

基于共振解调新方法的滚动轴承故障诊断

冯思茜¹ 王家序^{1,2} 张新^{1,3*} 黄欣玥¹

- 1.西南交通大学机械工程学院,成都,610031
- 2.重庆大学高端装备机械传动全国重点实验室,重庆,400044
- 3.西南交通大学轨道交通运维技术与装备四川省重点实验室,成都,610031

摘要:为实现滚动轴承微弱特征提取与故障诊断,提出了一种基于子带重构重排-双树复小波包变换(SRR-DTCWPT)与峰值频率提取的共振解调新方法。基于SRR-DTCWPT的频带划分方法较为精细,并且在保持DTCWPT近似平移不变性和谱能量泄漏少的优点的同时解决了频带错乱的问题。基于SRR-DTCWPT与峰值频率提取的共振解调方法不需要任何指标参与,能提取任意位置的频带,避免了强冲击干扰的影响,且计算过程自动化。将所提方法与Fast Kurtogram和Autogram算法进行比较,验证了该方法在滚动轴承故障诊断中的有效性与高效性。

关键词:轴承故障诊断;共振解调;双树复小波包变换;子带重构重排;峰值频率提取

中图分类号:TH17

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.09.014

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Rolling Bearing Fault Diagnosis Using a New Resonance

Demodulation Method

FENG Siqian¹ WANG Jiayu^{1,2} ZHANG Xin^{1,3} HUANG Xinyue¹

- 1.School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu, 610031
- 2.State Key Laboratory of Mechanical Transmission for Advanced Equipment, Chongqing University, Chongqing, 400044
- 3.Technology and Equipment of Rail Transit Operation and Maintenance Key Laboratory of Sichuan Province, Southwest Jiaotong University, Chengdu, 610031

Abstract: To extract weak features and diagnose rolling bearing faults, a new resonance demodulation method was proposed based on subbands-reconstructed and-rearranged dual-tree complex wavelet packet transform(SRR-DTCWPT) and peak frequency extraction. The SRR-DTCWPT-based frequency band division method was fine, maintained the advantages of DTCWPT in approximate translation invariance and less spectral energy leakage, and solved the problem of band misalignment. The resonance demodulation method based on SRR-DTCWPT and peak frequency extraction did not require the participation of any indicator, might extract frequency bands at any position, avoided the influences of strong impact interference, and automated the calculation processes. The proposed method was compared with Fast Kurtogram and Autogram in simulation and case studies, and the results demonstrate the effectiveness and efficiency of the proposed method.

Key words: bearing fault diagnosis; resonance demodulation; dual-tree complex wavelet packet transform(DTCWPT); subbands reconstruction and rearrangement(SRR); peak frequency extraction

0 引言

轴承是装备传动系统和动力系统中常用的基础零部件,起着连接和支撑旋转机械结构的作用,其健康状态直接影响装备整体的工作效率和可靠性^[1-3]。得益于振动信号中包含丰富的故障信息,

基于振动信号的故障诊断技术可靠性强且故障定位准确,是滚动轴承状态监测与故障诊断最常用的技术之一^[4-6]。

当轴承内外圈滚道或滚动体元件表面出现点蚀、剥落或裂纹等局部缺陷时,在设备运行过程中局部缺陷会和与之接触的其他元件发生撞击从而产生周期性的重复性瞬态冲击,通过识别该周期成分可确定故障的类型^[7]。当故障处于早期阶段时,由于受复杂传递路径和背景噪声的干扰,很难

收稿日期:2024-05-17

基金项目:国家自然科学基金(52075456,52175122);四川省自然科学基金(2023NSFC0362);中国博士后科学基金(2023M732917);四川省博士后创新人才支持项目(BX202214)

从时域特征或者通过频谱分析直接判断是否发生故障,另外,故障冲击作用时间短、频带宽,会激起轴承系统等相关结构的单一或多结构共振,因此将故障特征调制到高频,该共振响应能够增强原始故障冲击的强度并且保留其周期性。共振解调^[8]通过设计合理的窄带滤波器对故障激起的高频共振响应进行带通滤波,再对滤波信号进行包络解调,即可提取轴承故障特征。

DWYER^[9]提出了谱峭度(spectrum kurtosis, SK)的概念,SK对瞬态冲击成分很敏感,可以通过峭度值的大小来描述冲击的强弱。在SK的基础上,ANTONI等^[10]提出的Kurtogram算法可以自适应地得到最佳带通滤波器参数,从而提取故障信息,开辟了共振解调算法的工业应用前景。随后,ANTONI^[11]提出快速谱峭度方法(fast Kurtogram, FK),该方法能够自适应地选择最大峭度值所对应的频段参数(中心频率和带宽)。LEI等^[12]利用小波包变换(wavelet packet transform, WPT)代替FK中的短时傅里叶变换或有限冲击响应(finite impulse response, FIR)滤波器,提高高频带划分精度。WPT有良好的时频局部特性,但由于频带划分采用“二叉树”形式,无法捕获位于过渡区域的故障特征,因此存在严重的频带泄漏问题。CHEN等^[13]通过自适应冗余多小波包变换获取故障频段参数,但该方法仍然没有考虑到过渡区故障特征的问题。CHEN等^[14]提出采用离散准解析小波紧框(quasi-analytic wavelet tight frame, QAWTF)滤波器作为检测滤波器,基于双树复小波包变换(dual-tree complex wavelet packet transform, DTCWPT)的QAWTF有更好的振动瞬态特征提取能力和时频局部化能力,但其划分的两侧频带较窄,不能覆盖两侧的故障频率。MOSHREFZADEH等^[15]提出的Autogram方法以最大重叠离散小波包变换(maximal overlap discrete wavelet packet transform, MODWPT)来划分频带,分解后的信号与原信号有相同的长度,解决了信噪比低或存在非高斯噪声时FK失效的问题,但同样存在频带泄漏问题。WANG等^[16]以小波包子带包络信号的功率谱峭度为指标,提出了一种增强谱峭度的方法,能从低信噪比和存在非高斯噪声干扰的信号中提取故障特征,但该方法在故障频率不占主导地位时容易失效。

本文提出了一种基于子带重构重排-双树复小波包变换(subbands-reconstructed and-rearanged dual-tree complex wavelet packet trans-

form, SRR-DTCWPT)与峰值频率提取的共振解调方法。SRR-DTCWPT在保持DTCWPT平移不变性和较低频带能量泄漏等优点的同时重新排列错误频段的顺序,有效保证了频段划分的精细度。本文峰值频率提取法不需要均值、标准差等有量纲指标以及峭度指标、峰值指标等量纲一指标,抗干扰能力强。对多组仿真信号和实际轴承振动信号的分析以及与FK和Autogram算法的对比结果表明,本文方法在滚动轴承微弱特征提取与故障诊断方面有效性与鲁棒性强。

1 相关方法简述

为实现从噪声信号中提取故障特征信息并准确诊断设备故障,ANTONI^[17]提出了FK方法,其原理是通过构造低通和高通准解析滤波器进行迭代滤波,得到一系列不同频带的滤波信号,并计算各波段信号的峭度,其步骤如下。

