

# 快速 Hoyer 谱图及 VNCMD 的变转频滚动轴承故障诊断\*

石文杰, 温广瑞, 黄鑫, 周桥, 包渝锋

(西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

**摘要** 针对变转频情况下滚动轴承振动信号出现频谱混叠现象而无法直接提取故障特征频率的问题,提出一种基于快速 Hoyer 谱图及改进变分非线性调频模式分解 (variational nonlinear chirp mode decomposition, 简称 VNCMD) 的变转频轴承故障诊断方法。首先,采用快速 Hoyer 谱图确定轴承故障冲击所处的共振频带,对信号进行带通滤波提取轴承故障冲击成分并与低通滤波后的信号进行融合;其次,通过多分量协同转频估计方法对转频及轴承故障特征频率脊线进行估计;最后,将估计的脊线作为 VNCMD 的输入参数,提取转频及轴承故障冲击成分,并通过阶次分析确定轴承的故障类型。相较于集合经验模式分解 (ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD),所提方法可以获得更加精确的时频脊线,并通过信号分解得到正确的分量。仿真信号和实验信号均表明所提方法的有效性。

**关键词** 变分非线性调频模式分解;变转频;脊线提取;滚动轴承;故障诊断

**中图分类号** TH17;TH133.3

## 引言

滚动轴承是旋转机械中应用最为广泛的零部件之一,实际工业应用中变转频工况不可避免,即使在恒定转频下运行的滚动轴承也会由于载荷变化等原因产生转频波动。和平稳工况相比,变转频工况使原本的平稳周期振动信号变为调频、调幅的非平稳信号,增加了滚动轴承故障特征提取的难度<sup>[1]</sup>。

近年来,阶次分析在变转频工况下滚动轴承故障诊断领域发挥了重要的作用<sup>[2]</sup>,然而转频计并非总可以在待分析的设备上,且角域阶次分析的精度受到插值计算的限制,因此开发无转频计的变转频滚动轴承故障诊断方法尤为重要<sup>[3]</sup>。基于振动信号的时频表示提取转频及轴承故障频率的方法也在近几年得到了发展<sup>[4-6]</sup>。

VNCMD 可通过变分模型将信号分解为多个非线性调频模式<sup>[7]</sup>,并从多分量信号中提取出大带宽的调幅-调频信号,更适合于变转频轴承的振动信号分析<sup>[8]</sup>。Jiang 等<sup>[7]</sup>结合 VNCMD 的特性,提出优化趋势指导模式分解的方法确定故障相关模式,有效应用于变转频轴承故障诊断。Guo 等<sup>[9]</sup>基于 VNCMD 提出了优化趋势项引导的 VNCMD 方法,精确

提取有意义的模式,并通过轴承故障诊断的实验实例验证了方法的有效性。若将初始频率设为一个常数,在整个时间域内提取目标分量的时变信号将产生较大的误差<sup>[10]</sup>。当时频分布中存在多条脊线时易相互干扰,He 等<sup>[11]</sup>提出的基于局部代价函数的脊线提取方法综合考虑了脊线的幅值及连续性,可以提取到更为准确的时频脊线。

针对上述问题,笔者提出一种基于快速 Hoyer 谱图及 VNCMD 的变转频轴承故障诊断方法。快速 Hoyer 谱图相比于传统快速峭度图可以更稳定地确定轴承故障冲击所处的共振频带,结合多分量协同转频估计方法对转频脊线进行提取,并在此基础上利用 VNCMD 方法提取转频和轴承振动信号,计算故障阶次。仿真信号和实验信号均表明,该方法可以有效地提取出变转频工况下滚动轴承的故障特征。

## 1 基本原理

### 1.1 变分非线性调频模式分解

与变分模式分解 (variational mode decomposition, 简称 VMD) 相比, VNCMD 的目的是将多分量

\* 国家自然科学基金资助项目(51775409)

收稿日期:2020-12-15;修回日期:2021-03-02

信号分解为非线性调频模态和的形式,非线性调频模态为调幅调频信号,其表达式为

$$c(t) = a(t) \cos \left( 2\pi \int_0^t f(s) ds + \phi \right) \quad (1)$$

其中: $a(t)$ 为 $c(t)$ 的瞬时幅度, $a(t) > 0$ ; $f(t)$ 为 $c(t)$ 的瞬时频率, $f(t) > 0$ ; $\phi$ 为 $c(t)$ 的初始相位。

在实际场景中,信号往往包含多个非线性调频模态,并伴随着高斯白噪声,数学模型可表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^K a_i(t) \cos \left( 2\pi \int_0^t f_i(s) ds + \phi_i \right) + n(t) \quad (2)$$

其中: $K$ 为信号中所包含的非线性调频模态的个数; $n(t)$ 表示均值为 0、标准差为  $\sigma$  的高斯白噪声,即  $n \sim N(0, \sigma^2)$ 。

对于式(1)所示的非线性调频模态,其解析形式可表示为

$$c_A(t) = a(t) \exp \left[ j \left( 2\pi \int_0^t f(s) ds + \phi_0 \right) \right] \quad (3)$$

定义解调算子为

$$D(t) = \exp \left[ -j2\pi \left( \int_0^t f_d(s) ds - f_d t \right) \right] \quad (4)$$

