

基于 CPW 和 SCD 的行星轴承内圈故障特征提取*

陈鑫, 郭瑜, 伍星, 樊家伟, 林云

(昆明理工大学机电工程学院 昆明, 650500)

摘要 行星齿轮箱振动信号传递路径具有时变性,各振动分量间相互耦合和调制,拾取的信号往往比较复杂。此外,行星轴承早期故障对应的振动信号微弱,常湮没于背景噪声和较强的齿轮啮合振动信号中,使得行星轴承故障特征提取较为困难。为此,笔者提出一种基于倒谱预白化(cepstral pre-whitening,简称 CPW)和谱相关密度(spectral correlation density,简称 SCD)的行星轴承内圈故障特征提取方法。首先,采用 CPW 削弱具有严格周期特性振动分量的能量幅值,增强轴承故障分量的冲击幅值;其次,基于谱峭度算法获取与轴承故障冲击相关的谱峭度最大值时对应的解调频带参数,并获得带通滤波后复包络信号,进而消除解调频带外成分的干扰;最后,基于轴承故障的随机滑动特性,结合 SCD 提取行星轴承故障振动分量,进而包络谱分析提取出行星轴承故障特征。利用行星轴承内圈故障实测数据验证了方法的有效性。

关键词 行星齿轮箱;行星轴承;谱相关密度分析;倒谱预白化;包络分析

中图分类号 TH132.425; TH132.46

引言

行星齿轮箱广泛应用于航空航天、风力发电等领域。因其传递路径具有时变性,使得行星齿轮箱故障特征提取比定轴齿轮箱更复杂。行星轴承作为行星轮旋转的支撑部件,其健康程度直接影响机械的旋转精度和寿命。因此,行星轴承故障诊断成为故障诊断领域研究热点之一。

针对上述问题,Jain 等^[1]构建了行星齿轮箱动力学模型,研究了行星轴承故障特征频率。文献[2-3]使用循环谱理论对滚动轴承进行故障诊断,并取得较好效果。文献[2]结合角域重采样和自适应消噪技术实现了行星轴承的故障诊断。Smith 等^[4]对传统谱峭度进行改进,将其应用于电磁干扰条件下的行星轴承故障特征提取。Feng 等^[5]提出了幅频联合解调方法实现行星轴承故障特征提取。Wang 等^[6]研究了谱峭度比和啮合频率指标选择滤波参数,实现了行星轴承故障特征提取。Bangalore 等^[7]研究了神经网络的状态监测方法,实现了固定轴承损伤监测。

值得指出的是,以上方法尚未较好解决行星齿轮箱时变传递路径、多源耦合严重等难题。此外,

行星轴承早期故障较弱,常常淹没于较强齿轮啮合等振动分量和背景噪声中。为此,笔者提出一种基于倒谱预白化和谱相关密度结合的行星轴承内圈故障特征提取方法。首先,使用 CPW 技术抑制较强齿轮啮合振动分量的能量幅值;其次,基于谱峭度自适应确定包含行星轴承故障信息最丰富的解调频带,并进行带通滤波;最后,通过 SCD 算法从复包络信号中提取出行星轴承故障分量,包络谱分析辨识行星轴承故障特征。实验验证了所提方法的有效性。

1 理论介绍

1.1 时变传递路径及特征频率

1.1.1 时变传递路径

因行星齿轮箱传递路径具有时变性,当行星轴承发生故障时,其振动信号有多条路径传递到固定安装的传感器中。主要路径为:故障冲击振动传至行星轮,通过行星轮与内齿圈相互啮合传递至内齿圈,内齿圈与箱体配合传递至固定安装在箱体外的传感器,如图 1 所示。

* 国家自然科学基金资助项目(51675251);云南省重大专项科技计划资助项目(202002AC080001);云南省科学研究基金资助项目(2020Y0082)

