

## 频带优选傅里叶分解方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用

黄斯琪<sup>1</sup> 张信群<sup>1</sup> 刘世杰<sup>2</sup> 谭志银<sup>1</sup> 何凯<sup>1</sup>

(1. 滁州职业技术学院 电气工程学院, 滁州 239000)

(2. 山西北方机械制造有限公司, 太原 030009)

**摘要:**【目的】傅里叶分解方法是一种能够根据信号频谱特征自适应确定模态分量的方法。然而,该方法在提取非平稳信号的模态分量时,容易产生大量无效窄带分量,不利于故障特征的精准识别。为解决这一问题,提出一种频带优选傅里叶分解方法(Frequency Band Optimization Fourier Decomposition Method, FBO-FDM)。【方法】首先,以傅里叶变换为基础,按照高频至低频的顺序对原始傅里叶谱进行扫描分割,获取初始分割边界;其次,提出一种频带重构策略,利用多尺度排列熵偏均值(Partial Mean of Multi-scale Permutation Entropy, PMMPE)对各分割边界内的频带信息进行量化处理,将PMMPE大于其均值的频带保留,去除无效窄带分量;最后,采用自适应多尺度形态学滤波对重构分量进行滤波处理,去除噪声及无关分量的影响。采用所提方法对滚动轴承仿真信号进行分析,并与傅里叶分解方法(Fourier Decomposition Method, FDM)、经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)和变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)方法进行了对比。【结果】结果表明,所提方法能够更有效地识别出故障特征频率,并且具有更高的信噪比;同时,其对有色噪声也有较好的降噪效果。将所提方法应用于实测振动信号分析中,进一步验证了所提方法频带划分及故障诊断能力的优越性。

**关键词:** 傅里叶分解方法; 多尺度排列熵偏均值; 自适应多尺度形态学滤波; 滚动轴承; 故障诊断  
**中图分类号:** TH165+.3; TH17 **DOI:** 10.16578/j.issn.1004.2539.2025.09.019

## 0 引言

作为旋转机械的重要组成部分,滚动轴承的实时运行状态一直受到工业界的广泛关注<sup>[1]</sup>。受工作环境的影响,滚动轴承的早期故障信息易被噪声或无关分量淹没,使得设备的早期损伤无法被精准识别,严重影响设备的安全运行。如何克服背景噪声或无关分量对故障特征的影响是故障诊断的关键。为实现故障信息的精准提取与识别,学者进行了大量研究。HUANG等<sup>[2]</sup>提出一种无需预设基函数的自适应信号分解方法——经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD),该方法可以将1个待分析的时间序列分解为若干个本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)和1个残余项。但是,EMD方法存在模态混叠、端点效应和理论基础不完备等问题<sup>[3-4]</sup>,严重影响了该方法在振动信号分析中的应用效果。

针对EMD方法存在的不足,有学者通过添加白噪声或均匀相位的方式对EMD方法进行改进,提出集合经验模态分解(Ensemble EMD, EEMD)<sup>[5]</sup>以及均匀相位经验模态分解(Uniform Phase EMD, UPEMD)<sup>[6]</sup>等方法,这些方法在轴承故障识别中得到了广泛应用<sup>[7-8]</sup>。遗憾的是,它们在添加白噪声的过程中也存在噪声残留等问题。

与理论基础不完备的EMD相比,经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)是GILLES<sup>[9]</sup>在2013年提出的一种基于小波变换的自适应频谱分割方法,其通过构造正交小波滤波器组,将振动信号划分为若干调幅调频模态分量。然而,在对噪声干扰较多和频率成分复杂的信号进行分解时,EWT容易出现频谱划分不合理的现象<sup>[10]</sup>。为克服这一问题,乔志城等<sup>[11]</sup>采用互信息指标对相邻分割边界内的分量进行合并或独立,从而对频谱进行重新分割,并

收稿日期: 2025-01-16 修回日期: 2025-03-29

基金项目: 安徽省高校自然科学基金重点研究项目(2024AH051443); 滁州职业技术学院科技创新平台项目(YJP-2021-02); 滁州职业技术学院质量工程项目(2024xjinds244556)

作者简介: 黄斯琪,女,1994年生,安徽巢湖人,硕士研究生,助教; 主要研究方向为设备状态监测与故障诊断; huangsiqi@chzc.edu.cn。

谭志银(通信作者),男,1983年生,安徽滁州人,硕士研究生,副教授; 主要研究方向为机电一体化; tanzhiyin@chzc.edu.cn。

引用格式: 黄斯琪,张信群,刘世杰,等. 频带优选傅里叶分解方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械传动,2025,49(9):151-161.

HUANG Siqi, ZHANG Xinqun, LIU Shijie, et al. Frequency band optimization Fourier decomposition method and its application in fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2025, 49(9): 151-161.

选择最优分量进行重构,最后结合最小熵解卷积将其应用于铁路轴承的故障诊断中。有学者针对EWT方法的不足,提出一种基于维纳滤波的变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)<sup>[12]</sup>方法,该方法通过创建变分问题的框架,不断更新搜寻最优解,从而实现振动信号的分解。近几年,学者不断对VMD进行研究与应用,并取得较多的研究成果<sup>[13-14]</sup>。然而,VMD需要根据经验预设模态个数 $K$ 和惩罚因子 $\alpha$ ,这对最终的分解结果有较大影响。

事实上,对于一个长度有限的信号,无论该信号是否线性或平稳,只要其满足狄利克雷条件,都可以进行傅里叶变换<sup>[15-16]</sup>。因此,SINGH等<sup>[6]</sup>于2017年提出一种无需预设参数的振动信号分解方法——傅里叶分解方法(Fourier Decomposition Method, FDM),以克服传统EWT及VMD等方法存在的不足。FDM是一种自适应分解方法,具有正交性和完备性,可以将1个有限长的信号分解为一系列不同频带且均值为0的傅里叶固有频带函数(Fourier Intrinsic Band Function, FIBF)和1个残余分量。但研究发现,经FDM分解所得的分量存在端点误差,并且受噪声污染严重<sup>[17]</sup>。

针对FDM的固有缺陷,本文基于FDM的理论基础,提出一种频带优选傅里叶分解方法(Frequency Band Optimization Fourier Decomposition Method, FBO-FDM)。FBO-FDM根据多尺度排列熵偏均值(Partial Mean of Multi-scale Permutation Entropy, PMMPE)对原始频带进行优选,从而得到若干傅里叶本征模态分量(Fourier Intrinsic Mode Component, FIMC),并结合自适应多尺度形态学滤波(Adaptive Multi-scale Morphological Filtering, AMMF)抑制模态分量中的噪声及无关分量。具体流程如下:首先,对傅里叶频谱从高频到低频方向进行扫描,获得初始分割边界;其次,计算相邻分割边界内信号的PMMPE及其均值,将PMMPE大于均值的包含丰富故障信息的频带保留,而将PMMPE不大于均值的频带摒弃,从而实现频带的筛选;然后,对FIMC进行重构及AMMF,抑制分量中存在的干扰噪声;最后,采用包络谱对滤波后的重构信号进行研究分析。仿真和实测轴承振动信号的对比分析证明,本文提出的轴承故障诊断方法具备一定的有效性和优越性。

## 1 频带优选傅里叶分解方法

受FIBF判据的影响,FDM在扫描频谱时将获得较多频带,即分解所得的分量数过多;同时,这些FIBF分量中包含大量频带较窄的无效分量。为了有效解决该问题,提出FBO-FDM,采用PMMPE筛选原始频带,将PMMPE大于均值的频带留下,其余频

带舍弃,通过频带筛选可有效去除大量无效较窄频带。所提方法的分解过程如下:

步骤1:采用快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT),将采集到的原始离散信号 $x(n)$ 转换为频域信号 $X[k]$ <sup>[15]49-68</sup>,即

$$X[k] = F_{\text{FFT}}[x(n)] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-\frac{2\pi knj}{N}} \quad (1)$$