调制算子为

$$M(t) = \exp \left[ j2\pi \left( \int_0^t f_d(s) ds - f_d t \right) \right] \quad (5)$$

当调制算子的瞬时频率 $f_d(t) = f(t)$ 时,根据调制和解调的过程可知,式(2)可以表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^K \left[ u_i(t) \cos \left( 2\pi \int_0^t f_{di}(s) ds \right) + v_i(t) \sin \left( 2\pi \int_0^t f_{di}(s) ds \right) \right] + n(t) \quad (6)$$

其中: $u_i, v_i$ 为解调信号; $\{f_{di}(t): i = 1, 2, \dots, K\}$ 为各个解调算子的瞬时频率。

根据 $u_i(t)$ 和 $v_i(t)$ 二阶导数 $L_2$ 范数的平方估计原始信号的带宽,VNCMD算法中的变分问题可以表述为

$$\begin{aligned} \min_{\{u_i(t)\}, \{v_i(t)\}, \{f_{di}(t)\}} & \left\{ \sum_{i=1}^K \left( \|u_i''\|_2^2 + \|v_i''\|_2^2 \right) \right\} \\ \text{s.t.} & \left\| c(t) - \sum_{i=1}^K \left[ u_i(t) \cos \left( 2\pi \int_0^t f_{di}(s) ds \right) + v_i(t) \sin \left( 2\pi \int_0^t f_{di}(s) ds \right) \right] \right\|_2 \leq \epsilon \end{aligned} \quad (7)$$

其中:上界 $\epsilon$ 由噪声的强度决定, $\epsilon = \sqrt{N\sigma^2}$ 。

引入修正二阶差分算子 $\Omega$ ,式(7)中约束性变分问题的离散形式可以等价于

$$\min_{u_i, v_i, f_{di}, m} \left\{ I_{Q_\epsilon}(m) + \sum_i \left( \|\Omega u_i\|_2^2 + \|\Omega v_i\|_2^2 \right) \right\} \quad (8)$$

$$\text{s.t. } m = c - \sum_i (P_i u_i + Q_i v_i)$$

式(8)中的 $P_i, Q_i, \Omega, I_{Q_\epsilon}(y)$ 分别为

$$\begin{cases} P_i = \text{diag} \left[ \cos(\varphi_i(t_0)), \dots, \cos(\varphi_i(t_{N-1})) \right] \\ Q_i = \text{diag} \left[ \sin(\varphi_i(t_0)), \dots, \sin(\varphi_i(t_{N-1})) \right] \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} \Omega = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & -2 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 & -2 & 1 \\ 0 & \dots & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \\ I_{Q_\epsilon}(y) \triangleq \begin{cases} 0 & (y \in Q_\epsilon) \\ +\infty & (y \notin Q_\epsilon) \end{cases} \end{cases} \quad (10)$$

其中: $Q_\epsilon$ 为以原点为中心、半径为 $\epsilon$ 的球体, $Q_\epsilon \triangleq \{q \in R^{N \times 1}, \|q\|_2 \leq \epsilon\}$ ; $m$ 为辅助变量,表示噪声对分解结果的影响。

根据VMD算法求解约束性变分问题的原理,将上述约束性变分问题转化为非约束性变分问题,式(8)的增广Lagrange表达式为

$$\begin{aligned} L_\alpha(u_i, v_i, f_{di}, m, \lambda) = & I_{Q_\epsilon}(m) + \sum_i \left( \|\Omega u_i\|_2^2 + \|\Omega v_i\|_2^2 \right) + \\ & \frac{\alpha}{2} \left\| m + \sum_i (P_i u_i + Q_i v_i) - c \right\|_2^2 - \frac{\lambda}{2\alpha} \|\lambda\|_2^2 \end{aligned} \quad (11)$$

其中: $\alpha$ 为惩罚因子; $\lambda$ 为Lagrange乘子; $c^i$ 为信号分量。

VNCMD算法的具体实施过程可参考文献[12]。

### 1.2 快速 Hoyer 谱图

快速峭度图是轴承诊断中常用的方法,其中峭度是信号尖峰的量度,是检测旋转部件故障冲击性的重要指标<sup>[13]</sup>。基于峭度对轴承运行状态进行判断的方法易受到异常值的影响,鲁棒性较差。Hoyer指数是 $L_2$ 范数与 $L_1$ 范数之比的归一化形式,文献[14-15]将该指标用于测试齿轮故障的相位调制信号的稀疏性。笔者利用Hoyer指数替换快速峭度图中峭度指标,证明了Hoyer指标在应对异常值干扰时比峭度指标具有更好的鲁棒性,并应用于滚动轴承故障诊断<sup>[16]</sup>。因此,可以将快速峭度图中的峭度指标替换为Hoyer指数,对故障轴承振动信号所处的共振频带进行定位,其计算公式为

$$\begin{cases} a = \frac{\sqrt{\sum_{n=1}^N x_n^2}}{\sum_{n=1}^N |x_n|} \\ b = \left( \frac{\sqrt{N} - \sum_{n=1}^N |x_n|}{\sqrt{\sum_{n=1}^N x_n^2}} \right) / (\sqrt{N} - 1) \end{cases} \quad (12)$$

