

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104325

一种 WACEEMDAN 和 MSB 的轴承故障诊断方法*

王星河¹ 王红军^{1,2,3}

(1. 北京信息科技大学 机电工程学院 北京 100192; 2. 高端装备智能感知与控制北京市国际科技合作基地 北京 100192; 3. 现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192)

摘要:针对滚动轴承发生故障时的冲击信号易被噪声淹没和其非平稳的特性,以及传统使用自适应白噪声平均总体经验模态分解(CEEMDAN)时固有模态函数(IMFs)中的有效信息不能被充分利用等问题,提出了一种基于加权自适应白噪声平均总体经验模态分解(WACEEMDAN)和调制信号双谱(MSB)的滚动轴承故障特征提取方法。首先,使用CEEMDAN将采集的非平稳振动信号分解成若干具有平稳特性的IMFs;然后,构建了一种强调敏感分量的新型指标:相关—峭度值,利用该指标对各个IMFs加权并重构为WACEEMDAN信号;最后,应用调制信号双谱(MSB)分解WACEEMDAN信号中的调制分量并提取故障特征频率。研究表明,通过使用西安交通大学通用轴承数据集和我们试验台进行了验证,所提出的WACEEMDAN—MSB方法能够准确的提取出轴承故障特征频率,从而验证了WACEEMDAN—MSB方法的有效性。

关键词: 加权自适应白噪声平均总体经验模态分解;调制信号双谱;故障诊断;特征提取

中图分类号: TH133.33 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470

Bearing fault diagnosis method based on WACEEMDAN and MSB

Wang Xinghe¹ Wang Hongjun^{1,2,3}

(1. Mechanical Electrical Engineering School, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China;

2. Beijing International Science Cooperation Base of High-end Equipment Intelligent Perception and Control, Beijing 100192, China;

3. MOE Key Laboratory of Modern Measurement & Control Technology, Beijing 100192, China)

Abstract: In view of the fact that the impact signal of rolling bearing is easily submerged by noise and non-stationary characteristics, and the problem that the effective information in the IMFs cannot be fully utilized when the traditional CEEMDAN is used, a rolling bearing fault feature extraction method based on weighted average complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (WACEEMDAN) and modulation signal bispectrum (MSB) for rolling bearings is proposed. First, the CEEMDAN is used to decompose the collected non-stationary vibration signals into several inherent modal functions with stationary characteristics IMFs. Then, a new type of index is constructed, which emphasizes sensitive component: correlation-kurtosis value, the index is used to weight each IMFs and reconstruct it into WACEEMDAN signal. Finally, the MSB is used to decompose the modulation components in the WACEEMDAN signal and extract the fault characteristic frequency. The results show that: by using the general bearing data set of Xi'an Jiaotong University and our test bench, the proposed WACEEMDAN-MSB method can accurately extract the characteristic frequency of bearing faults, thus, verify the effectiveness of the WACEEMDAN-MSB method.

Keywords: weighted average complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise; modulation signal bispectrum; fault diagnosis; feature extraction

0 引言

近几年,我国大力发展装备制造业,数控机床作为制造业发展不可或缺的基础设备,其结构较为复杂,往往故障也较复杂和隐蔽^[1]。有数据表明,轴承故障的概率占据了机床总故障概率的 30%^[2],滚动轴承是机器旋转部分必不可少零件,对机床的性能、寿命和产品加工精度有着重要的影响,因此对其的故障判别是很必要的^[3]。如今温度、噪声、油样分析等各种方法被应用于故障领域^[4],但最为广泛应用的是振动分析法,较多信号处理方法被应用于轴承故障诊断上^[5]。经验模态分解(EMD)能根据自身的特点将非平稳信号有效地分解为一系列固有模态函数(IMFs),但是在分解中易出现诸如虚假分量、模态混叠等问题。之后 Wu 等^[6]对其进行了改进,提出了集总平均经验模态分解(EEMD),该方法具有自适应,被广泛应用在处理非线性信号上。李长伟等^[7]提出了 EEMD 结合相关排列熵的轴承故障诊断;Fu 等^[8]提出了结合 EEMD 和 Elman_AdaBoot 模型的轴承故障特征提取方法,但是 EEMD 存在分解后残余分量过多的问题。自适应白噪声平均总体经验模态分解(CEEMDAN)是随后出现对 EEMD 的改进方法,可以有效解决 EEMD 存在的一些问题,且具有较少的残余分量。夏长风^[9]在应用 CEEMDAN 时结合了 Teager 能量算子,能够有效识别轴承故障;石志炜等^[10]鉴于轴承故障信号的非平稳性和易被噪声淹没的本质,结合 CEEMDAN 方法进行了改进,证明了该方法可以抑制噪声的影响,保留故障特征信号。

