

基于自适应 CEEMD 的非平稳信号分析方法^{*}

徐 波^{1,2}, 黎会鹏^{1,2}, 周凤星¹, 严保康¹, 严 丹², 刘 毅^{2,3}

(1. 武汉科技大学信息科学与工程学院 武汉, 430081) (2. 黄冈师范学院物理与电信学院 黄冈, 438000)

(3. 华中科技大学机械科学与工程学院 武汉, 430074)

摘要 由于标准的互补集总经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition, 简称 CEEMD)在处理模态混叠问题时缺乏自适应性,其本质是分解信号获得的本征模态函数(intrinsic mode function, 简称 IMF)之间产生了一定的信息耦合现象,使 IMF 分量不能正确地反映信号的真实成分。因此,提出了在使用 CEEMD 分解信号的过程中嵌入网格搜索算法(grid search algorithm, 简称 GSA),以最小二乘互信息(least squares mutual information, 简称 LSMI)为网格搜索算法的适应度函数,构造一个自适应 CEEMD 方法。该算法通过自适应地搜索最佳的白噪声幅值,修正信号分解过程中产生的少量的耦合频率成分,确保每个 IMF 分量之间信息的正交性,以进一步抑制模态混叠问题。最后,通过仿真实验验证了该方法的有效性,并将该方法用于提取滚动轴承微故障的特征频率。实验结果表明,该算法在滚动轴承的微故障特征提取应用中具有更少的迭代数、IMF 分量以及相对更小的计算量。

关键词 互补集总经验模态分解; 模态混叠; 最小二乘互信息; 网格搜索算法; 微故障特征提取

中图分类号 TH113; TH133.3

引 言

Hilbert-Huang 变换^[1]非常适合处理非线性、非平稳随机信号,在许多领域得到广泛应用^[2-6],然而模态混叠问题严重影响其在工程中的应用和推广。对此,学者做了大量的理论和应用研究。Huang 等^[7]提出通过设置一个时间间隔的方法避免产生混叠,但在实际应用中时间间隔难以确定。胡爱军等^[8]提出了一种在经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)过程中加入高频谐波的模态抑制方法。曹莹等^[9]提出一种基于形态滤波与特征尺度匹配的模态混叠抑制方法。但上述方法缺乏自适应性。Gao 等^[10]提出了一种基于差分运算与累积求和的模态混叠抑制方法,但差分运算和累积求和运算本质上等效于低通滤波和高通滤波,易在分解过程中丢失部分信号信息。汤宝平等^[11]提出了一种基于独立分量分析的模态混叠抑制方法,但是独立分量分析具有幅度和顺序的不确定性,且幅度的不确定性对信号能量信息的分析和判断存在一定的限制。Wu 等^[12]提出了集总经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition,

简称 EEMD)方法,该方法对于模态混叠具有较好的抑制效果,但容易残留白噪声。Yeh^[13]等提出了 CEEMD 方法,能够有效克服 EEMD 白噪声残留的问题,对模态混叠有较好的抑制效果,同时对端点效应也有一定的抑制作用,但存在添加的正负白噪声可能产生数量不同的模态分量,且仍然残留少量的噪声。Torres 等^[14]提出了完全噪声辅助集总经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, 简称 CEEMDAN),该算法解决了 CEEMD 算法添加不同白噪声产生不同数量 IMF 分量的缺陷,但存在迭代次数多和计算效率低等问题。

可见,当多个诱因同时作用时,要解决模态混叠十分困难,特别是在间断的高频弱信号干扰和混合分量不满足 EMD 全分解(almost fully decomposed by EMD, 简称 AFDE)条件时作用下产生的模态混叠问题。产生模态混叠的本质是信号经过 CEEMD 分解得到的 IMF 分量之间的信息不完全正交,存在一定的耦合。从理论角度来讲,消除 IMF 分量之间的耦合,即可保证 IMF 分量之间严格正交,消除模态混叠问题。因此,笔者把消除 IMF 分量之间的耦合作为抑制模态混叠的方法。根据零均值随机信号

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51975433);湖北省自然科学基金资助项目(2019CFB133)

收稿日期:2018-05-31;修回日期:2018-08-03

之间不相关和正交性等价原理,以 CEEMD 算法为基础,在其分解过程中嵌套最小二乘互信息与网格搜索相结合的解耦合算法,保证 CEEMD 分解得到的 IMF 分量之间的信息严格正交,从而进一步抑制模态混叠问题。通过仿真实验以及精确提取滚动轴承微故障的故障特征频率进一步验证该方法的有效性。

1 方法与原理

1.1 CEEMD 原理

在对信号 $x(t)$ 做 EEMD 分解时,令集总平均的次数为 N ,对 $x(t)$ 第 j 次添加正负白噪声 $\varepsilon_j u_j(t)$,可以得到 $x_j^+(t)$ 和 $x_j^-(t)$ 。对其分别进行 EEMD 分解,各得到一组 IMF,分别记为 IMF_j^+ 和 IMF_j^- ,得到

$$\text{IMF}_j = [\text{IMF}_j^+ + \text{IMF}_j^-] / 2 \quad (j = 1, 2, \dots, N) \quad (1)$$

对式(1)求集总平均,得到

$$\text{IMF} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \text{IMF}_j \quad (2)$$

