

# 自适应噪声加权优选经验模态分解及其在机械故障诊断中的应用

郑近德<sup>1,2</sup>, 苏缪涎<sup>1</sup>, 潘海洋<sup>1</sup>, 童靳于<sup>1</sup>, 潘紫微<sup>1</sup>

(1. 安徽工业大学机械工程学院, 安徽 马鞍山 243032; 2. 安徽理工大学矿山智能装备与技术安徽省重点实验室, 安徽 淮南 232001)

**摘要:** 自适应噪声辅助集成经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN)解决了集成经验模态分解在集成平均过程中的分解不完备问题,但噪声残留和虚假分量问题仍然存在。针对 CEEMDAN 的不足,提出了自适应噪声加权优选经验模态分解(Weighted Mean-optimized Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, WMEMDAN)。该方法用改进的均值曲线构造方式提取内禀模态函数(IMF),以正交性最小为依据,从不同权重的迭代筛分结果中选取最优 IMF,改善了 CEEMDAN 的分解能力,同时通过对不同权重下的分解结果进行筛选,确保每一阶的 IMF 分量都是整体最优,减少虚假分量和残留噪声。仿真和实验信号分析结果表明,WMEMDAN 在减少虚假分量和提高分解精度等方面具有优势。将所提方法应用于滚动轴承和齿轮的故障诊断,分析结果表明了方法的有效性和优越性。

**关键词:** 故障诊断; 轴承; 齿轮; CEEMDAN; 均值优选

**中图分类号:** TH165+.3; TH133.3; TH132.41; TN911.7  
**DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2021.04.024

**文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2021)04-0869-10

## 引言

Huang 等<sup>[1]</sup>提出的经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)是一种基于数据驱动的自适应分解方法,可以将信号从高频到低频自适应地分解为一系列内禀模态函数(Intrinsic mode function, IMF)和趋势项之和<sup>[2-4]</sup>。EMD 被广泛应用于诸多领域,但也存在着模态混叠<sup>[5-7]</sup>、端点效应<sup>[8-9]</sup>、包络过冲和不足<sup>[10-11]</sup>等缺陷。为了克服模态混叠, WU 等<sup>[12]</sup>利用高斯白噪声辅助分解,提出了集成经验模态分解(Ensemble empirical mode decomposition, EEMD)。EEMD 通过添加高斯白噪声能够抑制模态混叠,但其也带来了噪声残留的问题<sup>[13-15]</sup>。Yeh 等<sup>[16]</sup>针对 EEMD 残余噪声问题提出了补充总体平均经验模态分解(Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition, CEEMD)。CEEMD 通过添加符号为正负的高斯白噪声后,对分解结果集成平均,可以达到减少噪声残留的目的。

然而,不论是 EEMD 还是 CEEMD,在信号加入不同高斯白噪声后,分解结果的数目都很难保持一

致,致使在集成平均过程中不能保证分解的完备性。鉴于此,自适应噪声完整集成经验模态分解<sup>[17-21]</sup>被提出,其解决了分解结果数量不一致的问题,并具有分解完备性。但是,CEEMDAN 仍然存在问题有待解决:(1)端点效应和包络过冲与不足问题;(2)易得到虚假分量;(3)残余噪声影响分解结果的精度。

CEEMDAN 对极值点进行三次样条曲线插值拟合来构造均值曲线,然后将均值曲线从信号中迭代筛分,且不断更新,而每次筛分采用的均值曲线都是基于上一次迭代的剩余信号<sup>[22]</sup>,从而自适应地分解信号。鉴于均值曲线的构造和迭代筛分在 CEEMDAN 算法中起着决定性作用,考虑对这两个核心部分加以改进,以解决 CEEMDAN 存在的问题。针对插值拟合导致的端点效应和包络过冲与不足等问题,考虑对信号进行延拓,同时对相邻三个极值点加权平均,均匀极值点的分布,来抑制包络的过冲和不足问题。在迭代筛分过程中,考虑在均值曲线还未迭代更新之前,将均值曲线从当前剩余信号中尽可能完全筛分出<sup>[22]</sup>,在筛分过程中引入不同的权重,以正交性作为衡量筛分是否彻底的依据,从不同权重下的筛分结果中选取最优结果,最大程度地减少

**收稿日期:** 2019-11-10; **修订日期:** 2020-06-23

**基金项目:** 国家重点研发计划(2017YFC0805100);国家自然科学基金资助项目(51975004);安徽理工大学矿山智能装备与技术安徽省重点实验室开放基金资助项目(201902005)

筛分结果中的噪声残留。对每次筛分过程都加以优选,在经过多次迭代更新后,可以确保 IMF 分量达到整体最优,以减少虚假分量的存在,提高分解的精度。

## 1 自适应噪声加权优选经验模态分解

### 1.1 CEEMDAN 方法

CEEMDAN 在每一阶段添加特定的白噪声,对每一阶段的分解结果进行集成平均,解决了 EEMD 集成平均过程中分解结果数量不一致的问题,在不增加计算量的前提下,降低了信号的重构误差,具有更好的分解完备性。在 CEEMDAN 方法中,设原始信号为  $x(t)$ ,  $\omega_m(t)$  为第  $m$  次向信号添加的白噪声序列,定义算子  $E_p(\cdot)$  为 EMD 的第  $p$  个 IMF 分量,具体方法描述如下:

(1) 向  $x(t)$  中加入白噪声序列  $\omega_m(t)$ ,  $m=1, 2, \dots, M$ , 采用 EMD 分解出第一阶内禀模态函数  $imf_1^l$ , 对  $imf_1^l$  集成平均得到 CEEMDAN 的  $imf_1$  为

$$imf_1 = \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M imf_1^l \quad (1)$$

(2) 计算余项  $r_1(t)$ , 对信号  $(r_1(t) + \varepsilon_1 \cdot E_1(\omega_m(t)))$  进行分解, 得  $imf_2$  为

$$imf_2 = \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M E_1(r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(\omega_m(t))) \quad (2)$$

(3) 将余项作为新的信号, 重复步骤(1)-(2), 直到当前余项极值点的个数不大于 2 时停止;

(4)  $N$  阶的余项  $r_N(t)$  即为趋势项, 表示为

$$r_N(t) = x(t) - \sum_{i=1}^N imf_i \quad (3)$$

(5) 原始信号  $x(t)$  经过 CEEMDAN 分解后可表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^N imf_i + r_N(t) \quad (4)$$

