

参数化S谱幅值调制及轴承故障诊断应用

姜祖华^{1,2}, 张坤^{1,2}, 杨欢^{1,2}, 胥永刚^{1,2}

(1. 北京工业大学材料与制造学部, 100124, 北京;

2. 北京市精密测控技术与仪器工程技术研究中心, 100124, 北京)

摘要: 针对传统谱幅值调制方法易受噪声影响的问题, 利用参数化S变换得到信号在时频域中的幅值, 提出了一种参数化S谱幅值调制方法。该方法首先使用参数化S变换将信号转换到时频域并得到幅值和相位, 然后将不同权重赋予时频域中的幅值以改变不同能量频率成分在信号中的占比, 最后将调制后的幅值与原相位结合, 使用参数化S逆变换重构一系列修正信号并计算其平方包络谱以提取故障特征。仿真和实验结果表明, 该方法获得的幅值信息相比传统谱幅值调制方法更加准确和全面, 对强噪声环境更具鲁棒性, 能够有效实现滚动轴承的外圈、内圈和复合故障诊断。将所提方法与传统谱幅值调制方法和快速谱峭度方法进行对比, 证明了参数化S谱幅值调制既能检测强噪声环境下的轴承故障信息, 又能同时提取多种故障分量, 在滚动轴承的故障特征提取中更具优越性。

关键词: 滚动轴承; 故障诊断; 谱幅值调制; 参数化S谱幅值调制

中图分类号: TH133.33 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202403011 **文章编号:** 0253-987X(2024)03-0117-12

Parameterized S Spectral Amplitude Modulation and Its Applications to Bearing Fault Diagnosis

JIANG Zuhua^{1,2}, ZHANG Kun^{1,2}, YANG Huan^{1,2}, XU Yonggang^{1,2}

(1. Faculty of Materials and Manufacturing, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

2. Beijing Engineering Research Center of Precision Measurement Technology and Instruments, Beijing 100124, China)

Abstract: To address the issue that traditional spectral amplitude modulation methods are susceptible to noise, this paper proposes a parameterized S spectral amplitude modulation method, where a parameterized S-transform is applied to obtain the amplitude of a signal in the time-frequency domain. First, the parameterized S-transform is used to convert the signal into the time-frequency domain and obtain its amplitude and phase information. Then, different weights are assigned to the amplitude in the time-frequency domain to alter the contribution of different energy frequency components in the signal. Lastly, the modulated amplitude is combined with the original phase, and the parameterized inverse S-transform is used to reconstruct a series of modified signals for computing squared envelope spectra and extracting fault characteristics. The simulation and experimental results indicate that the amplitude information obtained using the

proposed method is more accurate and comprehensive compared to traditional spectral amplitude modulation methods. This method exhibits greater robustness in high-noise environments, and can effectively diagnose faults in the outer and inner rings of rolling bearings and compound faults. The proposed method is compared with traditional spectral amplitude modulation methods and fast Kurtogram. The results demonstrate that the parameterized S spectral amplitude modulation can not only detect bearing fault information in high-noise environments, but also extract multiple fault components simultaneously. Therefore, it exhibits obvious advantages in the diagnosis of rolling bearing faults.

Keywords: rolling bearing; fault diagnosis; spectral amplitude modulation; parameterized S spectral amplitude modulation

滚动轴承是旋转机械的关键部件之一,在传动和支承方面发挥着重要作用^[1-2]。受复杂载荷与恶劣工作环境的影响,滚动轴承极易发生结构损伤并直接影响到机械系统的运行状态,严重时会造成重大经济损失甚至人员伤亡事故^[3-4]。因此,滚动轴承的状态监测与故障诊断已成为机械设备运行维护的重要问题^[5-7]。

当滚动轴承发生故障时,其振动信号中会包含一系列周期性故障脉冲,不同的故障特征频率对应着不同类型的轴承故障。包络分析是轴承故障诊断中一种常用的信号处理方法,通过选择一个具有较高信噪比的频带进行带通滤波,然后使用希尔伯特变换进行解调即可提取相应的故障信息。为了自动地确定一个合适的滤波频带,Antoni 给出了谱峭度的定义^[8-10],并通过二分法和三分法交替进行的方式对信号频谱进行频带划分以选择最优滤波频带。基于这一思想,众多学者提出了诸如 Protrugram^[11]、Infogram^[12]、Autogram^[13-15]、Fast Entrogram^[16]等一系列改进方法,使得滤波频带的选取更具合理性。然而,此类方法的主要局限性在于选择单一频带进行带通滤波,当选取了错误的滤波频带或是轴承信号中包含多种故障信息时,这一做法极易造成误诊或漏诊。

与上述方法不同,谱幅值调制(SAM)是在倒频谱预白化的基础上提出的一种经验的非线性滤波方法^[17]。该方法首先使用傅里叶变换得到信号的幅值和相位,然后将不同的指数权重 M 赋予信号幅值来改变不同能量频率成分在信号中的占比,再将调制后的幅值与原相位结合,并通过傅里叶逆变换重构一系列修正信号,最后通过计算修正信号的平方包络谱提取故障特征。该方法提出以来,国内外学者对其进行了一系列研究^[18-19]。刘文朋等对修正

信号的平方包络进行无偏自相关处理,提出了一种增强的谱幅值调制方法^[20]。林云等利用多点最优最小嫡解卷积对故障冲击特征进行增强,然后利用二阶循环平稳指标自适应选取 SAM 中的指数权重^[21]。Zhong 等将 SAM 用于增强信号中的脉冲特征^[22]。Jiang 等提出了一种微分谱幅值调制算法,通过计算信号的时域微分以自适应增强信号中的高频成分^[23]。Moshrefzadeh 将 SAM 用于状态检测 and 智能诊断以提取信号中不同能量的频率成分^[24]。

为了提高谱幅值调制算法对强噪声环境的鲁棒性,本文提出了一种参数化 S 谱幅值调制(PSSAM)方法。该方法通过参数化 S 变换计算信号在时频域中的幅值和相位用于后续幅值调制过程,这一做法避免了傅里叶变换过程中的平均效应,能够在时频域中得到更加准确和全面的幅值信息,有利于增强淹没在噪声中的轴承故障频率成分。仿真和实验结果表明,该方法能够有效提取轴承故障信号中的周期性冲击特征,适用于滚动轴承的故障诊断。

1 谱幅值调制

谱幅值调制^[17]是一种新的非线性滤波算法,可以在不预先输入参数的情况下通过设置不同的指数权重增强信号中不同能量的频率成分,从而实现滚动轴承故障特征的自动提取。

定义 $x(t)$ 为输入信号,SAM 的第一步是通过傅里叶变换将信号从时域转换到频域,得到幅值 $A(f)$ 和相位 $\phi(f)$

$$X(f) = F\{x(t)\} = A(f)e^{j\phi(f)} \quad (1)$$

式中: F 表示傅里叶变换。保持相位不变,将不同的权重 M 赋予信号幅值以调整不同频率成分的能量,再将调制后的幅值与原相位结合构成编辑谱,最后

使用傅里叶逆变换得到一系列修正信号,这一非线性滤波过程可以表示为

$$x_m(t,M)=I\{A(f)^Me^{j\phi(f)}\} \tag{2}$$

式中: $x_m(t,M)$ 表示不同权重 M 对应的修正信号; I 表示傅里叶逆变换。 M 的推荐取值范围为 $-0.5 \leq M \leq 1.5$, 步长为 0.1, 这一做法的优势在于可以选择合适的 M 以增强周期性故障脉冲并减弱无关成分的干扰。不同权重 M 下的修正信号频谱如图 1 所示, M 的取值对信号产生的效果可以分为 3 种情况:

- ① 当 $M > 1$ 时, 幅值较大的频率成分会掩盖幅值较小的频率成分, 在轴承故障较为明显时可以达到降噪效果;
- ② 当 $0 < M < 1$ 时, 该方法会减弱幅值较大的频率成分而增强幅值较小的频率成分, 但仍保留了各频率幅值的相对高低;
- ③ 当 $M < 0$ 时则会放大原本幅值极小的频率成分, 在信号中噪声较小时可以通过这一范围提取轴承故障特征。得到修正信号后, 使用希尔伯特变换计算其解析信号

$$A\{x_m(t,M)\}=x_m(t,M)+jH\{x_m(t,M)\} \tag{3}$$

式中: A 代表解析信号; H 为希尔伯特变换。随后使用傅里叶变换得到平方包络谱

$$E\{x_m(t,M)\}=|F\{|A\{x_m(t,M)\}|^2\}| \tag{4}$$

为了便于比较不同权重下的平方包络谱, 还需对结果进行归一化处理

$$N\{x_m(t,M)\}=\frac{E\{x_m(t,M)\}}{\max\{E\{x_m(t,M)\}\}} \tag{5}$$

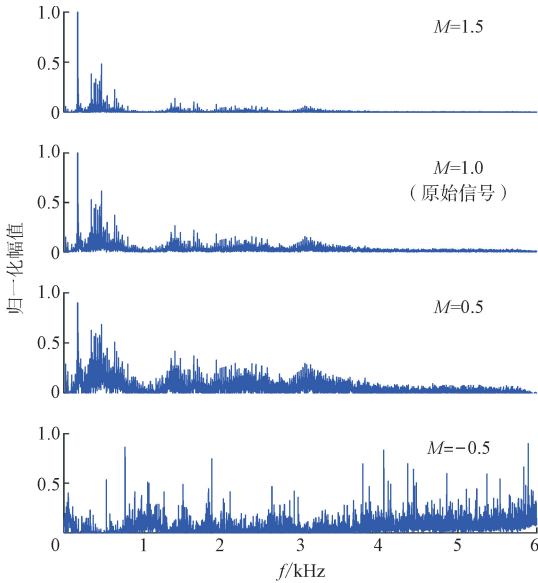


图 1 不同权重 M 下的修正信号频谱

Fig. 1 Spectra of modified signals under different values of M

将各归一化平方包络谱沿坐标轴排列, 得到谱幅值调制方法的结果如图 2 所示, 其中三维图的 x 、 y 、 z 轴分别对应调制频率、 M 和归一化幅值, 二维图是三维图的俯视图, 最大平方包络谱 (MSES) 则展示了每一频率在不同权重下的最大归一化幅值, 即三维图的主视视角。

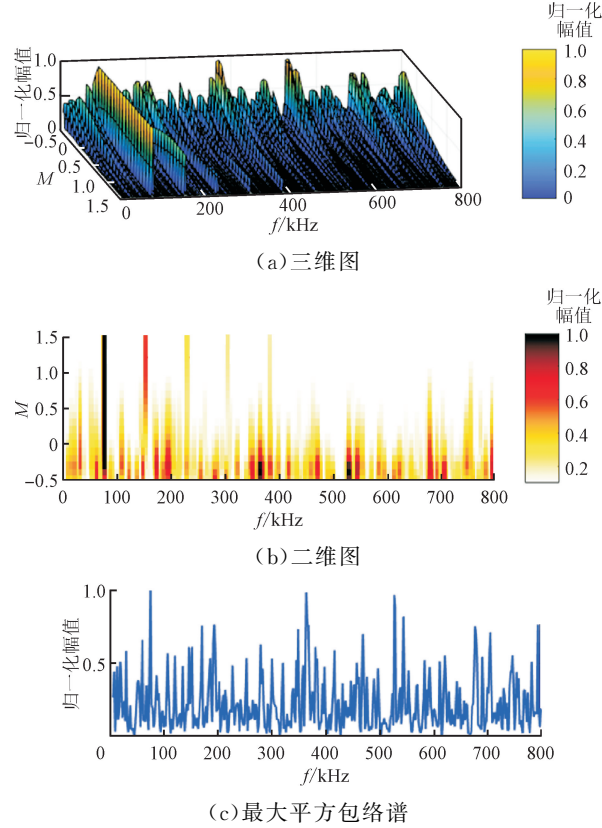


图 2 谱幅值调制方法的结果

Fig. 2 Result of the spectral amplitude modulation method

由图 2 可知, 当 $M > 0.5$ 时能够观察到明显的故障特征频率及其倍频, 而 M 较小时则放大了信号中的噪声成分, 不利于故障信息的识别。

2 参数化 S 谱幅值调制

传统 SAM 方法通过傅里叶变换计算信号幅值谱用于幅值调制, 这一操作会导致各频率处的幅值受到整个时间过程的影响, 称为傅里叶变换的平均效应。当信号中的噪声较大时, SAM 方法将会放大信号中的无关成分, 淹没有用的故障信息。针对这一问题, 本文提出了一种参数化 S 谱幅值调制方法, 通过参数化 S 变换得到时频域中的幅值进行调制, 从而得到更加准确和全面的幅值信息。

2.1 参数化 S 变换

参数化 S 变换是在 S 变换^[25]基础上提出的一种时频分析方法, 能有效解决 S 变换窗宽变化方式

单一、在实际信号分析中缺乏灵活性的问题。传统 S 变换的表达式为

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g(t - \tau, f)e^{-j2\pi ft} dt \quad (6)$$

式中： $g(t, f)$ 表示窗函数，其种类为高斯窗

$$g(t, f) = \exp(-t^2/2\sigma^2)/(\sigma\sqrt{2\pi}) \quad (7)$$

式中：方差 σ 为与频率相关的函数， $\sigma = 1/|f|$ ，这使得 S 变换在低频时有较高的频率分辨率，在高频时有较高的时间分辨率，然而，这也导致其窗宽变化形式固定，在实际应用中受限。为了弥补这一缺陷，参数化 S 变换^[26]将高斯窗函数中的方差 σ 调整为频率的多元函数，以灵活地控制窗宽的变化方式，其表达式为

$$\sigma = (kf + b)/f^\alpha \quad (8)$$

则参数化 S 变换可以表示为

$$S_P(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) = \frac{|f|^\alpha}{\sqrt{2\pi}|kf + b|} \exp\left(\frac{-f^{2\alpha}(\tau - t)^2}{2(kf + b)^2}\right) \exp(-j2\pi ft) dt \quad (9)$$

式中： k, α, b 为窗宽变化参数。

参数化 S 变换的窗宽变化由参数 k, α 和 b 表示，其中参数 k 和 b 控制窗函数的宽度， α 控制窗宽的变化速率，使得窗宽的变化与 f 的 α 次方成反比，以适应不同信号中的快变或慢变成分。此外，参数 k 增大会使频率分辨率优于时间分辨率，在处理信号时可以根据信号的类型和自身的需求调节参数选择。在本文中，选择参数 $k = 5, \alpha = 2, b = 2$ ，以获得参数化 S 谱幅值调制的最佳时频分辨率。同时，参数化 S 变换仍满足容许性条件，且信号分量保持能量守恒。在重构信号时，其逆变换的表达式为

