

# 基于 CEEMD-WPT 的滚动轴承特征提取算法<sup>\*</sup>

王丽华<sup>1</sup>, 陶润喆<sup>1</sup>, 张永宏<sup>1</sup>, 赵晓平<sup>2</sup>, 谢阳阳<sup>1</sup>

(1. 南京信息工程大学信息与控制学院 南京, 210044)

(2. 南京信息工程大学江苏省网络监控中心 南京, 210044)

**摘要** 为实现对滚动轴承振动信号中特征频率成分的精确提取, 提出了将互补总体平均经验模态分解 (complementary ensemble empirical mode decomposition, 简称 CEEMD) 与小波包变换 (wavelet package transform, 简称 WPT) 相结合即 CEMMD-WPT 特征信号提取算法。两种方法的结合既有效解决了 CEEMD 分解后依然存在的模态混叠问题, 又消除了进行 WPT 处理后产生虚假频率分量、频率混淆现象的影响。通过仿真试验验证了该方法的有效性, 并应用于实际, 取得很好的结果。

**关键词** 滚动轴承; 小波包变换; 互补总体平均经验模态分解; 特征提取

**中图分类号** TN911; TH165

## 引言

滚动轴承是旋转机械中应用最广但最易损坏的机械零件, 其工作好坏直接影响机械的工作状态, 故对滚动轴承振动信号中的特征成分实现精确提取十分重要。由于机械设备振动信号多为非线性非平稳信号, 时频分析方法如小波变换 (wavelet transform, 简称 WT)、希尔伯特黄变换 (Hilbert-Huang transform, 简称 HHT) 和 Gabor 变换等。由于能够同时提供时域信号和频域信号的局部信息, 因此得到广泛应用。文献[1]提出了一种基于连续小波的信号检测和故障诊断的方法, 但不管是小波还是小波包变换, 在实际应用中都会在频段分割处产生频率混淆、虚假分量现象, 且不具有自适应性<sup>[2]</sup>, 直接用于特征信号的提取效果不佳。近年来, 随着希尔伯特黄变换的提出, 经验模态分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD) 得到推广应用。EMD 分解出的固有模态函数 (intrinsic mode function, 简称 IMF) 包含原信号不同时间尺度的局部特征<sup>[3]</sup>。通过对各 IMF 变化的监测可以实现对滚动轴承状态的监测<sup>[4]</sup>。EMD 存在严重的模态混叠的缺点<sup>[5]</sup>, 无法实现对特征的精确提取。针对模态混叠的缺

点, 陈建国等<sup>[6]</sup>提出了采用独立分量分析 (independent component analysis, 简称 ICA) 来抑制模态混叠的方法, 但 ICA 的幅值不确定性大大影响了结果的精确性。Wu 等<sup>[7]</sup>通过研究白噪声信号的统计特征, 提出了总体平均经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD), 取得了一定的抑制效果, 但仍无法完全消除, 且分解过程中每次添加的白噪声可能会引起重构误差<sup>[8]</sup>。雷亚国等<sup>[9]</sup>根据 Wu 的算法提出了一种自适应的 EEMD 并应用在行星齿轮箱故障检测中, 进一步削弱了模态混叠的现象, 但仍继承了 EEMD 分解后得到的分量未必满足 IMF 定义的缺陷、且增加了分解过程中的计算量。Yeh 等<sup>[10]</sup>在 EEMD 的基础上提出了 CEEMD, 解决了重构误差问题。到目前为止, 在实际应用中想要完全避免模态混叠, 实现对特征信号的精确提取, 仍然是没有得到解决的问题<sup>[11]</sup>。

为了消除 CEEMD 分解后依然存在的少量模态混叠问题, 实现对工作信号中特征频率成分的精确提取, 笔者提出将 CEEMD 和 WPT 相结合的特征提取算法。利用 WPT 的局部分析能力对 CEEMD 分解后依然存在的模态混叠部分予以修正, 并消除 WPT 处理时再次产生频率混淆、虚假分量现象的影响, 从而实现特征信号的精确提取。

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金资助项目 (51405241, 51505234, 51575283)

收稿日期: 2016-04-07; 修回日期: 2016-09-19

## 1 算法描述

### 1.1 CEEMD 分解

CEEMD 是基于 EMD 和 EEMD 提出的一种改进算法。EMD<sup>[3]</sup> 是一种自适应的局部化分析方法, 它从原信号中分解出的 IMF 突出了数据的局部特征, 从根本上摆脱了傅里叶变换的局限性, 适用于非平稳、非线性信号的处理, 但 EMD 会出现模态混叠现象。模态混叠是指同一 IMF 分量包含了不同的时间尺度分量(不同的频率成分被分解到同一 IMF 内, 或同一频率成分被分解到不同的 IMF 内)<sup>[12]</sup>, 产生模态混叠的原因主要有: a. 噪声干扰, 改变了信号原本的极值点分布; b. 信号中含有间断高频弱信号成分; c. 信号中各成分的频率过于接近。针对 EMD 的缺陷, EEMD<sup>[7]</sup> 被提出, 其利用白噪声频谱的均匀分布特性, 使混入白噪声的信号在不同时间尺度上具有连续性, 在一定基础上抑制了模态混叠问题, 但由于分解时添加的白噪声会引起重构误差, 提取的信号幅值也会被改变。

