

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210466

变分非线性单分量 Chirp 模态提取及其 在电机轴承诊断中的应用*

蒋婷婷¹, 张庆^{1,2}, 张钧深¹, 魏晓晗¹

(1. 西安交通大学机械工程学院 西安 710049; 2. 西安交通大学现代设计及转子
轴承系统教育部重点实验室 西安 710049)

摘要:变频驱动下旋转机械设备的振动信号具有调制成分复杂、涉及频带较宽和噪声干扰严重等问题,造成与故障相关的单分量调制成分提取困难。为此,提出了一种新的变分非线性单分量 chirp 模态提取(VNSCME)方法,建立单个目标模态解调频带最窄与残余分量能量最小组约束的变分优化模型,迭代提取特定的单分量非线性调制成分。预设一个有关目标模态瞬时频率的先验知识,VNSCME 能够独立地提取出特定的单分量调制成分并准确估计其瞬时频率。与现有研究相比,VNSCME 具有不受时频分辨率限制、初始化简单和计算效率高的特点。将 VNSCME 与阶次跟踪技术相结合,应用于变频驱动电机轴承故障诊断。分别对仿真和实测的故障振动信号进行处理,结果显示瞬时转频估计的相对误差低于 0.76%,提取单个目标模态的计算时间低于 11.9 s,验证了所提方法的有效性。

关键词:变频驱动;非线性调制;变分优化;阶次跟踪;故障诊断

中图分类号: TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.99

Variational nonlinear single chirp mode extraction and its application in bearing fault diagnosis of motors

Jiang Tingting¹, Zhang Qing^{1,2}, Zhang Junshen¹, Wei Xiaohan¹

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. Key Laboratory of Education
Ministry for Modern Design and Rotor-Bearing System, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Vibration signals of rotating machinery driven by the variable-frequency converter have the characteristics of complex modulation components, wide frequency bands involved, and serious noise interference. It is difficult to extract the mono-component modulation components related to faults. To address these issues, a new variational nonlinear single chirp mode extraction (VNSCME) method is proposed, which formulates a variational optimization model with the combination constraints of the narrowest demodulation frequency band of a single target mode and the minimum energy of the residual component. A specific mono-component nonlinear modulation component is extracted by iteration. By being preset a priori knowledge about the instantaneous frequency of the target mode, VNSCME can independently extract the specific mono-component modulation component and accurately estimate its instantaneous frequency. Compared with the existing researches, VNSCME has advantages of without the resolution limitation of time-frequency distribution, simple initialization and high computational efficiency. The combination of VNSCME and order tracking is applied to the bearing fault diagnosis of the motor driven by variable-frequency converter. The simulated and measured fault vibration signals are processed respectively, and the results indicate that the relative error of instantaneous rotating frequency estimation is less than 0.76%, and the calculation time for extracting a single target mode is less than 11.9 s, verifying the effectiveness of the proposed method.

Keywords: variable-frequency drive; nonlinear modulation; variational optimization; order tracking; fault diagnosis

收稿日期: 2022-09-20 Received Date: 2022-09-20

* 基金项目: 国家自然科学基金(51675405)、陕西省自然科学基金基础研究计划(2023-JC-YB-298)项目资助

0 引言

随着变频驱动技术发展成熟,旋转机械设备具备宽调速范围、高稳速精度、快动态响应等特点。电机转速的大范围动态调整造成因旋转零部件故障诱发的振动成分具有宽带的非线性调制属性,且容易在频域上产生重叠,难以提取所需的单分量调制特征^[1-2]。此外,电磁振动以及零部件耦合引起的干扰调制成分也会叠加到振动信号上^[3-4],污染并掩盖能够反映故障信息的有效调制成分,给提取故障特征带来进一步的阻碍。

目前,国内外学者对多分量非线性调幅-调频(amplitude modulation and frequency modulation, AM-FM)信号的分离已做了大量的研究。Olhede等^[5]提出的基于时频分析的广义解调(generalized demodulation, GD)方法是目前最流行的非线性调制信号提取方法之一。采用广义傅里叶变换将具有时变频率的目标非线性 AM-FM 信号变换为恒定频率的形式,然后再对信号进行带通滤波和广义傅里叶逆变换,最终提取出单一分量的非线性 AM-FM 信号。近年来,GD 方法被广泛应用在变转速机械设备的故障诊断中^[6-8]。为了从多分量非线性 AM-FM 信号中连续地提取出多个单分量成分,文献[9-12]又提出了迭代广义解调方法。由于实施 GD 方法前需要先通过峰值搜索算法来提取时频分布(time-frequency distribution, TFD)中的脊线信息,以获取 GD 所需的瞬时相位函数,因此峰值搜索算法的准确性以及 TFD 的分辨率成为了决定 GD 方法能否成功的关键。Wang等^[13]提出了一种基于广义解调的在线无键相阶次跟踪技术,利用信号截断技术解决峰值搜索算法每次需人工设置搜索起点的问题。赵德尊等^[14]提出了一种自适应广义解调变换的滚动轴承时变非平稳故障特征提取技术,解决传统峰值搜索算法在低转速下无法获取准确的脊线信息问题。韩佳霖等^[15]提出基于成本函数的脊线搜索算法,解决低信噪比下局部最大峰值搜索算法对脊线搜索不准的问题。罗洁思等^[16]通过峰值搜索算法锁定能量最大的瞬时频率曲线,然后经过阈值滤波和频率校准来获取准确的脊线。虽然峰值搜索算法被不断改进和优化,但 GD 方法对非线性 AM-FM 信号的提取表现仍然受时频分布分辨率的限制^[17]。

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[18]及其衍生方法是一种数据驱动的非线性调制信号提取方法。EMD 可根据信号自身的特性自适应地将多分量非线性 AM-FM 信号分解为一系列本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)和残余信号之和,而其定义的 IMF 可被视为单分量非线性 AM-FM 信号^[19-20]。不同于依赖 TFD 的 GD 方法,EMD 直接在时域对信号进行

分解。为了克服 EMD 容易出现模态混叠以及抗噪声差的问题,互补集合经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD)^[21]、自适应噪声完备集合经验分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)^[22]以及变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)^[23]等一系列提高的模态分解方法也被相继提出。其中,VMD 方法用更加严格的约束条件重新定义了有限带宽的 IMF,通过约束所有 IMF 中心频率的带宽之和最小以及所有 IMF 之和等于原始信号,构造了带等式约束的变分优化模型并通过求解模型实现了单分量 AM-FM 信号的分离。由于 VMD 具有良好的数学理论基础,并对采样和噪声有更强的鲁棒性,一经提出就倍受关注。文献[24-26]针对 VMD 的参数自适应化做了大量研究,并积极应用在旋转机械非线性调制特征的提取上。然而,由于 VMD 算法对 IMF 中心频率的带宽进行了窄带限制,因此不适合分解宽带的非线性调制信号。Chen等^[27]在研究变分优化问题的基础上将其与广义傅里叶变换和逆变换结合,提出了变分非线性 chirp 模态分解(variational nonlinear chirp mode decomposition, VNCMD)。VNCMD 在构造变分模型上借助调制因子和解调因子克服了 VMD 对 IMF 的带宽限制,能够满足大带宽非线性 AM-FM 信号的分析需求。然而,VNCMD 在分解大带宽的调制信号时,需要提前预设单分量调制模态的个数以及大致的频率位置,对于调制成分复杂且宽频的齿轮、轴承等机械振动信号而言,难以预先确定信号具备的所有调制形式,使 VNCMD 的初始化变得极其困难。此外,在复杂的调制成分中,受关注的往往是与故障相关的某种特定的调制形式。在这种情况下,VNCMD 将调制信号完全分解的做法导致不需要关注的高阶谐波以及与故障无关的调制成分也被提取出来,增加不必要的计算资源。

