

基于 Fast-SC 和 EC 的滚动轴承故障检测*

杨新敏¹, 郭瑜¹, 伍星^{1,2}

(1. 昆明理工大学机电工程学院 昆明, 650500) (2. 云南机电职业技术学院 昆明, 650203)

摘要 解调分析的关键在于准确找到合适的解调频带, 针对此问题, 提出一种基于快速谱相关 (fast spectral correlation, 简称 Fast-SC) 和包络谱谱峰因子 (crest of envelope spectrum, 简称 EC) 的解调频带确定方法, 应用于滚动轴承故障检测。首先, 对信号进行 Fast-SC 计算, 采用考虑滚动体滑移误差的故障频率区间作集成谱相关切片并将其作为目标谱相关曲线, 根据其最大值确定解调频带的中心频率搜索中心; 其次, 用同时考虑冲击信号强度与周期性的 EC 进行频带优化选择, 自适应获得优化的滤波参数组; 最后, 根据所得滤波参数组对信号进行带通滤波, 并求其包络谱, 实现轴承故障特征频率提取。仿真和实验表明, 与 Autogram 解调算法相比, 所提方法降噪能力更强, 解调频带的选择更优。

关键词 解调频带; 特征频率; 快速谱相关; 包络谱谱峰因子; 集成谱相关切片

中图分类号 TH17; TH133.33⁺²

引言

滚动轴承是旋转机械的核心部件之一, 其运行状态监测和故障诊断是机械设备健康维护的重要组成部分^[1]。滚动轴承长期运行, 会造成不同程度的损伤, 导致机械设备发生故障, 维护不及时会带来严重的损失, 因此如何从复杂的振动信号中提取故障特征, 对轴承故障进行诊断和识别显得尤为重要^[2]。

解调分析是滚动轴承故障诊断的有效方法, 其可从复杂信号中解调出故障对应的调制信号 (故障频率), 实现对故障特征的提取^[3]。解调分析的核心在于准确选择解调频带, 如何选择合适的解调频带是目前研究的重点之一^[4]。

学者们在滚动轴承解调频带自适应选取方面开展了大量研究。文献[5-7]提出了快速谱峭度 (fast kurtogram, 简称 FK) 算法, 通过各子频带的谱峭度自适应选择解调频带, 并将其应用于轴承故障诊断中。但是, FK 容易受随机冲击的干扰, 且定位的带宽过大会导致解调频带易受其他干扰的影响^[8-9]。轴承故障信号具有典型的 2 阶循环平稳特性, Moshrefzadeh 等^[10]根据循环平稳信号的自协方差函数的周期性, 提出了优化传统峭度指标的解调频带确定算法 Autogram, 并证明其比 FK 效果更优。循环平稳分析广泛应用于轴承故障诊断中^[11-12], 但由于其较大的计算成本导致应用受阻。文献[13-14]

提出了 Fast-SC 算法, 解决了谱相关计算量大的问题, 进一步推进谱相关分析在轴承故障诊断中的应用。谱相关图以双谱图的形式表示循环频率 α 和载波频率 f , 其中 α 表征信号的周期特性。当滚动轴承发生故障时, 故障特征频率即为循环频率。谱相关值 (无量纲) 反映 α 与 f 的相关性, 其值越大, 说明 α 越集中在以 f 为中心一定带宽的频带内, 但受噪声干扰, 根据谱相关值难以直接提取故障特征频率。

笔者提出基于 Fast-SC 和 EC 的解调频带优化方法, 首先, 根据 Fast-SC 算法求谱相关值; 其次, 以理论故障频率的值沿载波频率轴做切片, 考虑到滚动体产生随机滑移导致理论故障频率与实际故障频率出现误差^[15], 采用随机滑移产生的误差区间做集成谱相关切片, 并将其作为目标谱相关曲线, 取谱相关值最大时对应的 f 为解调频带中心频率搜索中心; 然后, 为进一步优化解调频带, 引入同时考虑信号冲击强度和周期性的 EC^[16] 对频带进行优化选择; 最后, 选择 EC 值最大时对应的频带进行带通滤波并求其包络谱, 从而实现轴承故障特征提取。