式中, $N$ 为原始离散信号 $x(n)$ 的长度; $k$ 为频率域中的离散频率变量; $n$ 为时间域中的离散时间变量; $j$ 为虚数单位。

步骤2:对式(1)所得到的频域信号 $X[k]$ 从高频到低频的方向进行扫描叠加,获得原始分割边界和一系列相邻分割边界内分量的解析函数形式(Analytic FIBF, AFIBF)<sup>[15]12-13</sup>,即

$$\left\{ \begin{array}{l} F_{\text{AFIBF}_1} = a_1[n] \exp(j\phi_1[n]) = \\ \quad \sum_{k=N_1}^{N/2-1} X[k] \exp(2\pi knj/N) \\ F_{\text{AFIBF}_2} = a_2[n] \exp(j\phi_2[n]) = \\ \quad \sum_{k=N_2}^{N_1-1} X[k] \exp(2\pi knj/N) \\ \quad \vdots \\ F_{\text{AFIBF}_M} = a_M[n] \exp(j\phi_M[n]) = \\ \quad \sum_{k=N_M}^{N_{M-1}-1} X[k] \exp(2\pi knj/N) \end{array} \right. \quad (2)$$

式中, $a_i[n]$ 为幅值; $\phi_i[n]$ 为相位; $i=1, 2, \dots, M$ ;由高频到低频扫描获得的第一个分割边界的位置为 $N_0 = N/2$ ,最后一个分割边界的位置为 $N_M = 1$ 。

从 $N_0 = N/2$ 的位置继续向低频扫描叠加,当 $F_{\text{AFIBF}_i}$ 的幅值 $a_i[n] > 0$ ,相位 $\phi_i[n]$ 是单调递增函数,并且瞬时频率 $\omega_i[n] = (\phi_i[n+1] - \phi_i[n-1])/2 \geq 0$ 时,则得到下一个分割边界 $N_i$ 。以此类推,最终获得 $M$ 个频谱分割边界。

步骤3:根据步骤2得到的 $M$ 个频谱分割边界,分别计算相邻两个分割边界内信号的PMMPE( $P_{\text{PMMPE}_i}$ ),并计算 $P_{\text{PMMPE}_i}$ 的均值 $P_{\text{PM}}$ 。

多尺度排列熵(Multi-scale Permutation Entropy, MPE)<sup>[18]</sup>是一种从不同尺度上计算信号的排列熵值的方法,可更加全面地衡量时间序列的复杂程度。但目前大多数文献主要是将多尺度熵值的结果应用于模式识别中,以识别滚动轴承或行星齿轮箱的故障类型<sup>[19-20]</sup>。

偏均值是描述序列复杂程度的统计量,包括偏斜度和均值两部分,偏斜度(Skewness, Ske)是对序列分布的偏斜方向和程度的衡量,均值则表示序列的

集中趋势。基于MPE在故障诊断中的优越性以及偏均值的特点, 本文采用一种新的能够衡量信号复杂程度的定量化指标, 即多尺度排列熵偏均值<sup>[21]17-52</sup>进行频带的筛选。

数据序列的分布有时是对称的, 即符合正态分布, 而有时则不对称, 呈现偏态。偏斜度 $S_{Ske}$ 的计算式<sup>[21]21-22</sup>为

$$S_{Ske} = \frac{(x' - M_0)}{S_D} = \frac{3(x' - M_e)}{S_D} \quad (3)$$

式中,  $x'$ 为均值;  $M_0$ 为众数;  $M_e$ 为中位数;  $S_D$ 为原始数据的标准差。偏斜度 $S_{Ske}$ 的取值范围一般在0与±3之间。当 $x' > M_0$ , 即偏斜度的值大于0时为正偏; 当 $x' < M_0$ , 即偏斜度小于0时为负偏; 当 $x' = M_0$ , 即偏斜度为0时则是对称分布。

关于MPE的理论知识在其他文献中已有详细介绍, 在此不再赘述<sup>[22]</sup>。 $P_{PMMPE}$ 及其均值 $P_{PM}$ 的计算式<sup>[21]21-22</sup>为

$$P_{PMMPE} = [1 + |S_{Ske}(M_{MPE})|/3] * \text{mean}(M_{MPE}) \quad (4)$$

$$P_{PM} = (\sum_{i=1}^M P_{PMMPE,i})/M \quad (5)$$

式中,  $S_{Ske}(M_{MPE})$ 为多尺度排列熵偏斜度;  $\text{mean}(M_{MPE})$ 为多尺度排列熵的均值。

步骤4: 根据步骤3计算得到的 $P_{PMMPE}$ 和 $P_{PM}$ , 对原始频带进行筛选。如果某一频带内信号的 $P_{PMMPE}$ 大于 $P_{PM}$ , 则表示该频带包含丰富的故障信息, 应予以保留; 反之则表示该频带包含较少故障信息, 应予以摒弃。通过对每个频带进行筛选, 最终得到一系列包含丰富故障信息的频带。

步骤5: 对步骤4所筛选的频带进行逆快速傅里叶变换, 即可获得若干个有效的FIMC。

图1为FBO-FDM分解的具体流程图。

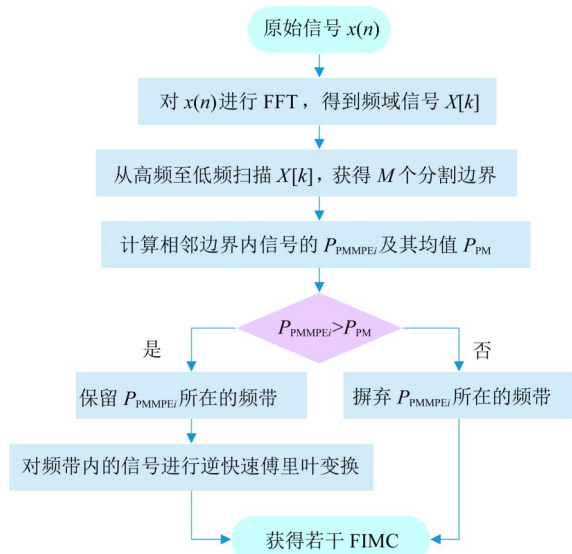


图1 FBO-FDM流程图

Fig. 1 Flow chart of the FBO-FDM

## 2 基于FBO-FDM的故障诊断方法

基于FBO-FDM的故障诊断方法的详细过程如下:

1) 采用本文所提的FBO-FDM对轴承振动信号进行分解(图1), 最终可获得若干个具有物理意义的FIMC。

2) 从若干FIMC中选取 $P_{PMMPE}$ 大于其均值 $P_{PM}$ 的分量, 进行最优分量的重构, 获得重构信号 $Y$ 。

3) 对重构信号 $Y$ 进行AMMF。

虽然采用FBO-FDM对原始分割频带进行筛选可以有效减少大量无效频带, 但最优分量重构后的信号 $Y$ 中仍存在大量干扰噪声, 影响诊断结果。因此, 需对信号 $Y$ 进行滤波处理, 以更好地抑制干扰噪声成分, 凸显与故障特征相关的频率信息。AMMF能有效避免形态学滤波在选择尺度范围和结构元素时主观因素的影响, 以包络信号极值点的距离为依据, 有效实现信号的滤波。AMMF算法的实现步骤<sup>[23]</sup>如下:

1) 确定振动信号包络图中极大值和极小值的位置。

2) 分别计算极大、极小值点之间的间隔 $dp$ 和 $dn$ , 从而确定结构元素, 即

$$dp = \{ dp_i | dp_i = p_{\max,i+1} - p_{\max,i}, i = 0, 1, \dots, N_{p\max} - 1 \} \quad (6)$$

$$dn = \{ dn_i | dn_i = p_{\min,i+1} - p_{\min,i}, i = 0, 1, \dots, N_{p\min} - 1 \} \quad (7)$$

式中,  $p_{\max}$ 和 $p_{\min}$ 分别为极大值、极小值在包络图中所对应的位置;  $N_{p\max}$ 和 $N_{p\min}$ 分别表示极大值点、极小值点的个数。

然后, 分别确定最小间隔和最大间隔, 即

$$l_{\min} = \text{ceil} \left[ \min \left( \frac{\min dp_i}{2}, \frac{\min dn_i}{2} \right) \right] \quad (8)$$

$$l_{\max} = \text{ceil} \left[ \max \left( \frac{\max dp_i}{2}, \frac{\max dn_i}{2} \right) \right] \quad (9)$$

