

# 基于 NMD 的引风机轴承故障特征挖掘

张海峰<sup>1</sup>, 张晋阳<sup>1</sup>, 范永胜<sup>2</sup>, 何新荣<sup>3</sup>, 王鹏程<sup>4</sup>, 邓艾东<sup>4</sup>

(1. 国能常州第二发电有限公司, 江苏 常州 213033; 2. 国家能源集团江苏电力有限公司, 江苏 南京 210019;  
3. 低碳智能燃煤发电与超净排放全国重点实验室, 江苏 南京 210023; 4. 东南大学 能源与环境学院, 江苏 南京 210096)

**摘要:** 针对引风机变工况运行导致轴承故障特征难以挖掘这一问题, 提出了一种基于非线性模态分解的轴承故障特征挖掘方法, 该方法首先利用非线性模态分解获取信号低频部分的非线性模态分量, 然后利用 Hilbert 变换提取该分量的瞬时频率, 之后将该瞬时频率作为轴承的转频对时域信号进行角域重采样; 最后利用基于粒子群算法优化的平方包络盲反卷积算法实现对轴承故障特征阶次的提取。通过仿真信号上进行验证, 并与变分模态分解和经验模态分解对比, 该方法具有更好地诊断性能; 通过渥太华大学变转速轴承验证, 该方法能准确的识别轴承故障阶次为 5.43, 并能在噪声环境下实现轴承故障特征阶次的挖掘。

**关键词:** 引风机滚动轴承; 故障诊断; 非线性模态分解

中图分类号: TK221 文献标识码: A DOI: 10.16146/j.cnki.rndlgc.2025.05.022

[引用本文格式] 张海峰, 张晋阳, 范永胜, 等. 基于 NMD 的引风机轴承故障特征挖掘[J]. 热能动力工程, 2025, 40(5): 190-200.  
ZHANG Haifeng, ZHANG Jinyang, FAN Yongsheng, et al. Fault characteristics mining of induced draft fan bearing based on NMD[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2025, 40(5): 190-200.

## Fault Characteristics Mining of Induced Draft Fan Bearing based on NMD

ZHANG Haifeng<sup>1</sup>, ZHANG Jinyang<sup>1</sup>, FAN Yongsheng<sup>2</sup>, He Xinrong<sup>3</sup>, WANG Pengcheng<sup>4</sup>, DENG Aidong<sup>4</sup>

(1. Guoneng Changzhou Second Power Generation Co., Ltd., Changzhou, China, Post Code: 213033;

2. China Energy Investment Corporation Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing, China, Post Code: 210019;

3. State Key Laboratory of Low-carbon Smart Coal-fired Power Generation and Ultra-clean Emission, Nanjing, China, Post Code: 210023;

4. School of Energy and Environment, Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096)

**Abstract:** To address the problem of difficulty in mining bearing fault features due to variable operating conditions of the induced draft fan, a bearing fault feature mining method based on nonlinear modal decomposition was proposed. Firstly, this method utilized nonlinear modal decomposition to obtain the nonlinear modal component of the signal in the low-frequency portion. And then, it extracted the instantaneous frequency of this component by using the Hilbert transform. The time-domain signal was resampled in the angular domain by using this instantaneous frequency as the rotational frequency of the bearing. Angular domain resampling; Finally, the square envelope blind deconvolution algorithm optimized based on particle swarm algorithm was used to realize the extraction of bearing fault characteristic order. Verified through simulation signals and compared with variational mode decomposition (VMD) and empirical mode decomposition (EMD), this method had better diagnostic performance. Through the verification of variable speed bearings at the University of Ottawa, this method can accurately identify bearing faults with an order of 5.43, and can realize the mining of the bearing fault characteristic order under the noise environment.

**Key words:** rolling bearings of induced draft fan, fault diagnosis, nonlinear mode decomposition

收稿日期: 2024-11-22; 修订日期: 2025-01-10

基金项目: 国家能源集团科技项目 (GJNY-23-68)

Fund-supported Project: Science and Technology Program of National Energy Group (GJNY-23-68)

作者简介: 张海峰 (1977-), 男, 国能常州第二发电有限公司工程师.

引言

滚动轴承作为火电机组引风机的关键部件,直接关系到机组的安全与经济运行<sup>[1]</sup>。由于受到深度调峰影响,引风机的滚动轴承常在变转速工况下运行,其振动信号存在幅值、冲击频率、采样相位不稳定和信号噪声污染的问题<sup>[2]</sup>,很难有效挖掘其故障特征。

近年来,轴承故障诊断受到了广泛的关注,发展出了最大相关峭度反卷积<sup>[3]</sup> (Maximum Correlation Kurtosis Deconvolution, MCKD)、变分模态分解<sup>[4]</sup> (Variational Mode Decomposition, VMD)、谱峭度分析<sup>[5]</sup>等方法。MCKD 需要通过迭代的方法求解滤波器,对原始信号进行滤波降噪,但无法直接求出数值解,计算量较大。VMD 需要设置合适的模态分量个数和惩罚因子将故障信号分量从原始信号中分离出来。谱峭度分析是根据高谱峭度值确定瞬态冲击成分所在的频带后,通过滤波获取故障信号,但其也对随机冲击干扰十分敏感,容易产生误诊。然而,在变转速条件下,故障特征频率会受转速调制,使直接利用振动信号包络分析无法有效地判断轴承的故障情况。

阶次跟踪算法<sup>[6]</sup>是目前研究变转速轴承故障诊断的主要方法之一,其核心在于跟踪获取轴承的等角度采样信号。目前,阶次跟踪算法主要包括硬件阶次跟踪、计算阶次跟踪和无转速计阶次跟踪<sup>[7]</sup>。硬件阶次跟踪算法是直接利用光电脉冲角度编码盘进行等角度采样,获取角域信号,该方法实时性较好,但成本较高,硬件设备复杂,不利于安装<sup>[8]</sup>。计算阶次跟踪算法是通过键相装置获取转速信号,根据转速信号计算等角度重采样时间点,之后通过插值算法获得角域信号<sup>[9]</sup>,但安装键相装置会增加设备的复杂性,尤其是在传动系统中更难安装。无转速计阶次跟踪算法主要是利用时频域分析方法从振动信号中直接提取出轴承的转速信号,然后利用等角度采样获得角域信号,该方法无需安装其他测量设备,节省成本和设备空间<sup>[10]</sup>,但在强噪声环境下,大多时频分析方法难以保证转速信号的准确性<sup>[11]</sup>。

非线性模态分解<sup>[12]</sup> (Nonlinear Mode Decompo-

sition, NMD)能有效提取信号中的非线性模态分量,并获得各模态分量的振幅、相位和频率,为轴承转速信号的提取提供了新途径。本研究提出了一种基于 NMD 的引风机轴承故障特征挖掘方法,该方法首先根据轴承的转速工作范围,对信号低通滤波,其次利用 NMD 提取低频部分的非线性模态分量,然后利用 Hilbert 方法提取轴承的瞬时转频<sup>[13]</sup>,再利用角域重采样将变转速滚动轴承的时域非平稳信号转化为角域伪平稳信号,最后利用 PSO-SEBD 算法<sup>[14]</sup>对角域信号进行降噪并提取故障特征。实验结果表明,与常用的信号分解方法相比,该方法能够更准确地提取转速信息,并能在噪声环境下实现对轴承故障特征阶次的可靠提取。

1 基础理论

1.1 阶次分析

1.1.1 故障阶次

阶次分析可以消除转速对故障特征的影响,轴承的故障阶次特征公式如下:

内圈故障:

$$or_i = 0.5z(1 + \frac{d}{D}\cos\alpha)$$
 (1)

外圈故障:

$$or_o = 0.5z(1 - \frac{d}{D}\cos\alpha)$$
 (2)

滚动体故障:

$$or_b = \frac{D}{d}(1 - (\frac{d}{D})^2\cos^2\alpha)$$
 (3)

保持架故障:

$$or_h = 0.5(1 - \frac{d}{D}\cos\alpha)$$
 (4)

式中:  $z$ —滚动体个数;  $d$ —滚动体直径;  $D$ —节径;  $\alpha$ —接触角; 下标  $i$ 、 $o$ 、 $b$ 、 $h$ —内圈、外圈、滚动体、保持架。

可见,阶次分析的故障特征与转速无关,通过引风机轴承参数即可算出。

1.1.2 基于三次样条插值的角域重采样

通过转速信号将时域非平稳信号转化为角域的伪平稳信号,然后对角域伪平稳信号进行包络分析,识别故障阶次,就能对轴承的故障类别进行判断<sup>[15]</sup>。

设  $x(t)$  为原始信号,  $\Delta\theta$  为等角度采样间,那么

基于三次样条插值的角域重采样算法如下:

$$\theta_i(t(j)) = 2\pi \int_0^{t(j)} f_r(t) dt \tag{5}$$

式中: $f_r(t)$ —转速信号; $\theta_i(t(i))$ — $t(i)$ 时刻的旋转总角度。

利用三次样条插值对  $t(j)$  和  $t(j+1)$  间的  $\theta$  和  $t$  进行拟合:

$$\theta_j(t) = a_3(t - t(j))^3 + a_2(t - t(j))^2 + a_1(t - t(j)) + a_0 \tag{6}$$

计算重采样时刻,如果  $\theta_j \leq k\Delta\theta < \theta_{j+1}$ ,则第  $k$  个重采样时刻  $T(k)$  计算为:

$$T(k) = \{t | \theta_j(t) = k\Delta\theta, t(j) \leq t < t(j+1), t \in R\} + t(j) \tag{7}$$

$T(k)$  表示时域振动信号中第  $k$  个等角度采样的时间点,对  $x(t)$  进行插值运算可以得到  $T(k)$  时间点振动幅值  $A(k)$ ,从而获得了角度序列为  $\Delta\theta, 2\Delta\theta, \dots, k\Delta\theta$ ,幅值序列为  $A(1), A(2), \dots, A(k)$  的角域信号。

### 1.2 非线性模态分解 NMD 原理

NMD 的主要目标是将给定信号分解为一组具有物理意义的非线性模态。信号  $s(t)$  通常由一系列非线性模态加上噪声组成,可以表示为:

$$s(t) = \sum_i c_i(t) + \eta(t) \tag{8}$$

式中: $c_i(t)$ —第  $i$  个非线性模态分量;

$\eta(t)$ —噪声分量。

对于非线性模态分量  $c(t)$ ,可以由一系列调幅调频谐波  $r(t)$  组成,公式为:

$$c(t) = \sum_h r_h(t) = \sum_h r_h(t) = \sum_h A_h \cos \varphi_h \tag{9}$$

式中: $r_h(t)$ —第  $h$  个谐波; $r_1(t)$ —主谐波,其余的为次谐波; $A_h$ —第  $h$  个谐波的幅值; $\varphi_h$ —第  $h$  个谐波的相位。

NMD 分解的目的之一就是求出各个谐波的幅值、相位。NMD 所用到的原理方法有:时频表示法、时频脊曲线提取法、谐波重构法、次谐波检验法、噪声检验法。

#### 1.2.1 时频表示方法

获取信号的时频表示 (Time-frequency Representation, TFR),对于信号  $s(t)$  的短时傅立叶变换 (Short-time Fourier Transform, STFT) 和小波变换 (Wavelet Transform, WT) 分别如式 (10) 和 (11) 所示:

$$\begin{aligned} G_s(\omega, t) &\equiv \int_{-\infty}^{+\infty} s^+(u) g(u - t) e^{-i\omega(u-t)} du \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_0^\infty e^{i\xi t} \hat{s}(\xi) \hat{g}(\omega - \xi) d\xi \end{aligned} \tag{10}$$

$$\begin{aligned} W_s(\omega, t) &\equiv \int_{-\infty}^{+\infty} s^+(u) \psi^* \left[ \frac{\omega(u-t)}{\omega_\psi} \right] \frac{\omega du}{\omega_\psi} \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_0^\infty e^{i\xi t} \hat{s}(\xi) \hat{\psi}^* \left( \frac{\omega_\psi \xi}{\omega} \right) d\xi \end{aligned} \tag{11}$$

式中: $\omega$ —频率; $u$  和  $\xi$ — $t$  在时域和频域的另外一种表示形式;其中  $g(t)$  和—STFT 的窗函数; $\omega_\psi$ —小波峰值频率; $\psi(t)$ —WT 的对数正态小波基函数; $\hat{\psi}^*(t)$  和  $\hat{\psi}(t)$ — $\psi(t)$  复共轭函数和傅立叶变换 (Fourier Transform, FT)。

#### 1.2.2 时频脊曲线提取方法

假定 TFR 在时间和频率上有足够的分辨率来分辨频率接近的分量,由 TFR 振幅峰值来确定时频脊曲线。在 STFT 的情况下,将使路径泛函最大化的峰序列作为时频脊曲线,其表达式为:

$$\begin{aligned} S[\omega_p(t)] &\equiv \sum_{n=1}^N \left\{ \ln |G_s(\omega_p(t_n), t_n)| - \right. \\ &\quad \left. \left| \frac{\Delta \omega_p(t_n) - \text{mean}[\Delta \omega_p]}{\text{std}[\Delta \omega_p]} \right| - \left| \frac{\omega_p(t_n) - \text{mean}[\omega_p]}{\text{std}[\omega_p]} \right| \right\} \end{aligned} \tag{12}$$

式中: $G_s$ —TFR; $\omega_p(t)$ —时频脊曲线; $\text{std}[\cdot]$ —求标准差; $\text{mean}[\cdot]$ —求均值; $\Delta \omega_p(t_n) = \omega_p(t_n) - \omega_p(t_{n-1})$ 。

把 (12) 式中的  $\omega_p$  替换成  $\ln \omega_p$ ,  $\Delta \omega_p$  替换成  $\Delta \ln \omega_p$ ,即可获得 WT 情况下的路径泛函计算公式,求得路径泛函最大时的  $\ln \omega_p$  序列,即可得到时频脊曲线。

#### 1.2.3 谐波重构方法

提取到时频脊曲线  $\omega_p(t)$  后,进行谐波  $r(t)$  的幅值  $A(t)$ 、相位  $\varphi(t)$ 、频率  $v(t) = \varphi'(t)$  的提取,以实现对谐波的重构。重构分为脊线法和直接法。

STFT 脊线法重构方法:

$$\begin{cases} v(t) = \omega_p(t) + \delta v_d(t) \\ A(t) e^{i\phi(t)} = \frac{2G_s(\omega_p(t), t)}{\hat{g}(\omega_p(t) - v(t))} \end{cases} \tag{13}$$

WT 脊线法重构方法:

$$\begin{cases} v(t) = \omega_p(t) e^{\delta \ln v_d(t)} \\ A(t) e^{i\phi(t)} = \frac{2W_s(\omega_p(t), t)}{\psi^*[\omega_\psi v(t)/\omega_p(t)]} \end{cases} \tag{14}$$