1 基本理论简介

1.1 快速谱相关原理

Fast-SC 是基于短时傅里叶变换 (short-time

* 国家自然科学基金资助项目 (52165067); 云南省重大科技专项计划资助项目 (202002AC080001); 昆明理工大学分析测试基金资助项目 (2022P20193103005)

收稿日期: 2020-10-26; 修回日期: 2020-12-27

fourier transform, 简称 STFT) 的一种谱相关的快速算法, 快速谱相关定义^[13]为

$$S_x(\alpha, f) = \frac{\sum_{p=0}^P S_x(\alpha, f; p)}{\sum_{p=0}^P R_w(\alpha - p\Delta f)} R_w(0) \quad (1)$$

其中: $S_x(\cdot)$ 为扫描谱相关; $R_w(\cdot)$ 为核函数; f 为载波频率; α 为循环频率; Δf 为频率分辨率; p 为接近循环频率的频率分辨率倍数, 最大值为 $N_w/2R$, N_w 为 STFT 的窗宽, R 为 STFT 窗的移动步长。

1.2 包络谱谱峰因子

与传统峭度指标只能反映冲击强弱、不能反映冲击的周期性不同, EC 能同时度量冲击的能量和周期性, 其在评价包络谱中感兴趣的冲击强弱具有一定的优势。假设信号为 $x(t)$, 其包络谱为 $ENV(n)$, $n = 0, 1, \dots, N-1$, 则 EC 为包络谱中的最大值 (ENV_{\max}) 与其均方根值 (ENV_{rms}) 之比, 可近似表示包络谱中周期成分所占的能量比^[16]。

$$ENV_{\max} = \max [ENV(n)] \quad (n = 0, 1, \dots, N-1) \quad (2)$$

$$ENV_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (ENV(n))^2} \quad (3)$$

$$EC = ENV_{\max} / ENV_{\text{rms}} \quad (4)$$

在包络谱中感兴趣的成分是故障特征频率, 为避免转频幅值过高导致 EC 失效, 在进行包络谱最大值和均方根值计算时, 定义 $[2f_i, f_s/2]$ (f_i 为转频; f_s 为采样频率) 作为有效区间^[16], ENV_{\max} 越大, 表示感兴趣的频率幅值越大。根据式(4)可知, EC 值越大, 说明滤波后信号的周期冲击成分所占比例越高, 滤波效果越好。

2 基于 Fast-SC 和 EC 的解调分析方法

根据 Fast-SC 在轴承故障振动信号中的应用, 轴承发生故障时, 故障频率即循环频率 α 会集中分布在载波频率 f 的一段带宽内, 该区域的谱相关值较大, 因此可判定该区域为合适的解调频带。在噪声比较大的工况下, 微弱的故障信号容易被噪声覆盖, 根据谱相关值难以自适应找到合适的 f 。谱相关切片具有增强故障特征, 减小干扰的作用^[17], 根据理论故障特征频率作谱相关切片, 有利于突显故障频率与 f 的相关性, 并且谱相关值越大, 说明故障频率越集中于该值对应的 f 。受滚动体随机滑移的影响, 理论故障频率与实际故障频率存在 1~2% 的误差^[15], 因此笔者考虑用 2% 的误差区间做谱相关的积分, 并将其作为目标谱相关曲线(积分后载波频率

f 与谱相关值的曲线)。以理论故障特征频率 f_x 为区间中值, 区间下限为 $0.99f_x$, 上限为 $1.01f_x$, 目标谱相关曲线的积分区间为

$$\alpha_x = [0.99f_x, 1.01f_x] \quad (5)$$

其中: α_x 为循环频率积分区间。

根据积分区间做谱相关积分获得目标谱相关曲线, 选取目标谱相关曲线中谱相关值最大时对应的载波频率作为中心频率搜索中心, 其计算公式为

$$f_n = \arg \max \left\{ \int_{0.99f_x}^{1.01f_x} S_x(\alpha_x, f) d\alpha_x \right\} \quad (6)$$