首先,构建低通和高通准解析滤波器 $h_0(l)$ 和 $h_1(l)$,即

$$\left. \begin{aligned} h_0(l) &= h(l)e^{j\pi l/4} \\ h_1(l) &= h(l)e^{j3\pi l/4} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: $h(l)$ 为低通原型滤波器, $l=1, 2, \dots, L$; L 为滤波器长度。

其次,以“二叉树”形式对信号 x 进行2倍降采样滤波,在 $k \geq 0$ 层产生 2^k 个以 f_i 为中心频率和 Δf_k 为带宽的复包络频段 $c_k^{(i)}(n)$:

$$f_i = (i + 2^{-1})2^{-k-1} \quad (2)$$

$$\Delta f_k = 2^{-k-1} \quad (3)$$

式中: i 为分解后的子带信号频段数, $i=0, 1, \dots, 2^k-1$ 。

然后,计算所有频段 $c_k^{(i)}(n)$ 的峭度:

$$K_k^{(i)} = \frac{\langle |c_k^{(i)}(n)|^4 \rangle}{\langle |c_k^{(i)}(n)|^2 \rangle^2} - 2 \quad (4)$$

式中: $\langle \cdot \rangle$ 表示时域平均算子。

最后,将 $K_k^{(i)}$ 表示在平面 $(f, \Delta f)$ 上得到谱峭度图,从而获取故障频段参数。

利用二三元小波包变换划分频带^[11],在上述两层分解中间加入一种三分准解析滤波器组,从而在谱峭度图中得到更多不同的节点(图1),以此解决“二叉树”结构造成的频带划分粗糙的问题。

FK在频带选择指标和频带划分方面存在以下局限性:①由于峭度对强冲击干扰十分敏感,当信号中含高水平外部冲击时,FK倾向于选择含强冲击干扰的信号而非故障冲击信号;②二三元小波包变换的平移不变性较差,输入信号的微小偏移即会导致不同尺度下滤波系数间的能量

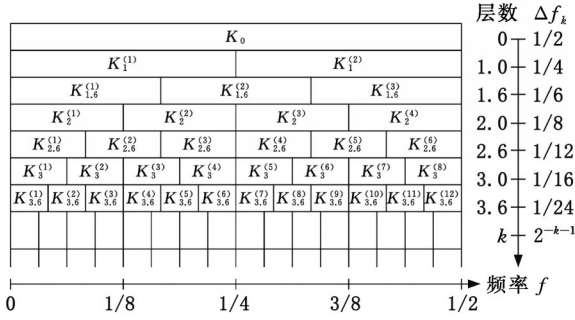


图1 基于二三元小波包分解的谱峭度图

Fig.1 Spectral cliff map based on binary ternary wavelet packet decomposition

分布发生重大变化;③滤波信号的频谱存在较多的能量泄漏,同时降采样使每层滤波信号的长度减少一半,导致时频分辨率降低;④频带划分形式不够充分,难以精确捕捉频带中间位置的故障频带。

基于MODWPT与无偏自相关(unbiased autocorrelation, AC)变换的Autogram方法解决了上述FK的部分缺陷。MODWPT使用重叠窗口实现信号分解,每个窗口都与前一个窗口有50%重叠,且每个窗口内部使用完整长度的小波基函数进行变换,克服了传统WPT因降采样造成时频分辨率低的问题。AC变换可以去除信号中的高斯噪声和随机脉冲等非周期成分,使信号的周期性部分得到增强。Autogram算法基本原理如下。

首先,利用MODWPT对信号进行“二叉树”式频段划分。其次,计算每个节点的平方包络的AC峭度,即

$$\hat{R}_{xx}(\tau) = \frac{1}{N-q} \sum_{i=1}^{N-q} X(t_i) X(t_i + \tau) \quad (5)$$

式中: X 为节点的平方包络; τ 为时延因子, $\tau = q/f_s$, $q = 0, 1, \dots, N-1$; N 为原始信号的采样点数或长度; t_i 为时间。

然后,计算AC的峭度,得到图2所示的Autogram峭度图,据此获取故障频段参数。

然而,由图2可见,MODWPT的频段划分形式较二三元小波包变换更加单一,存在更为严重的频带泄漏问题。

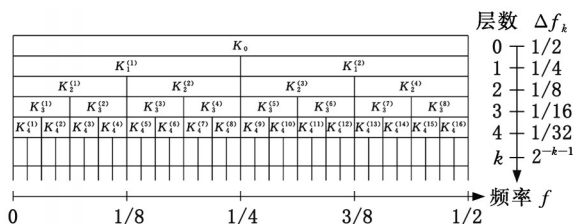


图2 Autogram的谱峭度图

Fig.2 Spectral cliff plot of Autogram

2 所提方法

针对上述问题,提出了基于SRR-DTCWPT与峰值频率提取的共振解调方法。

2.1 基于SRR-DTCWPT的频段划分

KINGSBURY^[18]提出了双树复小波变换(dual-tree complex wavelet transform, DTCWT)方法,该方法由两组小波滤波器树构成,以解决传统离散小波变换平移不变性差、谱能量泄漏严重等问题。

DTCWT由满足Hilbert变换关系的实树和虚树小波函数得到,即

$$\psi^{lm}(t) \approx \text{Hilbert}(\psi^{\text{Re}}(t)) \quad (6)$$

式中: $\text{Hilbert}(\cdot)$ 表示Hilbert操作算子; t 为时间。

得到的解析复小波为

$$\psi(t) \approx \psi^{\text{Re}}(t) + j\psi^{lm}(t) \quad (7)$$

小波 $\psi^{\text{Re}}(t)$ 和 $\psi^{lm}(t)$ 对应的FIR滤波器 h_1^{Re} 和 h_1^{lm} 需要满足条件:

$$h_1^{lm} \approx h_1^{\text{Re}}(n - 0.5) \quad n \in \mathbb{Z} \quad (8)$$

尺度函数 $\varphi^{<\cdot>}(t)$ 和小波函数 $\psi^{<\cdot>}(t)$ 需要满足尺度关系:

$$\varphi^{<\cdot>}(t) = \sqrt{2} \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_0^{<\cdot>} \varphi^{<\cdot>}(2t - n) \quad (9)$$

$$\psi^{<\cdot>}(t) = \sqrt{2} \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_1^{<\cdot>} \psi^{<\cdot>}(2t - n) \quad (10)$$

其中: $<\cdot>$ 表示“Re”或“Im”;双树的小波系数 $d_m^{<\cdot>}(n)$ 和尺度系数 $c_j^{<\cdot>}(n)$ 通过内积计算:

$$d_m^{<\cdot>}(n) = 2^{\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^{<\cdot>}(2^m t - n) dt \quad (11)$$

$$c_j^{<\cdot>}(n) = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi^{<\cdot>}(2^j t - n) dt \quad (12)$$

式中: m 为比例因数, $m = 1, \dots, J$ 。

DTCWPT由DTCWT扩展而来^[19],通过第一阶段滤波器 $\{h_{10}^{\text{Re}}(n), h_{11}^{\text{Re}}(n)\}$ 和 $\{h_{10}^{lm}(n), h_{11}^{lm}(n)\}$ 、双树滤波器 $\{h_0^{\text{Re}}(n), h_1^{\text{Re}}(n)\}$ 和 $\{h_0^{lm}(n), h_1^{lm}(n)\}$ 、通用滤波器 $\{f_0(n), f_1(n)\}$ 得到,有更精细的频率分辨率,其解析结构和滤波器的使用如图3所示。然而,同传统WPT一样,DTCWPT仍存在频带错乱的问题。如图4所示,DTCWPT对某仿真信号分解后,第三层小波子带的傅里叶谱的中心频率并非按递增顺序排列,这给故障频段的选择造成了困难。