其中: N 为 $x(t)$ 离散化后的序列长度。

由于对 $x(t)$ 分别添加同一白噪声,但符号相反,使相加后残留在 IMF_j^+ 和 IMF_j^- 中的白噪声基本互相抵消,这正是“互补”的本质。CEEMD 不仅能很好地抑制模态混叠问题,而且还能有效消除白噪声残留问题。但是,CEEMD 仍然存在添加白噪声幅值的问题,文献[12]认为添加的白噪声幅值一般取信号标准差的 0.1~0.2 倍,并没有严格的数学证明,是一种经验性的结论,存在人工干扰,影响 CEEMD 的分解结果及效果。因此,需要一种能够自适应的取值方法。

1.2 最小二乘互信息的原理

互信息^[15-17] (mutual information, 简称 MI) 是信息论中一种无参数、非线性的测度指标,能够定量地表示两个随机变量之间的相关性,比相关系数法^[18] 更加精确,可以有效度量 IMF 分量与余量之间信息的耦合程度,其定义为

$$\text{MI} = \frac{1}{2} \int \sum_{y=1}^c p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} dx \quad (3)$$

为了克服式(3)对异常值敏感的问题,降低异常值的干扰,获得更加精确的互信息估计量,替换的定义式为

$$\text{MI} = \frac{1}{2} \int \sum_{y=1}^c p(x)p(y) \left(\frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} - 1 \right)^2 dx \quad (4)$$

为了避免计算联合概率 $p(x, y)$ 、边缘概率 $p(x)$ 和 $p(y)$ 等,引入最小二乘估计法计算平方损失互相信息,将其组合而成的密度比函数直接进行学习。密度比的近似函数的定义为

$$\omega_{\alpha}(x, y) = \sum_{j=1}^n \alpha_j \exp\left(-\frac{\|x_j - y_j\|_2^2}{2h^2}\right) \quad (5)$$

其中: $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)^T$ 为参数向量。

基函数 ψ 选择高斯径向基核函数。对 α 进行最小二乘学习并加上 l_2 正则化项,得到的学习规则为

$$\min_{\alpha} \left[\frac{1}{2} \alpha^T \hat{\mathbf{G}} \alpha - \alpha^T \hat{\mathbf{h}} + \frac{\lambda}{2} \|\alpha\|^2 \right] \quad (6)$$

其中: $\hat{\mathbf{G}}$ 和 $\hat{\mathbf{h}}$ 分别为 $n \times n$ 阶矩阵和 n 次维向量。

$\hat{\mathbf{G}}$ 和 $\hat{\mathbf{h}}$ 定义为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{G}} = \frac{1}{n^2} \sum_{i, i'} \psi(x_i, y_{i'}) \psi(x_{i'}, y_i)^T \\ \hat{\mathbf{h}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \psi(x_i, y_i) \end{cases} \quad (7)$$

上述学习规则是与 α 相关的凸的二次式,其优化问题为

$$\hat{\alpha} := \arg \min_{\alpha} \left[\frac{1}{2} \alpha^T \hat{\mathbf{G}} \alpha - \alpha^T \hat{\mathbf{h}} + \frac{\lambda}{2} \|\alpha\|^2 \right] \quad (8)$$

对式(8)进行求偏微分并将其置零,得到 $\hat{\alpha}$ 的解析解,并代入与平方损失互信息等价的下式

$$\text{MI} = \frac{1}{2} \int \sum_{y=1}^c \omega_{\alpha}(x, y) p(x, y) dx - \frac{1}{2} \quad (9)$$

得到最小二乘互信息 (least square mutual information, 简称 LSMI) 估计量为

$$\text{LSMI} = \frac{1}{2} \mathbf{h}^T (\hat{\mathbf{G}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \hat{\mathbf{h}} - \frac{1}{2} \quad (10)$$

其中: \mathbf{I} 为单位矩阵;正则化参数 λ 和基函数 ψ 包含的参数可以通过与规则相关的优化算法确定。

1.3 网格搜索算法的原理

由于 CEEMD 需要对添加白噪声幅值进行自适应选择,因此笔者选择网格搜索算法^[17-18] 对白噪声的最优幅值进行搜索。网格搜索法中对非线性规划问题可表达为

$$\begin{cases} \min_x f(x) \\ \text{s. t. } \mathbf{X}_s \leq \mathbf{X} \leq \mathbf{X}_f \end{cases} \quad (11)$$

其中: \mathbf{X} 为 N 个自变量; \mathbf{X}_s 为 \mathbf{X} 的下限; \mathbf{X}_f 为 \mathbf{X} 的上限。

为了能够寻求最优的白噪声幅值系数,笔者把最小二乘互信息估计量作为最优解的评价标准

$$\arg \min_x \text{LSMI} \quad (12)$$

其中:当 LSMI 最小时,对应的 x 值即为最优的白噪声幅值系数。

2 算法流程

定义两个概率变量 x 和 y , 只有当 x 和 y 在统计上互相独立时, 其最小二乘互信息为零, 统计上的互相独立和正交具有等价性。笔者在 CEEMD 分解过程中嵌入最小二乘互信息与网格搜索相融合的算法, 保证分解所得的 IMF 分量之间严格正交。算法流程如图 1 所示, 步骤如下。

1) 设置网格搜索算法的网格取值区域为 $x \in [0, 1]$, 步距 $\Delta x = 0.01$, 初始化网格初值 $x=0$; 设定 LSMI 估计量的阈值 $\delta = 0.04$, 以 $\text{LSMI} \leq \delta$ 作为正交的判据。

