

改进型 EEMD 和 MSB 解调方法及其 在轴承故障特征提取中的应用

甄冬¹, 田少宁¹, 郭俊超^{2,3}, 孟召宗¹, 谷丰收^{1,4}

(1. 河北工业大学机械工程学院, 天津 300130; 2. 天津理工大学天津市先进机电系统设计与智能控制重点实验室, 天津 300384; 3. 天津理工大学机电工程国家级实验教学示范中心, 天津 300384; 4. Centre for Efficiency and Performance Engineering, University of Huddersfield, Huddersfield HD1 3DH)

摘要: 针对滚动轴承振动信号的强非线性和非平稳特性, 提出了一种基于改进集成经验模态分解 (IEEMD) 和调制信号双谱 (MSB) 分析的故障特征提取方法。将集成经验模态分解 (EEMD) 应用于滚动轴承的振动信号处理, 将其分解成一系列的本征模态函数 (IMFs); 通过累计均值 (MSAM) 准则将 IMFs 自适应地分为低频 IMFs 和高频 IMFs, 其中高频 IMFs 采用小波阈值降噪进行处理; 将降噪后的高频 IMFs 与低频 IMFs 进行重构以获取高信噪比的瞬态脉冲信号; 利用 MSB 进一步抑制瞬态脉冲信号中的随机噪声和干扰分量, 并提取信号故障特征。与谱峭度 (SK) 和 WEEMD-MSB 分析结果进行对比, 验证了该方法在轴承微弱故障特征提取方面的优越性。

关键词: 故障诊断; 滚动轴承; 改进经验模态分解; 调制信号双谱分析; 累计均值

中图分类号: TH165⁺.3; TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2023)05-1447-10

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2023.05.029

引言

滚动轴承作为机械设备的重要零件之一, 在现代工业中得到了广泛的应用。然而, 由于常年在恶劣环境、变速和交变载荷下运行, 滚动轴承不可避免地会产生各种失效故障^[1-2]。这些早期故障会导致设备损坏, 并造成重大经济损失甚至致命的事故。因此, 寻求精确的滚动轴承早期故障诊断方法和有效的维护策略是当务之急。在实际工程中, 当滚动轴承存在早期局部故障时, 将产生一系列微弱的脉冲信号。然而, 这些微弱脉冲信号通常被强烈的背景噪声和复杂的干扰信号所淹没, 使得滚动轴承的故障诊断变得相当复杂和困难^[3-4]。因此, 探索一种准确有效的滚动轴承早期微弱故障诊断方法具有重要现实意义和工程应用价值。

目前, 许多典型的故障特征提取方法已被广泛应用于滚动轴承故障诊断中, 包括随机共振 (SR)^[5]、Wigner-Ville 分布 (WVD)^[6]、奇异值分解 (SVD)^[7] 和稀疏分解^[8] 等。尽管这些方法对于滚动轴承故障检测具有一定的效果, 但是其固有局限性也影响到实际的应用。例如, WVD 具有高的时频分辨率

和能量集中性等优点, 但存在严重的交叉项干扰, 阻碍了其对信号的有效分析和各分量参数的提取。SR 是一种提取瞬态特征的有效工具, 但是其系统参数难以确定, 因此检测能力受到限制。稀疏分解具有良好的信号分解性能, 但过多依赖于原子库的设计和分解算法。SVD 是一种有效的降噪方法, 但是当测量信号具有较低的信噪比 (SNR) 时, 其有效性无法得到保证。实际上, 复杂的振动信号包含非平稳和非线性分量, 非自适应信号处理方法对于实际信号的分析效率并不高。经验模态分解 (EMD) 适合分析非线性、非平稳信号^[9], 能够将复杂的信号分解为具有幅度和频率调制特性的本征模态函数 (IMFs), 但是 EMD 的端点效应和模态混叠问题容易导致 IMFs 失去其特定的物理意义。

集成经验模态分解 (EEMD) 是由 Wu 等^[10] 提出的一种改进型 EMD 方法, 该方法通过向测量信号添加有限的白色噪声以消除 EMD 端点效应和模态混叠的问题。基于上述优点, EEMD 在旋转机械故障诊断领域得到了广泛的关注^[11-13]。张琛等^[11] 提出了一种基于 EEMD 奇异值熵的故障诊断方法, 对滚动轴承的微弱故障进行了有效的诊断。胡葛庆等^[12] 提出了一种基于 EEMD 和深度卷积神经网络

收稿日期: 2021-12-11; **修订日期:** 2022-02-03

基金项目: 国防科技大学装备综合保障技术重点实验室基金资助项目 (6142003200102); 国家自然科学基金资助项目 (51605133); 中国博士后科学基金面上项目 (2021M702122)。

(DCNN)的行星齿轮故障检测方法,并对行星齿轮的故障类型进行了分类。Wang等^[13]提出一种基于EEMD和可调Q因子小波变换(TQWT)的故障特征提取方法,用于检测滚动轴承的早期故障。上述研究表明,基于EEMD分解选择故障敏感的信号成分,能够有效地提高振动信号的信噪比,改善故障特征提取的性能。但是,如何选择故障敏感的IMFs仍然是一个棘手的问题。因此,国内外学者对故障敏感IMFs的选择开展了大量的研究工作。Chen等^[14]开发了一种使用信噪比选择敏感IMFs的方法。刘永强等^[15]提出应用自相关函数标准来确定最佳IMF。Xue等^[16]提出使用峭度准则来选择故障敏感IMF。Osman等^[17]开发了一种基于结构元素尺度来选择敏感IMFs的方法。但是,这些研究仅专注于分析单个或者几个独立的IMF来提取故障相关特征,而没有考虑到不同IMFs在揭示故障时表现出不同程度的有效性。郭俊超等^[18]提出一种加权平均的EEMD(WEEMD)来揭示每个IMF在故障特征提取中的重要性,但是,所获取的WEEMD滤波信号仍然存在随机噪声成分,这将影响故障特征提取的准确度。鉴于此,本文提出了一种基于累计均值(MSAM)和小波阈值降噪的EEMD(即IEEMD)分析方法,不仅可以有效地避免遗漏含有重要故障信息的IMFs分量,而且能够有效地减少IMFs中的随机噪声。但是,IEEMD滤波信号中仍然存在耦合频率和线性调制分量。

