

低信噪比下的滚动轴承早期微弱故障识别*

张 赞¹, 王永华¹, 唐岩辉¹, 韦 祥¹, 王景霖²

(1. 海军航空大学航空基础学院 264001, 烟台)

(2. 故障诊断与健康管理技术航空科技重点实验室 上海, 201601)

摘要 低信噪比下的滚动轴承早期微弱故障识别是轴承故障诊断领域的一个难点问题, 基于希尔伯特变换解调的包络谱分析法虽是得到广泛工程应用的轴承故障检测经典方法, 但其对信噪比过低的轴承早期微弱故障诊断能力不足。针对这一问题, 采用时频域高阶统计量——谱峭度开展滚动轴承早期微弱故障识别研究。利用滚动轴承从完好逐渐发展到外圈损伤失效的全寿命周期试验数据进行分析, 结果表明: 对于轴承出现的早期微弱故障, 谱峭度法能够通过识别提取位于高信噪比共振频带的微弱故障信号, 实现轴承早期微弱故障识别, 相比直接采用包络谱分析法提前了 200 min 检测出微弱故障。

关键词 滚动轴承; 谱峭度; 早期微弱故障; 全寿命周期
中图分类号 TH133.3

引 言

在滚动轴承发生故障的初期, 由于损伤性很小, 产生的故障信号不太强烈。此外, 轴承信号在传递至振动传感器的过程中会发生衰减, 而且会受到机械系统其他转动部件产生的激振源(转子不平衡、齿轮啮合等)的影响, 使得原本不太强烈的轴承故障信号会被周围的激振源噪声干扰所掩盖, 因此实现滚动轴承早期故障的微弱信号提取是一个难点问题。

理想的轴承故障振动信号是以轴承相关结构的固有频率为载波频率和故障特征通过频率为调制的振动信号。目前, 应用于滚动轴承微弱故障提取与识别的方法主要有时域分析、频域分析、小波分析、经验模式分解及变分模态分解等时频域分析^[1-11]。基于希尔伯特变换解调的包络谱分析法是一种已得到广泛工程应用的轴承故障检测经典方法, 但是该方法只对故障特征较为明显的信号分析效果好, 一旦信噪比过低时, 就难以准确提取出掩盖在背景噪声中轴承微弱故障冲击信号的包络, 导致诊断失败。小波分析法依赖于小波函数的合理选取以及对分解后的子带信号人为选取包含故障信息的分量, 受主观影响大。经验模式分解法虽然能够自适应地分离信号中的分量, 但缺乏数学理论, 存在模态混叠和端点效应。变分模态分解法受参数影响较大, 导致信号出现过分解或欠分解。这些方法的缺点使其对轴

承微弱故障提取与识别存在一定的局限性。

轴承外圈、内圈或滚动体缺陷故障产生的冲击响应会与轴承系统产生共振, 在频域中形成共振频带, 故障信息都包含在共振频带中, 因此将共振频带的信号提取出来就能获得轴承缺陷冲击特征, 实现故障精准检测^[12]。谱峭度法是近年来发展起来的 4 阶谱统计量, 通过分析整个频带内信号谱峭度大小, 能够有效地发现冲击信号所处的共振频带中心频率及其带宽, 设计带通滤波器提取故障冲击信号, 再进行包络谱分析实现故障频率特征检测^[13-15]。该方法在滚动轴承故障诊断中得到了一定的应用^[14-18], 但这些研究集中于故障特征较为明显的轴承故障数据, 而直接采用包络谱分析同样能够实现故障诊断。笔者对滚动轴承从完好逐渐发展到损伤失效的全寿命周期试验数据进行分析, 结果表明, 对于轴承出现的早期微弱故障, 谱峭度法能够通过识别提取位于高信噪比共振频带的微弱故障信号, 比直接采用包络谱法提前检测出轴承早期微弱故障。