其中： $a$ 为 $L_2$ 范数与 $L_1$ 范数之比； $b$ 为Hoyer指数； $x$ 为采集到的振动信号； $N$ 为信号长度。

### 1.3 多分量协同转频估计方法

笔者提出多分量协同转频估计方法,综合考虑转频及故障特征频率的脊线对转频进行估计。基于局部代价函数的脊线提取方法可以综合考虑脊线的连续性和瞬时频率对应的幅值大小,保证了在提取目标脊线时不会被信号中其他成分干扰。定义代价函数为

$$CF_k = \left| f_k(i) - f_{k-1}(c) \right|^2 - e_k \left| \text{TF}(t_k, f_k(i)) \right|^2 \quad (13)$$

$(k = 2, 3, \dots, m)$

其中： $m$ 为矩阵 $\text{TF}(t, f)$ 的列数； $e_k$ 为对应于脊线的矩阵元振幅的权重； $f_k(i)$ 为搜寻 $f_k(c)$ 时的所有候选频率； $f_k(c)$ 为使得代价函数 $CF_k$ 达到最小值对应的频率,是所分析脊线在 $t_k$ 时刻对应的频率值。

多分量协同转频估计方法综合考虑了转频及各故障特征频率的比例关系,重点考虑转频的连续性和幅值,并结合各故障特征阶次的影响,构造新的代价函数为

$$CF_k = \alpha \left( \left| f_r(i) - f_r(c) \right|^2 - e_k \left| \text{TF}(t_k, f_k(i)) \right|^2 \right) - \sum_{q=1}^4 e_q \left| \text{TF}(t_q, f_q(i)) \right|^2 \quad (14)$$

其中： $\alpha$ 为比例系数； $f_r$ 为脊线； $f_r(i)$ 为搜寻 $f_r(c)$ 时的所有候选频率； $e_q$ 为对应于不同故障类型的矩阵元振幅的权重； $f_q$ 为不同故障类型对应的特征频率。

$\alpha$ 用来保证转频的连续性和幅值大小在式(12)中占据主导地位,可采用带通滤波后信号和低通滤波后信号的能量比确定 $\alpha$ 的值,即

$$\alpha = \sqrt{E_{\text{env}}/E_{\text{lowpass}}} \quad (15)$$

通过动态最小化式(12)中的局部代价函数,逐步提取期望脊线上的其他数据点,连接这些点的线就是转频的变化曲线。

## 2 变转频轴承故障诊断

针对滚动轴承各类故障阶次固定且不随转频变化的特点,笔者提出一种基于快速Hoyer谱图及改

进VNCMD的变转频轴承故障诊断方法,其流程如图1所示。

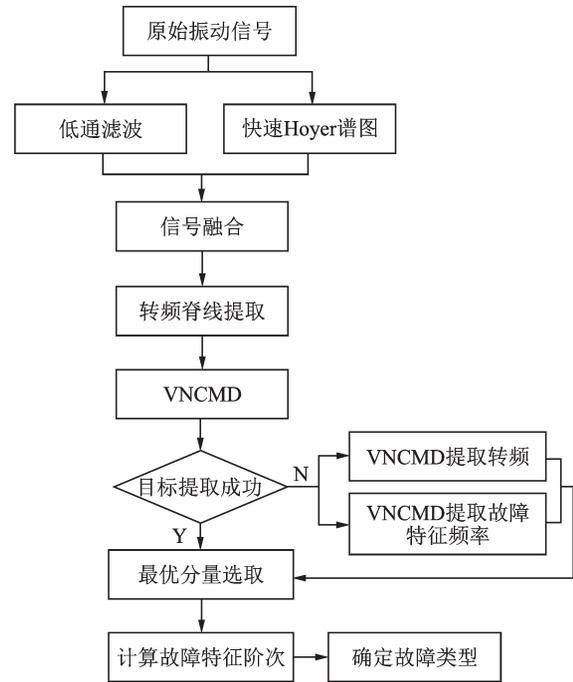


图1 所提方法流程图

Fig.1 Flowchart for the proposed method

具体处理步骤为:

1) 分别对信号进行低通滤波和带通滤波,其中带通滤波的滤波中心频率和滤波带宽由快速Hoyer谱图确定;

2) 对低通滤波后的信号及带通滤波后的包络信号进行融合,使得融合信号中同时包含转频及故障特征频率成分;

3) 采用多分量协同转频估计方法对融合信号的时频分布进行转频脊线提取;

4) 将步骤3中脊线提取的结果及相应阶次的倍频作为VNCMD的输入参数,以提取转频信号及轴承故障冲击信号;

5) 若提取的结果无法满足故障诊断的需求,则可以考虑在步骤4中采用不同的参数分别提取转频和故障特征频率,以提高信号分解精度;

6) 将分解得到的各故障特征频率脊线与转频脊线做比,选取比值方差最小的分量进行分析,并通过阶次判断轴承故障类型。

## 3 数据验证分析

### 3.1 仿真信号分析

为了验证所提方法的有效性,采用1组仿真振

动信号对其进行验证,仿真信号  $x(t)$  由齿轮啮合分量  $x_g(t)$ 、轴承故障分量  $x_b(t)$  和噪声分量  $\eta$  组成

$$x(t) = x_g(t) + x_b(t) + \eta \quad (16)$$

添加高斯白噪声使得仿真信号的信噪比为 -3 db,信号的采样频率为 10 240 Hz,所分析的数据长度为 20 480 个点,仿真信号的时域波形及包络谱如图 2 所示。由图可见,由于转频的变化,包络谱中出现了明显的频谱模糊现象,无法直接提取故障特征频率,因此要采用时频分析的方法对变转频轴承振动信号进行处理。