收稿日期:2019-09-12;修回日期:2019-11-28

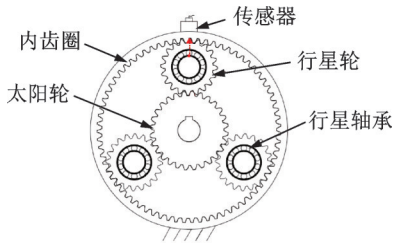


图 1 行星齿轮箱结构图

Fig.1 Structural of the planetary gearbox

1.1.2 特征频率

行星轴承内圈故障的特征频率计算^[8]为

$$f_i = \frac{1}{2} n (f_1 - f_2) \left(1 + \frac{d}{D} \cos\beta \right) \quad (1)$$

其中: f_1 为行星轮旋转频率; f_2 为输出轴频率(本研究中输出轴频率等于行星架旋转频率); d 为轴承滚子元件直径; n 为轴承滚子数目; D 为轴承节圆直径; β 为接触角; f_i 为行星轴承内圈故障频率。

1.2 倒谱预白化

在稳速或变速的角域重采样条件下,齿轮箱振动中转轴、齿轮啮合相关的确定性激励具有严格周期特性,在频域内存在等间隔分布的周期谐波谱峰。由于滚动轴承滚道与滚动体之间存在 1%~2% 的随机滑动^[8],在频域内没有严格的谐波谱峰,因此文中采用 CPW 技术抑制具有严格谐波分量的能量幅值。首先,将傅里叶变换后的频谱值除以其绝对值;然后,通过傅里叶逆变换获得预白化后的时域信号^[9],其计算式为

$$x_c = \text{real} \left(\text{IFFT} \left(\frac{\text{FFT}(x(t))}{|\text{FFT}(x(t))|} \right) \right) \quad (2)$$

其中:FFT 和 IFFT 分别为傅里叶变换和傅里叶反变换; $|\cdot|$ 为取绝对值操作; $\text{real}(\cdot)$ 为取实部操作; $x(t)$ 为原始信号。

在行星齿轮箱中,齿轮啮合冲击等振动相对于轴承早期故障冲击幅值较强,轴承故障振动分量易湮没于复杂耦合的调制信号中。因此,削弱齿轮啮合冲击等分量的幅值是实现行星轴承故障特征提取关键步骤。CPW 技术可有效削弱具有严格周期性振动分量的能量幅值,滚动轴承故障对应的弱随机振动分量的幅值将得到提升。

1.3 基于谱峭度的复包络提取

包络分析^[10]是增强轴承故障冲击的有效方法,其关键在于确定包含丰富轴承故障信息的解调频带。近年来,基于快速谱峭度(fast kurto-

gram,简称 FK)算法^[11]的自适应包络提取得到广泛应用。FK 算法易受齿轮啮合振动和其他随机冲击的干扰,在随机冲击和齿轮啮合振动干扰较大工况下,确定的解调频带揭示轴承故障冲击的效果往往不理想。因此,基于前述 CPW 技术,有效削弱具有严格周期特性的振动分量的能量幅值,以提高 FK 算法确定包含丰富轴承故障信息解调频带的鲁棒性。

FK 采用 1/3-二叉树结构构建一系列带通滤波器^[11]。计算各频带滤波后信号的谱峭度值,获取谱峭度值最大时所对应的解调频带参数,进而获得对应的复包络信号 $c_0(n)$,其计算为

$$[f_c, B_w, c_0(n)] = \arg \max \{ K_{\text{Level}}(f_c, B_w) \} \quad (3)$$

其中: $K_{\text{Level}}(f_c, B_w)$ 为在分解等级 Level 处中心频率 f_c 和带宽 B_w 的谱峭度值,分解等级 Level=0,1,1.6,2, ..., 7; $\arg \max$ 为获取最大值对应的解调频带参数。