调制信号双谱(MSB)被广泛地应用于故障特征提取中,能够有效地解调线性调制成分和检测耦合频率^[19-22]。Gu等^[19]利用MSB对电动机的转子故障进行诊断研究,仿真和实验分析证明该方法能对电动机的转子故障进行有效的诊断。陈峙等^[20]提出使用MSB检测齿轮的故障,并对齿轮的不同故障类型进行了分类。Guo等^[21]将MSB运用到行星齿轮箱的故障检测中,通过仿真和实验研究验证了MSB在行星齿轮箱状态监测和故障诊断方面的可行性。Guo等^[22]提出一种增强MSB的轴承故障检测方法,该方法充分利用AR模型降低非高斯噪声和MSB抑制高斯噪声的特性来提取故障特征,为滚动轴承

$$\hat{h}_m = \text{mean} \left(\sum_{i=1}^m \left[IMF^i(t) - \frac{\text{mean}(IMF^i(t))}{\text{std}(IMF^i(t))} \right] \right), m \ll N \quad (2)$$

如果 \hat{h}_m 偏离零,则尺度 m 表示划分高频IMFs和低频IMFs的标记。已有的研究表明,大量的背景噪声分布于高频IMFs^[24-25]。因此,为了消除式(2)中高频IMFs的噪声,采用小波阈值降噪实现信噪比的增强。在小波变换的处理中,由于Daubechies族小波与滚动轴承的振动信号最为相

故障诊断提供了新思路。上述研究表明,MSB能够从复杂的振动信号中有效地解调信号中固有的调制成分和检测耦合频率分量。然而,这些工作假设振动信号是平稳的,在处理非平稳信号时会产生某些干扰频率分量。另外,由于频谱泄露的影响,MSB的应用会限制其噪声抑制能力。

综上所述,本文提出了一种基于IEEMD和MSB的故障诊断方法,用于滚动轴承微弱故障特征提取。首先,使用EEMD将滚动轴承的振动信号分解为一系列IMFs。鉴于不同的IMFs在揭示故障特征方面显示出不同程度的有效性,利用MSAM准则将IMFs自适应地分为低频IMFs和低频IMFs,其中高频IMFs采用小波阈值降噪进行处理。随后,将降噪后的高频IMFs与低频IMFs进行重构以获取瞬态脉冲信号。最后,利用MSB进一步抑制剩余随机噪声和确定性干扰分量,以精确地提取调制信号特征。通过仿真和故障轴承实验信号对IEEMD-MSB进行性能验证。结果表明,在故障特征提取方面,IEEMD-MSB的性能优于谱峭度(SK)和WEEMD-MSB。

1 改进集成经验模态分解

1.1 IEEMD算法

集成经验模态分解(EEMD)是一种自适应分析方法,适合处理非平稳信号,能够将复杂的振动信号自适应地分解为一系列含有不同频率成分的IMFs。

$$y(t) = \sum_{i=1}^N IMF^i(t) + r_N(t) \quad (1)$$

式中 $y(t)$ 表示测量信号; $IMF^i(i=1, 2, \dots, N)$ 表示第 i 个IMF; N 表示IMF的数目; $r_N(t)$ 表示残差分量。

由式(1)可以得出,EEMD本质上能够将复杂的信号分解为一系列频率由高到低的幅值调制和频率调制(AM/FM)且零均值的IMFs,实现了由滚动轴承故障引起的调制信号成分与干扰信号成分及随机噪声的分离。为了选择与故障调制信号相关性强的IMFs,利用基于累计均值(MSAM)的尺度选择标准,将高频IMFs与所有IMFs分开。MSAM定义表示为^[23]:

似,因此选用db10小波为母小波函数进行处理^[26]。将降噪后的高频IMFs与低频IMFs结合来获取重构信号,其重构信号表示为:

$$y(t) = \sum_{i=1}^{m-1} \overline{IMF^i}(t) + \sum_{i=m}^N IMF^i(t) + r_N(t) \quad (3)$$

式中 $\overline{IMF^i}$ 表示小波阈值降噪后的高频IMFs;

IMF^i 表示低频IMFs。

综上所述,IEEMD方法的具体流程如图1所示。

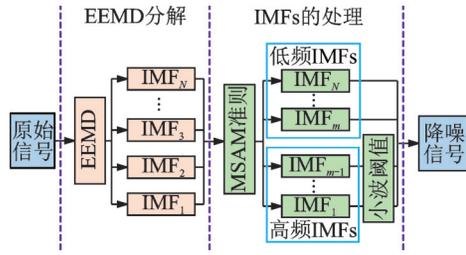


图1 基于IEEMD的流程图

Fig. 1 The flowchart based on IEEMD

1.2 仿真对比

为了验证IEEMD在改善降噪效果方面的性能,构造滚动轴承外圈局部缺陷的仿真信号进行分析^[27]:

$$x(t) = \sum_{k=-K}^K A_k e^{-[\zeta^2 \pi f_n(t_i)]} \cos[2\pi f_n(t_i)] u(t_i) + n(t) \quad (4)$$

式中 K 和 A_k 分别表示故障脉冲的数量和第 k 个故障脉冲的幅值; $t_i = t - (kT + \sum_{i=-K}^k \tau_i)$ 表示滚动轴承的随机滑移,其中, T 为故障脉冲间隔, τ_i 为零均值均匀分布随机变量的第 i 个实现,标准偏差为 $0.01T \sim 0.02T$; ζ 和 f_n 分别为阻尼特性因子和故障共振频率; $u(t_i)$ 为单位阶跃函数; $n(t)$ 表示信噪比为 -15 dB的高斯白噪声。

仿真信号的采样频率为 96 kHz,采样点数为 960000 。图2为仿真信号 $x(t)$ 的时域波形及其频谱,可以看出,周期性脉冲已经被噪声淹没。

仿真信号由EEMD进一步处理,该信号被EEMD自适应地分解为 18 个IMFs。为了有效地获取故障特征信息,利用MSAM准则将分解的IMFs

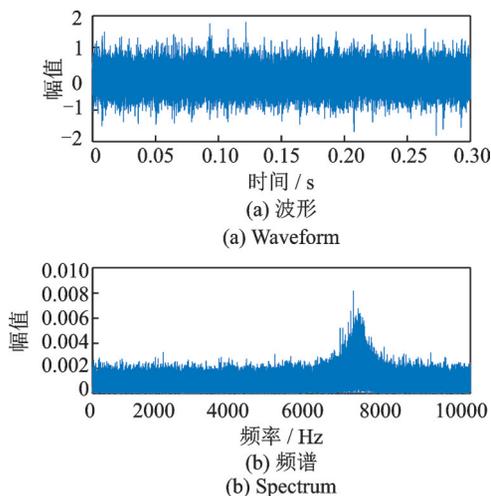


图2 仿真信号

Fig. 2 Simulation signal

划分为低频IMFs和 高频IMFs,如图3所示。根据式(2)可以得出,区分高频IMFs和低频IMFs的尺度为 9 。其中,高频IMFs(IMF1~IMF8)使用小波阈值降噪算法进行降噪处理,然后将其与低频IMFs(IMF9~IMF18)重构以获取故障相关的重构信号,如图4所示。