1 基于短时傅里叶变换的谱峭度算法

峭度和谱峭度都能表示信号的非高斯性, 前者用在时域条件下, 后者用在时频域条件下。

在非平稳条件下, 非平稳信号 $Y(t)$ 的 World-Cramer 分解的频域表达式为

* 山东省自然科学基金资助项目(ZR2020ME125); 山东省泰山学者建设工程专项经费资助项目
收稿日期: 2022-09-22; 修回日期: 2022-10-23

$$Y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{i2\pi ft} H(t, f) dX(f) \quad (1)$$

其中: $H(t, f)$ 为系统传递函数的傅里叶变换, 可以理解成信号 $Y(t)$ 在时间 t 、频率 f 处的复包络; $dX(f)$ 为具有平坦频谱信号 $X(t)$ 的谱过程。

定义 $S_{2nY}(f)$ 为 $Y(t)$ 的 n 阶谱矩

$$S_{2nY}(f) = E \{ |H(t, f) dX(f)|^{2n} \} / df \quad (2)$$

从能量的角度解释, $S_{2nY}(f)$ 被看作是复数包络度量 $|H(t, f) dX(f)|^{2n}$ 在每个频率 f 处的时间平均, 同样其也可以度量复数包络的能量在时间方向上变化的多少, 则 $Y(t)$ 的 4 阶谱累积量定义为

$$C_{4Y}(f) = S_{4Y}(f) - 2S_{2Y}^2(f) \quad (f \neq 0) \quad (3)$$

可以证明, 当一个信号越偏离高斯性, 其 4 阶谱累积矩值就越大。因此, 能量归一化后的 4 阶谱累积矩可以用来测量信号过程的概率密度函数在频率 f 处的峰值点。谱峭度即为归一化后的 4 阶谱矩, 即

$$K_Y(f) = \frac{C_{4Y}(f)}{S_{2Y}^2(f)} = \frac{S_{4Y}(f)}{S_{2Y}^2(f)} - 2 \quad (4)$$

设 $Y_w(t, f)$ 为信号 $Y(t)$ 的短时傅里叶变换 (short time Fourier transform, 简称 STFT), 并定义 $Y_w(t, f)$ 的 n 阶谱矩为

$$S_{nY}(f) = \langle |Y_w(t, f)|^n \rangle \quad (5)$$

其中: $\langle \cdot \rangle$ 表示时间平均算子。

基于 STFT 信号 $Y(t)$ 的谱峭度为

$$K_Y(f) = \frac{S_{4Y}(f)}{S_{2Y}^2(f)} - 2 = \frac{\langle |Y_w(t, f)|^4 \rangle}{\langle |Y_w(t, f)|^2 \rangle^2} - 2 \quad (6)$$

谱峭度就是在 STFT 时频面内对于每个频率点 f 沿着时间 t 方向计算峭度, 从而得到每个频率点处的峭度。正如时域峭度能够反映信号在时域的非高斯性, 谱峭度则能够衡量出信号在每个频率处偏离高斯性的程度。如果偏离高斯性程度越大, 对应的谱峭度则越大。因此, 谱峭度对非平稳信号 (瞬态冲击信号) 较为敏感, 并且可以找出其存在的频带。瞬态冲击响应信号占主导频带内的谱峭度较大, 而平稳高斯背景噪声信号占主导频带的谱峭度很小。通过比较谱峭度的大小, 可以将谱峭度较大的频带信号分离出来, 从而得到瞬态冲击故障信号。

2 基于谱峭度的滚动轴承早期微弱故障识别

设测量的轴承振动信号 $z(t)$ 为

$$z(t) = y(t) + n(t) \quad (7)$$

其中: $n(t)$ 为其他激振源耦合形成的加性平稳高斯背景噪声; $y(t)$ 为由轴承外圈、内圈或滚动体缺陷产生的冲击力激发的轴承系统共振响应。

$$y(t) = \sum_k y_k h(t - \tau_k) \quad (8)$$

其中: y_k 为第 k 个脉冲的幅值; τ_k 为第 k 个脉冲发生的时间; $h(t - \tau_k)$ 为单个冲击引起的脉冲响应。

假定噪声服从稳态高斯分布, 则测量的轴承振动信号 $z(t)$ 的谱峭度为

$$K_Z(f) = K_Y(f) / [1 + 1/\rho(f)]^2 \quad (9)$$

其中: $K_Y(f)$ 为 $y(t)$ 的谱峭度; $\rho(f) = S_Y(f)/S_N(f)$ 为信噪比; $S_Y(f)$ 和 $S_N(f)$ 分别为故障冲击响应信号 $y(t)$ 和噪声 $n(t)$ 的功率谱密度。