2) 对 CEEMD 添加的白噪声的幅值进行一次网格赋值, 初始化添加的正负白噪声对的幅值为信号标准差的 x 倍; 对信号 $x(t)$ 进行 CEEMD 分解, 得到一个 IMF 分量 $c_i(t)$ 和一个残差 $r_i(t)$ 。

3) 初始化 LSMI 的高斯径向基核函数的核带宽参数 h 和正则化参数 λ 。以步骤 2 中获得的 IMF 分量 $c_i(t)$ 和残差 $r_i(t)$ 作为输入量, 结合混沌量子遗传算法^[11]对径向基函数的核宽度参数 h_i 和正则化参数 λ_i 进行最优参数组合值的选择。使用最小二乘互信息计算 IMF 分量 $c_i(t)$ 和残差 $r_i(t)$ 的 LSMI 估计量。如果 $\text{LSMI}_i \leq \delta$, 说明 $c_i(t)$ 与 $r_i(t)$ 正交, 即两者之间相互重叠的信息很少, 可忽略不计, 那么将 $c_i(t)$ 作为一个有效的 IMF 分量, 判断 $r_i(t)$ 是否满足停止条件^[10], 如果满足, 则停止分解; 如果不满足, 则将 $r_i(t)$ 作为下一次待分解的信

号 $x(t)$ 并进入步骤 5。如果 $\text{LSMI}_i > \delta$, 则进入下一步。

4) 使用网格搜索算法对 CEEMD 添加的白噪声的幅值进行下一次网格赋值, 重新对信号 $x(t)$ 进行分解, 得到 IMF 分量 $c_i(t)$ 和残差 $r_i(t)$, 重新进入步骤 3。如果网格搜索结束, IMF 分量 $c_i(t)$ 和残差 $r_i(t)$ 的估计量 LSMI_i 仍然大于 δ , 则通过去相关计算 $\tilde{r}_i(t) = r_i(t) - \text{LSMI}_i(t)c_i(t)$ 除去 $r_i(t)$ 中与 $c_i(t)$ 重叠的残留分量, 再次进入步骤 3。

5) 使用网格搜索算法对 CEEMD 添加的白噪声幅值进行下一次网格赋值, 对新的信号 $x(t)$ 继续进行分解, 得到 IMF 分量 $c_i(t)$ 和残差 $r_i(t)$, 进入步骤 3。

经过在 CEEMD 分解的过程中, 嵌入网格搜索算法与最小二乘互信息算法相融合的方法, 以保证获得的各个 IMF 分量之间完全正交, 从而抑制模态混叠。

3 仿真分析

由于产生模态混叠的原因有多种, 使用实测的轴承故障信号对模态混叠现象难以定性说明, 因此笔者使用含有间断高频弱信号与组合分量频率相近信号混合的仿真信号来定性说明模态混叠问题。利用 3 个正弦信号叠加生成仿真信号, 采样频率 $f_s = 1 \text{ kHz}$, 3 个正弦信号的中心频率分别为 $f_1 = 20 \text{ Hz}$, $f_2 = 35 \text{ Hz}$, $f_3 = 200 \text{ Hz}$ 。仿真信号的波形图如图 2 所示。仿真信号的数学式为

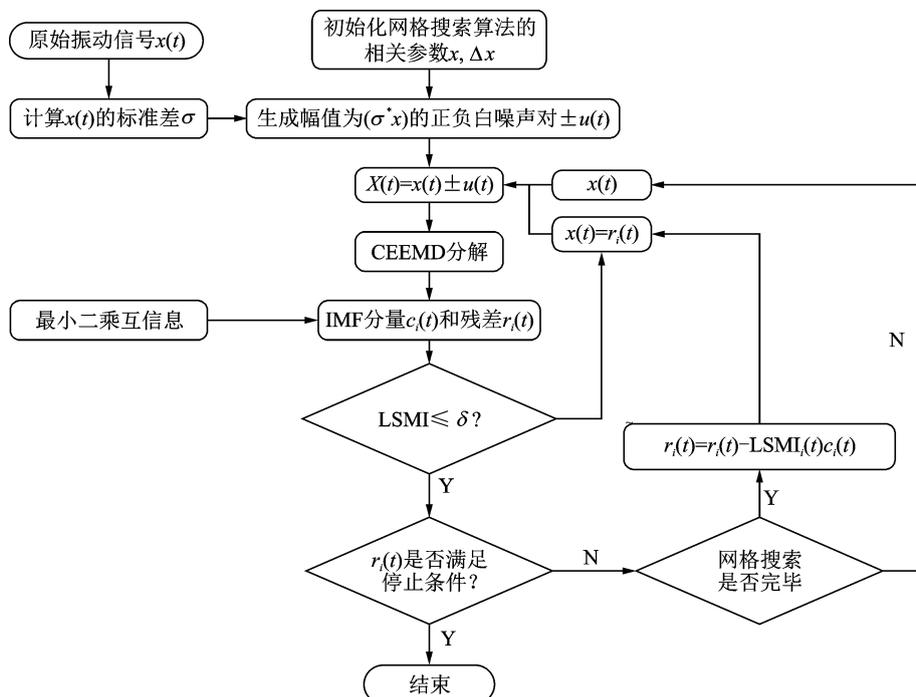


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of algorithm

$$\begin{cases} x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \\ x_1(t) = \sin(2\pi f_1 t) \\ x_2(t) = 0.6\sin(2\pi f_2 t) \\ x_3(t) = 0.4\sin(2\pi f_3 t) \\ t \in [0.2, 0.4] \cup t \in [1.6, 1.8] \end{cases} \quad (13)$$