为解决频带错乱的问题,引入SRR-DTCWPT的频段划分形式。首先,对信号进行DTCWPT分解。然后,利用DTCWPT逆变换重构每个小波子带,虽然分解过程中降采样操作会使小波子带的长度随分解层数增加而逐渐减小,但是经

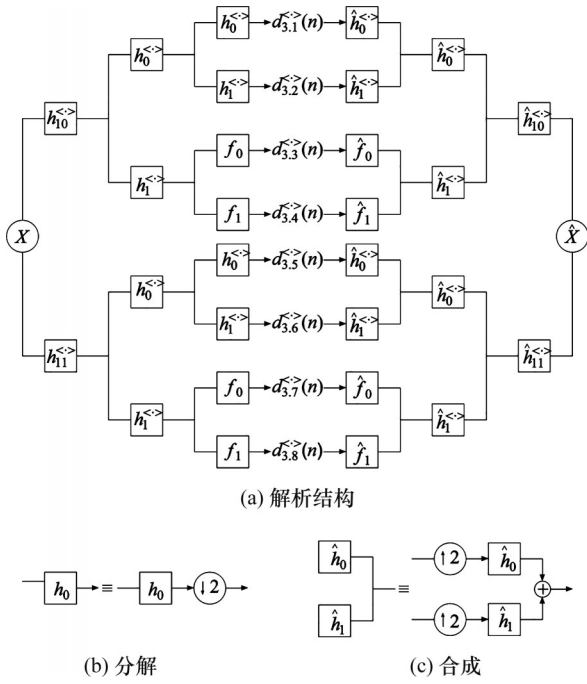


图3 DTCWPT解析结构和滤波器的使用

Fig.3 DTCWPT's parsing structure and use of filters

重构后小波子带的长度与原始信号相同,能有效保证分解子带信号的时频分辨率。最后,将重构后的小波子带重新排列,进而得到重排重构子带(reconstructed and rearranged subbands, RRS),以解决频带错乱的问题,具体操作如下。

用二进制编码 n_m 表示错误排列顺序的整数 i ,有

$$i - 1 = \sum_{m \in \mathbb{N}} 2^m n_m \quad (13)$$

$$i = 1, 2, \dots$$

用二进制编码 n'_m 表示正确排列顺序的整数 i' ,则

$$i' = \sum_{m \in \mathbb{N}} 2^m n'_m + 1 \quad (14)$$

$$n'_m = \begin{cases} \text{mod}(n_m + n_{m+1}, 2) & m = 0, 1, 2, 3 \\ n_m & m = 4, 5, \dots \end{cases} \quad (15)$$

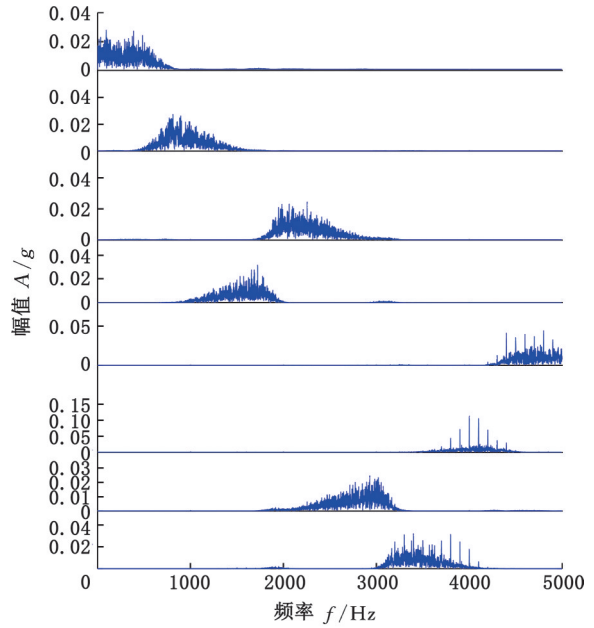
式中: $\text{mod}(\cdot)$ 表示取模运算操作。

经重修正后第三层重构小波子带傅里叶谱如图4b所示,这为本文后续基于峰值频率提取的故障频段选择创造了前提。

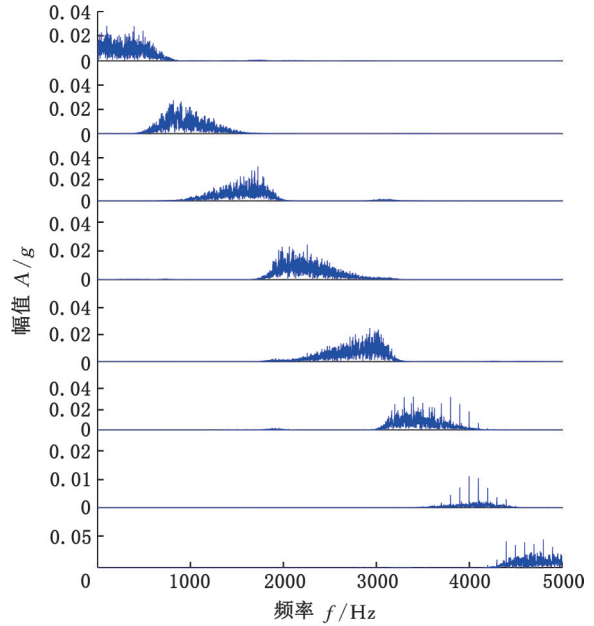
2.2 基于峰值频率提取的故障频段选择

通过对原始信号进行SRR-DTCWPT分析,鉴于分解层数过低时无法精细划分频带,过高时则造成计算浪费的原因,分解层数设为5,可得到32个重排重构子带 $\{R_5^{(i)} | i = 1, 2, \dots, 32\}$ 。本节介绍一种基于峰值频率提取的方法,从32个子带中选择故障频段完成故障诊断。

首先,对重排重构子带进行去直流分量和平方包络分析,得到32个平方包络谱 $S_h (h=1, 2, \dots, 32)$ 。具体而言,Hilbert变换将混有噪声干



(a) DTCWPT分解后第三层8段小波子带的傅里叶谱



(b) 重排后的8段小波子带傅里叶谱

图4 重排前后第三层小波子带的傅里叶谱

Fig.4 The Fourier spectra of 3rd level wavelet subbands before and after rearrangement

扰的高频调制信号解调至低频,对得到的解析信号进行平方包络分析以提高信噪比,突出聚集在低频段的故障特征频率。

其次,提取 S_h 中的前5个峰值频率,得到频率矩阵 $M_{32 \times 5}$ 。这是因为常见的故障特征包括峰值频率和谐波分量,受噪声、强冲击干扰等因素的影响,最大峰值频率(排除转频)可能为干扰分量,提取过少的峰值频率无法捕捉到故障特征,过多会导致提取频率冗余,故此操作中取前5个峰值频率。随后,由于故障信号是周期性的且一般连续