1.4 谱相关密度分析

尽管 CPW 削弱了齿轮啮合振动分量的能量幅值,再通过 FK 算法确定优化解调频带参数,消除解调频带外成分(齿轮和转频)对包含丰富行星轴承故障信息解调频带的干扰。但是包络信号中依然存在少量噪声干扰成分(背景噪声、归一化的齿轮啮合冲击分量),若清晰地揭示轴承故障特征,还需要消除此类振动分量的影响。因此,本研究进一步采用 SCD 分析提取轴承故障振动分量。

统计学中,将呈现单周期或多周期平稳变化的信号统称为循环平稳信号^[12],根据统计函数的周期性不同,循环平稳分为一阶、二阶和高阶。因滚动轴承存在随机滑动,其信号具有二阶循环平稳特性,而齿轮、轴等振动信号属于一阶循环平稳。随机噪声没有明显的周期性,属于高阶循环平稳。因此,基于不同振动分量间循环周期不同,通过 SCD 技术有效提取具有二阶循环平稳特性的轴承故障分量。

对于二阶循环平稳信号 $x(t)$ 的时变自相关函数^[12]可表示为

$$R_{xx}(t, \tau) = E \left\{ \left[x \left(t + \frac{\tau}{2} \right) - m_x \left(t + \frac{\tau}{2} \right) \right] \left[x \left(t - \frac{\tau}{2} \right) - m_x t \left(t + \frac{\tau}{2} \right) \right]^* \right\} \quad (4)$$

其中: $[\cdot]^*$ 为函数共轭; $m_x(t)$ 为信号 $x(t)$ 的时间平均; $E\{\cdot\}$ 为数学期望; τ 为延时。

自相关函数 $R_{xx}(t, \tau)$ 的傅里叶系数为

$$C_{xx}(\tau, \alpha) = \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} R_{xx}(t, \tau) e^{-j2\pi\alpha t} dt \quad \left(\alpha = \frac{m}{T} \right) \quad (5)$$

其中: α 为循环频率; T 为周期; $C_{xx}(\tau, \alpha)$ 为循环频率 α 的循环自相关函数; $m=1, 2, \dots, M$ 。

$C_{xx}(\tau, \alpha)$ 的傅里叶变换为

$$S_{xx}(\alpha, f) = \int_{-\infty}^{\infty} C_{xx}(\tau, \alpha) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad (6)$$

其中: $S_{xx}(\alpha, f)$ 为谱相关密度函数; f 为谱频率。

SCD算法中频率是指在某一特定循环频率下, 原始信号发生频率变化后还存在相关的频率分量。由于原始信号发生频率移位, 对应的频率分量并不一定等于信号本身频率分量, 而是原始信号频率分量的映射。若两个任意频率 f_1 和 f_2 存在谱相关性, 其关系^[13]可表达为

$$\begin{cases} f = f_1 + k\alpha \\ f = f_2 - (1 - k)\alpha \end{cases} \quad (7)$$

其中: k 为实数; f 与 f_1 和 f_2 满足式(7), 则在谱相关平面图中 f 将不为零, 由此可提取出故障特征频率。

SCD算法使用时需设置循环频率 α 。循环频率 α 根据感兴趣频率进行设置, 一般设置为 3~4.5 倍, 假设轴承故障频率为 100 Hz, α 设置为 300~450 Hz。

2 行星轴承内圈故障特征提取

为实现行星轴承内圈故障特征提取, 笔者提出一种 CPW 和 SCD 结合的行星轴承内圈故障特征提取方法, 如图 2 所示。步骤包括: ①使用式(2)对采集的行星轴承内圈故障信号进行预白化处理, 抑制具有严格周期特性振动分量的幅值, 消除基于 FK 算法确定优化解调频带的干扰; ②使用 FK 算法确定包含丰富轴承故障信息的解调频带, 消除解调频带外振动分量的干扰; ③使用 SCD 算法提取行星轴承内圈故障振动分量; ④包络谱分析实现行星轴承内圈故障特征提取。