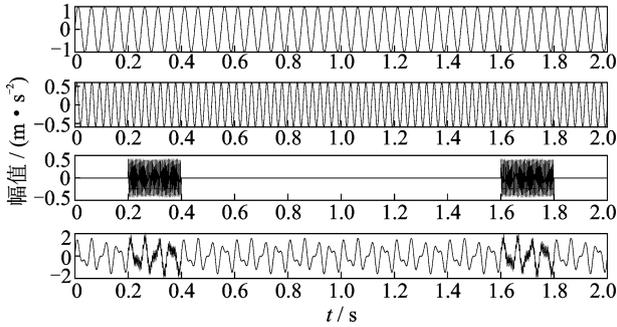
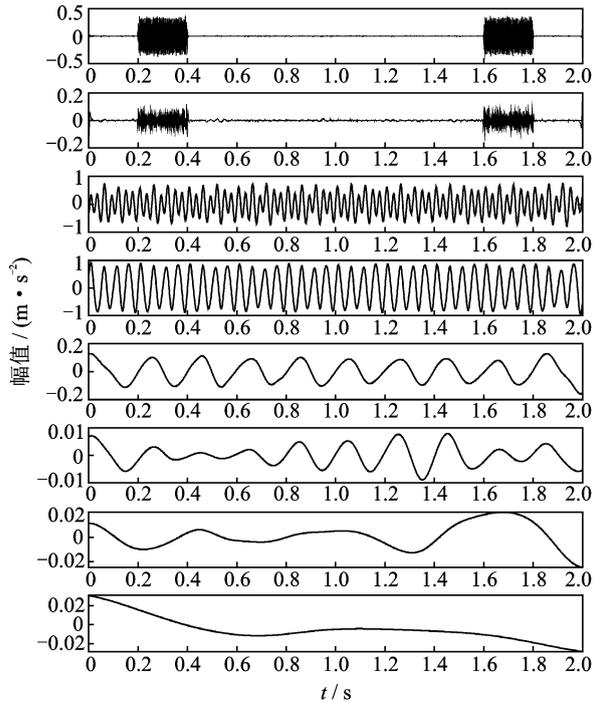


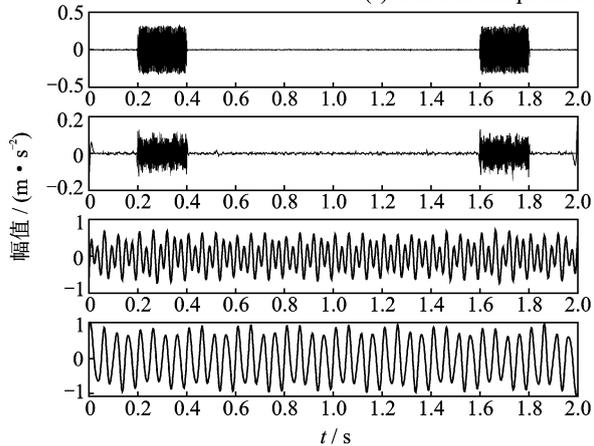
图 2 仿真信号波形图

Fig. 2 Simulated signal waveform



(a) CEEMD的IMF分量及其对应的频谱

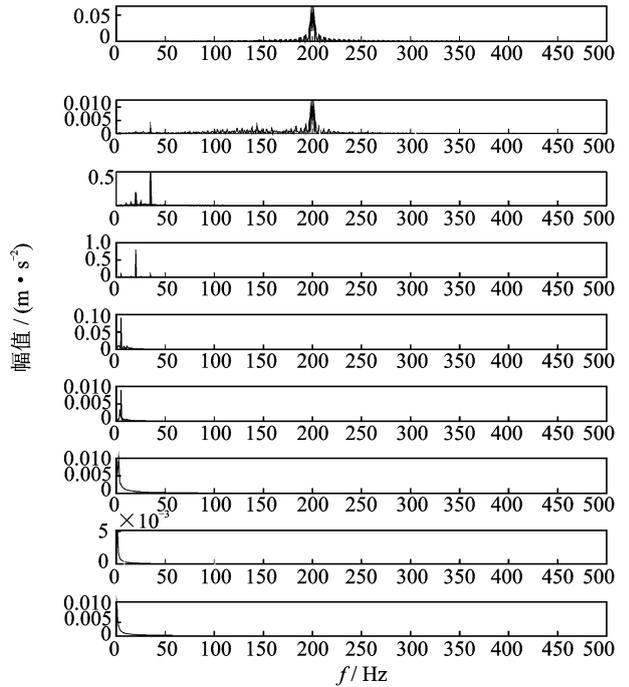
(a) The IMF components and corresponding spectrum of CEEMD