近几年来,调制信号双谱(modulation signal bispectrum, MSB)方法已普遍应用于故障诊断范畴。调制信号双谱对传统双谱方法进行了改进,是一种能够有效分析调制信号的双谱分析方法,不仅对传统双谱的缺点进行了改进,还同时加入了高低边频带的信号^[11]。该方法能对非周期成分进行有效抵抗,并降低噪声对有用信号的干扰,能够清楚反应解调后的调制成分^[12]。Gu 等^[13]使用 MSB 方法诊断电动机转子,实验结果显示该方法优于传统双谱分析;Tian 等^[14]开发了 MSB 检测器,验证了该方法优于快速谱峭度方法。

针对滚动轴承发生故障时的冲击信号易被噪声淹没和其非平稳的特性,以及按传统方法使用 CEEMDAN 时,多选取的 IMFs 是以信息为主导的分量,导致 IMFs 中的有效信息不能被充分利用。因此,本文提出了一种基于加权自适应白噪声平均总体经验模态分解(WACEEMDAN)和 MSB 的轴承故障诊断方法。首先使用 CEEMDAN 将采集的振动信号分解成若干 IMFs;其次对每个 IMF 求其峭度值以及相关系数值的乘积,称为相关-峭度指标,对该指标求和平均后对各个 IMFs 加权,并

对加权的分量进行重构;最后对重构信号用 MSB 分析提取轴承故障特征频率。

1 WACEEMDAN

1.1 CEEMDAN 算法原理

在各个阶段分解信号时,CEEMDAN^[15]依据信号的特性把白噪声自适应地加入,同时 IMF 分量的获取是通过计算唯一的残余信号,这样可以对模态混叠问题进行有效解决,并提高分解信号的效率和完备性。

在 CEEMDAN 算法中,输入信号为 $x^i(n)$,自适应添加噪声系数为 ε_i , $w^i(n)$ 为服从 $N(0,1)$ 分布的白噪声,将 $E_k(\cdot)$ 定义为经过 EMD 分解获得的第 k 阶 IMF 分量,将 IMF_k 定义为 CEEMDAN 分解获得的第 k 阶 IMF 分量,则信号分解步骤如下。

1) 对输入信号 $x^i(n) = x(n) + \varepsilon_0 w^i(n)$ 进行 EMD 分解,其中 $i = 1, 2, \dots, N$, N 为整个过程分解次数,通过 EMD 分解获得第 1 阶 IMF 分量,即:

$$IMF_1(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N IMF_1^i(n) \quad (1)$$

2) 计算残余信号分量:

$$r_1(n) = x(n) - IMF_1(n) \quad (2)$$

3) 在进行 N 次分解过程中,每次都对输入信号进行 EMD 分解,则第 2 阶 IMF 分量为:

$$IMF_2(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1 \{ r_1(n) + \varepsilon_1 E_1 [w^i(n)] \} \quad (3)$$

4) 采用步骤 3) 对剩下的分解过程进行计算,都是用第 k 个残余分量来获取 $k+1$ 阶模态分量,则第 $k+1$ 个残余分量和模态分量为:

$$r_k(n) = r_{k-1}(n) - IMF_k(n) \quad (4)$$

$$IMF_{k+1}(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1 \{ r_k(n) + \varepsilon_k E_k [w^i(n)] \} \quad (5)$$

5) 直到残余信号的极值点数目 ≤ 2 时,此时分解完毕,当分解结束时,获得 K 阶 IMF 分量,此时原始信号 $x(n)$ 能够表示为:

$$x(n) = \sum_{k=1}^K IMF_k + r(n) \quad (6)$$

1.2 WACEEMDAN 算法原理

常规的 CEEMDAN 算法是将白噪声自适应地添加到全部分解过程中,同时 IMF 分量的获取是通过计算唯一的残余信号,这在很大程度上克服了模态混叠等问题,但是许多学者在使用 CEEMDAN 方法时,选取的 IMFs 是以信息为主导的分量,而后舍弃噪声较多的 IMF 分量,导致 IMFs 中的有效信息不能被充分利用,从而影响了整体去噪效果^[16]。因此本文构建了一个强调敏感分量的新型指标,利用该指标对各个 IMFs 加权并重构信号,通过加

权后与轴承故障有关的周期性成分可以得到加强,而与噪声有关的随机成分可以得到抑制,具体流程如下:

首先计算各分量的峭度值,峭度可以反映信号瞬变的程度,该指标能有效检测出故障冲击特性。其表达式为:

$$q = \frac{(n-1) \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\left(\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^2} \quad (7)$$

然后计算每个分量与原始信号的相关值,信号 $x(n)$ 与信号 $y(n)$ 的互相关系数 ρ_{xy} 定义为:

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad (8)$$

式中: \bar{x}, \bar{y} 为 x, y 的平均值; N 为数据组数。

计算每个分量峭度与相关系数的乘积,称为相关—峭度 $s(i)$:

$$s(i) = q(i) \times \rho(i) \quad (9)$$

计算平均相关—峭度 $S(i)$, 其定义为:

$$S(i) = s(i) / \sum_{i=1}^N s(i) \quad (10)$$

式中: $s(i)$ 为每个 IMF 分量的相关—峭度值。

对信号进行加权重构:

$$IMF_k^i = \sum_{i=1}^N S(i) IMF^i \quad (11)$$

2 调制信号双谱

2.1 MSB 算法原理

MSB 方法可以经过降低噪声和干扰成分的影响来解调信号中固有调制成分,按照原始信号 $x(n)$ 的离散傅立叶变换形式 $X(f)$, 可以将 MSB 在频域范围表示^[17]:

$$B_{MS}(f_c, f_x) = E \langle X(f_c + f_x) X(f_c - f_x) X^*(f_c) X^*(f_x) \rangle \quad (12)$$