其中: f 为载波频率; f_n 为解调频带的中心频率搜索中心; $\int_{0.99f_x}^{1.01f_x} S_x(\cdot) d\alpha_x$ 表示各 f 对应的谱相关值; $\arg \max \{ \cdot \}$ 表示取最大值参数, 即取谱相关值最大时所对应的频率。

为了自适应选择优化的滤波参数组 $\{f_c, b_w\}$ (f_c 为中心频率, b_w 为带宽), 增加滤波器参数寻优结果的可信度, 引入 EC 进行解调频带优化选择。

根据式(6)求得中心频率搜索中心 f_n 。实验结果表明, 将 f_n 作为中心频率搜索区间的中心, 在固定的区间内寻优, 搜索范围为 1 000 Hz (以 f_n 为中心, 分别向左右搜索 500 Hz), 可以保证不过分增加计算量的同时取得较好的结果。文献[16]提出取 100 Hz 作为中心频率寻优间隔可得较满意的结果, 因此笔者引用其作为寻优间隔。相关研究表明, 带宽为 3 倍故障频率时效果较优^[16], 为了增加滤波寻优的可信度而又不过分增加计算量, 本研究带宽在固定区间内寻优。综上所述, 优化的滤波参数组 $\{f_c, b_w\}$ 根据式(7)获得

$$\begin{cases} f_{ni} = f_n + 100i & (i = -5, -4, \dots, 4, 5) \\ \Delta f_x = [3, 3.5, 4, 4.5, 5, 5.5, 6] f_x \\ \{f_c, b_w\} = \arg \max \{EC(f_{ni}, \Delta f_x)\} \end{cases} \quad (7)$$

其中: $EC(\cdot)$ 表示滤波后信号的 EC 值; $\arg \max \{ \cdot \}$ 表示把 f_{ni} 和 Δf_x 区间内 EC 最大时的参数组合作为最终优化的滤波参数组 $\{f_c, b_w\}$ 。

本研究方法的流程如图 1 所示, 主要步骤如下:

- 1) 对振动信号进行 Fast-SC 计算;
- 2) 根据轴承参数计算轴承的理论故障特征频率 f_x , 根据式(5)确定目标谱相关曲线的积分区间, 根据式(6)求中心频率搜索中心 f_n ;
- 3) 由式(7)自适应优化滤波参数组, 选择 EC 最大时对应的参数组 $\{f_c, b_w\}$ 作为最终值;
- 4) 根据步骤 3 得到的优化滤波参数组对信号进行带通滤波并求其包络谱, 从而实现故障特征提取。

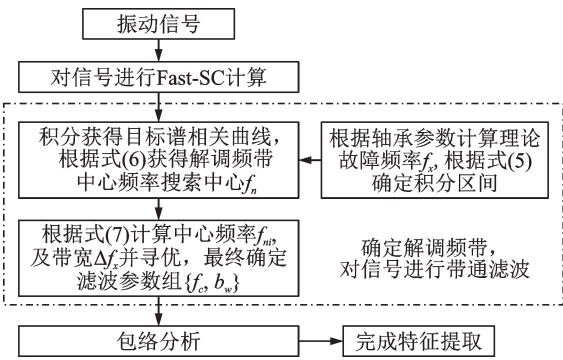


图1 本研究方法的流程图

Fig.1 Flowchart of the method in this paper

3 仿真信号分析

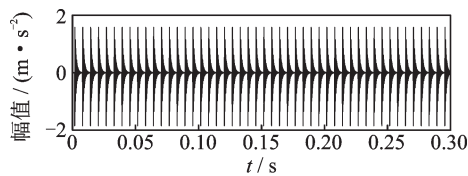
仿真轴承外圈故障振动信号验证本研究方法, 仿真模型^[15]为

$$\begin{cases} x(t) = x_1(t) + n(t) \\ x_1(t) = \sum_{i=1}^I S_i e^{-\zeta f_{cn}(t-iT-\tau_i)} \times \sin(2\pi f_{cn} \sqrt{1-\zeta^2} (t-iT-\tau_i)) \end{cases} \quad (8)$$

