

基于最大相关峭度反褶积的轴承故障诊断方法*

武 兵^{1,2}, 贾 峰², 熊晓燕^{1,2}

(1. 新型传感器与智能控制教育部重点实验室 太原, 030024)

(2. 太原理工大学机械电子工程研究所 太原, 030024)

摘要 针对滚动轴承的故障信号是周期性冲击信号这一特性,提出了最大相关峭度反褶积(maximum correlated kurtosis deconvolution,简称 MCKD)与谱峭度(spectral kurtosis,简称 SK)结合的滚动轴承早期故障诊断方法,即 MCKD-SK 法。利用 MCKD 方法可以有效提取滚动轴承早期故障信号中被噪声淹没的周期冲击成分,抑制信号中的噪声,实现信号降噪,提升原信号的峭度。利用 SK 方法可以选择合理频带,将信号中的低频信息从高频信息中解调出来。通过仿真与实际监测数据的分析和验证,证明 MCKD-SK 方法可以准确有效地诊断滚动轴承的早期故障,可用于滚动轴承早期故障的在线监测。

关键词 最大相关峭度反褶积; 谱峭度; 解调分析; 早期故障诊断

中图分类号 TH133.3; TP206.3

引 言

滚动轴承是复杂机械系统中应用最广泛的零件,也是最容易损坏的零件。由于滚动轴承的故障信号(尤其是早期故障)往往会被淹没在其他振动信号及强噪声环境中,因而滚动轴承的早期故障诊断一直是故障诊断的热点与难点。

解调分析是故障诊断中广泛使用的有效分析方法,它从信号的高频成分中提取故障调制信息,减小与故障信息无关的低频信息的影响,突出包含有故障信息的频率成分,可以准确判断旋转机械产生故障的部位与类型^[1]。由于解调分析时需要确定分析频带,因而分析频带的确定一直是研究的热点。Antoni 等^[2-3]对谱峭度进行了深入研究,并将谱峭度成功应用于机械故障诊断领域,证明谱峭度法能在整个频率域找出故障信号可以被检测出来的那些频带。文献[4]结合 AR 预测滤波器提取轴承故障信号共振衰减成分的特性,利用谱峭度方法对 AR 滤波器滤波后的信号进行处理,实现了滚动轴承早期故障的识别。文献[5]基于互相关系数和峭度准则的 EMD 降噪方法对信号进行预处理,利用谱峭度方法对信号分析,效果明显。文献[6]提出先用最小熵反褶积预处理信号,使原始信号中的冲击信号

凸显出来,再使用谱峭度分析,提升了谱峭度方法的诊断效果。但是,滚动轴承的故障信号是周期性冲击信号,而上述文献中的信号预处理方法在信噪比相对效低的情况下均不能有效识别故障信号特征,难以准确进行早期故障诊断。

笔者针对滚动轴承的故障信号是周期性冲击信号这一特性,提出了 MCKD 与 SK 结合的滚动轴承早期故障诊断方法。MCKD 方法可以在信噪比很低的情况下有效提高信号中的周期冲击成分,抑制信号中的噪声,从而实现信号降噪并提升原信号的峭度,再根据谱峭度的相应理论对信号进行故障诊断。笔者利用仿真信号与实际监测数据,证明了该方法的有效性。

1 理论基础

1.1 最大相关峭度反褶积理论

设当滚动轴承发生故障时采集的离散信号^[7]为

$$y(n) = h(n) * x(n) + e(n) \quad (1)$$

McDonald 等^[8]提出的最大相关峭度反褶积算法就是旨在寻找一个 FIR 滤波器 $w(l)$,使原始序列 $x(n)$ 的相关峭度最大。由输出 $y(n)$ 恢复输入 $x(n)$,即

* 国家自然科学基金资助项目(51035007);山西省自然科学基金资助项目(2012011046-10)

收稿日期:2012-01-10;修回日期:2012-10-10

$$x(n) = \omega(n) * y(n) \quad (2)$$

MCKD算法的目的就是突出原始信号中少数大的脉冲,当原始信号的相关峭度达到最大时,迭代终止。算法的这一特性可对滚动轴承冲击性故障进行降噪处理,并更加突出冲击脉冲。