本方法具有以下优势: ①通过 CPW 技术削弱具有严格周期特性信号的能量幅值, 抑制齿轮等周期分量对 FK 算法确定优化解调频带参数的干扰,

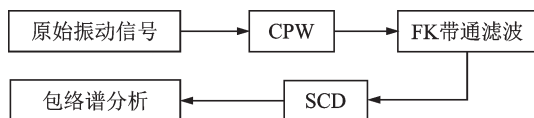


图2 技术路线

Fig.2 The flowchart of the proposed scheme

提高 FK 算法的鲁棒性; ②基于不同振动信号间循环周期特性不同, 使用 SCD 提取出与行星轴承内圈故障相关的振动分量, 实现对行星轴承内圈故障特征的有效提取。

3 实验验证

3.1 实验装置

研究中以图 3 所示 NGW 型行星齿轮箱(2K-H 型)为实验对象来验证文中所提方法的有效性。传感器位置安装如图 4 所示。根据传递路径最短原则选用内齿圈正上方(箱体中间)的振动信号进行分析。

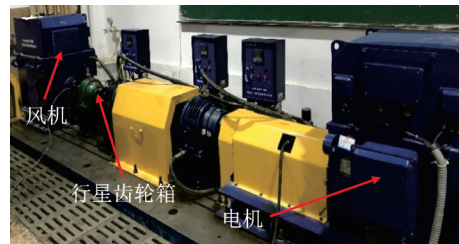


图3 NGW 型行星齿轮箱实验台

Fig.3 NGW planetary gearbox test rig

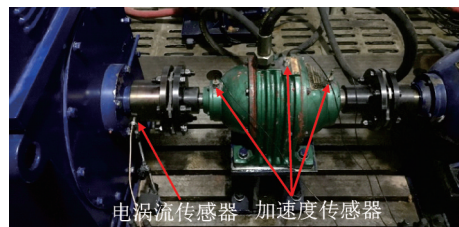


图4 传感器安装位置

Fig.4 Sensor position

本实验采用 NTN 公司的 NJ304 型号的圆柱滚子轴承 ($d=9$ mm, $D=36$ mm, $n=10$, $\beta=0$)。为模拟行星轴承内圈故障, 在轴承内圈上用线切割方法加工一宽度约为 1 mm, 深度约为 0.5 mm 的小槽, 如图 5 所示。将轴承参数和太阳轮转速 1 000 r/min 带入式(1)中, 计算行星轴承内圈故障理论特征频率为 75.13 Hz。采集系统使用采集卡为 NI USB9234,

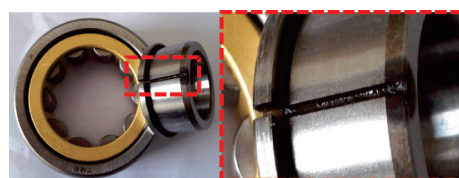


图5 行星轴承内圈故障图

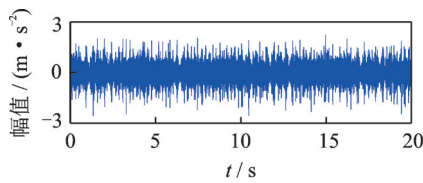
Fig.5 Bearing inner race fault

加速度传感器为 RION PV-864 527,电荷放大器型号为 RION VM-27,灵敏度为 60.5 pC/g,放大倍数为 3,采样频率为 51.2 kHz。

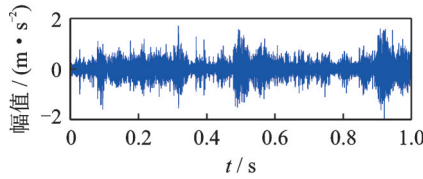
3.2 结果分析

3.2.1 轴承内圈故障和无故障时域波形

分别采集 0~20 s 行星轴承内圈故障和无故障工况振动信号,如图 6 和图 7 所示。



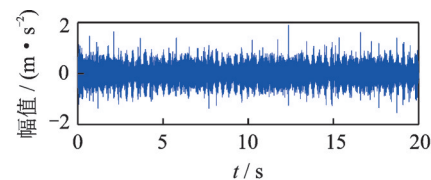
(a) 内圈故障数据 0~20 s
(a) Waveform of faulty inner race 0~20 s