式中: $\delta v_d$  和  $\delta \ln v_d$ —离散化效应的修正值,可以通过抛物线插值获得。

STFT 直接法重构方法:

$$\begin{cases} A(t) e^{i\phi(t)} = C_g^{-1} \int_{\omega_-(t)}^{\omega_+(t)} G_s(\omega, t) d\omega \\ G_g \equiv \frac{1}{2} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{g}(\xi) d\xi = \pi g(0) \\ v(t) = Re \left[ \frac{\int_{\omega_-(t)}^{\omega_+(t)} \omega G_s(\omega, t) d\omega}{\int_{\omega_-(t)}^{\omega_+(t)} G_s(\omega, t) d\omega} - \overline{\omega}_g \right] \\ \overline{\omega}_g \equiv \frac{C_g^{-1}}{2} \int_{-\infty}^{+\infty} \xi \hat{g}(\xi) d\xi \end{cases} \quad (15)$$

WT 直接法重构方法:

$$\begin{cases} A(t) e^{i\phi(t)} = C_\psi^{-1} \int_{\omega_-(t)}^{\omega_+(t)} W_s(\omega, t) \frac{d\omega}{\omega} \\ G_\psi \equiv \frac{1}{2} \int_0^\infty \hat{\psi}^*(\xi) \frac{d\xi}{\xi} \\ v(t) = Re \left[ \frac{D_\psi^{-1} \int_{\omega_-(t)}^{\omega_+(t)} \omega W_s(\omega, t) \frac{d\omega}{\omega}}{G_\psi^{-1} \int_{\omega_-(t)}^{\omega_+(t)} W_s(\omega, t) \frac{d\omega}{\omega}} \right] \\ D_\psi \equiv \frac{\omega_\psi}{2} \int_0^{+\infty} \frac{1}{\xi} \hat{\psi}^*(\xi) \frac{d\xi}{\xi} \end{cases} \quad (16)$$

对于脊线法和直接法重构方法,选择不一致系数大的重构方法,谐波参数的不一致系数可以表示为:

$$\begin{cases} \varepsilon_A = k_A \sqrt{\langle (\tilde{A}(t) - A(t))^2 \rangle} \\ \varepsilon_\varphi = k_\varphi \sqrt{1 - |\langle \exp(i(\tilde{\varphi}(t) - \varphi(t))) \rangle|^2} \\ \varepsilon_v = k_v \sqrt{\langle (\tilde{v}(t) - v(t))^2 \rangle} \end{cases} \quad (17)$$

式中: $k_A, k_\varphi, k_v$ —调整系数,  $k_A=2, k_\varphi=3, k_v=4$  或均为 1 时效果较好。

因为脊曲线法具有更好的噪声鲁棒性,直接法在低噪声水平下具有更准确地跟踪参数的时间变异性,所以对于主谐波 $r_1(t)$ 利用脊线法重构,对于次谐波 $r_h(t)$ 采用不一致系数较大的方法重构。STFT 和 WT 两种时频表示方法在不同的环境下拥有不同的特点,因此在获取 TFR 的过程中可以根据文献[12]中的经验公式对其进行筛选。

$$\begin{cases} R \equiv \{1 + V[\partial_t v(t), v(t)]\}^{-1} + \{1 + V[\partial_t A(t), \\ v(t)]\}^{-1} V[x(t), y(t)] \equiv \frac{\text{std}[|x(t)/y(t)|^+]}{\text{std}[|x(t)/\langle y(t) \rangle|^+]} \end{cases} \quad (18)$$

当  $R < 1$  时,用 STFT;当  $R \geq 1$  时,用 WT。

## 1.2.4 次谐波检验方法

找到主谐波的时频脊曲线后,主谐波  $h$  次谐波一般位于主谐波的时频脊曲线附近。当利用谐波重构方法获得第  $h$  次谐波后,考虑到实际物理意义,需要判断其是否为真正的谐波,NMD 算法通过零假设的独立性分析来辨别次谐波  $r_h(t)$  ( $h \geq 2$ ) 的真伪。给定最大时移  $M, r_1(t)$  谐波的代理参数表示为:

$$\begin{cases} A_d^{(1)}(\tau) = A^{(1)}(\tau - \Delta T_d/2) \\ v_d^{(1)}(\tau) = v^{(1)}(\tau - \Delta T_d/2) \\ \phi_d^{(1)}(\tau) = \phi^{(1)}(\tau - \Delta T_d/2) \\ \tau = t_{i=1+M/2, \dots, N-M/2} \\ \Delta T_d = M(1 - 2d/N_d)/(2f_s) \end{cases} \quad (19)$$

式中: $N$ —采样长度; $f_s$ —为采样频率; $d$ —为时移点数。

对于  $r_h(t)$  次谐波,首先将时频信号前移  $\Delta T_d/2$ ,然后利用谐波重构法获得最优的  $A_d^{(h)}, v_d^{(h)}, \phi_d^{(h)}$  为  $r_h(t)$  的代理参数。

用统计参数  $q_A^{(h)}, q_v^{(h)}, q_\phi^{(h)}$  来量化  $r_h(t)$  和  $r_1(t)$  的一致性,可表示为:

$$\begin{cases} q_A^{(h)} = \exp \left\{ - \frac{\sqrt{\langle [A^{(h)}(t) \langle A^{(1)}(t) \rangle - A^{(1)} \langle A^{(h)}(t) \rangle]^2 \rangle}}{\langle A^{(1)}(t) A^{(h)}(t) \rangle} \right\} \\ q_v^{(h)} = \exp \left\{ - \frac{\sqrt{\langle [v^{(h)}(t) - h v^{(1)}(t)]^2 \rangle}}{\langle v^{(h)}(t) \rangle} \right\} \\ q_\phi^{(h)} = a |\langle \exp[i(\phi^{(h)}(t) - h \phi^{(1)}(t))] \rangle| \end{cases} \quad (20)$$

谐波之间相互一致性的总体度量可以表示为:

$$\rho^{(h)}(w_A, w_v, w_\phi) = (q_A^{(h)})^{w_A} (q_v^{(h)})^{w_v} (q_\phi^{(h)})^{w_\phi} \quad (21)$$

式中: $w_A, w_v, w_\phi$ —权重系数; $\rho_0^{(h)} \Delta T_0 = 0$  时一致性的总体度量。

若替代数据中  $\rho_d^{(h)}(1, 0, 1) \geq \rho_0^{(h)}(1, 0, 1)$  的置信水平  $l'$  小于预设置信水平  $l$ , 则此谐波为伪谐波, 否则为真谐波。

## 1.2.5 噪声检验方法

在 NMD 分解的过程中,停止迭代分解的条件为分解所剩信号被判断为噪声。噪声检验统计特征  $D(\alpha_A, \alpha_v)$  计算如下:

$$\begin{cases} D(\alpha_A, \alpha_v) = \alpha_A Q[\hat{A}(\xi)] + \alpha_v Q[\hat{v}(\xi)] \\ Q[f(x)] = - \int \frac{|f(x)|^2}{|f(x)|^2 dx} \ln \frac{|f(x)|^2}{|f(x)|^2 dx} dx \end{cases} \quad (22)$$

