

基于 Birge-Massart 阈值降噪与 EEMD 及谱峭度的滚动轴承故障特征提取

田晶, 王英杰, 刘丽丽, 张凤玲, 艾延廷

(沈阳航空航天大学 辽宁省航空推进系统先进测试技术重点实验室, 沈阳 110136)

摘 要: 针对传统共振解调方法易受噪声干扰导致故障特征提取效果不佳的问题,提出了一种基于 Birge-Massart 策略的阈值降噪与集成经验模态分解(EEMD)和快速谱峭度算法相结合的滚动轴承故障特征提取方法。对原始故障信号进行 EEMD 并采用峭度准则筛选出含有故障信息的本征模态函数(IMF)分量;采用 Birge-Massart 策略和快速谱峭度对故障信号进行滤波降噪;对滤波后信号进行 Hilbert 包络解调,提取轴承故障特征。采用该方法分别对仿真信号和实验信号进行特征提取,结果表明该方法可以有效提高故障信号信噪比,清晰准确地获取轴承内、外圈故障的频率特征。利用峭度因子准则筛选 IMF 分量能有效保留原始故障信号中的冲击特征,去除无关 IMF 分量的影响。

关 键 词: 共振解调; 集成经验模态分解; Birge-Massart 阈值; 快速谱峭度; 故障诊断

中图分类号: V231.92; TH133.33

文献标志码: A

Fault feature extraction of rolling bearing using Birge-Massart threshold denoising with EEMD and spectral kurtosis

TIAN Jing, WANG Yingjie, LIU Lili, ZHANG Fengling, AI Yanting

(Key Laboratory of Advanced Measurement and Test Technique for Aviation Propulsion System, Liaoning Province, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: For the difficulty of extracting fault feature by adopting the traditional resonance demodulation method due to noise interference, an effective fault feature extraction method of rolling bearing was proposed by integrating Birge-Massart-based threshold denoising strategy with ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and fast spectral kurtosis algorithm. EEMD was applied to decompose original fault signals and then extract intrinsic mode function (IMF) components containing fault information by kurtosis criterion. Birge-Massart strategy and fast spectral kurtosis were employed to filter and denoise fault signals. The fault features of the filtered signals were extracted by Hilbert envelope demodulation. Through the fault feature extraction of the simulated signals and experimental signals based on this developed method, the results demonstrate that the proposed method is effective to improve the signal-to-noise ratio of fault signals and to acquire the frequency feature of inner and outer ring faults. Using kurtosis factor criterion to select IMF components can effectively retain the impact features of the original fault signal and remove the influence of

收稿日期: 2018-11-26

基金项目: 国家自然科学基金(11702177); 辽宁省自然科学基金(20180550650); 辽宁省教育厅项目(L201710)

作者简介: 田晶(1987—),男,副教授、硕士生导师,博士,主要研究方向为航空发动机状态监测和故障诊断。

引用格式: 田晶,王英杰,刘丽丽,等. 基于 Birge-Massart 阈值降噪与 EEMD 及谱峭度的滚动轴承故障特征提取[J]. 航空动力学报, 2019,34(6):1399-1408. TIAN Jing, WANG Yingjie, LIU Lili, et al. Fault feature extraction of rolling bearing using Birge-Massart threshold denoising with EEMD and spectral kurtosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2019,34(6):1399-1409.

irrelevant IMF components.

Key words: resonance demodulation; ensemble empirical mode decomposition; Birge-Massart threshold; fast spectral kurtosis; fault diagnosis

滚动轴承是现代旋转机械中的重要部件,其在运行过程中一旦发生故障,会给机械设备带来严重的安全隐患。为确保机械设备安全可靠运行,在轴承发生故障的早期及时发现故障具有重要意义。早期的故障信号存在大量的噪声干扰,信噪比低,而且信号具有强烈的非线性、非平稳特征,给故障诊断带来很大困难。如何从故障信号中有效提取轴承故障特征是滚动轴承状态监测与故障诊断的关键问题。

轴承发生故障时,由缺陷产生的冲击力会激起自身高频固有振动并引起共振,因此,故障信号频谱中会出现具有很高峰值的高频共振段^[1]。共振解调方法正是利用信号的高频共振段提取故障特征,以抑制信号低频段信噪比低的不足。因此,该方法在轴承故障诊断领域得到广泛应用。共振解调的关键问题是合理地确定出带通滤波器参数。对此,Antoni等提出了谱峭度概念并将之成功应用于故障诊断中^[2-3]。为了提高谱峭度的计算速度,增强其实用性,Antoni又对谱峭度进行了改进,提出快速谱峭度算法^[4]。实际轴承故障诊断表明,信号中的噪声会对共振解调方法产生不利影响,导致故障特征提取效果不佳,为提高共振解调的特征提取精度,必须先对故障信号进行降噪处理。蔡艳平、张志刚、Wu等使用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)对信号进行降噪,然后结合谱峭度提取轴承故障特征,但该方法容易出现模态混叠效应,对低信噪比信号的降噪效果往往不够理想^[5-7]。周智等提出采用集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)对信号进行消噪,利用谱峭度确定带通滤波器参数,最后通过能量算子解调提取轴承故障特征,但其频谱中仍存在较多干扰频率,提取的故障特征频率不够清晰,说明仅依靠EEMD不能很好地去除噪声^[8]。李宏坤等将粒子滤波和快速谱峭度结合提取故障特征,降噪效果较EMD有所提高,但该方法没有清晰提取出轴承内圈故障的边带频^[9]。EEMD能实现信号的特征分离和平稳化,但其降噪效果还不够理想。因此,本文考虑对EEMD后的信号进行进一步降噪处理。基于Birge-Massart策略确定的小波阈值降噪效果明显,而且具有较好的自适应性,