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} S_P(\tau, f) e^{j2\pi f\tau} d\tau df \quad (10)$$

2.2 基于时频域幅值调制的 PSSAM 方法

在传统 SAM 方法中，幅值谱中各频率成分的幅值会受到整个时间历程中的噪声影响，给后续幅值调制过程带来较大误差。本文提出的 PSSAM 方法利用参数化 S 变换得到时频域中的幅值 $A(t, f)$ 和相位 $\phi(t, f)$ ，并将不同权重 M 赋予信号幅值以计算 $A(t, f)^M$ ，最后使用参数化 S 逆变换重构一系列修正信号。和传统 SAM 方法相比，PSSAM 方法可以同时提供频率和时间两方面的幅值信息，避免了傅里叶变换平均效应对幅值的影响，从而有效提取淹没在噪声中的轴承故障信息。

PSSAM 方法的流程图如图 3 所示。

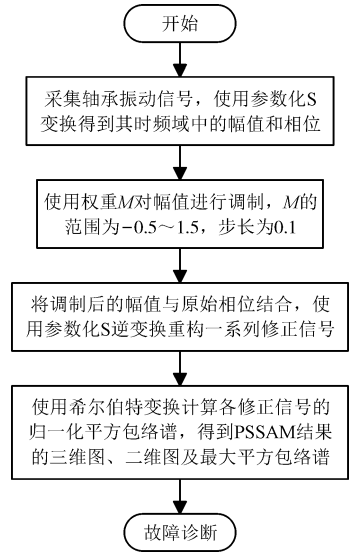
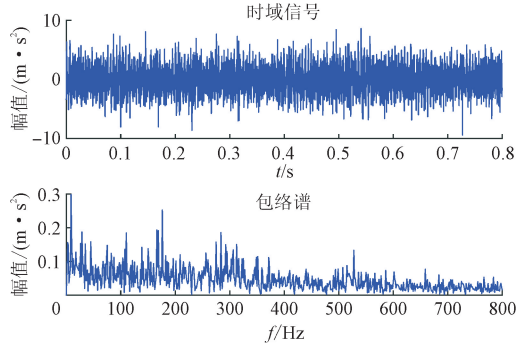


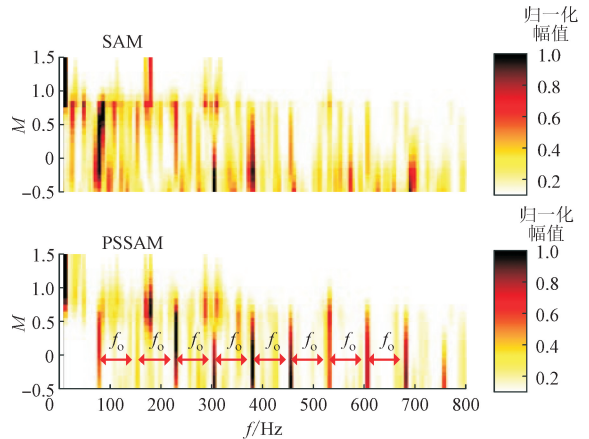
图 3 PSSAM 方法流程图

Fig. 3 Flowchart of the PSSAM method

图 4 所示为使用 SAM 和 PSSAM 方法对某轴承外圈故障实验信号进行处理得到的结果，其中采样频率为 12 kHz，轴承外圈故障特征频率 f_o 为 75 Hz，包络谱中无法观察到明显的故障信息。对比



(a) 时域信号及其包络谱



(b) SAM 及 PSSAM 二维图结果

图 4 SAM 和 PSSAM 方法对轴承外圈故障信号的处理结果
Fig. 4 Analysis results of SAM and PSSAM for the bearing outer ring fault signal

两个二维图可知, $M < 1$ 的权重有效增强了信号中能量较低的轴承故障频率成分,然而 SAM 方法的结果中同时放大了许多无关的噪声干扰,PSSAM 方法的结果中则能观察到清晰的故障特征频率及其倍频,证明本文所提方法相比传统的 SAM 方法具有一定的优越性。

3 仿真信号分析

本节构造了下式的轴承外圈故障仿真信号以验证所提方法的有效性

$$\begin{cases} s_1(t) = \sum_{k=1}^{100} 5e^{-2\pi f_c(t-kT)} \sin(2\pi f(t-kT) \cdot \sqrt{1-c^2})u(t-kT) \\ s_2(t) = 20e^{-2\pi f_g(t-\tau)} \sin(2\pi f(t-\tau) \cdot \sqrt{1-g^2})u(t-\tau) \\ s(t) = s_1(t) + s_2(t) + n(t) \end{cases}$$

(11)

式中: $s_1(t)$ 表示轴承故障信号,其固有频率为 3 kHz,阻尼系数为 0.03; $u(t)$ 为单位阶跃函数,设定的故障特征频率 $f_q = 100$ Hz; $s_2(t)$ 表示局部脉冲干扰,固有频率为 2 kHz,阻尼系数为 0.1; $n(t)$ 表示信噪比为 -7 dB 的高斯白噪声。图 5 展示了该仿真信号的时域波形及频谱,在 0.4 ~ 0.5 s 之间可以观察到明显的脉冲干扰,给故障信息的提取带来一定的困难。

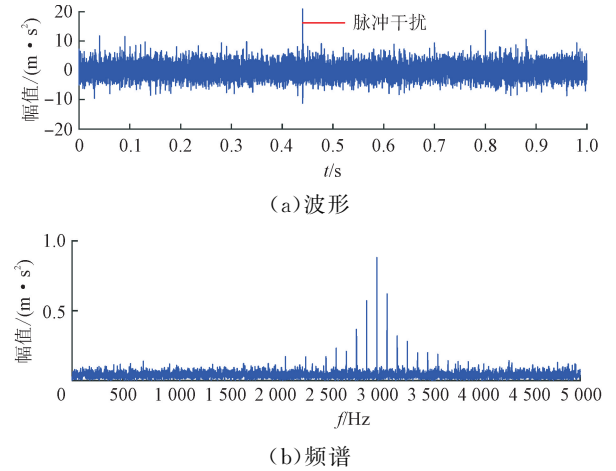


图 5 仿真信号波形及频谱

Fig. 5 Waveform and spectrum of the simulated signal

首先使用 SAM 方法处理该信号,结果如图 6 所示。当 $M > 1$ 时,二维图中可以观察到明显的特征频率及其倍频,而 $M < 1$ 时则放大了许多噪声成分,导致最大平方包络谱中干扰较多,淹没了轴承故