式中,  $\text{ceil}[\cdot]$ 表示朝正无穷方向的取整运算。

最后, 分别用式(10)和式(11)计算结构元素, 即

$$\lambda = \{ \lambda_i | l_{\min}, l_{\min} + 1, \dots, l_{\max} - 1, l_{\max} \} \quad (10)$$

$$s = \{ s_i | 2l_{\min} + 1, 2(l_{\min} + 1) + 1, \dots, 2(l_{\max} - 1) + 1, 2l_{\max} + 1 \} \quad (11)$$

式中,  $\lambda$ 和 $s$ 分别为结构元素的尺度和长度。

3) 根据 $Y$ 的包络信号以及计算所得的 $\lambda$ 和 $s$ , 得到滤波结果 $y(n)$ , 即

$$y(n) = \sum_{i=1}^R \omega_i(Y)_{\lambda_i} g(n) \quad (12)$$

$$(Y)_{\lambda} g(n) = \frac{1}{2} [M_{oc}(Y)_s(n) + M_{co}(Y)_s(n)] \quad (13)$$

式中,  $g$ 为结构元素;  $M_{oc}(Y)_s(n) = (Y \circ g \bullet g)(n)$ ;

$M_{co}(Y)_s(n) = (Y \bullet g \circ g)(n)$ ;  $\circ$ 和 $\bullet$ 分别表示开运算和闭运算;  $\omega_i$ 为权重系数。

4) 对滤波后的结果 $y(n)$ 进行包络谱分析。

### 3 仿真信号分析

首先, 为了验证FBO-FDM在滚动轴承故障诊断方面的效果, 通过式(14)<sup>[24]</sup>构造具有内圈故障的振动信号 $S(t)$ , 即

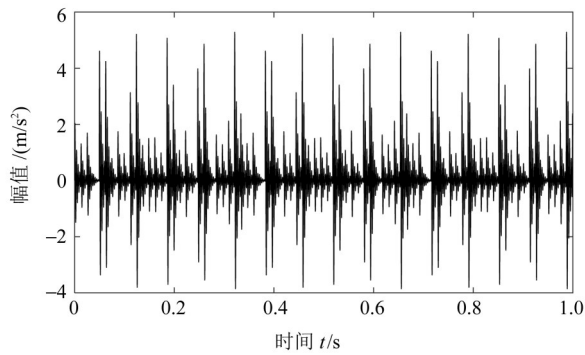
$$S(t) = S_{\text{fault}}(t) + S_{\text{noise}}(t) \quad (14)$$

$$S_{\text{fault}}(t) = \text{conv}[h(t), f(t)] \quad (15)$$

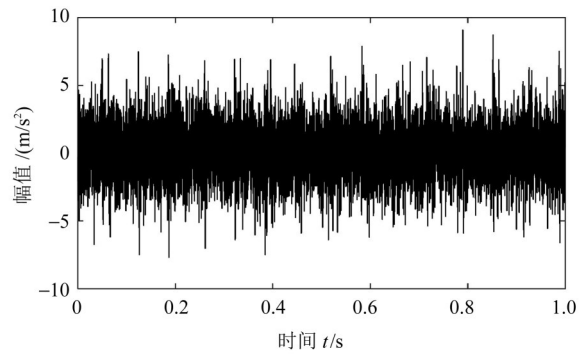
$$f(t) = \begin{cases} Q \cos[2\pi b(f_r/f_i)], \cos[2\pi b(f_r/f_i)] > 0 \\ G \cos[\pi - 2\pi b(f_r/f_i)], \cos[2\pi b(f_r/f_i)] < 0 \end{cases} \quad (16)$$

$$b = 1, 2, \dots, \text{round}(f_r/f_i)$$

$$h(t) = e^{-\xi f_n t} \sin(f_n \sqrt{1 - \xi^2} t) \quad (17)$$



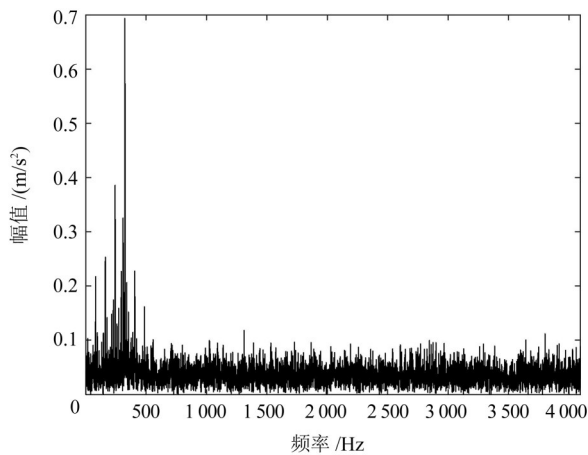
(a) 冲击信号 $S_{\text{fault}}(t)$ 波形



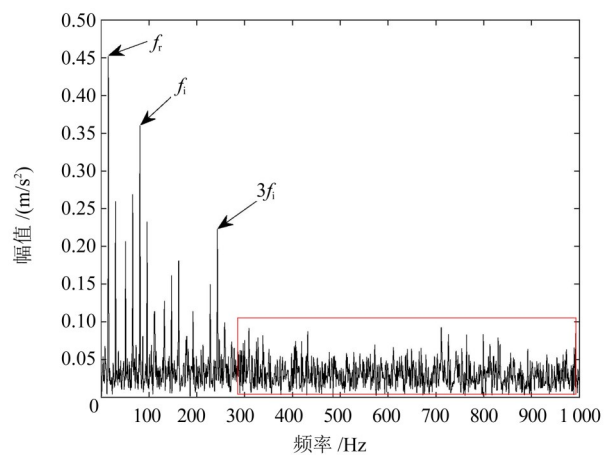
(b) 仿真信号 $S(t)$ 波形

图2 周期性冲击信号 $S_{\text{fault}}(t)$ 和仿真信号 $S(t)$ 的时域波形

Fig. 2 Time-domain waveforms of the periodic impact signal  $S_{\text{fault}}(t)$  and simulation signal  $S(t)$



(a) 振动信号 $S(t)$ 的傅里叶频谱



(b) 振动信号 $S(t)$ 的包络谱

图3 振动信号 $S(t)$ 的傅里叶频谱与包络谱

Fig. 3 Fourier spectrum and envelope spectrum of the vibration signal  $S(t)$

采用FBO-FDM对所构造的振动信号 $S(t)$ 进行分解, 按照从高频到低频扫描的方式获取45个初始频谱分割边界, 如图4所示。由图4可知, 由于分割边界过多, 对频谱划分过细, 从而产生了大量无效的

式中,  $S_{\text{fault}}(t)$ 为内圈故障产生的冲击信号, 其由脉冲函数 $f(t)$ 和振幅不断衰减的函数 $h(t)$ <sup>[25]</sup>进行卷积运算得到;  $S_{\text{noise}}(t)$ 为高斯白噪声信号。 $f(t)$ 中, 冲击强度分别为 $Q=6$ 和 $G=2$ , 旋转频率 $f_r = 15$  Hz, 采样时间为1 s, 采样频率 $f_s = 8192$  Hz, 衰减系数 $\xi = 0.1$ , 固有频率 $f_n = 2000$  Hz。根据已知参数进行计算, 可得故障特征频率 $f_i = 81$  Hz, 噪声信号 $S_{\text{noise}}(t)$ 的信噪比为 $-5$  dB。

由滚动轴承内圈故障所产生的周期性冲击信号 $S_{\text{fault}}(t)$ 和仿真信号 $S(t)$ 的波形如图2所示。由图2(b)可知, 当加入噪声信号 $S_{\text{noise}}(t)$ 后, 冲击信号的周期性特征完全被淹没。图3所示为具有内圈故障的滚动轴承振动信号 $S(t)$ 的傅里叶频谱及其包络谱。由图3可知, 转频 $f_r$ 、故障特征频率 $f_i$ 及其倍频 $3f_i$ 可以被确定, 但其2倍频被淹没, 且高频部分存在大量干扰噪声, 不利于诊断。

窄带信号。为此, 利用PMMPE指标优选频带。通过计算, 得到了图5所示的各频带内信号的 $P_{\text{PMMPE}}$ , 同时计算出 $P_{\text{PMMPE}}$ 的均值 $P_{\text{PM}}$ 为0.659 8, 得到29个有效的FIMC。选取 $P_{\text{PMMPE}}$ 大于其均值 $P_{\text{PM}}$ 的最优分量进

