

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107704

无转速计下变工况滚动轴承故障特征量化表征提取*

张焱¹, 何姝钗¹, 王平¹, 汤宝平²

(1. 重庆邮电大学 工业物联网与网络化控制教育部重点实验室 重庆 400065;

2. 重庆大学 机械传动国家重点实验室 重庆 400044)

摘要:无转速计下变工况滚动轴承振动信号中各信号分量来源难以确定以及瞬时转频准确估计困难,而现有大多数研究依赖于已知转速并关注于时变冲击带来的频谱畸变,鲜有在无转速计变工况下开展轴承故障特征提取探究。提出无转速计下变工况滚动轴承故障特征量化表征提取方法,从振动信号希尔伯特包络中提取轴承故障特征,为定量描述各振动包络分量间关系,提出基于来源假设的特征模型与量化表征方法,利用同步压缩小波变换的时频重排与可重构特性,基于最大能量与最小曲率准则依次估计多时频脊瞬时频率,为降低广义解调后振动包络中干扰分量对量化结果的影响,提出基于选择性重构与广义解调的变工况下干扰抑制与平稳化重置方法。将所提方法用于仿真信号以及轴承振动数据分析,10 k 长度信号包络分量在不同来源假设下的特征提取用时约为 3 s,同时,在无转速计下实现了对 2 s 内转速变化分别约为 300 r/min 和 200 r/min 的内圈故障轴承以及复合故障轴承的特征提取。

关键词:无转速;变工况;轴承;同步压缩变换;广义解调;来源假设

中图分类号: TH165.3 TN911.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Tachless quantitative characterization of rolling bearing fault feature under varying conditions

Zhang Yan¹, He Shubei¹, Wang Ping¹, Tang Baoping²

(1. Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Networked Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: The component of rolling bearing vibration is difficult to be determined and the instantaneous rotational frequency is hard to be estimated accurately under varying conditions without a tachometer. Most studies mainly rely on the prior speed knowledge and focus on the spectrum distortion caused by time-varying impacts, while little attention has been paid to tachless bearing fault feature extraction under varying conditions. A novel tachless quantitative characterization method is proposed for rolling bearing fault feature extraction under varying conditions. The vibration Hilbert envelope is utilized to extract the bearing fault feature. To quantitatively describe the relationship among vibration envelope components, a model based on source hypothesis for feature extraction as well as a quantitative characterization method is proposed. The instantaneous frequencies of spectrogram ridges are estimated consecutively based on the maximum energy-minimum curvature criterion by resorting to the time-frequency reassignment and reconstruction capability of the synchrosqueezed wavelet transform. To reduce the influence of various interference in the generalized demodulated vibration envelope on the quantitative results, a method of interference suppression and stationarization reset under varying conditions is proposed based on the selective reconstruction and the generalized demodulation. The proposed method is applied to analyze the simulated signal and bearing vibration data. It takes about 3 s to extract the features of envelope component with length of 10 k points under different source hypotheses. Meanwhile, the fault characteristics of inner race fault bearing with a speed change of about 300 r/min in 2 s and that of the compound fault bearing with a speed change of about 200 r/min in 2 s are quantitatively characterized without a tachometer.

Keywords: tachless; varying condition; bearing; synchrosqueezed transform; generalized demodulation; source hypothesis

收稿日期:2021-04-01 Received Date: 2021-04-01

* 基金项目:国家重点研发计划(2019YFB2005900)、国家自然科学基金(51705056)、重庆市自然科学基金(cstc2019jcyj-zdxmX0026)项目资助。

0 前 言

滚动轴承广泛应用于旋转机械设备中且易于损坏,开展轴承故障诊断对避免严重事故发生及实现基于状态的维护具有重要意义。振动信号含有反映轴承状态的丰富信息成为轴承监测诊断的常用信号源^[1-4]。当轴承元件缺陷位置与其他元件瞬时接触时将产生脉冲冲击力,随着滚动轴承的运转,连续性冲击力往往会激起机械系统的高频响应,实测振动包含有以这些高频响应等为载频、以冲击重复频率以及转频等为调频的幅值调制分量,通常表现为振动信号中的一系列幅值明显的冲击,冲击频率即表征了轴承瞬时故障特征频率(instantaneous fault characteristic frequency, IFCF),这是因为IFCF取决于轴承瞬时转频(instantaneous rotating frequency, IRF)和轴承故障特征系数(fault characteristic coefficient, FCC),且FCC因故障类型的不同而不同。

振动包络解调聚焦于信号幅值,是一种能对上述冲击相关特征进行表征的常用方法^[3]。然而,在时变转速等变工况条件下,轴承的振动冲击间隔以及冲击幅值时变,导致以常规包络解调方法所得振动信号包络谱存在畸变,难以进行故障特征辨识。阶次分析和广义解调(generalized demodulation, GD)是两种适用于变工况下振动信号分析的有力工具。阶次分析的关键是对信号重采样将其转换为角域周期信号^[4]。Hou等^[5]提出一种基于阶次跟踪的行星齿轮箱故障诊断方法,Li等^[6]基于稀疏分解和阶次跟踪开展转速波动下齿轮箱故障诊断。GD具有将特定的时变频率非平稳信号分量平稳化重置为频率值平行于时间轴的平稳信号的能力,有学者对其在机械故障诊断方面的应用开展研究。例如,赵德尊等^[7]提出一种自适应广义解调变换的时变滚动轴承故障特征提取方法,Zhao等^[8]提出基于信号优化的广义解调算法用于轴承非平稳故障特征提取,Feng等^[9]提出一种自适应迭代广义解调算法并用于机械故障诊断。对于无转速计下变工况轴承故障特征提取应用,无论阶次分析还是广义解调方法均要以对信号中特定分量瞬时频率估计为前提(阶次分析以转频为参考,广义解调需要指定待平稳化目标分量所对应相位函数)。

实际应用中,由于安装空间或成本限制等导致转速信息不易获取。Dziedziech等^[10]和Zhao等^[11]分别对从实测振动信号中估计信号瞬时频率进行了研究。时频表示能对变工况下轴承振动等时变信号的幅值和频率随时间变化情况进行刻画,为信号分量瞬时频率等参数的估计提供了可能。时频分辨率的高低会影响信号瞬时频率等的准确估计,为构建高分辨率的时频谱,Daubechies等^[12]提出一种称为同步压缩小波变换(synchrosqueezing

wavelet transform, SWT)的时频重排算法,俞昆等^[13]综合短时傅里叶变换和同步压缩变换提出一种广义参数化同步压缩变换。针对于常规同步压缩变换在分析多分量信号时可能存在的相邻频率分量相互干扰问题,Feng等^[14]提出一种迭代广义同步压缩变换方法,并应用于风电机组齿轮故障诊断。