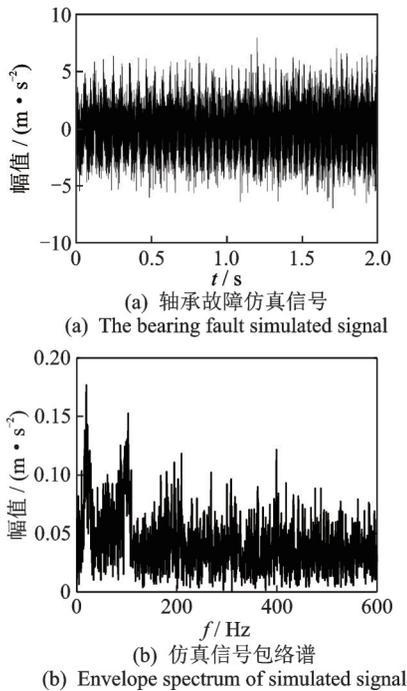


图 2 仿真信号的时域波形及包络谱

仿真信号快速 Hoyer 图及融合时频谱如图 3 所示。对仿真信号进行低通滤波处理,其截止频率设为 100 Hz,对滤波后的信号进行短时傅里叶变换,采用快速 Hoyer 谱图对信号的最优滤波频带进行选择,以提取轴承故障冲击成分,其结果见图 3(a)。最优滤波中心频率为 4 320 Hz,滤波带宽为 320 Hz,对低通滤波后的信号和带通滤波后的包络信号进行融合,融合后信号的时频图见图 3(b)。

采用多分量协同转频估计方法分别提取转频和故障特征频率脊线,其结果如图 4 所示,并将提取结果作为 VNCMD 输入参数中的初始频率,对转频分量和轴承振动信号进行提取。

将上述得到的脊线提取结果作为 VNCMD 的输入参数,分别对低通滤波后的信号及带通滤波后

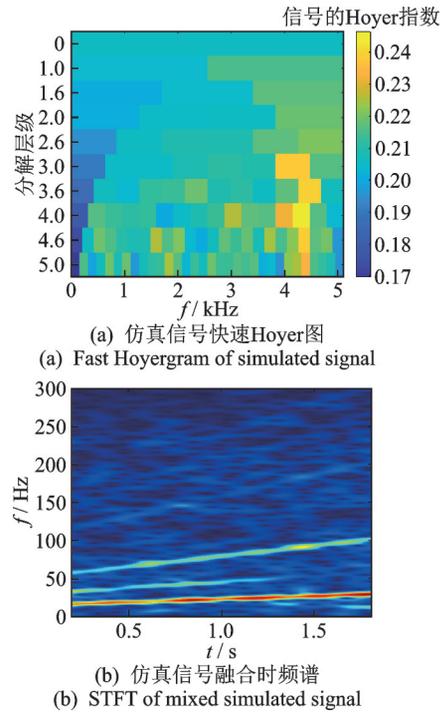


图 3 仿真信号快速 Hoyer 图及融合时频谱

Fig.3 Fast Hoyergram and envelope spectrum of simulated signal

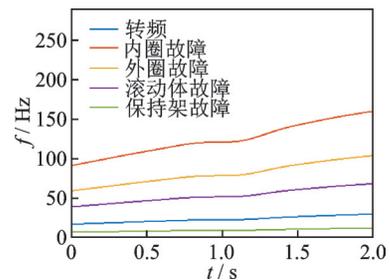


图 4 多分量协同脊线提取结果

Fig.4 Result of multi-mode surveillance ridge detection

的包络信号进行 VNCMD 分解。除初始频率外, VNCMD 算法中还有 4 个参数需要人为确定,即控制 VNCMD 滤波频带的参数  $\alpha$ 、控制 VNCMD 迭代过程中瞬时频率增量平滑度的  $\beta$ 、高斯白噪声的方差  $\text{var}$  及收敛准则  $\text{tol}$ 。其中:  $\alpha$  为  $10^{-10}$ ;  $\beta$  为  $10^{-12}$ ;  $\text{var}$  为 0;  $\text{tol}$  为  $10^{-8}$ 。振动信号 VNCMD 分解结果如图 5 所示。