式中: $B_{MS}(f_c, f_x)$ 为信号 $x(n)$ 的调制信号双谱; $E \langle \cdot \rangle$ 为数学期望; f_c 为载波频率; f_x 为调制频率; $(f_c + f_x)$ 为高边频带的频率; $(f_c - f_x)$ 为低边频带的频率。

MSB 总相位定义为:

$$\Phi_{MS}(f_c, f_x) = \Phi(f_c + f_x) + \Phi(f_c - f_x) - \Phi(f_c) - \Phi(f_x) \quad (13)$$

当 f_c 和 f_x 耦合时,其相位为:

$$\begin{cases} \Phi(f_c + f_x) = \Phi(f_c) + \Phi(f_x) \\ \Phi(f_c - f_x) = \Phi(f_c) - \Phi(f_x) \end{cases} \quad (14)$$

将式(13)代入式(14)得出 MSB 的总相位为 0, 且其幅值由 4 个分量幅值的乘积确定, 因此双谱峰值出现在 (f_c, f_x) 。此外, 如果随机噪声的分量是随机分布而不是

耦合分布的, 则 MSB 的值将接近于 0。这样调制信号双谱就能很好抑制信号中的随机噪声和非周期分量, 从而更清晰的表示与调制效果有关的分量。

为了对边带幅度进行更精确的量化, 可以对 MSB 进行修改, 方法是通过幅度归一化消除载波频率分量的实质影响, 为了将改进与 MSB 区分开来, 可以把 MSB 边带估计器改为 MSB-SE, 如下所示:

$$B_{MS}^{SE}(f_c, f_x) = \frac{B_{MS}(f_c, f_x)}{\sqrt{|B_{MS}(f_c, 0)|}} \quad (15)$$

式中: $B_{MS}(f_c, 0)$ 为 $f_x = 0$ 时功率谱的平方估计。

2.2 MSB 检测器

调制信号的双频谱的幅度沿频率方向分布, 为了得到载波频率切片^[18], 将 f_x 方向的有效 MSB 幅值取平均值, $B(f_c)$ 定义为:

$$B(f_c) = \frac{1}{M-1} \sum_{m=2}^M B_{MS}^{SE}(f_c, m\Delta f) \quad (16)$$

式中: $B(f_c)$ 为载波频率切片; M 为有效幅值个数; Δf 为 f_x 方向的频率分辨率。

为了让结果更可靠, 可以对 MSB 切片进行平均再得到 MSB 检测器, 如下式所示:

$$B(f_x) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N B_{MS}^{SE}(f_c^n, f_x) (f_x > 0) \quad (17)$$

式中: N 为选择的切片总数。

3 诊断流程

针对 WACEEMDAN 和 MSB 相结合的优点, 提出了一种基于 WACEEMDAN—MSB 的滚动轴承故障特征提取方法, 故障诊断流程如图 1 所示, 详细步骤如下。

1) 使用 CEEMDAN 将采集的振动信号分解为若干 IMFs;

2) 求取每个 IMFs 的相关系数值、峭度值;

3) 计算加权平均相关—峭度值, 并重构信号;

4) 对重构信号用 MSB 分析提取故障特征频率。

4 实验验证

采用西安交通大学-昇阳科技联合实验室公布的滚动轴承实验振动数据, 实验平台如图 2 所示。

选择的滚动轴承型号是 LDK UER204, 其详细参数如表 1 所示。加速度传感器的型号是 PCB 352C33, 两个传感器分别固定在被测轴承的水平位置和垂直位置^[19], 采集振动信号的信号采集器型号为 DT9837, 实验时主轴的转速是 2 100 r/min, 其径向力是 10 kN, 采样频率设定的是 25 600 Hz, 采样的间隔是 60 s, 采样的时间设为 1.28 s。