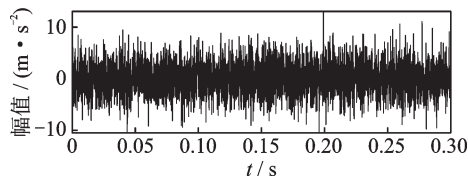
其中: $x_1(t)$ 为外圈故障冲击的仿真信号; $n(t)$ 为高斯白噪声; f_{cn} 为外圈故障激起的共振频率; S_i 为第 i 次冲击的幅值; T 为外圈的故障周期; ζ 为阻尼系数; τ_i 为滚动体产生第 i 次冲击引起的随机滑移。

仿真中设定的参数为: 采样频率 f_s 为 12 kHz; 故障特征频率 ($1/T$) 为 160 Hz; 共振频率 f_{cn} 为 3 kHz; 幅值 S 为 2; 阻尼系数 ζ 为 0.05; 随机滑移 τ_i 为 2% T ; 仿真信号的信噪比为 -10 dB。

将上述参数代入式(8)构建仿真信号, 仿真信号的时域波形见图 2。对仿真信号做 Autogram 分析^[10], 结果见图 3。经 Autogram 计算所得优化的解调频带 (f_c 为 1 781.25 Hz, b_w 为 187.5 Hz) 对应的仿真信号包络谱见图 4, 由图可见, 故障频率几乎被噪声信号的谱线淹没, 难以识别故障特征。



(a) 冲击信号的时域波形
(a) Time domain waveform of impact signal



(b) 加噪后的时域波形
(b) Time domain waveform with added noise

图2 仿真信号的时域波形

Fig.2 Time domain waveform of simulated signal

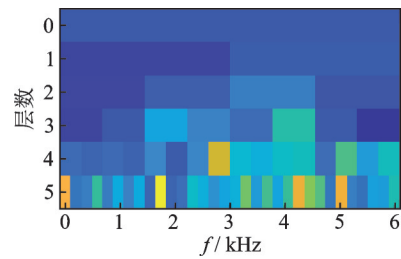


图3 仿真信号的 Autogram

Fig.3 Autogram of simulated signal

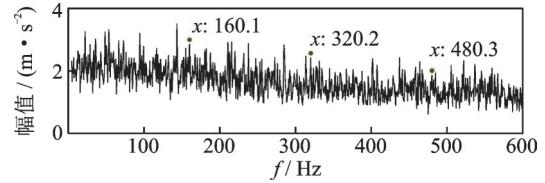


图4 Autogram算法获得的仿真信号包络谱

Fig.4 Envelope spectrum of the simulated signal obtained by Autogram algorithm

应用所提方法对仿真信号进行分析, 首先对信号进行 Fast-SC 计算, 然后根据仿真设定的轴承外圈故障特征频率 f_o 为 160 Hz, 通过式(5)计算得到目标谱相关曲线积分区间为 [158 Hz, 162 Hz], 根据式(6)求得如图 5 所示的仿真信号的目标谱相关曲线。由图可见, 目标谱相关曲线的最大值对应的频率即解调频带中心频率搜索中心 f_n 为 2 906 Hz, 根据式(7)对解调频带进行自适应优化。当 i 为 1, Δf_c 为 $3f_o$ 时, EC 值最大, 其值为 15.47, 优化的解调频带为 $f_c = 2\ 906 + 1 \times 100$, $b_w = 3 \times 160$, 即带通滤波参数组为 {3 006 Hz, 480 Hz}。