### 1.2 WEMDAN 方法

WEMDAN 的关键在于均值曲线的构造和优选。在均值曲线构造方面, 不同于 CEEMDAN 直接对极值点进行包络拟合, WEMDAN 先对相邻极值点加权平均, 再对加权平均后的极值点进行包络拟合。在均值曲线优选方面, 为了尽可能从信号中分离出均值曲线, 在不同权重下, 以最小正交性为依据选取整体最优的分解结果。正交性越小意味着分解结果的分解正交性越好, 每一阶分量之间的混淆程度越低, 越能准确地反映真实的物理过程。此外, WEMDAN 还对原始信号进行端点延拓, 在分解出结果后去除延拓部分, 避免端点效应的影响。该方法具体步骤如下:

仍设原始信号为  $x(t)$ ,  $\omega_m(t)$  为第  $m$  次对信号添加的白噪声序列, 定义算子  $E_p(\cdot)$  为 EMD 的第  $p$  个 IMF 分量, 记  $imf_i$  为 WEMDAN 的第  $i$  个 IMF 分量。

(1) 对  $x(t)$  加入特定的白噪声  $E_i(\omega_m(t))$ ,  $m=1, 2, \dots, M$ ;  $i=1, 2, \dots, I$ , 进行端点延拓, 得到延拓后的信号  $X(t)$ ;

(2) 判别出  $X(t)$  所有的极值点, 记为  $(\tau_k, X_k)$ ,  $k=1, 2, \dots, K$ , 并定义  $m_k$  如下

$$m_k = \frac{X_{k-1} + \alpha X_k + X_{k+1}}{2 + \alpha} \quad (k=2, 3, \dots, K-1) \quad (5)$$

此外, 对  $m_2$  和  $m_{K-1}$  进行镜像延拓, 可以得到  $m_1$  和  $m_K$ ;

(3) 采用三次样条曲线插值  $(\tau_k, m_k)$ ,  $k=1, 2, \dots, K$ , 得到均值曲线  $m(t)$ ;

(4) 在不同权重下将均值曲线从信号  $X(t)$  中分离, 得到剩余信号  $n(t)$ , 即

$$n(t) = X(t) - \beta m(t) \quad (6)$$

(5) 若  $n(t)$  不满足内禀模态函数条件, 则令  $X(t) = n(t)$ , 重复步骤(2)-(4), 直至得到不同权重下的首个内禀模态函数, 并从中选取正交性最小的结果作为最优 IMF 分量, 去除其延拓部分后, 记为  $imf_{im}$ , 则  $imf_i$  为

$$imf_i = \frac{1}{M} \left( \sum_{m=1}^M imf_{im} \right) \quad (7)$$

(6) 将  $imf_i$  从  $x(t)$  中分离, 得到趋势项  $r_{i+1}(t)$  为

$$r_{i+1}(t) = x(t) - imf_i \quad (8)$$

(7)  $i=i+1$ , 执行步骤(1)-(6), 最终将  $x(t)$  分解为  $I$  个 IMF 分量和一个趋势项之和。原始信号  $x(t)$  可记为

$$x(t) = \sum_{i=1}^I imf_i + r_{i+1}(t) \quad (9)$$

步骤(5)中采用改进的三阈值法<sup>[23]</sup>作为内禀模态函数条件。

WEMDAN 引入了不同权重  $\beta$ , 将不同权重的均值曲线从信号中分离, 并计算分解结果的正交性指标。正交性指标越小, 说明分解结果中每一阶 IMF 分量彼此之间的混淆程度越低, 越能反映信号中的故障冲击特征, 有利于提取故障特征, 因此从不同的权重分解结果中优选出正交性最小的分解结果作为 WEMDAN 方法的最终 IMF 分量。引入权重的目的是为了从不同权重下获得整体最优的 IMF 分量, 如果权重  $\beta$  过大, 均值曲线被过度分离, 导致信号  $X(t)$  中包含的有用信息被剔除, IMF 分量呈现失真情况。如果权重  $\beta$  个数太少的话, 难以确保所得 IMF 分量的整体最优性。综合考虑之下, 令权重  $\beta$  在 0 到 2 之间以 0.1 为步长取值。在此范围

内,权重 $\beta$ 最大值为 2,不容易出现过度分离的情况。以一定步长取值,权重值连续变化,不会因为权重值的缺少而导致分解结果的整体最优性无法保证,当然步长越小,权重个数越多,理论上能够获得更好的整体最优性,但增加的计算量和提高的整体最优性的实际性价比不高,因此,论文以 0.1 为步长进行取值。

在 WMEMDAN 方法中,改进的均值曲线构造方式抑制了过冲和不足,利用端点延拓减少端点效应的影响,优选均值曲线能使结果达到整体最优的状态,因此,理论上能够提高分解能力,解决 CEEMDAN 在噪声残留和虚假分量方面的缺陷。

### 1.3 加权因子 $\alpha$

式(5)中引入了加权因子  $\alpha$ ,本节将分析  $\alpha$  对分解结果的影响。在 0.5-4 的范围内以 0.05 为步长取值作为  $\alpha$  的样本,采用下式的叠加信号为例进行分析。

$$\begin{cases} x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \\ x_2(t) = (1 + 2e^t) \cdot \cos(300\pi t) \\ x_3(t) = 5\cos(100\pi t) \end{cases} \quad (10)$$

信号  $x(t)$  由幅值为 2 的随机噪声  $x_1(t)$ 、调幅信号  $x_2(t)$  以及余弦信号  $x_3(t)$  叠加而成。计算不同  $\alpha$  下分解结果的正交性指标和前三个分量的误差能量比,如图 1 和 2 所示。

不同加权因子  $\alpha$  下的正交性指标大致呈现先下降再上升的趋势,大约在 2 范围内,正交性指标数值较小,分解正交性更好。对比不同分量的误差能量比,当加权因子  $\alpha < 2.5$  时,各个分量的误差能量比基本趋于平稳,波动不大,而加权因子  $\alpha > 3$  时,各个分量的误差能量比有了明显地增长趋势,和真实分量的吻合程度开始下降。综合正交性指标和误差能量比,可以认为加权因子  $\alpha$  不适宜过小或者过大,在 2 附近是一个比较合适的选取范围,既能够实现平缓极值点波动,其正交性指标和误差能量比都能够