目前关于无转速计下变工况滚动轴承故障特征提取与诊断研究较少,且这些方法大多是基于阶次分析原理,例如,Hu等^[15]结合增强经验小波变换提出自适应无转速计下轴承故障诊断方法,Wang等^[16]提出基于广义解调的无转速阶次跟踪方法用于轴承故障诊断。但实际应用中阶次分析表现出一些缺陷,如重采样涉及大量二次或高次方程求解使得计算效率偏低,重采样精度受插值方法、滤波方法、分块大小、噪声干扰等影响进而影响特征提取效果。此外,不同于齿轮振动信号中IFCF与IRF有唯一对应关系,滚动轴承FCC因故障类型的不同而不同,加上振动信号中IFCF和IRF等倍频谐波的存在,使得IFCF、IRF及FCC间存在多种可能组合,加大了无转速计下变工况滚动轴承故障特征提取的难度,主要体现在:1)无转速计下轴承振动信号中各信号分量的来源难以确定,即对于特定瞬时频率趋势线难以判断其是否对应IFCF、IFCF或其倍频等;2)实测振动通常为含背景噪声干扰的多分量信号,变工况轴承振动时频谱中特征频率趋势线、以及不同趋势线间的间隔均时变,信号分量难以被分离提取;3)传统广义解调算法每次只能针对单一信号分量进行平稳化,解调信号中由其余分量引入的干扰严重,不利于故障特征辨识。

本文提出一种无转速计下变工况滚动轴承故障特征量化表征提取方法,该方法不需角域重采样,构建振动包络时频谱而非原信号本身时频谱,提取变工况下滚动轴承的瞬时故障特征频率而非信号瞬时频率,主要创新在于:1)在分析信号特征频率趋势线间比例关系基础上,定义基于来源假设思想的特征指标模型;2)提出一种变工况振动包络中目标分量分离提取方法,该方法充分利用SWT可重构特性及其在分析单分量信号时改善时频分辨率方面优势、以及广义解调算法的平稳化重置能力;3)提出基于参考转频的量化表征方法实现无转速计下变工况轴承故障特征提取。利用仿真数据和实测轴承振动对所提方法进行验证。

1 滚动轴承故障特征量化表征方法

1.1 振动包络中特征频率趋势线

实测轴承振动信号通常为多分量信号,含有以高频振动为载频、以冲击重复频率以及转频等为调频的调制分量,由轴承原始振动信号计算得到的振动包络时频谱

中将存在多条与瞬时转频、瞬时故障特征频率等关联的特征频率趋势线。对于特定的滚动轴承故障模式,包络时谱中特征频率趋势线 IFCF 与 IRF 具有固定的比例系数关系,当轴承转速变化时,包络时频谱中各特征趋势线同步变化。以轴承内圈故障为例,其内圈瞬时故障特征频率的 k 倍频 $f_{i,k}$ 与转频的 λ 倍频 $f_{r,\lambda}$ 间满足如下关系:

$$\frac{f_{i,k}}{k} = C_l \frac{f_{r,\lambda}}{\lambda} \quad (1)$$

式中: C_l 为内圈故障特征频率系数。

由于轴承故障特征系数只与轴承本身结构参数有关,同时不同系数对应于不同轴承状态以及故障类型,因此对于无转速信息情形,在提取时频谱中多条特征频率趋势线基础上,通过综合定量分析变工况下不同趋势线间比例关系以及与不同故障模式的匹配情况,有望实现轴承故障状态以及故障类型判定。

1.2 多时频脊瞬时频率估计

时频谱分辨率的高低直接影响时频脊瞬时频率等的准确估计。SWT^[12]本质为一种时频重排算法,时频重排后能量分布聚集性提升有利于时频脊线提取和信号分量参数辨识。对于信号 $x(t)$,其连续小波变换为:

$$W_x(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \varphi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (2)$$

式中: φ 为母小波; a 为尺度; b 为时间偏移。考虑到小波变换中信号相位不受尺度变化影响,可依据小波系数所得相位计算信号瞬时频率,即:

$$\omega_x(a,b) = \frac{-j}{2\pi W_x(a,b)} \frac{\partial}{\partial b} W_x(a,b) \quad (3)$$

式中: j 为虚数单位。

实际多分量信号的时间尺度谱往往存在能量扩散,为准确估计特定分量 $x_l(t)$ 的瞬时频率 ω_l ,对 $W_x(a,b)$ 沿着频率轴重排,将小波变换所得时间尺度谱转化为时间频率分布,离散化 SWT 时频表示为:

$$T_x(\omega_l,b) = \frac{1}{\Delta\omega} \sum_{a_k} W_x(a_k,b) a_k^{-3/2} (\Delta a)_k \quad (4)$$

式中: a_k 是第 k 个离散尺度,满足条件 $|\omega(a_k,b) - \omega_l| \leq \Delta\omega/2$; ω_l 为第 l 个离散角频率,对应于连续区间 $[\omega_l - \Delta\omega/2, \omega_l + \Delta\omega/2]$ 的中心; $\Delta\omega = \omega_k - \omega_{k-1}$; $\Delta a_k = a_k - a_{k-1}$ 。显然,同步压缩时频表示 $T_x(\omega_l,b)$ 实现了将小波变换中沿频率方向分布的能量聚集至独立点 ω_l 位置。

基于模极大值的瞬时频率估计应用广泛,尤其是对于信噪比较高的单分量信号应用效果较好。但实测轴承振动信号常受噪声干扰,导致其时频谱中同一时刻存在多个峰值,模极大值有可能对应于噪声干扰成分而非真实信号。Brevdo 等^[17]提出一种最大能量与最小曲率准则用于时频脊线提取,该准则表示为:

$$\max_{c \in \{\omega_l\}^n} \sum_{m=0}^{n-1} E_x(\omega_{c_m}, b_m) - \lambda \sum_{m=0}^{n-1} \Delta\omega |c_m - c_{m-1}|^2 \quad (5)$$

$$E_x(\omega_l, b_m) = \log(|T_x(\omega_l, b_m)|^2) \quad (6)$$

式中: n 为 $T_x(\omega_l, b)$ 中沿时间方向数据点数; m 为数据点索引; c 为离散化脊线; E_x 为 T_x 的归一化能量度量; λ 为平衡所提脊线最小曲率与最大能量的折中参数。鉴于该脊线提取方法与轴承振动包络信号特征趋势线连续变化这一情形相符,同时在强噪声下比较稳定的瞬时频率脊线提取精度,本文采用该方法以迭代方式依次提取各时频脊线并估计瞬时频率。

1.3 变工况下干扰抑制与平稳化重置

广义解调通过预设的相位函数(通常根据待平稳化信号分量瞬时频率计算)将信号中时变频率信号分量转换成频率平行于时间轴的平稳化分量。但常规广义解调算法每次只能针对单一分量进行平稳化,同时直接对原始信号进行解调将导致解调信号中存留有其它时变分量,为此提出变工况下干扰抑制与平稳化重置方法。