被广泛应用于信号、图像的处理中。Sidhik利用Birge-Massart阈值对图像进行降噪,并和Unimodal阈值的去噪效果进行了比较,验证了Birge-Massart阈值的优越性^[10]。唐炬等将Birge-Massart阈值用于气体绝缘组合电器的故障诊断中,对二元树复小波变换后的小波系数模值序列进行去噪,提高了故障识别率^[11]。Gopi等同样用Birge-Massart阈值对图像进行降噪,并和Visu, Median Wiener, Frost降噪的效果进行了对比,结果表明Birge-Massart阈值的降噪效果最佳^[12]。Feng等利用Birge-Massart阈值和Donoho提出的Sqtwolog、Heursure、Sure和Minimax阈值对轴承的声发射信号进行降噪,结果表明Birge-Massart阈值具有更好的降噪效果^[13]。

针对共振解调方法易受信号中噪声影响这一问题,本文采用EEMD和Birge-Massart阈值对原始故障信号进行降噪处理,最大限度降低噪声干扰,并结合快速谱峭度确定带通滤波器参数对降噪后信号进行带通滤波,最后,通过Hilbert包络解调提取故障特征。为了验证本文提出算法的有效性,采用该方法分别对轴承内圈故障仿真信号和实验信号进行故障特征提取,结果表明本文所提方法的降噪效果明显,能清晰提取出滚动轴承的内、外圈故障特征。

1 EEMD 算法

EEMD算法是将故障信号分解为多个本征模态函数(IMF)分量和一个余项,以实现信号的特征分离和平稳化,其在每次分解过程中加入随机高斯白噪声,有效避免了模态混叠效应。EEMD算法的步骤如下^[14]:

- 1) 在故障信号 $x(t)$ 加入随机高斯白噪声。
- 2) 对加入白噪声后的信号进行EMD分解,得到 Z 个IMF分量 $I_j(t)$, ($j=1, \dots, Z$)和一个余项 $R(t)$ 。
- 3) 重复步骤1)和步骤2)共 N 次,每次加入的白噪声为不同的随机白噪声,即可得

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^Z I_{ij}(t) + R(t) \quad (1)$$

式中 $x_i(t)$ 为第 i 次加入高斯白噪声后的故障信号, $i=1, \dots, N$, $I_{ij}(t)$ 为 $x_i(t)$ 分解后的第 j 个

IMF 分量。

4) 为了去除加入高斯白噪声给故障信号带来的影响,将 N 次分解所对应的每个 IMF 分量和余量进行相加求平均,最后得到 EEMD 分解后的 Z 个 IMF 分量和一个余项 $R(t)$ 为

$$I_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{ij}(t) \tag{2}$$

$$R(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i(t) \tag{3}$$

选取包含故障信息的 IMF 分量,去除信噪比较低的 IMF 分量可以有效提高滚动轴承故障信号的信噪比。本文采用峭度因子对 IMF 分量进行筛选。峭度因子 K_v 的定义如下:

$$K_v = \frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [x(t) - \mu]^4}{\left\{ \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [x(t) - \mu]^2} \right\}^4} \tag{4}$$

式中 M 为信号采样点数, μ 为信号均值。

无故障轴承的振动信号接近正态分布,峭度因子大约等于 3。轴承发生缺陷故障时,由于缺陷的冲击作用,使得信号中大幅值的成分增加,此时信号概率密度分布曲线的两段上翘,峭度因子大于 3。峭度因子对早期的轴承故障十分敏感,峭度因子越大说明信号中包含的故障冲击成分越多^[15]。本文通过选取峭度因子最大的 IMF 分量,能有效保留原始故障信号中的故障冲击特征,避免了无关 IMF 的干扰。

2 基于 Birge-Massart 策略的阈值降噪

在小波域,有效的故障信号对应的小波系数很大,而噪声对应的小波系数则很小。因此,合理地选择小波阈值对噪声进行过滤,能够有效提升降噪效果。一般小波阈值降噪分为 3 个步骤^[16]

1) 针对故障信号的特点确定小波基函数和小波分解尺度 l 对原始含噪声信号 $x(t)$ 进行小波分解,得到各个尺度上的小波系数 W_{lk} 。

2) 将各分解层的低频小波系数保留,高频小波系数 W_{lk} 进行阈值降噪处理,得到阈值处理后的高频小波系数 $\overline{W_{lk}}$ 。

3) 将底层的低频小波系数和阈值处理后的所有高频小波系数 $\overline{W_{lk}}$ 进行小波逆变换和信号重构,得到阈值降噪后的信号 $\overline{x(t)}$ 。

Birge-Massart 阈值选取策略^[17] 是一种分层阈值降噪方法,能够针对每层小波系数的特点采

用不同的降噪阈值,具有良好的自适应特性,因此降噪效果显著。Birge-Massart 阈值算法如下:

1) 给定一个小波分解层数 k ,对 $k+1$ 或更高层,将所有系数保留。

2) 将第 m 层 ($1 \leq m \leq k$) 的每个小波系数取绝对值,按照递减的顺序构成一个序列 $|c_m|$,则阈值 λ_m 的计算公式为

$$\lambda_m = |c(n_m)| \tag{5}$$

式中 $n_m = D/(k+1-m)^\beta$,根据经验参数 D 可以按照 $S(1) \leq D \leq 2S(1)$ 的原则选取, $S(1)$ 为第 1 层分解后小波系数的长度, β 的取值一般为 $1.5 \sim 3$ ^[10]。本文通过实验发现,当 $\beta = 3$ 时降噪效果较好。