采用 CEEMD 对信号进行自适应分解, 提取特征频率信号的效果最好, 其与 EEMD 的主要区别是通过向信号中添加两个相反的白噪声信号, 并分别进行 EMD 分解, 从而消除了 EEMD 分解中添加白噪声的影响, 具体步骤<sup>[13]</sup> 如下。

1) 分别向被分析信号  $x(t)$  中加入等长度的、给定标准差的、一组符号正负相反的正态分布白噪声, 形成两个新信号;

2) 应用 EMD 对加入白噪声后的两个信号分别进行分解, 得到其各自的 IMF 分量;

3) 重复  $n$  次步骤 1 和步骤 2, 要求每次加入新的随机正态分布白噪声序列;

4) 将每次分解得到的分量共计  $2n$  组 IMF<sub>s</sub> 对应相加后(如第 1 次分解的 IMF<sub>1</sub> 加上第 2 次分解 IMF<sub>1</sub>, 直到  $2n$  组 IMF<sub>1</sub> 相加)再分别除以  $2n$  求其平均, 得到一组 IMF 分量即为分解结果。

CEEMD 分解需要确定两个参数: 所添加的高斯白噪声的幅值标准差与原信号幅值标准差的倍数  $k$  和重复步骤次数  $n$ 。Wu 等<sup>[7]</sup> 指出,  $k$  为  $0.1 \sim 0.3$  倍, 重复步骤次数  $n$  以满足  $k_n = k/\sqrt{n}$ 。(  $k_n$  为误差的最终标准偏差, 定义为输入信号与得到的相应 IMF 分量之和的差值)。为验证 CEEMD 分解效果, 仿真信号  $s(t)$ ,  $y_1(t)$  为低频正弦分量,  $y_2(t)$  为

高频间断信号,  $s(t) = y_1 + y_2$ , 其中

$$y_1 = \sin(20\pi t) \quad (0 \leq t \leq 1) \quad (1)$$

$$y_2 = \begin{cases} 0 & (0 \leq t < 0.2, 0.22 \leq t < 0.5) \\ \sin(500\pi t) & (0.52 \leq t < 0.8, 0.82 \leq t < 1, \\ & 0.2 \leq t < 0.22, 0.5 \leq t < 0.52, \\ & 0.8 \leq t < 0.82) \end{cases} \quad (2)$$

仿真信号采样频率为 1 kHz, 采样时间为 1 s。分别采用 EMD 和 CEEMD 对仿真信号  $s(t)$  进行分解,  $n$  为 50 次,  $k$  为 0.1 倍, 结果如图 1, 2 所示。

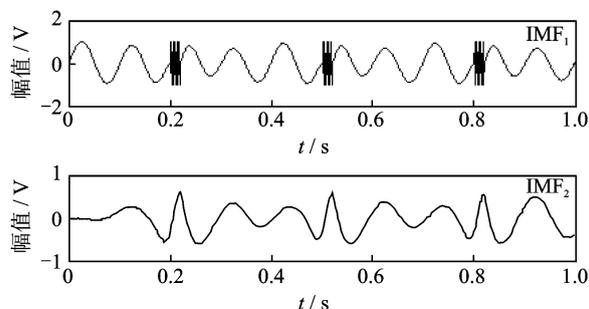


图 1 仿真信号 EMD 分解的前 2 个 IMF 分量

Fig. 1 The former two IMF components after EMD

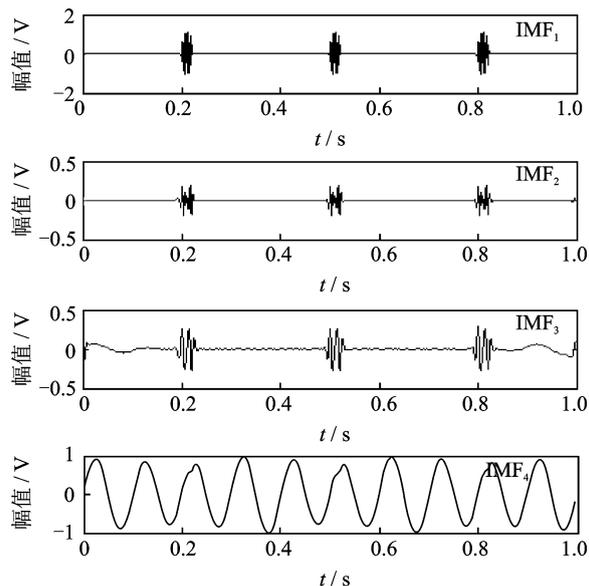


图 2 CEEMD 分解的前 4 个 IMF 分量

Fig. 2 The first four IMF components after CEEMD

由图 1 可见, 两个频率相差很大的信号并没有被自适应分开, 出现了模态混叠现象。

由图 2 看出, CEEMD 分解得到的 IMF<sub>1</sub> 较好地提取出高频间断信号, IMF<sub>1</sub> 和  $y_2(t)$  做相关性分析可以达到 91.12%; 但 IMF<sub>2</sub>, IMF<sub>3</sub> 依然出现了少量的模态混叠现象; IMF<sub>4</sub> 提取出低频正弦信号。