MCKD算法中相关峭度的定义为

$$CK_M(T) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y(n-mT) \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y^2(n) \right)^{M+1}} \quad (3)$$

其中: T 为冲击信号的周期; M 为位移数。

M 的值越高,反褶积的脉冲序列越多,进而提高算法的故障检测能力。

算法优化的目标函数为

$$MCKD_M(T) = \max_{\omega(l)} \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (4)$$

其中: $l=1,2,\dots,L$ 。

寻找最优滤波器 $\omega(l)$,使 $CK_M(T)$ 最大,即

$$\frac{d}{d\omega(l)} CK_M(T) = 0 \quad (5)$$

滤波器结果使用矩阵形式表示为

$$\mathbf{w} = \frac{\|\mathbf{y}^2\|}{2\|\mathbf{B}\|^2} (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M \mathbf{X}_{mT} \mathbf{A}_m$$

其中

$$\mathbf{X}_r = \begin{bmatrix} x_{1-r} & x_{2-r} & \cdots & x_{N-r} \\ 0 & x_{1-r} & \cdots & x_{N-1-r} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & x_{N-L-r+1} \end{bmatrix}_{L \times N}$$

$$\mathbf{r} = [0 \quad T \quad 2T \quad \cdots \quad mT]$$

$$\mathbf{A}_m = \begin{bmatrix} y_{1-mT}^{-1} (y_1^2 y_{1-T}^2) & \cdots & y_{1-mT}^2 \\ \vdots & & \vdots \\ y_{N-mT}^{-1} (y_N^2 y_{N-T}^2) & \cdots & y_{N-mT}^2 \end{bmatrix}_{N \times 1}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} y_1 y_{1-T} & \cdots & y_{1-mT} \\ \vdots & & \vdots \\ y_N y_{N-T} & \cdots & y_{N-mT} \end{bmatrix}_{N \times 1}$$

由以上分析可以归纳出 MCKD 算法步骤如下:

- 1) 选择合理的周期 T 、位移 M 与滤波器长度 L ;
- 2) 计算信号 $x(n)$ 的 $\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T$ 与 \mathbf{X}_{mT} ;
- 3) 计算滤波后的输出信号 $y(n)$;
- 4) 根据 $y(n)$ 计算 \mathbf{A}_m 与 \mathbf{B} ;
- 5) 更新滤波器的系数 $\omega(l)$;
- 6) 如果滤波前与滤波后信号的 $\Delta CK_M(T)$ 小于给定阈值,则停止递归,否则回到步骤 3。

1.2 谱峭度理论

Dwyer 提出了谱峭度(SK)的方法,将峭度与功率谱结合,用于克服在实际应用中无法检测信号中瞬态现象的问题。J. Antoni 对 SK 进行了深入的研究,通过理论分析给出了 SK 的正式定义^[2]。

定义 $Y(t)$ 为由信号 $X(t)$ 激励的系统响应,则 $Y(t)$ 可以表示为

$$Y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{2\pi f t} H(t, f) dX(f) \quad (6)$$

其中: $H(t, f)$ 为系统的时变传递函数,是信号 $Y(t)$ 在频率 f 处的复包络。

$Y(t)$ 的 4 阶谱累积量的定义为

$$C_{4Y}(f) = S_{4Y} - 2S_{2Y}^2(f) \quad (7)$$

其中: $S_{2nY}(t, f)$ 为 $2n$ 阶瞬时矩,用于度量复包络能量,其定义为

$$S_{2nY}(t, f) = \frac{E\{|H(t, f) dX(f)|^{2n} | \omega\}}{df} = |H(t, f)|^{2n} S_{2nX} \quad (8)$$

因此,定义谱峭度为能量归一化的累积量,表示为

$$K_Y(f) = \frac{C_{4Y}(f)}{S_{2Y}^2(f)} = \frac{S_{4Y}(f)}{S_{2Y}^2(f)} - 2 \quad (9)$$