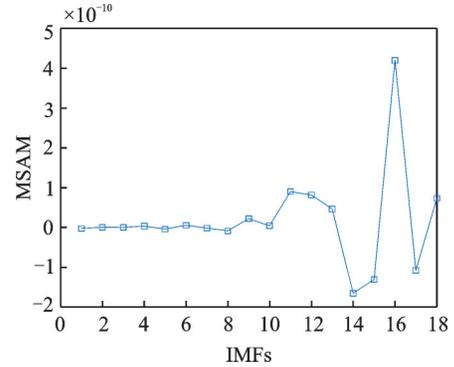


图3 仿真信号MSAM值的计算结果

Fig. 3 Calculation results of MSAM of simulation signal

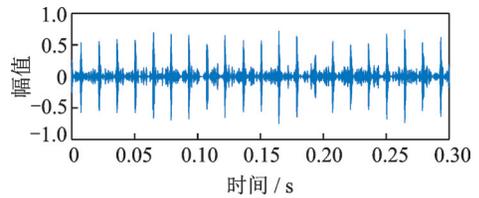


图4 IEEMD滤波结果

Fig. 4 The results processed by IEEMD

为体现IEEMD在降噪性能方面的优越性,将IEEMD的降噪效果与基于相关系数准则的EEMD^[15]、基于峭度准则的EEMD^[16]和加权平均的EEMD(WEEMD)^[18]的降噪效果进行了对比。首先应用相关系数准则对EEMD分解的IMFs进行分析,结果如表1所示。由文献[15]可知,相关系数值越大表明含有越多的故障特征信息。因此,选择IMF₁作为最敏感的IMF进行分析,结果如图5(a)所示。可以看出,虽然滤除了一部分噪声,但在信号降噪的同时故障脉冲也在很大程度上被削弱。随后,应用峭度准则对EEMD分解后的IMFs进行分析,结果如表2所示。由文献[16]可知,峭度能够表征瞬时故障脉冲的强度,峭度值越大则表明瞬态脉冲

表1 IMFs的相关系数值

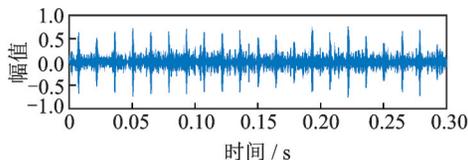
Tab. 1 Correlation coefficients of IMFs

IMF _i	相关系数	IMF _i	相关系数
IMF ₁	0.745	IMF ₆	0.142
IMF ₂	0.378	IMF ₇	0.103
IMF ₃	0.341	IMF ₈	0.076
IMF ₄	0.302	IMF ₉	0.023
IMF ₅	0.226	IMF ₁₀	0.012

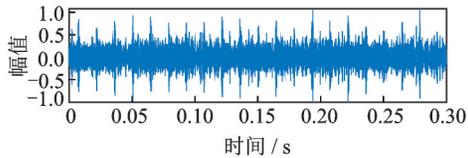
表 2 IMF_{*i*}的峭度值
Tab. 2 Kurtosis of IMF_{*i*}s

IMF _{<i>i</i>}	峭度	IMF _{<i>i</i>}	峭度
IMF ₁	4.234	IMF ₆	1.432
IMF ₂	6.543	IMF ₇	2.561
IMF ₃	3.056	IMF ₈	2.123
IMF ₄	2.876	IMF ₉	1.235
IMF ₅	2.432	IMF ₁₀	1.891

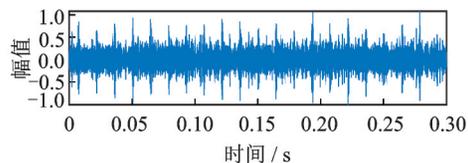
的冲击越大。因此,选择 IMF₂作为最敏感的 IMF 进行分析,结果如图 5(b)所示。可以看出,经滤波后信号的故障脉冲不明显,仍然含有大量的背景噪声。最后,将 WEEMD 应用于仿真信号,对 WEEMD 分解后的 IMF_{*i*}s 进行加权分析,结果如图 5(c)所示。从图 5(c)中可以看出,经 WEEMD 降噪后的信号仍然包含相当成分的噪声,尽管能够识别出仿真信号的瞬态脉冲成分,但是其降噪效果不理想。因此,对比分析结果表明,IEEMD 对噪声的抑制能力明显优于以上三种方法。



(a) 基于相关系数准则的EEMD
(a) Waveform with the correlation coefficient criteria in EEMD



(b) 基于峭度准则的EEMD
(b) Waveform with the kurtosis criteria in EEMD



(c) WEEMD
(c) WEEMD

图 5 对比算法的滤波结果

Fig. 5 Process results of comparison algorithms

为了进一步评估 IEEMD 的降噪效果,利用信噪比(SNR)和均方根误差(RMSE)评测 IEEMD 和上述三种算法的性能,其定义如下:

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{\sum_{l=1}^L s^2(l)}{\sum_{l=1}^L [s(l) - \hat{s}(l)]^2} \right) \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{l=1}^L [s(l) - \hat{s}(l)]^2} \quad (6)$$

式中 $s(l)$ 为原始信号; $\hat{s}(l)$ 为降噪信号; L 为采样

长度。

表 3 给出了四种算法降噪性能的评测结果,可以看出,IEEMD 的 SNR 最大且 RMSE 最低,降噪效果明显优于其余三种算法,进一步验证了 IEEMD 降噪性能的优越性。

表 3 四种降噪算法的评测结果

Tab. 3 Evaluation results of four denoising algorithms

评价方法	SNR	RMSE
IEEMD	10.272	0.873
基于相关系数的 EEMD	6.345	3.453
基于峭度的 EEMD	2.235	6.256
WEEMD	2.413	5.892