综上所述,使用 CEEMD 自适应提取特征频率分量虽在一定基础上抑制了模态混叠的问题,但依然没有实现精确提取。

## 1.2 小波包变换

为了消除 CEEMD 分解后依然存在的模态混叠问题,实现对特征信号的精确提取,笔者对分解后存在模态混叠的部分利用 WPT 进行修正。WPT 是 WT 的推广,其实质是对信号的多带通滤波处理。与 WT 不同的是,WPT 在对信号的低频部分进行分解的同时,对高频部分也进行了分解,具有更好的局部分析能力<sup>[14]</sup>。但在实际特征提取中,小波包滤波器的频域特性并不理想,分解过程中对信号进行隔点采样,采样频率的减半往往会引起频率折叠。另外,在重构过程中的隔点插零又使采样频率加倍,因此整个分解、重构过程易造成频率混淆现象,且子带易产生虚假频率分量。单独运用 WPT 进行特征频率信号的提取,往往会因为频率混淆、虚假分量的产生,降低结果的精确度。故笔者提出将 CEEMD 与 WPT 相结合,实现滚动轴承特征频率信号的精确提取。

## 2 基于 CEEMD-WPT 的特征提取算法

对采集的振动信号进行 CEEMD 自适应分解,得到不同的 IMF 分量,每个 IMF 对应一个频段,此时针对所需提取的特征信号找到所在的 IMF 即可。若特征信号出现模态混叠则进行修正:因分解后的 IMF 内主频率成分的幅值大于分量内混叠部分的频率幅值,且只含有相应频段内的成分,故此时利用 WPT 进行模态混叠部分的特征分量提取可以有效消除子频带产生频率混淆、虚假分量的影响,实现对特征信号的精确提取,即笔者提出的 CEEMD-WPT 算法,具体算法流程如图 3 所示。

1) 对振动信号做频谱分析,确定信号噪声的大小以及各频率成分的幅值大小。

2) 根据信号中所含噪声的大小,确定 CEEMD 分解次数和白噪声幅值,信号内所含噪声越大, $k$  的取值大。文中选择标准差倍数  $k$  为  $0.1 \sim 0.3$ ,重复步骤次数  $n$  一般选择百以内即可。

3) 进行 CEEMD 自适应分解。

4) CEEMD 分解得到的各 IMF 分量自适应提取出各频段分量,对每个 IMF 做出其频谱图,检查

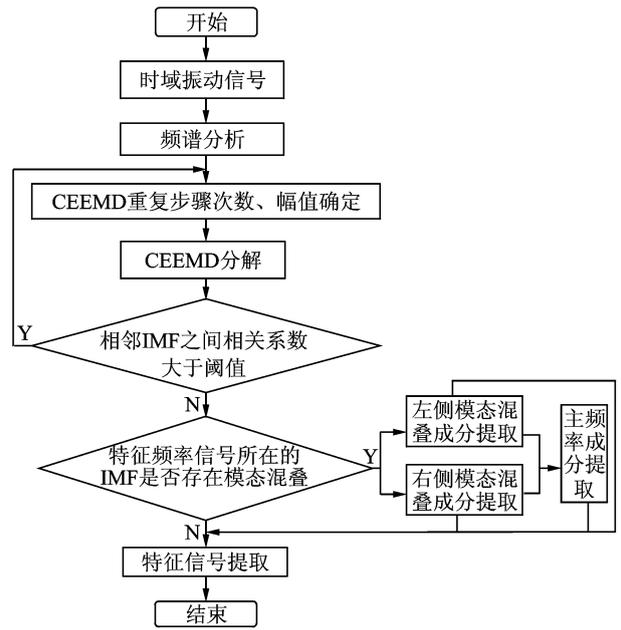


图 3 CEEMD-WPT 算法流程图

Fig. 3 Flow chart of CEEMD-WPT method

是否出现频率混淆,并对每个相邻的 IMF 分量做相关性分析,相关性数值超过阈值(阈值根据实际分解自行设定,一般设定为 30%,若在低频段出现过分解,此时低频段 IMF 之间相关系数较大,可调大阈值),就认为存在严重的模态混叠,重新调整  $n$  和  $k$ ,重复步骤 3 和 4;若小于阈值,执行步骤 5。

5) 检查特征频率信号是否存在模态混叠。若出现了少量的模态混叠的现象,则利用 WPT 予以修正,将特征频率分量从混叠的 IMF 内提取出来。IMF 为某一频段的分量,此时频段内所含的成分较少且主频率成分( $f$ )在中间,模态混叠部分( $f_1, f_2$ )分别分布于主频率的两侧,利用 WPT 进行模态混叠的修正,分为以下 3 种情况:a. 若所需提取的特征分量为左侧的  $f_1$ ,因 IMF 只含有某一频段的分量,此时只需将高于特征分量的频率成分进行剔除即可;b. 若所需提取的特征分量为右侧的  $f_2$ ,此时只需将低于特征分量的频率成分进行消除;c. 若所需提取的特征分量为主频率成分  $f$ ,首先需提取出  $f_1$  和  $f_2$ ,再用 IMF 减去提取出的  $f_1$  和  $f_2$  即可得到。