由式(9)可以看出, 谱峭度在平稳高斯噪声占主导的频率段处 (信噪比 $\rho(f)$ 低) 的谱峭度值接近于 0, 在故障冲击响应信号占主导的频率段处 (信噪比 $\rho(f)$ 高) 的 $K_X(f)$ 接近于 $K_Y(f)$, 此时谱峭度值较大。因此, 可以根据谱峭度大小来设计滤波器, 把峭度值较大的频带内信号提取出来, 从而得到故障冲击响应信号。

谱峭度的估计依赖于窗函数长度 N_w 的选择, N_w 太小会降低频率分辨率, 丧失信号的细节; N_w 也不能太长, 应小于相邻两暂态故障信号的平均间隔。文献[14]引入了峭度图的定义, 如图 1 所示。峭度图是一个关于频率 f 和窗长 N_w 的函数, 在谱峭度图中寻找谱峭度最大值 (或局部最大值) 对应的最优频率 f 和最优窗函数长度 N_w , 再以 f 作为滤波器的最优中心频率, 以 f_s/N_w (f_s 为采样频率) 作为带宽来设计窄带带通滤波器, 对信号进行滤波处理得到滤波后的轴承故障冲击响应信号, 最后采用包络谱分析并识别其故障特征频率成分。基于谱峭度的滚动轴承早期微弱故障识别流程如图 2 所示。

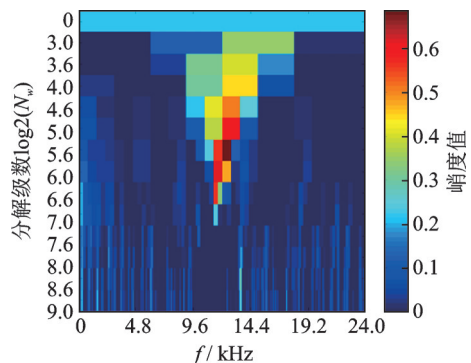


图 1 峭度图

Fig.1 The kurtogram

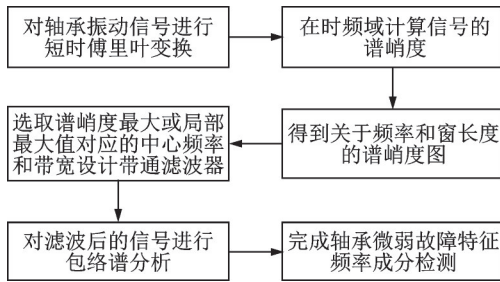


图2 基于谱峭度的滚动轴承早期微弱故障识别流程

Fig.2 The flow of early weak fault recognition for rolling bearing based spectral kurtosis

3 试验分析

数据来源于美国智能维护系统中心提供的从轴承完好到外圈损伤失效的全寿命周期试验数据。轴承试验装置如图 3 所示,4 个 ZA-2115 型滚动轴承支撑 1 个转轴,电机通过传动带驱动转轴以 2 000 r/min 的转速运行,对轴承加载了 26 690 N 的径向载荷,轴承 1 为试验轴承,在轴承 1 上安装了加速度传感器,振动采样频率为 20.48 kHz,每间隔 10 min 采集并记录 1 组振动信号,采样时间为 1 s,采样点数为 20 480。润滑油路中安装了磁塞用于收集金属屑末,当轴承损伤产生的金属屑末累积含量超过限制值后停止试验。轴承的尺寸参数及故障特征频率如表 1 所示。