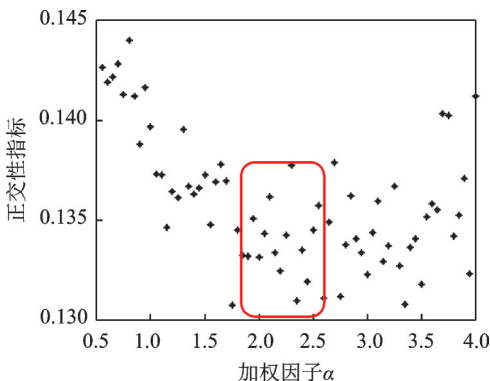


图 1 不同加权因子下的正交性指标

Fig. 1 The orthogonality of different weights

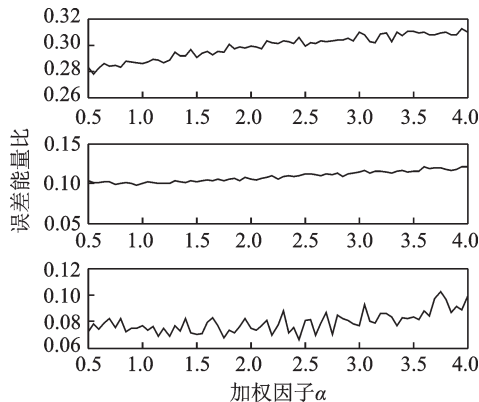


图 2 不同加权因子下的误差能量比

Fig. 2 The energy error of different weights

获得较好的数值,确保分解结果的分解正交性和分解精度。

经过多次试验分析都验证了该范围是一个合适的选取区域,所以论文在 2 附近选取  $\alpha$ ,同时为了获得最好的分解效果,从中以正交性最小依据进行选取。

## 2 仿真分析

### 2.1 叠加仿真信号分析

为了验证 WMEMDAN 的优越性,不失一般性,仍考虑式(10)所示的叠加信号,其时域波形图如图 3 所示。用 WMEMDAN 对叠加信号进行分解,添加的噪声幅值为 0.25,集成次数为 50,分解个数设置为 5,加权因子取 2,其结果如图 4 所示。为了便于对比,图 5 中给出相同参数条件下 CEEMDAN 的分解结果。从图 4 和 5 可知,WMEMDAN 和 CEEMDAN 都能够分解叠加信号,WMEMDAN 前三个 IMF 分量分别对应真实分量  $x_1(t), x_2(t), x_3(t)$ ,而 CEEMDAN 中对应真实分量的是 IMF<sub>1</sub>, IMF<sub>3</sub> 和 IMF<sub>5</sub>,中间存在着  $x_1(t)$  和  $x_2(t)$  的虚假分量 IMF<sub>2</sub> 与 IMF<sub>4</sub>,两者的幅值很大。

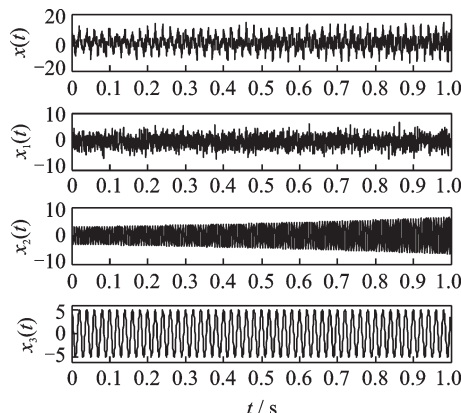


图 3 叠加信号  $x(t)$  及其三个分量的时域波形图

Fig. 3 Time domain waveform of superimposed signal  $x(t)$  and its three components

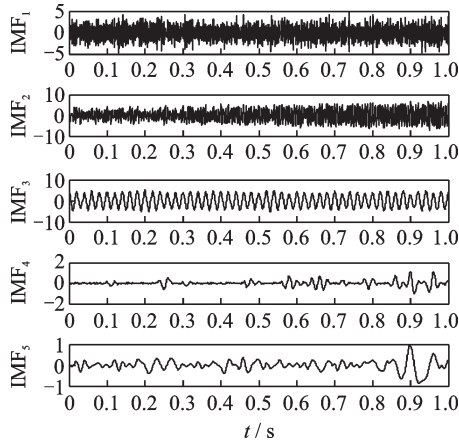


图4 WEMEMDAN的分解结果

Fig. 4 Decomposition result of WEMEMDAN

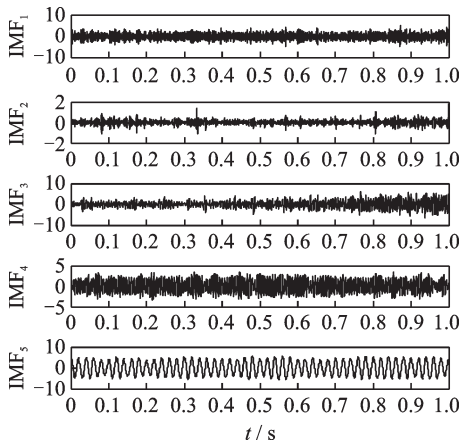


图5 CEEMDAN的分解结果

Fig. 5 Decomposition result of CEEMDAN

对于叠加信号而言,相比于CEEMDAN,所提出的方法有效地减少了虚假分量。再考虑两种方法的分解精度,表1中给出了IMF分量的正交性指标(IO)和相

$$S_{\text{fault}}(t) = \begin{cases} (\exp(-\delta \cdot f_n \cdot t) \sin(f_n \sqrt{1-\delta^2} \cdot t)) U(i), & \text{当 } i \text{ 为 } u \text{ 的倍数时} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

$U(i)$ 和时间 $t$ 定义如下

$$U(i) = \begin{cases} Q \cos\left(\frac{2\pi f_f \cdot i}{f_f}\right), & \cos\left(\frac{2\pi f_f \cdot i}{f_f}\right) \geq 0 \\ G \cos\left(\pi - \frac{2\pi f_f \cdot i}{f_f}\right), & \cos\left(\frac{2\pi f_f \cdot i}{f_f}\right) < 0 \end{cases}, i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (13)$$

$$t = \frac{k}{F_s}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (14)$$

在冲击信号 $S_{\text{fault}}(t)$ 中, $\delta$ 为阻尼系数, $f_n$ 为固有频率, $f_f$ 为故障特征频率, $F_s$ 为采样频率, $f_f$ 为转频, $Q$ 为载荷, $G$ 为滚珠质量系数, $N$ 为采样点数, $u$ 为采样频率 $F_s$ 和故障特征频率 $f_f$ 的整数比。

设置采样频率 $F_s=12$  kHz,固有频率 $f_n=1500$  Hz,采样点数 $N=4096$ ,载荷 $Q=5$  kN,滚珠质量系数 $G=2$ ,转频 $f_f$ 和内圈故障特征频率 $f_f$ 分别为5 Hz和27 Hz,如图6所示。分别采用CEEMDAN和

表1 两种方法的正交性指标和相关系数

Tab. 1 The orthogonality and correlation coefficient of two methods

分解方法	IO	Cor <sub>1</sub>	Cor <sub>2</sub>	Cor <sub>3</sub>
WEMEMDAN	0.1315	0.8576	0.9511	0.9835
CEEMDAN	0.1350	0.8101	0.8617	0.9833