理想滤波器组的输出在频率 f 处计算得到的峭度值即为谱峭度^[5]。

文献[3]提出基于 STFT 来计算最佳滤波器的峭度图方法,当所计算的 SK 值达到最大时,对应的 f 和 Δf 即为最佳滤波器的中心频率和带宽。文献[8]为了克服峭度图计算费时费力的缺点,提出了一种快速峭度图的方法,在不降低计算结果精度的情况下使得计算时间明显减少。笔者使用快速峭度图来确定检测滤波器的最优参数。

2 MCKD 与 SK 的故障诊断方法

2.1 算法流程

谱峭度理论虽然在旋转机械故障诊断中取得了很好的效果,但先使用一些预处理方法再进行谱峭度理论分析,会进一步提高诊断效果,可以更早地诊断出旋转机械的故障。最小熵反褶积被广泛用来对信号进行降噪处理,并取得了很好的效果^[7,8-10]。如果冲击信号完全淹没在噪声中,最小熵反褶积往往会失效,因而 McDonald 等提出了最大相关峭度反褶积算法。最大相关峭度反褶积需要根据先验知识确定所分析的信号中冲击信号的周期与个数,而这

些参数可以根据旋转机械的转速及采样频率确定。MCKD方法可以有效提取信号中被噪声淹没的周期冲击成分,突出高频成分,提高原始信号的峭度值,实现信号降噪。经过MCKD降噪后,再使用谱峭度理论进行分析,取得较强的早期故障诊断能力。因此,笔者提出了MCKD与SK结合的滚动轴承早期微弱故障信号的诊断方法,即MCKD-SK方法,其具体算法流程如图1所示。

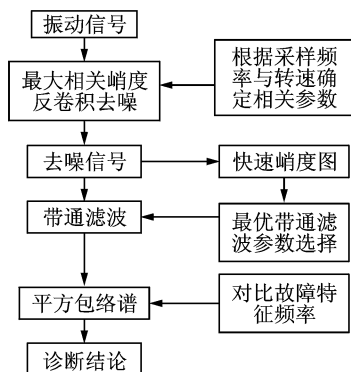


图1 MCKD-SK方法的流程图

Fig.1 Flow diagram of the MCKD-SK

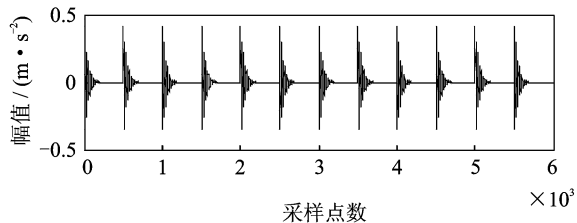
2.2 仿真实验

仿真信号由以下步骤得到:a.使用周期为40 Hz的单位冲击序列仿真滚动轴承的单点故障;b.选择3 kHz作为轴承的固有频率,建立轴承的响应函数,再让单位冲击序列通过该响应函数,得到仿真的冲击信号;c.加入62.5%的高斯噪声模拟背景噪声,得到故障仿真信号,采样频率为20 kHz。

图2(a)为仿真的滚动轴承故障的冲击响应信号,故障频率为40 Hz;图2(b)为故障仿真信号,可以看到故障信号已经完全被噪声淹没。从图3中可以看出,由于冲击信号已经完全被噪声淹没,最小熵反褶积方法并不能很好地对信号降噪,而MCKD方法可以有效地提取出仿真信号中的冲击信号,因而MCKD可以作为有效的降噪方法,对振动信号进行预处理。

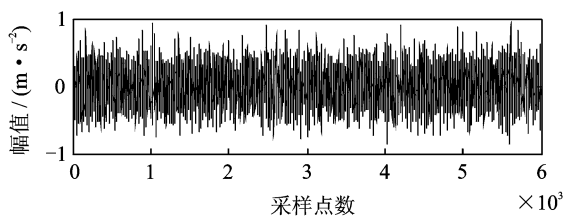
图4为经过MCKD降噪后的信号的快速峭度图,对降噪后的信号进行滤波,再使用平方包络谱分析方法,得到相应的包络谱图。