记信号 $x(t)$ 中 L 个分量分别表示为 $x_1(t), x_2(t), \dots, x_L(t)$,其各自瞬时频率记为 $\omega_1(t), \omega_2(t), \dots, \omega_L(t)$ 。根据式(4)知,SWT 仅对小波变换复数谱沿着频率轴方向进行重排,这使其在提高时频分辨率的同时仍支持信号的重构,即信号分量 x_l 可由时频表示 T_x 逆变换近似估计,表示为:

$$\hat{x}_l(t) = 2C_\varphi^{-1} \Re \left\{ \sum_{|\omega_l - \omega| \leq \Delta\omega/2} T_x(\omega_l, b) \right\} \quad (7)$$

式中: C_φ^{-1} 为由分析小波确定的常数。

广义解调算法的本质是广义傅里叶变换,对于信号分量 x_l ,其广义傅里叶变换定义为^[7]:

$$X_{lG}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x_l(t) e^{-j2\pi[ft+s_0(t)]} dt \quad (8)$$

其中, $s_0(t)$ 为一仅依赖于时间 t 的实值函数,称为相位函数,当 $s_0(t)$ 为 0 时,式(8)等同于标准傅里叶变换。广义傅里叶变换的逆变换定义为:

$$x_l(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X_{lG}(f) e^{j2\pi[ft+s_0(t)]} df = e^{j2\pi s_0(t)} \int_{-\infty}^{\infty} X_{lG}(f) e^{j2\pi ft} df \quad (9)$$

由式(9)知,当 $X_{lG}(f) \equiv \delta(f - f_0)$ 时, $x_l(t)$ 为:

$$x_l(t) = e^{-j2\pi[f_0 t + s_0(t)]} \quad (10)$$

其中, f_0 为信号初始频率。显然,通过指定 $s_0(t)$ 并对信号 $x_l(t)$ 进行广义解调,可实现将瞬时频率为 $f_l(t) = f_0 + s'_0(t)$ 的时变分量 $x_l(t)$ 转换为频率恒为 $f = f_0$ 的信号,其中 $s'_0(t) = ds_0(t)/dt$ 。

记 z_l 为由分量 x_l 广义解调平稳化重置所得信号,由于 z_l 为在分离提取重构分量 \hat{x}_l 基础上,对重构分量 \hat{x}_l 而非原信号 $x(t)$ 进行广义解调平稳化重置得到,故极大地抑制了由 $x_1(t), x_2(t), \dots, x_{l-1}(t)$ 和 $x_{l+1}(t), \dots, x_L(t)$ 等

其他分量引入的干扰。

1.4 无转速计基于来源假设的特征模型与量化表征

1) 基于来源假设的特征模型

针对无转速计下变工况滚动轴承振动信号包络时频谱中各瞬时频率趋势线来源难以确定,建立基于来源假设的特征模型,以对时频谱中各特征趋势线间可能的比例关系进行全面刻画。

表 1 给出了基于来源假设的轴承故障特征模型,对

于某瞬时频率 f_i 的信号分量 $x_i(t)$,分别假设 f_i 对应于不同来源类型不同阶数假设信号分量,来源类型指轴承转频 f_r 、以及轴承故障特征频率(如内圈故障特征频率 f_i 、外圈故障特征频率 f_o 、滚动体故障特征频率 f_B)等。 λ 用于表示来源假设信号分量的阶数,取值范围 $[1, 2, \dots, \lambda]$, λ 为预设的最大来源阶数, λ 越大,可对更高次谐波分量进行分析,但对于实测信号各谐波分量幅值随阶数增大而降低。

表 1 基于来源假设的特征提取模型

Table 1 Feature extraction model based on source hypothesis

信号分量瞬时频率/Hz	来源假设 ($\lambda = \{1, 2, \dots, \lambda\}$)	目标分量瞬时频率 ($k = \{1, 2, \dots, K\}$)			
		转频相关	内圈故障相关	外圈故障相关	滚动体故障相关
f_i	λ 倍转频 (λf_r)	$k f_i / \lambda$	$k f_i C_i / \lambda$	$k f_i C_o / \lambda$	$k f_i C_B / \lambda$
	λ 倍内圈故障频率 (λf_i)	$k f_i / \lambda C_i$	$k f_i / \lambda$	$k f_i C_o / \lambda C_i$	$k f_i C_B / \lambda C_i$
	λ 倍外圈故障频率 (λf_o)	$k f_i / \lambda C_o$	$k f_i C_i / \lambda C_o$	$k f_i / \lambda$	$k f_i C_B / \lambda C_o$
	λ 倍滚动体故障频率 (λf_B)	$k f_i / \lambda C_B$	$k f_i C_i / \lambda C_B$	$k f_i C_o / \lambda C_B$	$k f_i / \lambda$

需要说明的是,虽然实测振动信号频率中可能存在与转频、故障特征频率相关的和频与差频等,但本文以振动包络时频谱而非原信号本身时频谱进行特征提取,这将极大降低和频与差频等干扰,故表 1 中只给出了典型来源假设,对于新的故障模式,在必要时也可按照类似方式对表 1 进行扩充。

以 f_i 来源假设为 λf_r 为例,需要刻画转频与不同故障类型特征趋势线间的比例关系,故需重点关注的目标特征频率集包括:

$$\theta_{\lambda f_r} = \left\{ f_i, \frac{k f_i}{\lambda}, \frac{k f_i C_i}{\lambda}, \frac{k f_i C_o}{\lambda}, \frac{k f_i C_B}{\lambda} \right\}, k = \{1, 2, \dots, K\} \quad (11)$$

式中: K 为目标分量的最大阶数,后文中将这些用于特征提取的特征频率对应的信号分量称为目标分量。采用所提变工况下干扰抑制与平稳化重置方法实现不同来源假设下目标分量的分离与平稳化。为便于叙述,记相同来源类型不同阶数假设下的目标分量瞬时频率曲线集合为:

$$S_{f_*} = \{x_i, \theta_{f_*}, \theta_{2f_*}, \dots, \theta_{\lambda f_*}\}, f_* \in \{f_r, f_i, f_o, f_B\} \quad (12)$$

记基于 SWT 时频重构所得对应于 S_{f_*} 的目标信号分量集合为 C_{f_*} ,其平稳化重置后信号分量集合为 \hat{C}_{f_*} 。在平稳化重置过程中,对于瞬时特征频率 $f_d(t)$ 的目标分量 x_d ,其所用广义解调相位映射函数由式(13)计算:

$$s_d(t) = \int [f_d(t) - f_d(0)] dt \quad (13)$$

2) 基于参考转频的量化表征

为实现无转速计下变工况滚动轴承故障特征的提

取,考虑对集合 \hat{C}_{f_*} 中各目标分量间关系进行量化表征。首先根据式(14)对集合 \hat{C}_{f_*} 中各平稳化重置信号分量进行快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT):

$$F_{x_d}(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x_d(t) e^{-j2\pi ft} dt, x_d \in \hat{C}_{f_*} \quad (14)$$