行重构, 并对重构后的信号进行 AMMF, 最终获得的结果如图6所示。由图6可知, 内圈故障特征频率 $f_i$ 及其倍频 $2f_i$ 和 $3f_i$ 的成分明显, 低频部分比较突出的频率为转频 $f_r$ 。与图3(b)相比, 倍频 $2f_i$ 非常明显, 且高频部分的干扰噪声成分得到抑制。通过图6中的结果可以验证, 本文提出的轴承故障诊断方法能有效识别与故障特征相关的频率信息。

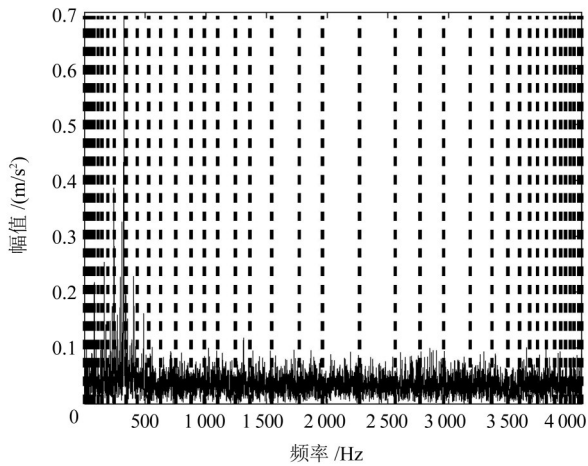


图4 原始分割边界

Fig. 4 Original segmentation boundary

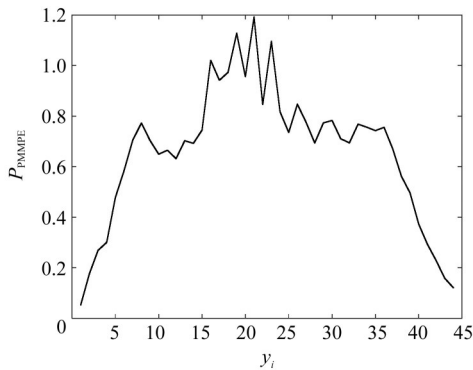


图5 各频带内信号的PMMPE值

Fig. 5 PMMPE of signals within each frequency band

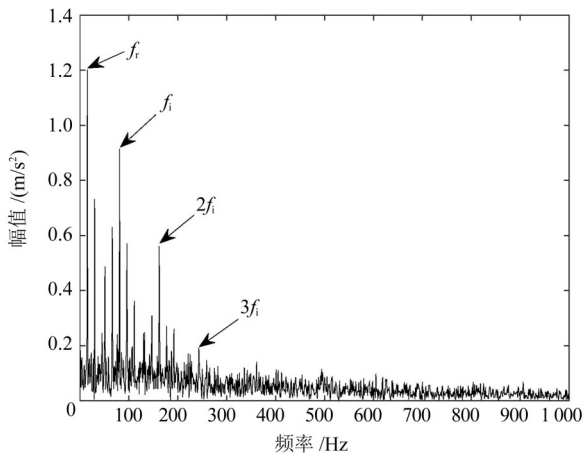
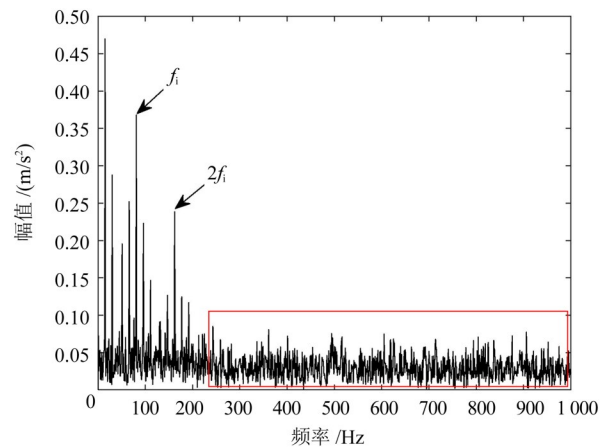


图6 经FBO-FDM分解重构后AMMF信号的包络谱

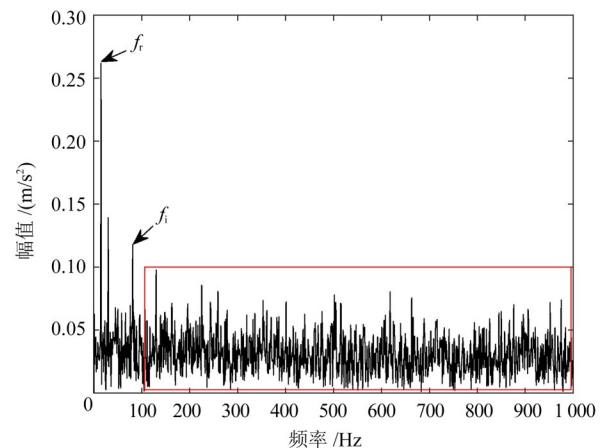
Fig. 6 Envelope spectrum of the AMMF signal reconstructed by FBO-FDM decomposition

其次, 为了验证本文所提方法在故障特征提取方面的优势, 针对具有轴承内圈故障的仿真信号 $S(t)$ , 分别采用现有FDM、EWT和VMD等3种方法进行分解, 并选取 $P_{PMMPE}$ 大于 $P_{PM}$ 的一系列最优分量重构, 最终所得包络谱如图7所示。图7(a)所示为经原始FDM分解重构后的结果, 从图7(a)中只能看到故障特征频率 $f_i$ 及其2倍频 $2f_i$ ; 此外, 在高频部分, 存在大量噪声成分。图7(b)所示为经EWT分解重构后所得的包络谱, 从该结果只能发现转频 $f_r$ 和微弱的故障特征频率 $f_i$ , 并且高频部分噪声较多, 对轴承故障特征信息的提取不佳。图7(c)所示为经VMD重构后的包络谱, 其中, VMD的惩罚参数设置为1000, 模态个数为6, 从图7(c)中未能观察到故障特征频率。通过以上对比, 可以看出本文所提方法在故障特征信息提取方面的优越性。

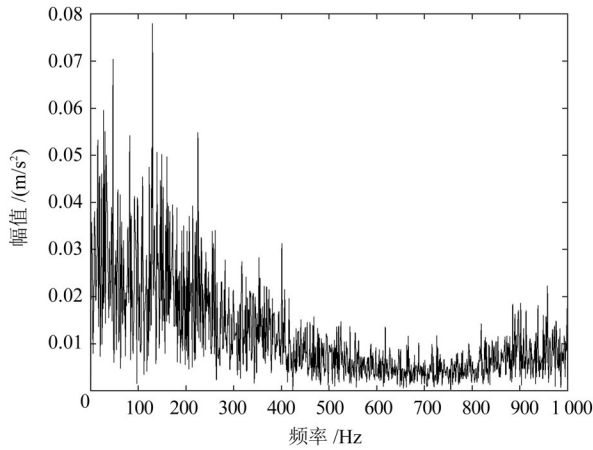
最后, 为了进一步验证所提方法的优越性, 采用式(18)<sup>[26]</sup>分别对本文所提方法、FDM、EWT和VMD重构后所得的包络谱进行量化, 计算结果如图8所示。



(a) FDM分解重构后的包络谱



(b) EWT分解重构后的包络谱



(c) VMD 重构后的包络谱

图7 经FDM、EWT和VMD等3种方法重构后信号的包络谱

Fig. 7 Envelope spectrum of signals reconstructed by FDM, EWT and VMD

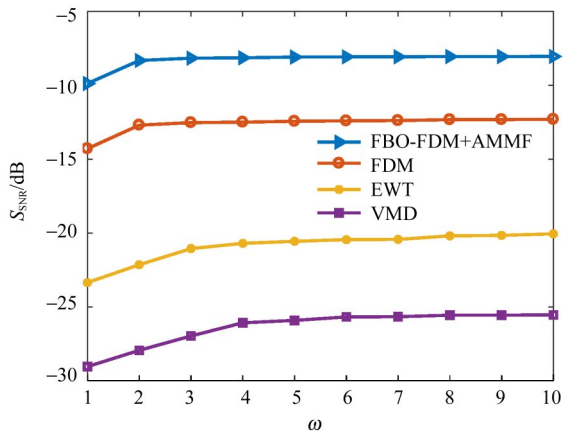


图8 4种方法  $S_{SNR}$  的对比

Fig. 8 Comparison of  $S_{SNR}$  among four methods

$$S_{SNR} = 10 \log_{10} \frac{P_{signal}}{P_{noise}} = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=1}^n P[i \times \text{round}(\frac{f_m}{\Delta f}) + 1]}{\sum_{i=1}^{N_{FFT}/2} P[i] - \sum_{i=1}^w P[i \times \text{round}(\frac{f_m}{\Delta f}) + 1]} \quad (18)$$