关系数(Cor)。在相同参数条件下,WEMEMDAN具有更小的IO,这意味着分解结果的模态混叠程度更低,分解效果更优。WEMEMDAN前三个分量的相关系数Cor分别为0.8576,0.9511和0.9835,都大于CEEMDAN的相关系数0.8101,0.8617和0.9833,这意味着WEMEMDAN的分解结果和真实分量相关性大,更与真实分量吻合。两种方法分解结果和分解精度的对比,验证了WEMEMDAN在减少虚假分量的同时,能够获得更优的分解精度。

## 2.2 滚动轴承故障仿真信号

再考虑构造滚动轴承内圈故障模型来验证WEMEMDAN的优势。滚动轴承内圈故障信号 $S(t)$ 可以看做是实际故障特征信号 $S_{\text{fault}}(t)$ 和噪声信号 $S_{\text{noise}}(t)$ 的叠加,即

$$S(t) = S_{\text{fault}}(t) + S_{\text{noise}}(t) \quad (11)$$

式中 $S(t)$ 表示模拟的内圈故障信号, $S_{\text{noise}}(t)$ 表示噪声信号,采用正态分布的高斯白噪声来模拟实际工况中的噪声信号, $S_{\text{fault}}(t)$ 表示由滚动轴承内圈故障引起的冲击信号,可以看做是冲击幅值受到转速频率的调制,如下式所示

WEMEMDAN两种方法分解仿真信号,添加的噪声幅值为0.25 dB,集成次数为200次,设置分解结果为10,加权因子为2,结果如图7所示。在前4个IMF分量中,WEMEMDAN峭度最大的分量是IMF<sub>3</sub>,而CEEMDAN是IMF<sub>4</sub>。分别对两个分量进行幅值谱和功率谱分析,如图8所示。CEEMDAN中幅值最大的谱线为202 Hz的干扰信号,而故障特征频率淹没在大量的干扰频率中。WEMEMDAN中故障特征频率所在谱线最为明显,干扰频率被很好地抑制,故障特征频率的识别效果更好。

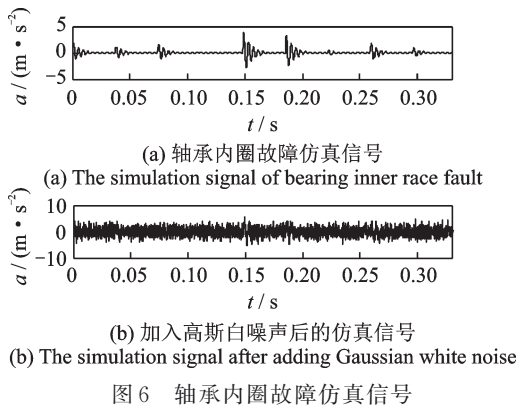


Fig. 6 The simulation signal of bearing inner race fault

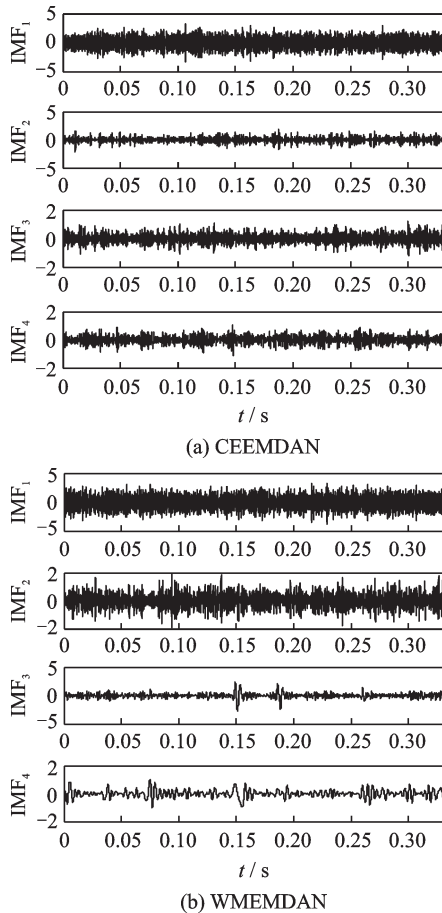


图7 两种方法的分解结果

Fig. 7 Decomposition results of two methods

通过上述分析,对于叠加信号和轴承故障仿真信号而言,WMEMDAN能够有效地分解信号,同时减少虚假分量、提高分解精度,该方法的优势得到初步的验证。

### 3 实测信号分析

为了进一步验证所提出方法的优越性,将WMEMDAN应用于轴承故障诊断和齿轮故障诊断中。所用轴承故障信号由图9所示的ID-25/30型轴承全寿命试验台采集,测试轴承为6206-2RSJ/C3深沟球

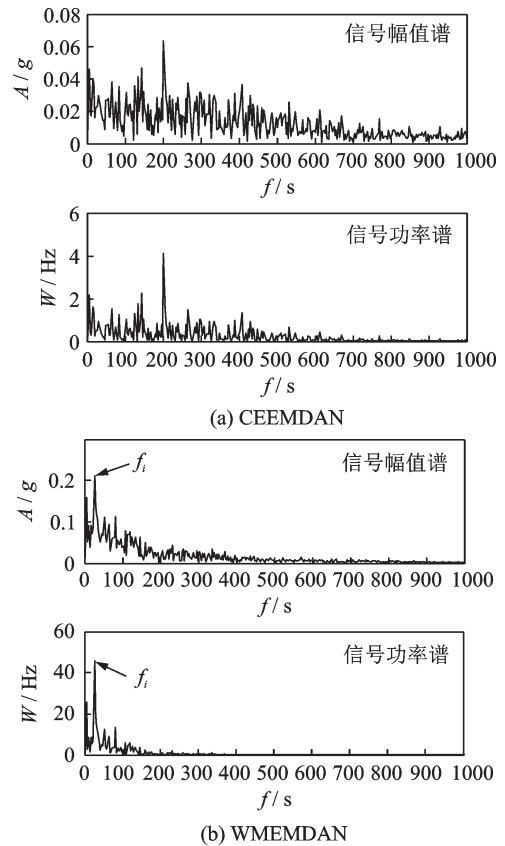
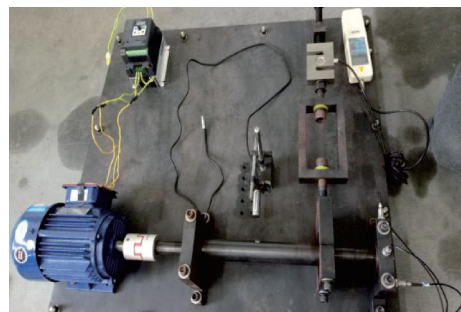
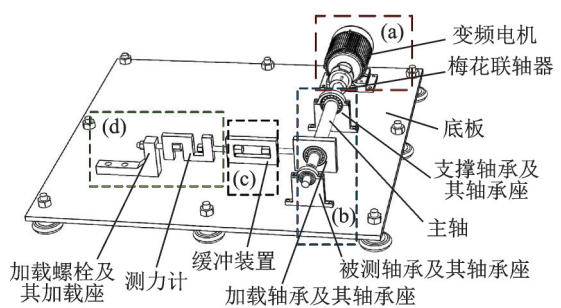