在相同来源类型不同阶数假设下,由同一信号分量瞬时频率 f_i 计算所得“转频”不同,如表 1 中第 3 列所示。为便于与真实转频区分,对不同阶数假设下计算所得“转频”称为“参考转频”,记为 f_{ref^*} ,以“参考转频”为基准对 \hat{C}_{f_*} 中各平稳化重置信号分量对应幅值谱的频率值进行缩放,获得频率归一化频谱:

$$NF_{x_d}(f) = F_{x_d} \left(\frac{\lambda \times FCC}{f_{ref^*}} \times f \right) \quad (15)$$

其中, $\frac{\lambda \times FCC}{f_{ref^*}}$ 为归一化系数, FCC 为当前来源类型对应的故障特征系数, λ 为当前假设阶数取值。

最后,对集合 \hat{C}_{f_*} 中各信号分量的归一化频谱进行叠加,得到堆叠化频谱 DNF , 表示为:

$$DNF(f) = \sum_{x_d \in \hat{C}_{f_*}} NF_{x_d}(f) \quad (16)$$

根据 DNF 中各突出谱线归一化频率值的比例关系与轴承故障特征系数间的匹配情况实现轴承故障判定。

需要说明的是,如表 1 所示,信号分量瞬时频率 f_i 可能对应于来源类型假设中的多种,即某瞬时频率趋势线为多种来源类型混合时,在分析其堆叠化频谱 DNF 基础上,需要采用其他方法进一步判定具体来源类型。对于信号分量瞬时频率 f_i ,表 1 中某些假设并不与真实来源

相“匹配”,但鉴于所提方法是以最终堆叠化频谱上突出谱线间频率比值与故障特征系数的匹配情况作为判定依据,故这些“非匹配”来源假设不会影响故障判定,即所提方法对于“非匹配”来源假设具“包容性”。

1.5 算法流程

无转速计下变工况滚动轴承故障特征量化表征提取算法主要步骤如下:

- 1) 利用希尔伯特变换求取原振动信号包络 $x(t)$;
- 2) 计算包络信号 $x(t)$ 的 SWT 时频表示 T_x ;
- 3) 利用所提多时频脊瞬时频率估计方法,以迭代方式依次计算前 L 个信号分量 $x_1(t), x_2(t), \dots, x_L(t)$, 并估计各分量瞬时频率, 记为 $f_1(t), f_2(t), \dots, f_L(t)$;
- 4) 根据所建立基于来源假设的特征模型, 令 $l=1$, 对于信号分量 $x_l(t)$, 计算不同来源假设下的目标分量瞬时频率曲线集合 $S_{f_*}, f_* \in \{f_r, f_I, f_O, f_B\}$;
- 5) 利用所提变工况下干扰抑制与平稳化重置方法: (1) 基于 SWT 可重构特性, 根据式(7)计算对应于 S_{f_*} 的目标信号分量集合 C_{f_*} ; (2) 基于广义解调算法平稳化重置集合 C_{f_*} 中各信号分量, 得 \hat{C}_{f_*} ;
- 6) 根据式(14)计算平稳化重置信号分量 $x_d \in \hat{C}_{f_*}$ 的幅值谱 $F_{x_d}(f)$, 并根据式(15)以当前阶数假设下“参考转频”为基准计算频率归一化频谱 $NF_{x_d}(f)$;
- 7) 采用所提基于参考转频的量化表征方法, 对相同来源类型不同阶数假设下的各目标信号分量频率归一化频谱进行堆叠, 得堆叠化频谱 DNF ;
- 8) 结合轴承故障特征系数, 观察分析 DNF 并判断轴承故障状态以及故障类型;
- 9) $l=l+1$, 若 $l \leq L$ 重复步骤 4) ~ 10), 否则结束。

2 仿真分析

模拟仿真故障轴承振动信号对所提无转速计下变工况滚动轴承故障特征提取方法的有效性进行验证, 轴承故障冲击序列模型为^[15]:

$$y(t) = \sum_{l=1}^L \sum_{m=1}^{l_M} A_{l,m} e^{-\beta(t-t_{l,m})} \cos(\omega_r(t-t_{l,m}) + \psi_l) u(t-t_{l,m}) \quad (17)$$

其中, L 为冲击序列数目; β 表示结构阻尼; ω_r 为系统高频响应频率; ψ_l 为初始相位; $u(t)$ 为单位阶跃函数; l_M 、 $A_{l,m}$ 和 $t_{l,m}$ 分别为第 l 个冲击序列中冲击个数、以及第 m 个冲击的幅值和发生时间。由于轴承故障冲击特征频率等于相邻两冲击时间间隔的倒数, 假设初始时刻 $t_0=0$ 时第 l 个冲击序列对应故障冲击特征频率为 $f(t_{l,0})$, 则第 m 个冲击发生时间 $t_{l,m}$ 为:

$$t_{l,m} = \frac{1}{Q \times f(t_{l,m-1})}, m = 1, 2, \dots, l_M \quad (18)$$

其中, Q 为转轴每圈对应冲击数。

模拟故障冲击序列相关参数如表 2 所示, 在冲击序列基础上加入以转频 f_r 为载波、 ω_r 为调制波的调制分量以模拟机械系统高频响应受转频的调制影响, 加入 $2\sin(2\pi \times 30t)$ 和 $2\sin(2\pi \times 90t)$ 的正弦分量以模拟固定频率环境干扰, 加入高斯白噪声模拟背景噪声, 综合所得仿真信号时域波形如图 1 所示, 采样频率 f_s 为 10 kHz, 采样时长 t 为 1 s。

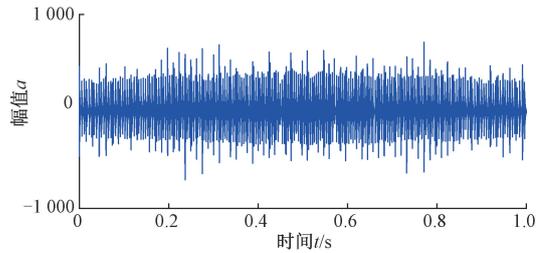


图 1 仿真信号时域波形

Fig. 1 Time domain waveform of simulated signal

利用希尔伯特变换提取信号包络 $x(t)$, 图 2 为信号包络幅值谱, 由图 2 知, 包络谱中存在明显的频谱混叠, 故障相关特征难以直接辨识。图 3 和图 4 分别给出了包络信号的小波时频谱和 SWT 时频谱, 相比于图 3, 图 4 中各信号分量具有更好的时频聚集性, 同时图 4 中转频 f_r 、故障特征频率 $f_* \times C_*$ (记为 f_*)、以及它们的倍频成分清晰可见, 有利于瞬时频率曲线提取。

表 2 仿真信号参数

Table 2 Parameters of simulation signal

参数名称	参数值
转频 f_r	$15.56\sin(2\pi \times 0.5t) + 66.67$
故障特征系数 C_*	2.7
阻尼 β	800
响应频率 ω_r	$2\pi \times 2000$
冲击序列幅值 A_l	$2 \times f_r$
冲击序列初始相位 ψ_l	-90°
每圈冲击数 Q	1
转频调制分量幅值	$7 \times f_r$
转频调制分量初始相位	0