本文提出的 Birge-Massart 阈值选取策略是采用式(6)对小波系数进行处理。即先将小波系数取绝对值,然后将小波系数的每个点与 Birge-Massart 阈值 λ_m 比较,如果该点比阈值大则保留,小于或等于阈值则将该点置为 0。

$$\overline{W_{lk}} = \begin{cases} W_{lk} & |W_{lk}| > \lambda_m \\ 0 & |W_{lk}| \leq \lambda_m \end{cases} \tag{6}$$

3 快速谱峭度

谱峭度是基于峭度理论发展一种信号处理方法,其有效地解决了峭度在实际工程应用中的不足。通过谱峭度可准确检测出信号中高频共振段所在的频带范围,为带通滤波器的参数设置提供可靠依据,提高了共振解调方法的自适应性。

假设存在一个含噪声非平稳信号 $x(t)$

$$x(t) = s(t) + e(t) \tag{7}$$

式中 $s(t)$ 为某一非平稳信号, $e(t)$ 是与信号 $s(t)$ 无关的噪声。

根据谱峭度的基本原理^[18] 可知含噪声非平稳信号 $x(t)$ 的谱峭度为

$$K_x(f) = \frac{K_s(f)}{[1 + \rho(f)]^2} + \frac{\rho^2(f) K_e(f)}{[1 + \rho(f)]^2}, \quad f \neq 0 \tag{8}$$

式中 $K_s(f)$ 、 $K_e(f)$ 为分别为信号 $s(t)$ 和噪声 $e(t)$ 的谱峭度, f 为频率, $\rho(f)$ 为信噪比的倒数,其定义为

$$\rho(f) = \frac{G_{2e}(f)}{G_{2s}(f)} \tag{9}$$

式中 $G_{2e}(f)$ 和 $G_{2s}(f)$ 分别为噪声和信号的 2 阶谱矩。

当 $e(t)$ 为白噪声时,式(8)简化为

$$K_x(f) = \frac{K_s(f)}{[1 + \rho(f)]^2}, \quad f \neq 0 \tag{10}$$

由式(10)可以看出,当信号信噪比很高时, $K_x(f)$ 的值接近于 $K_s(f)$; 当信号信噪比很低时, $K_x(f)$ 的值接近 0。计算出信号在整个频域内的峭度后,谱峭度最大的频带,即为故障信号 $x(t)$ 所在频带,而谱峭度小的频带,认为是噪声 $e(t)$ 所在频带。由于谱峭度在计算时所需时间较长,限制了其在工程实际中的应用。为此, Antoni 提出了基于有限长单位冲激响应(FIR)带通滤波器的快速谱峭度^[4]计算方法。快速谱峭度图的横坐标代表频率 f ,纵坐标代表分解层数 H ,频率分辨率 $\Delta f = 2^{-(H+1)}$,峭度图中的不同颜色代表各个 f 和 Δf 下谱峭度的大小。

4 滚动轴承故障特征提取

针对传统共振解调方法易受噪声干扰导致故障特征提取效果困难的问题,本文提出一种基于 Birge-Massart 策略阈值降噪并结合 EEMD 和谱峭度的滚动轴承故障特征提取方法,该方法工作流程如图 1 所示。首先,对原始故障信号进行 EEMD 得到多个 IMF 分量,基于峭度准则筛选 IMF 分量作为新的故障信号;其次,基于 Birge-Massart 策略确定小波降噪阈值对选定后故障信号进行降噪;然后,对原始故障信号进行快速谱峭度计算,根据快速谱峭度图确定带通滤波器参数对降噪后的信号进行带通滤波;最后对带通滤波后的故障信号进行 Hilbert 包络解调提取故障特征。根据提取的滚动轴承故障特征对轴承故障进行诊断。

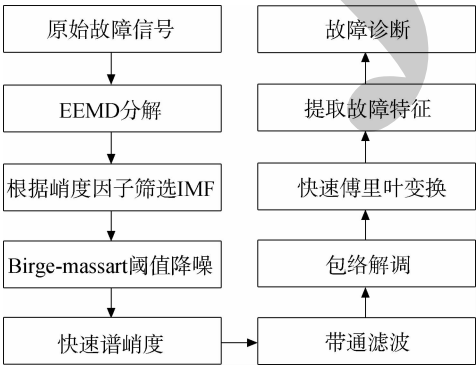


图 1 轴承故障诊断流程图
Fig. 1 Bearing fault diagnosis flow chart

5 动力学模型仿真信号验证

本文通过滚动轴承仿真信号和实际故障信号对提出的故障特征提取方法进行验证。基于参考

文献[19]中的故障动力学建模方法建立滚动轴承内圈故障的动力学模型。设置轴承转频 $f_r = 30$ Hz,则根据经验公式内圈故障特征频率 $f_i = 163$ Hz。本文采用 Newmark- β 法对内圈故障动力学模型进行求解,获取内圈故障仿真信号时域波形如图 2 所示。从图中可以看出故障信号中存在明显的冲击成分,且冲击信号幅值受到了转频的调制。然后,向仿真的内圈故障信号中添加信噪比为-5 的高斯白噪声,获得的含噪声故障信号时域波形如图 3 所示,从图中可以看出加入噪声后,故障冲击信号基本完全被噪声淹没,无法清晰地识别故障特征。

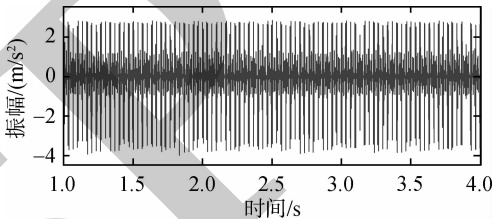


图 2 内圈故障信号(仿真)
Fig. 2 Signal of inner ring fault (simulation)