2 调制信号双谱分析

2.1 MSB 算法

调制信号双谱(MSB)分析是一种在常规双谱分析的基础上改进的先进解调方法。其原理是通过抑制振动信号中的随机噪声和干扰分量来解调信号中固有的调制成分。对于离散时间信号 $x(t)$ 进行相应的离散傅里叶变换 $X(f)$, MSB 在频域中表示为^[19]:

$$B_{MS}(f_c, f_x) = E \langle X(f_c + f_x) X(f_c - f_x) X^*(f_c) X^*(f_x) \rangle \quad (7)$$

式中 上标“*”表示复共轭; $B_{MS}(f_c, f_x)$ 和 $E \langle \rangle$ 分别表示信号 $x(t)$ 的调制信号双谱和期望算子; f_c 表示载波频率; f_x 表示调制频率; $(f_c + f_x)$ 和 $(f_c - f_x)$ 分别表示较高和较低的边带频率。

为了得到更精确量化的边带幅值,利用幅值归一化消除 f_c 的影响来改善 MSB 的性能。归一化 MSB 边带估计器(MSB-SE)定义如下^[20]:

$$B_{MS}^{SE}(f_c, f_x) = \frac{B_{MS}(f_c, f_x)}{\sqrt{|B_{MS}(f_c, 0)|}} \quad (8)$$

式中 $B_{MS}(f_c, 0)$ 表示 $f_x = 0$ 时的功率谱平方估计。MSB-SE 的典型分析结果如图 6 所示。

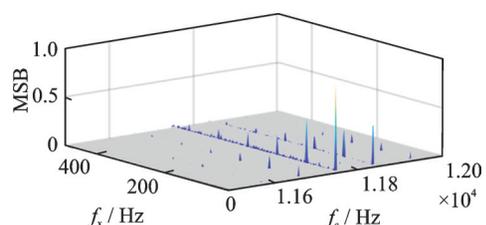


图 6 MSB-SE 的分析结果

Fig. 6 The analysis results of MSB-SE

2.2 MSB 检测器

图 6 所示的 MSB-SE 分析结果表明,用于检测故障的最佳频率处于 f_c 特定值范围内,且最大 B_{MS}^{SE} 峰值出现在该频段内。通过对 f_x 增量方向上有效的 MSB 幅值进行平均获得 f_c 切片,结果如图 7 所示,其 $B(f_c)$ 定义为^[21]:

$$B(f_c) = \frac{1}{M-1} \sum_{m=2}^M B_{MS}^{SE}(f_c, m\Delta f) \quad (9)$$

式中 Δf 表示 f_x 方向的频率分辨率; M 为某个特定载波频率中调制频率(故障特征频率)的倍频数。

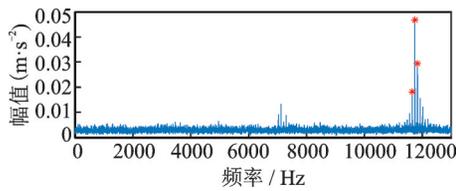


图 7 MSB 切片的结果

Fig. 7 The results of MSB slice

为了使获得的结果更可靠,对图 7 中标有“*”的几个 MSB 切片进行平均来进一步得出 MSB 检测器,如下式所示:

$$B(f_x) = \frac{1}{L_1} \sum_{l=1}^{L_1} B_{MS}^{SE}(f_c^l, f_x), f_x > 0 \quad (10)$$

式中 f_c^l 表示所选的几个 MSB 切片; L_1 表示所选切片的总数(图 7 的情况下为 3),其切片的数目由峰值决定。

MSB 检测器的结果如图 8 所示。

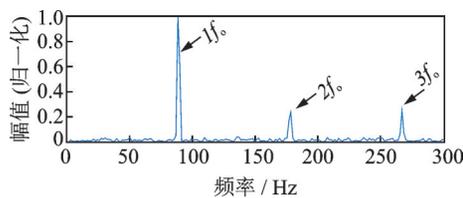


图 8 MSB 检测器的结果

Fig. 8 The results of MSB detector

3 故障诊断方法的流程

本文所提出的基于 IEEMD 和 MSB 的轴承微弱故障特征提取方法,其具体的诊断步骤如下,流程图如图 9 所示。

(1)应用 EEMD 将原始信号分解为本征模态函数(IMFs)集。

(2)计算每个 IMF 的累计均值(MSAM)。

(3)对步骤(2)中得出的 MSAM 值进行判断。如果 MSAM 值在第 m 层显示偏离零,则第 m 层之前

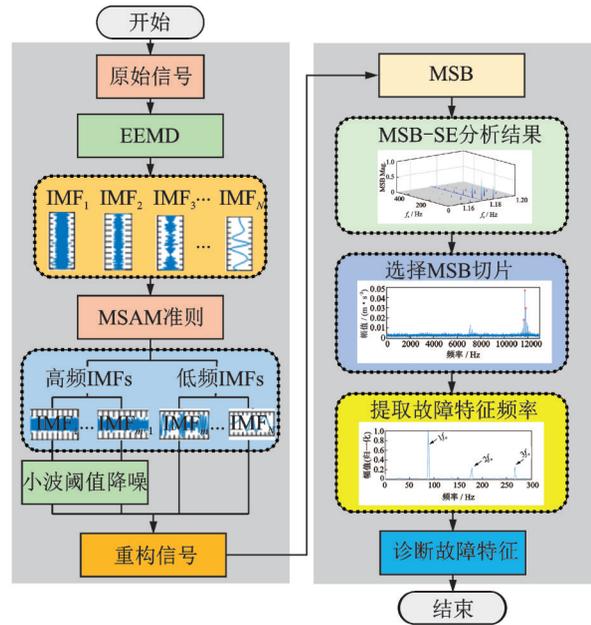


图 9 IEEMD-MSB 的故障特征提取流程图

Fig. 9 The fault feature extraction flowchart of IEEMD-MSB

的 IMFs 为高频 IMFs,其余 IMFs 为低频 IMFs。

(4)采用小波阈值降噪对高频 IMFs 进行降噪处理,然后将其与低频 IMFs 结合以获得重构信号。

(5)利用 MSB 对重构信号进行解调并提取故障特征。

4 实验研究

为了验证所提方法的有效性,开展实验研究。滚动轴承的试验台如图 10 所示。试验台由交流电动机、两个振动传感器、两个支撑滚动轴承以及三个挠性联轴器所组成。实验装置布置如下:一个振动传感器安装在电机驱动端滚动轴承座上;另一个振动传感器放置在支撑滚动轴承座上。实验过程中,交流电动机转速为 1470 r/min,实验数据的采样频率和采样长度分别为 96 kHz 和 1920000。实验轴承故障模式为人工模拟的局部点蚀故障,包括电动机滚动轴承外圈故障和支撑滚动轴承内圈故障,如图 11 所示。表 4 为故障滚动轴承的主要参数;表 5 为滚动轴承的故障特征频率。