为满足变频驱动下旋转机械振动信号的分析需求,本文提出了一种提取特定宽带单分量调制信号的新方法—变分非线性单分量 chirp 模态提取(variational nonlinear chirp single mode extraction, VNCSME)。该方法构造了针对单个目标模态的变分优化问题并进行了迭代求解。在 VNCSME 中,预设一个有关目标模态瞬时频率的先验知识,能够独立提取出对应的单分量非线性调制模态,不仅解除了 VNCMD 要提前预知模态个数、噪声标准差等限制,而且降低了提取特定模态占用的计算资源。该方法用于处理变频驱动下的电机轴承故障振动信号,结果表明,该方法能够高精度地提取出特定的目标模态,具有占用计算资源少和精度高的特点。

1 理论基础

1.1 VNCMD 基本原理

VNCMD 的目的是将多分量非线性 AM-FM 信号分解为多个非线性 chirp 模态 (nonlinear chirp mode, NCM) 之和的形式。在 VNCMD 中, NCM 定义为没有窄带属性限制的单分量 AM-FM 函数, 表达式为:

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

式中: $a(t)$ 和 $f(t)$ 分别表示 NCM 的瞬时幅值 (instantaneous amplitude, IA) 和瞬时频率 (instantaneous frequency, IF), 满足 $a(t) > 0, f(t) > 0; \phi$ 表示初始相位。通常, IA 和 IF 为缓慢变化的平滑函数, 且满足 $|a'(t)| \ll |f(t)|, |f'(t)| \ll |f(t)|$ 。

在实际应用中, 实测的信号往往包含多个调制特征, 且伴随着噪声干扰, 因此可以表示为多个 NCM 和噪声之和的形式:

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

式中: K 表示实测信号中所包含的 NCM 的个数; $n(t)$ 表示不具备调制形式的噪声。

当广义傅里叶变换的瞬时相位函数的 IF 与 NCM 的 IF 完全吻合时, 一个宽带的 NCM 能被成功解调为最窄带的形式, 而解调后的信号又能通过逆变换恢复原始的宽带形式, 如图 1 所示。根据这一思想, VNCMD 将具有宽带属性的多分量非线性 AM-FM 信号分解问题转化成所有 NCM 解调信号带宽之和最小化的问题。

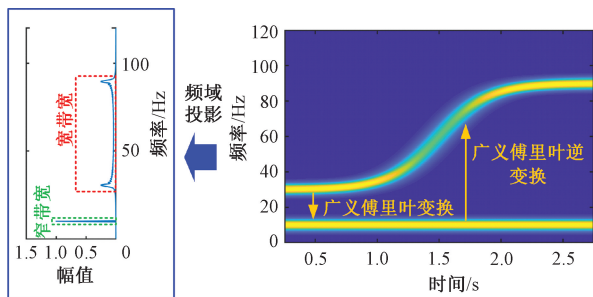


图 1 广义傅里叶变换及其逆变换对 NCM 的带宽影响 (宽的虚线框标记 NCM 原本的带宽, 窄的虚线框标记解调后信号的带宽)

Fig. 1 Effects of generalized Fourier transform and its inverse transform on the bandwidth of NCM (the wide dashed box marks the original bandwidth of NCM, and the narrow one marks the bandwidth of demodulated signal)

通常, 信号中的第 i 个 NCM 的解调信号可以表示为:

$$c_i^d(t) = a_i(t) \exp\left(j2\pi \int_0^t (f_i(s) - \tilde{f}_i(s)) ds + \phi_i\right) = u_i(t) - jv_i(t) \quad (3)$$

式中: $\tilde{f}_i(t)$ 表示第 i 个 NCM 对应的解调算子的 IF; $u_i(t)$ 和 $v_i(t)$ 则分别表示解调信号的实部和虚部。当 $\tilde{f}_i(t) = f_i(t)$ 时, 获得的解调信号具有最窄的带宽。通过实施逆解调, 原始的宽带 NCM 又可以通过式 (4) 重构。

$$c_i(t) = u_i(t) \cos\left(2\pi \int_0^t \tilde{f}_i(s) ds\right) + v_i(t) \sin\left(2\pi \int_0^t \tilde{f}_i(s) ds\right) \quad (4)$$

VNCMD 通过计算 $u_i(t)$ 和 $v_i(t)$ 二阶导的 L_2 范数的平方估计每个 NCM 解调信号的带宽, 构造如下的变分优化问题:

$$\min_{u_i(t), v_i(t), \tilde{f}_i(t)} \sum_{i=1}^K (\|u_i''(t)\|_2^2 + \|v_i''(t)\|_2^2) \quad (5)$$

$$\text{s. t. } \|x(t) - \sum_{i=1}^K \left(u_i(t) \cos\left(2\pi \int_0^t \tilde{f}_i(s) ds\right) + v_i(t) \sin\left(2\pi \int_0^t \tilde{f}_i(s) ds\right) \right) \|_2 \leq \varepsilon$$

式中: $\varepsilon > 0$, 由不具备调制形式的噪声标准差决定。VNCMD 对实测信号中存在的所有调制模态进行完全分解, 一次性地将每个调制模态都提取出来。因此, NCM 的分解个数、每个 NCM 瞬时频率的初始位置以及信号的噪声标准差都是重要的输入参数。当 NCM 的个数设置得过多时, VNCMD 会分解出一些虚假的模态, 而当 NCM 的个数设置得过少时, 则会出现模态混叠现象。此外, 噪声标准差也是一个难以预估的输入参数。因此, 这种完全分解的做法在分析成分复杂的振动信号时面临初始化困难且占用计算资源高的问题。

1.2 轴承的故障特征阶次

当轴承产生局部故障时, 故障区域会在轴承旋转期间与相邻元件的表面发生间歇性撞击而产生一系列瞬态冲击, 并激发轴承系统高频共振。轴承的故障特征表现为对高频共振响应的调制, 调制信号的频率被称为故障特征频率 (fault characteristic frequency, FCF), 指示了故障元件的类型。在变频器驱动下, 电机转速的大范围非线性动态调整造成轴承故障调制信号的 FCF 发生非线性变化, 导致频谱模糊。因此, 故障特征阶次 (fault characteristic order, FCO) 成为了变频驱动下轴承故障的诊断依据。FCO 定义为 FCF 的瞬时频率进行转频归一化的结果, 如式 (6) 所示。消除了转频的 FCO 不再受机械设备运行工况的影响, 是仅与轴承结构相关的恒定参数。

$$FCO = \frac{f_{FCF}(t)}{f_r(t)} \quad (6)$$

阶次跟踪技术通过识别 FCO 及其谐波来判断变频驱动下的轴承是否故障以及故障的元件。早期的阶次跟踪技术需要外置光学编码器、磁性编码器、霍尔传感

器等键相装置来提供转频信息^[4]。然而,这种额外添加键相装置的方法不仅会增加设备成本,同时也给设备安装和设计带来不便。因此,从测量信号中提取转频信息,在无键相条件下完成阶次跟踪技术,成为国内外学者研究的热点和难点^[13-14,17]。根据是否对信号进行角域重采样,无键相阶次跟踪技术可以分为两大类。基于角域重采样的无键相阶次跟踪技术^[13-14,28]要求从时频分布上提取出转频信息,然后依据该信息对原始信号实施等角度重采样来消除转频的影响;最后对重采样后的信号进行解调和解谱分析,获得指示轴承故障行为的阶次谱。不需要角域重采样的无键相阶次跟踪技术^[29-30]要求从原始信号的时频分布上提取代表转频的调制成分并从包络信号的时频分布上提取代表 FCF 的调制成分,然后将两个调制成分的瞬时频率相除根据能否得到稳定的 FCO 来判断轴承是否存在某类故障。

2 本文所提方法

2.1 VNSCME 算法

假设信号 $x(t)$ 可分解成两个部分:待提取的目标 NCM 以及剩下的残余信号,分别记为 $c_s(t)$ 和 $r(t)$, 即:

$$x(t) = c_s(t) + r(t) \quad (7)$$

式中: $r(t)$ 为其他 NCM 与干扰噪声之和。为了提取出目标 NCM, 建立如下两个判据: 1) 目标 NCM 的解调信号的带宽应该被最小化; 2) 残余信号的能量应该被最小化。记 $u_c(t)$ 和 $v_c(t)$ 分别为 $c_s(t)$ 的解调信号的实部和虚部, $u_r(t)$ 和 $v_r(t)$ 分别为 $r(t)$ 的解调信号的实部和虚部, 则提取目标 NCM 的问题可被转化为如下的变分优化模型:

$$\begin{aligned} \min_{u_c(t), v_c(t), u_r(t), v_r(t), \tilde{f}_c(t)} & \alpha (\|u_c''(t)\|_2^2 + \|v_c''(t)\|_2^2) + \\ & \|u_r(t)\|_2^2 + \|v_r(t)\|_2^2 \\ \text{s. t. } & (u_c(t) + u_r(t)) \cos\left(2\pi \int_0^t \tilde{f}_c(s) ds\right) + \\ & (v_c(t) + v_r(t)) \sin\left(2\pi \int_0^t \tilde{f}_c(s) ds\right) = x(t) \end{aligned} \quad (8)$$