设各故障脊线及转频脊线的长度均为  $N$ ,则各故障类型脊线与转频之比的方差见表 1。由表可见,外圈故障对应的脊线与转频做比后阶次值最平稳,其平均值为 3.45,可认为与仿真信号设定的故障阶次相匹配,因此可以判定轴承故障类型为外圈故障。

$$\sigma^2 = \text{var} \left( \frac{R_f}{R_r} \right) \quad (17)$$

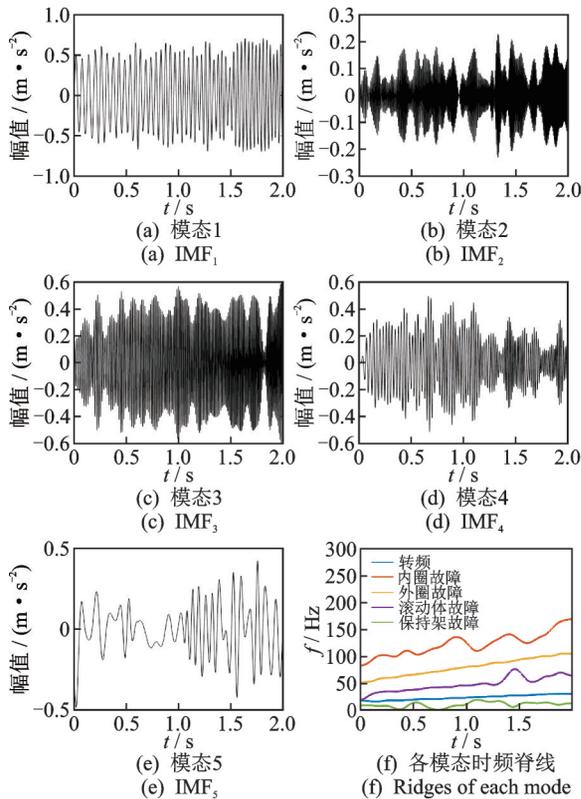


图5 振动信号VNCMD分解结果

Fig.5 VNCMD result of vibration simulated signal

其中:  $\sigma^2$  为方差计算结果;  $\text{var}(\ast)$  为方差计算公式;  $R_f$  和  $R_r$  分别为故障特征频率脊线和转频脊线。

表1 仿真信号各故障类型脊线与转频之比的方差

Tab.1 Variance of the ratio of ridge to rolling frequency of each fault type of simulation signal

故障类型	内圈	外圈	保持架	滚动体
方差	0.249 4	0.013 0	0.070 0	0.035 6

### 3.2 实验信号分析

为了进一步验证所提方法的有效性,在 SpectraQuest 公司设计的风力发电机传动系统故障模拟平台上进行了实验测试,如图6所示。该平台由 2.24 kW 驱动电机、两级变速箱、行星齿轮箱和磁粉制动器组成。将有内圈缺陷的滚动轴承安装在齿轮箱的输入轴上,轴承的内圈滚珠通过频率是输入轴转动频率的 5.428 倍。

齿轮箱的振动信号由 BK 加速度计收集,灵敏度为 10.23 mV/g。信号采集卡 DT9837 用于采集振动信号,采样频率为 20 480 Hz,采样时长为 6 s。轴承振动信号的时域波形及包络谱见图7,从包络谱中无法直接得到轴承的故障特征频率及特征阶次。

实验信号快速 Hoyer 图及融合时频谱如图8所

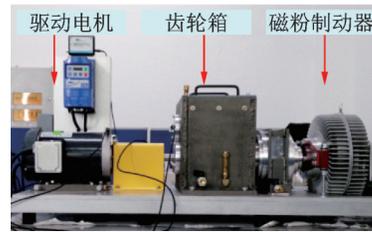


图6 风力涡轮机传动系诊断模拟器

Fig.6 Wind turbine drive train diagnostic simulator

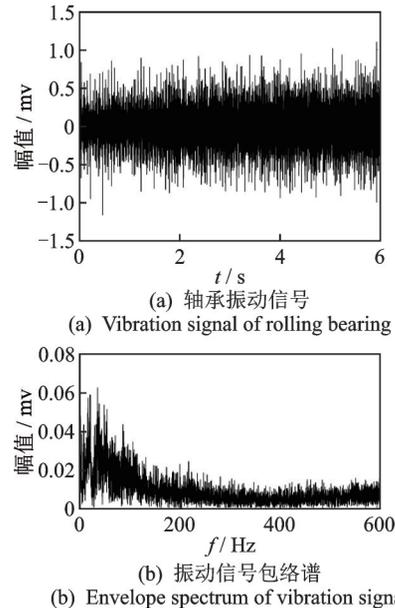


图7 轴承振动信号及包络谱

Fig.7 Vibration signal and envelope spectrum of rolling bearing

示。快速 Hoyer 谱图确定的最优滤波中心频率为 8 320 Hz,滤波带宽为 1 280 Hz,如图8(a)所示。融合后信号的时频分布如图8(b)所示,可见实际信号的时频分布相对于仿真信号时频分布更加复杂。

采用多分量协同转频估计方法对转频脊线和轴承故障特征频率曲线进行确定,结果如图9所示。将提取结果作为 VNCMD 输入参数中的初始频率,对转频分量和轴承振动信号进行分解。

将上述得到的脊线提取结果作为 VNCMD 的输入参数,并取  $\alpha$  为  $10^{-13}$ ,  $\beta$  为  $10^{-14}$ ,  $\text{var}$  为 0,  $\text{tol}$  为  $10^{-8}$ ,分别从融合信号中提取转频及故障特征频率,实验信号 VNCMD 分解结果如图10所示。

为了证明所提转频估计方法的准确性,采用键相信号对转频进行计算,两种方法的转频计算结果对比如图11所示。由图可见,所提方法提取到的转频脊线与键相信号计算的转频曲线相吻合,说明所提方法对于转频估计的准确性。