图8 两种方法的幅值谱和功率谱

Fig. 8 Amplitude spectrum and power spectrum of two methods



(a) 试验台现场图  
(a) The scene picture of test bench



(b) 试验台结构图  
(b) The structure diagram of test bench

图9 ID-25/30型轴承全寿命试验台示意图

Fig. 9 Diagram of ID-25/30 bearing life test bench

轴承。齿轮故障诊断信号由图10所示装置采集,采用模数为2.5,齿数为37的标准齿轮作为测试齿轮。



图10 齿轮信号采集装置图

Fig. 10 Diagram of gear signal acquisition device

### 3.1 轴承故障诊断

#### 3.1.1 轴承内圈故障

轴承故障直径为 0.4 mm, 主轴转速为 1500 r/min, 转频  $f_r=25$  Hz, 负载 7 kN, 采样频率为 8192 Hz, 内圈故障特征频率为  $f_i=135$  Hz。内圈故障信号的时域图如图 11 所示。先采用 WEMEMDAN 方法对信号进行分解, 添加的噪声幅值为 0.25, 集成次数为 50, 分解个数设置为 6, 加权因子取 1.98, 其分解结果如图 12(a) 所示, 如无特殊说明, 分解结果只取前 4 个分量(下同), 对分量做包络谱分析, 如图 12(b) 所示。图 13 中是相同参数条件下 CEEMDAN 的分解结果和包络谱分析。

从图 12(b) 和 13(b) 中可以看出, WEMEMDAN 和 CEEMDAN 前两个分量中都存在故障特征频率和转频, 能够有效地识别, 但是  $IMF_3$  和  $IMF_4$  分量却有效地说明 WEMEMDAN 方法的优越性。WEMEMDAN 的  $IMF_3$  中转频和故障特征频率所在谱线非常明显, 干扰信号被很好地抑制, 能够准确地识别, 而 CEEMDAN 的  $IMF_3$  中故障特征频率幅值小, 无法识别, 且存在 39.3, 59, 83.6 Hz 等明显的干扰频率。WEMEMDAN 和 CEEMDAN 的  $IMF_4$  分量中都存在转频, 但是前者低频段的无关频率少, 转频谱线明显, 后者出现了 14.7 和 34.4 Hz 的两个干扰频率。上述结果表明, WEMEMDAN 能够有效地分解内圈故障信号, 同时抑制干扰信号的效果优于 CEEMDAN 方法。为了量化说明 WEMEMDAN 方法在分解精度方面的优越性, 用下式所示的  $SNR_d$  来衡量信噪比的大小。

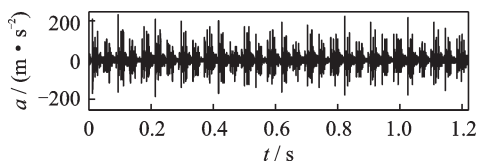
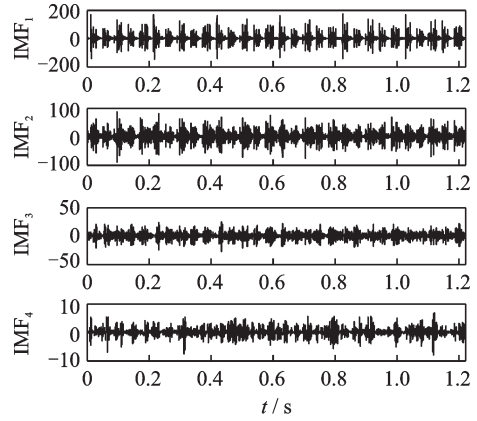


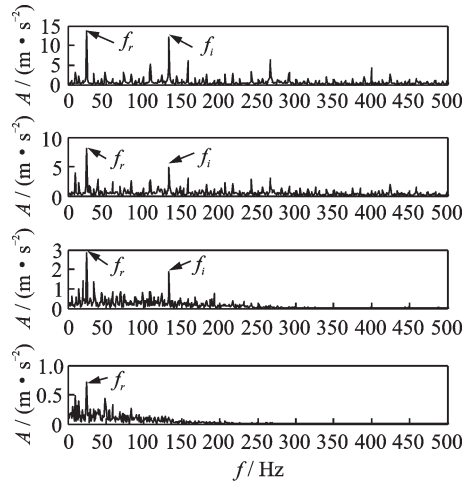
图11 轴承内圈故障信号时域图

Fig. 11 Time domain diagram of bearing inner ring fault signal



(a) 分解结果

(a) The decomposition result



(b) 包络谱图

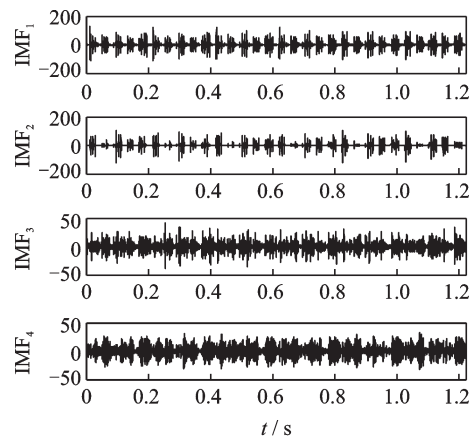
(b) The envelope spectrum

图12 WEMEMDAN的分解结果和包络谱图

Fig. 12 Decomposition results and envelope spectra of WEMEMDAN

$$SNR_d = 10 \lg \frac{P[\text{round}(\frac{f_m}{\Delta f}) + 1]}{\sum_{i=1}^{N/2} P[i] - P[\text{round}(\frac{f_m}{\Delta f}) + 1]} \quad (15)$$

式中 算子  $P[\cdot]$  为快速傅里叶计算出的功率谱,  $f_m$  为特征频率,  $N$  为快速傅里叶中时间序列的长度,  $\Delta f$  为频率分辨率<sup>[24]</sup>。