式中： $Q[\hat{A}(\xi)]$ —幅值的傅立叶熵谱； $Q[\hat{v}(\xi)]$ —频率的傅立叶熵谱。

在检验过程中,首先计算本次迭代的主谐波统计特征  $D_0(\alpha_A, \alpha_v)$ ,然后生成  $N_s$  个 FT 代理数据,并计算每一个代理相应的 TFR 和各自的相应的  $D_{s=1,2,\dots,N_s}(\alpha_A, \alpha_v)$ ,当  $D_s > D_0$  的代理数据个数比例高于设置的显著性水平,则拒绝检验噪声的零假设。根据以上方法,NMD 分解的流程图 1 所示。

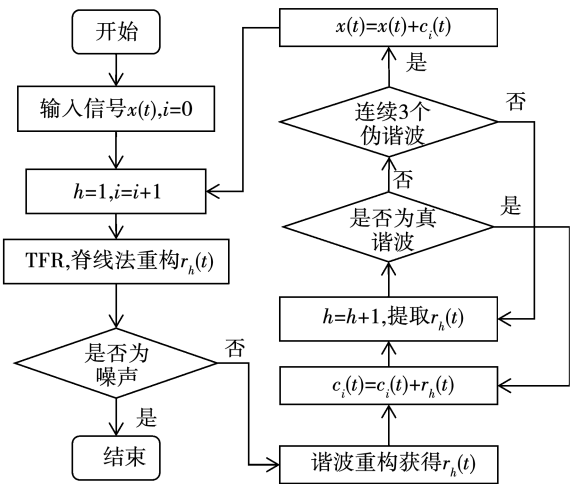


图 1 NMD 算法图

Fig. 1 NMD algorithm diagram

1.3 Hilbert 瞬时频率

Hilbert 变换常用于提取信号的瞬时频率,信号  $x(t)$  经 Hilbert 变换公式为:

$$\hat{x}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \tag{23}$$

其解析信号  $z(t)$  可以表示为:

$$z(t) = x(t) + j\hat{x}(t) = A\cos(-j\phi) \tag{24}$$

即  $z(t)$  的虚部是其实部的 Hilbert 变换。其中  $A$  为幅值,  $\phi$  为相位, 分别计算为:

$$\begin{cases} A = \sqrt{x^2(t) + \hat{x}^2(t)} \\ \phi = \arctan(\frac{\hat{x}(t)}{x(t)}) \end{cases} \tag{25}$$

信号的瞬时频率定义为  $\phi$  对于时间  $t$  的导数:

$$f_i = \frac{\partial \phi}{\partial t} \tag{26}$$

1.4 平方包络盲反卷积算法

旋转机械故障引起的原始脉冲序列可视为稀疏信号,由于传输路径的影响和环境噪声的破坏,在机壳上测得的信号往往是非稀疏的,导致故障特征难

以提取。平方包络盲反卷积算法<sup>[16]</sup> (SEBD) 以  $G - L_p/L_q$  广义范数为稀疏准则,其表达如下:

$$M_{p,q}(s) = \log\left(\frac{p}{q}\right) N^{\left(\frac{p}{q}-1\right)} \cdot \left(\frac{\sum_{i=1}^{NL} |s|^p}{\left(\sum_{i=1}^{NL} |s|^q\right)^{\frac{p}{q}}}\right) \tag{27}$$

式中:  $s$ —滤波后信号的平方包络谱;  $N$ —的长度。

通过梯度下降法最小化  $M_{p,q}(s)$ , 让平方包络谱可以取得较好的稀疏性,从而达到降噪的目的。本文利用文献[12]的粒子群算法优化的平方包络盲反卷积算法降噪算法对信号进行降噪并提取故障特征。

2 轴承故障特征挖掘流程

轴承故障特征挖掘流程如下:

- (1) 获取轴承振动信号,根据轴承参数计算轴承各种故障类型特征阶次  $or_i$ ;
  - (2) 由于引风机轴承的工作转频通常小于 50 Hz,以 50 Hz 的截止频率进行低通滤波;
  - (3) 利用 NMD 在信号的低频部分提取非线性模态分量;
  - (4) 利用 Hilbert 方法计算模态分量的瞬时频率;
  - (5) 利用角域重采样方法将时域的变转速非平稳信号转化为角域伪平稳信号;
  - (6) 利用 PSO-SEBD 算法对角域信号进行处理,再通过包络阶次分析挖掘出故障特征。
- 具体的轴承故障特征挖掘流程如图 2 所示。

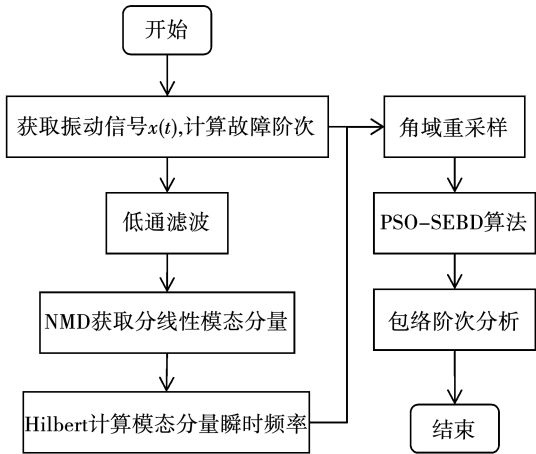


图 2 诊断流程图

Fig. 2 Diagnostic flowchart

3 仿真信号验证

3.1 构建仿真信号

为了验证本研究所提方法的有效性,利用滚动轴承数值仿真模型,模拟滚动轴承外圈故障信号。变转速工况下轴承外圈发生故障时,受到连续性单位脉冲激励的作用:

$$\begin{cases} F(t) = \sum_{k=1}^{+\infty} \delta(t - T_k) \\ T_k = \left\{ T_k \mid \int_0^{T_k} f_r(t) dt = \frac{k}{or} \right\} \end{cases} \quad (28)$$

系统的单位脉冲响应  $h_k(t)$  为:

$$h_k(t) = A_k e^{-2\pi\xi f_n(t-T_k)} \sin(2\pi f_n(t - T_k)) \quad (29)$$

因此轴承故障产生的时域冲击信号  $x(t)$  为:

$$\begin{cases} x(t) = F(t) * h(t) \\ x(t) = \left\{ \sum_{k=1}^{+\infty} \delta(t - T_k) \right\} * \left\{ \sum_{k=1}^{+\infty} h_k(t) \right\} \end{cases} \quad (30)$$

式中: $f_r(t)$ —轴承转频; $k$ —脉冲激励产生的次数; $T_k$ —第  $k$  次脉冲激励产生的时间; $or$ —故障阶次; $\xi$ —阻尼比; $f_n$ —共振频率; $A_k$ —振幅,当  $f_r < f_n$  时,  $A_k$  变化很小,可视为常数。数值仿真模型表示为:

$$\begin{cases} y(t) = x(t) + d(t) + e(t) \\ d(t) = 0.01 \sin(2\pi \int_0^t f_r(t) dt) \end{cases} \quad (31)$$