式中,  $f_m$  为故障特征频率;  $P[\cdot]$  表示计算包络谱的功率;  $\Delta f = f_s/L$ ;  $N_{FFT}$  为快速傅里叶变换中信号的长度;  $w$  表示故障特征频率  $f_m$  的不同倍数。  $S_{SNR}$  的值表征了故障特征频率的明显程度,  $S_{SNR}$  越大, 故障特征频率越明显, 所包含的背景噪声越小, 对诊断结果越有利。

由图8可知, 利用本文所提方法获得的包络谱在  $w$  为1~10时, 其信噪比皆大于其余方法。这意味着, 所提方法的故障信息提取能力优于现有方法。

仿真信号中添加的是高斯白噪声。为了说明所提方法对于有色噪声的降噪效果, 在仿真信号中添加红噪声。图9所示为添加红噪声后的轴承振动信号

波形。图10所示为振动信号的原始包络谱。从图10中虽然可以发现内圈故障特征频率  $f_i$  及其倍频  $2f_i$  和  $3f_i$ , 但在高频部分存在明显的干扰分量。采用本文所提方法对图9所示仿真信号进行分析, 所得包络谱如图11所示。从图11中可清楚地观察到内圈故障特征频率  $f_i$  及其倍频  $2f_i$ 、 $3f_i$ 、 $4f_i$  和  $5f_i$ , 并且高频部分的无关分量及噪声明显减小。

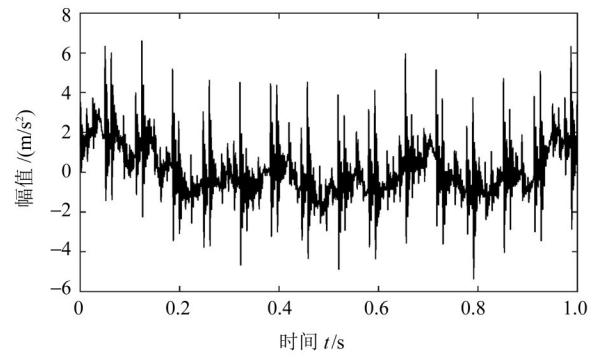


图9 添加红噪声后的仿真信号

Fig. 9 Simulation signal with the added red noise

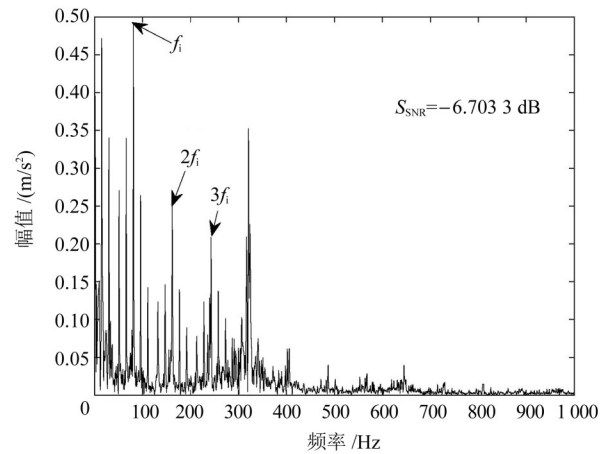


图10 添加红噪声后的仿真信号包络谱

Fig. 10 Envelope spectrum of simulation signal with the added red noise

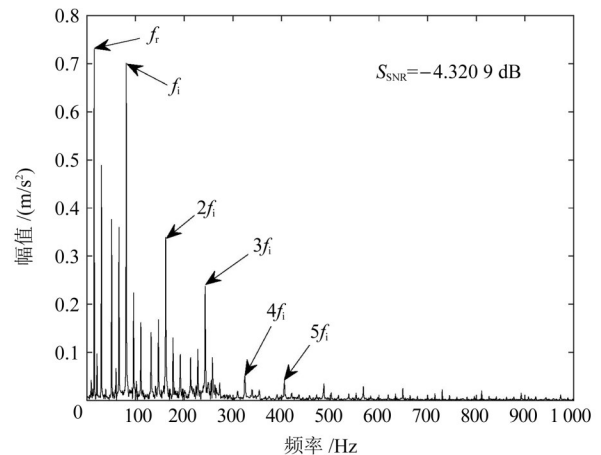


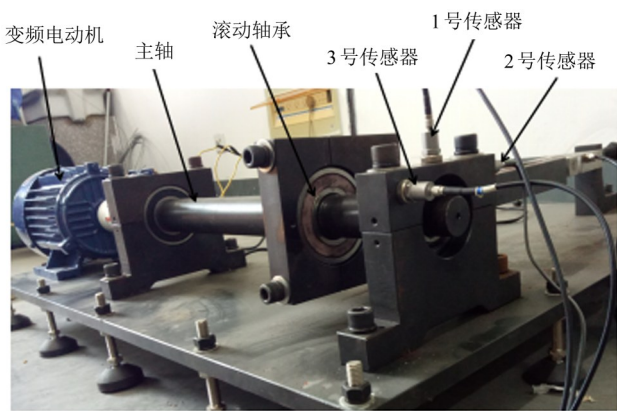
图11 添加红噪声的经FBO-FDM处理后的包络谱

Fig. 11 Envelope spectrum processed by FBO-FDM with the added noise

同时, 为了进一步验证本文所提FBO-FDM对有色噪声的适用情况, 采用所构建的信噪比指标分别对图10和图11进行量化。所得结果显示: 原始包络谱的信噪比为-6.7033 dB, 所提FBO-FDM获得的包络谱信噪比为-4.3209 dB。由信噪比对比结果可以进一步表明, 本文所提方法对于有色噪声也具有较好的降噪效果。

#### 4 实测轴承振动信号分析

为了进一步验证本文所提轴承故障诊断方法的有效性和优越性, 将其应用于现场采集的振动信号中进行诊断分析。模拟试验台以及具有外圈故障的滚动轴承如图12所示。采集信号所用的轴承型号为SKF6206-2RS1, 使用电火花切割技术加工外圈故障, 加工深度为0.3 mm[图12(b)]。振动信号采集时, 采样频率为8192 Hz; 载荷设置为5 kN; 试验台主轴转速为900 r/min。通过理论计算可知, 转频 $f_r = 15$  Hz, 外圈故障特征频率 $f_o = 53$  Hz。图13所示为实测轴承振动信号的时域波形。



(a) 模拟试验台



(b) 外圈故障的滚动轴承

图12 试验台以及具有外圈故障的滚动轴承

Fig. 12 Test bench and rolling bearing with the outer race fault

首先, 采用所提的FBO-FDM对采集到的振动信号的频谱进行初始分割, 获得42个分割边界, 实测信号的频谱以及初始分割边界如图14所示。由图14可知, 低频和高频部分对傅里叶频谱的划分过细, 存在大量无效的窄带分量。因此, 继续计算每个频

带内信号的 $P_{PMMPE}$ 及其均值 $P_{PM}$ , 优选包含较多故障特征信息的频带。相邻分割边界内信号的 $P_{PMMPE}$ 计算结果如图15所示,  $P_{PMMPE}$ 的均值 $P_{PM}$ 为0.6517。根据所提FBO-FDM的优选方式, 获得24个有效的FIMC。最后, 再对 $P_{PMMPE}$ 大于其均值 $P_{PM}$ 的最优分量进行重构及AMMF, 所得结果如图16所示。由图16可知, 外圈故障特征频率 $f_o$ 及其倍频 $2f_o \sim 5f_o$ 成分明显; 同时, 高频部分干扰噪声较小。由此验证了本文所提故障诊断方法在实测轴承振动信号诊断中的有效性。