将提取到的轴承振动脊线与转频脊线做比并求

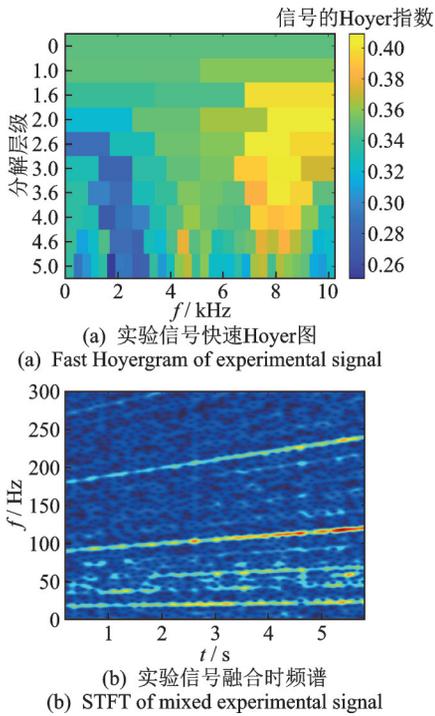


图8 实验信号快速Hoyer图及融合时频谱

Fig.8 Fast Hoyergram and envelope spectrum of experimental signal

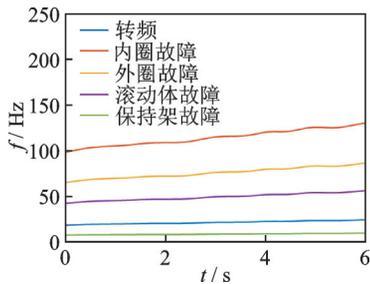


图9 实验信号多分量协同脊线提取结果

Fig.9 Result of multi-mode surveillance ridge detection of experimental signal

方差,结果如表2所示,得到故障特征阶次的平均值为5.203 9,可认为与轴承内圈故障阶次5.428相匹配,可判断轴承故障为内圈故障。

### 3.3 对比分析

为了进一步与原始VNCMD进行对比,采用EEMD对实验信号进行分解,信号被分解为16个分量,取前9个分量进行分析,其结果如图12所示。

图12中,IMF<sub>6</sub>包含轴承故障特征信息,IMF<sub>8</sub>和IMF<sub>9</sub>均包含转频信息,其短时傅里叶变换(short time Fourier transform,简称STFT)分布如图13所示。由图可见,转频成分被拆分到2个不同的模式中,且脊线周围存在较多的噪声干扰,以此为基础提取的脊线势必会产生较大的误差。

将所提取脊线作为VNCMD的输入参数进行

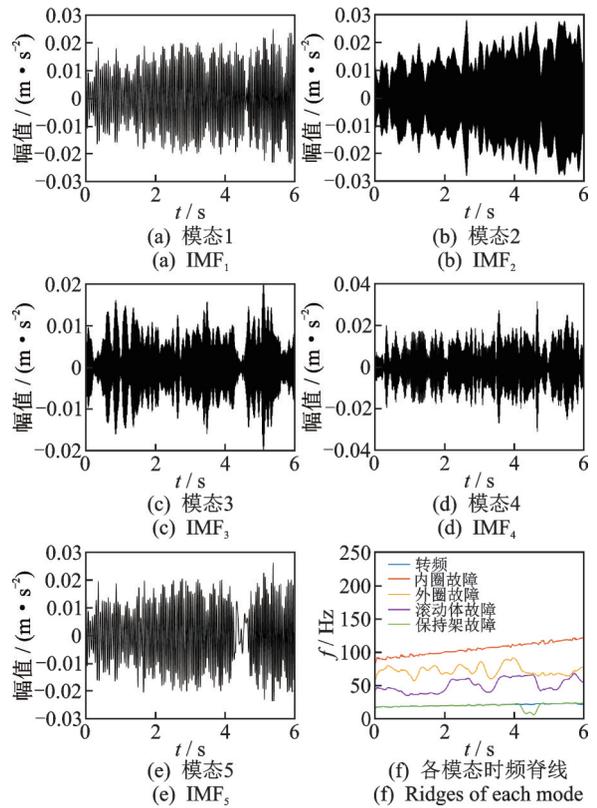


图10 实验信号VNCMD分解结果

Fig.10 VNCMD result of experimental signal

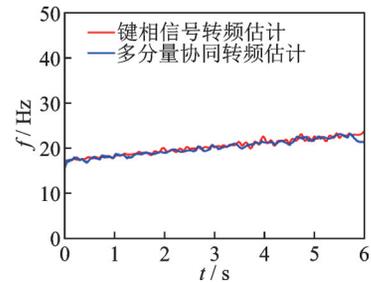


图11 两种方法的转频计算结果对比

Fig.11 Comparison between the proposed method and frequency conversion results based on Keyphasor signal

表2 各故障类型脊线与转频之比的方差

Tab.2 Variance of the ratio of ridge to rolling frequency of each fault type of experimental signal

故障类型	内圈	外圈	保持架	滚动体
方差	0.011 0	0.326 2	0.270 6	0.025 9

信号模式分解,由于对轴承信号转频脊线提取的误差,导致最终VNCMD对于转频的提取结果的不准确。转频及轴承故障脊线提取结果如图14所示。与所提方法相比,轴承故障特征脊线提取相对准确,但从IMF<sub>8</sub>和IMF<sub>9</sub>中提取的转频脊线均与真实转频相比波动较大,其效果与图11中采用多分量协同转频估计法得到的转频脊线相比有明显差距。