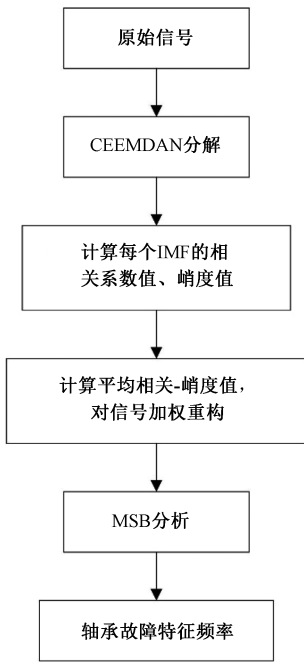


图 1 故障诊断流程

Fig. 1 Fault diagnosis flowchart

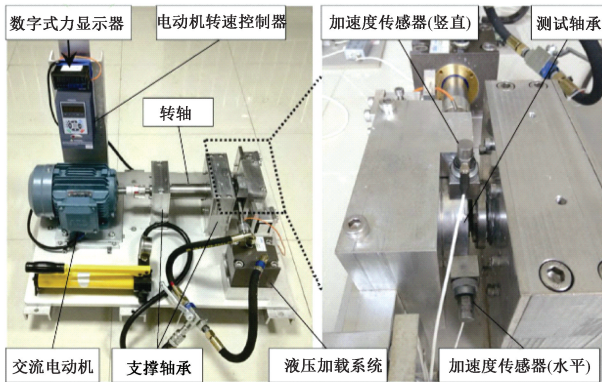


图 2 滚动轴承试验台

Fig. 2 Rolling element bearing test platform

表 1 滚动轴承的主要参数

Table 1 Kinematical parameters of the bearing

参数名称	数值	参数名称	数值
内圈滚道直径/mm	29.30	滚珠直径/mm	7.92
外圈滚道直径/mm	39.80	滚珠个数	8
轴承中径/mm	34.55	滚珠接触角/(°)	0
基本额定动载荷/N	12 820	基本额定静载荷/N	6 650

由于在水平位置上施加力,所以水平位置比竖直位置包含有更多的振动状态信息,所以将水平振动的数据作为轴承分析的原始振动信号^[21],轴承的故障频率可以经过表 1 的数值计算。

轴承旋转频率为:

$$f_r = \frac{2100}{60} = 35 \text{ Hz}$$

轴承内圈的故障频率为:

$$f_i = \frac{1}{2}f_r \left(1 + \frac{d}{D} \cos\alpha\right) Z = 172.1 \text{ Hz}$$

轴承外圈的故障频率为:

$$f_o = \frac{1}{2}f_r \left(1 - \frac{d}{D} \cos\alpha\right) Z = 107.9 \text{ Hz}$$

轴承滚珠的故障频率为:

$$f_b = \frac{D}{2d}f_r \left[1 - \left(\frac{d}{D}\right)^2 \cos\alpha\right] = 72.3 \text{ Hz}$$

本文以外圈故障为例,提取了部分数据作为轴承的故障数据,提取的信号时域图如图 3 所示。

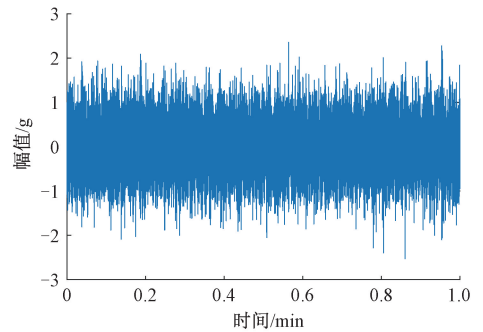


图 3 轴承时域图

Fig. 3 Bearing time domain diagram

然后对上述信号用 CEEMDAN 分解,得到 16 个固有模式函数,计算各分量平均相关-峭度值,结果如图 4 所示。

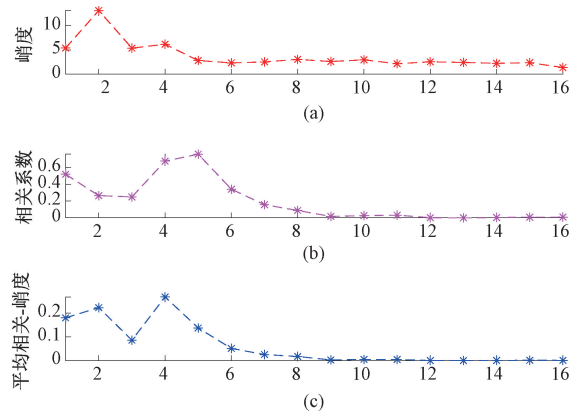
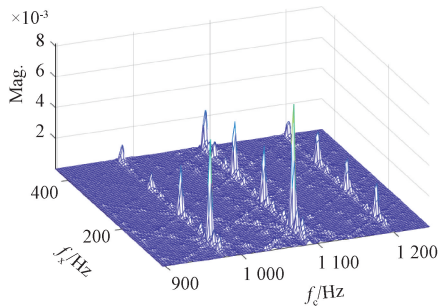


图 4 分量峭度图和相关系数

Fig. 4 Component cliffness plot and correlation coefficient plot

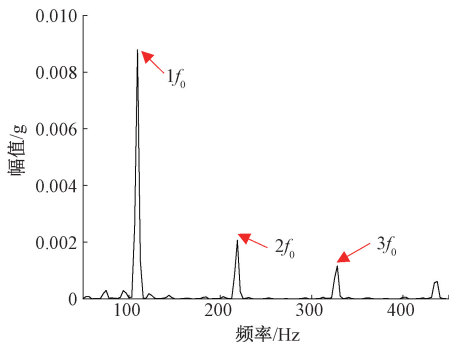
用平均相关-峭度值对 IMF_s 进行加权重构为 WACEEMDAN 信号,然后用 MSB 方法对其分析,分析结果如图 5(a)和(b)所示。MSB 边带估计器被用来选择最佳载波频率范围,MSB 的切片取平均值可以改进 MSB