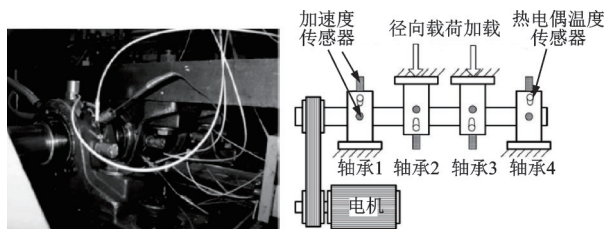


图3 轴承试验装置

Fig.3 The bearing test rig

表 1 轴承的尺寸参数及故障特征频率

Tab.1 Geometric parameters and fault characteristic frequencies of the tested bearing

参数	数值
转轴转速/(r·min ⁻¹)	2 000
轴承节圆直径/mm	71.5
滚动体直径/mm	8.4
滚动体数目/个	16
接触角/(°)	15.17
外圈故障特征频率/Hz	236.4
内圈故障特征频率/Hz	296.93
滚动体故障特征频率/Hz	279.83

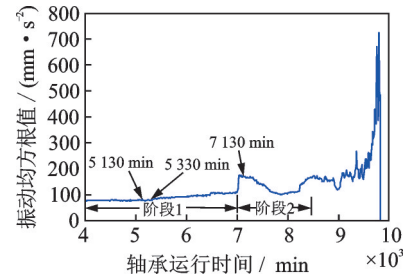


图4 全寿命周期内轴承振动均方根值变化趋势

Fig.4 The RMS of bearing in the whole life cycle

试验持续了 7 天,直到发现磁塞上的金属屑末量显著异常,对滚动轴承 1 进行检查,发现其外圈出现了明显的损伤缺陷。滚动轴承 1 从正常状态到失效的整个寿命周期的振动信号均方根值 (root mean square, 简称 RMS) 的变化趋势如图 4 所示 (只显示了轴承运行 4 000 min 到最后失效的数据)。由图 4 可以看出,在轴承运行最后阶段 (约 9 500 min 之后) 已处于严重损伤故障状态时,RMS 值显著增大。如果能提前检测到轴承早期损伤故障,对预防轴承损坏的意义重大。考虑到损伤是一个从微弱缺陷到严重缺陷逐渐发展的过程,选取两个不同阶段的数据进行分析,分别是第 7 天 RMS 值开始有较大程度增长和波动变化时的数据 (对应图中的阶段 2 数据),以及第 6 天之前的 RMS 变化非常不明显阶段的数据 (对应图中的阶段 1 数据)。

3.1 阶段 2 数据分析

选取阶段 2 初期第 7 130 min 采集的轴承振动数据进行分析,此时 RMS 值已有一定增长变化,其振动时域信号见图 5,可以看到明显的由轴承缺陷引起的周期性冲击信号。轴承运行 7 130 min 的振动信号包络谱见图 6,在 236 Hz 及其倍频处可见明显的峰值,这正对应了外圈故障特征频率,说明轴承运行到 7 130 min 已出现了较为严重的外圈损伤,直接采用包络谱分析就能够识别出轴承外圈故障。

采用谱峭度法对该轴承振动信号进行分析,得到轴承运行到 7 130 min 的信号谱峭度图,如图 7 所示,可以看到当频率 $f=7 680$ Hz、窗长度 $N_w=2^{3.5}$ 时谱峭