出现,故选取 $M_{32 \times 5}$ 中每一列的频率相同且频带位置连续的子带信号,获得 k 段提取信号 $\{R_5^{(i_k)} | i_k = p_k \sim q_k\}$ (p_k, q_k 分别为提取信号起始和终止的频带位置, $k \in N_+$)。

然后,将 $R_5^{(i_k)}$ 进行平方包络分析获取 k 个 S_k , 选取 S_k 中前 9 个峰值频率,得到频率矩阵 $N_{k \times 9}$ 。由于转频及其谐波分量可能是峰值频率,故此步骤中取前 9 个峰值频率。然而,滚动轴承发生故障时,包络谱上可见故障特征频率及其倍频,当故障类型为内圈故障时,在故障特征频率周围还会存在转速频率的边频带。鉴于此,对 $N_{k \times 9}$ 的每一行进行搜索,提取包含倍频 $x_a, 2x_a, 3x_a \dots$ 的峰值频率 x_a ($a \in N_+$)。

最后,通过已知的轴承参数计算得到理论故障特征频率 x ,将可能的故障特征频率 x_a 与 x 进行对比,选择两者误差小于的 5 Hz 的 x_a 为实际故障特征频率,并提取对应的 $R_5^{(i_k)}$ 即为故障频段。轴承故障特征频率通常存在误差,可能来源于以下几个方面:信号采集时若传感器或硬件存在问题,可能导致振动信号失真;信号处理时受采样率、窗函数的选择等因素影响,处理过程可能引入误差;轴承的物理参数可能存在一定制造误差或在使用中变化;振动信号可能受到环境噪声的干扰,使故障特征的提取更为复杂。因此,此处选定 0~5 Hz 作为误差范围。综上,此判别条件可找出准确且唯一的故障特征频率及故障频段。

基于峰值频率提取的故障频段选择方法中包含三个判别条件:①子带信号的峰值频率是否相同且频带位置是否连续;②平方包络谱中峰值频率是否包含倍频成分;③理论故障特征频率与可能故障特征频率间误差是否小于 5 Hz。这确保了故障特征频率和故障频段选择的正确性和唯一性,判别流程如图 5 所示。

2.3 共振解调新方法步骤

所提方法包括基于 SRR-DTCWPT 的频段划分和基于峰值频率提取的故障频段选择,解决了频带错乱的问题,频带划分精细,能够提取任何频带位置的子带信号,在轴承微弱特征提取与故障诊断方面具有鲁棒性,整体流程如下:

1)对原始信号进行 SRR-DTCWPT 分析,分解层数设为 5 层,得到 32 个重排重构子带。

2)对重排重构子带进行去直流分量和平方包络分析,得到平方包络谱 S_h 。

3)提取 S_h 中前 5 个峰值频率,获得频率矩阵 $M_{32 \times 5}$,寻找 $M_{32 \times 5}$ 每一列同频且频带位置连续的子带信号,得到提取信号 $\{R_5^{(i_k)} | i_k = p_k \sim q_k\}$ 。

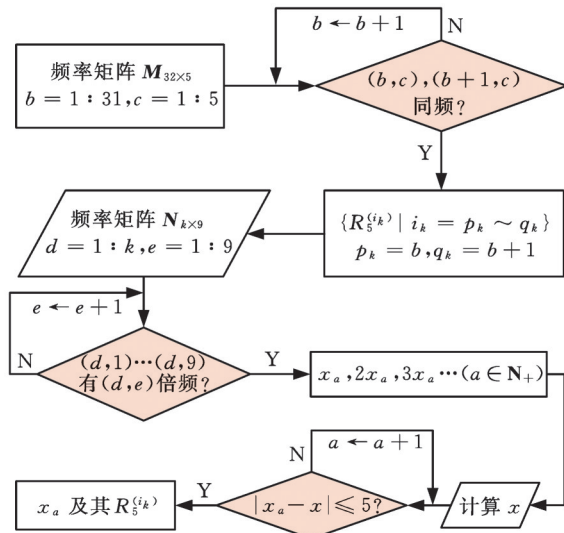


图 5 基于峰值频率提取的故障频段选择的流程图
Fig.5 Flowchart of the fault band selection based on peak frequency extraction

4)将 $R_5^{(i_k)}$ 进行平方包络分析得到 S_k , 选取 S_k 的前 9 个峰值频率,得到频率矩阵 $N_{k \times 9}$, 搜索 $N_{k \times 9}$ 中每一行包含倍频成分的峰值频率 x_a 。

5)对比理论故障特征频率 x 与可能故障特征频率 x_a , 选取二者间误差小于 5 Hz 的数值,得到唯一的故障特征频率和故障频段。

3 仿真信号分析

本节通过对两组仿真信号进行分析以及 with FK、Autogram 算法的对比研究,探究所提方法的有效性。

仿真信号一 $y_1(t)$ 由故障冲击序列 $s_1(t)$ 、强冲击干扰 $b_1(t)$ 、高斯白噪声 $g_1(t)$ 组成,数学表达式如下:

$$\left. \begin{aligned}
 y_1(t) &= s_1(t) + b_1(t) + g_1(t) \\
 b_1(t) &= 1.6e^{-1.25(t-\frac{1}{4})} \sin\left(50\sqrt{1-\frac{1}{40^2}}\left(t-\frac{1}{4}\right)\right) \\
 &\qquad\qquad\qquad t \geq \frac{1}{4} \\
 s_1(t) &= \sum_{i=0}^{79} e^{-1100(t-0.01i)} \sin(12000\pi(t-0.01i)) \\
 &\qquad\qquad\qquad t \geq 0.01i
 \end{aligned} \right\} \tag{16}$$

其中, $g_1(t)$ 通过 MATLAB 中的“awgn”函数产生 (信噪比为 -10)。由 $s_1(t)$ 可见,周期性故障冲击序列的频率为 100 Hz,故障冲击所在频率范围为 3500~4500 Hz。信号的采样频率和采集时间分别为 10 000 Hz 和 0.8 s,对应信号的时域波形如图 6 所示。可见,混合信号中周期性冲击的特征被干扰完全破坏。