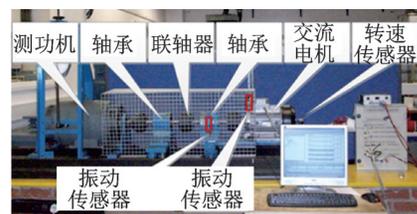


图 10 滚动轴承试验台

Fig. 10 Rolling bearing experiment platform

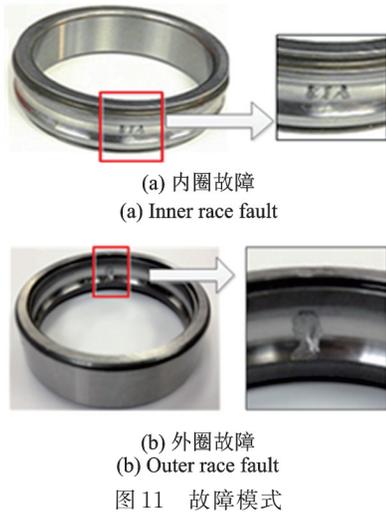


图 11 故障模式

Fig. 11 The fault modes

表 4 滚动轴承的主要参数

Tab. 4 Main parameters of rolling bearings

滚动轴承 型号	滚子直径 d/mm	节径 D_m/mm	滚动体 个数 z	接触角 $\beta/(\text{°})$
6206ZZ	9.53	46.4	9	0
6008	7.9	54	12	0

表 5 滚动轴承的故障特征频率

Tab. 5 Fault characteristic frequency of rolling bearings

滚动轴承 型号	外圈 f_o/Hz	内圈 f_i/Hz	滚动体 f_b/Hz	保持架 f_c/Hz
6206ZZ	89.33	130.99	62.42	9.93
6008	49.25	65.17	33.60	4.10

4.1 电机轴承外圈故障分析

图 12 为实验采集的电机轴承外圈故障振动信号的波形及其频谱。显然,外圈故障特征频率的高次谐波被准确地识别,但故障特征频率 f_o 被强背景噪声和干扰分量所淹没,如图 12(b) 所示。

为了准确地提取故障特征频率及其谐波,首先

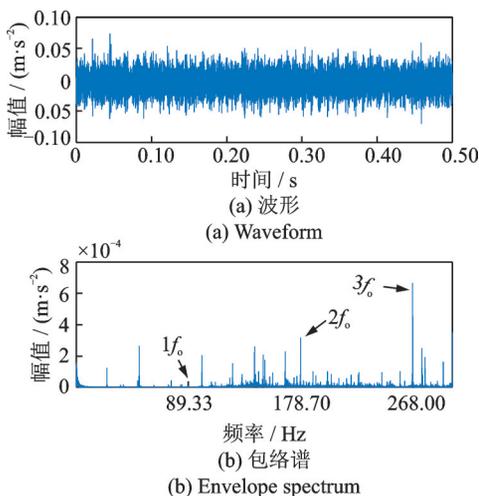


图 12 电机轴承外圈故障信号
Fig. 12 Outer race fault signal of motor bearing

应用 EEMD 将测得的电机轴承外圈故障信号自适应地分解为 19 个 IMFs。图 13 表示每个 IMF 的 MSAM 值。可以看出,区分高频 IMFs 和低频 IMFs 的合适尺度为 11。随后,应用小波阈值降噪对高频 IMFs (IMF1~IMF10) 进行降噪处理,并将降噪后的高频 IMFs 与低频 IMFs (IMF11~IMF19) 组合以获取重构信号。同时,SNR 和 RMSE 指标被用来评估 IEEMD 和第 1.2 节仿真分析中所提及三种算法的降噪性能。表 6 为四种算法降噪性能的评估结果,可以看出,IEEMD 的 SNR 最大且 RMSE 最低,降噪性能明显高于其余三种算法,进一步验证了 IEEMD 降噪性能的优越性。

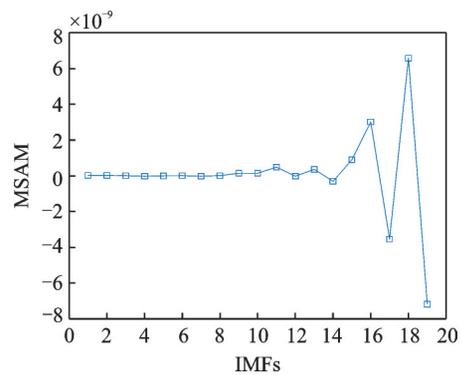


图 13 外圈故障信号 MSAM 值的计算结果

Fig. 13 Calculation results of MSAM for outer race fault signal

表 6 四种降噪算法的评测结果

Tab. 6 Evaluation results of four denoising algorithms

评价方法	SNR	RMSE
IEEMD	5.035	1.463
基于相关系数的 EEMD	2.213	3.254
基于峭度的 EEMD	0.756	5.034
WEEMD	1.112	4.536

最后,利用 MSB 对重构信号进行处理,提取与故障相关的特征频率,其分析结果如图 14 所示。可

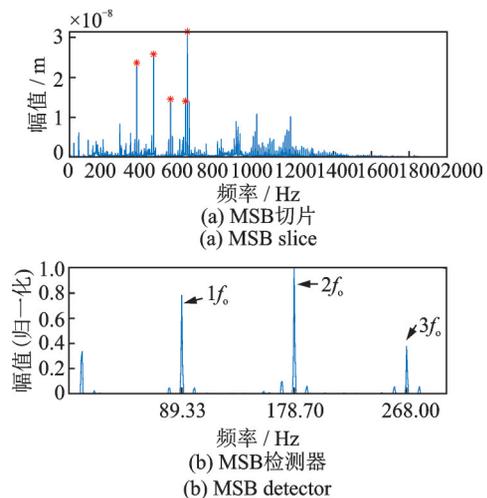


图 14 IEEMD-MSB 的分析结果

Fig. 14 Analysis results of IEEMD-MSB

以看出,IEEMD-MSB 方法可以清楚地识别与故障相关的特征频率及其谐波。

为了进一步证明所提方法的优越性,本文采用谱峭度(SK)^[28]和 WEEMD-MSB^[18]分析方法对测得的电机轴承外圈故障的振动信号进行分析,结果如图 15,16 所示。从图 15(b)中虽然可以识别故障特征频率 f_0 及其谐波,但是 SK 算法的分析结果却被大量的背景噪声和干扰频率所干扰。图 16(b)中也存在一些干扰频率成分,尤其是在故障特征频率的高次谐波附近。综上分析得出,相比 SK 和 WEEMD-MSB,IEEMD-MSB 在电机轴承外圈故障诊断中能取得更为准确的结果。