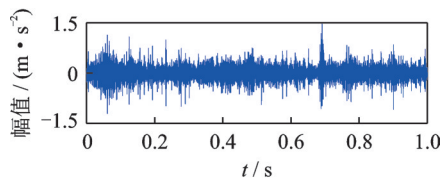
(b) 内圈故障数据 0~1 s
(b) Waveform of faulty inner race 0~1 s

图 6 行星轴承内圈故障波形

Fig.6 Waveform of planet bearing inner race fault



(a) 无故障数据 0~20 s
(a) Waveform of normal state 0~20 s



(b) 无故障数据 0~1 s
(b) Waveform of normal state 0~1 s

图 7 无故障信号时域波形

Fig.7 Waveform without fault state.

3.2.2 SANC 与 FK 结合对行星轴承内圈故障分析

为验证所提方法的有效性,与目前比较成熟的 SANC^[14]和 FK 相结合方法对比,行星轴承内圈故障分析结果如图 8 和图 9 所示。解调频带参数如图 8 所示(中心频率 $f_c=8\ 800$ Hz,带宽 $B_w=1\ 600$ Hz),对应的包络谱如图 9 所示。可以看出,在低频处有较高幅值谱线干扰,行星轴承内圈故障特征谱线并不占优。

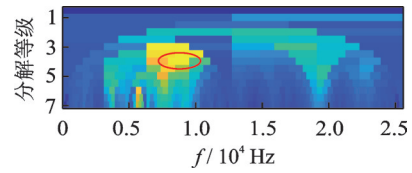


图 8 SANC+FK 结合获得的峭度图

Fig.8 Kurtogram by SANC and FK

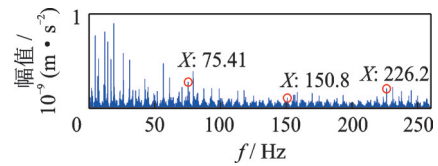
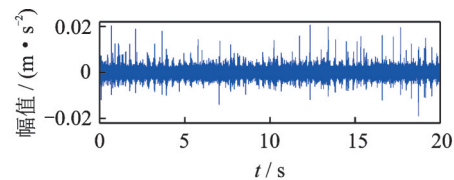


图 9 SANC+FK 行星轴承内圈故障处理的包络谱

Fig.9 Envelope spectrum by SANC and FK

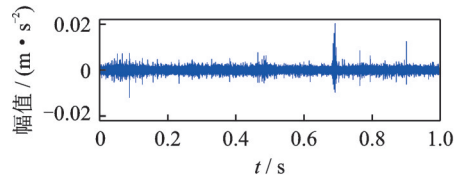
3.2.3 本方法对行星轴承正常状态数据分析

为进一步验证所提方法的有效性,文中所提方法对无故障振动数据分析。首先使用式(2)对数据进行预白化操作,其结果如图 10(b)所示。对比图 7(b)和图 10(b)可知,CPW 可有效抑制严格周期分量的能量幅值,而轴承故障分量的能量幅值得到相对增强。



(a) 预白化后的无故障时域波形 0~20 s

(a) Pre-whitened waveform of without bearing fault 0~20 s



(b) 预白化后的无故障时域波形 0~1 s

(b) Pre-whitened waveform of without bearing fault 0~1 s

图 10 预白化后的无故障时域波形

Fig.10 Pre-whitened waveform without bearing fault

进一步地使用式(3)确定优化解调频带参数,如图 11 所示(中心频率 $f_c=7\ 467$ Hz,带宽 $B_w=$

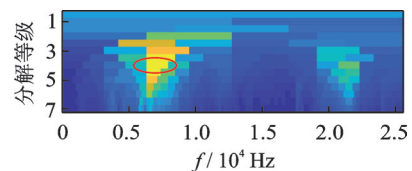


图 11 CPW,FK 和 SCD 相结合对正常状态数据分析的谱峭度图

Fig.11 Kurtogram of normal state by CPW, FK and SCD

2 133 Hz)。使用式(6)从FK获得的复包络信号中提取行星轴承内圈故障振动分量,循环频率 α 为250 Hz,包络谱如图12所示。可见,无故障条件下无法辨识与行星轴承内圈故障特征谱线。