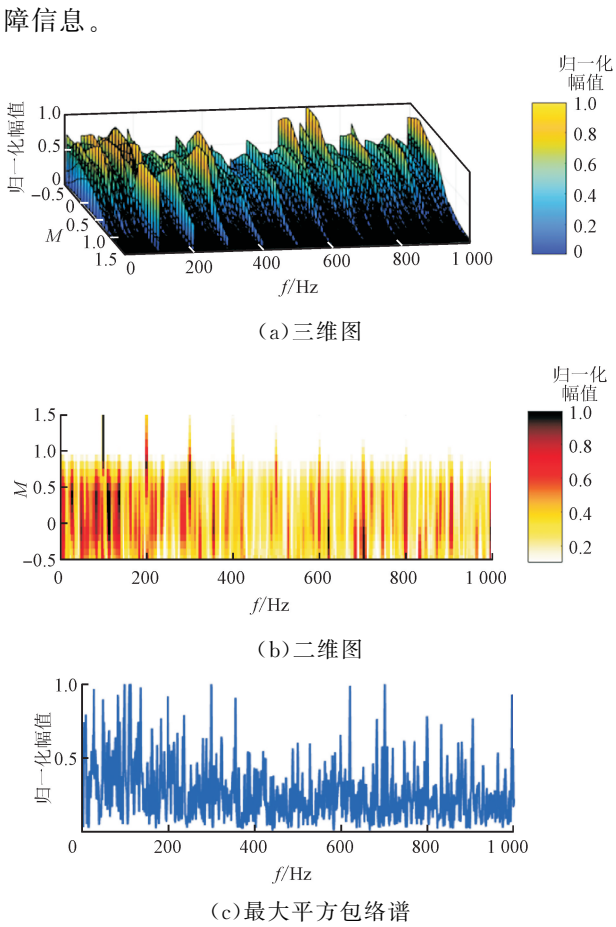
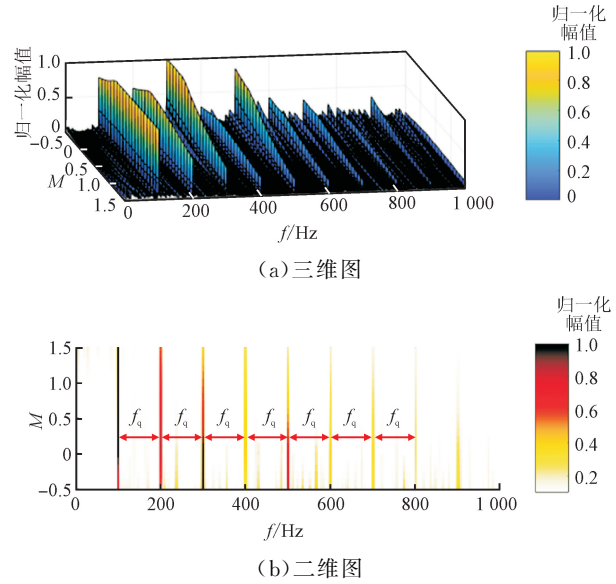
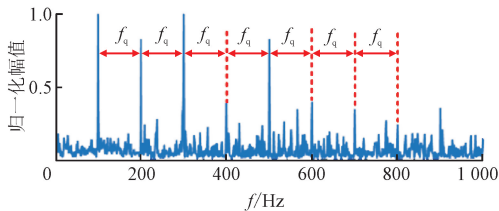


图 6 仿真信号的 SAM 方法处理结果

Fig. 6 SAM result of the simulated signal

PSSAM 方法的处理结果如图 7 所示,可以观察到在所有权重 M 的平方包络谱中均存在清晰的故障特征频率及其倍频成分,噪声干扰被大大减弱,在 MSES 中也能找到以 f_q 为间隔的谱线,说明该信号中包含轴承故障信息。



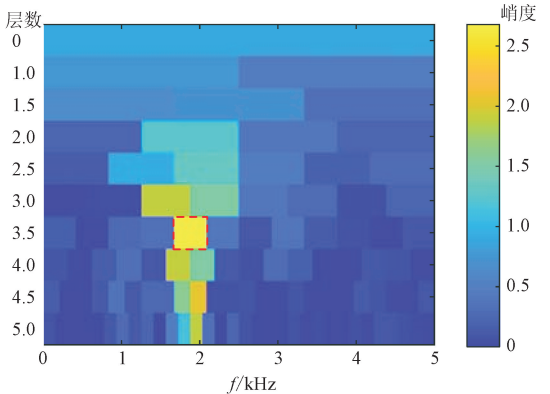


(c)最大平方包络谱

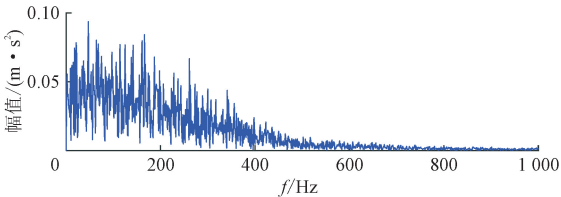
图 7 仿真信号 的 PSSAM 方法处理结果

Fig. 7 PSSAM result of the simulated signal

为进一步说明 PSSAM 方法的优势,使用快速谱峭度对仿真信号进行对比分析。仿真信号的快速谱峭度方法处理结果如图 8 所示,峭度最大的频带位于 3.5 层,中心频率为 1 875 Hz,带宽为 416 Hz,显然该方法受到了信号中脉冲干扰的影响,未能确定正确的故障频带,导致滤波信号的包络谱中无法识别故障特征。因此,本文提出的 PSSAM 方法在分析这一轴承故障仿真信号时更具优势。



(a)峭度



(b)滤波信号包络谱

图 8 仿真信号 的快速谱峭度方法处理结果

Fig. 8 Result of Fast Kurtogram for the simulated signal

4 实验验证

本节利用轴承故障实验台采集轴承外圈、内圈和复合故障实验信号进行分析,其中轴承外圈和内圈故障信号由如图 9 所示的实验台采集,轴承型号为 6205,加速度传感器安装于轴承座上,电机转速为 3 000 r/min,采样频率为 16 384 Hz,通过计算可

得轴承外圈故障特征频率为 $f_o=179\text{ Hz}$,内圈故障特征频率为 $f_i=271\text{ Hz}$ 。

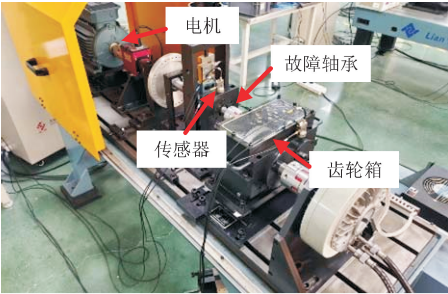
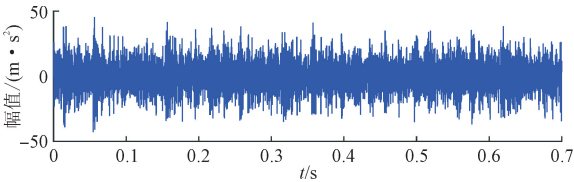


图 9 轴承故障实验台

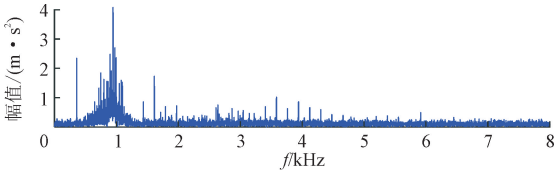
Fig. 9 The bearing fault test bench

4.1 轴承外圈故障

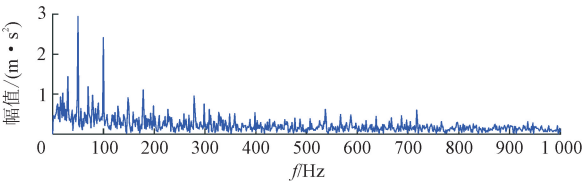
轴承外圈故障信号的波形、频谱和包络谱如图 10 所示,时域波形中没有明显的周期性冲击,包络谱中也没有出现特征频率及其倍频,需要进一步分析。