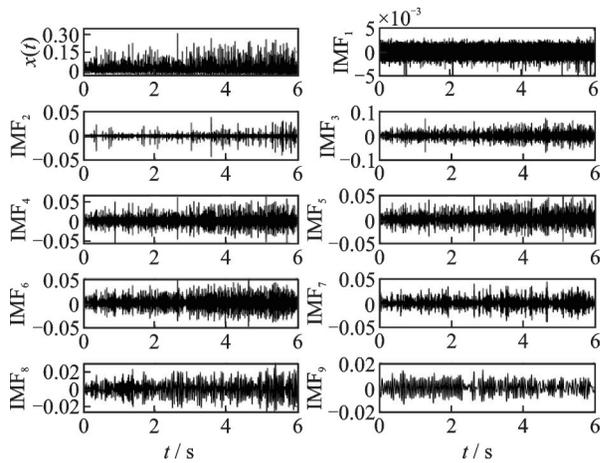
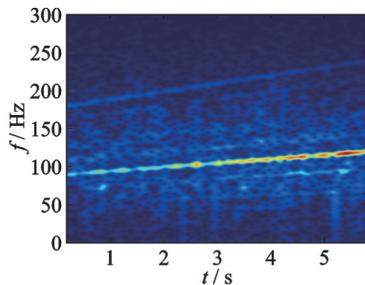
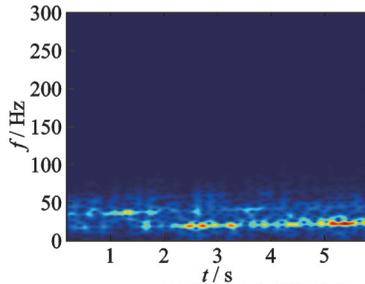


图 12 实验信号 EEMD 分解结果

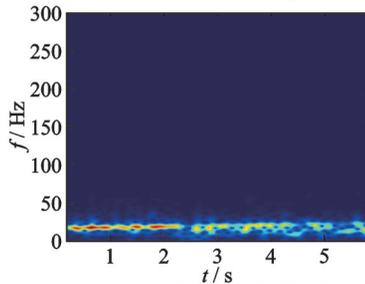
Fig.12 EEMD result of experimental signal



(a) IMF<sub>6</sub> 短时傅里叶变换分布  
(a) STFT of IMF<sub>6</sub>



(b) IMF<sub>8</sub> 短时傅里叶变换分布  
(b) STFT of IMF<sub>8</sub>

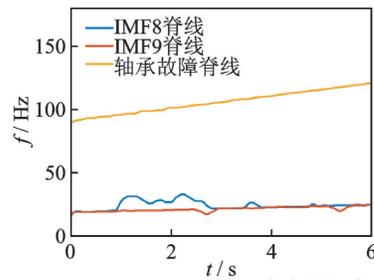


(c) IMF<sub>9</sub> 短时傅里叶变换分布  
(c) STFT of IMF<sub>9</sub>

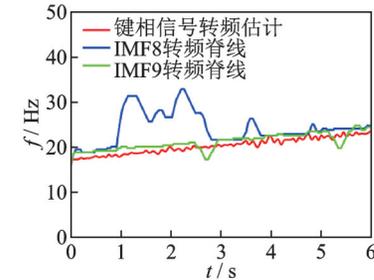
图 13 IMF<sub>6</sub>, IMF<sub>8</sub> 和 IMF<sub>9</sub> 的短时傅里叶变换分布

Fig.13 STFT of IMF<sub>6</sub>, IMF<sub>8</sub> and IMF<sub>9</sub>

将提取到的轴承振动脊线与转频脊线做比并取平均值,其阶次随时间变化见图 15。基于 IMF<sub>8</sub> 和 IMF<sub>9</sub> 脊线计算得到的阶次平均值分别为 4.45 和 5.01, 相对于理论值 5.428 均有较大的误差,且阶次随时间的变化波动较大,因此无法提取到轴承故障信息。



(a) IMF<sub>6</sub>, IMF<sub>8</sub> 及 IMF<sub>9</sub> 脊线提取结果  
(a) Result of ridge extraction from IMF<sub>6</sub>, IMF<sub>8</sub> and IMF<sub>9</sub>



(b) 转频提取结果与真实转频的对比  
(b) Comparison between ridge extraction and true rotating frequency

图 14 转频及轴承故障脊线提取结果

Fig.14 Result of rotating frequency range and bearing fault range extraction

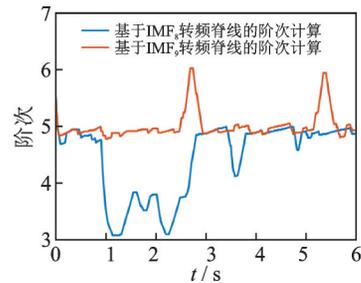


图 15 阶次随时间的变化

Fig.15 Order changes over time

## 4 结 论

1) 针对峭度指标未充分考虑轴承故障周期冲击特性易受异常值影响的缺陷,采用 Hoyer 指数替换快速峭度图中的峭度指标,使其能更稳定地确定轴承故障冲击所处的共振频带,证明了 Hoyer 指标相较于峭度指标的优越性。