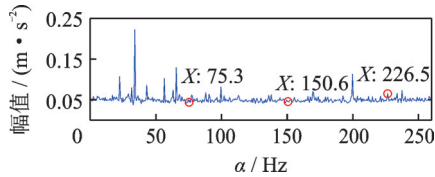


图12 CPW,FK和SCD结合对无故障状态的包络谱
Fig.12 Envelope spectrum of normal state by CPW,FK and SCD

3.2.4 本方法对行星轴承内圈故障数据分析

使用式(2)对行星轴承内圈故障数据进行归一化处理,其结果如图13(b)所示。对比图6(b)和图13(b)可知,通过式(2)处理后的时域信号冲击更加明显,表明具有严格周期特性分量的能量幅值被有效抑制。进而使用FK算法确定优化解调频带参数,如图14中所示(中心频率 $f_c=2\ 400$ Hz,带宽 $B_w=1\ 600$ Hz)。

进一步地,利用式(6)提取与行星轴承内圈故障对应的振动分量,循环频率 α 设置为250 Hz,并进行包络谱分析,如图15所示。对比图9和图15可知,

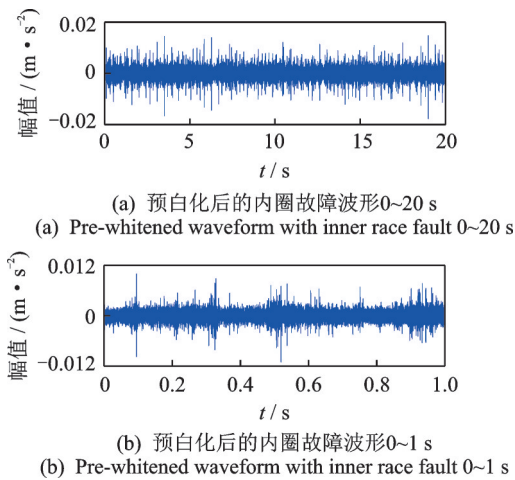


图13 预白化后的故障时域波形
Fig.13 Pre-whitened waveform with bearing fault

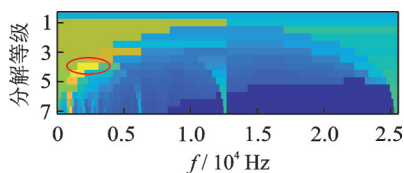


图14 CPW和FK轴承内圈故障分析的谱峭度图
Fig.14 Kurtogram of bearing inner race fault by CPW and FK

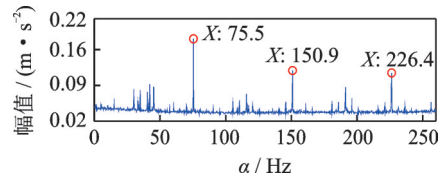


图15 CPW,FK和SCD相结合对行星轴承内圈故障分析的包络谱
Fig.15 Envelope spectrum of planet bearing race fault by CPW, FK and SCD

所提方法可实现行星轴承内圈故障特征的有效提取。由图15可以看出,本方法提取出的行星轴承内圈前3阶故障频率及谐波分别为75.5,150.9和226.4 Hz,行星轴承故障频率实际值与理论值的误差为0.43% (行星轴承内圈故障理论特征频率为75.13 Hz),原因是滚动轴承运行时滚动体与滚道存在1%~2%的随机滑动^[8]。以上分析表明,所提方法能在干扰环境下有效提取行星轴承内圈故障特征。