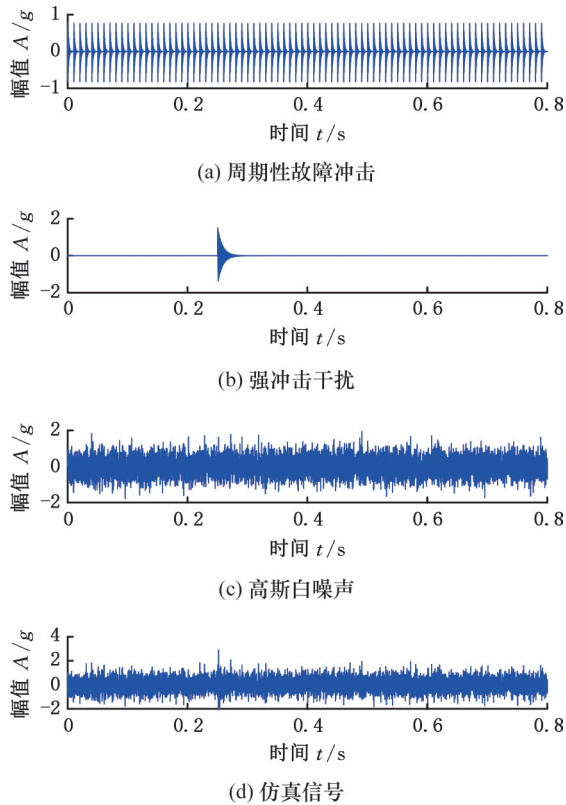


图6 仿真信号一

Fig.6 Simulated signals I

所提方法的提取信号为 $\{R_s^{(i)} | i = 24, 25, \dots, 29\}$, 如图7a所示, 对应频段为 3593.75~4531.25 Hz, 与故障所在频率范围吻合, 提取信号具有明显的周期性冲击特征, 其平方包络谱(squared envelope spectrum, SES)(图7b)中故障特征频率及其多次谐波清晰可见。FK选取的中心频率和带宽分别为 859.375 Hz 和 156.25 Hz, 对应频段为 781.25~937.5 Hz(图8a), 对应混合信号中强冲击干扰所处

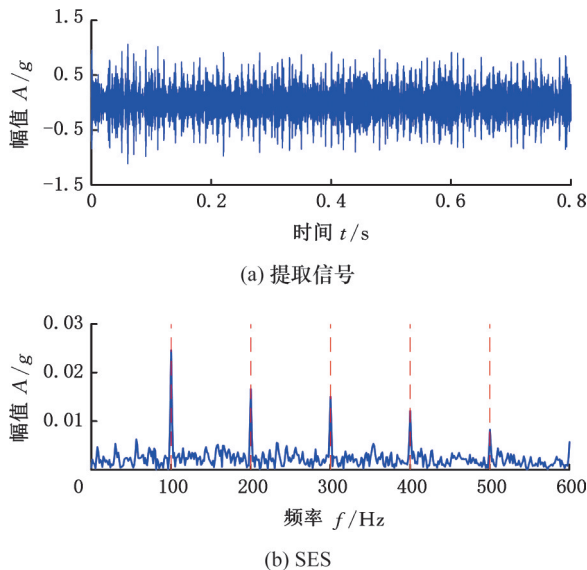


图7 所提方法对仿真信号一的分析结果

Fig.7 Analysis results of the proposed method for simulated signal I

频段, 图8b所示的节点信号同样对应混合信号中的强脉冲干扰, 从其SES(图8c)中观察不到任何与故障冲击特征有关的频率信息。究其原因在于峭度指标对强冲击分量十分敏感, 混合信号中的强冲击分量相对于其他信号分量具有更大的峭度值。

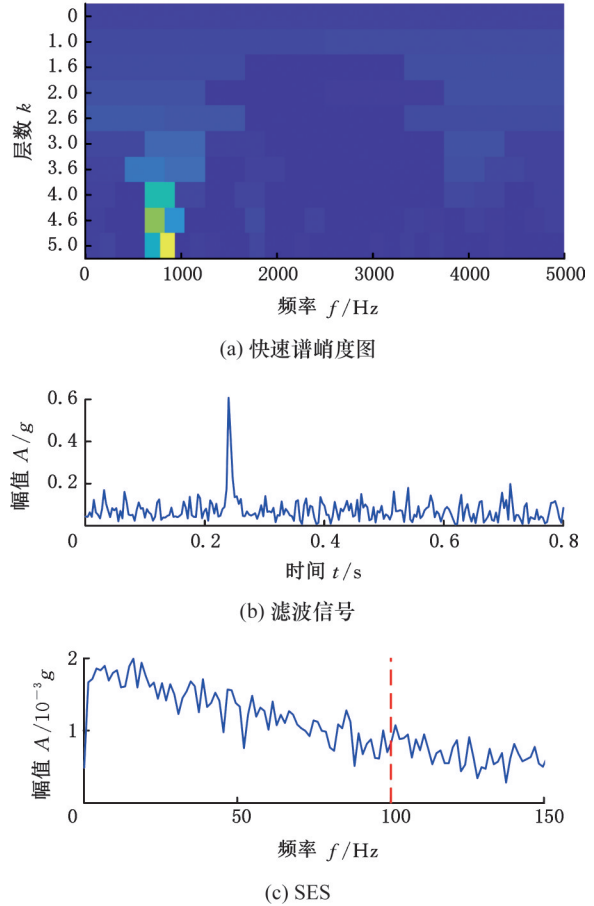


图8 FK对仿真信号一的分析结果

Fig.8 Analysis results of the FK for simulated signal I

Autogram选取的中心频率和带宽分别为 3750 Hz 和 2500 Hz, 对应频段 2500~5000 Hz(图9a)包含了故障所在的频率范围, 但由于无偏自相关变换造成信号频谱在零点附近的幅值畸变, 滤波信号的SES(图9b)和平均综合平方包络谱(average-combined SES, A-CSES)(图9c)中故障特征频率及其谐波频率显得极其微弱。

仿真信号二 $y_2(t)$ 由周期脉冲 $s_2(t)$ 、强冲击干扰 $b_2(t)$ 、谐波分量 $\theta_2(t)$ 和高斯噪声 $g_2(t)$ 组成, 如下式所示:

$$\left. \begin{aligned}
 y_2(t) &= s_2(t) + b_2(t) + \theta_2(t) + g_2(t) \\
 s_2(t) &= \sum_{\gamma=0}^{79} e^{-600(t-0.02\gamma)} \sin(5000\pi(t-0.01\gamma)) \\
 &\quad \left. \begin{aligned}
 & t \geq 0.02\gamma \\
 & t \geq t_l
 \end{aligned} \right\} (17) \\
 b_2(t) &= \alpha_t e^{-\beta_t(t-\frac{1}{4})} \sin(4000\pi\sqrt{1-\nu_t^2}(t-t_l)) \\
 \theta_2(t) &= 0.05\sin(20\pi t + 0.5)
 \end{aligned} \right.$$

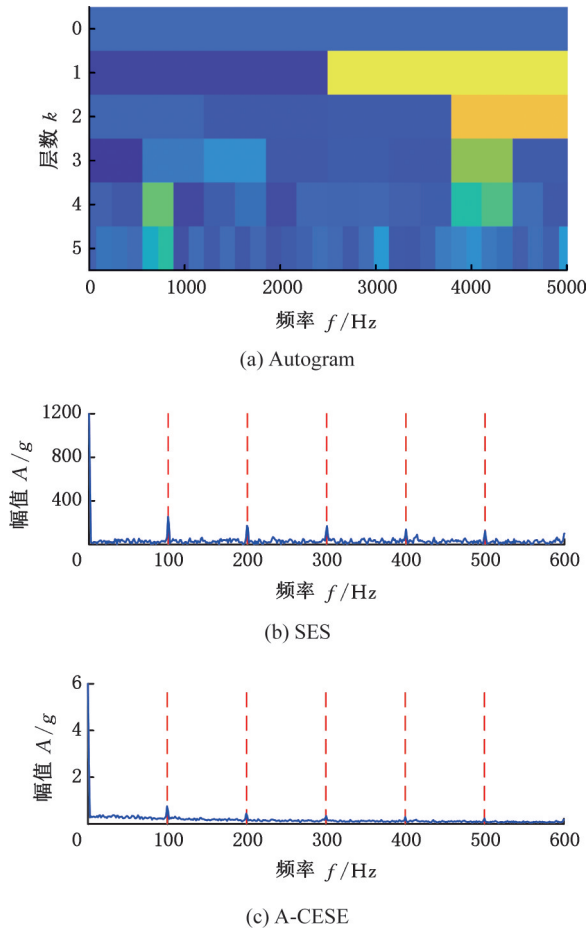


图9 Autogram对仿真信号一的分析结果
Fig.9 Analysis results of the Autogram for simulated signal I