(a) 分解结果

(a) The decomposition result

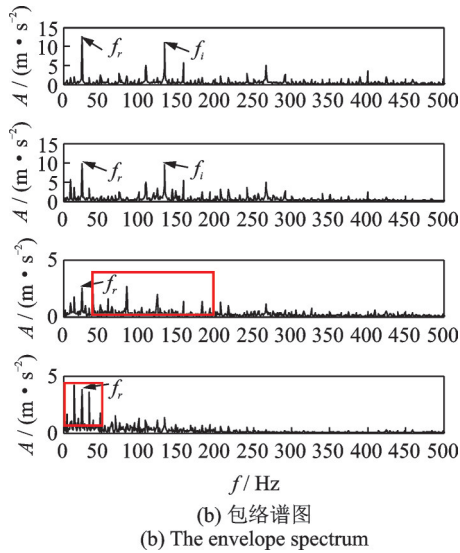


图13 CEEMDAN的分解结果和包络谱图

Fig.13 Decomposition results and envelope spectra of CEEMDAN

IMF<sub>3</sub>和IMF<sub>4</sub>的SNR<sub>d</sub>如表2所示。不论是IMF<sub>3</sub>还是IMF<sub>4</sub>中,WMEMDAN的SNR<sub>d</sub>都小于CEEMDAN的SNR<sub>d</sub>,这意味着干扰信号所占的比重少,抑制效果更佳。

表2 两种方法IMF<sub>3</sub>和IMF<sub>4</sub>的SNR<sub>d</sub>

Tab.2 The SNR<sub>d</sub> of IMF<sub>3</sub> and IMF<sub>4</sub> of two methods

方法	IMF <sub>3</sub>	IMF <sub>4</sub>
WMEMDAN	-10.8301	-7.3883
CEEMDAN	-32.7211	-8.3184

### 3.1.2 轴承外圈故障

低速轴承故障信号因其振动频率低,诊断故障的难度更大,以低速轴承外圈故障信号为例加以分析。轴承故障直径为0.3 mm,主轴转速为150 r/min,转频 $f_{ro}=2.5$  Hz,负载为5 kN,采样频率为8192 Hz,故障特征频率为 $f_o=8.92$  Hz。低速外圈故障信号的时域图如图14所示。在与内圈故障设置相同参数的条件下,仍采用WMEMDAN和CEEMDAN方法对低速故障信号加以分解,其结果和相应的包络谱分析如图15和16所示。在图16(b)中只存在两倍转频,故障特征频率无法辨识,这意味着CEEMDAN对于低速故障信号的分解能力不够,而WMEMDAN的IMF<sub>4</sub>中出现了故障特

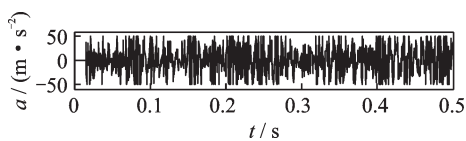
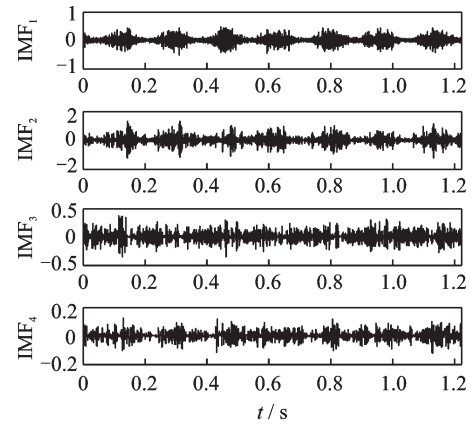
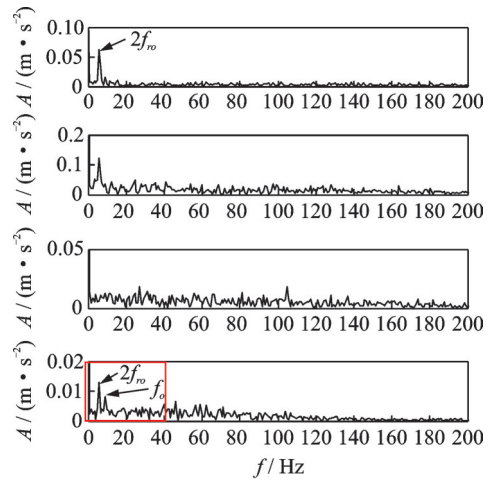


图14 轴承外圈故障信号时域图

Fig.14 Time domain diagram of bearing outer ring fault signal



(a) 分解结果  
(a) The decomposition result



(b) 包络谱图  
(b) The envelope spectrum

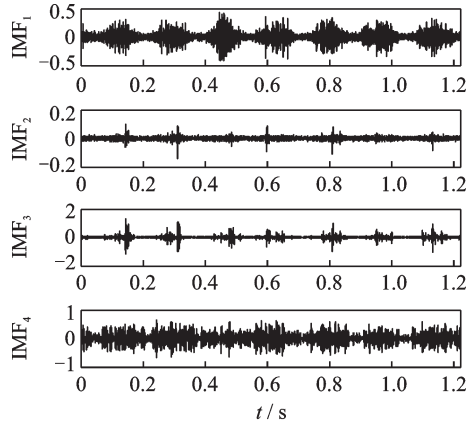
图15 WMEMDAN的分解结果和包络谱图

Fig.15 Decomposition results and envelope spectra of WMEMDAN

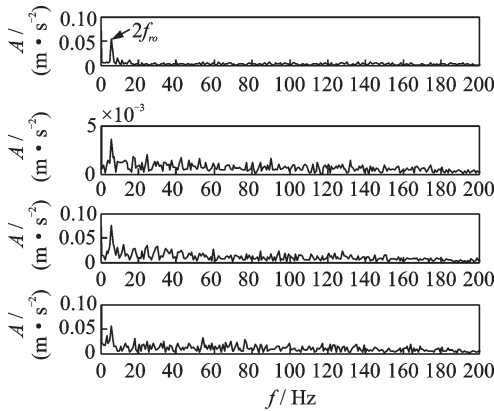
征频率和两倍转频,和干扰频率的区分度高,能够准确诊断出外圈故障。仍用式(15)的SNR<sub>d</sub>来量化地说明WMEMDAN在低速外圈轴承故障诊断中的优势。CEEMDAN的包络谱中并未出现明显的故障特征频率,只是出现了两倍转频,WMEMDAN中在IMF<sub>4</sub>分量中出现了故障特征频率和两倍的转频,为此,分别计算IMF<sub>4</sub>中故障频率和转频的SNR<sub>d</sub>,如表3所示。不论是故障特征频率还是转频,WMEMDAN的SNR<sub>d</sub>都小于CEEMDAN,因此,所提出方法的分解效果更好。

### 3.2 齿轮故障分析

为了验证WMEMDAN方法的有效性,以齿轮断齿故障为例进行分析。齿轮故障分析中主轴转速为720 r/min,采样频率为2048 Hz,齿轮故障特征频率 $f_g=12$  Hz。故障信号如图17所示。添加的噪声幅值为0.3,集成次数为100,分解个数为7,加权因子取2,两种方法的分解结果和包络谱分析如图18-19所示。对比图18(b)和19(b)可知,CEEMDAN的故