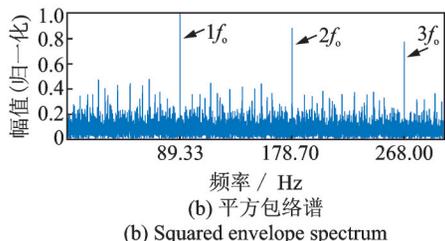
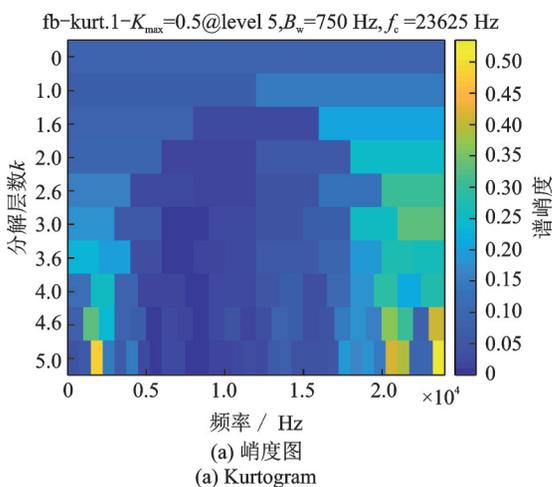


图 15 SK 的分析结果

Fig. 15 Analysis results of SK

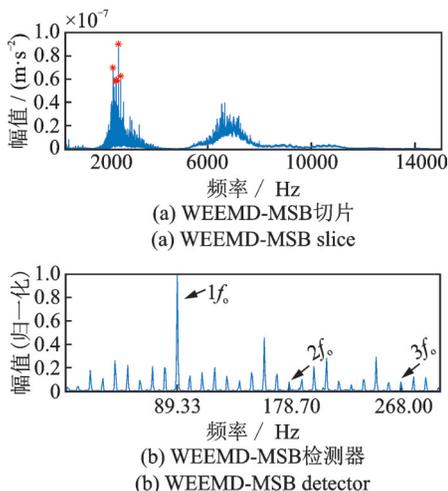


图 16 WEEMD-MSB 的分析结果

Fig. 16 Analysis results of WEEMD-MSB

4.2 支撑轴承内圈故障分析

图 17 为实验采集的支撑轴承内圈故障振动信号的波形及其频谱。显然,故障特征频率 f_i 及其谐波被背景噪声和干扰谐波所淹没,如图 17(b)所示,无法准确、有效地识别故障特征信息。

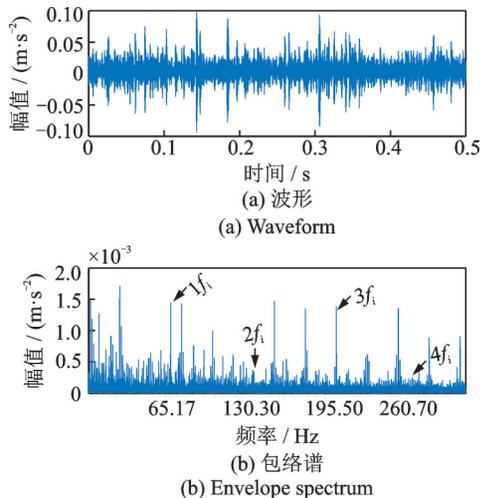


图 17 支撑轴承内圈故障信号

Fig. 17 Inner race fault signal of supporting bearing

为了准确地提取故障特征频率及其谐波,首先利用 EEMD 将测得的支撑轴承内圈故障信号自适应地分解为 18 个 IMFs。图 18 表示每个 IMF 的 MSAM 值。可以发现,区分高频 IMFs 和低频 IMFs 的合适尺度为 7。随后,应用小波阈值降噪对高频 IMFs (IMF1~IMF6) 进行降噪处理,并将降噪后的高频 IMFs 与低频 IMFs (IMF7~IMF18) 进行组合以获取重构信号。同样,计算 IEEMD 和第 1.2 节仿真分析中所提及三种算法的 SNR 和 RMSE 指标,结果如表 7 所示。从表 7 中可以看出,IEEMD 的降噪效果优于其余三种算法,进一步证明了 IEEMD 的降噪性能。

最后,使用 MSB 对重构信号进行解调分析,其结果如图 19 所示。从图 19(b)中可以看出,IEEMD-

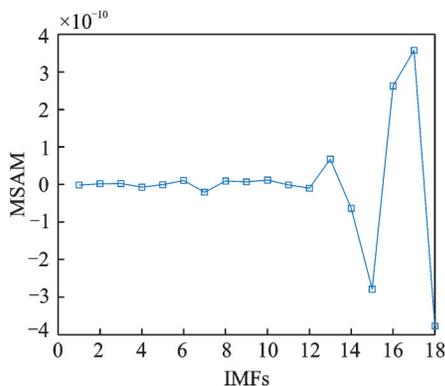


图 18 内圈故障信号 MSAM 值的计算结果

Fig. 18 Calculation results of MSAM for inner race fault signal

表7 四种降噪算法的评测结果

Tab. 7 Evaluation results of four denoising algorithms

评价方法	SNR	RMSE
IEEMD	3.523	2.412
基于相关系数的EEMD	1.256	3.745
基于峭度的EEMD	0.534	5.423
WEEMD	0.635	4.321