检测器,观察图能够显著看到故障特征频率以及其倍频,说明了该方法可以有效提取特征频率。



(a) MSB 边带估计器分析结果

(a) Results of MSB sideband estimator analysis



(b) MSB 检测器结果
(b) MSB detector results

图 5 MSB 方法分析

Fig. 5 MSB method analysis

为了证实该方法的优越性,用快速谱峭度方法^[20]分析信号,结果如图 6 所示。通过对比发现本文的方法效果更好,能更清楚观察到特征频率。

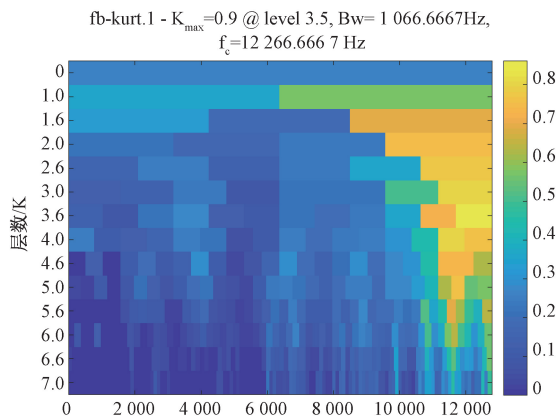
通过图 6(b) 可以看到,在频率 40 左右有最大峰值,诊断效果并不很理想,原因在于其找到的最大峭度值所处的解调频带可能是脉冲噪声的频带而非故障特征频率。分量 IMF2 的峭度值是 13.14,设备正常时峭度值是 3 左右,因此该分量可能包含脉冲噪声。对 IMF2 进行包络分析,结果如图 7 所示。

可以看出,其在频率为 40 左右出现峰值,即验证该分量包含脉冲噪声。通过以上对比分析可验证本文方法的有效性。

为了进一步验证本文算法的有效性,运用传统方法使用 CEEMDAN,选取的 IMF_s 为和原始信号相关系数较大的,其它的舍去,重构后用 MSB 方法分析;同时也运用了小波包-包络解调方法进行对比,结果如图 8 和 9 所示,通过对比本文方法的效果更加明显。