式中:仿真信号  $y(t)$  包含周期性瞬态冲击信号  $x(t)$ 、谐波分量  $d(t)$  以及噪声信号  $e(t)$ 。 $x(t)$  参数包含:固有频率  $f_n=3\ 000\ \text{Hz}$ ;振幅  $A_k=1$ ,阻尼系数  $\xi=0.23$ ;故障阶次  $or=5$ 。采用  $d(t)$  来模拟信号中的谐波成分,其受转速调制。 $e(t)$  是以  $x(t)$  为基础产生的信噪比为  $-13\ \text{dB}$  的高斯白噪声。该信号的采样频率  $f_s=10\ 000\ \text{Hz}$ ,采样点数  $N=10\ 000$ 。为了更好地模拟轴承转速的波动变化,  $f_r$  如式 (32) 所示,其变化趋势如图 3 所示。

$$f_r = 10 + 5\sin(4\pi t) \quad (32)$$

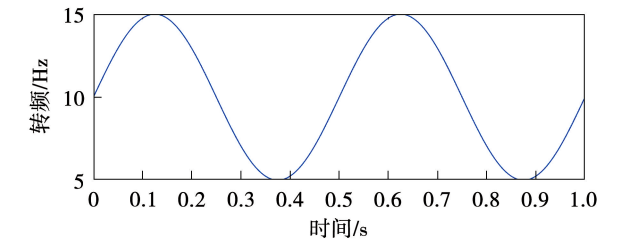


图 3 转频曲线

Fig. 3 Rotational frequency curve

仿真的变转速冲击信号如图 4 所示。结合图 3 转频曲线,从图 4 (a) 可以看出冲击的频率与转频相关。图 4 (b) 为添加高斯白噪声后的仿真信号。由于故障频率受转速调制,图 4 (c) 包络谱中无法识别轴承的故障特征频率。

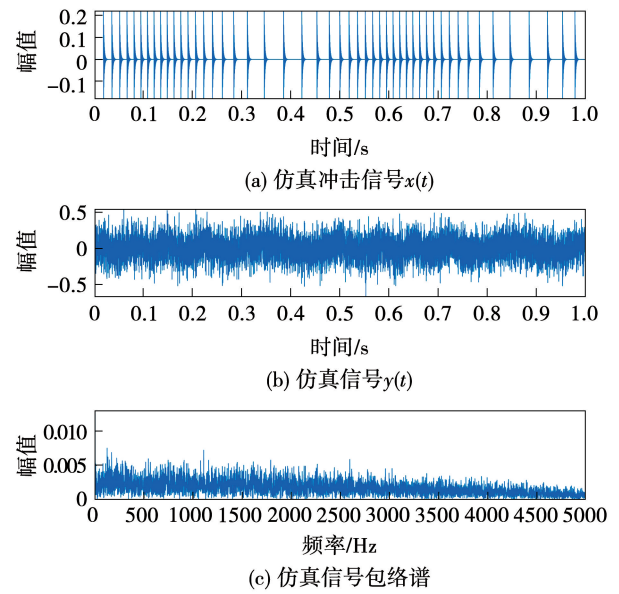


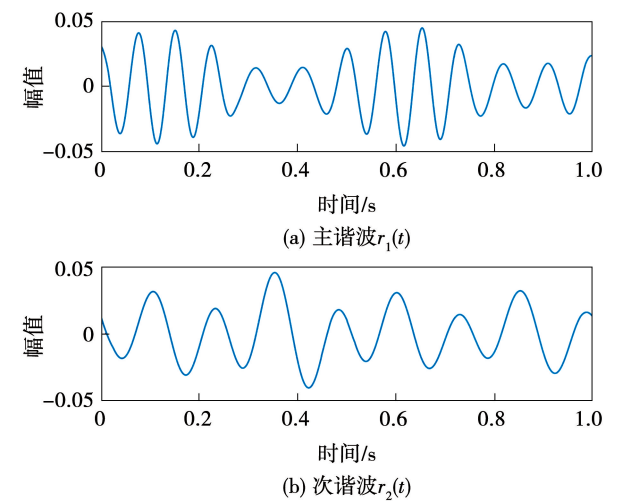
图 4 仿真信号

Fig. 4 Simulation signal

3.2 转速提取

3.2.1 NMD 转速提取结果

由于引风机轴承的工作转频通常小于  $50\ \text{Hz}$ ,以  $50\ \text{Hz}$  的截止频率进行低通滤波;然后利用 NMD 对仿真信号进行处理。处理过程中,在低频范围内发现了一个主谐波,两个次谐波,其结果如图 5 所示。根据公式 (9) 可以发现,所求的低频非线性模态分量为提取的谐波的和,其结果如图 6 所示。



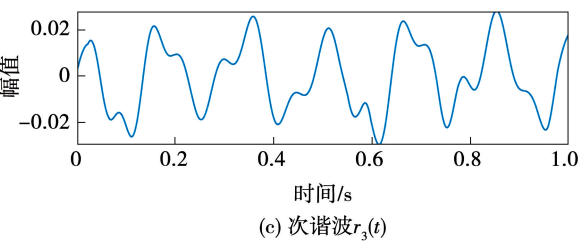


图 5 谐波成分

Fig. 5 Harmonic components

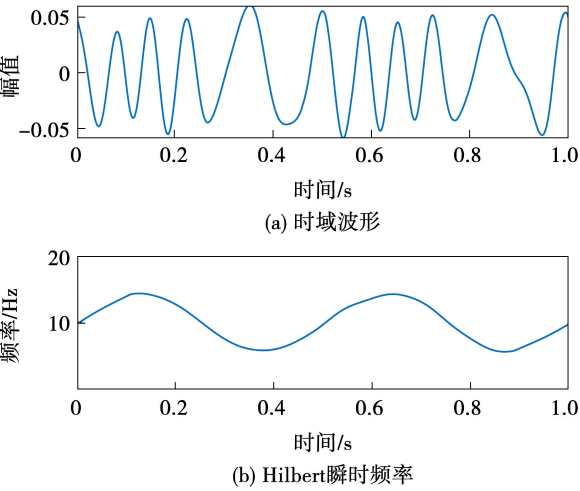


图 6 NMD 转频提取结果

Fig. 6 NMD trans-frequency extraction results

图 6(b)放大后与实际转频 $f_r$ 的对比结果如图 7 所示,可以看出 NMD 能有效地提取轴承信号中的转速信息。

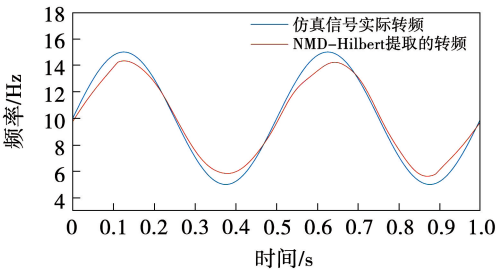


图 7 仿真信号转速提取结果

Fig. 7 Simulation signal speed extraction results

3.2.2 对比实验

VMD 和 EMD 分别是时域和频域常用的两种信号分解方法,先通过截止频率为 50 Hz 的低通滤波器对仿真信号进行滤波,然后利用 Hilbert 方法计算出 VMD 和 EMD 分解的子信号的瞬时频率,其转频提取结果分别如图 8 ~ 图 9 所示。从图 8 可以看出,通过 EMD 分解,将信号分解成 7 个模态分量,图

左侧展示了 7 个模态分量的时域波形,图右侧为频率在 0 ~ 50 Hz 范围内 Hilbert 方法提取的瞬时频率,由于 EMD 为时域分解方法,导致其瞬时频率并无明显规律,与仿真信号的实际转频相差较大。同样,从图 9 可以看出,VMD 将信号分解为 5 个模态分量。为了方便分析,图 9(b)为各模态在 0 ~ 30 Hz 范围内的瞬时频率结果,前 4 个模态,瞬时频率阶跃变化很大,IMF5 的瞬时频率与仿真信号转频在整体上有相同的变化趋势,但局部波动较大。对比结果验证了 NMD 方法提取转速的优越性。