(a)波形



(b)频谱



(c)包络谱

图 10 轴承外圈故障信号的波形、频谱及包络谱

Fig. 10 Waveform, spectrum and envelope spectrum of the bearing outer ring fault signal

利用传统 SAM 方法处理该信号,结果如图 11 所示。对于较大的 M ,平方包络谱中只保留了低频处的较高幅值,当 M 较小时则受到了严重的噪声干扰,无法提取有用的故障信息。图 12 是采用 PSSAM 方法处理该信号得到的结果,可以观察到 $M<0.5$ 时出现了清晰的外圈故障特征频率及其倍频,最大平方包络谱中的无关幅值也被显著降低,说明该轴承发生了外圈故障。

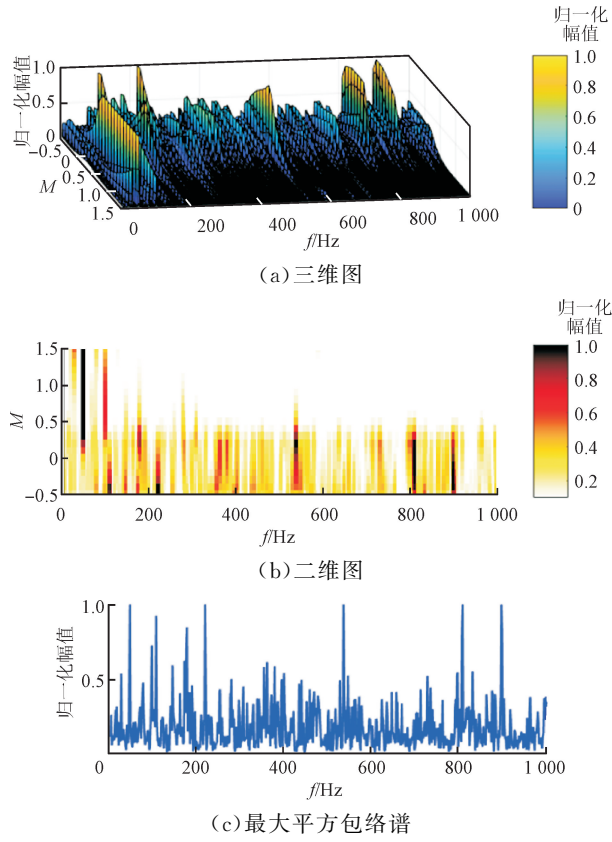


图 11 轴承外圈故障信号的 SAM 方法处理结果
Fig. 11 SAM result of the bearing outer ring fault signal

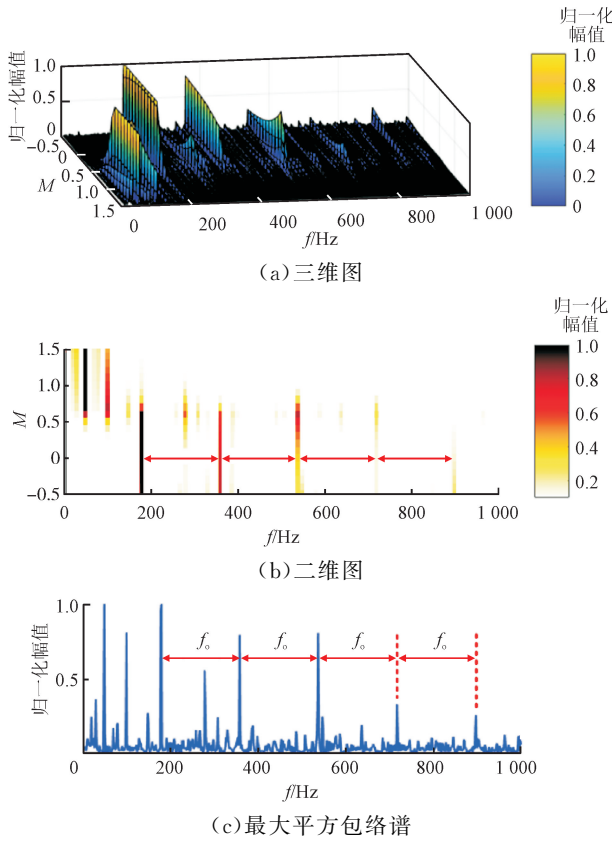


图 12 轴承外圈故障信号 PSSAM 方法处理结果
Fig. 12 PSSAM result of the bearing outer ring fault signal

轴承外圈故障信号的快速谱峭度方法处理结果如图 13 所示,由图 13 可知,最佳的滤波频带位于第 1 层,中心频率为 2 048 Hz,带宽为 4 096 Hz,由于带宽较大,频带中包含了较多无关成分,其对应滤波分量的包络谱与原始包络谱类似,无法提供有用的故障信息,可见使用 PSSAM 方法能够获得更为清晰的故障特征。

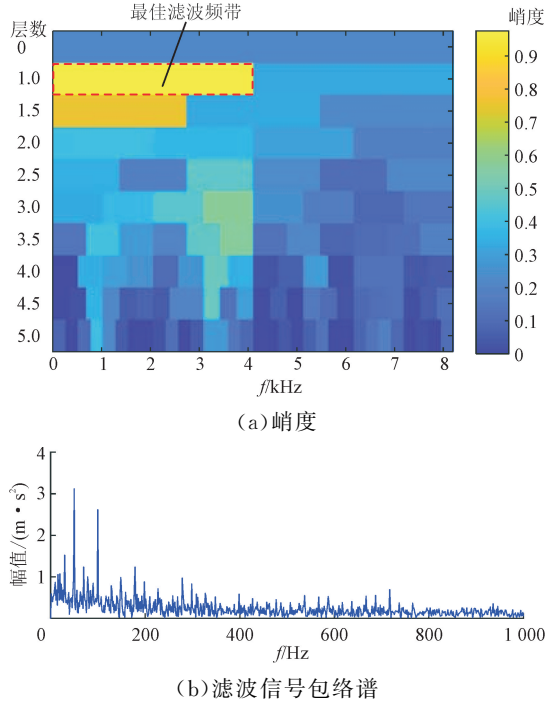
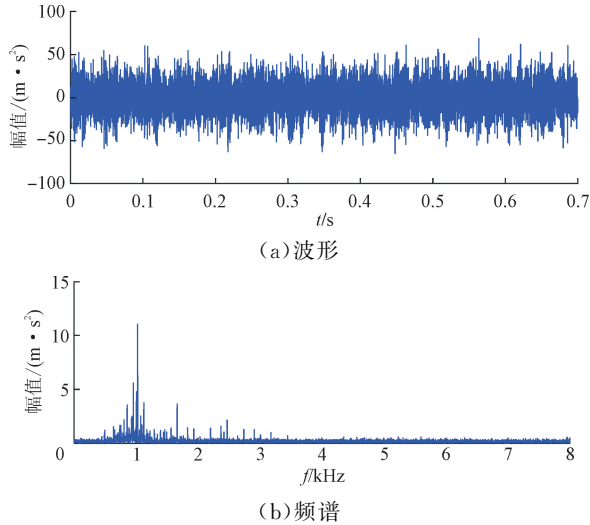


图 13 轴承外圈故障信号的快速谱峭度方法处理结果
Fig. 13 Result of Fast Kurtogram for the bearing outer ring fault signal