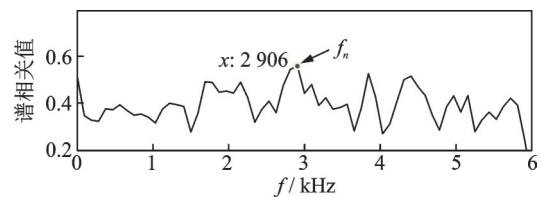


图5 仿真信号的目标谱相关曲线

Fig.5 Target spectrum correlation curve of simulated signal

根据所得的优化滤波器组对信号进行带通滤波, 并求其包络谱, 所提方法获得的仿真信号包络谱如图 6 所示。

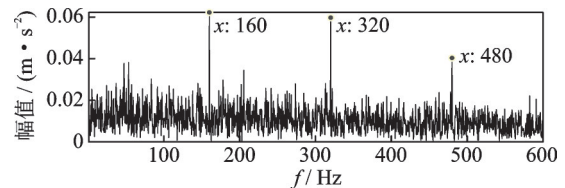


图6 所提方法获得的仿真信号包络谱

Fig.6 Envelope spectrum of simulated signal obtained by proposed method

对比图 4 和图 6 可见,图 6 中故障特征更明显,说明本研究方法对解调频带的选择更优,降噪能力更强,验证了笔者所提方法的有效性。

4 实验信号分析

为了验证所提方法的有效性,分别用公开轴承故障数据和本实验室实验台数据进行验证。

4.1 实验 1

公开数据采用 NASA 的滚动轴承的外圈故障数据^[18](数据文件为 2004.02.17.07.32.39,第 703 条数据)进行验证,该数据信噪比较低,适用于强噪声干扰下轴承故障诊断方法有效性的验证。轴承结构参数如表 1 所示。

表 1 轴承结构参数

Tab.1 The structural parameters of bearing

轴承型号	节圆半径/mm	滚动体直径/mm	滚动体个数	接触角/(°)
ZA-2115	71.501	8.407 4	16	15.171
N205EM	38.500	7.940 0	12	0

轴承外圈的理论故障频率的计算公式为

$$f_o = \frac{n}{2} (1 - \frac{d}{D} \cos \alpha) f_r \quad (9)$$

其中: f_r 为转频; D 为节圆半径; d 为滚动体直径; n 为滚动体个数; α 为接触角。

将 ZA-2115 轴承参数代入式(9),转频 f_r 为 33.3 Hz,得到外圈故障频率 f_o 为 236.40 Hz。对信号进行包络分析,实验 1 的包络谱如图 7 所示。由图可见,从包络谱中虽能识别故障频率及其 2 倍频,但受噪声干扰严重,难以准确识别轴承故障类型。

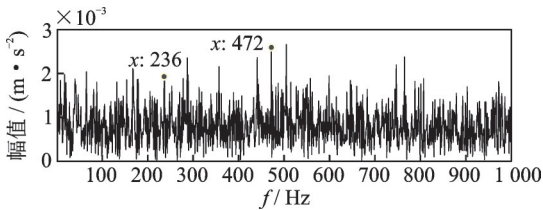


图 7 实验 1 的包络谱

Fig.7 Envelope spectrum of experiment 1

对实验 1 信号进行 Autogram 分析,结果见图 8。经 Autogram 计算所得优化的解调频带 (f_c 为 160 Hz, b_w 为 320 Hz) 对应的实验 1 包络谱见图 9。

应用本研究方法对信号进行分析,通过式(5)计算得到目标谱相关曲线积分区间为 [234 Hz, 239 Hz],根据式(6)求得如图 10 所示的实验 1 的目标谱相关曲线。由图可见,目标谱相关曲线的最大值对应的频率即解调频带中心频率搜索中心 f_n 为

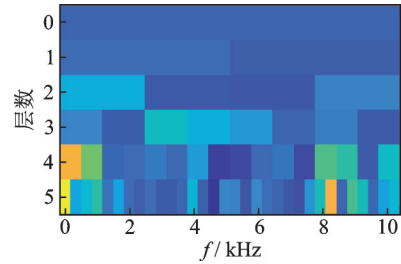


图 8 实验 1 的 Autogram

Fig.8 Autogram of experiment 1

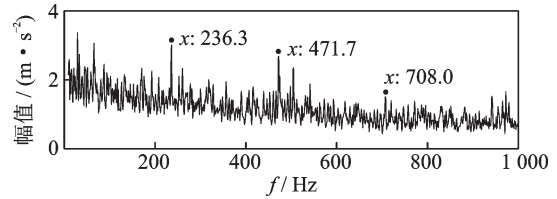


图 9 Autogram 算法获得的实验 1 包络谱

Fig.9 Envelope spectrum of experiment 1 obtained by Autogram algorithm

4 480,根据式(7)对解调频带进行自适应优化。当 i 为 1, Δf_x 为 $3f_o$ 时 EC 值最大,优化的解调频带为 $f_c = 4 480 + 1 \times 100$, $b_w = 3 \times 236$,即带通滤波参数组为 {4 580 Hz, 708 Hz}。