该模型通过计算 $u_c(t)$ 和 $v_c(t)$ 二阶导的 L_2 范数的平方来估计目标 NCM 解调信号的带宽, 通过计算 $u_r(t)$ 和 $v_r(t)$ 的 L_2 范数的平方来估计残余信号的能量, 而等式约束则反应了对实测信号的重构精度, $\alpha > 0$ 是一个惩罚参数, 用于平衡两个约束准则。比较式(7)和(2), 虽然式(7)仅引导对实测信号进行目标 NCM 提取, 但该分解满足信号分解的完备性。因此, 不同于 VNCMD 需要在等式约束中再引入一个评估噪声强度的参数来辅助信号重构, VNSCME 对信号的重构可以直接进行。

对上述变分优化模型进行求解。首先, 将式(8)改写为:

$$\begin{aligned} \min_{u_c, v_c, u_r, v_r, \tilde{f}_c} & \alpha (\|\Omega u_c\|_2^2 + \|\Omega v_c\|_2^2) + \\ & \|u_r\|_2^2 + \|v_r\|_2^2 \\ \text{s. t. } & A(u_c + u_r) + B(v_c + v_r) = x \end{aligned} \quad (9)$$

式中: $u_c = [u_c(t_0), \dots, u_c(t_{N-1})]^T$; $v_c = [v_c(t_0), \dots, v_c(t_{N-1})]^T$; $u_r = [u_r(t_0), \dots, u_r(t_{N-1})]^T$; $v_r = [v_r(t_0), \dots, v_r(t_{N-1})]^T$; $x = [x(t_0), \dots, x(t_{N-1})]^T$; $\tilde{f} = [\tilde{f}_c(t_0), \dots, \tilde{f}_c(t_{N-1})]^T$ 。

记 $\varphi(t) = 2\pi \int_0^t \tilde{f}_c(s) ds$, 则:

$$A = \text{diag}[\cos(\varphi(t_0)), \dots, \cos(\varphi(t_{N-1}))] \quad (10)$$

$$B = \text{diag}[\sin(\varphi(t_0)), \dots, \sin(\varphi(t_{N-1}))] \quad (11)$$

Ω 是一个修正的二阶差分算子, 为:

$$\Omega = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & -2 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & -2 & 1 \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

根据 VNCMD 求解带约束性变分问题的原理, 引入增广 Lagrangian 函数将式(9)的约束性变分问题转化为非约束性变分问题:

$$\begin{aligned} L(u_c, v_c, u_r, v_r, \tilde{f}_c, \lambda) &= \alpha (\|\Omega u_c\|_2^2 + \|\Omega v_c\|_2^2) + \|u_r\|_2^2 + \|v_r\|_2^2 + \\ & \beta \left\| x - (A(u_c + u_r) + B(v_c + v_r)) + \frac{\lambda}{2\beta} \right\|_2^2 - \\ & \frac{1}{4\beta} \|\lambda\|_2^2 \end{aligned} \quad (13)$$

式中: $\lambda \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 是 Lagrangian 乘子; $\beta > 0$ 是另一个惩罚参数, 用于平衡目标函数和重构误差。使用交替方向乘法 (alternating direction method of multipliers, ADMM) 求解上述非约束性变分问题, 将复杂的非约束性优化问题分解成多个简单的子优化问题, 然后交替更新每一个优化变量, 而每一次更新所用的所有变量都取其最新值。VNSCME 算法的求解过程如下:

首先更新 u_c 和 v_c , 相应的子优化问题分别表示为:

$$\begin{aligned} u_c^{k+1} &= \arg\min_{u_c} L(u_c^k, v_c^{k+1}, u_r^{k+1}, v_r^{k+1}, \tilde{f}_c^{k+1}, \lambda^{k+1}) = \\ & \arg\min_{u_c} \{ \alpha \|\Omega u_c\|_2^2 + \\ & \beta \left\| x - (A(u_c + u_r) + B(v_c + v_r)) + \frac{\lambda}{2\beta} \right\|_2^2 \} \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} v_c^{k+1} &= \arg\min_{v_c} L(u_c^{k+1}, v_c^k, u_r^{k+1}, v_r^{k+1}, \tilde{f}_c^{k+1}, \lambda^{k+1}) = \\ & \arg\min_{v_c} \{ \alpha \|\Omega v_c\|_2^2 + \\ & \beta \left\| x - (A(u_c + u_r) + B(v_c + v_r)) + \frac{\lambda}{2\beta} \right\|_2^2 \} \end{aligned} \quad (15)$$

式(14)和(15)为简单的二次优化问题,通过令梯度等于0便可求得解为:

$$\mathbf{u}_c^{k+1} = (\alpha \mathbf{\Omega}^T \mathbf{\Omega} + \beta \mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \beta \mathbf{A}^T \left(\mathbf{x} - \mathbf{A} \mathbf{u}_r - \mathbf{B}(\mathbf{v}_c + \mathbf{v}_r) + \frac{\boldsymbol{\lambda}}{2\beta} \right) \quad (16)$$

$$\mathbf{v}_c^{k+1} = (\alpha \mathbf{\Omega}^T \mathbf{\Omega} + \beta \mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \beta \mathbf{B}^T \left(\mathbf{x} - \mathbf{A}(\mathbf{u}_c + \mathbf{u}_r) - \mathbf{B} \mathbf{v}_r + \frac{\boldsymbol{\lambda}}{2\beta} \right) \quad (17)$$

用同样的方法可更新 $\mathbf{u}_r$ 和 $\mathbf{v}_r$:

$$\mathbf{u}_r^{k+1} = (\mathbf{I} + \beta \mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \beta \mathbf{A}^T \times \left(\mathbf{x} - \mathbf{A} \mathbf{u}_c - \mathbf{B}(\mathbf{v}_c + \mathbf{v}_r) + \frac{\boldsymbol{\lambda}}{2\beta} \right) \quad (18)$$

$$\mathbf{v}_r^{k+1} = (\mathbf{I} + \beta \mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \beta \mathbf{B}^T \times \left(\mathbf{x} - \mathbf{A}(\mathbf{u}_c + \mathbf{u}_r) - \mathbf{B} \mathbf{v}_c + \frac{\boldsymbol{\lambda}}{2\beta} \right) \quad (19)$$

式中: $\mathbf{I} \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 表示单位矩阵。

更新解调算子的 IF。通过计算实部 $\mathbf{u}_c$ 和虚部 $\mathbf{v}_c$ 的反正切函数,得到解调算子 IF 的更新增量:

$$\Delta \tilde{f}_c^{k+1}(t) = -\frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \left(\arctan \left(\frac{v_c^{k+1}(t)}{u_c^{k+1}(t)} \right) \right) = \frac{v_c^{k+1}(t) \cdot (u_c^{k+1}(t))' - u_c^{k+1}(t) \cdot (v_c^{k+1}(t))'}{2\pi((u_c^{k+1}(t))^2 + (v_c^{k+1}(t))^2)} \quad (20)$$

由于 NCM 的 IF 为缓慢变化的平滑函数,所以解调算子 IF 的更新增量需作平滑处理,满足式(21):

$$\min_{\Delta f_c^{k+1}} \|\mathbf{\Omega} \Delta f_c^{k+1}\|_2^2 + \mu \|\Delta f_c^{k+1} - \Delta \tilde{f}_c^{k+1}\|_2^2 \quad (21)$$