4.2 轴承内圈故障

图 14 展示了同一实验台轴承内圈故障信号的波形、频谱及包络谱,由于信号中包含较强的噪声,无法有效地提取与故障相关的信息,需要进一步分析。



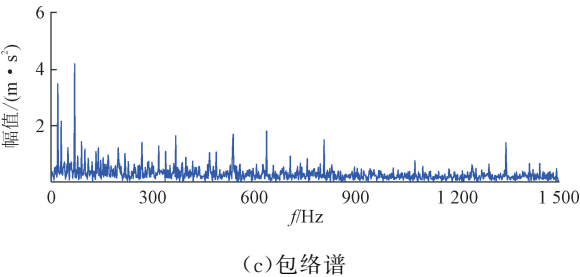


图 14 轴承内圈故障信号的波形、频谱及包络谱
Fig. 14 Waveform, spectrum and envelope spectrum of the bearing inner ring fault signal

首先应用 SAM 方法对该信号进行处理,结果如图 15 所示。在二维图和最大平方包络谱中,噪声成分掩盖了故障信息,无法进行有效的故障诊断。PSSAM 方法的处理结果如图 16 所示,可以观察到当权重 M 较小时轴承故障频率成分的能量被增强,MSES 中也出现了清晰的内圈故障特征频率及其 4 次谐波,说明该信号中包含轴承内圈故障信息。

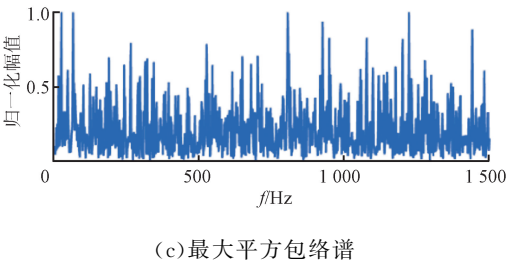
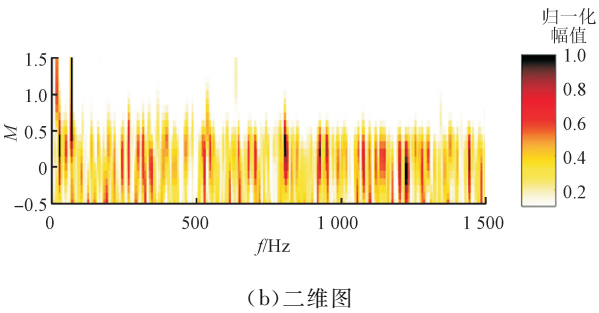
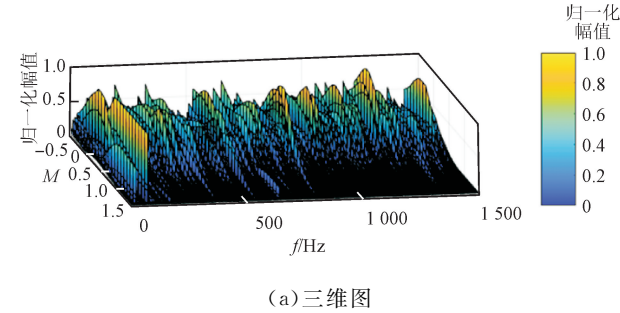


图 15 轴承内圈故障信号的 SAM 方法处理结果
Fig. 15 SAM result of the bearing inner ring fault signal

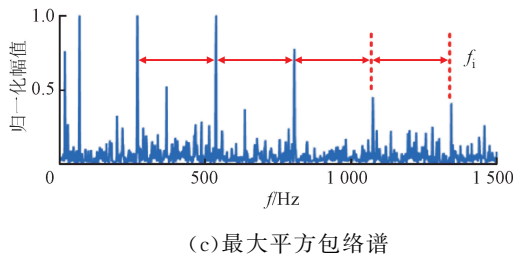
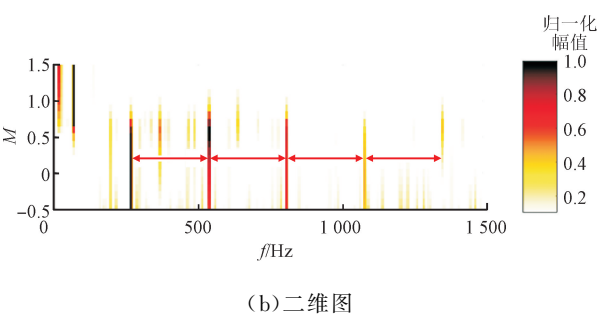
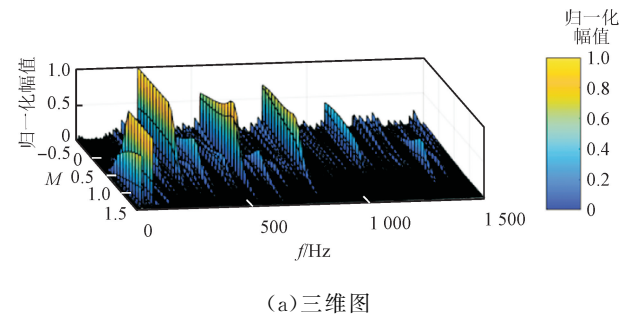


图 16 轴承内圈故障信号的 PSSAM 方法处理结果
Fig. 16 PSSAM result of the bearing inner ring fault signal

使用轴承外圈故障信号的快速谱峭度方法处理结果如图 17 所示,最佳滤波频带位于 3.5 层,中心频率为 1 706 Hz,带宽为 682 Hz,在对应滤波分量的包络谱中只出现了一倍特征频率,无法找到其高次谐波。因此,PSSAM 方法能够提供更加全面的轴承故障信息。

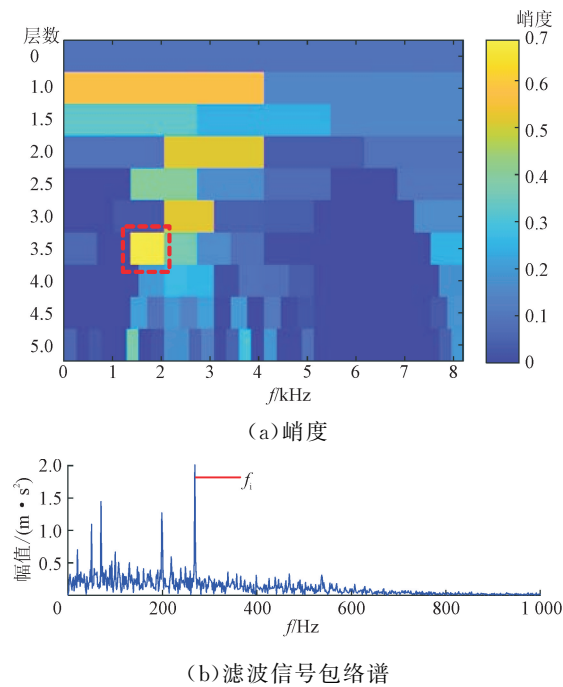


图 17 轴承内圈故障信号的快速谱峭度方法处理结果
Fig. 17 Result of Fast Kurtogram for the bearing inner ring fault signal

4.3 轴承复合故障

为进一步说明本文所提算法的优势,本节将 PSSAM 方法应用于滚动轴承复合故障诊断,其中实验信号由图 18 所示的 Spectra Quest Inc 实验台采集,采样频率为 12 kHz,电机转速为 2 004.2 r/min,转频为 33.4 Hz,轴承外圈和内圈故障特征频率分别为 102、165 Hz。