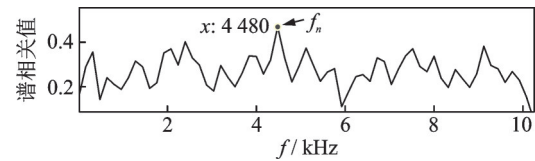


图 10 实验 1 的目标谱相关曲线

Fig.10 Target spectrum correlation curve of experiment 1

根据所得的优化滤波器组对信号进行带通滤波,并求其包络谱,所提方法获得的实验 1 包络谱如图 11 所示。

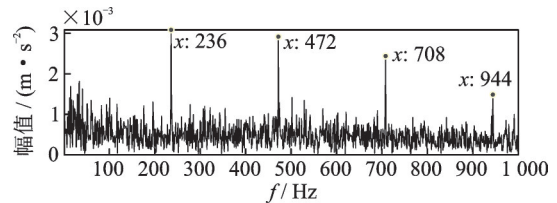


图 11 所提方法获得的实验 1 包络谱

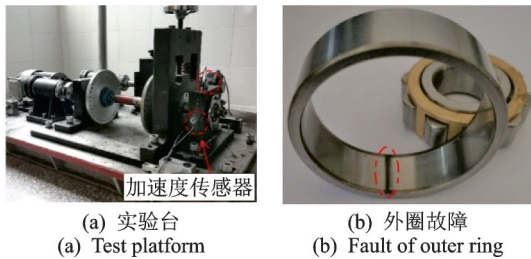
Fig.11 Envelope spectrum of experiment 1 obtained by proposed method

对比图 7、图 9 和图 11 可以看出,图 11 中故障特征更明显,说明本研究方法解调频带的选择更合适,降噪效果更好,更容易识别故障特征频率。

4.2 实验 2

为了进一步验证所提方法的有效性,在 QPZZ-II 实验平台上模拟外圈故障对本研究算法进行验证,如图 12 所示。以 N205EM 型号轴承作为研究对

象,轴承参数见表 1。采用线切割技术在轴承外圈切一个宽约为 1 mm、深约为 0.5 mm 的槽模拟轴承外圈故障,见图 12(b)。实验中转速为 590 r/min,采样频率 f_s 为 25.6 kHz,根据式(9)计算轴承外圈故障 f_o 为 46.83 Hz。



(a) 实验台 (b) 外圈故障
(a) Test platform (b) Fault of outer ring

图 12 QPZZ-II 实验平台与轴承故障

Fig.12 QPZZ-II test platform and fault of bearing

对信号进行包络分析,实验 2 的包络谱如图 13 所示。由图可见,信号的包络谱中虽能看到故障频率及其倍频,但受转频和噪声干扰严重,难以准确识别轴承故障。

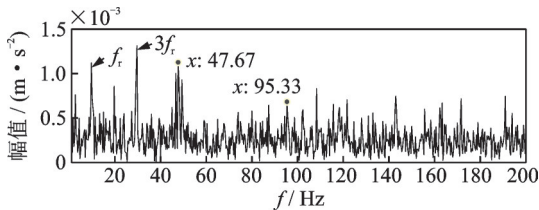


图 13 实验 2 的包络谱

Fig.13 Envelope spectrum of experiment 2

对实验 2 信号进行 Autogram 分析,结果如图 14 所示。经 Autogram 计算所得优化的解调频带(f_c 为 5 200 Hz, b_w 为 800 Hz)对应的实验 2 包络谱如图 15 所示。由图可知,包络谱中虽能看到外圈故障特征频率,但受转频干扰,故障特征频率仍不够明显。