采用多时频脊瞬时频率估计方法迭代提取各包络分量瞬时频率, 图 5 给出了前两个分量的瞬时频率曲线 f_1 和 f_2 , 注意到 f_1 和 f_2 分别与转频 f_r 和故障特征频率 f_* 的理论值接近, 表明多时频脊瞬时频率估计方法能有效估计信号分量瞬时频率, 同时包络分量 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 真实来源对应于转频分量和故障特征频率分量。

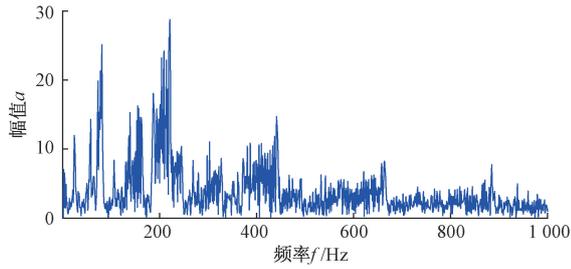


图 2 仿真信号包络谱

Fig. 2 Envelope spectrum of simulated signal

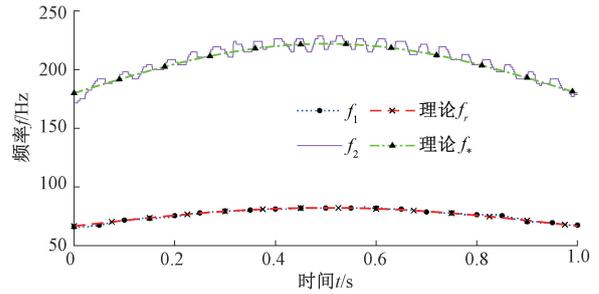


图 5 包络信号分量的瞬时频率

Fig. 5 Instantaneous frequencies of each envelope component

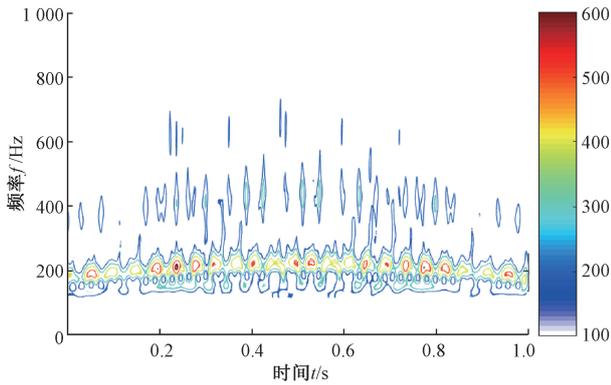


图 3 包络信号小波时频谱

Fig. 3 Wavelet spectrogram of envelope signal

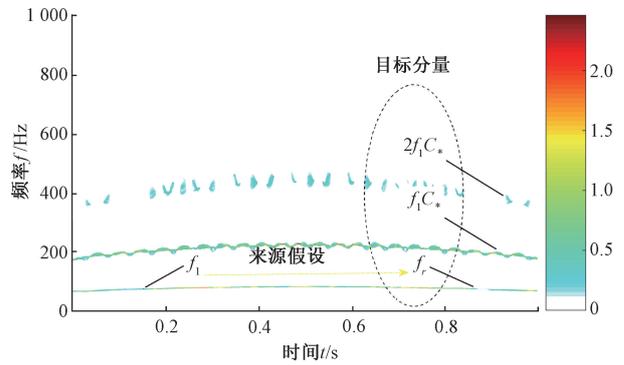


图 6 包络分量 $x_1(t)$ 一阶转频来源假设下目标分量

Fig. 6 Target component of the envelope component $x_1(t)$ with source hypothesis of the first-order rotational frequency

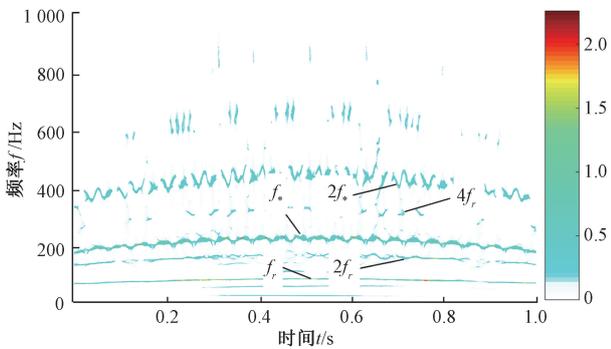


图 4 包络信号 SWT 时频谱

Fig. 4 SWT spectrogram of envelope signal

对上述仿真包络分量 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$, 采用所提无转速计下变工况轴承多时频脊解调与量化表征方法提取轴承状态特征, 考虑到信号中各倍频分量的幅值通常随着其阶数的增加而逐渐降低的情况, 试验中设置 λ 和 K 均为 3。图 6 为包络分量 $x_1(t)$ 在一阶转频假设下目标分量 SWT 时频谱, 其中转频、以及根据转频假设计算得到的故障特征频率 $f_1 C_*$ 及其二倍频 $2f_1 C_*$ 比较突出, 三倍频 $3f_1 C_*$ 不甚明显, 这为进一步根据不同特征频率间比例关系判定轴承故障提供支撑。

图 7(a) 为包络分量 $x_1(t)$ 在一阶转频假设下目标分量的堆叠化频谱, 图中标注 $f_1(f_r)$ 中的 f_1 表示包络分量 $x_1(t)$ 本身, f_r 表示当前假设来源类型, $f_1 C_*, 2f_1 C_*, 3f_1 C_*$ 分别表示故障特征频率分量及其倍频成分, 后文采用类似标注。

图 7(a) 中不同谱线分别由图 6 中所示各目标分量计算得到, 系数 $k = 1$ 和 $k = 2.7$ 位置存在谱峰, 二者间比例值与故障特征系数 C_* 相等, 表明所提方法准确提取了故障特征, 同时也表明广义解调实现了包络信号中时变频率分量到恒定频率分量的平稳化重置, 基于参考转频的频谱归一化避免了因不同来源假设导致的绝对频率值变化带来的故障判定难题。

图 7(b) 为包络分量 $x_1(t)$ 在二阶转频假设下目标分量的堆叠化频谱, 注意到图 7(b) 中频率 $f_1/2$ 目标分量的幅值谱无突出谱线, 结合图 7(a) 可判定包络分量 $x_1(t)$ 实际并非对应于二阶转频。但图 7(b) 中系数 $k = 2$ 和 $k = 5.4$ 位置存在明显峰值, 二者间比例值与故障特征系数 C_* 相等, 这是因为表 2 所示基于来源假设的特征模型考虑了最大 K 倍的瞬时频率目标分量。