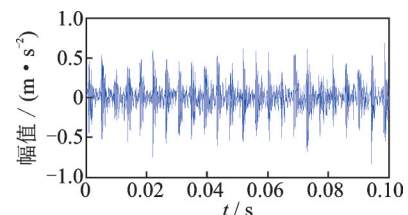


图5 轴承运行 7 130 min 的振动时域信号

Fig.5 The vibration signal as the bearing runs 7 130 min

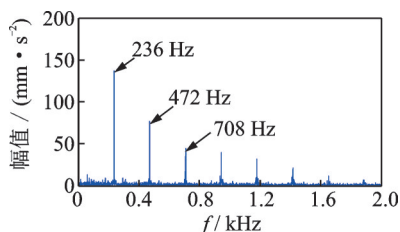


图6 轴承运行7 130 min的振动信号包络谱

Fig.6 The envelope spectrum of vibration signal as the bearing runs 7 130 min

度达到最大值4.9。因此,采用中心频率为7 680 Hz、带宽为 $f_s/N_w=1 810$ Hz的带通滤波器对信号进行滤波,谱峭度法滤波提取后的时域信号及包络谱见图8,同样能够从包络谱中清晰地看见外圈故障特征频率235.9 Hz及其倍频处有明显的峰值。

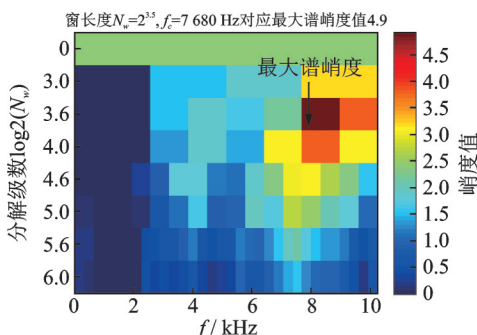
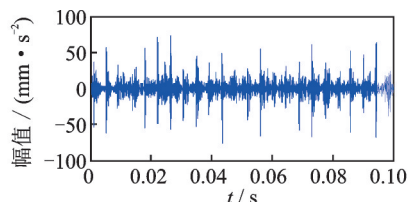


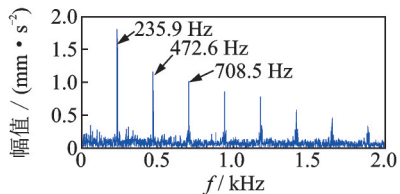
图7 轴承运行到7 130 min的信号谱峭度图

Fig.7 The kurtogram of signal as the bearing runs 7 130 min



(a) 谱峭度法滤波提取后的信号时域波形

(a) The time curve of filtered signal using spectral kurtosis



(b) 谱峭度法滤波提取后的信号包络谱

(b) The envelope spectrum of filtered signal using spectral kurtosis

图8 采用谱峭度法滤波提取后的时域信号及包络谱

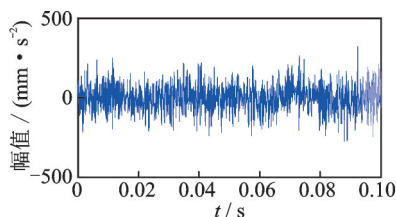
Fig.8 The filtered signal and its envelope spectrum using spectral kurtosis method

3.2 阶段1数据分析

直接采用基于希尔伯特变换解调的包络谱方法对轴承第1阶段运行的所有数据逐一进行分析,发现当轴承运行到第5 330 min时,包络谱分析法开始

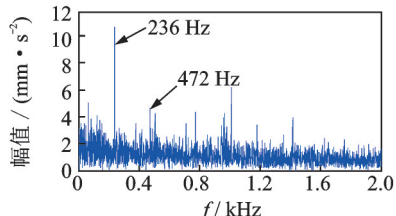
检测到外圈故障特征频率成分,其时域信号及包络谱分析结果如图9所示,可以看到明显的236 Hz的外圈故障特征频率。采用谱峭度法对第5 330 min时的数据进行分析,得到如图10所示的谱峭度图,当频率 $f=7 680$ Hz、窗长度 $N_w=2^4$ 时,谱峭度达到最大值0.8。以7 680 Hz为中心频率、 $f_s/N_w=1 280$ Hz为带宽设计带通滤波器对信号进行处理,得到滤波后信号的时域波形及包络谱如图11所示,可以看到236.3 Hz的外圈故障特征频率,说明谱峭度法也能够检测出轴承外圈早期故障。