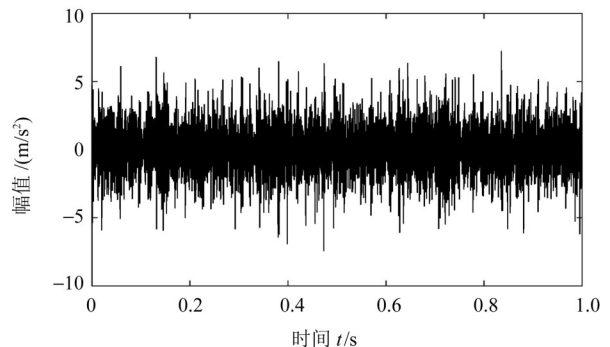


图13 实测轴承振动信号的波形

Fig. 13 Waveform of the measured bearing vibration signal

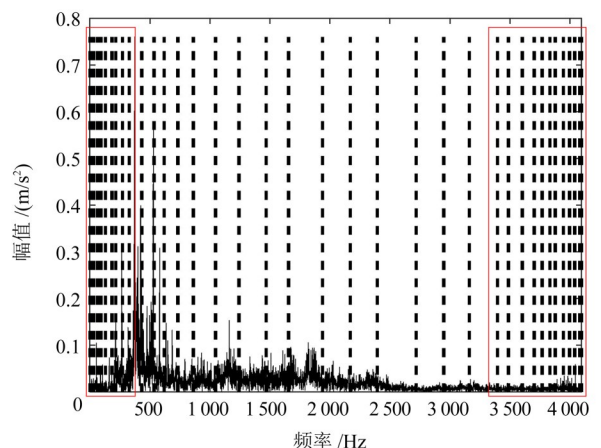


图14 实测信号的频谱以及初始分割边界

Fig. 14 Frequency spectrum of the measured signal and initial segmentation boundary

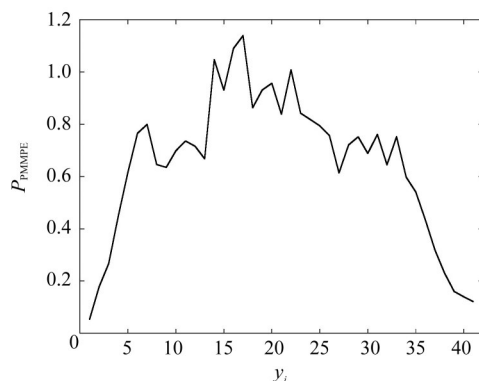


图15 各频带内信号的 $P_{PMMPE}$  (外圈故障)

Fig. 15  $P_{PMMPE}$  of signals within each frequency band (outer race fault)

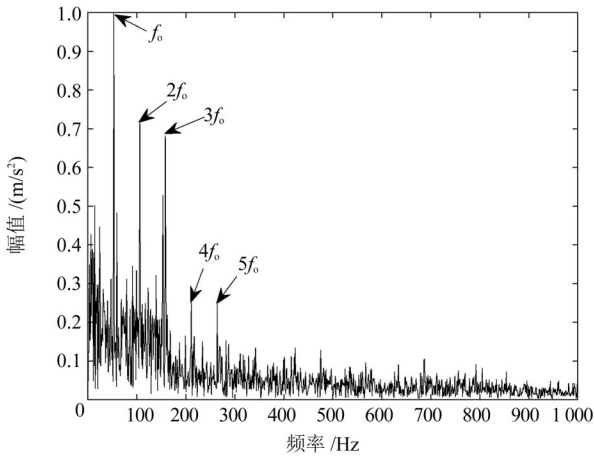
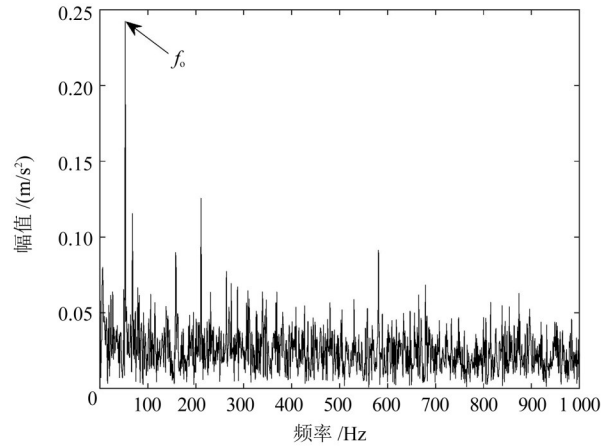
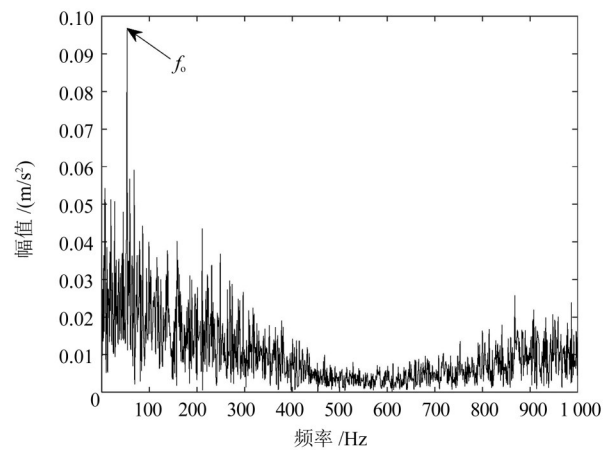


图16 经FBO-FDM分解重构后AMMF信号的包络谱(外圈故障)  
Fig. 16 Envelope spectrum of the AMMF signal reconstructed by FBO-FDM decomposition (outer race fault)

同样，为了保持对比的统一，分别采用FDM、EWT和VMD等3种方法对实测振动信号进行分解，并采用PMMPE指标将大于其均值的最优分量进行重构，得到重构分量的包络谱，如图17所示。从图17(a)中虽然能够识别故障特征频率 $f_0$ 及其倍频 $2f_0$ 、 $3f_0$ ，但与图16的结果相比，FDM分解重构后的包络谱所能识别的倍频较少；同时，高频部分的干扰噪声较多，不利于滚动轴承故障特征信息的提取。图17(b)所示为经EWT分解重构后的包络谱，从图17(b)中只能看到故障特征频率 $f_0$ ，其他倍频成分被噪声成分所淹没。同样，VMD时惩罚参数设置为1000，模态个数设置为6，图17(c)所示为经VMD重构后的包络谱，其结果与EWT的类似。从图17(c)中可以识别出外圈故障特征频率 $f_0$ ，但 $f_0$ 的倍频成分被干扰噪声所掩盖，未能发现。综上所述可知，本文所提方法的实际诊断效果明显优于现有FDM、EWT和VMD方法。



(b) EWT分解重构后的包络谱

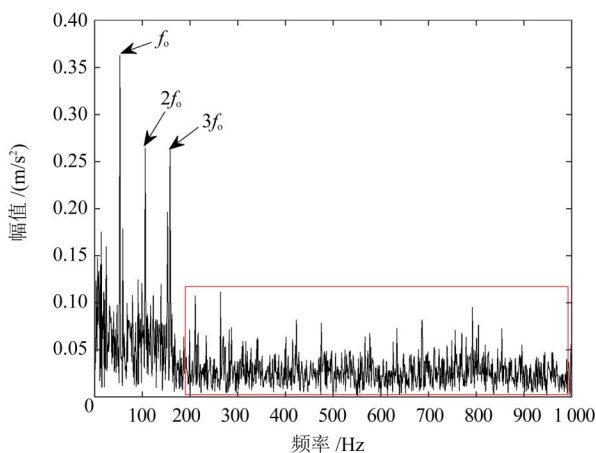


(c) VMD重构后的包络谱

图17 经FDM、EWT和VMD等3种方法重构后信号的包络谱(外圈故障)

Fig. 17 Envelope spectrum of signals reconstructed by FDM, EWT and VMD (outer race fault)

最后，采用信噪比指标对本文所提方法、FDM、EWT及VMD处理所得的包络谱进行量化处理，结果如图18所示。由图18可知，所提方法的 $S_{SNR}$ 最大，即故障特征频率及其倍频最明显，包含的干扰噪声成分最少。信噪比结果的对比，进一步说明了本文所提方法在噪声抑制方面的优势。