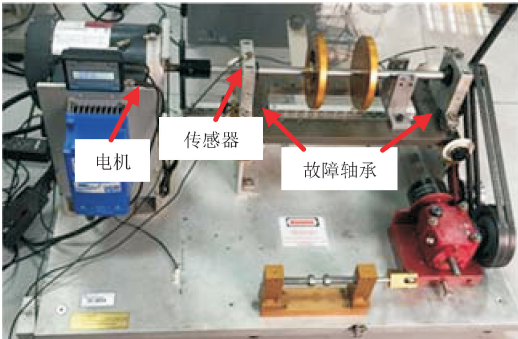


图 18 Spectra Quest Inc 实验台

Fig. 18 The Spectra Quest Inc test bench

图 19 所示为该轴承复合故障信号的波形、频谱及包络谱,与单一故障信号相比,该复合故障信号的频谱更为复杂,其包络谱中虽然噪声能量较低,但转频及其倍频的幅值较高,同时,轴承的故障特征频率非常接近转频的倍数,给故障的检测带来较大困难。

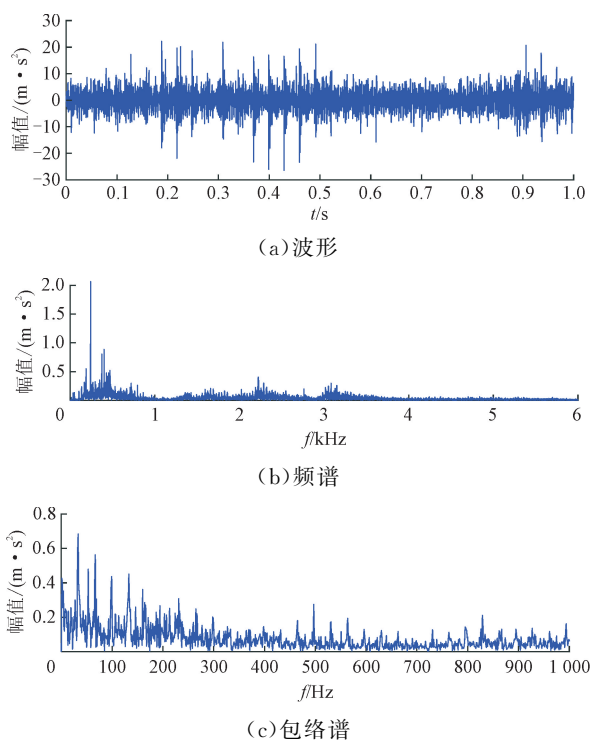
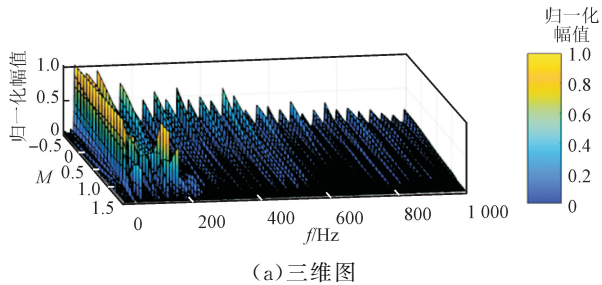


图 19 轴承复合故障信号的波形、频谱及包络谱
Fig. 19 Waveform, spectrum and envelope spectrum of the bearing compound fault signal

使用 SAM 方法对该信号进行分析的结果如图 20 所示,其中转频及其谐波为最主要的频率成分,在最大平方包络谱中也只能找到轴承内圈故障特征,无法进行全面的故障诊断。PSSAM 方法的处理结果如图 21 所示,可以观察到虽然内圈故障特征频率的能量仍然较高,当权重 M 较小时,轴承外圈故障特征也被增强,MSES 中也出现了相关特征频率及其谐波,说明本文所提方法能够检测更为微弱的轴承故障信息并实现滚动轴承的复合故障诊断。



(a) 三维图

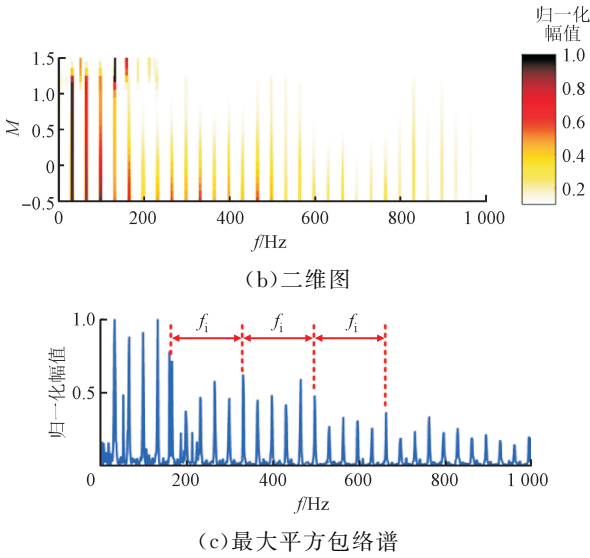


图 20 轴承复合故障信号的 SAM 方法处理结果
Fig. 20 SAM result of the bearing compound fault signal

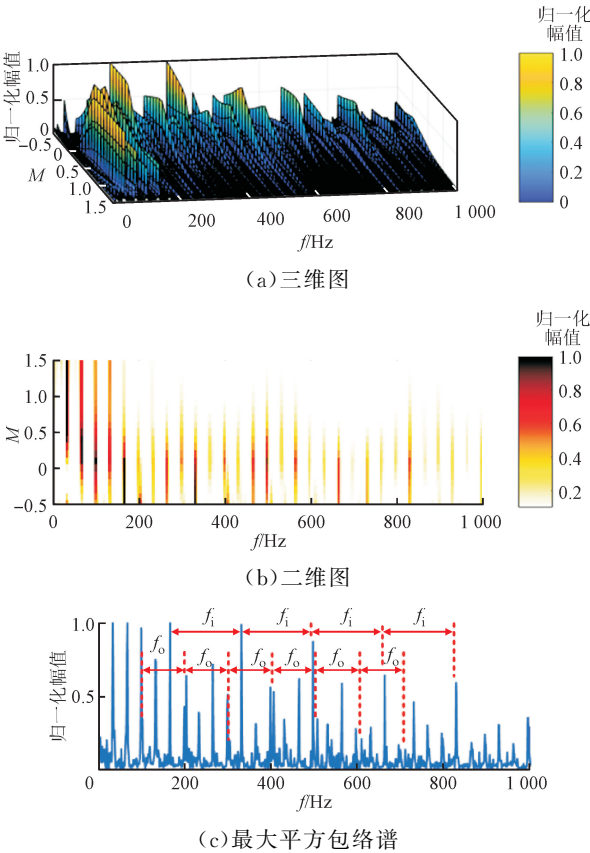


图 21 轴承复合故障信号的 PSSAM 方法处理结果
Fig. 21 PSSAM result of the bearing compound fault signal

轴承复合故障信号的快速谱峭度方法处理结果如图 22 所示,最佳滤波频带位于第 1.5 层,中心频率为 5 kHz,带宽为 2 kHz,在对应滤波分量的包络谱中只出现了内圈故障特征频率及其倍频,无法观