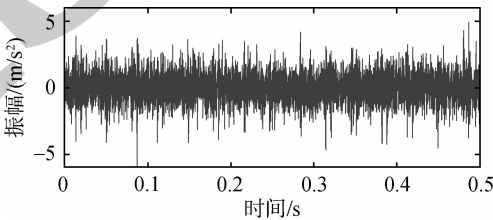


图 3 含噪声内圈故障信号(仿真)
Fig. 3 Signal of inner ring fault with noise (simulation)

图 4 为含噪声信号的幅值谱,从图中可以看出信号的能量主要集中在高频处,而低频处完全被噪声覆盖,无法提取到轴承内圈故障特征频率(163 Hz)及其边带频。对含噪声信号进行 EEMD 得到 13 个 IMF 分量,前 8 个 IMF 分量的峭度因子如图 5 所示,其中 IMF2 的峭度因子最大,说明其中包含的故障冲击成分最多,其余的 IMF 分量的峭度因子相对较小,基本约等于 3,故障成分较少。因此,选取 IMF2 作为 EEMD 后的故障信号,其时域波形如图 6 所示。可以看出经过 EEMD 后的信号中已经能呈现出部分故障冲击特征,但仍然存在较多噪声,故对故障信号进行 Birge-Massart 阈值降噪,处理结果如图 7 所示。降噪后信号的噪声得到进一步去除,且内圈故障

的冲击特征得到了很好的保留,验证了 Birge-Massart 阈值的有效性。图 8 为原始故障信号的快速谱峭度图,从图可以看出,在 1~2 kHz 范围内信号的谱峭度最大,因此,设置带通滤波器滤波频率为[1,2] kHz,然后对降噪后信号进行带通滤波,通过 Hilbert 包络解调提取故障特征结果如图 9 所示。从频谱中能明显看出轴承的转频 $f_r=30\text{ Hz}$,内圈故障特征频率 $f_i=163\text{ Hz}$ 及其 2 倍频 $2f_i$,及以 f_i 为中心转频为间隔的边带频 f_i-f_r 、 f_i+f_r ,明显可以判断出轴承内圈发生了故障。通过上面的仿真可以发现,文中所提方法能有效去除信号中的干扰噪声,清晰提取出轴承故障特征。

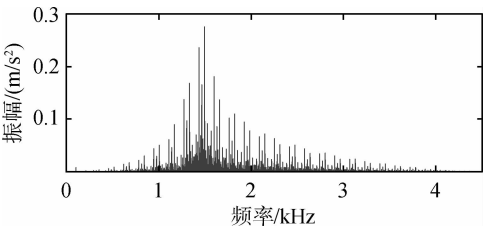


图 4 含噪声内圈故障信号幅值谱(仿真)

Fig. 4 Amplitude spectrum of inner ring fault signal with noise (simulation)

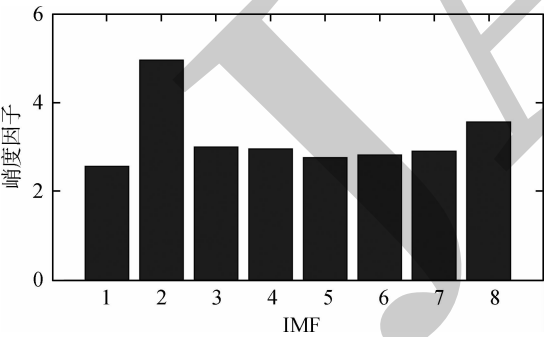


图 5 前 8 个 IMF 的峭度因子(仿真)

Fig. 5 Kurtosis factor of the first eight IMF components (simulation)

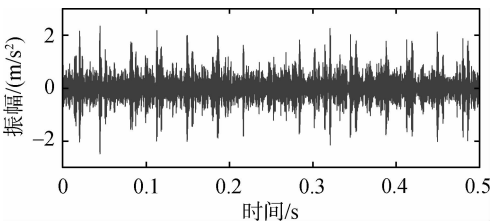


图 6 IMF2 的时域波形

Fig. 6 Time domain waveform of IMF2

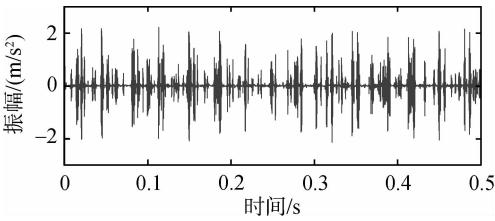


图 7 Birge-Massart 阈值降噪后内圈故障信号时域波形(仿真)

Fig. 7 Time domain waveform of denoised inner ring fault singal by Birge-Massart threshold (simulation)

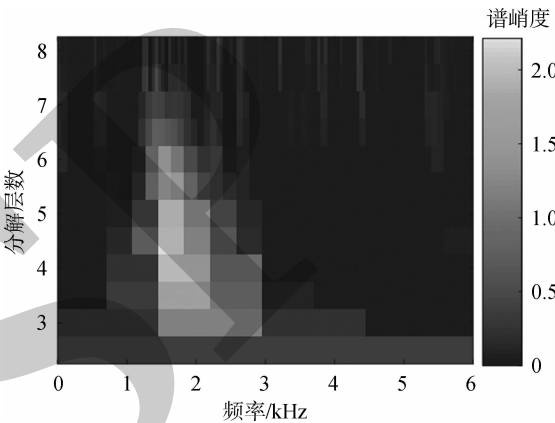


图 8 故障信号快速谱峭度图(仿真)

Fig. 8 Fast spectral kurtosis diagram of fault signal (simulation)