MSB可以清晰地识别与故障相关的特征频率及其谐波。

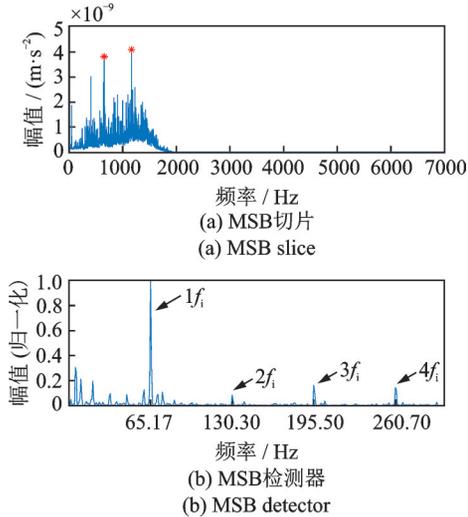


图19 IEEMD-MSB的分析结果

Fig. 19 Analysis results of IEEMD-MSB

为了更好地对比,采用SK和WEEMD-MSB对所采集的振动信号进行分析,结果如图20和21所示。从图20(b)中虽然可以提取故障特征频率 f_i 及

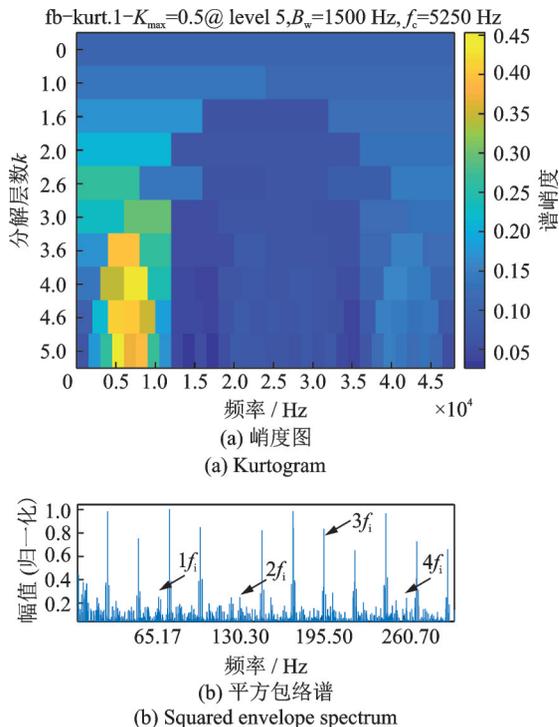


图20 SK的分析结果

Fig. 20 Analysis results of SK

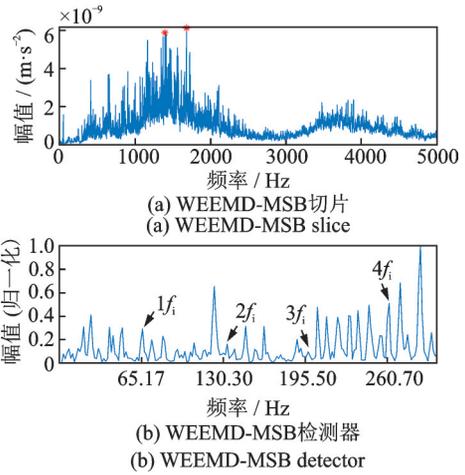


图21 WEEMD-MSB的分析结果

Fig. 21 Analysis results of WEEMD-MSB

其谐波,但是混有较多的背景噪声和干扰谐波。对于图21(b)WEEMD-MSB的分析结果,尽管能够识别出故障特征频率,但故障特征频率幅值和干扰成分幅值的对比度较差。因此,IEEMD-MSB比SK和WEEMD-MSB更能有效、准确地检测支撑轴承内圈故障。

5 结论

针对滚动轴承振动信号的强非线性和非平稳特性,提出了一种基于IEEMD和MSB的轴承微弱故障特征提取方法。通过对电机轴承外圈和支撑轴承内圈故障诊断的研究,得出以下结论:

(1)IEEMD能够有效地解决MSB处理非平稳信号时的不足,并进一步突出振动信号的调制分量。

(2)通过MSB对IEEMD滤波信号进行残余噪声抑制和调制成分解调,可以有效地改善故障特征提取精度。

(3)通过对不同类型实验轴承故障的诊断,验证了所提方法的有效性,且该方法的故障特征提取能力优于WEEMD-MSB和SK,能够更有效地提高滚动轴承故障诊断的精度。

(4)从上述分析可以得出,基于IEEMD和MSB的滚动轴承微弱故障特征提取方法在实际应用中的潜力值得进一步挖掘和研究。

参考文献:

[1] 雷亚国,贾峰,孔德同,等.大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J].机械工程学报,2018,54(5):94-104. LEI Yaguo, JIA Feng, KONG Detong, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineer-