(a) 分解结果  
(a) The decomposition result



(b) 包络谱图  
(b) The envelope spectrum

图16 CEEMDAN的分解结果和包络谱图

Fig.16 Decomposition results and envelope spectra of CEEMDAN

表3 IMF<sub>4</sub>分量中故障特征频率和两倍转频的SNR<sub>d</sub>

Tab.3 The SNR<sub>d</sub> of fault characteristic frequency and twice frequency conversion in IMF<sub>4</sub>

方法	故障特征频率	两倍转频
WEMDAN	-12.6202	-10.8538
CEEMDAN	-33.0783	-11.9874

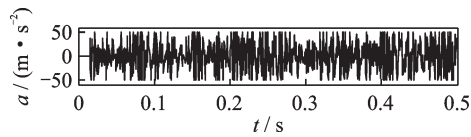
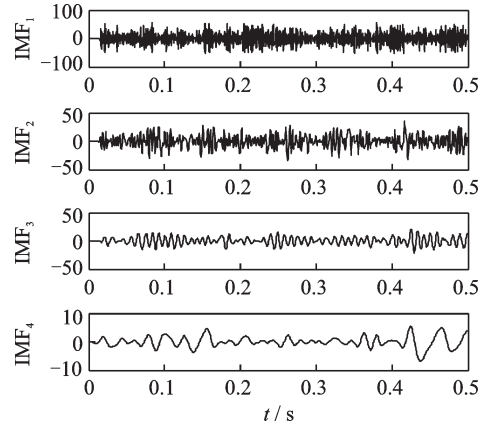


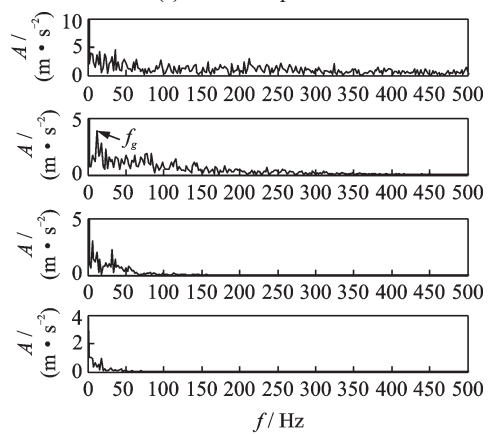
图17 断齿齿轮故障信号时域图

Fig.17 Time domain diagram of fault signal of gear

障特征频率隐藏于干扰频率中,准确地提取故障特征频率比较困难。虽然IMF<sub>2</sub>中出现了2倍故障特征频率,但是该倍频和干扰频率的区分度不高。在图18(b)的IMF<sub>2</sub>中,出现了故障特征频率,其谱线幅值明显高于其余频率,有利于判断故障类型。如表4中所示,前三个IMF分量中,WEMDAN的SNR<sub>d</sub>略低于CEEMDAN,尤其是IMF<sub>2</sub>分量中,两者SNR<sub>d</sub>的差值最大,与包络谱分析结果相吻合。虽然IMF<sub>4</sub>中,



(a) 分解结果  
(a) The decomposition result



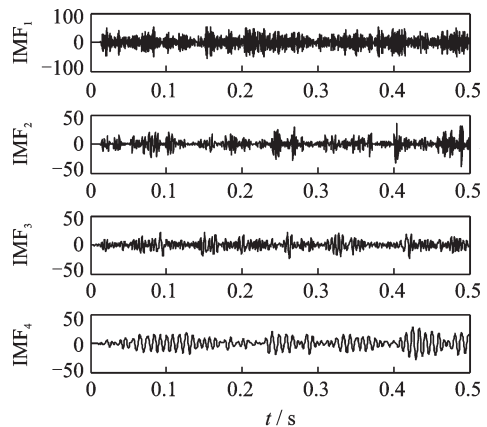
(b) 包络谱图  
(b) The envelope spectrum

图18 WEMDAN的分解结果和包络谱图

Fig.18 Decomposition results and envelope spectra of WEMDAN

WEMDAN的优势不够明显,但并不影响WEMDAN方法识别齿轮故障特征频率,因此,可以认为所提出的方法在有效地识别齿轮故障的同时,抑制了干扰信号,能够获得更好的分解精度。

综上所述,轴承内圈故障、低速轴承外圈故障以及齿轮故障实测分析都验证了,相比于CEEMDAN,所提出的WEMDAN方法在抑制虚假分量 and 干扰信号方面具有优势。



(a) 分解结果  
(a) The decomposition result



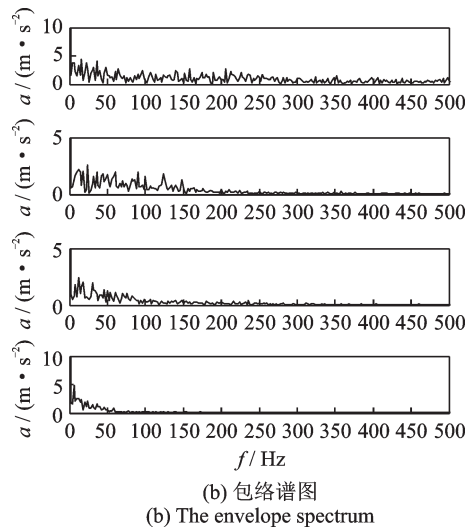


图19 CEEMDAN的分解结果和包络谱图

Fig.19 Decomposition results and envelope spectra of CEEMDAN

表4 两种方法分解结果的SNR<sub>d</sub>

Tab.4 The SNR<sub>d</sub> of decomposition results of two methods

方法	IMF <sub>1</sub>	IMF <sub>2</sub>	IMF <sub>3</sub>	IMF <sub>4</sub>
WEMDAN	-12.9672	-6.9231	-7.9054	-14.7354
CEEMDAN	-13.5155	-8.5790	-8.5444	-8.0286

## 4 结 论

(1) WEMDAN在改善CEEMDAN分解能力的同时,减少分解过程中产生的虚假分量,抑制残留噪声对分解结果的影响,分解精度更高。

(2) 将所提出的方法应用于轴承内圈故障、低速轴承外圈故障和齿轮故障诊断中,相比CEEMDAN,具有更好的故障诊断能力。不论是方法理论分析还是实验数据分析,都验证了所提出方法的优越性,有效地改进了CEEMDAN的缺陷。

### 参考文献:

[1] Huang N E, Shen Z, Long S. R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society, A Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454 (1971): 903-995.

[2] Peng Z K, Tseb P W, Chua F L. An improved Hilbert-Huang transform and its application in vibration signal analysis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2005, 286: 187-205.