以情况 1 为例对具体实现过程进行描述:a. 因对  $f_1$  进行 WPT 提取,则小波包频段分割的下限需低于  $f_1$ ,而上限需尽可能高于  $f_1$  且低于需剔除的频率;b. 在提取的过程中,因在频段分割的上限邻近处有需剔除的频率成分,则 WPT 提取后易再次产生频率混淆现象并含有虚假分量,提取的结果为

$M_1$ , 此时需将  $M_1$  中再次产生的频率混淆和虚假分量进行消除; c. 采取的方法为调整频段分割的下限尽可能高于  $f_1$  且低于虚假分量的频率, 上限不变, 然后对 IMF 再次进行 WPT 提取得到  $M_2$ ,  $M_2$  中同样会产生混淆部分和虚假分量; d. 故用两次提取的结果进行相减  $M = M_1 - M_2$ , 消除 WPT 产生的频率混淆、虚假分量现象, 很好地将特征频率分量从模态混叠的 IMF 内提取出来。

6) 将同一特征频率分量从不同的 IMF 内提取出来进行时域上的相加, 从而实现对特征信号的精确提取。

### 3 仿真实验及工程应用

#### 3.1 仿真实验

##### 3.1.1 混合信号仿真

旋转机械的振动信号中存在各部件正常工作运行信号、故障信号及环境噪声等多种信号, 仿真一个由以下 4 种基本信号耦合形成的混合信号 Signal<sup>[9]</sup>。  $S_1$ 、 $S_2$  模拟设备正常运行信号;  $S_3$  模拟碰摩故障发生时的特征信号; Noise 模拟噪声信号。设采样频率为 1 kHz, 采样时间为 1 s, 信号模型为

$$\begin{cases} S_1(t) = \sin(200\pi t) \\ S_2(t) = 1.5\cos(20\pi t - 10) \\ S_3(t) = 2\sin(5\pi t)\cos(60\pi t) \\ \text{Noise} = 5[\text{rand}(1, 1\ 000) - 0.5] \end{cases} \quad (3)$$

混合信号为

$$\text{Signal} = S_1 + S_2 + S_3 + \text{Noise}$$

其中: 正弦信号  $S_1$  频率为 100 Hz, 振幅为 1 V (如图 4(a)所示); 余弦信号  $S_2$  频率为 10 Hz, 振幅为 1.5 V, 初相位为  $1.5\cos(-10)$  (如图 4(b)所示); 频率为 2.5 Hz、振幅为 2 V 的正弦信号与频率为 30 Hz、振幅为 1 V 的余弦信号相乘得到  $S_3$  (如图 4(c)所示); 振幅为 2.5 V 的随机信号模拟噪声 Noise 如图 4(d)所示。

源信号及混合信号时域波形如图 4 所示。混合信号的频谱如图 5 所示。

##### 3.1.2 CEEMD-WPT 特征提取

采用 CEEMD-WPT 算法提取故障信号  $S_3$ 。经过算法步骤 1~4, 选择  $n$  为 100,  $k$  为 0.2 倍。因篇幅限制, 在仿真部分直接给出 CEEMD-WPT 分解后提取故障特征信号的结果, WPT 修正 IMF 的部分在实际工程应用中再具体说明。CEEMD-WPT