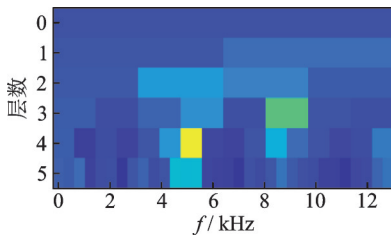


图 14 实验 2 的 Autogram

Fig.14 Autogram of experiment 2

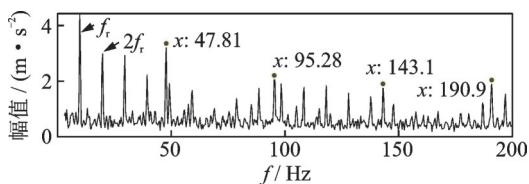


图 15 Autogram 算法获得的实验 2 包络谱

Fig.15 Envelope spectrum of experiment 2 obtained by Autogram algorithm

用本研究所提方法进行验证,同理求得实验 2 的目标谱相关曲线如图 16 所示。由图可见,目标谱相关曲线的最大值对应的频率即解调频带中心频率搜索中心 f_o 为 8 400 Hz,根据式(7)对解调频带进行自适应优化。当 i 为 -2, Δf_x 为 $3f_o$ 时 EC 值最大,优化的解调频带为 $f_c = 8\ 400 + (-2) \times 100$, $b_w = 3 \times 47$,即带通滤波参数组为 $\{8\ 200\ \text{Hz}, 141\ \text{Hz}\}$ 。

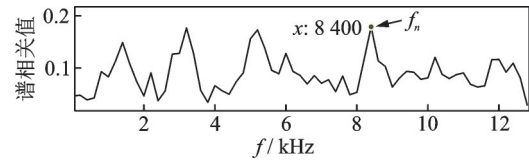


图 16 实验 2 的目标谱相关曲线

Fig.16 Target spectrum correlation curve of experiment 2

根据所得的优化滤波器组对信号进行带通滤波,并求其包络谱,所提方法获得的实验 2 包络谱见图 17,图中可明显看到外圈故障频率及其倍频。

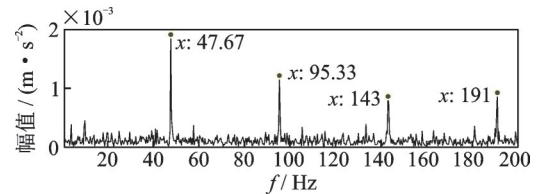


图 17 所提方法获得的实验 2 包络谱

Fig.17 Envelope spectrum of experiment 2 obtained by proposed method

对比图 13、图 15 和图 17 可以看出,图 17 中外圈故障频率及其倍频更明显。

综上所述,与 Autogram 算法对比,本研究方法能有效识别合适的解调频带,降噪能力更强,在轴承故障特征提取中效果更好。

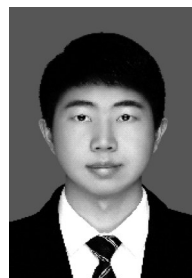
5 结束语

提出的基于 Fast-SC 和 EC 的滚动轴承故障检测方法 与 Autogram 对比,所提方法抗干扰能力更强,降噪效果更好。该方法考虑到随机滑移的影响,采用集成谱相关切片的形式获得目标谱相关曲线,从而增强了故障特征频率与载波频率的相关性,使解调频带的选择更具鲁棒性。本研究算法有利于自适应确定合适的解调频带,从而达到故障检测的目的,具有一定的工程应用前景。

参 考 文 献

[1] WANG Y, XIANG J, MARKERT R, et al. Spectral kurtosis for fault detection, diagnosis and prognostics of rotating machines: a review with applications [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016(66/67):