4 计算效率对比

为验证本方法的计算效率,研究中电脑配置为Intel Core i5处理器,运行内存为4 GB,使用Matlab 2017版本对长度为262 144点的实验数据循环计算100次,如表1所示。可见,直接使用FK算法的时效性最好,但效果不理想。此外,SANC与FK算法组合的时效性最差。虽然文中所提方法时效性不是最好的,但故障特征提取效果最优。

表1 各算法计算100次的时间

Tab.1 The time required for each algorithm to calculate 100 times

算法	FK	SANC+FK	CPW+FK+SCD
总时间	107.63	559.29	172.41
平均时间	1.08	5.60	1.72

5 结论

- 1) 倒谱预白化技术可有效削弱具有严格周期特性振动分量的幅值,提升行星轴承早期故障的信噪比,提高对FK算法确定优化解调频带的鲁棒性。
- 2) 基于FK算法自适应确定包含轴承故障信息最丰富的解调频带,消除解调频带外分量的干扰。

3) 基于谱相关密度分析有效提取出属于二阶循环平稳信号分量,抑制背景噪声和一阶循环平稳分量的干扰。

参 考 文 献

- [1] JAIN S, HUNT H. Vibration response of a wind-turbine planetary gear set in the presence of a localized planet bearing defect[C]//2011 Dynamic Systems and Control Conference, Mechatronics and Intelligent Machines, Parts A and B. Denver, Colorado, USA: [s. n.], 2011, 19(7): 943-952.
- [2] BONNARDOT F, RANDALL R B, ANTONI J, et al. Enhanced unsupervised noise cancellation (e-sanc) using angular resampling application for planetary bearing fault diagnosis[J]. *Surveillance*, 2004, 9(2): 11-13.
- [3] ANTONI J. Cyclic spectral analysis of rolling element bearing signals: facts and fictions[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2007, 304(5): 497-529.
- [4] SMITH W A, FAN Z Q, PENG Z X, et al. Optimised spectral kurtosis for bearing diagnostics under electromagnetic interference[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 75(15): 371-394.
- [5] FENG Z P, MA H Q, ZUO M J. Amplitude and frequency demodulation analysis for fault diagnosis of planet bearings[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2016, 382(10): 395-412.
- [6] WANG T Y, CHU F L, FENG Z P. Meshing frequency modulation (MFM) index-based kurtogram for planet bearing fault detection[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2018, 432(13): 437-453.
- [7] BANGALORE P, TJERNBERG L B. An artificial neural network approach for early fault detection of gearbox bearings[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015, 6(2):980-987.
- [8] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics - a tutorial[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(2): 485-520.
- [9] BORGHESANI P, PENNACCHI P, RANDALL R B, et al. Application of cepstrum pre-whitening for the diagnosis of bearing faults under variable speed conditions [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 36(2): 370-384.
- [10] 郭瑜, 郑华文, 高艳, 等. 基于谱峭度的滚动轴承包络分析[J]. *振动、测试与诊断*, 2011, 31(4):517-521.
GUO Yu, ZHENG Huawen, GAO Yan, et al. Envelope analysis of rolling bearing based on spectral kurtosis [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2011, 31(4): 517-521. (in Chinese)
- [11] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(1): 108-124.
- [12] RANDALL R B, ANTONI J, CHOBSAARD S. The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2001, 15(5): 945-962.
- [13] ANTONI J. Cyclic spectral analysis in practice [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(2): 597-630.
- [14] ANTONI J, RANDALL R B. Unsupervised noise cancellation for vibration signals: part I - evaluation of adaptive algorithms[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2004, 18(1): 89-101.



第一作者简介:陈鑫,男,1995年5月生,硕士生。主要研究方向为信号处理、旋转机械故障诊断、行星齿轮箱故障特征提取、设备智能维护及健康管理。
E-mail:15025640575@163.com

通信作者简介:郭瑜,男,1971年12月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为机械动态测试技术、振动分析领域、旋转机械阶比分析、弱特征提取及耦合振动分离等。
E-mail:kmgary@163.com