- ing, 2018, 54(5): 94-104.
- [2] 赵德尊, 王天杨, 褚福磊. 基于自适应广义解调变换的滚动轴承时变非平稳故障特征提取[J]. 机械工程学报, 2020, 56(3): 80-87.
ZHAO Dezun, WANG Tianyang, CHU Fulei. Adaptive generalized demodulation transform based rolling bearing time-varying nonstationary fault feature extraction[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(3): 80-87.
- [3] 刘湘楠, 赵学智, 上官文斌. 强背景噪声振动信号中滚动轴承故障冲击特征提取[J]. 振动工程学报, 2021, 34(1): 202-210.
LIU Xiangnan, ZHAO Xuezhi, SHANGGUAN Wenbin. The impact features extraction of rolling bearing under strong background noise[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(1): 202-210.
- [4] 杨建华, 韩帅, 张帅, 等. 强噪声背景下滚动轴承微弱故障特征信号的经验模态分解[J]. 振动工程学报, 2020, 33(3): 582-589.
YANG Jianhua, HAN Shuai, ZHANG Shuai, et al. Empirical mode decomposition of weak fault characteristic signal of rolling bearing under strong noise background[J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(3): 582-589.
- [5] Li J M, Zhang J F, Li M, et al. A novel adaptive stochastic resonance method based on coupled bistable systems and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 114: 128-145.
- [6] Liu Y, Zhang J H, Ma L. A fault diagnosis approach for diesel engines based on self-adaptive WVD, improved FCBF and PECOC-RVM[J]. Neurocomputing, 2016, 177: 600-611.
- [7] 鄢小安, 贾民平. 基于改进奇异谱分解的形态学解调方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2017, 53(7): 104-112.
YAN Xiaohan, JIA Minping. Morphological demodulation method based on improved singular spectrum decomposition and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(7): 104-112.
- [8] 莫代一, 崔玲丽, 王婧. 基于双重 Q 因子的稀疏分解法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2013, 49(9): 37-41.
MO Daiyi, CUI Lingli, WANG Jing. Sparse signal decomposition method based on the dual Q -factor and its application to rolling bearing early fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(9): 37-41.
- [9] 韩中合, 徐搏超, 朱霄珣, 等. 基于近似熵和集成经验模态分解的转子多故障诊断方法研究[J]. 中国机械工程, 2016, 27(16): 2186-2189.
HAN Zhonghe, XU Bochao, ZHU Xiaoxun, et al. Research on multi-fault diagnosis of rotor based on approximate entropy and EEMD[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(16): 2186-2189.
- [10] 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.
- [11] 张琛, 赵荣珍, 邓林峰. 基于EEMD奇异值熵的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(2): 353-358.
ZHANG Chen, ZHAO Rongzhen, DENG Linfeng. Rolling bearing fault diagnosis method based on EEMD singular value entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2019, 39(2): 353-358.
- [12] 胡芑庆, 陈徽鹏, 程哲, 等. 基于经验模态分解和深度卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 9-18.
HU Niaoqing, CHEN Huipeng, CHENG Zhe, et al. Fault diagnosis for planetary gearbox based on EMD and deep convolutional neural networks[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 9-18.
- [13] Wang H C, Chen J, Dong G M. Feature extraction of rolling bearing's early weak fault based on EEMD and tunable Q -factor wavelet transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 48(1-2): 103-119.
- [14] Chen X H, Cheng G, Shan X L, et al. Research of weak fault feature information extraction of planetary gear based on ensemble empirical mode decomposition and adaptive stochastic resonance[J]. Measurement, 2015, 73: 55-67.
- [15] 刘永强, 李翠省, 廖英英. 基于EEMD和自相关函数峰态系数的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2017, 36(2): 111-116.
LIU Yongqiang, LI Cuisheng, LIAO Yingying. Fault diagnosis method for rolling bearings based on EEMD and autocorrelation function kurtosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(2): 111-116.
- [16] Xue X M, Zhou J Z, Xu Y H, et al. An adaptively fast ensemble empirical mode decomposition method and its applications to rolling element bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 62-63: 444-459.
- [17] Osman S, Wang W. A morphological Hilbert-Huang transform technique for bearing fault detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(11): 2646-2656.
- [18] 郭俊超, 甄冬, 孟召宗, 等. 基于WAEEMD和MSB的滚动轴承故障特征提取[J]. 中国机械工程, 2021, 32(15): 1793-1800.
GUO Junchao, ZHEN Dong, MENG Zhaozong, et al. Feature extraction of rolling element bearing based on

- WAEEMD and MSB[J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(15): 1793-1800.
- [19] Gu F, Wang T, Alwodai A, et al. A new method of accurate broken rotor bar diagnosis based on modulation signal bispectrum analysis of motor current signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 50-51: 400-413.
- [20] 陈峙, 王铁, 谷丰收, 等. 基于电动机电流信号双谱分析的齿轮传动故障诊断[J]. 机械工程学报, 2012, 48(21): 84-90.
- CHEN Zhi, WANG Tie, GU Fengshou, et al. Gear transmission fault diagnosis based on the bispectrum analysis of induction motor current signatures[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(21): 84-90.
- [21] Guo J C, Zhen D, Li H Y, et al. Fault detection for planetary gearbox based on an enhanced average filter and modulation signal bispectrum analysis[J]. ISA Transactions, 2020, 101: 408-420.
- [22] Guo J C, Zhang H, Zhen D, et al. An enhanced modulation signal bispectrum analysis for bearing fault detection based on non-Gaussian noise suppression[J]. Measurement, 2020, 151: 107240.
- [23] Liu Chao, Zhou Feng, Liu Yan. GPS/Pseudolites technology based on EMD-wavelet in the complex field conditions of mine[J]. Procedia Earth and Planetary Science, 2009, 1(1): 1293-1300.
- [24] 王普, 李天垚, 高学金, 等. 分层自适应小波阈值轴承故障信号降噪方法[J]. 振动工程学报, 2019, 32(3): 548-556.
- WANG Pu, LI Tianyao, GAO Xuejin, et al. Bearing fault signal denoising method of hierarchical adaptive wavelet threshold function[J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(3): 548-556.
- [25] Jiang H K, Li C L, Li H X. An improved EEMD with multiwavelet packet for rotating machinery multi-fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 36(2): 225-239.
- [26] Guo J C, Shi Z Q, Zhen D, et al. Modulation signal bispectrum with optimized wavelet packet denoising for rolling bearing fault diagnosis[J]. Structural Health Monitoring, 2022, 21(3): 984-1011.
- [27] Yan X A, Jia M P, Zhang W, et al. Fault diagnosis of rolling element bearing using a new optimal scale morphology analysis method[J]. ISA Transactions, 2018, 73: 165-180.
- [28] Antoni J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 108-124.

An improved decomposition method using EEMD and MSB and its application in rolling bearing fault feature extraction

ZHEN Dong¹, TIAN Shao-ning¹, GUO Jun-chao^{2,3}, MENG Zhao-zong¹, GU Feng-shou^{1,4}

(1.School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;

2.Tianjin Key Laboratory for Advanced Mechatronic System Design and Intelligent Control, School of Mechanical Engineering, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China;

3.National Demonstration Center for Experimental and Electrical Engineering Education, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China;

4.Centre for Efficiency and Performance Engineering, University of Huddersfield, Huddersfield HD1 3DH, UK)

Abstract: Considering the nonlinear and non-stationary characteristics of rolling bearing vibration signals, a method is put forward based on improved ensemble empirical mode decomposition (IEEMD) and modulation signal bispectrum (MSB). The vibration signals are decomposed into intrinsic mode functions (IMFs) at different frequencies by EEMD. The mean of the standardized accumulated modes (MSAM) is taken as a novel criterion to divide IMFs into low-frequency and high-frequency IMFs. Subsequently, the wavelet threshold denoising algorithm is applied to the high-frequency IMFs, which is then combined with the low-frequency IMFs to generate the reconstructed signal. The MSB is used to extract modulation features by further suppressing residual random noise and deterministic interference components. The analysis results demonstrate that the method has high accuracy in fault feature extraction by comparing with Spectral kurtosis (SK) and WEEMD-MSB.

Key words: fault diagnosis; rolling bearing; improved ensemble empirical mode decomposition; modulation signal bispectrum; mean of the standardized accumulated modes (MSAM)

作者简介: 甄冬(1982—),男,博士,教授,博士生导师。电话: 18522252617; E-mail: d.zhen@hebut.edu.cn。

通讯作者: 郭俊超(1992—),男,博士,讲师。电话: 18822029935; E-mail: jc_guo12@163.com。