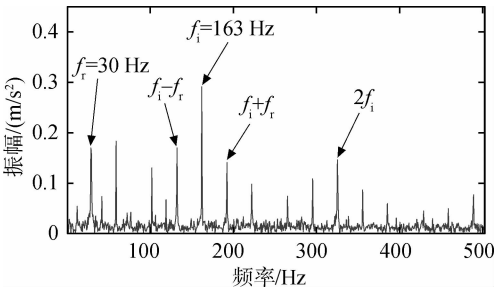


图 9 故障信号特征提取结果(仿真)

Fig. 9 Feature extraction results of fault signal (simulation)

6 轴承故障实验验证

6.1 轴承故障实验

采用美国凯斯西储大学的滚动轴承故障数据验证本文所建立方法的有效性。实验台由电动机、转轴、转矩传感器、功率计和电子控制设备组成。被测轴承支承于电动机轴,利用加速度传感器采集振动信号,采样频率设置为 12 kHz,实验装置图 10 所示。实验采用 6205-2RS JEM SKF

深沟球滚动轴承,轴承参数如表 1 所示。采用电火花在轴承内、外圈分别加工表面故障,故障宽度为 0.18 mm,深度为 0.28 mm。实验中外圈固定不动,轴承内圈随电动机主轴转动,转速为 1750 r/min(转频为 29.2 Hz)。

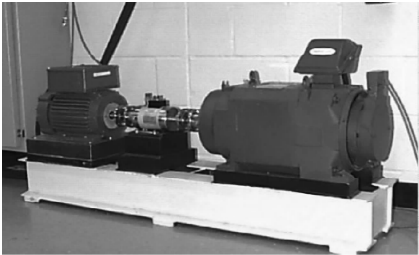


图 10 轴承故障实验台
Fig. 10 Bearings fault test plat

表 1 6205-2RS JEM SKF 轴承参数

Table 1 Parameters of 6205-2RS JEM SKF bearing

节径 d_m /mm	滚珠直径 d /mm	接触角 $\alpha/(^{\circ})$	滚珠数 Z_b
39.039	7.940	0	9

根据轴承故障特征频率理论计算式(11)~式(12)^[9],计算出轴承内圈故障特征频率 f_i 为 158.5 Hz,外圈故障特征频率 f_o 为 103.9 Hz。

外圈故障

$$f_o = \frac{n_i}{2 \times 60} \left(1 - \frac{d}{d_m} \cos \alpha \right) Z_b \quad (11)$$

内圈故障

$$f_i = \frac{n_i}{2 \times 60} \left(1 + \frac{d}{d_m} \cos \alpha \right) Z_b \quad (12)$$

式中 n_i 为轴承内圈转速(r/min)。

6.2 轴承内圈故障诊断

基于实验台采集的原始内圈故障信号的时域波形如图 11 所示,实际实验中由于机械设备的存在使得故障信号中存在大量噪声,故障冲击特征不明显。图 12 为故障信号的幅值谱,可以看出信号的能量主要集中在高频共振段,低频段的能量很小,且无法提取到轴承的内圈故障特征频率。因此就可以通过共振解调方法,从信号高频段中解调出轴承的低频故障信息,实现轴承故障特征的提取和增强。

对实验采集的内圈故障信号进行 EEMD,得到 14 个 IMF 分量。计算出前 8 个 IMF 的峭度因子如图 13 所示,其中,IMF1 的峭度因子最大,说明 IMF1 中包含更多的故障信息,故将 IMF1 作为 EEMD 后的故障信号。IMF1 的时域波形

如图 14 所示,可见信号仍存在较多噪声,故进一步对 IMF1 进行 Birge-Massart 阈值降噪,结果如图 15 所示,降噪后信号中的噪声得到很好的去除,故障冲击特征更加明显。

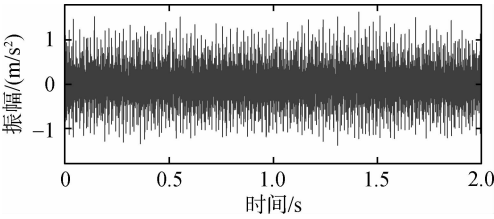


图 11 内圈故障信号(实验)
Fig. 11 Fault signal of inner ring (test)

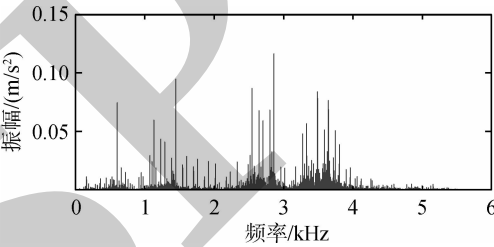


图 12 内圈故障信号幅值谱(实验)
Fig. 12 Amplitude spectrum of inner ring fault signal (test)

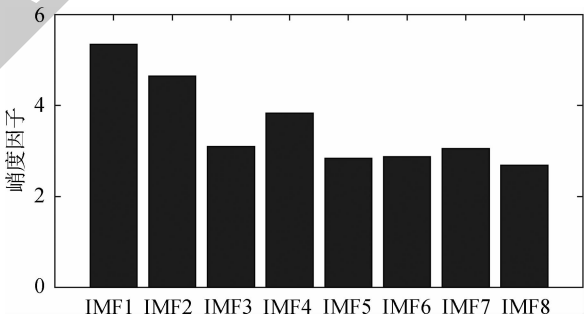


图 13 内圈故障信号前 8 个 IMF 的峭度因子(实验)
Fig. 13 Kurtosis factor of the first eight IMF components of inner ring fault signal (test)

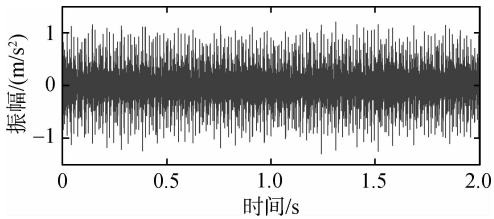


图 14 内圈故障信号 IMF1 的时域波形(实验)
Fig. 14 Time domain waveform of IMF1 of inner ring fault signal (test)