式中: μ 是调解 IF 更新增量平滑程度的惩罚参数; Δf_c^{k+1} 为平滑后的 IF 更新增量。

令式(21)的梯度等于0,可求得 Δf_c^{k+1} 的表达式如下:

$$\Delta f_c^{k+1} = (\mu \mathbf{\Omega}^T \mathbf{\Omega} + \mathbf{I})^{-1} \Delta \tilde{f}_c^{k+1} \quad (22)$$

在上述平滑操作之后,通过式(23)更新解调算子的 IF。

$$\mathbf{f}_c^{k+1} = \mathbf{f}_c^k + 0.5 \Delta f_c^{k+1} \quad (23)$$

最后,更新 Lagrangian 乘子,其更新表达式为:

$$\boldsymbol{\lambda}^{k+1} = \boldsymbol{\lambda}^k + \rho(\mathbf{x} - \mathbf{A}(\mathbf{u}_c + \mathbf{u}_r) - \mathbf{B}(\mathbf{v}_c + \mathbf{v}_r)) \quad (24)$$

式中: ρ 表示更新参数,本文 ρ 的取值等于 $1/\beta$ 。

综上所述,完整的 VNSCME 算法可归纳如算法1所示。由算法流程可知,VNSCME 不需要预设多分量信号所包含的 NCM 个数以及噪声标准差等参数,因此初始化更加简捷。此外,VNSCME 每次只将信号分解成两部分,与 VNCMD 的完全分解相比,大大降低了计算资源。

参数对输出结果影响如下:1)如果瞬时频率的初始值 $\mathbf{f}_c^1$ 偏离目标 NCM 的真实 IF 而更接近相邻 NCM 的 IF,则可能导致算法输出错误的 NCM,因此,建议将 $\mathbf{f}_c^1$ 预设目标 NCM 的真实 IF 范围之内,并尽可能地远离

算法1:VNSCME 算法

输入:多分量 AM-FM 信号 $x(t)$, 目标 NCM 瞬时频率的初始估计值 $\mathbf{f}_c^1$, 惩罚参数 α, β, μ 以及收敛的容忍度 δ ;

输出:提取的目标 NCM 信号 $c_s(t)$, 目标 NCM 瞬时频率的精准估计值 $\mathbf{f}_c(t)$, 残余信号 $r(t)$;

1) 初始化 $\mathbf{u}_c^1, \mathbf{v}_c^1, \mathbf{u}_r^1, \mathbf{v}_r^1, \mathbf{A}^1, \mathbf{B}^1, \boldsymbol{\lambda}^1, k = 0$;

2) 令 $k = k + 1$;

3) 根据式(15)、(16)更新 $\mathbf{u}_c^{k+1}$ 和 $\mathbf{v}_c^{k+1}$;

4) 根据式(18)、(19)更新 $\mathbf{u}_r^{k+1}$ 和 $\mathbf{v}_r^{k+1}$;

5) 根据式(23)更新 $\mathbf{f}_c^{k+1}$;

6) 根据式(10)、(11)更新 $\mathbf{A}^{k+1}$ 和 $\mathbf{B}^{k+1}$;

7) 根据式(4)重构相应的目标 NCM 信号 $\mathbf{c}_s^{k+1}$ 和相应的残余信号 $\mathbf{r}^{k+1}$;

8) 根据式(24)更新 Lagrangian 乘子 $\boldsymbol{\lambda}^{k+1}$;

9) 重复步骤2)~8),直到满足收敛约束条件 $\|\mathbf{c}_s^{k+1}(t) - \mathbf{c}_s^k(t)\|_2^2 / \|\mathbf{c}_s^k(t)\|_2^2 \leq \delta$;

10) 输出 $\mathbf{c}_s^{k+1}(t), \mathbf{f}_c^{k+1}(t), \mathbf{r}^{k+1}(t)$ 。

相邻 NCM 的 IF,以确保获得正确的结果;2)惩罚参数 α 会影响提取结果的信噪比,建议选择较大的 α 值 ($10^8 \sim 10^{12}$);3)惩罚参数 μ 的设置与目标 NCM 的真实 IF 的平滑度有关,真实 IF 越平滑则选择越大的 μ 值 ($10^{10} \sim 10^{16}$);4) β 值与实测信号的长度有关,该值默认为1,当信号长度较大时应增加 β 值 ($10^1 \sim 10^2$);5)收敛的容忍度 δ 是提前终止迭代的约束条件,设置为迭代优化算法的常用值 (10^{-6} 或 10^{-8}) 即可。

2.2 基于 VNSCME 的无键相阶次跟踪

将 VNSCME 算法与阶次跟踪技术相结合,提出基于 VNSCME 的无键相阶次跟踪方法,验证其在变频驱动电机轴承故障诊断中的表现,实施步骤如下。

1) 利用时频分布技术获取振动信号的低频时频分布,从低频时频分布上粗略估计转频的真实瞬时频率所在范围 $[f_a, f_b]$ 。

2) 选取频率范围 $[f_a, f_b]$ 内相对远离相邻 NCM 瞬时频率的常数值作为瞬时频率的初始值(其他参数设置根据上述建议确定),对原始振动信号进行 VNSCME 分解,提取时变的转频成分并估计其 $\text{IF} f_r(t)$ 。

3) 利用 Hilbert 变换获取振动信号的包络。将估计的转频乘以已知 FCO,即 $f_r(t) \times \text{FCO}$ 作为瞬时频率的初始值,对包络信号进行 VNSCME 分解,提取故障特征基频处的时变调制成分并估计其 $\text{IF} f_{FCF}(t)$ 。

4) 两个 IF 相除,根据是否得到稳定的 FCO 来检测轴承是否故障。

由于上述过程未涉及从时频分布上提取脊线,因此摆脱了时频分布分辨率对传统阶次跟踪技术的限制。

3 仿真分析

为了验证所提阶次跟踪方法的有效性,利用如下振动模型生成变频驱动下的轴承故障仿真信号:

$$x(t) = \sum_{i=1}^N A_i(t) e^{-s(t-t_i)} \sin(2\pi f_g(t-t_i)) \cdot h(t-t_i) + \sum_{m=1}^M B_m(t) \sin(2\pi m \int_0^t f_r(s) ds + \phi_m) + wgn(t) \quad (25)$$

式中: N 为信号的长度; A_i 表示第 i 个冲击的幅值; s 表示衰减系数; f_g 表示共振频率; $h(t)$ 为单位阶跃函数; t_i 表示第 i 个冲击出现的时间; $f_r(t)$ 表示瞬时转频; M 表示转频谐波的个数。 t_i 由以下递推公式确定:

$$\begin{cases} t_1 = (1 + \tau) \cdot 1/(f_r(t_0))/F \\ t_i = (1 + \tau) \cdot 1/(f_r(t_{i-1}))/F, \quad i = 2, 3, \dots, N \end{cases} \quad (26)$$

式中: τ 表示由滚珠滑移引起冲击响应之间的时间差; F 为故障特征系数,对应于 FCO,瞬时转频的变化规律设定为 $f_r(t) = 10 + 25\sin(0.2\pi t)$,其他模型参数设置如表 1 所示。

表 1 仿真信号模型参数

Table 1 Parameters of the simulation signal model

参数	数值	参数	数值
采样频率/Hz	20 480	信号长度 N	102 400
故障特征系数 F	3.2	转频谐波个数 M	3
衰减系数 s	750	滑移率 τ	0.02
共振频率 f_g /Hz	2 000	信噪比 SNR/dB	-3

借助 STFT 可获得仿真的原始信号及其包络信号的时频分布如图 2 所示。由于该信号频带较宽,这里仅展示低频部分的时频分布。从图 2(a) 可以看到转频、其二次谐波以及三次谐波的 IF,且转频能量占据主导地位。从图 2(b) 可以看到故障特征基波、其二次谐波及其三次谐波的 IF。