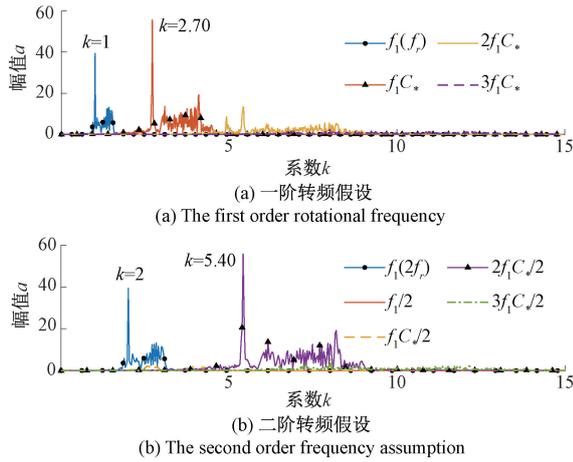


图7 包络分量 $x_1(t)$ 不同来源假设下堆叠化频谱

Fig. 7 Stacked spectra of the envelope component $x_1(t)$ with different source hypotheses

为验证变工况下干扰抑制与平稳化方法的必要性和有效性,考虑将算法流程中对包络目标分量的广义解调改为对包络信号的广义解调,其余步骤不变。图8为包络信号在一阶转频来源类型假设下所得堆叠化频谱,对比图7(a)和图8知,图8所示堆叠化频谱中由于大量干扰存在很难辨识故障特征,而图7(a)中各目标分量的幅值突出且容易辨识,这主要得益于所提方法利用广义解调对单一信号分量进行平稳化重置。

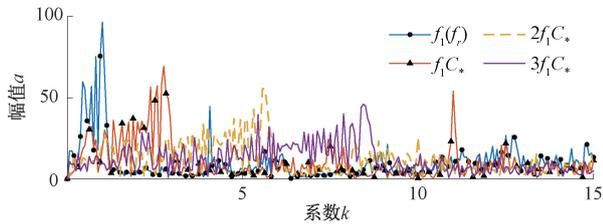


图8 包络信号一阶转频来源假设下堆叠化频谱

Fig. 8 Stacked spectra of the envelope signal with source hypothesis of the first-order rotational frequency

为验证所提方法对于“非匹配”来源类型假设的“包容性”,现假设分量 $x_1(t)$ 对应故障特征频率来源假设,图9为所得堆叠化频谱,其中 $f_1(f_*)$ 和 $f_1(2f_*)$ 指示一阶和二阶故障特征频率假设下目标分量 $x_1(t)$ 本身对应频谱,在该两种假设下,与转频相关目标分量(如 f_1/C_* 、 $2f_1/C_*$ 、 $3f_1/C_*$ 等)的幅值谱均无突出谱线,各突出谱线对应系数间也不存在与故障特征系数 C_* 匹配的比例值,表明分量 $x_1(t)$ 对应故障特征频率的来源假设不成立。

图10(a)和10(b)分别为包络分量 $x_2(t)$ 在一阶和二阶故障特征频率来源假设下的堆叠化频谱,图10(b)

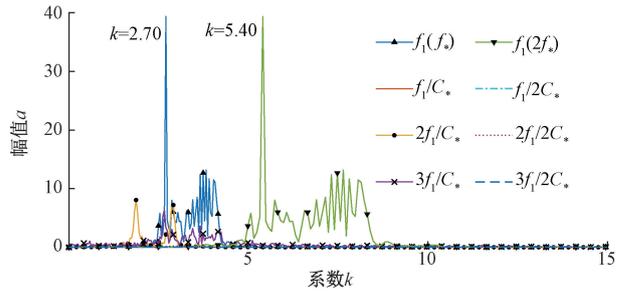


图9 包络分量 $x_1(t)$ 故障特征频率来源假设下堆叠化频谱
Fig. 9 Stacked spectra of the envelope component $x_1(t)$ with source hypothesis of the fault characteristic frequency

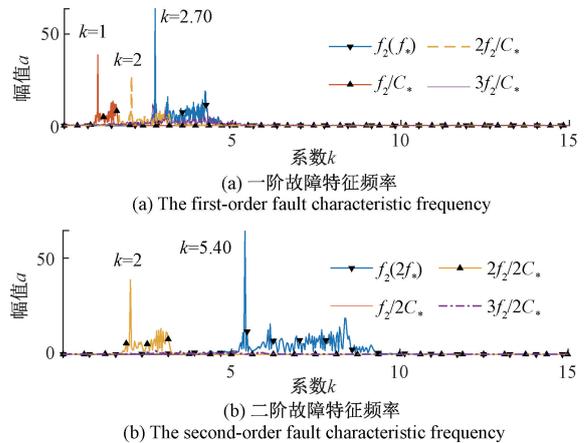


图10 包络分量 $x_2(t)$ 不同来源假设下堆叠化频谱

Fig. 10 Stacked spectra of the envelope component $x_2(t)$ with different source hypotheses

中系数 $k = 2$ 和 $k = 5.4$ 位置存在明显峰值,二者间比例值与故障特征系数 C_* 相等,与图10(a)中系数 $k = 1$ 和 $k = 2.7$ 位置存在明显峰值相对应,这也是因为考虑了最大 K 倍瞬时频率目标分量。

特别说明的是,综合图7和图10知,根据所提基于来源假设的特征模型,当包络信号中存在多个不同来源类型的包络分量时,各包络分量在不同来源类型假设下所得堆叠化频谱可以相互印证特征提取与故障判定结论。此外,为评估所提方法计算效率,统计仿真信号包络分量的特征提取用时,表3给出了在 Intel Core i7 3.40 GHz 处理器与 8.00 GB 内存电脑上5次运行的平均测试结果。从表3知,10 k 长度信号包络分量在不同来源假设下的特征提取平均耗时约为 3 s。

3 实例分析

以实测单点故障和复合故障滚动轴承振动信号分析为例对所提特征提取方法的有效性进行验证。利用 MFS-MG 实验台开展数据测试,实验台如图11示意,电

表 3 包络分量特征提取用时

包络分量	时长/s	
	$x_1(t)$	$x_2(t)$
一阶转频	3.11	3.19
二阶转频	3.13	3.21
来源假设		
一阶故障特征频率	3.00	3.04
二阶故障特征频率	3.03	2.88

机转速由速度控制器进行调节,振动数据由安装在轴承座的 PCB 加速度传感器测取,采集卡为 NI 9234,信号采样频率为 25 kHz。

测试用故障轴承型号为 MB ER-12K,对水平方向振动数据进行分析,分析数据时长 2 s,经计算得轴承内圈和外圈故障特征系数分别为 4.95 和 3.048,记为 C_i 和 C_o ,显然其故障特征频率接近于转频倍频,加大了基于频谱分析的故障特征提取难度。