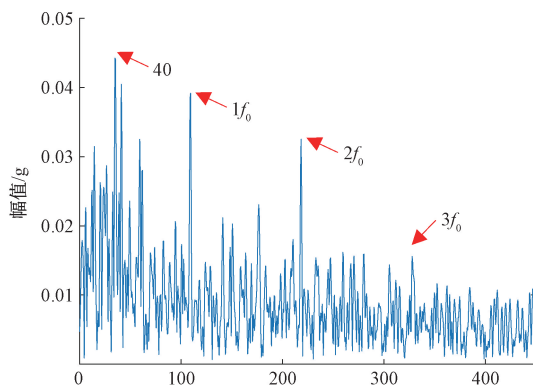
5 试验信号分析

组建的轴承故障试验台如图 10 所示,由驱动、加载



(a) 快速谱峭度图

(a) Fast spectral cliff diagram



(b) 包络谱

(b) Envelope spectrum

图 6 谱峭度方法

Fig. 6 Spectral kurtosis method

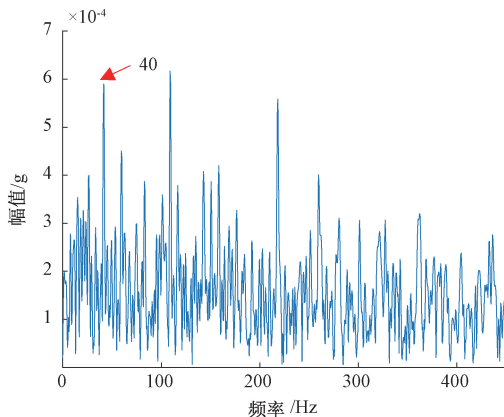


图 7 IMF2 分量包络谱

Fig. 7 IMF2 Component Envelope Spectrum

和故障轴承 3 个部分组成。

选择型号为 N1004 的圆柱滚子轴承,其外圈发生故障,基本参数如表 2 所示。实验时设定采样频率是

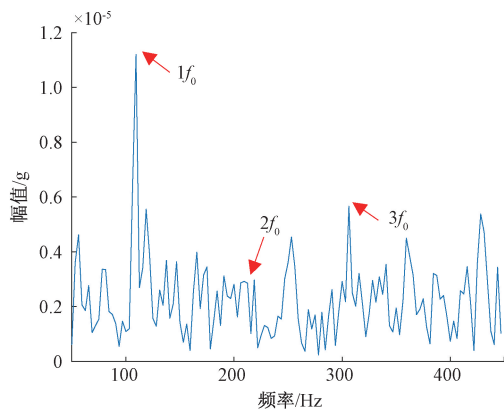


图 8 CEEMDAN-MSB 方法
Fig. 8 CEEMDAN-MSB method

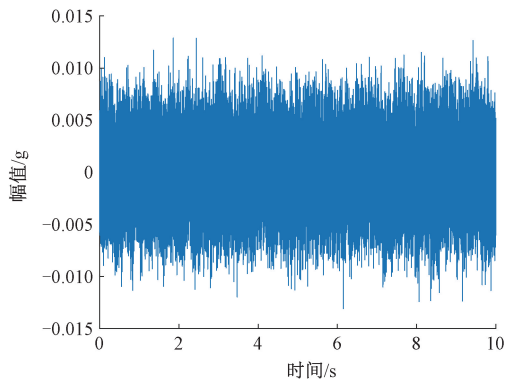


图 11 轴承时域图
Fig. 11 Bearing time domain diagram

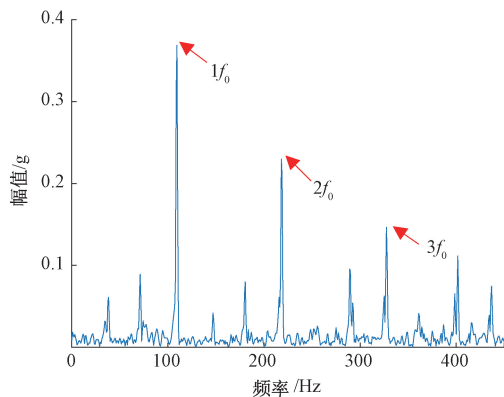


图 9 小波包分解
Fig. 9 Wavelet packet decomposition

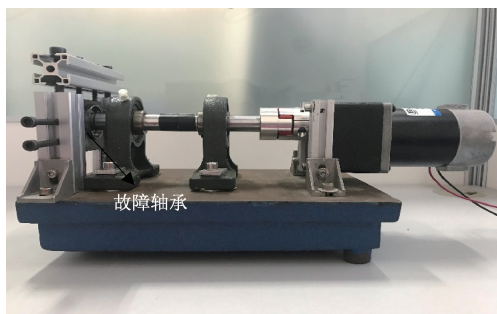


图 10 轴承故障模拟实验平台
Fig. 10 Bearing failure simulation experiment platform

12 kHz, 采样时间是 10 s, 采集的信号时域图如图 11 所示, 电机的转速是 1 210 r/min, 根据相应的计算公式, 算得外圈有故障时其特征频率是 99.63 Hz。

表 2 N1004 圆柱滚子轴承主要参数
Table 2 Main parameters of N1004 cylindrical roller bearing

内径/mm	外径/mm	节径/mm	滚珠直径/mm	滚珠个数
20	42	31	5.5	12

然后对上述信号用 CEEMDAN 分解, 得到 19 个固有模态函数, 计算各分量平均相关-峭度值, 结果如图 12 所示。

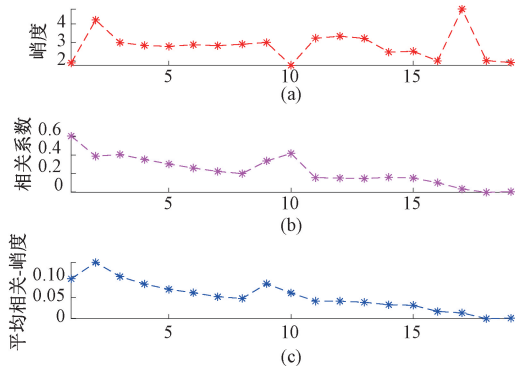


图 12 分量峭度图和相关系数图
Fig. 12 Component cliffness plot and correlation coefficient plot

用平均相关-峭度值对 IMFs 进行加权重构为 WACEEMDAN 信号, 然后用 MSB 方法对其分析, 分析结果如图 13(a) 和 (b) 所示。观察图能够显著看到故障特征频率以及其倍频, 说明了该方法可以有效提取特征频率。

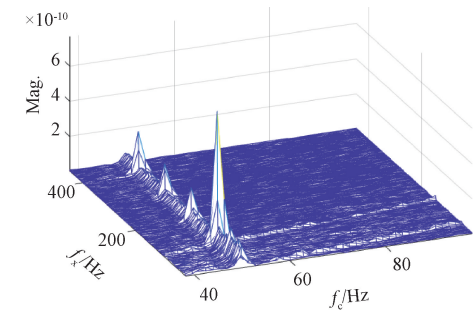
快速谱峭度方法结果如图 14 所示, 通过对比发现本文的方法效果更好, 能更清楚观察到特征频率。