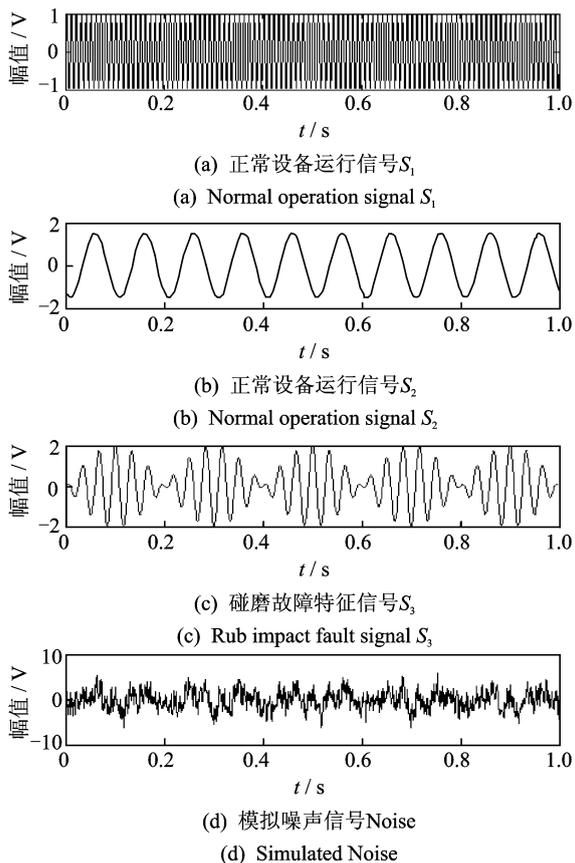


图 4 混合信号 Signal

Fig. 4 Mixed signal

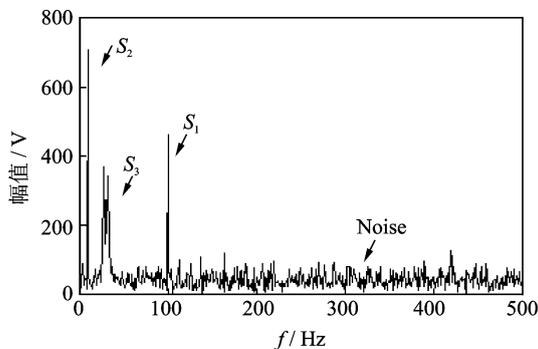


图 5 混合信号频谱图

Fig. 5 Mixed signal spectrum

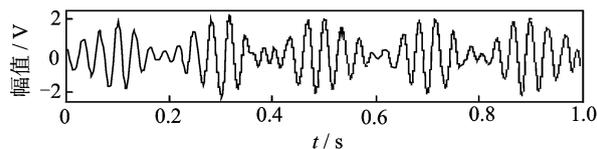


图 6 CEEMD-WPT 得到 IMF<sub>3</sub> 时域图

Fig. 6 The IMF<sub>3</sub> component after CEEMD-WPT

算法得到的第 3 个 IMF 分量为故障信号  $S_3$ , 如图 6 所示。

为验证分解的效果,检查是否还存在模态混叠的部分,对  $IMF_3$  做频谱分析,如图 7 所示。可以看出,特征频率信号已经很好地提取出来,对  $IMF_3$  与其相邻的  $IMF$  分量做相关性分析,数值都在 0.01 以下,有效解决了模态混叠的问题,且  $IMF_3$  与源信号  $S_3$  的相关性数值达到 98.02%,故 CEEMD-WPT 很好地对特征频率信号进行了提取。

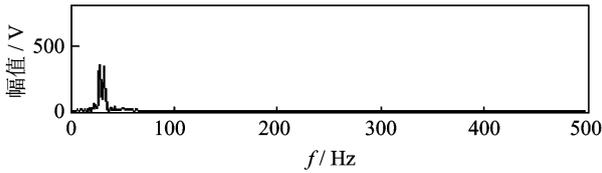


图 7  $IMF_3$  分量频谱图

Fig.7 The  $IMF_3$  component spectrum

采用带通滤波的方法同样对特征信号  $S_3$  进行提取,两者结果进行对比,选择带通滤波的范围为 20~40 Hz,提取结果的时域图如图 8 所示。

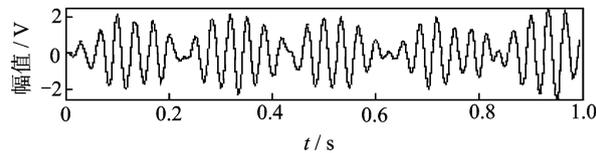


图 8 带通滤波提取  $S_3$  的时域图

Fig.8  $S_3$  time domain map extracted with band-pass filter

带通滤波的结果与源信号  $S_3$  做相关性分析,数值为 86.35%,由图 8 可看出,带通滤波提取的结果没有 CEEMD-WPT 提取的结果精确,原因在于并不存在理想的带通滤波器,滤波器不能将期望频率范围外的所有频率完全滤去,在所需提取的频率带外还有一个没有被滤去,但被衰减的范围即滚降现象。故滤波器的设计尽量保证滚降范围越窄越好,然而随着滚降范围越来越小,通带就变得不再平坦,开始出现“波纹”。这种现象在通带的边缘处尤其明显,滤波后易造成信号时域分布的改变。因此,当信号中频率成分过于靠近时,使用滤波的方法无法实现精确提取。

### 3.2 工程应用

采用 OROS R3X 系的动态信号分析仪对卧式螺旋离心机(简称卧螺离心机)运行阶段的振动信号进行采集<sup>[15]</sup>。卧螺离心机相关参数如表

1 所示。

表 1 卧螺离心机主要技术参数

Tab.1 Main technical parameters

转速 $n/$ ( $r \cdot \min^{-1}$ )	转速差 $\Delta n/$ ( $r \cdot \min^{-1}$ )	功率/ kW	整机质量/ kg	外形尺寸	
				$l_1/mm \times l_2/mm \times$ $l_3/mm$	
3 300	30	45	4 200	4 500×1 240× 1 340	

振动传感器布置在左右轴承座,从水平和垂直两个方向测量大端和小端瓦振;在大端和小端都安装支架固定电涡流传感器用来测量轴的振动;光电传感器安装于转鼓大端。传感器的布置如图 9 所示。

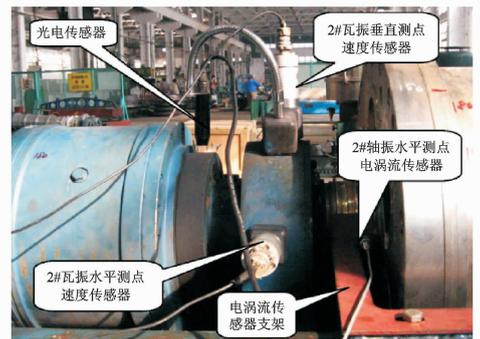


图 9 卧螺离心机大端传感器布置

Fig.9 The sensor arrangement

取大端垂直方向轴振工作阶段的振动信号为例,采样频率为 12.8 kHz,采样时间为 20 s,图 10 为其时域信号。采用 CEEMD-WPT 算法对卧螺离心机工作频率即 1 阶特征分量 55 Hz 进行提取。