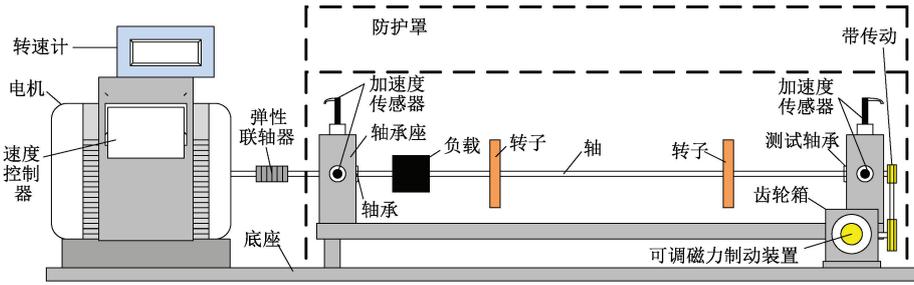


图 11 实验台示意图

Fig. 11 Diagram of the experimental test rig

3.1 单点故障特征提取

内圈故障滚动轴承振动包络的 SWT 时频表示如图 12 所示,该时段内轴承转速由约 1 600 r/min 上升至约 1 900 r/min,图 12 中幅值明显时频脊线分别对应于转频 f_r 及其倍频 $2f_r$ 和 $3f_r$ 、以及内圈故障特征频率 f_i ,同时可见转速上升过程中存在一定波动。实测转速数据不用于后续分析。

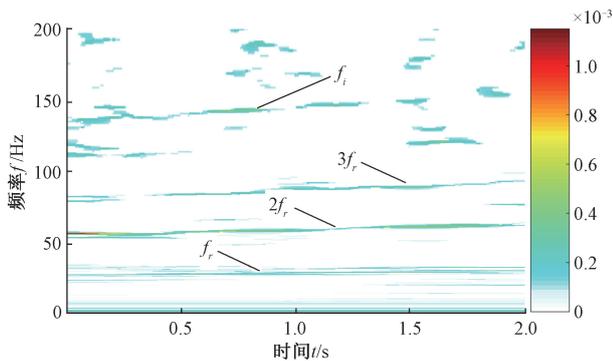
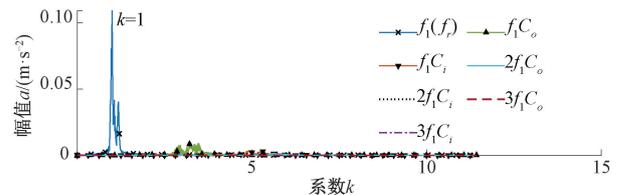


图 12 内圈故障轴承振动包络的 SWT 时频谱

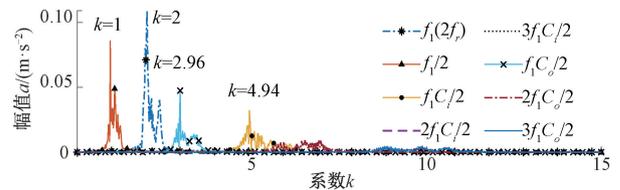
Fig. 12 SWT spectrogram of vibration envelope of inner race fault bearing

利用所提方法提取轴承状态特征,根据多时频脊瞬时频率估计方法依次分离得到 $2f_r, f_r, 3f_r, \dots$ 等包络分量。图 13 为第一个包络分量 $x_1(t)$ 在转频类型来源假设下所得堆叠化频谱,图 13 中 $f_1(f_r), f_1(2f_r)$ 均为包络分量 $x_1(t)$ 本身对应幅值谱,其余频谱分别对应于转频分量、

内圈故障特征频率分量及其倍频。图 13(a) 所示一阶转频来源假设下,除了包络分量 $x_1(t)$ 本身外,其他目标分量对应幅值谱不明显。图 13(b) 中系数 $k=1, k=2.96$ 和 $k=4.94$ 位置存在突出谱峰,虽然目标分量 $f_1 C_o/2$ 的频率归一化频谱在 $k=2.96$ 位置谱峰突出,但考虑到实测轴承转速波动和广义解调算法中相位函数估计的影响,以及外圈故障特征系数 C_o 与 2.96 差别较大,初步判定 $k=2.96$ 位置谱峰并非外圈故障所致,而 $k=4.94$ 位置谱峰较好的匹配内圈故障特征系数 C_i ,表明轴承存在内圈故障。



(a) The first-order rotational frequency



(b) The second-order rotational frequency

图 13 内圈故障包络分量 $x_1(t)$ 不同来源假设下堆叠化频谱

Fig. 13 Stacked spectra of the inner race fault envelope component $x_1(t)$ with different source hypotheses

图 14 为第二个包络分量 $x_2(t)$ 在转频类型来源假设下所得堆叠化频谱,计算图 14(a) 中谱峰突出位置系数 $k = 4.94$ 和 $k = 1$ 间比值、以及图 14(b) 中谱峰突出位置系数 $k = 9.89$ 和 $k = 2$ 间比值,二者结果均十分接近内圈故障特征系数 C_i , 表明所提算法有效提取了轴承内圈故障特征。

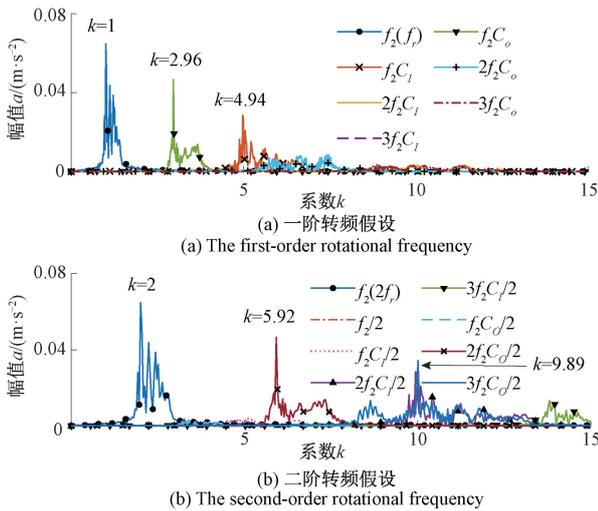


图 14 内圈故障包络分量 $x_2(t)$ 不同来源假设下堆叠化频谱
Fig. 14 Stacked spectra of the inner race fault envelope component $x_2(t)$ with different source hypotheses

3.2 复合故障特征提取

为验证所提方法对复合故障轴承状态特征提取能力,对内外圈混合故障轴承振动信号进行分析。图 15 为复合故障轴承振动包络的 SWT 时频谱,轴承转速在 2 s 时段内上升了约 200 r/min。此外,注意时频谱中三倍转频 $3f_r$ 与轴承外圈故障特征频率 f_o 十分接近,在包络时频谱中“几乎”对应于同一瞬时频率趋势线。

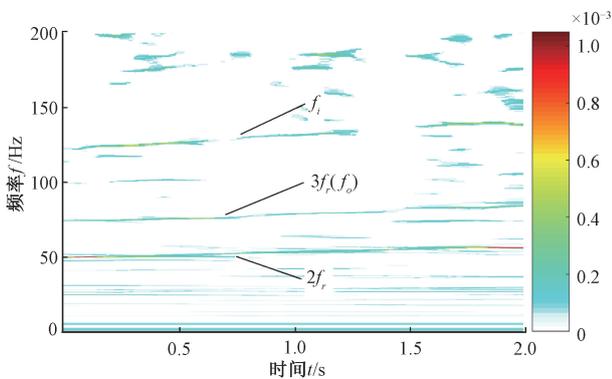


图 15 复合故障轴承振动包络的 SWT 时频谱
Fig. 15 SWT spectrogram of vibration envelope of compound fault bearing