其中, $g_2(t)$ 与仿真信号一类似, 由“awgn”函数添加(信噪比为-10), 强冲击干扰 $b_2(t)$ 参数取值如表1所示。信号采样频率与采样时间与仿真信号一相同, 故障冲击 $s_2(t)$ 的频率为 50 Hz, 所在频段为 2200~2800 Hz, 时域波形如图10所示。

表1 $b_2(t)$ 的具体参数

Tab.1 The specific parameters of $b_2(t)$

l	α_l	β_l	ν_l	t_l
1	3.2	200	0.005	0.13
2	3.6	240	0.02	0.26
3	3.0	260	0.02	0.63

图11a所示为所提方法的提取信号, 信号频段为 2343.75~2812.5 Hz ($\{R_5^{(i)}|i=16, 17, 18\}$), 与故障冲击所处频率范围基本吻合, 从SES(图11b)中能看到峰值频率即为故障频率和谐波分量。FK选取的中心频率和带宽分别为 1979.1667 Hz 和 208.3333 Hz (1875~2083.3 Hz)(图12a), 对应信号中的强冲击干扰分量 $b_2(t)$ (图12b), 无法从SES(图12c)中识别故障特征频率。

Autogram选取的中心频率和带宽分别为

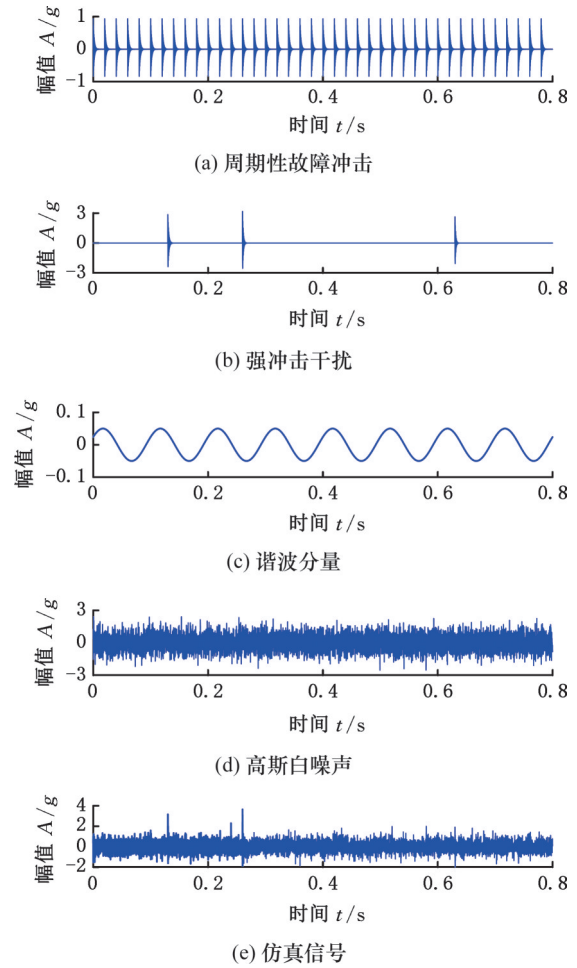


图10 仿真信号二

Fig.10 Simulated signals II

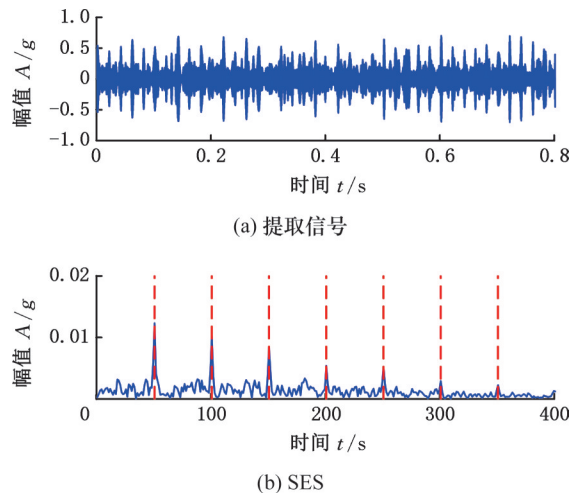


图11 所提方法对仿真信号二的分析结果

Fig.11 Analysis results of the proposed method for simulated signal II

1953.125 Hz 和 156.25 Hz(1875~2031.25 Hz)(图13a), 与FK所选频段基本一致, 由于MODWPT频带划分不精细、频段泄漏问题(不能对 $1/(4f)$ 周围的分量进行划分), 所以从SES(图13b)中观察不到故障特征频率, 虽然从A-CSES(图13c)中可以识别到故障特征频率及其倍频, 但不够清晰, 这