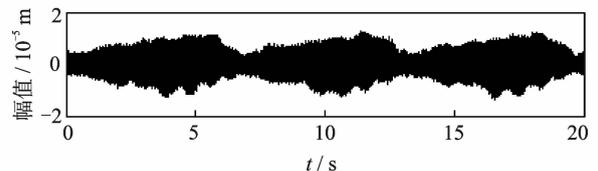


图 10 振动信号时域图

Fig.10 Time domain diagram of vibration signal

由图 11 看出,振动信号由多个频率成分组成,且只含有少量的噪声,利用 CEEMD-WPT 算法对特征频率信号 55 Hz 进行提取,经过算法选择  $n$  为 50 次, $k$  为 0.1 倍。由于 CEEMD 自适应分解后的  $IMF$  分量是根据频率段从高到低依次排列下来,因篇幅限制,笔者只列出分解后特征频率信号 55 Hz 存在模态混叠的两个  $IMF$  分量( $IMF_7, IMF_8$ )频谱

图,如图 12 所示。

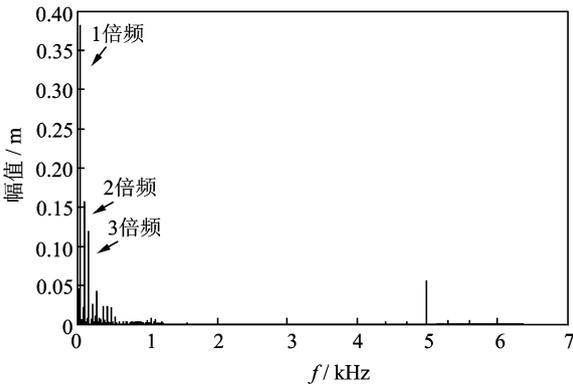


图 11 振动信号频谱图

Fig. 11 Spectrum of vibration signal

由图 12 可以看出,CEEMD 分解后在低频部分(图中圆圈处)依然出现了少量的模态混叠,55 Hz 特征频率信号被分解在  $IMF_7, IMF_8$  中。为了实现特征频率信号的提取,需对分解后的  $IMF_7, IMF_8$  进行 WPT 修正,首先需要将  $IMF_7$  中的左侧模态混叠部分  $f_1$  (55 Hz) 分量提取出来,由于采样频率为 1.28 kHz,而 55 Hz 分量十分靠近 WPT<sub>7</sub> 层分解的 50 Hz 频段分割处,直接进行 WPT 提取无法实现,根据算法步骤 5 的第 1 种情况,首先对  $IMF_7$  进行 WPT<sub>6</sub> 层分解,采用将 100 Hz 以上的频率成分剔除,提取出 0~100 Hz 频段的分量  $M_1$ ,如图 13 所示。

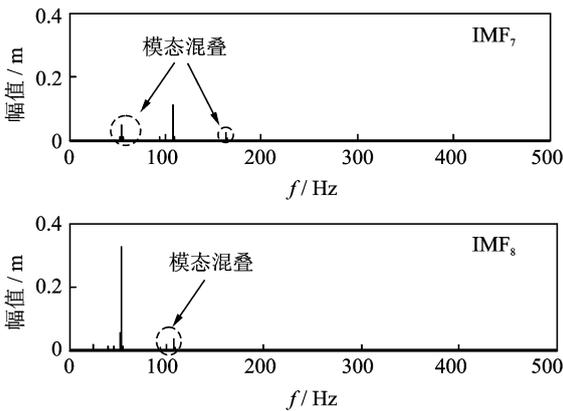


图 12  $IMF_7, IMF_8$  分量频谱图

Fig. 12 The  $IMF_7, IMF_8$  components spectrum

由图 13 可看出,在靠近频段分割上限处 100 Hz 的地方存在 2 倍频 110 Hz 分量,  $M_1$  中出现了频率混淆的现象并产生了虚假分量(图 13 圆圈中),则对特征分量的精确提取产生影响,需将其消除。再次

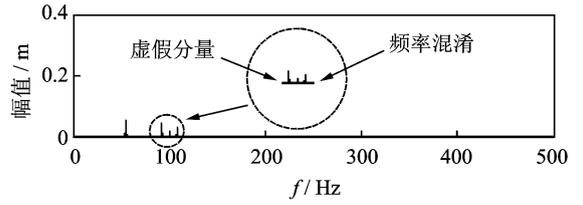


图 13  $IMF_7$  经过 6 层 WPT 提取的 0~100 Hz 分量频谱图

Fig. 13  $IMF_7$  after 6 level of WPT extracted 0~100 Hz component spectrum

对  $IMF_7$  进行 8 层分解,提取出 75~100 Hz 的频段  $M_2$ ,如图 14 所示。由于  $IMF_7$  中的 55 Hz 分量幅值较小,且离 WPT<sub>8</sub> 层分解的频段分割的下限处 75 Hz 较远,此时分解所产生的虚假分量与 6 层分解所得到的相同。