- 679-698.
- [2] 张云强,张培林,王怀光,等.基于双时域微弱故障特征增强的轴承早期故障智能识别[J].机械工程学报,2016,52(21):96-103.
ZHANG Yunqiang, ZHANG Peilin, WANG Huai-guang, et al. Rolling bearing early fault intelligence recognition based on weak fault feature enhancement in time-time domain[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(21):96-103. (in Chinese)
- [3] 任学平,黄慧杰,王朝阁,等.改进的TQWT在滚动轴承早期故障诊断的应用[J].振动、测试与诊断,2020,40(2):317-325.
RENG Xueping, HUANG Huijie, WANG Chaoge, et al. Application of improved TQWT in early fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2):317-325. (in Chinese)
- [4] 张龙,熊国良,黄文艺.复小波共振解调频带优化方法和新指标[J].机械工程学报,2015,51(3):129-138.
ZHANG Long, XIONG Guoliang, HUANG Wenyi. New procedure and index for the parameter optimization of complex wavelet based resonance demodulation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(3):129-138. (in Chinese)
- [5] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1):108-124.
- [6] 从飞云,陈进,董广明.基于谱峭度和AR模型的滚动轴承故障诊断[J].振动、测试与诊断,2012,32(4):538-541.
CONG Feiyun, CHEN Jin, DONG Guangming. Spectral kurtosis and AR model based method for fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4):538-541. (in Chinese)
- [7] 王宏超,陈进,董广明,等.基于快速kurtogram算法的共振解调方法在滚动轴承故障特征提取中的应用[J].振动与冲击,2013,32(1):35-37.
WANG Hongchao, CHEN Jin, DONG Guangming, et al. Application of resonance demodulation in rolling bearing fault feature extraction based on fast computation of kurtogram[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(1):35-37. (in Chinese)
- [8] 代士超,郭瑜,伍星,等.基于子频带谱峭度平均的快速谱峭度图算法改进[J].振动与冲击,2015,34(7):98-102.
DAI Shichao, GUO Yu, WU Xing, et al. Improvement on fast kurtogram algorithm based on sub-frequency-band spectral kurtosis average[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(7):98-102. (in Chinese)
- [9] 李红贤,汤宝平,韩延,等.基于增强熵权峭度图的滚动轴承最优频带解调的故障诊断[J].振动与冲击,2019,38(17):24-31.
LI Hongxian, TANG Baoping, HAN Yan, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using optimal demodulation frequency band based on enhanced entropy weight kurtosis graph[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(17):24-31. (in Chinese)
- [10] MOSHREFZADEH A, FASANA A. The Autogram: an effective approach for selecting the optimal demodulation band in rolling element bearings diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105:294-318.
- [11] ANTONI J. Cyclic spectral analysis of rolling-element bearing signals: facts and fictions[J]. Journal of Sound and Vibration, 2007, 304(3/5):497-529.
- [12] ABOUD D, ANTONI J, ELTABACH M, et al. Angle time cyclostationarity for the analysis of rolling element bearing vibrations[J]. Measurement, 2015, 75(7):29-39.
- [13] ANTONI J, XIN G, HAMZAOUI N. Fast computation of the spectral correlation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 92:248-277.
- [14] 唐贵基,田甜,庞彬.基于总变差去噪和快速谱相关的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2019,38(11):187-193.
TANG Guiji, TIAN Tian, PANG Bin. Rolling bearing fault diagnosis method based on total variation denoising and fast spectral correlation[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(11):187-193. (in Chinese)
- [15] MIAO Y, ZHAO M, LIN J. Identification of mechanical compound-fault based on the improved parameter-adaptive variational mode decomposition[J]. ISA transactions, 2018, 84(12):82-95.
- [16] 张龙,成俊良,李兴林,等.基于自适应频带冲击强度的滚动轴承故障量化评估[J].振动与冲击,2018,37(19):30-38.
ZHANG Long, CHENG Junliang, LI Xinglin, et al. Fault quantitative evaluation of rolling bearings based on shock value of selected frequency band[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(19):30-38. (in Chinese)
- [17] 王宏超,陈进,董广明.基于谱相关密度组合切片能量的滚动轴承故障诊断研究[J].振动与冲击,2015,34(3):114-117.
WANG Hongchao, CHEN Jin, DONG Guangming. Fault diagnosis of rolling bearings based on slice energy spectral correlation density[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(3):114-117. (in Chinese)
- [18] LEE J, QIU H, YU G, et al. 'Bearing data set' IMS [EB/OL]. [2020-10-20]. <https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-data-repository/#bearing>



第一作者简介:杨新敏,男,1994年7月生,博士生。主要研究方向为旋转机械故障特征提取。

E-mail:yxm1434@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。主要研究方向为振动信号分析、旋转机械故障特征提取。

E-mail:kmgary@163.com