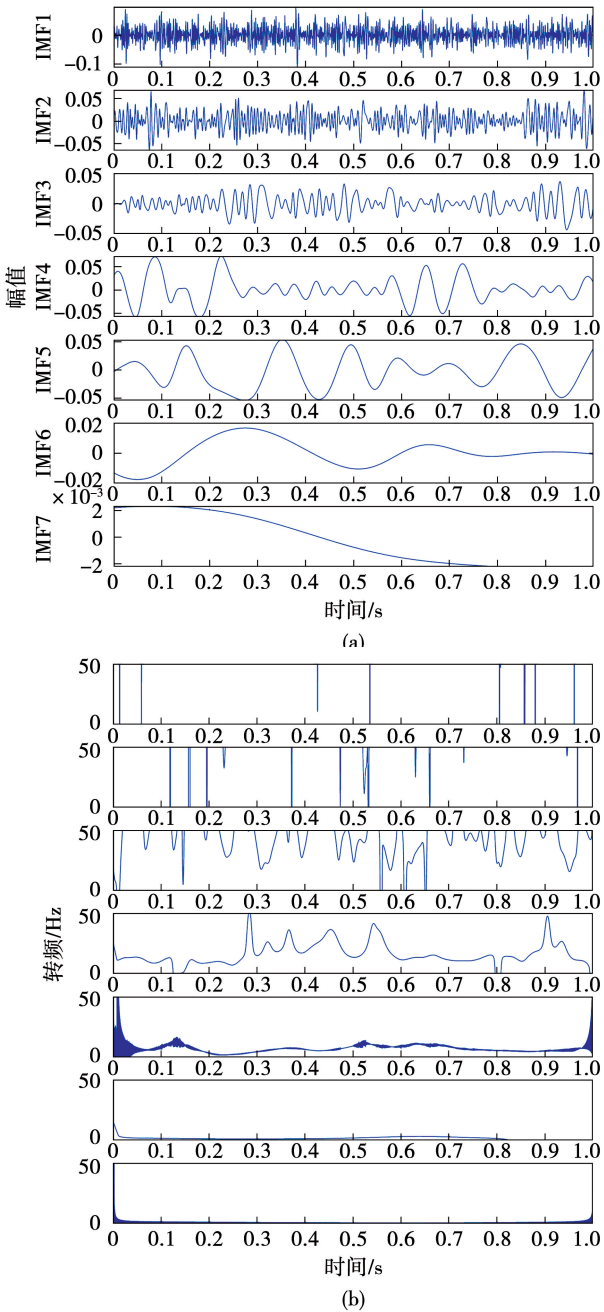


图 8 EMD 转频提取结果

Fig. 8 EMD trans-frequency extraction results

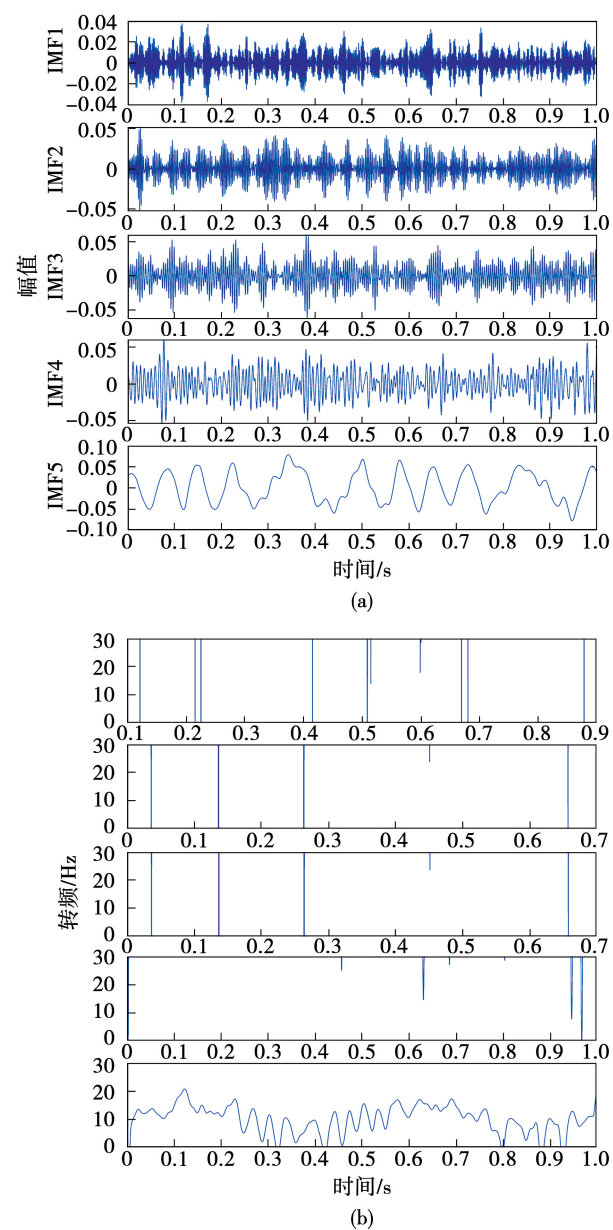


图 9 VMD 转频提取结果

Fig. 9 Rotational frequency extraction results by VMD

3.3 结果分析

利用 NMD 提取的转频信号将仿真信号  $y(t)$  转化为角域伪平稳信号,轴承旋转一圈的重采样点数为 360,角域信号如图 10 所示。

利用 PSO-SEBD 方法对轴承角域信号进行处理,图 11 (a) 为 PSO-SEBD 处理后信号的角域波形,可以看见明显的瞬态冲击特征;由图 10 (b) 相比,图 11 (b) 包络阶次谱能清晰地发现瞬态冲击信号的特征阶次,这与仿真信号的故障阶次十分吻

合。表明本研究方法在仿真信号上取得了良好的诊断结果。

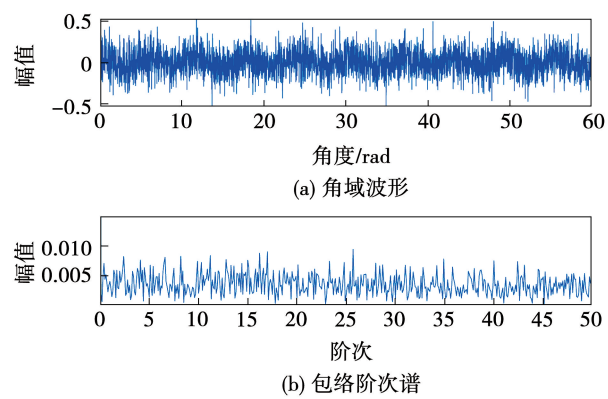


图 10 仿真信号的角域信号

Fig. 10 Angular domain signal of simulation signal

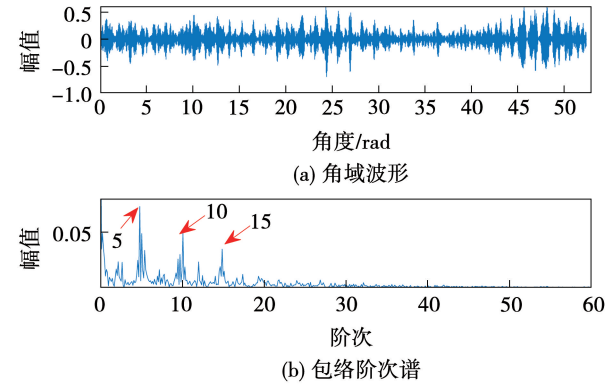


图 11 本文方法处理后的结果

Fig. 11 Results after processing by this paper's method

4 实测信号验证

4.1 数据介绍

渥太华大学数据集是一个变转速轴承数据集,轴承型号为 ER16K,内圈故障特征阶次  $or_i = 5.43$ ,外圈故障特征阶次  $or_o = 3.57$ 。通过加速度传感器测量振动数据,采样频率为 200 kHz,单样本采样持续时间为 10 s;数据集由转速变化方式和故障类型两种条件组成。由于数据的高频部分主要是噪声成分,且过高的采样频率将会导致数据量庞大,耗费大量的计算时间。因此,对原始数据进行重采样,重采样频率为 10 000 Hz,截取 5 ~ 7 s 之间 20 000 个采样点作为本次实验的分析数据,时域波形如图 12 所示。