针对包络谱法无法检测出故障的数据(即轴承运行5 330 min之前的数据),采用谱峭度法进一步分析,则在轴承运行第5 130 min时就能够检测到故障,比直接采用包络谱法提前了200 min。图12为轴承运行到5 130 min的时域信号及包络谱,从时域上难以发现微弱故障产生的周期性冲击成分,从包络谱上也无法看到外圈故障特征谱结构,说明直接采用包络谱法无法判断轴承是否出现了早期损伤。



(a) 轴承运行到5 330 min的时域信号

(a) The signal as the bearing runs 5 330 min



(b) 轴承运行5 330 min的信号包络谱结果

(b) The envelope spectrum of signal as the bearing runs 5 330 min

图9 轴承运行到5 330 min的时域信号及包络谱
Fig.9 The signal and its envelope spectrum as the bearing runs 5 330 min

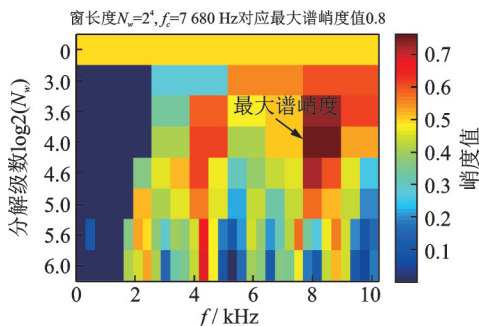


图10 轴承运行到5 330 min的信号谱峭度图

Fig.10 Kurtogram of signal as the bearing runs 5 330 min

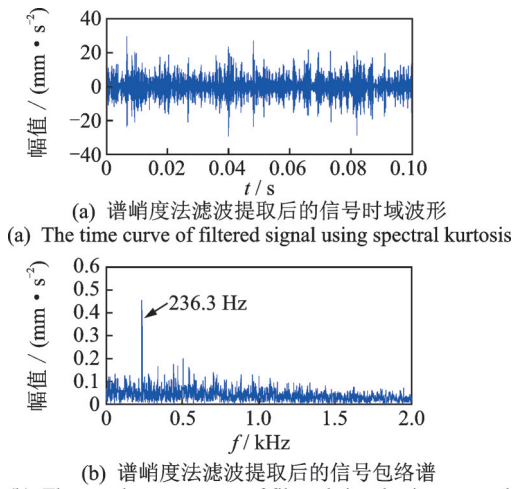


图 11 采用谱峭度法滤波提取后的时域信号及包络谱
Fig.11 The filtered signal and its envelope spectrum using spectral kurtosis method

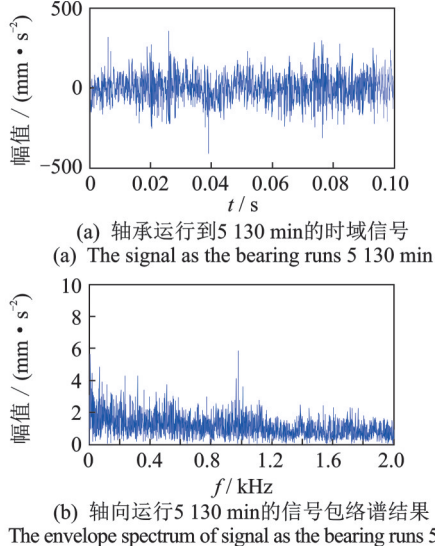


图 12 轴承运行到 5 130 min 的时域信号及包络谱
Fig.12 The signal and its envelope spectrum as the bearing runs 5 130 min

图 13 为轴承运行到 5 130 min 的信号谱峭度图, 最大谱峭度对应的频率和窗长度分别为 7 680 Hz 和 $2^{3.5}$ 。采用中心频率为 7 680 Hz、带宽为 1 810 Hz 的带通滤波器提取出的信号时域波形及其包络谱见图 14, 从包络谱上能够看到明显的 235.9 Hz 频率幅值, 这与 236.4 Hz 的外圈故障特征频率理论值相吻, 说明轴承运行到 5 130 min 时就已经出现了微弱的外圈早期损伤。试验结果表明, 当试验轴承出现早期微弱损伤故障时, 由于信噪比很低, 故障特征被背景噪声所掩盖, 直接采用包络谱分析法无法诊断出故障, 而谱峭度法却通过准确识别提取位于高频共振带的微弱故障冲击信号, 能够有效实现轴承的早期微弱故障检测, 且比直接采用包络谱法提前 200 min 检测到故障。

