤振的诊断和稳定加工区域的预报[J]. **机械工程学报**, 2007, 43(1): 164-169.
- [4] HUANG P, Li J, SUN J, et al. Vibration analysis in milling titanium alloy based on signal processing of cutting force[J]. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2013, 64(5-8): 613-621.
- [5] YAO Z, MEI D, CHEN Z. On-line chatter detection and identification based on wavelet and support vector machine[J]. **Journal of Materials Processing Technology**, 2010, 210(5): 713-719.
- [6] CAO H, LEI Y, HE Z. Chatter identification in end milling process using wavelet packets and Hilbert- Huang transform[J]. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, 2013, 69: 11-19.
- [7] Teti R, Jemielniak K, O' Donnell G, et al. Advanced monitoring of machining operations[J]. **CIRP Annals-Manufacturing Technology**, 2010, 59(2): 717-739.
- [8] Kuljanic E, Totis G, Sortino M. Development of an intelligent multisensor chatter detection system in milling[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2009, 23(5): 1704-1718.
- [9] 吴虎胜, 吕建新, 来凌红, 等. 基于EMD-SVD模型和SVM滚动轴承故障模式识别[J]. **噪声与振动控制**, 2011, 31(2): 89-93.
- [10] 肖健华. 智能模式识别方法[M]. 广州: 华南理工大学出版社, 2006. 126-133.
- [11] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks[J]. **Machine Learning**, 1995, 20(3): 273-297.
- [12] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. **Neural Processing Letters**, 1999, 9(3): 293-300.