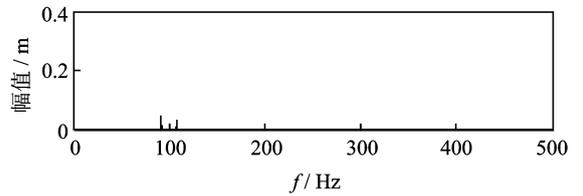


图 14  $IMF_7$  经过 8 层 WPT 提取的 75~100 Hz 分量频谱图

Fig. 14  $IMF_7$  after 8 level of WPT extracted 75~100 Hz component spectrum

用 WPT<sub>6</sub> 层分解得到的结果  $M_1$  (如图 13 所示)减去 WPT<sub>8</sub> 层分解的结果  $M_2$  (如图 14 所示),从而消除 WPT 提取时产生的虚假分量、频率混淆现象的影响,此方法有效地将 55 Hz 分量从模态混叠的  $IMF_7$  中提取出来,其频谱图如图 15 所示。

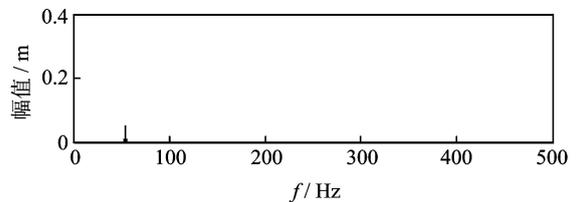


图 15  $IMF_7$  经过 WPT 提取的 55 Hz 分量频谱图

Fig. 15  $IMF_7$  after WPT extracted 55 Hz component spectrum

同样将模态混叠的  $IMF_8$  中主频率成分  $f$  (55 Hz) 提取出来,将  $IMF_7, IMF_8$  中提取的分量进行相加,提取的 1 阶特征信号频谱图如图 16 所示。

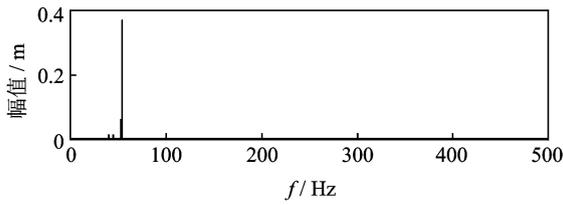


图16 CEEMD-WPT提取的信号频谱图

Fig. 16 CEEMD-WPT extraction of the signal spectrum

由图16可以看出,将模态混叠部分进行了较好的消除,有效地提取出特征频率信号。运用WPT,CEEMD以及CEEMD-WPT算法提取特征信号,结果比较如图17所示。

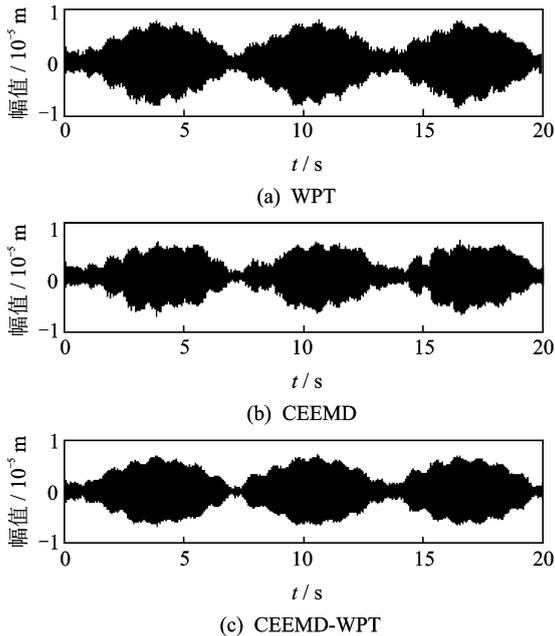


图17 WPT,CEEMD,CEEMD-WPT提取特征时域图

Fig. 17 WPT,CEEMD,CEEMD-WPT extraction characteristic time domain diagram

由图17可以看出,CEEMD-WPT提取的特征信号与WPT单独提取的相比信号的幅值较小,但更加的平滑。原因在于WPT实质就是多带通滤波,但不管是高通、低通、带通滤波,在实际应用中并不存在理想的滤波器,在通带和阻带之间都存在一个频率成分不会被完全抑制、只是衰减的过渡带。故利用滤波的方法去实现特征信号的精确提取是比较困难的。CEEMD-WPT与CEEMD提取的结果相比,信号完整,更具有周期性,CEEMD存在模态混叠的问题,导致分解得到的IMF不一定能实现单一频率信号的精确提取。故利用CEEMD-WPT算