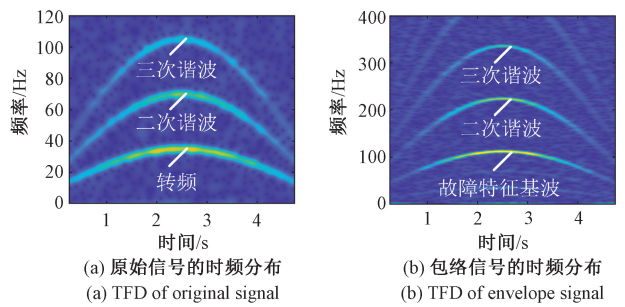


图 2 仿真信号的低频时频分布

Fig. 2 Low-frequency TFDs of simulated signal

通过计算 IF 估计的相对误差来量化评价不同算法对目标 IF 的估计精度,公式如下:

相对误差 =
$$\frac{\|f_{\text{估计}}(t) - f_{\text{理论}}(t)\|_2}{\|f_{\text{理论}}(t)\|_2} \quad (27)$$

式中: $f_{\text{估计}}(t)$ 表示算法估计的目标 NCM 的 IF; $f_{\text{理论}}(t)$ 表示目标 NCM 真实的 IF。相对误差越小表示算法对目标 IF 估计的精度越高。

首先,使用 GD 方法来提取原始信号中的转频成分并估计转频的 IF。对图 2(a) 的时频分布执行峰值搜索算法,提取出转频脊线。采用二次多项式对转频脊线进行拟合,结果如图 3(a) 所示。受时频分辨率限制和多项式拟合误差影响,瞬时转频估计的相对误差为 2.84%。根据拟合估计的 IF 计算相移函数并对原始信号进行广义傅里叶变换,解调后信号的低频时频分布如图 3(b) 所示。此时,原始信号中时变的转频成分被解调成与时间轴平行的形式。采用传统的带通滤波器对解调后的信号进行滤波,并对滤波后的信号进行广义傅里叶逆变换,得到转频成分如图 3(c) 所示。从上述过程可知,GD 方法需组合时频方法、峰值搜索算法、多项式拟合方法以及传统的带通滤波方法完成单分量 AM-FM 信号的分离,因此 GD 方法的表现必然受到组合方法的限制。上述过程计算时间为 15.1 s (本文所有程序运行环境为 Intel(R) Core(TM) i7-7700 CPU @ 3.60 GHz 上的 MATLAB @ 2021b 版本)。

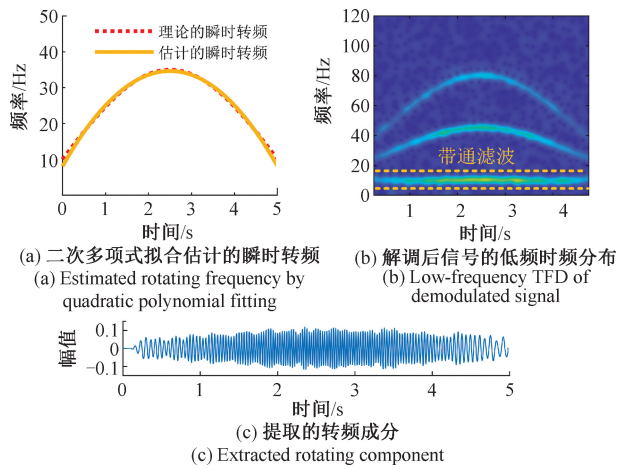


图 3 GD 处理结果

Fig. 3 Results of GD processing

然后,使用 VMD 来分离转频。构造低通滤波器滤掉原始信号中 120 Hz 以上的高频成分,确保原始信号仅保留转频的前 3 次谐波。VMD 中模态分解个数设置为 3,惩罚参数 α 设置为 10^3 ,各个模态中心频率初始化方式设置为均匀分布,收敛容忍度 δ 设置为 10^{-8} 。图 4 所示为 VMD 分解得到的第 1 个模态和第 2 个模态,以及它们的时频分布。从图 4(c) 和(d) 可以同时观察到转频、其二

次谐波以及三次谐波,这一结果说明 VMD 并未分离出单一的转频成分。由于 VMD 分解得到的模式仍然是多分量 AM-FM 信号,这些模式的瞬时频率是没有意义的,无法从中估计出转频的 IF。此外,VMD 的计算时间为 79.9 s。

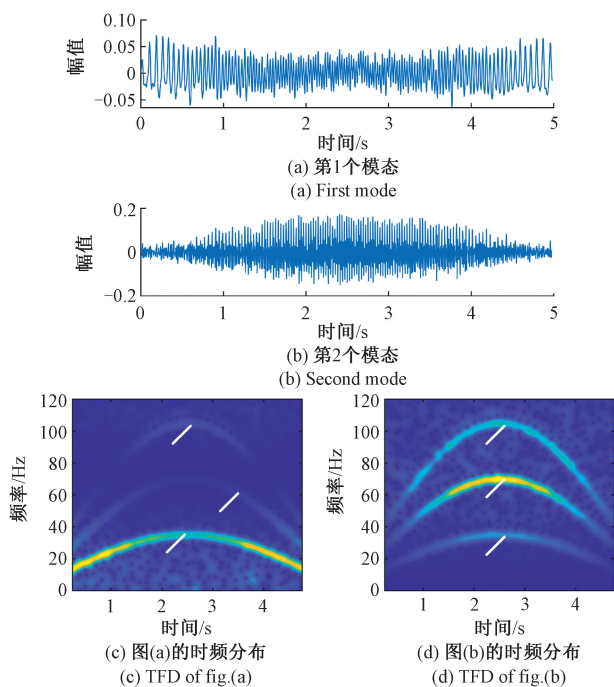


图4 VMD 处理结果

Fig. 4 Results of VMD processing

使用 VNCMD 来提取原始信号中的转频成分并估计转频的 IF。VNCMD 算法将惩罚参数 α 和 μ 设定为除法权重,因此需要取负幂次方形式。在使用 VNCMD 分析原始信号前,需要进行如下两项预处理工作:1) 与使用 VMD 一样,需要预先对原始信号低通滤波以保留少量模式,这里仍然构造低通滤波器滤掉 120 Hz 以上的成分;2) 需要预先评估噪声的标准差以确定输入参数 ε ,滤波后原始信号中噪声的真实标准差为 0.28,因此将 ε 设置为 0.3。其他参数设置如下:为了减少噪声的输出, α 首先设置为 10^{-9} ;由于转频的 IF 为平滑变化, μ 设置为 10^{-14} ;由于理论的瞬时转频变化范围为 10~35 Hz,故选择 18、36、54 Hz 作为 3 个 NCM 瞬时频率的初始值;收敛的容忍度 δ 设置为 10^{-8} 。图 5(a) 和(c)所示为 VNCMD 提取到的转频成分以及估计出的瞬时转频,通过式(27)得到瞬时转频估计的相对误差为 1.3%。此次运行 VNCMD 的计算时间为 94.1 s。为了进一步减少噪声,提高瞬时转频估计精度,将 α 重新设置为 10^{-11} ,其他参数保持不变,提取到的转频成分以及估计出的瞬时转频分别如图 5(b)和(d)所示,此时 VNCMD 算法并没有输出正确的 IF,计算时间为 86.7 s。

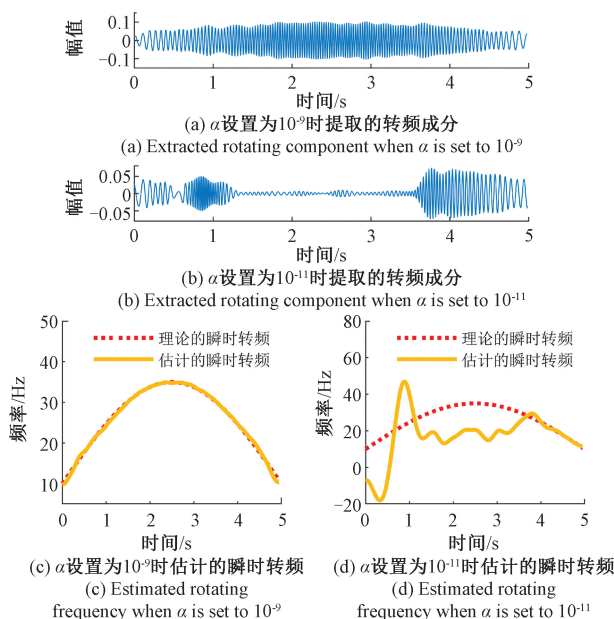
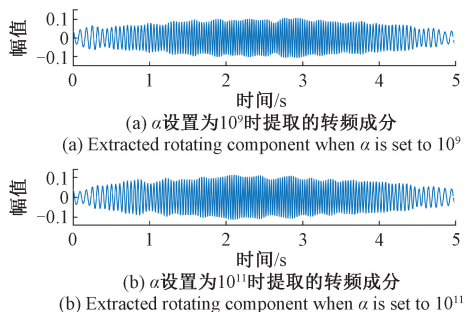