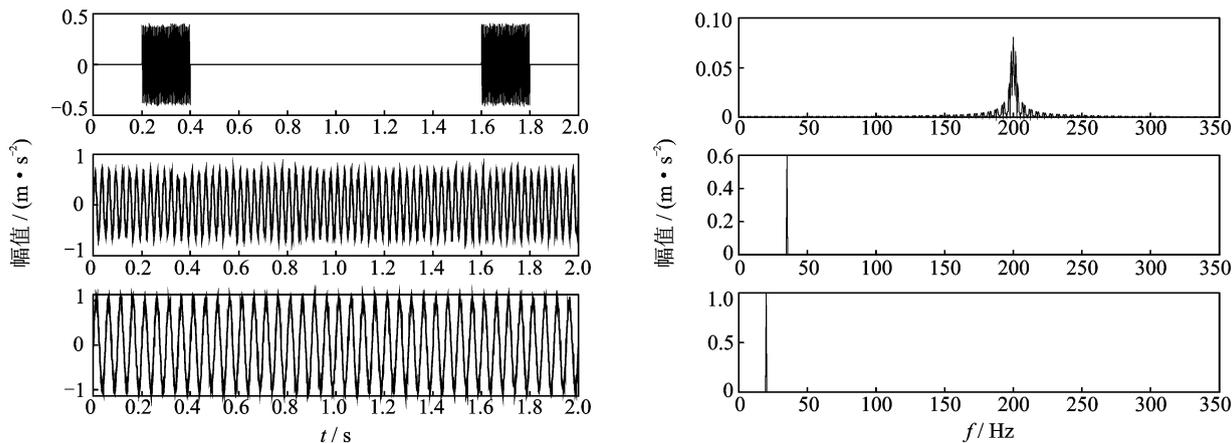


(b) CEEMDAN的IMF分量及其对应的频谱

(b) The IMF components and corresponding spectrum of CEEMDAN

图 3 为使用不同方法处理图 1 中的仿真信号, 获得相应的 IMF 分量及对应的频谱。图 3(c)中, 笔者提出的方法能够将仿真信号中的多分量信号精确地分解成单一分量信号, 每个单一的 IMF 分量对应的频谱没有出现模态混叠现象, 也没有冗余的 IMF 分量。图 3(b)中, 使用 CEEMDAN 方法分解得到的单一 IMF 分量对应的频谱出现了模态混叠现象, 而且还存在少量冗余的 IMF 分量。图 3(a)中, 使用传统的 CEEMD 方法分解得到的单一 IMF 分量对应的频谱出现了严重的模态混叠现象, 存在较多的冗余 IMF 分量。为了进一步定性说明本方法的性能, 通过实验对比 3 种方法的重构信号的均方根误差、IMF 分量个数、白噪声的幅值以及各个相邻 IMF 分量之间的 LSMI 估计值等评价指标, 对上述算法的性能进行分析, 结果如表 1 所示。可以看到:





(c) 笔者提出的CEEMD的IMF分量及其对应的频谱
(c) The IMF components and corresponding spectrum of the proposed method of CEEMDAN

Fig. 3 使用不同的方法对仿真信号进行处理并获得相应的 IMF 分量和对应的频谱

Fig. 3 Using different methods to process the simulation signal and obtain the corresponding IMF component and corresponding spectrum

a. 笔者提出方法的重构均方根误差为 2.5107×10^{-4} , 远小于其他两种方法; b. 笔者提出的方法分解获得了 3 个 IMF 分量, 少于 CEEMDAN 方法获得的个数, 明显少于 CEEMD 方法获得的个数; c. 笔者提出的方法是在每次 IMF 分量筛选的过程中添加不同幅值的正负白噪声对, 与其他两种方法添加固定幅值白噪声对的方式有所不同, 不但 IMF 分量的个数最少, 而且能够有效地将各个单分量信号从多分量信号分解出来; d. 对比上述 3 种方法获得的 IMF 分量及其每个相邻的 IMF 分量间的 LSMI, 笔者提出的方法获得的每个相邻 IMF 分量的 LSMI 都小于给定的阈值, 而其他两种方法获得的每个相邻 IMF 分量的 LSMI 基本上都大于给定的阈值。因此, 可以得出本方法各方面的性能指标都优于传统的 CEEMD 及 CEEMDAN 方法, 也证明了本方法的有效性。

表 1 多项指标的对比结果

Tab. 1 Comparative results of multiple indicators

指标	传统 CEEMD	CEEMDAN	提出的 CEEMD
均方误差	2.0514×10^{-1}	5.3478×10^{-2}	2.5107×10^{-4}
IMF 分量数	7	4	3
添加白噪声幅 值(信号的标 准差的倍数)	0.31	0.27	IMF ₁ : 0.32 IMF ₂ : 0.24 IMF ₃ : 0.16
	IMF ₁₋₂ : 0.4513	IMF ₁₋₂ :	
	IMF ₂₋₃ : 0.6528	0.8751	IMF ₁₋₂ :
IMF 分量之 间的 LSMI	IMF ₃₋₄ : 0.4126	IMF ₂₋₃ :	0.0311
	IMF ₄₋₅ : 0.1025	0.0826	IMF ₂₋₃ :
	IMF ₅₋₆ : 0.3589	IMF ₃₋₄ :	0.0266
	IMF ₆₋₇ : 0.8157	0.3529	

4 实例分析

滚动轴承作为旋转机械设备的关键组件^[19-20], 很容易发生轴承内/外圈裂纹或断裂、滚动体磨损或破损等故障, 其早期故障特征频率极其微弱且难以提取。因此, 将笔者提出的方法用于分析实际滚动轴承的故障信号, 通过精确地提取故障的特征频率来验证该方法的有效性。

4.1 滚动轴承实验台简介

笔者采用美国凯斯西储大学滚动轴承故障实验台采集的内圈故障振动信号作为分析信号。采样频率为 12 kHz, 采样点数为 4 096, 电机转速为 1 797 r/min。轴承故障采用电火花加工单点损伤, 损伤直径为 0.173 4 mm(模拟轴承内圈的早期故障, 其理论计算值为 162.18 Hz)。按照以上参数采集相关的故障振动信号如图 4 所示。