2) 采用多分量协同转频估计方法提取转频及轴承故障特征频率脊线,并将提取结果作为 VNCMD 方法的输入参数对信号进行 VNCMD 分解,以提取转频及轴承振动分量。通过分析故障特征阶次确定滚动轴承故障类型,有效避免了单峰检测法只关注时频分布的幅值而未考虑脊线连续性特征而导致的脊线提取不准确,从而最终无法判断轴承故障类型的情况,提高了 VNCMD 分析的准确性。相对于 EEMD 方法, VNCMD 能够更准确地将信号分解为正确的分量,仿真信号及实验信号均验证了该方

法的有效性。

3) 在VNCMD方法中,除了初始脊线频率外,还有其他输入参数需要人为确定,且参数的选取会对信号模态分解的结果产生较大的影响。因此,后续会针对VNCMD参数的自适应选取展开进一步研究,以减少先验知识对于滚动轴承变转速工况下故障诊断的影响。

### 参 考 文 献

- [1] 赵明. 变转速下机械动态信息的自适应提取与状态评估[D]. 西安:西安交通大学,2013.
- [2] 武英杰,辛红伟,王建国,等. 基于VMD滤波和极值点包络阶次的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(14):102-107.  
WU Yinjie, XIN Hongwei, WANG Jianguo, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on the variational mode decomposition filtering and extreme point envelope order[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(14):102-107. (in Chinese)
- [3] HUANG H, BADDOUR N, LIANG M. A method for tachometer-free and resampling-free bearing fault diagnostics under time-varying speed conditions[J]. Measurement, 2019, 134: 101-117.
- [4] 杨宇,李鑫,潘海洋,等. 基于非线性模式分解的旋转机械复合故障特征提取方法[J]. 中国机械工程, 2018, 29(24):2947-2953.  
YANG Yu, LI Xin, PAN Haiyang, et al. Feature extraction of composite faults of rotating machinery based on nonlinear mode decomposition[J]. China Mechanical Engineering, 2018, 29(24):2947-2953. (in Chinese)
- [5] 江星星,吴楠,石娟娟,等. 基于脊线信息增强与特征融合的瞬时转频估计[J]. 振动与冲击, 2018, 37(20): 166-172.  
JIANG Xingxing, WU Nan, SHI Juanjuan, et al. Rotational speed estimation based on the ridge enhancement and feature fusion[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(20):166-172. (in Chinese)
- [6] 任勇. 变转速旋转机械关键零部件故障诊断研究[D]. 徐州:中国矿业大学,2019.
- [7] JIANG X, GUO W, DU G, et al. An optimization tendency guiding mode decomposition method for bearing fault detection under varying speed conditions [J]. IEEE Access, 2020, 8: 27949-27960.
- [8] 赵雅琴,聂雨亭,吴龙文,等. 基于脊路跟踪的变分非线性调频模态分解方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2020, 54(10):1874-1882.  
ZHAO Yaqin, NIE Yuting, WU Longwen, et al. Multi-component signal separation using variational non-linear chirp mode decomposition based on ridge tracking [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2020, 54(10):1874-1882. (in Chinese)
- [9] GUO W J, JIANG X X, SHI J J, et al. An instantaneous frequency optimization strategy for bearing fault diagnosis under varying speed conditions [C]//2019 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC). Beijing: Chian IEEE, 2019: 51-55.
- [10] GUO W J, JIANG X X, LI N, et al. A coarse TF ridge-guided multi-band feature extraction method for bearing fault diagnosis under varying speed conditions [J]. IEEE Access, 2019, 7: 18293-18310.
- [11] HE Q, WANG J, HU F, et al. Wayside acoustic diagnosis of defective train bearings based on signal resampling and information enhancement[J]. Journal of Sound and Vibration, 2013, 332(21): 5635-5649.
- [12] CHEN S Q, DONG X J, PENG Z K, et al. Nonlinear chirp mode decomposition: a variational method[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(22): 6024-6037.
- [13] 胡爱军,赵军,孙尚飞,等. 基于相关峭度共振解调的滚动轴承复合故障特征分离方法[J]. 振动与冲击, 2019, 38(8): 110-116.  
HU Aijun, ZHAO Jun, SUN Shangfei, et al. A compound fault feature separation method of rolling bearing based on correlation kurtosis resonance demodulation [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(8): 110-116. (in Chinese)
- [14] HOYER P O. Non-negative matrix factorization with sparseness constraints[J]. Journal of Machine Learning Research, 2004, 5(1):1457-1469.
- [15] ZHAO M, LIN J, MIAO Y H, et al. Feature mining and health assessment for gearboxes using run-up/coast-down signals[J]. Sensors, 2016, 16(11):1837.
- [16] SHI W J, WEN G R, HUANG X, et al. The VMD-scale space based hoyergram and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. Measurement Science and Technology, 2020, 31(12): 125006.



**第一作者简介:**石文杰,男,1996年1月生,硕士生。主要研究方向为旋转机械运行状态信号处理及故障诊断。  
E-mail:swjie10@163.com