图5 VNCMD 处理结果

Fig. 5 Results of VNCMD processing

使用 VNSCME 来提取原始信号中的转频成分并估计瞬时转频。与 GD 方法相比,VNSCME 无需借助时频分布、峰值搜索以及多项式拟合来获取相移函数;与 VMD 和 VNCMD 相比,VNSCME 无需对信号进行预处理,可直接对原始信号进行分析。根据仿真信号长度,将 β 设置为 10;其他惩罚参数与 VNCMD 一致,但取正幂次方形式(α 分别设置为 10^9 与 10^{11} , μ 设置为 10^{14})。目标 NCM 瞬时频率的初始值设置为 18 Hz, δ 设置为 10^{-8} 。图 6 所示为 VNSCME 提取到的转频成分以及估计的瞬时频率,可以看到 VNSCME 算法两次都输出正确的 IF,该结果证明 VNSCME 的收敛表现比 VNCMD 强。 α 设置为 10^9 时,瞬时转频估计的相对误差为 0.76%,计算时间为 11.9 s; α 设置为 10^{11} 时,瞬时转频估计的相对误差为 0.48%,计算时间为 6.3 s。该结果证明 VNSCME 算法无论是在占用计算资源上还是在 IF 估计精度上都明显优于其他 3 种方法。



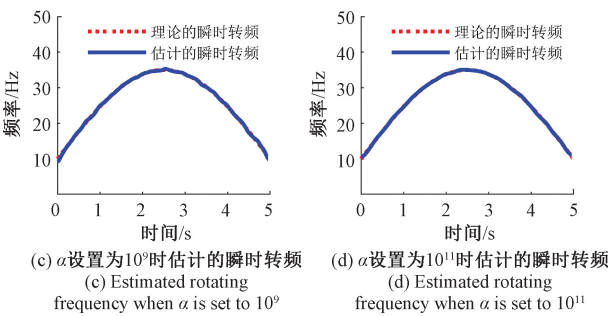


图 6 VNSCME 处理结果
Fig. 6 Results of VNSCME processing

使用本文所提无键相阶次跟踪方法完成变频驱动下轴承的故障诊断。已知预设的理论 $FCO=3.2$, 考虑到实际获取的先验知识与理论的 FCO 存在一定的误差, 故将 VNSCME 估计的瞬时转频乘以 3, 作为处理包络信号时新目标 NCM 瞬时频率的初始值输入到 VNSCME 中, 保持其他参数设置值不变, 得到的结果如图 7 所示。将图 7(b) 和图 6(d) 中估计的 IF 相除计算出阶次跟踪结果全程稳定在 3.2, 如图 8 所示 (实线)。为了量化评价阶次跟踪表现, 计算 FCO 提取值与理论值的相对误差, 结果为 0.44%。该结果证明本文所提的阶次跟踪方法具有高准确度与可靠性。

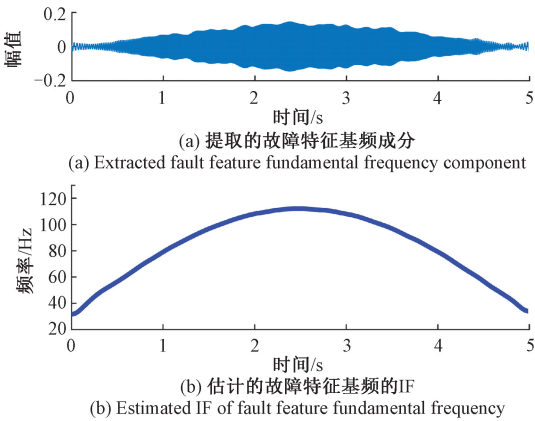


图 7 VNSCME 处理结果
Fig. 7 Results of VNSCME processing

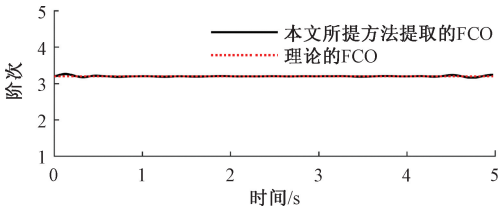


图 8 所提方法得到的故障阶次及其理论值
Fig. 8 Extracted FCO by the proposed method and its theoretical value

此外, 通过赋予 VNSCME 不同的瞬时转频初始值进行重复实验, 以探究算法的收敛表现。结果显示当初始值设置为 10~20 Hz 的任意值时算法都能迭代收敛到的正确结果, 证明 VNSCME 算法对目标 NCM 瞬时频率初始值的选择具有良好的容忍度。

4 实验验证

在图 9 所示的 SQI 故障模拟试验台上实施变频驱动轴承故障试验。试验的交流电机由伦茨 SMVector 变频器驱动, 通过弹性联轴器拖动转子系统旋转。电脑程控使试验电机进入持续变化的变频调速模式。故障轴承位于试验电机内部的驱动端, 外圈带有轻微的点状损伤, 如图 10 所示。故障轴承的型号为 C&U 6203RS, 其几何参数以及不同故障位置对应的 FCO 如表 2 所示。两个振动加速度传感器被固定在电机外壳上, 收集垂直径向和水平径向的轴承故障振动信息。电机的瞬时转速呈阶梯状非线性变化, 范围大致为 15~30 Hz, 以模拟机械设备常见的变速工作状态。信号的采样频率为 10.24 kHz, 采样总长度为 5.5 s。

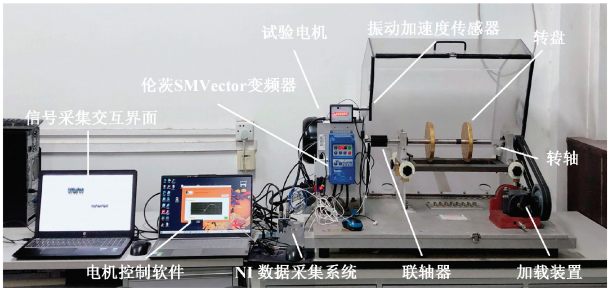


图 9 SQI 试验台及信号采集装置
Fig. 9 SQI test bench and signal acquisition device



图 10 故障轴承外圈
Fig. 10 Outer ring of fault bearing

图 11 所示为试验信号以及包络信号的时域波形, 其时频分布如图 12 所示。从图 12 可以看到, 变频驱动下电机轴承故障振动信号及其包络信号都为多分量非线性

表 2 故障轴承几何参数及其 FCOs

Table 2 Geometric parameters of fault bearing and its FCOs

几何参数	数值	故障	FCOs
滚动体个数	8	外圈故障	3.066
接触角/(°)	0	内圈故障	4.932
节圆直径/mm	7.937	滚动体故障	2.03
滚动体直径/mm	33.477	保持架故障	0.384

AM-FM 信号,具有复杂的调制特征。图 12 中两个箭头分别标记了转频的 IF 和外圈故障特征基频的 IF。由于受电磁振动以及零部件耦合振动的影响,实测的振动信号深受噪声污染,两个目标 IFs 的脊线在时频分布上并不突出。