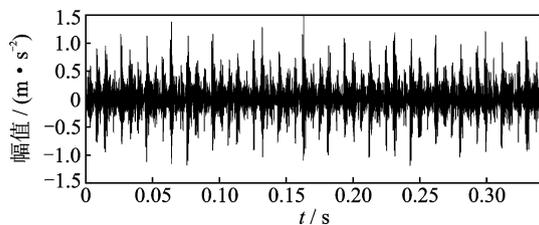


图 4 轴承的内圈故障的振动信号

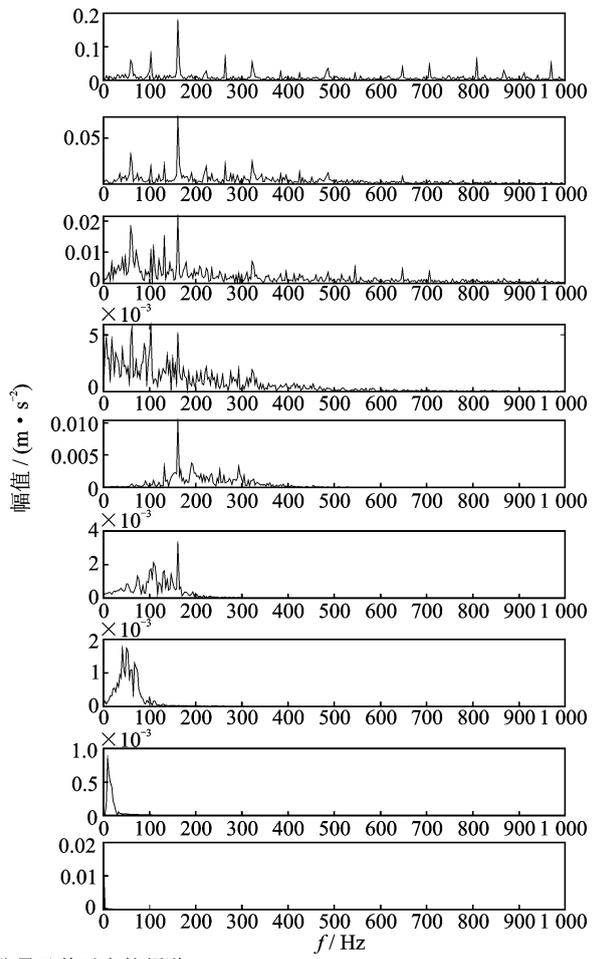
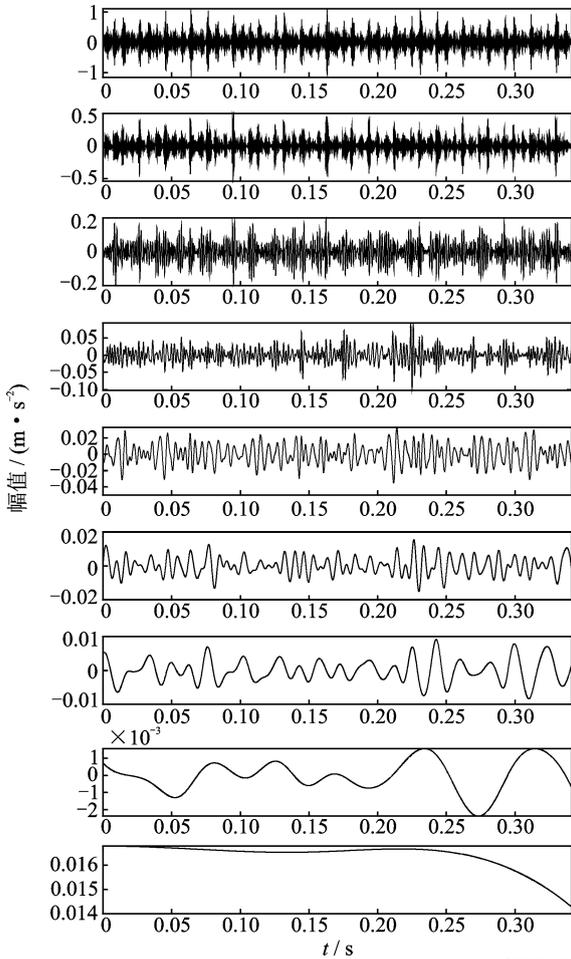
Fig. 5 Vibration signal of rolling bearing with inner fault