法提取的特征信号最精确,不仅对特征信号可以实现自适应提取,也有效解决了分解后出现模态混叠的问题,便于后期的状态监测及故障诊断。

## 4 结 论

1) 详细阐述了HHT中EMD信号处理方法的优点以及缺陷,针对EMD的模态混叠问题引入CEEMD,简要介绍了WPT以及传统的滤波思想。

2) CEEMD自适应分解虽然有效改善了EMD在含有间断点信号中的模态混叠问题,但在实际应用中依然存在少量的频率混叠部分。WPT及传统的滤波方法可以实现对信号局部特征的提取,但也无法做到精确提取。针对CEEMD,WPT两个信号处理方法的优缺点进行结合,实现对特征频率信号的精确提取。

3) 运用CEEMD-WPT算法对实际工程信号进行特征信号提取,通过与计算所得的频率进行对比,良好地实现了精确提取,为后期的状态检测与故障诊断打下基础。

## 参 考 文 献

- [1] 林京, 屈梁生. 基于连续小波变换的信号检测技术与故障诊断[J]. 机械工程学报, 2000, 36(12): 95-100.  
Lin Jing, Qu Liangsheng. Feature detection and fault diagnosis based on continuous wavelet transform[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2000, 36(12): 95-100. (in Chinese)
- [2] 秦毅, 秦树人, 毛永芳. 小波变换中经验模态分解的基波检测及其在机械系统中的应用[J]. 机械工程学报, 2008, 44(3): 135-142.  
Qin Yi, Qin Shuren, Mao Yongfang. Fundamental wave detection based on wavelet transform and empirical mode decomposition with application in mechanical system[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(3): 135-142. (in Chinese)
- [3] Huang N E, Shen Z, Long S. R The empirical mode-decomposition method and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society of London, Series, 1998 (454): 903-995.
- [4] 杨宇, 于德介, 程军圣. 基于EMD与神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2005, 24(1):

- 85-88.  
 Yang Yu, Yu Dejie, Cheng Junsheng. Roller fault diagnosis method based on EMD and Neural network [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2005, 24(1): 85-88. (in Chinese)
- [5] 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.  
 Cao Ying, Duan Yubo, Liu Jicheng. Research and application of mode-mixing in Hilbert-Huang transform[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(3): 518-523. (in Chinese)
- [6] 陈建国, 张志新, 郭正刚. 独立分量分析方法在经验模态分解中的应用[J]. *振动与冲击*, 2009, 28(1): 109-111.  
 Chen Jianguo, Zhang Zhixin, Guo Zhenggang. Application of independent component analysis in empirical mode decomposition[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2009, 28(1): 109-111. (in Chinese)
- [7] Wu Z, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1-41.
- [8] 陈隽, 李想. 运用总体经验模式分解的疲劳信号降噪方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2011, 31(1): 15-19.  
 Chen Jun, Li Xiang. Application of ensemble empirical mode decomposition to noise reduction of fatigue signal [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2011, 31(1): 15-19. (in Chinese)
- [9] 雷亚国, 孔德同, 李乃鹏. 自适应总体平均经验模式分解及其在行星齿轮箱故障检测中的应用[J]. *机械工程学报*, 2014, 50(3): 64-70.  
 Lei Yaguo, Kong Detong, Li Naipeng. Adaptive ensemble empirical mode decomposition and its application to fault detection of planetary gearboxes[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2014, 50(3): 64-70. (in Chinese)
- [10] Yeh J R, Shieh J S. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a noise enhanced data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2010, 2(2): 135-156.
- [11] Huang N E, Shen S. Hilbert-Huang transform and its applications [M]. Singapore: World Scientific Publishing Copteltd, 2014: 22-24.
- [12] 胡爱军, 孙敬敬, 向玲. 经验模态分解中的模态混叠问题[J]. *振动、测试与诊断*, 2011, 31(4): 429-434.  
 Hu Aijun, Sun Jingjing, Xiang Ling. Mode mixing in empirical mode decomposition [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2011, 31(4): 429-434. (in Chinese)
- [13] 郑近德, 潘海洋. APEEMD 及其在转子碰摩故障诊断中应用[J]. *振动、测试与诊断*, 2016, 36(6): 257-263.  
 Zheng Jinde, Pan Haiyang. Adaptive partly-ensemble empirical mode decomposition and its application for rotor rubbing fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(6): 257-263. (in Chinese)
- [14] 高英杰, 孔祥东. 基于小波包分析的液压泵状态监测方法[J]. *机械工程学报*, 2009, 45(8): 80-88.  
 Gao Yingjie, Kong Xiangdong. Wavelet packets analysis based method for hydraulic pump condition monitoring [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2009, 45(8): 80-88. (in Chinese)
- [15] 赵晓平, 侯荣涛. 基于 Viterbi 算法的 Gabor 阶比跟踪技术[J]. *机械工程学报*, 2009, 45(11): 247-252.  
 Zhao Xiaoping, Hou Rongtao. Gabor order tracking based on viterbi algorithm [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2009, 45(11): 247-252. (in Chinese)



**第一作者简介:**王丽华,女,1974年9月生,硕士、高级实验师。主要研究方向为故障诊断,模式识别及信号处理。曾发表《超声信号的特征提取与选择在缺陷分类识别中的应用》(《机械制造与自动化》2011年第40卷第6期)等论文。  
 E-mail: wlh\_nj@163.com