(a) FDM分解重构后的包络谱

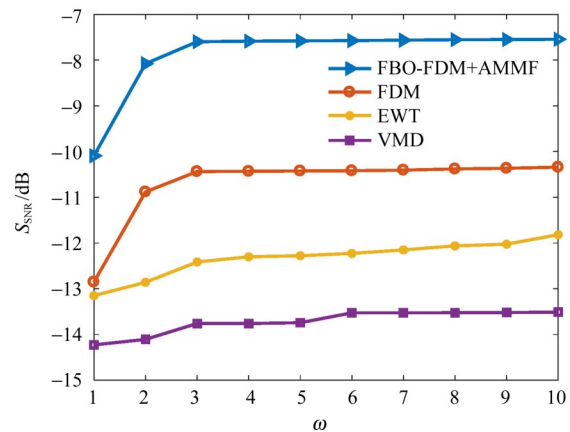


图18 4种方法 $S_{SNR}$ 的对比(外圈故障)

Fig. 18 Comparison of  $S_{SNR}$  among four methods (outer race fault)

为了验证本文所提方法对轴承早期微弱故障诊断的适用性, 对现场采集的具有滚动体微弱故障(裂纹深度为0.2 mm)的振动信号进行分析, 并添加信噪比为-8 dB的高斯白噪声。通过计算可知, 滚动体故障特征频率 $f_{fi} = 69$  Hz, 振动信号的波形如图19所示。由图19可知, 振动信号受噪声污染严重。

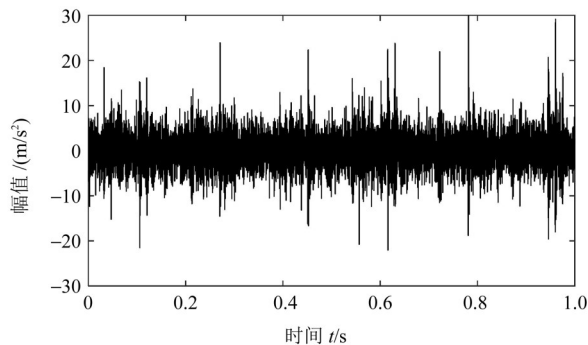


图19 振动信号的波形(微弱故障)

Fig. 19 Waveform of the vibration signal(weak fault)

首先, 采用所提的FBO-FDM对滚动体微弱故障振动信号的频谱进行分割, 并计算每个分割边界内信号的 $P_{PMMPE}$ 及其均值 $P_{PM}$ , 进而获得27个有效的FIMC。将最优分量进行重构并对重构信号进行AMMF, 最终获得如图20所示的包络谱结果。从图20中可以看到明显的故障特征频率 $f_{fi}$ 及其倍频 $2f_{fi} \sim 5f_{fi}$ , 由此说明了本文所提故障诊断方法在轴承早期微弱故障诊断中的适用性。

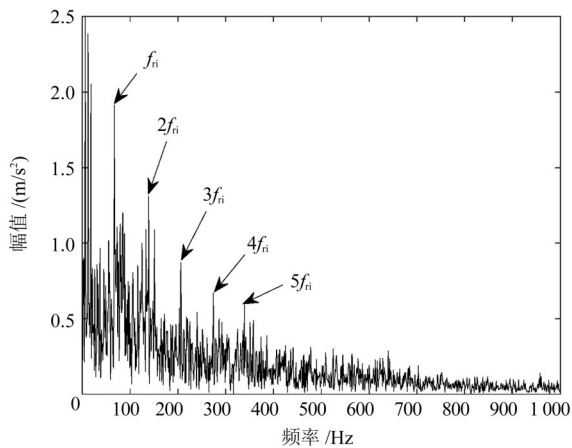
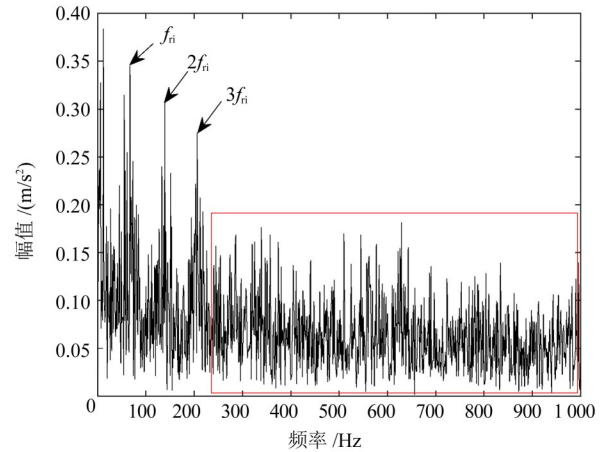


图20 FBO-FDM分解重构后AMMF信号的包络谱(微弱故障)

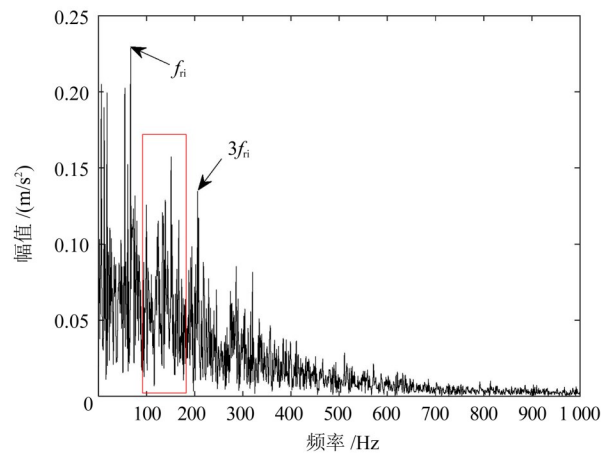
Fig. 20 Envelope spectrum of the AMMF signal reconstructed by FBO-FDM decomposition(weak fault)

然后, 分别采用EWT和VMD方法对图19所示的振动信号进行分解重构, 重构后的包络谱结果如图21所示。从图21(a)中虽然可以发现故障特征频率 $f_{fi}$ 及其倍频 $2f_{fi}$ 和 $3f_{fi}$ , 但高频部分存在大量干扰频率, 不利于诊断。而图21(b)中显示, VMD只能识别出故障特征频率 $f_{fi}$ 及其3倍频 $3f_{fi}$ , 未能发现故障

倍频 $2f_{fi}$ , 无法进行有效诊断。综上可知, 本文所提方法的诊断效果明显优于现有EWT和VMD方法。



(a) EWT分解重构后的包络谱



(b) VMD重构后的包络谱

图21 经EWT和VMD方法重构后的包络谱(微弱故障)

Fig. 21 Envelope spectrum of signals reconstructed by EWT and VMD methods(weak fault)

## 5 结论

针对FDM的不足, 提出一种频带优选傅里叶分解方法, 并结合自适应多尺度形态学滤波, 实现了滚动轴承的故障诊断。通过仿真信号与实测数据分析, 并与现有方法进行对比, 得出以下结论:

- 1) 理论方面, FBO-FDM采用PMMPE指标对原始频带进行筛选, 将PMMPE大于其均值的频带保留, 反之摒弃, 从而可减少大量无效窄带信号。
- 2) 在仿真信号分析中, 将FBO-FDM与现有FDM、EWT、VMD等3种方法进行对比, 结果表明了本文所提方法在频带精准分割筛选方面的有效性, 并且具有更好的降噪效果。
- 3) 将FBO-FDM与FDM、EWT、VMD方法应用于实测轴承振动信号分析, 试验结果表明了本文所提方法故障信息提取能力的优越性。