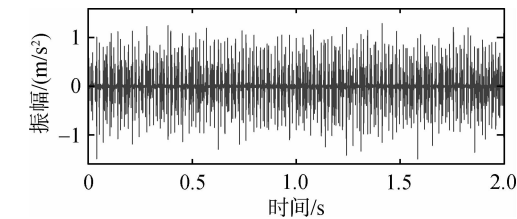


图 15 Birge-Massart 阈值降噪后内圈故障信号时域波形(实验)

Fig. 15 Time domain waveform of denoised inner ring fault signal by Birge-Massart threshold (test)

为进一步提取出轴承故障特征,计算出原始故障信号的快速谱峭度,计算结果如图 16 所示。从图可以看出,在 2~4.5 kHz 范围内信号的谱峭度最大,因此,设置带通滤波器滤波频率为 [2, 4.5] kHz,然后对降噪后信号进行带通滤波,通过 Hilbert 包络解调提取轴承故障特征如图 17 所示,从频谱中能明显看出轴承转频的 2 倍频 ($2f_r=57\text{ Hz}$),内圈故障特征频率 $f_i=156\text{ Hz}$ 及其多个倍频成分 ($2f_i, 3f_i, 4f_i$), 以及 f_i 及其倍频为中心, 2 倍转频为间隔的边带频 (f_i-2f_r, f_i+2f_r), 清晰的故障特征表明轴承内圈发生故障。提取的轴承内圈故障特征频率与理论计算值 158.5 Hz 存在误差, 主要是因为实际轴承工作时存在打滑, 造成转速波动。

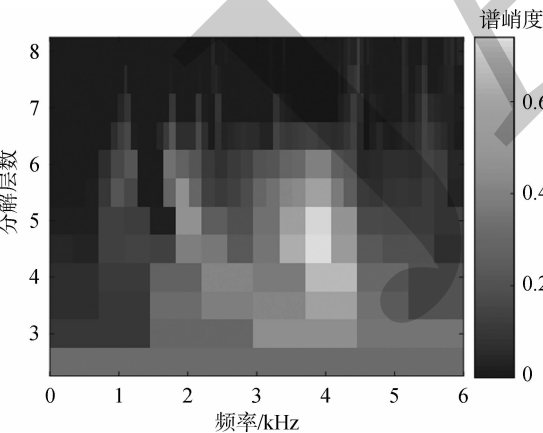


图 16 内圈故障信号快速谱峭度图(实验)

Fig. 16 Fast spectral kurtosis diagram of inner ring fault signal (test)

图 18 为文献[8]所提故障特征提取方法的分析效果,该方法只对故障信号进行 EEMD,没有进一步进行降噪处理,该方法虽然也成功地提取出内圈故障特征频率,但故障特征频率倍频成分不明显,且边带频的频率成分较少。说明 EEMD 能够对故障信号进行一定的降噪处理,但存在进

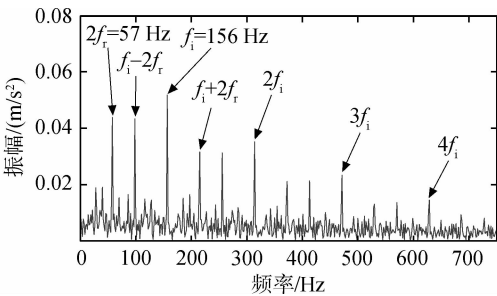


图 17 内圈故障信号的故障特征提取结果(实验)

Fig. 17 Fault feature extraction results of inner ring fault signal (test)

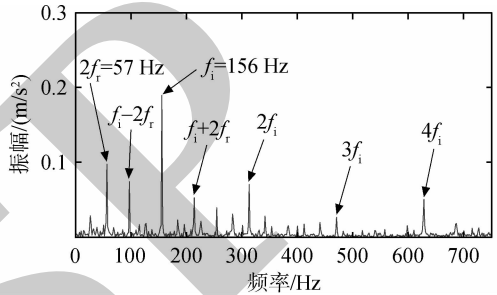


图 18 文献[8]所提方法内圈故障处理结果

Fig. 18 Inner ring fault extraction results of Ref. [8]

一步提升的空间。通过图 17 和图 18 可以证明,本文提出基于 Birge-Massart 策略的阈值降噪具有很好的降噪性能,验证了本文所提方法的有效性。

6.3 轴承外圈故障诊断

进一步对轴承外圈故障进行诊断,外圈故障信号的时域波形和幅值谱如图 19 和图 20 所示,从图中可以看出,故障信号中存在大量噪声,频率峰值主要集中在高频段,低频段频率峰值很小无法识别出轴承故障特征频率。采用本文所建立方法对原始外圈故障信号进行 EEMD,前 8 个 IMF 分量的峭度因子如图 21 所示。其中,IMF1 的峭度因子最大,因此,确定 IMF1 分量为 EEMD 后的故障信号,IMF1 的时域波形如图 22 所示,图

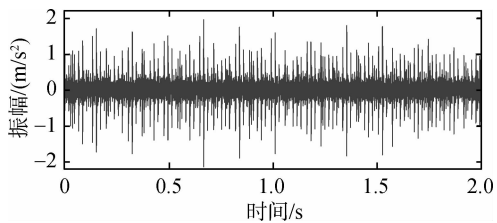


图 19 外圈故障信号时域波形(实验)

Fig. 19 Time domain waveform of outer ring fault signal (test)