4.2 故障特征提取

分别使用本方法、传统 CEEMD 和 CEEMDAN 方法对实测的轴承故障的振动信号进行处理, 结果如图 5 所示。可见, 笔者提出的网格搜索的最小二

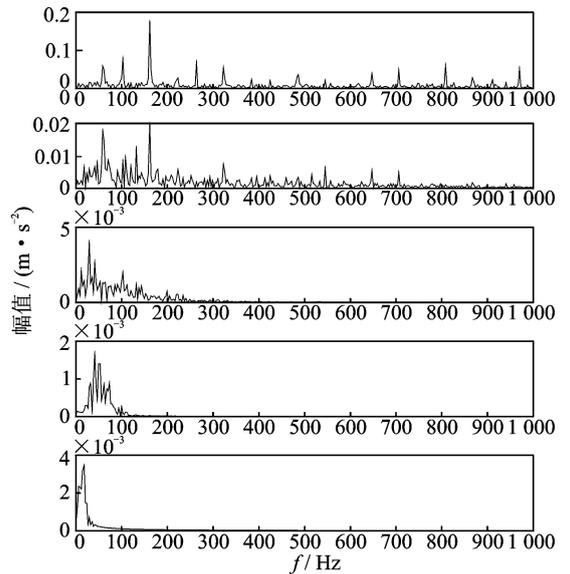
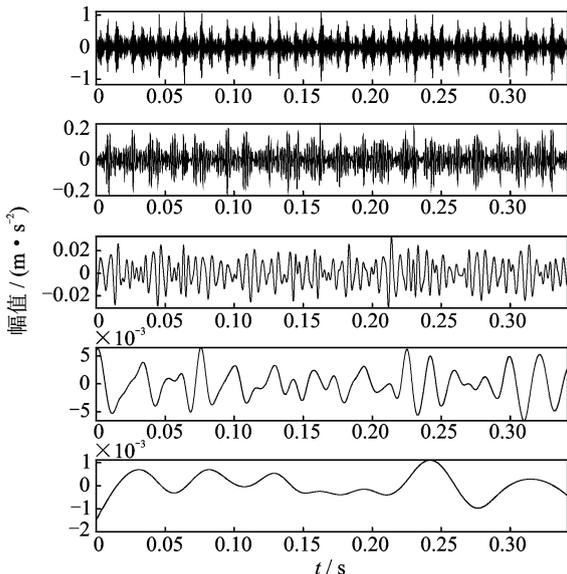
乘互信息 CEEMD 方法分解实测的故障信号获得的 IMF 分量的个数明显少于 CEEMDAN 及传统 CEEMD 方法分解得到的 IMF 分量个数,且未产生冗余分量。另外,IMF 分量的频谱没有出现模态混叠现象,而其他两种方法都出现了一定的模态混叠

现象。3 种方法分解振动信号所获得的包络谱如图 6 所示。可见,本方法能够更精确地提取故障信号的特征频率,且干扰谱线极少。实验结果说明,本方法能够有效消除模态混叠问题,是一种能够很好地处理机械振动信号的方法,可以推广到其他信号处理中。



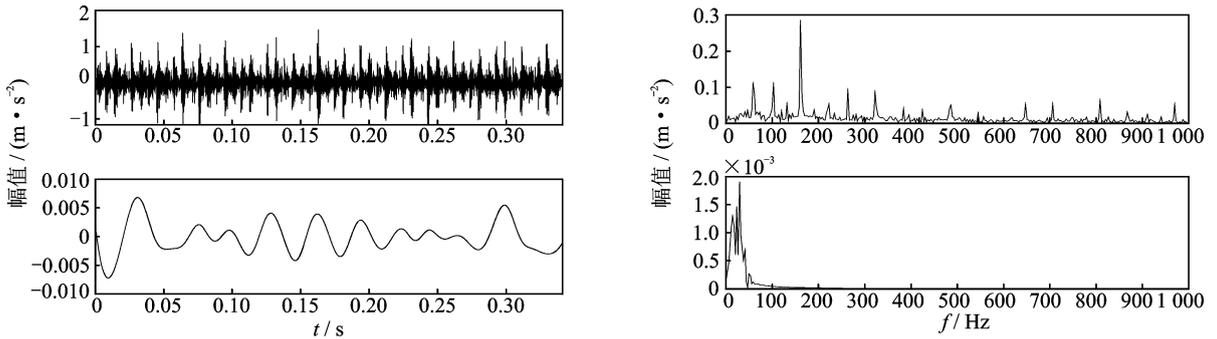
(a) CEEMD的IMF分量及其对应的频谱

(a) The IMF components and corresponding spectrum of CEEMD



(b) CEEMDAN的IMF分量及其对应的频谱

(b) The IMF components and corresponding spectrum of CEEMDAN



(c) 笔者提出的CEEMD的IMF分量及其对应的频谱

(c) The IMF components and corresponding spectrum of the proposed method of CEEMDAN

图5 3种不同方法处理滚动轴承故障信号获得的IMF分量及其对应的频谱

Fig. 5 Three different methods are used to process the fault signals of rolling bearing and get the IMF components and the corresponding spectrum