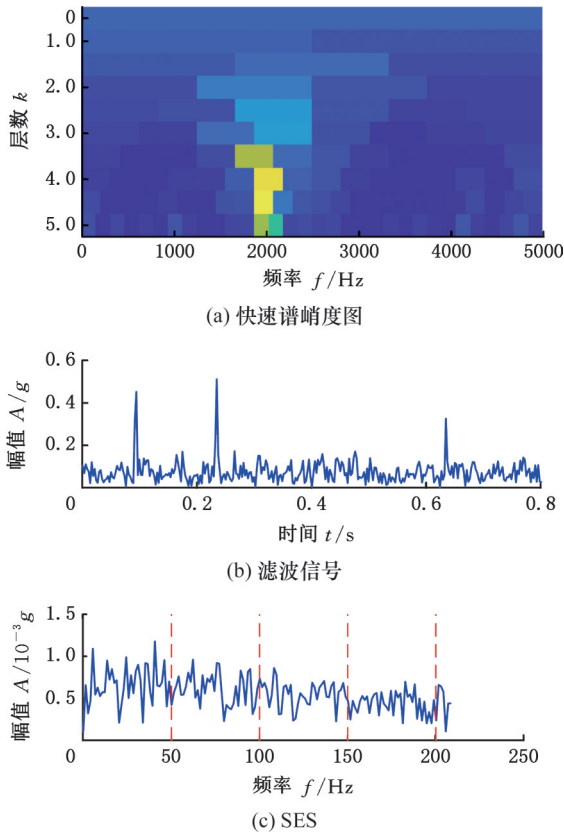


图 12 FK 对仿真信号二的分析结果

Fig.12 Analysis results of the FK for simulated signal II

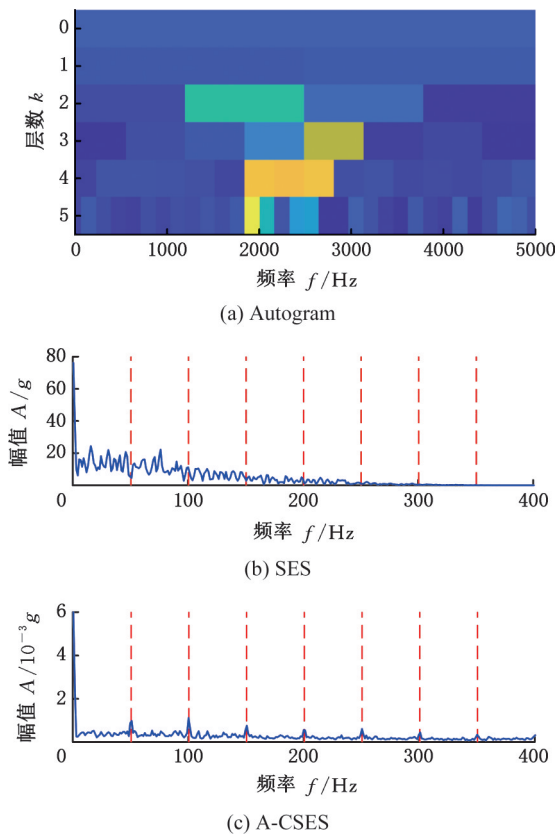


图 13 Autogram 对仿真信号二的分析结果

Fig.13 Analysis results of the Autogram for simulated signal II

是由零点附近的频谱幅值突变过高所致。

4 故障试验分析

上节通过仿真信号分析验证了所提方法的有效性,为进一步探究所提方法对于实际信号分析的有效性,本节开展了故障植入试验。

轴承故障植入试验台如图 14 所示,试验台由一个驱动电机和两个安装加速度传感器的轴承座组成。被测轴承类型为 6202E,故障试验前,通过电火花加工在轴承内圈中植入了故障。通过固定在轴承座上面的加速度计采集了试验轴承在 3000 r/min 时的振动信号,采样频率为 10 000 Hz,信号波形如图 15a 所示。根据轴承转频 $f_r=60$ Hz 与规格参数,可以计算得到轴承内圈故障特征频率(BPFI)为 248 Hz。

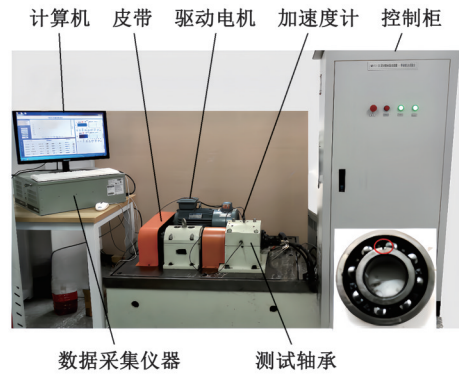


图 14 轴承故障植入试验台

Fig.14 Bearing failure implantation test bench

所提方法的提取信号(图 15b)的对应频段为 4062.5~4843.75 Hz ($\{R_s^{(i)}|i=27, 28, \dots, 31\}$), SES 中可以识别转频(50 Hz)及其谐波和内圈故障特征频率(248 Hz)及其谐波,边频带存在于故障频率的两侧,如图 15c 所示,该方法能够准确提取故障特征。

FK 选取的中心频率和带宽分别为 625 Hz 和 1250 Hz(0~1250 Hz)(图 16a),滤波信号如图 16b 所示,由于受强冲击干扰的影响,从 SES(图 16c)中无法捕捉到故障特征频率。

Autogram 选取的中心频率和带宽分别为 1250 Hz 和 2500 Hz(0~2500 Hz)(图 17a),由于 SES 所选节点信号不能包含全部故障信息,故 SES(图 17b)中峰值频率(排除转频)并非故障频率,故障特征不明显,虽然 A-CSES(图 17c)能提取故障特征频率,但是受到零点附近幅值畸变的严重影响。