综上所述,所提FBO-FDM具有一定的优越性,但由于刚被提出,仍需进一步优化。后续将重点研究并优化FIMC的判据准则,对FBO-FDM进行改进和完善。

## 参 考 文 献

- [1] 王兴龙,郑近德,潘海洋,等. 基于MED与自相关谱峭度图的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2020,39(18):118-124.  
WANG Xinglong, ZHENG Jinde, PAN Haiyang, et al. Fault diagnosis method for rolling bearings based on minimum entropy deconvolution and autograms[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020,39(18):118-124.
- [2] 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 of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998,454(1971):903-995.
- [3] 冀浩非,刘慧玲,董加强. 基于APIT-SA-MEMD和FLE的齿轮故障识别[J]. 机械传动,2022,46(11):161-169.  
JI Haofei, LIU Huiling, DONG Jiaqiang. Gear fault diagnosis based on APIT-SA-MEMD and FLE[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2022,46(11):161-169.
- [4] 肖俊青,金江涛,李春,等. 基于CEEMDAN模糊熵CNN轴承故障诊断研究[J]. 机械强度,2023,45(1):26-33.  
XIAO Junqing, JIN Jiangtao, LI Chun, et al. Research on bearing fault diagnosis based on CEEMDAN fuzzy entropy and convolutional neural network[J]. Journal of Mechanical Strength, 2023, 45(1):26-33.
- [5] 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.
- [6] WANG Y H, HU K, LO M T. Uniform phase empirical mode decomposition: an optimal hybridization of masking signal and ensemble approaches[J]. IEEE Access, 2018,6:34819-34833.
- [7] 项伟,李如玉,王慧,等. 基于自适应EEMD与Fast Kurtogram的齿轮箱故障诊断[J]. 机械强度,2022,44(5):1024-1031.  
XIANG Wei, LI Ruyu, WANG Hui, et al. Fault diagnosis of gearbox based on adaptive EEMD and Fast Kurtogram[J]. Journal of Mechanical Strength, 2022,44(5):1024-1031.
- [8] 宋宇博,刘运航,朱大鹏. 自适应UPEMD-MCKD轴承故障特征提取方法[J]. 振动与冲击,2023,42(3):83-91.  
SONG Yubo, LIU Yunhang, ZHU Dapeng. Adaptive UPEMD-MCKD rolling bearing fault feature extraction method[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023,42(3):83-91.
- [9] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013,61(16):3999-4010.
- [10] ZHENG J D, HUANG S Q, PAN H Y, et al. An improved empirical wavelet transform and refined composite multiscale dispersion entropy-based fault diagnosis method for rolling bearing[J]. IEEE Access, 2019,8:168732-168742.
- [11] 乔志城,刘永强,廖英英. 改进经验小波变换与最小熵解卷积在铁路轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击,2021,40(2):81-90.  
QIAO Zhicheng, LIU Yongqiang, LIAO Yingying. Application of improved wavelet transform and minimum entropy deconvolution in railway bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021,40(2):81-90.
- [12] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [13] 刘俊利,缪炳荣,张盈,等. 一种基于改进VMD和UMAP的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 机械传动,2023,47(6):130-138.  
LIU Junli, MIAO Bingrong, ZHANG Ying, et al. A fault feature extraction method of rolling bearings based on optimized VMD and UMAP[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2023, 47(6):130-138.
- [14] 钟先友,何流,赵潇. 基于SVMD与参数优化MCKD的轴承故障诊断[J]. 机电工程,2024,41(7):1179-1188.  
ZHONG Xianyou, HE Liu, ZHAO Xiao. Bearing fault diagnosis based on SVMD and parameter optimized MCKD[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2024,41(7):1179-1188.
- [15] 黄斯琪. 傅里叶分解方法(FDM)及其在滚动轴承故障诊断中的应用研究[D]. 马鞍山:安徽工业大学,2020:7-68.  
HUANG Siqi. Fourier decomposition method (FDM) and its application in rolling bearing fault diagnosis[D]. Ma' anshan: Anhui University of Technology, 2020:7-68.
- [16] SINGH P, JOSHI S D, PATNEY R K, et al. The Fourier decomposition method for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings Mathematical, Physical, and Engineering Sciences, 2017,473(2199):20160871.
- [17] 郑近德,潘海洋,程军圣,等. 基于自适应经验傅里叶分解的机械故障诊断方法[J]. 机械工程学报,2020,56(9):125-136.  
ZHENG Jinde, PAN Haiyang, CHENG Junsheng, et al. Adaptive empirical Fourier decomposition based mechanical fault diagnosis method[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(9): 125-136.
- [18] AZIZ W, ARIF M. Multiscale permutation entropy of physiological time series[C]//2005 Pakistan Section Multitopic Conference, 2005:1-6.
- [19] 伍济钢,文港. 基于优化多尺度排列熵和卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航天器环境工程,2023,40(1):99-106.  
WU Jigang, WEN Gang. Rolling bearing fault diagnosis method based on optimized multi-scale permutation entropy and convolutional neural network[J]. Spacecraft Environment Engineering, 2023,40(1):99-106.
- [20] 武哲,张强,黄华蒙,等. 基于多尺度排列熵的复合行星齿轮故障诊断研究[J]. 机械设计与制造,2020(9):182-186.  
WU Zhe, ZHANG Qiang, HUANG Huameng, et al. Research on

- fault diagnosis of compound planetary gear based on dynamic model and multiscale permutation entropy [J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2020(9):182-186.
- [21] 姜战伟. 变分模态分解方法及其在机械故障诊断中的应用研究 [D]. 马鞍山:安徽工业大学, 2017:17-52.  
JIANG Zhanwei. Variational modal decomposition method and its application in mechanical fault diagnosis [D]. Ma' anshan: Anhui University of Technology, 2017: 17-52.
- [22] 张炎亮, 李营. 基于多尺度排列熵和IWOA-SVM的滚动轴承故障诊断[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(19):29-34.  
ZHANG Yanliang, LI Ying. Rolling bearing fault diagnosis based on multi-scale permutation entropy and IWOA-SVM [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(19):29-34.
- [23] 黄斯琪, 谭志银, 杨思国, 等. 改进的傅里叶分解方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. *振动与冲击*, 2023, 42(12): 178-186.  
HUANG Siqi, TAN Zhiyin, YANG Siguo, et al. An improved Fourier decomposition method and its application in fault diagnosis of rolling bearings [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(12):178-186.
- [24] HUANG S Q, ZHENG J D, PAN H Y, et al. Order-statistic filtering Fourier decomposition and its application to rolling bearing fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration and Control*, 2022, 28(13/14):1605-1620.
- [25] 郑近德, 王兴龙, 潘海洋, 等. 基于自适应自相关谱峭度图的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *中国机械工程*, 2021, 32(7):778-785.  
ZHENG Jinde, WANG Xinglong, PAN Haiyang, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on adaptive autogram [J]. *China Mechanical Engineering*, 2021, 32(7):778-785.
- [26] LU S L, HE Q B, WANG J. A review of stochastic resonance in rotating machine fault detection [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 116:230-260.

## Frequency band optimization Fourier decomposition method and its application in fault diagnosis of rolling bearings

HUANG Siqi<sup>1</sup> ZHANG Xinqun<sup>1</sup> LIU Shijie<sup>2</sup> TAN Zhiyin<sup>1</sup> HE Kai<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Chuzhou Polytechnic, Chuzhou 239000, China)

(2. Shanxi North Machine-Building Co., Ltd., Taiyuan 030009, China)

**Abstract:** [Objective] The Fourier decomposition method (FDM) is a method that adaptively determines modal components based on signal spectral characteristics. However, when extracting modal components from non-stationary signals, this method tends to generate numerous invalid narrow-band components, which hinders the precise identification of fault features. To address this issue, a frequency band optimization Fourier decomposition method (FBO-FDM) was proposed. [Methods] Firstly, based on Fourier transform, the original Fourier spectrum was scanned and segmented in the order from high frequency to low frequency to obtain initial segmentation boundaries. Secondly, a frequency band reconstruction strategy was established. The partial mean of multi-scale permutation entropy (PMMPE) was used to quantify the frequency band information within each segmentation boundary, and bands with PMMPE values greater than the mean were retained to remove invalid narrow-band components. Finally, adaptive multi-scale morphological filtering was applied to the reconstructed components to eliminate the influence of noise and irrelevant components. The proposed method was analyzed using rolling bearing simulation signals and compared with FDM, empirical wavelet transform (EWT), and variational mode decomposition (VMD). [Results] The results show that FBO-FDM can more effectively identify fault characteristic frequencies with a higher signal-to-noise ratio (SNR), and exhibits better noise reduction performance for colored noise. When applied to the analysis of measured vibration signals, the comparative results further validate the superiority of FBO-FDM in frequency band division and fault diagnosis capability.

**Key words:** Fourier decomposition method; Partial mean of multi-scale permutation entropy; Adaptive multi-scale morphological filtering; Rolling bearing; Fault diagnosis