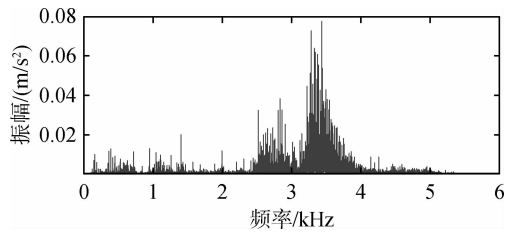


图 20 外圈故障信号幅值谱(实验)

Fig. 20 Amplitude spectrum of outer ring fault signal (test)

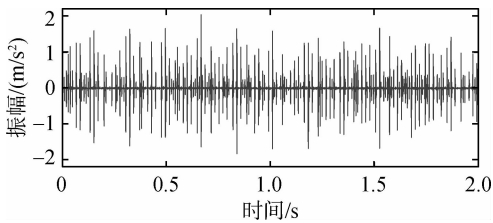


图 23 Birge-Massart 阈值降噪后外圈故障信号时域波形(实验)

Fig. 23 Time domain waveform of denoised outer ring fault signal by Birge-Massart threshold (test)

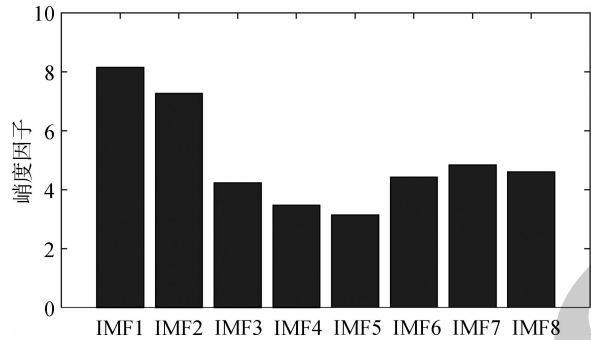


图 21 外圈故障信号前 8 个 IMF 分量的峭度因子(实验)
Fig. 21 Kurtosis factor of the first eight IMF components of outer ring fault signal (test)

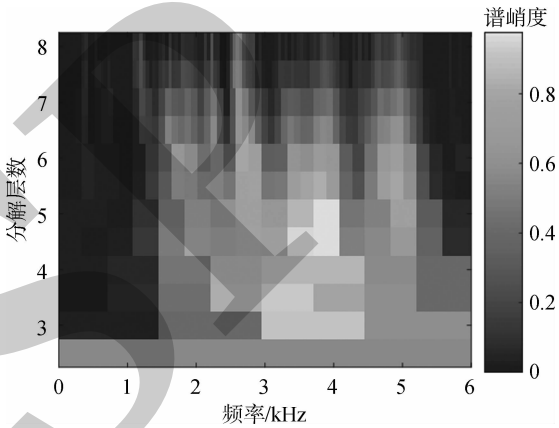


图 24 外圈故障信号快速谱峭度图(实验)

Fig. 24 Fast spectral kurtosis diagram of outer ring fault signal (test)

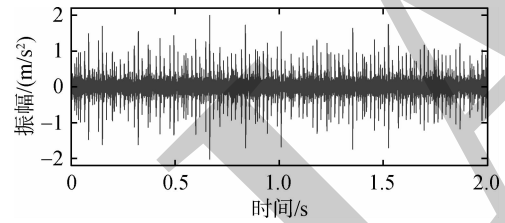


图 22 外圈故障信号 IMF1 的时域波形(实验)

Fig. 22 Time domain waveform of IMF1 of outer ring fault signal (test)

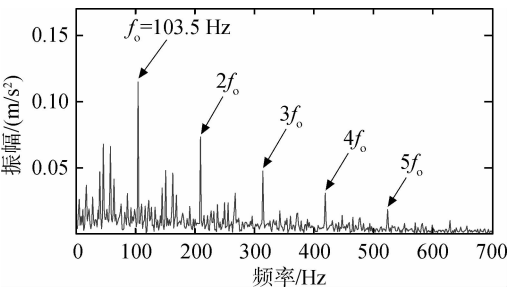


图 25 外圈故障信号的故障特征提取结果(实验)

Fig. 25 Fault feature extraction results of outer ring fault signal (test)

中显示经过 EEMD 后,噪声较原始信号有所降低但仍存在大量噪声信号。进一步对 IMF1 进行 Birge-Massart 阈值降噪,降噪后时域信号如图 23 所示。对比图 22 和图 23 可以看出信号经 Birge-Massart 阈值降噪后冲击成分更加突出,信噪比显著提高。

求出原始外圈故障信号的快速谱峭度如图 24 所示。从图可以看出,在 3~4 kHz 范围内信号的谱峭度最大,因此,设置带通滤波器滤波频率为[3,4] kHz,然后对降噪后信号进行带通滤波,通过对带通滤波后信号进行 Hilbert 包络解调,提取故障特征。图 25 为使用本文所提方法针对外圈故障的特征提取结果,通过该频谱能够清晰地提取出轴承外圈故障特征频率 $f_0=103.5$ Hz

及其多个倍频成分($2f_0$ 、 $3f_0$ 、 $4f_0$ 、 $5f_0$),且干扰频率较少,能明显看出轴承外圈发生了故障。

图 26 为基于文献[8]所提方法的故障特征提取结果,通过对比可知,文献[8]所提的 EEMD 降噪方法虽然也能提取出轴承的前 5 阶故障特征频率,但相比而言,本文提出的基于 Birge-Massart 策略阈值降噪后提取的故障特征频率峰值更加明显,进一步验证了本文所提方法的有效性。