综上所述,本文所提出的共振解调方法相较于

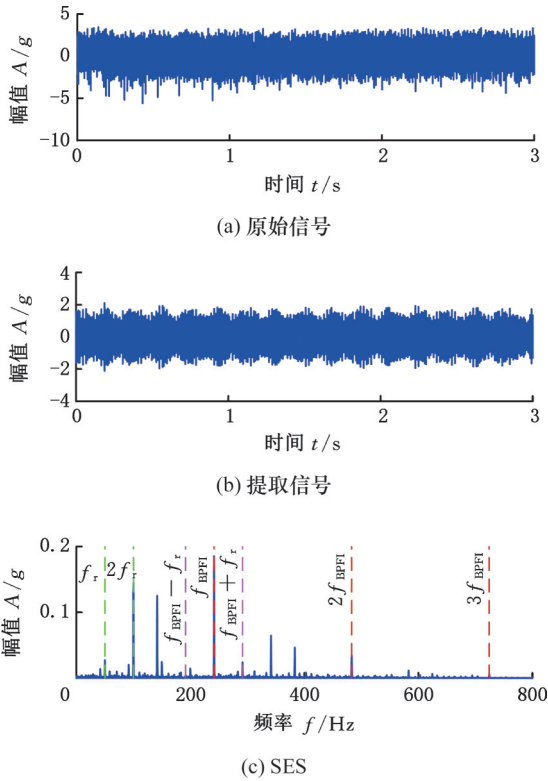


图15 所提方法对试验信号的分析结果

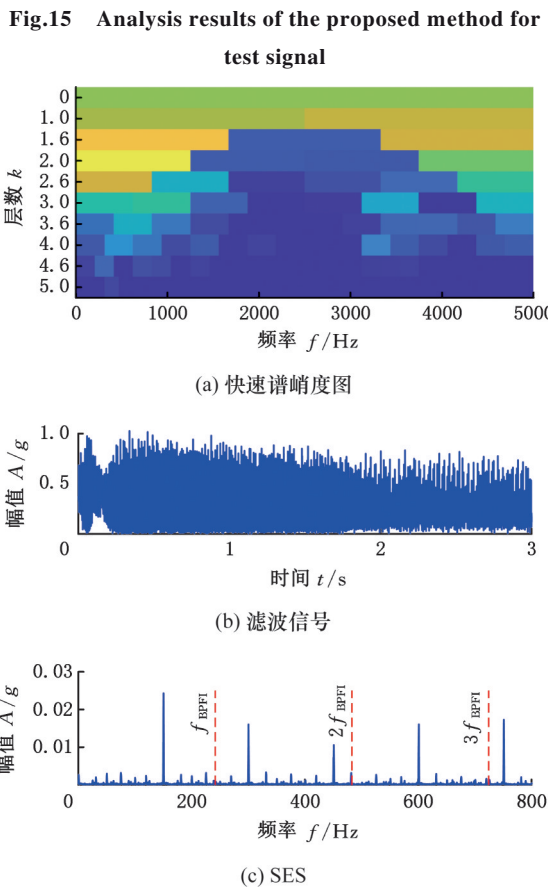


图16 FK对试验信号的分析结果

FK与Autogram方法,对从复杂信号中提取轴承诊断信息具有较强的有效性和实用性,实际信号分析效果提升明显。

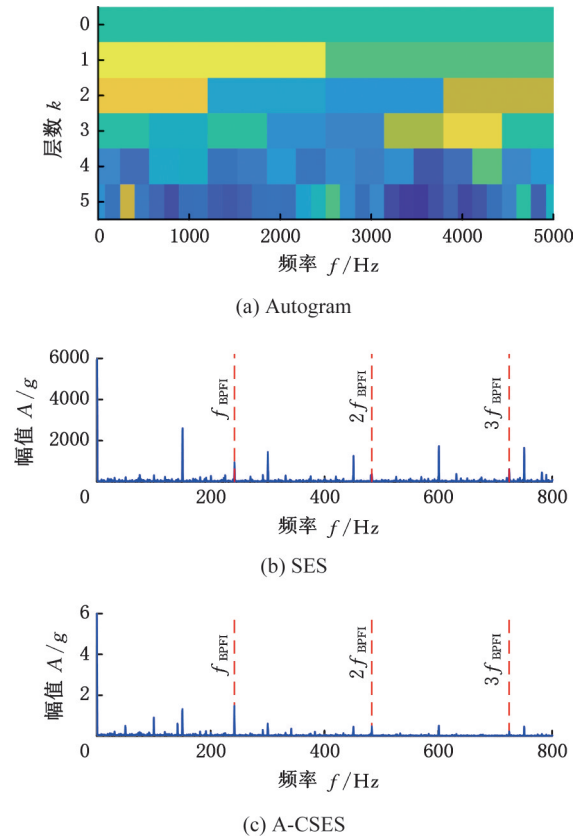


图17 Autogram对试验信号的分析结果

Fig.17 Analysis results of the Autogram for test signal

5 结论

1)本文提出了基于子带重构重排双树复小波包变换(SRR-DTCWPT)的频带划分方法,具有在解决频带错乱的同时保持DTCWPT近似平移不变性和谱能量泄漏少的优点,分解过程中子带信号长度不变,能够保持故障特征。

2)设计了基于峰值频率提取的故障频段选择方法,对任意频带位置子带信号的提取具有较好的灵活性,计算过程自动进行,且能够确保所得故障特征频率的准确性和唯一性。

3)仿真信号分析、轴承故障诊断的应用以及与FK、Autogram方法的对比结果进一步凸显了所提方法在滚动轴承微弱特征提取与故障诊断方面的有效性和鲁棒性。

参考文献:

[1] 秦国浩,张楷,丁昆,等. 动态宽卷积残差网络的轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2023, 34(18):2212-2221.
 QIN Guohao, ZAHNG Kai, DING Kun, et al. Dynamic Wide Convolutional Residual Network for Bearing Fault Diagnosis Method[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(18):2212-2221.
 [2] 张龙,胡燕青,赵丽娟,等. 多通道信息融合与深

- 度迁移学习的旋转机械故障诊断[J]. 中国机械工程, 2023, 34(8):966-975.
- ZHANG Long, HU Yanqing, ZHAO Lijuan, et al. Multichannel Information Fusion and Deep Transfer Learning for Rotating Machinery Fault Diagnosis [J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(8): 966-975.
- [3] ZHAO Y K, ZHANG X, WANG J X, et al. A New Data Fusion Driven-sparse Representation Learning Method for Bearing Intelligent Diagnosis in Small and Unbalanced Samples[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 117: 105513.
- [4] 陈剑, 许畅, 徐庭亮. 基于位错叠加法和改进概率神经网络的离心泵故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2023, 34(23):2854-2861.
- CHEN Jian, XU Chang, XU Tingliang. Centrifugal Pump Fault Diagnosis Methods Based on Dislocation Superposition Methods and Improved Probabilistic Neural Networks [J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(23):2854-2861.
- [5] 赵艺珂, 张新, 王家序, 等. 基于增强最小熵解卷积的航空发动机故障诊断[J]. 中国机械工程, 2023, 34(2):193-200.
- ZHAO Yike, ZAHNG Xin, WANG Jiaxu, et al. Aero-engine Fault Diagnosis Based on an Enhanced Minimum Entropy Deconvolution [J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(2):193-200.
- [6] SUN J K, ZHANG X, WANG J X. Lightweight Bidirectional Long Short-term Memory Based on Automated Model Pruning with Application to Bearing Remaining Useful Life Prediction [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 118: 105662.
- [7] ZHANG X, ZHANG Z Q, WANG J X, et al. Reweighted-Kurtogram with Sub-bands Rearranged and Ensemble Dual-tree Complex Wavelet Packet Transform for Bearing Fault Diagnosis [J]. Structural Health Monitoring, 2022, 21(6):2951-2967.
- [8] HARTING D R. Demodulated Resonance AnalysisLa Powerful Incipient Failure Detection Technique [J]. ISA Transactions, 1978, 17(1):35-40.
- [9] DWYER R. Detection of Non-gaussian Signals by Frequency Domain Kurtosis Estimation [C]//IEEE International Conference on Acoustics and Signal Processing. Boston, 1983, 8:607-610.
- [10] ANTONI J, RANDALL R B. The Spectral Kurtosis Application to the Vibratory Surveillance and Diagnostics of Rotating Machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2):308-331.
- [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] LEI Y, LIN J, HE Z, et al. Application of an Improved Kurtogram Method for Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(5):1738-1749.
- [13] CHEN J, ZI Y, HE Z, et al. Improved Spectral Kurtosis with Adaptive Redundant Multiwavelet Packet and Its Applications for Rotating Machinery Fault Detection[J]. Measurement Science and Technology, 2012, 23(4):045608.
- [14] CHEN B Q, ZHANG Z S, ZI Y Y, et al. Detecting of Transient Vibration Signatures Using an Improved Fast Spatial-spectral Ensemble Kurtosis Kurtogram and Its Applications to Mechanical Signature Analysis of Short Duration Data from Rotating Machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 40(1):1-37.
- [15] MOSHREFZADEH A, FASANA A. The AutogramLan Effective Approach for Selecting the Optimal Demodulation Band in Rolling Element Bearings Diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105:294-318.
- [16] WANG D, PETER W T, TSUI K L. An Enhanced Kurtogram Method for Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1/2):176-199.
- [17] ANTONI J. The Spectral KurtosisLa Useful Tool for Characterising Non-stationary Signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2):282-307.
- [18] KINGSBURY N. Shift Invariant Properties of the Dual-tree Complex Wavelet Transform [C]//IEEE International Conference on Acoustics and Signal Processing. Phoenix, 1999, 3:1221-1224.
- [19] WANG L, LIU Z, CAO H, et al. Subband Averaging Kurtogram with Dual-tree Complex Wavelet Packet Transform for Rotating Machinery Fault Diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 142:106755.

(编辑 王艳丽)

作者简介:冯思茜,女,2000年生,硕士研究生。研究方向为故障诊断。E-mail:siquanfeng_lu@163.com。张新(通信作者),男,1989年生,博士,副教授、博士研究生导师。研究方向为高性能机电传动系统智能测控。发表论文40余篇。E-mail:xylon.zhang@swjtu.edu.cn。

本文引用格式:

冯思茜,王家序,张新,等. 基于共振解调新方法的滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程,2025,36(9):2022-2031.

FENG Siqian, WANG Jiaxu, ZHANG Xin, et al. Rolling Bearing Fault Diagnosis Using a New Resonance Demodulation Method [J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(9):2022-2031.