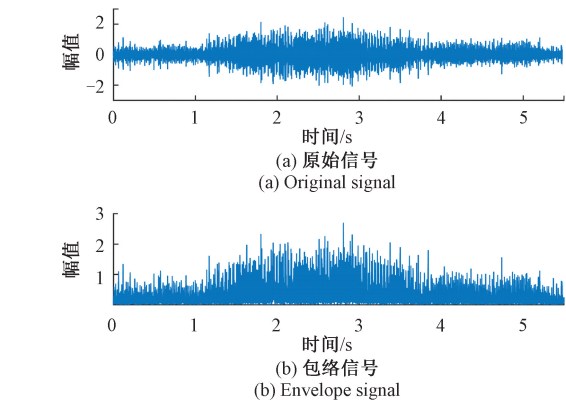


图 11 试验信号的时域波形

Fig. 11 Time-domain waveforms of experimental signal

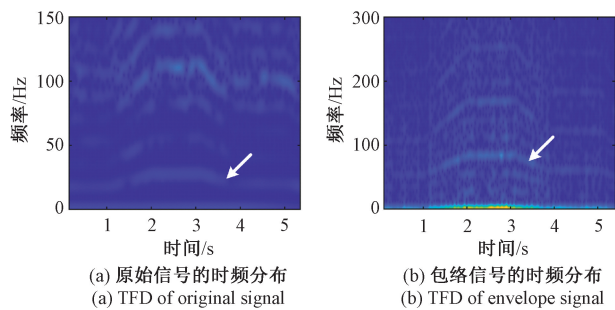


图 12 试验信号的低频时频分布

Fig. 12 Low-frequency TFDs of experimental signal

首先,采用 GD 方法和 VMD 来估计转频的 IF。在使用 VMD 分解信号之前,构造低通滤波器滤掉信号中 130 Hz 以上的高频成分,确保原始信号仅保留转频的前 4 次谐波。将 VMD 模态分解个数设置为 4,其他输入参数与仿真案例保持一致。图 13(a)所示为多项式拟合估计的瞬时转频,呈现出平滑的非线性变化,范围大致为 12~28 Hz,与实际呈现阶梯状非线性变化的瞬时转频有

明显差异。图 13(b)所示为 VMD 分解得到的第 1 个模态的时频分布,可以观察到,转频成分为该模态中的主导成分,此外还包含着一些能量较弱的谐波成分。由于 VMD 分解出的模态仍然为多分量 AM-FM 调频信号,无法进一步估计瞬时转频。在此分析过程中,GD 方法的计算时间为 12.7 s,VMD 的计算时间为 113.1 s。

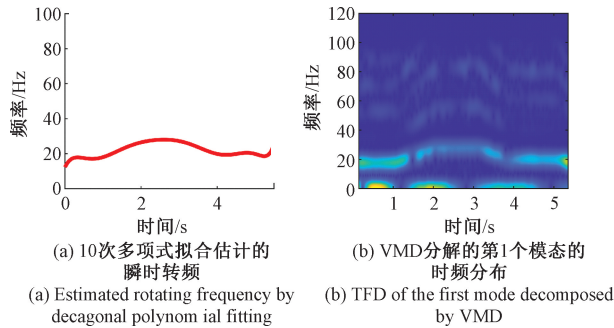


图 13 GD 和 VMD 处理结果

Fig. 13 Results of GD and VMD processing

然后,采用 VNCMD 估计转频的 IF。在预处理中,滤掉原始信号中 130 Hz 以上的高频成分,预估噪声的标准差 ε 设置为 0.6。将 α 设置为 10^{-9} ,选择 22、44、66、88 Hz 作为 4 个 NCM 瞬时频率的初始值,其他输入参数与仿真案例保持一致。原始的时频分布中对转频 IF 估计结果如图 14(a)所示,此时 VNCMD 算法并没有估计出转频的 IF,计算时间为 66.7 s。调整预处理过程,滤掉原始信号中 100 Hz 以上的高频成分。选择 22、44、66 Hz 作为 3 个 NCM 瞬时频率的初始值,其他输入参数保持一致,得到的转频 IF 估计结果如图 14(b)所示。可知,调整预备工作后,VNCMD 成功估计出呈现阶梯状非线性变化的瞬时转频,计算时间为 51.5 s。该结果表明当信号包含的 NCM 个数过多时,VNCMD 算法会失去有效性。而本文所提的 VNSCME 算法不需要进行预处理,也不需要考虑信号包含的 NCM 个数,因此不会受到影响。

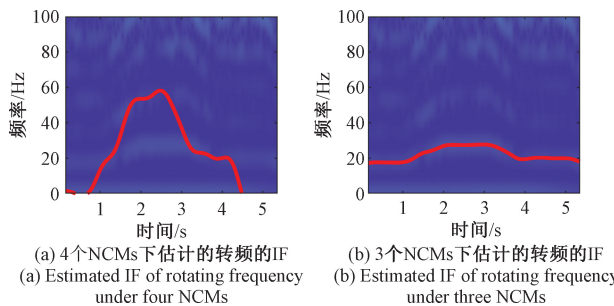


图 14 VNCMD 估计的转频 IFs

Fig. 14 Estimated IFs of rotating frequency by VNCMD

采用本文提出的无键相阶次跟踪方法对试验信号进行分析,诊断轴承故障。在提取转速时,选择 22 Hz 作为

目标 NCM 瞬时频率的初始值;在提取故障特征基频成分时,选择估计的瞬时转频乘以 3 (接近外圈故障阶次) 作为目标 NCM 瞬时频率的初始值;将 α 设置为 10^{11} , 其他输入参数设置则与仿真案例保持一致。VNSCME 估计出的两个目标 IFs 如图 15 所示, 两次计算时间分别为 7.1 与 9.1 s。可以看到, VNSCME 估计出的两个 IFs 与时频分布上展示的微弱的阶梯状脊线十分吻合。

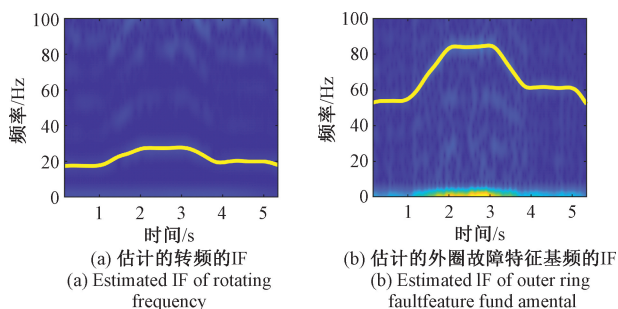


图 15 VNSCME 估计的 IFs

Fig. 15 Estimated IFs by VNSCME

图 16 所示为阶次跟踪结果, 可以看出本文所提阶次跟踪方法提取的外圈故障 FCO 全程接近理论的外圈故障 FCO, 证实试验轴承存在外圈故障。此外, 本文还将估计的瞬时转频乘以 5 (接近内圈故障特征阶次) 作为第 2 步目标 NCM 瞬时频率的初始值, 对实测信号再次进行分析。由图 16 可知, 内圈故障 FCO 全程偏离理论的内圈故障 FCO, 证实试验轴承不存在内圈故障。

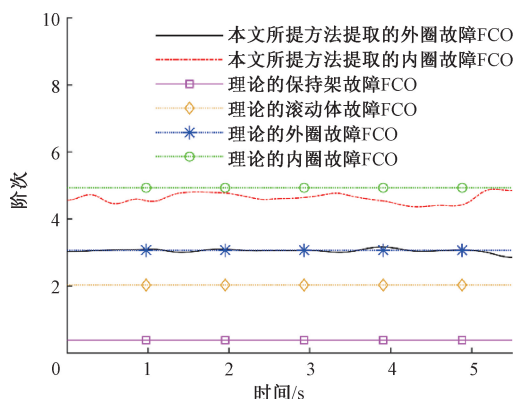


图 16 所提阶次跟踪方法得到的故障阶次及其理论值

Fig. 16 Extracted FCOs by the proposed order tracking method and their theoretical values

5 结 论

考虑变频驱动下旋转机械设备振动信号调制成分复杂、涉及频带较宽和噪声干扰严重等问题, 以及现有方法的不足, 本文提出了一种新的 VNSCME 方法, 该方法通

过优化的方式直接对多分量进行时域分解, 迭代提取目标单分量非线性 AM-FM 成分。VNSCME 对信号进行部分分解, 仅对单个目标模态进行定向提取。针对具体目标预设相应的先验知识, 能够独立提取出对应的调制特征, 具有初始值简单、计算效率高以及对瞬时频率初始化不敏感等特点。以变频驱动电机轴承故障诊断应用对象, 提出了基于 VNSCME 的无键相阶次跟踪方法, 无需借助时频脊线提取和滤波技术即可实现变频驱动下的轴承故障诊断。仿真与实测的电机轴承故障振动信号分析结果证实了本文所提阶次跟踪方法的准确度和可靠性。