CEEMDAN-MSB 和小波包-包络解调方法结果如图 15 和 16 所示, 进一步验证了本文算法的有效性。

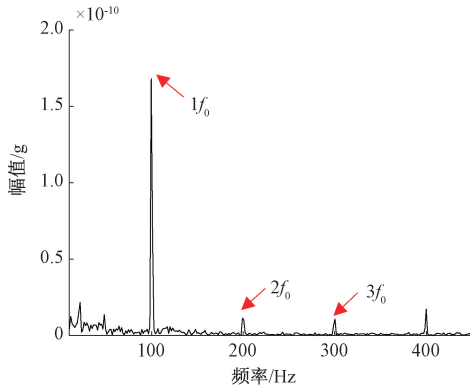
6 结论

本文采用基于 WACEEMDAN—MSB 的方法对轴承故障特征进行了提取, 通过实验台对方法进行了验证。

研究结果表明, 基于相关-峭度指标的加权方法能够



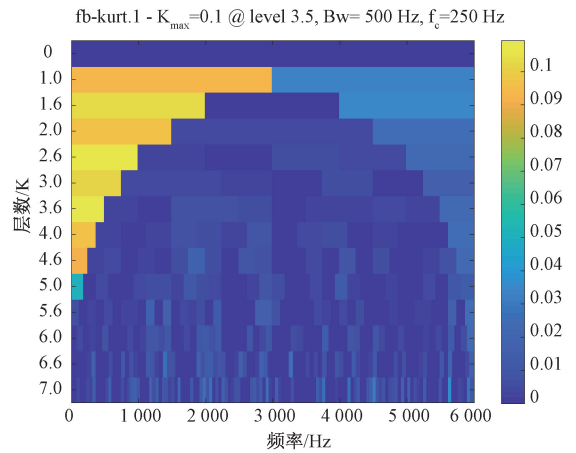
(a) MSB边带估计器分析结果
(a) Results of MSB sideband estimator analysis



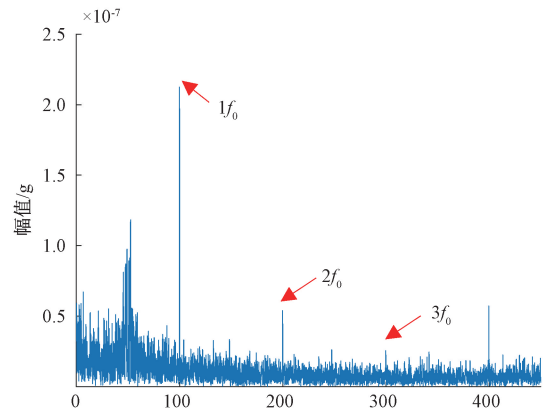
(b) MSB探测器结果
(b) MSB detector results

图 13 MSB 方法分析

Fig. 13 MSB method analysis



(a) 快速谱峭度图
(a) Fast spectral cliff diagram



(b) 包络谱
(b) Envelope spectrum

图 14 谱峭度方法

Fig. 14 Spectral kurtosis method

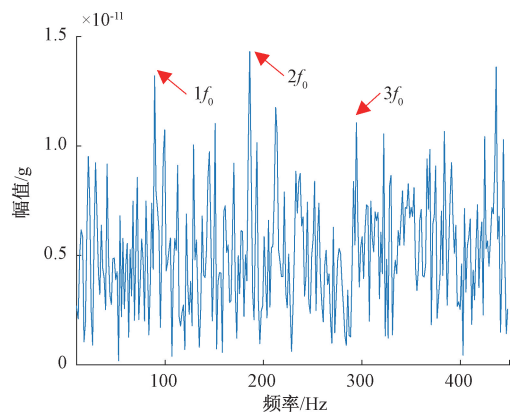


图 15 CEEMDAN-MSB 方法

Fig. 15 CEEMDAN-MSB method

突出敏感的 IMF_s。MSB 方法克服了传统双谱的缺点,还同时考虑了高低边频带的信息,能抵抗非周期成分的干扰,并能抑制噪声的影响,能够清晰的反应出解调的调制成分。通过 WACEEMDAN-MSB 和其它方法对比,验证了 WACEEMDAN-MSB 方法的优越性。

参考文献

[1] 王一鹏,陈学振,李连玉. 基于小波包混合特征和支持向量机的机床主轴轴承故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(2):59-64.
WANG Y P, CHEN X ZH, LI L Y. Fault diagnosis of machine tool spindle bearings based on wavelet packet hybrid features and support vector machine[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2):59-64.

[2] 施杰,伍星,刘韬. 基于 MPDE-EEMD 及自适应共振解调的轴承故障特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(9):47-54.
SHI J, WU X, LIU T. Bearing fault feature extraction method based on MPDE-EEMD and adaptive resonance demodulation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(9):47-54.

[3] 古莹奎,曾磊,张敏,等. 基于 CEEMDAN-SQI-SVD 的齿轮箱局部故障特征提取[J]. 仪器仪表学报,2019,40(5):78-88.