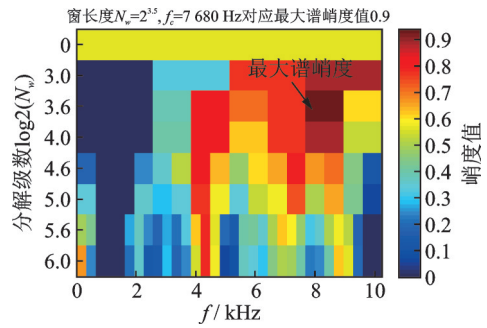


图 13 轴承运行到 5 130 min 的信号谱峭度图
Fig.13 Kurtogram of signal as the bearing runs 5 130 min

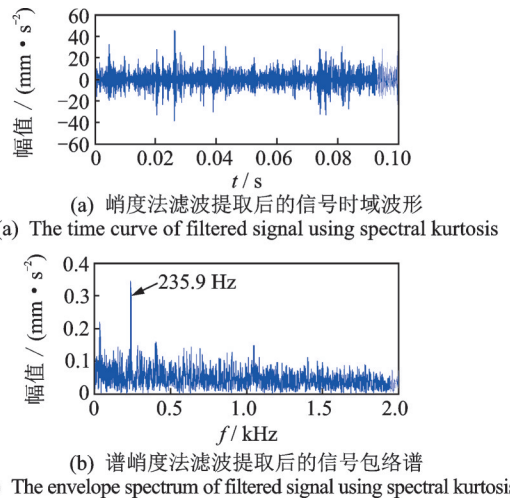


图 14 采用谱峭度法滤波提取后的时域信号及包络谱
Fig.14 The filtered signal and its envelope spectrum using spectral kurtosis method

4 结束语

轴承早期损伤故障信号会被周围的激振源噪声干扰所掩盖, 实现低信噪比下的滚动轴承早期微弱故障识别, 对提前预防轴承损坏意义重大。经典的包络谱方法不适合处理信噪比过低的轴承早期损伤故障数据。谱峭度方法是近年发展起来的基于高阶统计量的共振带冲击特征提取方法, 适用于处理低信噪比数据。笔者采用谱峭度方法对滚动轴承全寿命周期试验数据(从完好逐渐发展至损伤失效)开展分析, 并与经典包络谱方法进行了对比。结果表明: 当试验轴承出现早期微弱损伤故障时, 由于信噪比很低, 故障特征被背景噪声所掩盖, 直接采用包络谱分析法无法诊断出故障, 而谱峭度法能够准确识别位于高频共振带的微弱故障冲击信号, 从而有效实现轴承的微弱故障信号检测及早期故障预警。