图 16 为所分离的第一个包络分量 $x_1(t)$ 在二阶转频来源假设下所得堆叠化频谱,其在系数 $k = 2$ 位置有最突出谱峰,同时系数 $k = 1, k = 3.04$ 以及 $k = 4.96$ 位置也存在较明显谱峰,对比轴承故障特征系数 C_i 和 C_o 知,依据图 16 可基本判定轴承存在内外圈混合故障。

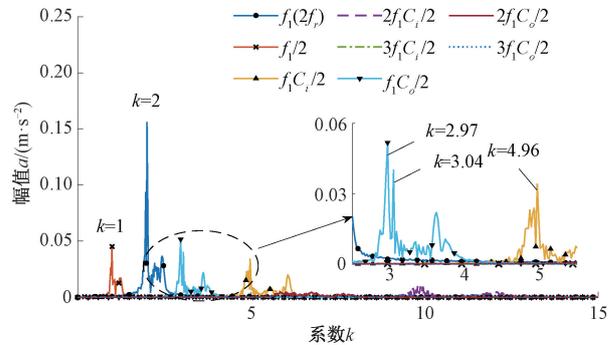


图 16 复合故障包络分量 $x_1(t)$ 二阶转频来源假设下堆叠化频谱
Fig. 16 Stacked spectra for the compound fault envelope component $x_1(t)$ with source hypothesis of the second-order rotational frequency

4 结 论

在分析轴承振动包络中各特征频率趋势线间比例关系基础上,结合幅值调制轴承振动信号特点,提出一种无转速计下变工况滚动轴承故障特征量化表征方法,并进行试验验证,得到以下结论:

- 1) 基于来源假设思想的特征指标模型适用于刻画振动包络中不同分量特征频率趋势线间比例关系,且该特征指标模型对于“非匹配”来源假设具有“包容性”;
- 2) 针对变工况滚动轴承故障特征的量化表征,以基于来源假设的“参考转频”对频谱进行归一化,避免了不同来源假设下绝对频率值不同所带来的故障判定难题;特别地,由多个不同来源类型的振动包络分量所得堆叠化频谱可以相互印证故障特征提取结果与故障判定结论;
- 3) 多时频脊瞬时频率估计以及变工况下信号干扰抑制与平稳化重置方法的联合运用可实现对振动包络中不同信号分量的选择性分离提取,同时增强了堆叠化频谱中故障特征的可辨识度;
- 4) 所提方法基于振动包络信号而非振动信号本身提取故障特征,适用于机械系统中常见的具有幅值调制情形的轴承振动信号分析。同时,该方法不依赖于转速信息,可以更加灵活的应用于变工况轴承故障特征提取,支撑机械设备健康监测与故障诊断应用。

参考文献

- [1] WANG T, HAN Q, CHU F, et al. Vibration based condition monitoring and fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox: A review [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 126: 662-685.
- [2] 张焱, 冯乔琦, 黄庆卿, 等. 非负自编码网络基于部分特征表示的变工况滚动轴承状态识别[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(4):77-85.
- ZHANG Y, FENG Q Q, HUANG Q Q, et al. State recognition of rolling bearing under variable condition using part-based representation of nonnegativity constrained autoencoder networks[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(4):77-85.
- [3] SMITH W A, BORGESANI P, NI Q, et al. Optimal demodulation-band selection for envelope-based diagnostics: A comparative study of traditional and novel tools [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 134: 106303.
- [4] LU S, YAN R, LIU Y, et al. Tacholeless 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.
- [5] HOU B, WANG Y, TANG B, et al. A tacholeless order tracking method for wind turbine planetary gearbox fault detection[J]. *Measurement*, 2019, 138: 266-277.
- [6] LI Y, DING K, HE G, et al. Non-stationary vibration feature extraction method based on sparse decomposition and order tracking for gearbox fault diagnosis [J]. *Measurement*, 2018, 124: 453-469.
- [7] 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.
- [8] ZHAO D, WANG T, GAO R X, et al. Signal optimization based generalized demodulation transform for rolling bearing nonstationary fault characteristic extraction[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 134: 106297.
- [9] FENG Z, CHEN X. Adaptive iterative generalized demodulation for nonstationary complex signal analysis: Principle and application in rotating machinery fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 110: 1-27.
- [10] DZIEDZIECH K, JABLONSKI A, DWORAKOWSKI Z. A novel method for speed recovery from vibration signal under highly non-stationary conditions [J]. *Measurement*, 2018, 128: 13-22.
- [11] ZHAO D, GELMAN L, CHU F, et al. Novel method for vibration sensor-based instantaneous defect frequency estimation for rolling bearings under non-stationary conditions[J]. *Sensors*, 2020, 20(18): 5201.
- [12] DAUBECHIES I, LU J, WU H T. Synchrosqueezed wavelet transforms: An empirical mode decomposition-like tool [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2011, 30(2): 243-261.
- [13] 俞昆, 罗志涛, 李鸿飞, 等. 广义参数化同步压缩变换及其在旋转机械振动信号中的应用[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(11):149-159.
- YU K, LUO ZH T, LI H F, et al. General parameterized synchrosqueezing transform and its application in rotating machinery vibration signal [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(11):149-159.
- [14] FENG Z, CHEN X, LIANG M. Iterative generalized synchrosqueezing transform for fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox under nonstationary conditions[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 52: 360-375.
- [15] HU Y, TU X, LI F, et al. An adaptive and tacholeless order analysis method based on enhanced empirical wavelet transform for fault detection of bearings with varying speeds [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2017, 409: 241-255.
- [16] WANG Y, XU G, LUO A, et al. An online tacholeless order tracking technique based on generalized demodulation for rolling bearing fault detection [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2016, 367: 233-249.
- [17] BREVD E, FOCKER N S, THAKUR G, et al. The synchrosqueezing algorithm: A robust analysis tool for signals with time-varying spectrum [J]. *Signal Processing*, 2011, 93(5):1079-1094.

作者简介



张焱(通信作者),2011年和2016年分别于重庆大学获得学士学位和博士学位,现为重庆邮电大学副教授,主要研究方向为机电装备智能诊断与安全服役、工业物联网。

E-mail: yanzhang@cqupt.edu.cn

Zhang Yan (Corresponding author) received his B. Sc. and Ph. D. degrees both from Chongqing University in 2011 and 2016, respectively. He is currently an associate professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include equipment intelligent diagnosis and safety management, and industrial internet of things.



汤宝平,1996年和2003年分别于重庆大学获得硕士学位和博士学位,现任重庆大学教授、博士生导师,主要研究方向为数字孪生驱动的重大装备智能运维、无线传感器网络等。

E-mail: bptang@cqu.edu.cn

Tang Baoping received his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Chongqing University in 1996 and 2003, respectively. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Chongqing University. His main research interests include digital twin based intelligent equipment maintenance, and wireless sensor networks.