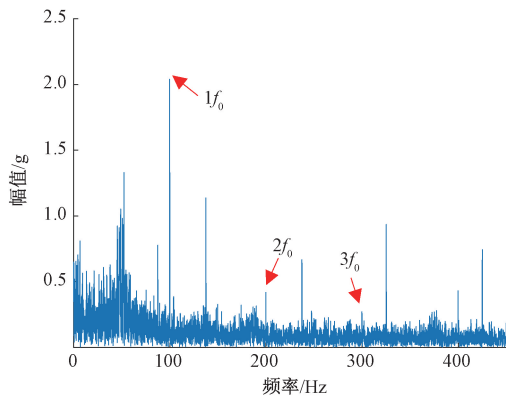


图 16 小波包分解

Fig. 16 Wavelet packet decomposition

- GU Y K, ZENG L, ZHANG M, et al. CEEMDAN-SQI-SVD based local fault feature extraction for gearboxes[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 78-88.
- [4] SUN J, XING H Y, WU J J. Distributed sea clutter denoising algorithm based on variational mode decomposition[J]. Instrumentation, 2020, 7(3): 23-32.
- [5] 陈强强, 戴邵武, 戴洪德, 等. 滚动轴承故障诊断方法综述[J]. 仪表技术, 2019, (9): 1-4, 42.
- CHEN Q Q, DAI SH W, DAI H D, et al. Summary of fault diagnosis methods for rolling bearings [J]. Instrument Technology, 2019, (9): 1-4, 42.
- [6] 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.
- [7] 李长伟, 雷文平, 庞博, 等. 基于 EEMD 的相关排列熵的滚动轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020, (8): 1-4.
- LI C W, LEI W P, PANG B, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on EEMD related permutation entropy [J]. Combined Machine Tool and Automatic Machining Technology, 2020, (8): 1-4.
- [8] FU Q, JING B, HE P J, et al. Fault feature selection and diagnosis of rolling bearings based on EEMD and optimized Elman_AdaBoost algorithm[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(12): 5024-5034.
- [9] 夏长风. 基于改进型 CEEMDAN-TKEO 滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 机械传动, 2017, 41(9): 194-198.
- XIA CH F. Study on the improved CEEMDAN-TKEO rolling bearing fault diagnosis method [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2017, 41(9): 194-198.
- [10] 石志炜, 张丽萍. 基于改进小波包阈值降噪的滚动轴承故障分析[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(5): 58-63.
- SHI Z W, ZHANG L P. Rolling bearing fault analysis based on improved wavelet packet threshold noise reduction[J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(5): 58-63.
- [11] 朱丹宸, 张永祥, 赵磊, 等. 基于 TVD 和 MSB 的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2019, 38(8): 103-109.
- ZHU D CH, ZHANG Y X, ZHAO L, et al. Feature extraction of rolling bearing fault based on TVD and MSB[J]. Vibration and Shock, 2019, 38(8): 103-109.
- [12] ALWODAI A, WANG T, CHEN Z, et al. A Study of Motor bearing fault diagnosis using modulation signal Bispectrum analysis of motor current signals[J]. Journal of Signal & Information Processing, 2013, 4(3): 72-79.
- [13] GU F S, 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.
- [14] TIAN X G, GU J X, REHAB I, et al. A robust detector for rolling element bearing condition monitoring based on the modulation signal Bispectrum and its performance evaluation against the kurtogram[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, (100): 167-187.
- [15] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C]. Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Czech Republic: IEEE, 2011: 4144-4147.
- [16] 郑锦妮, 边杰. 综合 CEEMDAN-SVD 与倒频谱的滚动轴承故障诊断方法[J]. 太原理工大学学报, 2021, 52(3): 495-501.
- ZHENG J N, BIAN J. Integrated CEEMDAN-SVD and inverse spectrum for rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2021, 52(3): 495-501.
- [17] ZHANG R L, GU F S, HARAM M, et al. Gear wear monitoring by modulation signal bispectrum based on motor current signal analysis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 94: 202-213.
- [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/OL]. 中国机械工程: 1-9

- [2021-05-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20200810.1640.024.html>. GUO J CH, ZHEN D, MENG ZH ZH, et al. Feature extraction of rolling bearing fault based on WAEEMD and MSB [J/OL]. China Mechanical Engineering;1-9[2021-05-18].
- [19] LIU Z R, WANG H J, JI Y J, et al. Spindle status monitoring and fault feature information acquisition based on rotor sensing[C]. Proceedings of IncoME-V & CEPE Net-2020, Condition Monitoring, Plant Maintenance and Reliability, Spring, 2020;809.
- [20] ANTONI J. computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems & Signal Processing,2007,21(1):108-124.
- [21] WANG H J, FU S H, PENG B Y, et al. Equipment health condition recognition and prediction based on CNN-LSTM deep learning[C]. Proceedings of IncoME-V & CEPE Net-2020Condition Monitoring, Plant Maintenance and Reliability, Spring, 2020;830.

作者简介



王星河, 现为北京信息科技大学硕士研究生, 主要研究方向为智能制造、故障诊断。
E-mail: wxh1362055780@163.com

Wang Xinghe now is M. Sc. candidate at Beijing Information Science and Technology University. His main research interests include smart manufacturing and fault diagnosis.



王红军(通信作者), 2005 年于北京理工大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学教授、博导, 主要研究方向为高端装备智能感知与控制、故障诊断与维护。
E-mail: wanghj86@163.com

Wang Hongjun (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2005. Now she is a professor at Beijing Information Science and Technology University. Her main research interests include high-end equipment intelligent perception and control, fault diagnosis and maintenance.