察到外圈故障信息。由此得出结论,PSSAM 方法能够提供更加全面的轴承故障诊断信息。

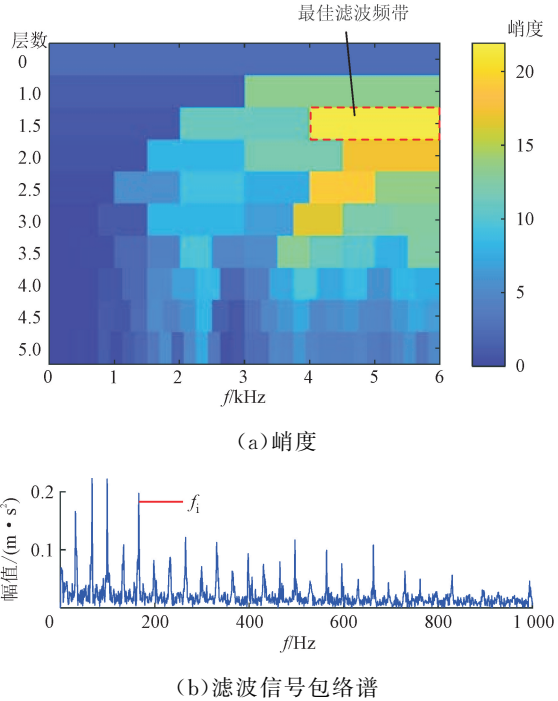


图 22 轴承复合故障信号的快速谱峭度方法处理结果
Fig. 22 Result of Fast Kurtogram for the bearing compound fault signal

5 结 论

基于以上理论分析及仿真和实验验证,本文得出的主要结论如下。

(1)提出了一种参数化 S 谱幅值调制方法,用于滚动轴承的故障诊断。

(2)本文方法首先使用参数化 S 变换将信号转换到时频域,得到幅值和相位,然后将不同权重 M 赋予时频域中的幅值以改变不同能量频率成分在信号中的占比,最后将调制后的幅值与原相位结合,使用参数化 S 逆变换重构一系列修正信号并计算其平方包络谱以提取故障特征。本文方法获得的幅值信息相比传统 SAM 方法更加准确和全面,对强噪声环境更具鲁棒性。

(3)仿真分析和实验结果证明了参数化 S 谱幅值调制方法在滚动轴承故障诊断中的有效性,同时将该方法与传统 SAM 方法和快速谱峭度方法对比,证明了本文所提方法在故障特征提取中的优越性。

参考文献:

[1] 包文杰,涂晓彤,李富才,等. 参数化的短时傅里叶

- 变换及齿轮箱故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(2): 272-277.
- BAO Wenjie, TU Xiaotong, LI Fucui, et al. The adaptive short-time Fourier transform method based on fast path optimization and its application for fault diagnosis of planetary gearbox [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 272-277.
- [2] 刘文朋, 杨绍普, 李强, 等. 一种自适应共振解调方法及其在铁路轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2021, 40(18): 86-93.
- LIU Wenpeng, YANG Shaopu, LI Qiang, et al. Adaptive resonance demodulation method and its application in the fault diagnosis of railway bearings [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(18): 86-93.
- [3] 马朝永, 盛志鹏, 胥永刚, 等. 基于自适应频率切片小波变换的滚动轴承故障诊断[J]. 农业工程学报, 2019, 35(10): 34-41.
- MA Chaoyong, SHENG Zhipeng, XU Yonggang, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on adaptive frequency slice wavelet transform [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(10): 34-41.
- [4] HOU Bingchang, CHEN Yikai, WANG Hong, et al. OSESgram: data-aided method for selection of informative frequency bands for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-10.
- [5] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics: a tutorial [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(2): 485-520.
- [6] SU Hao, XIANG Ling, HU Aijun, et al. A novel method based on meta-learning for bearing fault diagnosis with small sample learning under different working conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 169: 108765.
- [7] WANG Xinglong, ZHENG Jinde, NI Qing, et al. Traversal index enhanced-gram (TIEgram): a novel optimal demodulation frequency band selection method for rolling bearing fault diagnosis under non-stationary operating conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 172: 109017.
- [8] ANTONI J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2): 282-307.
- [9] 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.
- [10] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 108-124.
- [11] BARSZCZ T, JABLONSKI A. A novel method for the optimal band selection for vibration signal demodulation and comparison with the Kurtogram [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(1): 431-451.
- [12] ANTONI J. The infogram: entropic evidence of the signature of repetitive transients [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 74: 73-94.
- [13] MOSHREFZADEH A, FASANA A. The autogram: an effective approach for selecting the optimal demodulation band in rolling element bearings diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105: 294-318.
- [14] 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.
- [15] 胥永刚, 李爽, 张坤, 等. 改进 Autogram 方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 轴承, 2021(11): 53-58.
- XU Yonggang, LI Shuang, ZHANG Kun, et al. Improved autogram method and its applications in fault diagnosis for rolling bearings [J]. Bearing, 2021(11): 53-58.
- [16] ZHANG Kun, XU Yonggang, LIAO Zhiqiang, et al. A novel fast entrogram and its applications in rolling bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 154: 107582.
- [17] MOSHREFZADEH A, FASANA A, ANTONI J. The spectral amplitude modulation: a nonlinear filtering process for diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 132: 253-276.
- [18] 闫云雪, 许传诺, 程学珍, 等. 基于改进快速峭度图的轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(15): 118-128.
- YAN Yunxue, XU Chuannuo, CHENG Xuezhen, et al. Bearing fault diagnosis method based on improved fast kurtosis graph [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(15): 118-128.
- [19] JIANG Zuhua, ZHANG Kun, ZHANG Xiangfeng, et al. A tachless order tracking method based on spec-

- tral amplitude modulation for variable speed bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-8.
- [20] 刘文朋, 杨绍普, 李强, 等. 一种增强的谱幅值调制方法及其在复杂干扰下滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 振动工程学报, 2021, 34(5): 1064-1075.
- LIU Wenpeng, YANG Shaopu, LI Qiang, et al. An enhanced spectral amplitude modulation method and its application to rolling element bearings fault diagnosis under complex interference [J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(5): 1064-1075.
- [21] 林云, 郭瑜, 刘珍. 鲁棒性幅值指数自适应谱幅值调制法 [J]. 机械科学与技术, 2023, 42(1): 53-58.
- LIN Yun, GUO Yu, LIU Zhen. Robust amplitude exponential adaptive method for spectral amplitude modulation [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023, 42(1): 53-58.
- [22] ZHONG Xianyou, MEI Quan, GAO Xiang, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on improved direct fast iterative filtering and spectral amplitude modulation [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers: Part C Journal of Mechanical Engineering Science, 2022, 236(9): 5111-5123.
- [23] JIANG Zuhua, ZHANG Kun, XIANG Ling, et al. Differential spectral amplitude modulation and its applications in rolling bearing fault diagnosis [J]. Measurement, 2022, 201: 111755.
- [24] MOSHREFZADEH A. Condition monitoring and intelligent diagnosis of rolling element bearings under constant/variable load and speed conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 149: 107153.
- [25] STOCKWELL R G, MANSINHA L, LOWE R P. Localization of the complex spectrum: the S transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(4): 998-1001.
- [26] FANG Yuxia, CHEN Hui, HU Ying, et al. Application of adaptive parameterized S-transform to delta sandstone reservoir identification [J]. Geophysical Prospecting, 2021, 69(8/9): 1689-1699.

(编辑 武红江)