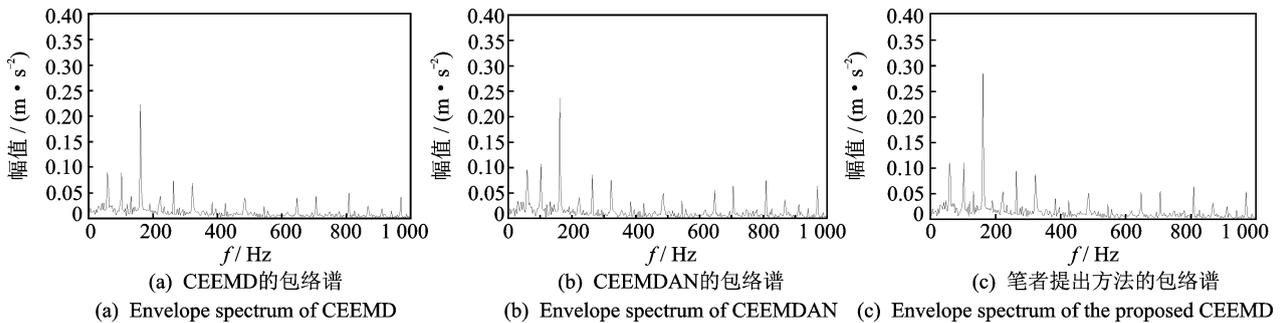


图6 3种方法获得的包络谱

Fig. 6 Envelope spectra obtained by three different methods

5 结束语

通过分析EMD模态混叠现象的本质,在现有CEEMD的基础上,通过在CEEMD分解过程中嵌入最小二乘互信息与网格搜索相融合的算法,保证了分解获得的IMF分量之间的正交性,给出了一种新的模态混叠抑制方法。使用该方法对间歇性高频弱信号与组合分量频率相近信号混合的仿真信号和实测的轴承故障信号进行处理,获得IMF分量及相对应的频谱和包络谱,并与传统的CEEMD, CEEMDAN等改进算法进行了比较,验证了提出方法的有效性。

参 考 文 献

- [1] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society, London. Series: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [2] MARCELO A C, GAST6N S, MARI A E T. Im-
- proved complete ensemble EMD: a suitable tool for biomedical signal processing [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2014, 14: 19-29.
- [3] OMAR A O G, ALFONSO P G, GILBERTO E P. Decay ratio estimation in BWRs based on the improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [J]. Annals of Nuclear Energy, 2017, 102: 280-296.
- [4] CAI N, XIE W, PENG H X, et al. A novel error compensation method for an absolute optical encoder based on empirical mode decomposition [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 88: 81-88.
- [5] LI H Y, LI L, ZHAO D. An improved EMD method with modified envelope algorithm based on C^2 piecewise rational cubic spline interpolation for EMI signal decomposition [J]. Applied Mathematics and Computation, 2018, 335: 112-123.
- [6] ZHU S L, LIAN X Y, WEI L, et al. PM_{2.5} forecasting using SVR with PSO-GSA algorithm based on CEEMD, GRNN and GCA considering meteorological factors [J]. Atmospheric Environment, 2018, 183: 20-32.
- [7] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. A new view of nonlinear waves: the Hilbert spectrum [J].

- Annual Review of Fluid Mechanics, 1999, 31: 417-457.
- [8] 胡爱军, 孙敬敬, 向玲, 等. 经验模态分解中的模态混叠问题[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(2): 429-434.
HU Aijun, SUN Jinjin, XIANG Ling, et al. The mode mixing problem in the empirical model decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(2): 429-434. (in Chinese)
- [9] 曹莹, 段玉波, 刘继承, 等. Hilbert-Huang 变换中的模态混叠问题[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(3): 518-524.
CAO Ying, DUAN Yubo, LIU Jicheng, et al. The mode mixing problem in the Hilbert-Huang transform [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(3): 518-524. (in Chinese)
- [10] GAO Y C, SANG E F, XU J Y. A new method for separating mixed modes in empirical mode decomposition [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2008, 29(9): 963-966. (in Chinese)
- [11] 汤宝平, 董绍江, 马靖华, 等. 基于独立分量分析的 EMD 模态混叠消除方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(7): 1477-1482.
TANG Baoping, DONG Shaojiang, MA Jinghua, et al. Study on the method for eliminating mode mixing of empirical mode decomposition based on independent component analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(7): 1477-1482. (in Chinese)
- [12] WU Z H, 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] 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] TORRES M E, OLOMINAS M A, CHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with the adaptive noise [J]. Brain Research Bulletin, 2011, 125(3): 4144-4147.
- [15] PAHLAVANI P, BIGDELI B. A mutual information Dempster-Shafer based decision ensemble system for land cover classification of hyperspectral data [J]. Frontiers of Earth Science, 2017, 11(4): 774-783.
- [16] VALDEZ M A, JASCHKE D, VARGAS D L, et al. Quantifying complexity in quantum phase transitions via mutual information complex networks [J]. Physical Review Letters, 2017, 119(22): 225-301.
- [17] BALL K R, GRANT C, MUNDY W R, et al. A multivariate extension of mutual information for growing neural networks [J]. Neural Networks, 2017, 95: 29-43.
- [18] 肖瑛, 殷福亮. 解相关 EMD: 消除模态混叠的新方法 [J]. 振动与冲击, 2015, 34(4): 25-29.
XIAO Ying, YIN Fuliang. Decorrelation EMD: a new method of elimination mode mixing [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(4): 25-29. (in Chinese)
- [19] KONG X Y, SUN Y Y, SU R G, et al. Real-time eutrophication status evaluation of coastal waters using support vector machine with grid search algorithm [J]. Marine Pollution Bulletin, 2017, 129: 216-227.
- [20] 吕中亮, 汤宝平, 周忆, 等. 基于网格搜索优化最大相关峭度反卷积的滚动轴承早期故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2016, 35(15): 29-34.
LÜ Zhongliang, TANG Baoping, ZHOU Yi, et al. Rolling bearing early fault diagnosis based on maximum correlated kurtosis deconvolution optimized with grid search algorithm [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(15): 29-34. (in Chinese)



第一作者简介:徐波,男,1981年12月生,博士。主要研究方向为故障诊断、信号处理和深度学习。曾发表《Early fault feature extraction of bearings based on Teager energy operator and optimal VMD》(《ISA Transactions》2019, No. 86)等论文。

E-mail: xubo6496918@163.com

通信作者简介:黎会鹏,男,1981年12月生,博士。主要研究方向为故障诊断、信号处理和模式识别。

E-mail: huip@163.com