[3] Yu Dejie, Cheng Jnusheng, Yang Yu. Application of EMD method and Hilbert spectrum to the fault diagno-

sis of roller bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(2):259-270.

[4] Yang Yu, Yu Dejie, Cheng Junsheng. A roller bearing fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN[J]. Journal of Sound & Vibration, 2006, 294 (1):269-277.

[5] Deering R, Kaiser J F. The use of a masking signal to improve empirical mode decomposition[C]. Proceedings, IEEE Int. Conf. Acoust. Speech, Signal Process. (ICASSP305), Philadelphia, USA, 2005, 4: iv/485-iv/488.

[6] 何 刘, 林建辉, 丁建明, 等. 调幅-调频信号的经验模态分解包络技术和模态混叠[J]. 机械工程学报, 2017, 53(2):1-10.

He Liu, Lin Jianhui, Ding Jianming, et al. Empirical mode decomposition envelope technique and mode mixing problem in amplitude modulation-frequency modulation signals[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(2):1-10.

[7] 曹 莹, 段玉波, 刘继承. Hilbert-Huang变换中的模态混叠问题[J]. 振动. 测试与诊断, 2016, 36(3): 518-523+605-606.

Cao Ying, Duan Yubo, Liu Jicheng. Research and application of mode-mixing in Hilbert-Huang transform [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2016, 36(3): 518-523+605-606.

[8] 王学敏, 黄方林. EMD端点效应抑制的一种实用方法[J]. 振动. 测试与诊断, 2012, 32(3):493-497.

Wang Xuemin, Huang Fanglin. Practical method to restrain the end effect of EMD[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2012, 32(3):493-497.

[9] 徐力彬, 宋余庆, 刘 毅. 基于镜像延拓和窗函数的端点效应抑制方法[J]. 计算机工程, 2015, 41(4): 112-116.

Xu Libin, Song Qingyu, Liu Yi. Restraining method for end effect based on mirror extension and window function[J]. Computer Engineering, 2015, 41 (4) : 112-116.

[10] Zheng Jinde, Pan Haiyang, Liu Tao, et al. Extreme-point weighted mode decomposition[J]. Signal Processing, 2018, 142: 366-374.

[11] Jia Linshan, Zhang Qing, Zheng Xiang, et al. The empirical optimal envelop and its application to local mean decomposition[J]. Digital Signal Processing, 2019, 87: 166-177.

[12] WU Zhaohua, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.

[13] 卓仁雄, 肖金凤. 基于改进的集合经验模态分解的电动机滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械制造与自动化, 2019, 48(1):36-39.

Zhuo Renxiong, Xiao Jinfeng. Research on fault diagno-

- sis method of motor bearing based on improved EEMD and SVM[J]. Machinery Manufacturing and Automation, 2019, 48(1):36-39.
- [14] 程军圣, 王健, 桂林. 改进的 EEMD 方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2018, 37(16):51-56.  
Cheng Junsheng, Wang Jian, Gui Lin. An improved EEMD method and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(16):51-56.
- [15] 孔德同, 刘庆超, 雷亚国, 等. 一种改进的 EEMD 方法及其应用研究[J]. 振动工程学报, 2015, 28(6):1015-1021.  
Kong Detong, Liu Qingchao, Lei Yaguo, et al. The improved EEMD method and its application[J]. Journal of Vibration Engineering, 2015, 28(6):1015-1021.
- [16] 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, 2014, 2(2):1000042.
- [17] Torres Maria E, Colominas M A, Gastón Schlotthauer, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C]. 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Prague, Czech Republic, 2011: 4144-4147.
- [18] Colominas M A, Gastón Schlotthauer, Torres María E. Improved complete ensemble EMD: A suitable tool for biomedical signal processing[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2014, 14: 19-29.
- [19] Wang Lei, Liu Zhiwen, Miao Qiang, et al. Complete ensemble local mean decomposition with adaptive noise and its application to fault diagnosis for rolling bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 106: 24-39.
- [20] Wang Jun, Luo Yuyan, Tang Lingyu, et al. A new weighted CEEMDAN-based prediction model: An experimental investigation of decomposition and non-decomposition approaches[J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 160: 188-199.
- [21] Hassan A R, Bhuiyan M I H. Computer-aided sleep staging using complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and bootstrap aggregating [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2016, 24: 1-10.
- [22] 郑近德, 潘海洋, 程军圣. 均值优化经验模态分解及其在转子故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2018, 54(23):93-101.  
Zheng Jinde, Pan Haiyang, Cheng Junsheng. Mean-optimized empirical mode decomposition and its application in rotor fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(23):93-101.
- [23] 郑近德, 程军圣, 杨宇. 基于改进的 ITD 和模糊熵的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2012, 23(19): 2372-2377.  
Zheng Jinde, Cheng Junsheng, Yang Yu. A rolling bearing fault diagnosis method based on improved ITD and fuzzy entropy[J]. China Mechanical Engineering, 2012, 23(19): 2372-2377.
- [24] Lu Siliang, He Qingbo, Wang Jun. A review of stochastic resonance in rotating machine fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 116: 230-260.

## Weighted mean-optimized empirical mode decomposition with adaptive noise and its applications in mechanical fault diagnosis

ZHENG Jin-de<sup>1,2</sup>, SU Miao-xian<sup>1</sup>, PAN Hai-yang<sup>1</sup>, TONG Jin-yu<sup>1</sup>, PAN Zi-wei<sup>1</sup>

(1.School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China; 2.Anhui Key Laboratory of Mine Intelligent Equipment and Technology, Anhui University of Science & Technology, Huainan 232001, China)

**Abstract:** Complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) can solve the incomplete decomposition of ensemble empirical mode decomposition (EEMD) in integration averaging process, but the residual noise and false components of CEEMDAN remain not to be solved. To overcome shortcomings of CEEMDAN, the weighted mean-optimized empirical mode decomposition with adaptive noise (WMEMDAN) is proposed. In this method, the intrinsic mode function (IMF) is extracted by the improved mean curve construction, and the optimal IMF is selected from the iterative screening results of different weights based on the minimum orthogonality. Therefore, WMEMDAN can improve the decomposition ability of CEEMDAN. At the same time, the decomposition results under different weights are screened to ensure that each order of IMF component is optimal, which can reduce the residual noise and false components. The analysis of simulation experiment signal shows that WMEMDAN has advantages in reducing false components and improving decomposition accuracy. The proposed method is applied to bearing fault diagnosis and gear fault diagnosis. The results show that the proposed method is effective and superior.

**Key words:** fault diagnosis; bearing; gear; CEEMDAN; mean optimization

作者简介: 郑近德(1986-),男,博士,副教授、硕士生导师。电话:18395585081; E-mail: lqdlzheng@126.com