参考文献

- [1] CHEN S Q, DU M G, PENG Z K, et al. High-accuracy fault feature extraction for rolling bearings under time-varying speed conditions using an iterative envelope-tracking filter [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2019, 448:211-229.
- [2] ZHOU P, PENG Z K, CHEN S Q, et al. Sinusoidal FM patterns of fault-related vibration signals for planetary gearbox fault detection under non-stationary conditions [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 155:107623.
- [3] MAURICIO A, QI J, SMITH W A, et al. Bearing diagnostics under strong electromagnetic interference based on integrated spectral coherence [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 140:106673.
- [4] 王义. 基于时频解调的低速重载装备弱信号提取及变速故障诊断技术 [D]. 西安: 西安交通大学, 2017. WANG Y. Low-speed and heavy-load equipment weak signal extraction and varying speed fault detection techniques based on time-frequency demodulation [D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2017.
- [5] OLHEDE S, WALDEN A T. A generalized demodulation approach to time-frequency projections for multicomponent signals [J]. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2005, 461(2059): 2159-2179.
- [6] CHENG J S, YANG Y, YU D Y. The envelope order spectrum based on generalized demodulation time-frequency analysis and its application to gear fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2010, 24(2): 508-521.
- [7] 皮维, 于德介, 彭富强. 基于多尺度线调频基稀疏信号分解的广义解调方法及其在齿轮故障诊断中的应用 [J]. *机械工程学报*, 2010, 46(15): 59-64. PI W, YU D J, PENG F Q. Generalized demodulation method based on multi-scale chirplet and sparse signal decomposition and its application to gear fault

- diagnosis[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(15): 59-64.
- [8] 赵德尊, 李建勇, 程卫东, 等. 变转速下基于广义解调算法的滚动轴承故障诊断[J]. *振动工程学报*, 2017, 30(5): 865-873.
- ZHAO D Z, LI J Y, CHENG W D, et al. Rolling element bearing fault diagnosis based on generalized demodulation algorithm under variable rotational speed[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2017, 30(5): 865-873.
- [9] FENG Z P, CHEN X W, LIANG M, et al. Time-frequency demodulation analysis based on iterative generalized demodulation for fault diagnosis of planetary gearbox under nonstationary conditions[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015(62-63): 54-74.
- [10] FENG Z P, CHU F, ZUO M J. Time-frequency analysis of time-varying modulated signals based on improved energy separation by iterative generalized demodulation[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2011, 330(6): 1225-1243.
- [11] 陈小旺, 冯志鹏, LIANG M. 基于迭代广义同步压缩变换的时变工况行星齿轮箱故障诊断[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(1): 131-137.
- CHEN X W, FENG ZH P, LIANG M. Planetary gearbox fault diagnosis under time-variant conditions based on iterative generalized synchrosqueezing transform [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(1): 131-137.
- [12] 赵德尊, 李建勇, 程卫东, 等. 基于迭代广义解调算法的变转速滚动轴承复合故障特征的提取[J]. *振动与冲击*, 2018, 37(4): 177-183, 190.
- ZHAO D Z, LI J Y, CHENG W D, et al. Multi-fault feature detection of rolling element bearing by an iterative generalized demodulation algorithm under time-varying rotational speed[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2018, 37(4): 177-183, 190.
- [13] WANG Y, XU G H, LUO A L, et al. An online tachless order tracking technique based on generalized demodulation for rolling bearing fault detection [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2016, 367: 233-249.
- [14] 赵德尊, 王天杨, 褚福磊. 基于自适应广义解调变换的滚动轴承时变非平稳故障特征提取[J]. *机械工程学报*, 2020, 56(3): 80-87.
- ZHAO D Z, WANG T Y, CHU F L. Adaptive generalized demodulation transform based rolling bearing time-varying nonstationary fault feature extraction [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(3): 80-87.
- [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/OL]. *西南交通大学学报*: 1-9 [2023-03-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1277.U.20220805.1557.002.html>.
- HAN J L, GAO H L, GUO L, et al. Bearing fault diagnosis method based on order tracking without rotational speed [J/OL]. *Journal of Southwest Jiaotong University*: 1-9 [2023-03-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1277.U.20220805.1557.002.html>.
- [16] 罗洁思, 黄巧园. 基于瞬时故障特征频率曲线提取的变转速滚动轴承故障诊断分析[J/OL]. *轴承*: 1-7 [2023-03-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1148.TH.20220215.1450.002.html>.
- LUO J S, HUANG Q Y. Fault diagnosis analysis of variable speed rolling bearing based on instantaneous fault characteristic frequency curve extraction [J/OL]. *Bearing*: 1-7 [2023-03-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1148.TH.20220215.1450.002.html>.
- [17] LU S L, YAN R Q, LIU Y B, et al. Tachless speed estimation in order tracking: A review with application to rotating machine fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(7): 2315-2332.
- [18] 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 A: Mathematical, Physical, and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [19] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [20] KEDADOUCHE M, THOMAS M, TAHAN A. A comparative study between empirical wavelet transforms and empirical mode decomposition methods: Application to bearing defect diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 81: 88-107.
- [21] YE H 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*, 2011, 2(2): 135-156.
- [22] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C]. 2011 36th International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE, 2011: 12176054.
- [23] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal*

- Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [24] ZHANG X Z, MIAO Q, ZHANG H, et al. A parameter-adaptive VMD method based on grasshopper optimization algorithm to analyze vibration signals from rotating machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 108: 58-72.
- [25] 卿宗胜, 高云鹏, 吴聪, 等. 基于自适应 VMD 和改进功率谱估计的球磨机负荷特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 234-241.
- QING Z SH, GAO Y P, WU C, et al. Feature extraction method of ball mill load based on the adaptive variational mode decomposition and the improved power spectrum analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 234-241.
- [26] MIAO Y, ZHAO M, LIN J. Identification of mechanical compound-fault based on the improved parameter-adaptive variational mode decomposition [J]. ISA Transactions, 2019, 84: 82-95.
- [27] 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.
- [28] 刘东东, 程卫东, 万广通. 基于故障特征趋势线模板的滚动轴承故障诊断 [J]. 机械工程学报, 2017, 53(9): 83-91.
- LIU D D, CHENG W D, WAN G T. Bearing fault diagnosis based on fault characteristic trend template[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(9): 83-91.
- [29] WANG Y, XU G H, ZHANG Q, et al. Rotating speed isolation and its application to rolling element bearing fault diagnosis under large speed variation conditions[J]. Journal of Sound and Vibration, 2015, 348: 381-396.
- [30] 王天杨, 李建勇, 程卫东. 基于低次故障特征阶比系

数的变转速滚动轴承等效转频估计算法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(3): 1-8.

WANG T Y, LI J Y, CHENG W D. Equivalent rotational frequency estimation algorithm of faulty rolling bearing under varying rotational speed based on the lower fault characteristic order coefficient [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(3): 1-8.

作者简介



蒋婷婷, 2018 年于重庆大学获得学士学位, 现为西安交通大学博士研究生, 主要研究方向为旋转机械健康监测与故障诊断。

E-mail: jtt3118101214@stu.xjtu.edu.cn

Jiang Tingting received her B.Sc. degree from Chongqing University in 2018. She is currently a Ph.D. candidate at Xi'an Jiaotong University. Her main research interests include rotating machinery health monitoring and fault diagnosis.



张庆 (通信作者), 1998 年于西安交通大学获得学士学位, 2003 年于西安交通大学获得硕士学位, 2007 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安交通大学副教授, 主要研究方向为智能信号处理与机械故障诊断。

E-mail: zhangq@mail.xjtu.edu.cn

Qing Zhang (Corresponding author) received his B.Sc., M.Sc. and Ph.D. degrees all from Xi'an Jiaotong University in 1998, 2003, and 2007, respectively. He is currently an associate professor at Xi'an Jiaotong University. His main research interests include intelligent signal processing and fault diagnosis for mechanical systems.