参 考 文 献

[1] 祝小彦, 王永杰, 张钰淇, 等. 基于自适应最优 Morlet

- 小波的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(5): 1021-1029.
- ZHU Xiaoyan, WANG Yongjie, ZHANG Yuqi, et al. Method of incipient fault diagnosis of bearing based on adaptive optimal morlet wavelet [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(5): 1021-1029. (in Chinese)
- [2] 冯博, 李辉, 郑海起. 基于经验小波变化的轴承故障诊断研究[J]. 轴承, 2015, 12: 53-58.
- FENG Bo, LI Hui, ZHENG Haiqi. Research on bearing fault diagnosis based on empirical wavelet transform [J]. Bearing, 2015, 12: 53-58. (in Chinese)
- [3] 乔志城, 刘永强, 廖英英. 改进经验小波变换与最小熵解卷积在铁路轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2021, 40(2): 81-90.
- QIAO Zhicheng, LIU Yongqiang, LIAO Yingying. Application of improved wavelet transform and minimum entropy deconvolution in railway bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(2): 81-90. (in Chinese)
- [4] WAND D, TSUI K L. Dynamic Bayesian wavelet transform: new methodology for extraction of repetitive transients[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 88: 137-144.
- [5] FELDMAN M. Time-varying vibration decomposition and analysis based on the Hilbert transform [J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 295: 518-530.
- [6] ZHAO L, ZHANG Y X, ZHU D C. Feature extraction for rolling element bearing weak fault based on MOMEDA and ICEEMDAN [J]. Journal of Vibroengineering, 2018, 20(6): 2352-2362.
- [7] 张西宁, 李霖, 刘书语, 等. 基于能量峰定位的经验小波变换及在轴承微弱故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(8): 1-8.
- ZHANG Xining, LI Lin, LIU Shuyu, et al. Empirical wavelet transform based on energy peak location with applications to bearing weak fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(8): 1-8. (in Chinese)
- [8] 杨建华, 韩帅, 张帅, 等. 强噪声背景下滚动轴承微弱故障特征信号的经验模态分解[J]. 振动工程学报, 2020, 33(3): 582-588.
- YANG Jianhua, HAN Shuai, ZHANG Shuai, et al. Empirical mode decomposition of weak fault characteristic bearing under strong noise background [J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(3): 582-588. (in Chinese)
- [9] 刘柯欣, 孙虎儿, 梁富旺. 基于TVF-EMD和TED的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 机械传动, 2021, 45(3): 165-169.
- LIU Kexin, SUN Huer, LIANG Fuwang. Feature extraction of weak fault of rolling bearing based on TVF-EMD and TEO [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2021, 45(3): 165-169. (in Chinese)
- [10] 谷然, 陈捷, 洪荣晶, 等. 基于改进自适应变分模态分解的滚动轴承微弱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2020, 39(8): 1-7.
- GU Ran, CHEN Jie, HONG Rongjing, et al. Early fault diagnosis of rolling bearings based on adaptive variational mode decomposition and the Teager energy operator [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(8): 1-7. (in Chinese)
- [11] 宋向金, 王卓, 胡静涛, 等. Hilbert解调制方法诊断异步电机轴承故障[J]. 电工技术学报, 2018, 21: 4941-4948.
- SONG Xiangjin, WANG Zhou, HU Jingtao, et al. Diagnosis of bearing fault in induction motors using Hilbert demodulation approach [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 21: 4941-4948. (in Chinese)
- [12] 王奉涛, 苏文胜. 滚动轴承故障诊断与寿命预测[M]. 北京: 科学出版社, 2018: 108-110.
- [13] ANTONI J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterising nonstationary signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20: 282-307.
- [14] ANTONI J, RANDALL R B. The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnosis of rotation machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20: 308-331.
- [15] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21: 108-124.
- [16] LEI Y G, LIN J, HE Z J, 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.
- [17] 陈辉, 李伟光, 林鑫, 等. 谱峭度方法在柔性薄壁轴承故障特征频率提取中的应用[J]. 振动与冲击, 2020, 39(1): 132-138.
- CHEN Hui, LI Weiguang, LIN Xin, et al. Application of spectral kurtosis method in fault feature frequency extraction of flexible thin-walled bearing [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(1): 132-138. (in Chinese)
- [18] 郑近德, 王兴龙, 潘海洋, 等. 基于自适应自相关谱峭度图的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2021, 32(7): 778-785.
- ZHENG Jinde, WANG Xinglong, PAN Haiyang, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on adaptive autogram [J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(7): 778-785. (in Chinese)



第一作者简介:张赟,男,1983年9月生,博士、教授。主要研究方向为航空发动机健康管理。曾发表《基于最大方差展开的非线性信号降噪方法及其在故障诊断中的应用》(《中国科学》2010年第40卷第8期)等论文。

Email: hjhy_zy@126.com