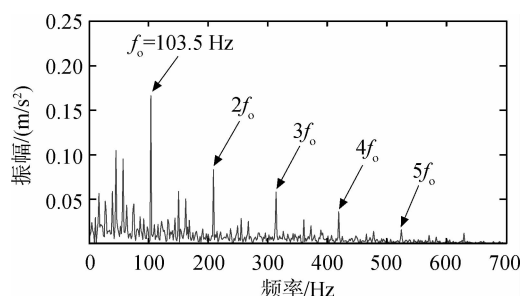


图 26 文献[8]所提方法外圈故障处理结果

Fig. 26 Outer ring fault extraction results of Ref. [8]

7 结 论

1) 本文提出了基于 Birge-Massart 策略的阈值降噪并结合 EEMD 和谱峭度的滚动轴承故障特征提取方法,该方法能有效提高故障信号的信噪比,清晰准确地提取出滚动轴承内圈和外圈故障特征。

2) 利用峭度因子准则筛选出 IMF 分量能有效保留原始故障信号中的冲击特征,去除无关 IMF 的影响,产生了抑制噪声的作用。

3) 通过轴承故障实验数据对比本文所提方法和已有的 EEMD 降噪算法,结果表明本文提出基于 Birge-Massart 策略的阈值降噪能够进一步提高故障信号的信噪比,提取出更加清晰的故障特征。

参考文献:

- [1] LIANG M, BOZCHALOOI I S. An energy operator approach to joint application of amplitude and frequency-demodulations for bearing fault detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2010, 24(5): 1473-1494.
- [2] ANTONI J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 20(2): 282-307.
- [3] ANTONI J, RANDALL R B. The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 20(2): 308-331.
- [4] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(1): 108-124.
- [5] 蔡艳平,李艾华,石林锁,等. 基于 EMD 与谱峭度的滚动轴承故障检测改进包络谱分析[J]. *振动与冲击*, 2011, 30(2): 167-172.
CAI Yanping, LI Aihua, SHI Linsuo, et al. Improved envelope spectrum analysis of rolling bearing fault detection based on EMD and spectral kurtosis[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2011, 30(2): 167-172. (in Chinese)
- [6] 张志刚,石晓辉,施全,等. 基于改进 EMD 和谱峭度法滚动轴承故障特征提取[J]. *振动、测试与诊断*, 2013, 33(3): 478-482.
- [7] ZHANG Zhigang, SHI Xiaohui, SHI Quan, et al. Fault feature extraction of rolling bearing based on improved emd and spectral kurtosis[J]. *Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis*, 2013, 33(3): 478-482. (in Chinese)
- [8] 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.
- [9] 周智,朱永生,张优云,等. 基于 EEMD 和共振解调的滚动轴承自适应故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2013, 32(2): 76-80.
ZHOU Zhi, ZHU Yongsheng, ZHANG Youyun, et al. Adaptive fault diagnosis of rolling bearing based on EEMD and resonance demodulation[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2013, 32(2): 76-80. (in Chinese)
- [10] 李宏坤,杨蕊,任远杰,等. 利用粒子滤波与谱峭度的滚动轴承故障诊断[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(3): 63-72.
LI Hongkun, YANG Rui, REN Yuanjie, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using particle filter and spectral kurtosis[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(3): 63-72. (in Chinese)
- [11] SIDHIK S. Comparative study of Birge-Massart strategy and unimodal thresholding for image compression using wavelet transform [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2015, 126(24): 5952-5955.
- [12] 唐炬,董玉林,樊雷,等. 基于 Hankel 矩阵的复小波-奇异值分解法提取局部放电特征信息[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(7): 1808-1817.
TANG Ju, DONG Yulin, FAN Lei, et al. Extraction of partial discharge characteristic information based on hankel matrix complex wavelet-singular value decomposition method[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(7): 1808-1817. (in Chinese)
- [13] GOPI V P, PAVITHRAN M, NISHANTH T, et al. A novel wavelet based denoising algorithm using level dependent thresholding[C]// *Proceedings of International Conference on Electronics & Communication Systems*. Coimbatore, India: IEEE, 2014: 1-6.
- [14] FENG Y, THANAGASUNDRAM S, SCHLINDWEIN F S. Discrete wavelet-based thresholding study on acoustic emission signals to detect bearing defect on a rotating machine[C]// *Proceedings of Thirteenth International Congress on Sound & Vibration*. Vienna, Austria: International Institute of Acoustics and Vibration, 2006: 1-8.
- [15] ZHANG Xiaoyuan, ZHOU Jianzhong. Multi-fault diagnosis for rolling element bearings based on ensemble empirical mode decomposition and optimized support vector machines[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 41(1/2): 127-140.
- [16] 谷朝健,马增强,王建东,等. 多通道相关-自适应轴承故障诊断方法[J]. *航空动力学报*, 2018, 33(7): 1750-1757.
GU Chaojian, MA Zengqiang, WANG Jiandong, et al. Adaptive bearing fault diagnosis method of multi-channel

correlation[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(7): 1750-1757. (in Chinese)

[16] CUI Huimin, ZHAO Ruimei, HOU Yanli. Improved threshold denoising method based on wavelet transform[J]. Physics Procedia, 2012, 33(1): 1354-1359.

[17] BIRGÉ L, MASSART P. From model selection to adaptive estimation[M]. New York: Springer, 1997.

[18] WANG Yanxue, XIANG Jiawei, MARKERT R, et al. Spectral kurtosis for fault detection, diagnosis and prognostics of rotating machines; a review with applications[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 66/67(1): 679-698.

[19] 剡昌锋, 苑浩, 王鑫, 等. 点接触弹流润滑条件下的深沟球轴承表面局部缺陷动力学建模[J]. 振动与冲击, 2016, 35(14): 61-70.

YAN Changfeng, YUAN Hao, WANG Xin, et al. Dynamic modeling of surface defects in deep groove ball bearings under point-contact elastohydrodynamic lubrication conditions[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(14): 61-70. (in Chinese)

(编辑: 陈 越)