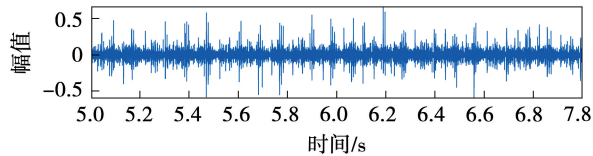


图 12 渥太华内圈故障时域波形

Fig. 12 Ottawa inner circle fault time domain waveforms

4.2 结果分析

为了进一步验证本文方法的有效性,利用 NMD 提取转速结果如图 13 所示。然后通过转频数据将时域信号转化为角域伪平稳信号,轴承旋转一圈采样点数为 180,重采样后的角域点数为 8463,其结果如图 14 所示。

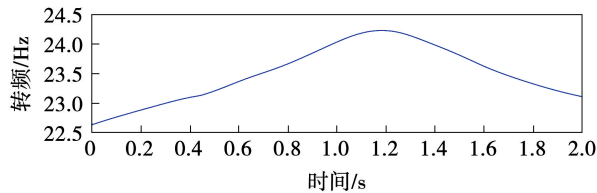


图 13 NMD 提取的转速信号

Fig. 13 Rotational speed signal extracted by NMD

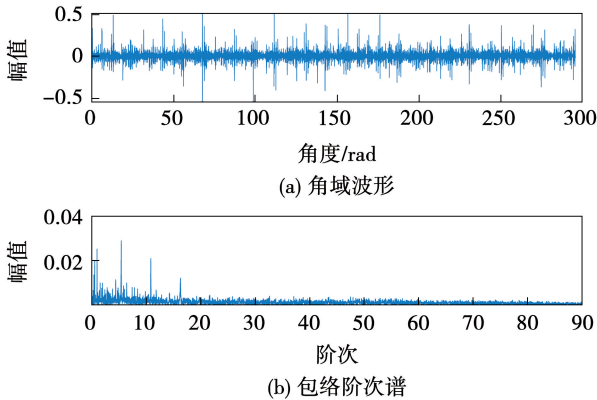


图 14 实测信号的角域信号

Fig. 14 Angular domain signal of real measured signal

从图 14 可以看出,包络阶次谱也能识别轴承的故障阶次,但混杂着一些低阶次非故障特征,且高阶阶次模糊,这容易造成误诊。

利用 PSO-SEBD 方法处理后得到结果如图 15 所示。相比于图 14(b),处理后的包络阶次谱稀疏性更好,特征阶次更为明显,且特征阶次与轴承内圈故障阶次十分吻合,其高倍阶次也十分清晰,这进一

步验证了本文所提方法的有效性。

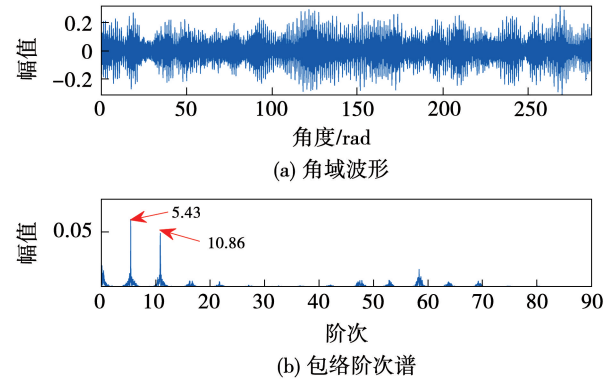


图 15 PSO-SEBD 处理结果

Fig. 15 PSO-SEBD processing results

5 抗噪能力验证

在渥太华原始内圈故障信号中添加 -6 dB 高斯白噪声,用于分析本文方法在强噪声环境下提取故障特征阶次的能力,对加噪信号进行转频提取的结果如图 16 所示。

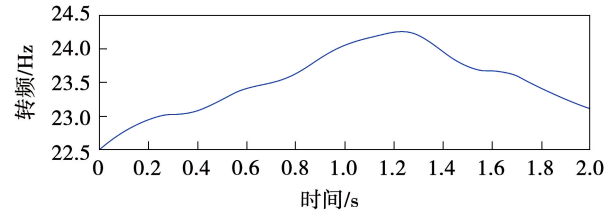


图 16 加噪 -6 dB 后提取的转频

Fig. 16 Rotational frequency extracted after noise addition of -6 dB

利用转频进行角域重采样,得到了图 17 所示的角域信号。图 17(a)中信号的冲击特征被完全掩盖,图 17(b)包络阶次谱中低阶次部分凸起的谱线也被噪声掩盖,这在一定程度上增加了故障诊断的难度。

利用 PSO-SEBD 处理该角域信号得到结果如图 18 所示,图 18(a)展示了处理后的角域波形,冲击特征较图 17(a)更为明显,图 18(b)包络阶次谱中标出的峰值阶次为 5.42 和 10.83 分别约等于内圈故障阶次  $or_i = 5.43$  的 1 倍和 2 倍。可见,本文方法在强噪声环境下仍能有效地提取出故障特征阶次,对变转速轴承故障进行诊断。

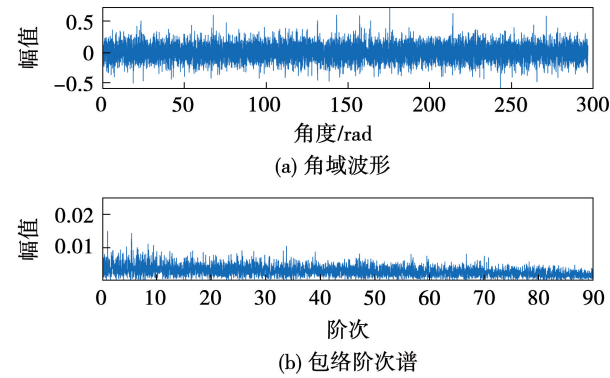


图 17 加噪 -6 dB 后的角域信号

Fig. 17 Angular domain signal after noise addition of -6 dB

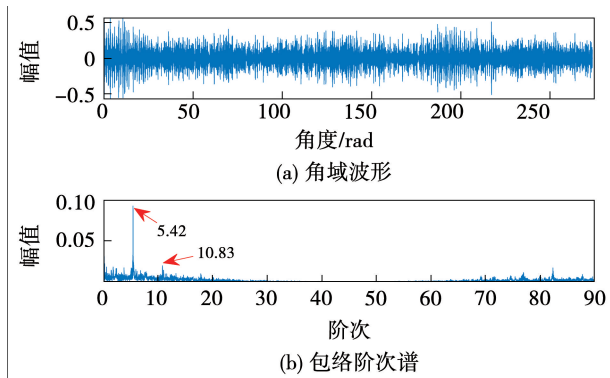


图 18 本文方法处理结果

Fig. 18 Results after processing by this paper's method

6 结 论

本文提出了一种基于 NMD 的轴承转速提取方法,并结合 PSO-SEBD 降噪方法对变转速滚动轴承故障特征进行挖掘。该方法首先利用 NMD 获取信号低频部分的非线性模态分量,然后利用 Hilbert 方法提取该分量的瞬时频率,之后将该瞬时频率作为轴承的转频对时域信号进行角域重采样;最后利用 PSO-SEBD 方法对角域信号进行降噪,挖掘故障特征。本文的主要工作和结论如下:

(1) 根据变转速轴承外圈故障模型,构建了转速周期波动的仿真信号。通过 NMD、EMD、VMD 对信号进行转速提取,发现 NMD 比 EMD 和 VMD 更能准确地提取出转速信号。利用提取的转速信号对仿真信号进行角域阶次跟踪,准确识别故障阶次为 5,验证了所提方法的有效性。

(2) 利用渥太华大学变转速轴承内圈数据进行测试,通过本文方法处理后的包络阶次谱中识别到

故障阶次为 5.43,与轴承的内圈故障特征阶次吻合,进一步验证了本文所提方法的有效性。

(3) 在渥太华大学变转速轴承内圈数据上添加 -6 dB 的高斯白噪声,本文方法处理后的包络阶次谱中识别到故障阶次为 5.42,仍与轴承的内圈故障特征阶次吻合,证明了本文所提方法的抗噪能力。

参考文献:

[1] 田 亮,袁存波. 基于 LSTM 和证据理论的引风机轴承故障诊断[J]. 动力工程学报,2023,43(5):614-621.  
TIAN Liang, YUAN Cunbo. Fault diagnosis of induceddraft fan bearing based on LSTM and evidence theory[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering,2023,43(5):614-621.

[2] 赵晴川,董信光,张利孟,等. 启停调峰及深度调峰对燃煤机组安全性影响分析[J]. 山东电力技术,2021,48(11):70-76.  
ZHAO Qingchuan, DONG Xinguang, ZHANG Limeng, et al. Analysis of influence of start-stop and deep peakshaving on the safety of coal-fired unit [J]. Shandong Electric Power, 2021, 48(11): 70-76.

[3] 肖俊青,金江涛,李 春,等. 基于 IVMD-MCKD 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 热能动力工程,2022,37(5):165-173.  
XIAO Junqing, JIN Jiangtao, LI Chun, et al. Researchon fault diagnosis of wind turbine rolling bearing based on improved variational mode decomposition and maximum correlation kurtosis deconvolution[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2022,37(5):165-173.

[4] 金岩磊,何茂慧,郭 涛,等. 改进 VMD 融合深度学习在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 热能动力工程,2023,38(2):144-152.  
JIN Yanlei, HE Maohui, GUO Tao, et al. Application of improved VMD combined with deep learning in rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2023, 38(2):144-152.

[5] 濮希刚,江国和,吴 刚,等. 基于自相关谱峭度图的滚动轴承故障诊断[J]. 船舶工程,2024,46(S1):460-465,473.  
PU Xigang, Jiang Guohe, WU Gang, et al. Pynamic modeling and vibration response andlysis of rolling bearing with compound raceway fault[J]. Ship Engineering,2024,46(S1):460-465,473.

[6] 王晓龙,唐贵基,何玉灵. 变转速下基于 COT-MCKD-STH 的风电机轴承复合故障诊断[J]. 动力工程学报,2019,39(3):220-226.  
WANG Xiaolong, TANG Guiji, HE Yuling. Compound fault diagnosis of wind turbine bearings based on COT-MCKD-STH under variable speed Conditions[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering,2019,39(3):220-226.

[7] 王贞云. 变转速工况下旋转机械轴承故障诊断方法研究[D].

石家庄:石家庄铁道大学,2017.

WANG Zhenyun. Research on fault diagnosis method of rotating machinery bearing under variable speed working condition [ D ]. Shijiazhuang:Shijiazhuang Railway University,2017.

[ 8 ] 陈 昊,张永祥,黄包裕. 基于阶次跟踪的变转速工况轴承故障诊断方法 [ J ]. 轴承,2021 ( 12 ) :49 – 55.

CHEN Hao, ZHANG Yongxiang, HUANG Baoyu. Fault diagnosis method for bearings under variable speed conditions based on order tracking method [ J ]. Bearing,2021 ( 12 ) :49 – 55.

[ 9 ] 赵克钦,程 峰,杨世飞. 变转速下对数平方包络谱在滚动轴承故障诊断中的应用 [ J ]. 噪声与振动控制,2023,43 ( 2 ) :132 – 138.

ZHAO Keqin, CHENG Feng, YANG Shifei. Application of logarithmic squared envelope spectrum in bearing fault diagnosis under variable speed condition [ J ]. Noise and Vibration Control,2023,43 ( 2 ) :132 – 138.

[ 10 ] 万书亭,王燕杰,张 雄,等. 时变工况的风电机组齿轮箱无转速计阶次跟踪方法研究 [ J ]. 振动工程学报,2023,36 ( 1 ) :266 – 279.

WAN Shuting, WANG Yanjie, ZHANG Xiong, et al. Research on the Tacho-less order tracking method of wind turbine gearbox under time-varying conditions [ J ]. Journal of Vibration Engineering, 2023,36 ( 1 ) :266 – 279.

[ 11 ] 邹金玉,王太勇,王 鹏. CQTBEW 算法及其在轴承早期故障诊断中的应用 [ J ]. 机械科学与技术,2022,41 ( 2 ) :165 – 171.

ZOU Jinyu, WANG Taiyong, WANG Peng. CQTBEW algorithm and its application in bearing early fault diagnosis [ J ]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2022,41 ( 2 ) :165 – 171.

[ 12 ] IATSENKO D, MCCLINTOCK P V E, STEFANOVSKA A. Non-linear mode decomposition: A new noise-robust, adaptive decomposition method [ J ]. Physical Review, E. Statistical Nonlinear and Soft Matter Physics, 2015,92 ( 3 ) :032916.

[ 13 ] 裴 迪,岳建海,焦 静. 基于自相关与能量算子增强的滚动轴承微弱故障特征提取 [ J ]. 振动与冲击,2021,40 ( 11 ) :101 – 108,123.

PEI Di, YUE Jianhai, JIAO Jing. Weak fault feature extraction of rolling bearing based on autocorrelation and energy operator enhancement [ J ]. Journal of Vibration and Shock, 2021,40 ( 11 ) :101 – 108,123.

[ 14 ] 王鹏程,邓艾东,凌 峰,等. 基于 PSO-SEBD 的风电机组滚动轴承故障诊断 [ J ]. 振动与冲击,2023,42 ( 7 ) :281 – 288.

WANG Pengcheng, DENG Aidong, LING Feng et al. Fault diagnosis of rolling bearing of wind turbine generator based on PSO-SEBD [ J ]. Journal of Vibration and Shock, 2023,42 ( 7 ) :281 – 288.

[ 15 ] 韩佳霖,高宏力,郭 亮,等. 无转速阶次跟踪的滚动轴承故障诊断方法 [ J ]. 西南交通大学学报,2024,59 ( 1 ) :220 – 228.

HAN Jialin, GAO Hongli, GUO Liang, et al. Bearing fault diagnosis method based on order tracking without rotational speed [ J ]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2024,59 ( 1 ) :220 – 228.

[ 16 ] HE L, WANG D, YI C, et al. Extracting cyclo-stationarity of repetitive transients from envelope spectrum based on prior-unknown blind deconvolution technique [ J ]. Signal Processing, 2021,183:107997.

(姜雪梅 编辑)