图5(a)为原始仿真信号的包络谱图,由于其他频率信息的干扰,图中无法分辨仿真信号的故障频率;5(b)为MCKD-SK方法处理后的平方包络谱图,可以清楚地看到故障频率40 Hz及其倍频成分。仿真分析结果验证了提出方法的有效性。



(a) 冲击仿真信号

(b) The simulated impact signal

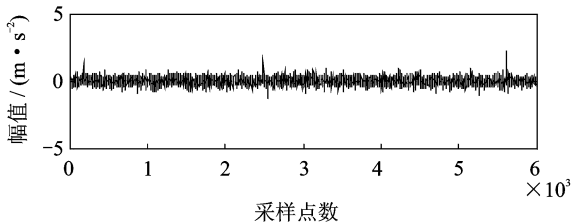


(b) 故障仿真信号

(b) The simulated fault signal

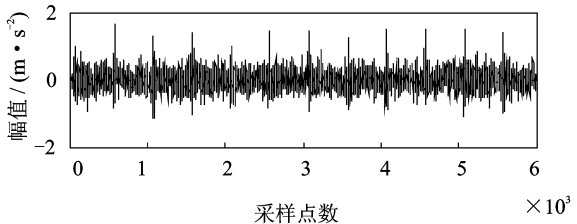
图2 滚动轴承仿真信号

Fig.2 Simulated signals of the rolling bearing



(a) 最小熵反褶积去噪信号

(a) The denoising method based on minimum entropy deconvolution



(b) MCKD去噪信号

(b) The denoising method based on MCKD

图3 两种信号去噪方法的比较

Fig.3 Comparison of two methods of signal denoising

3 实际监测数据分析

本研究所涉及的工程监测数据来源于在线监测系统记录的某精轧机传动轴承的长期振动监测信号。在6月初,发现时域信号中含有微弱的冲击成分,通过所提出的方法分析信号,诊断为滚动轴承的

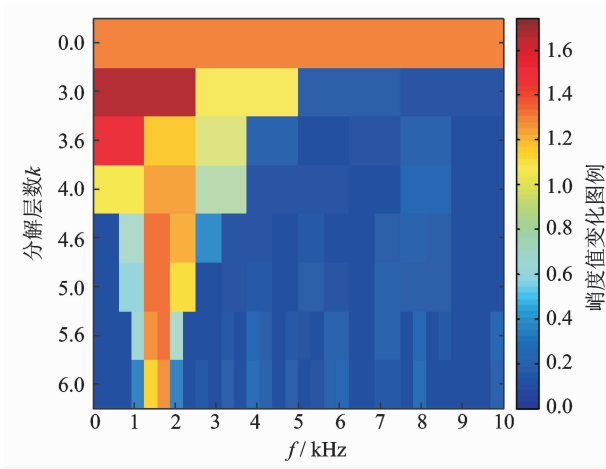
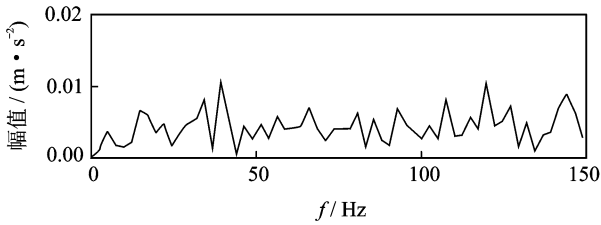


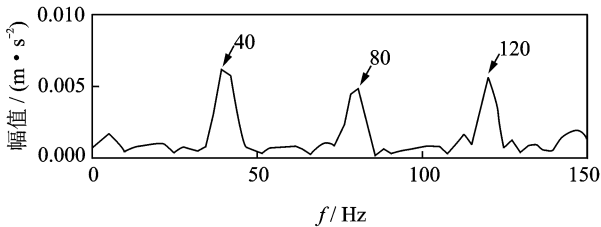
图4 MCKD去噪信号的快速峭度图

Fig. 4 The fast kurtogram of denoising signal based on MCKD



(a) 原始信号的包络谱

(a) The envelope spectrum of the original signal



(b) MCKD-SK方法的平方包络谱

(b) The squared envelope spectrum based on the MCKD-SK

图5 包络谱分析对比

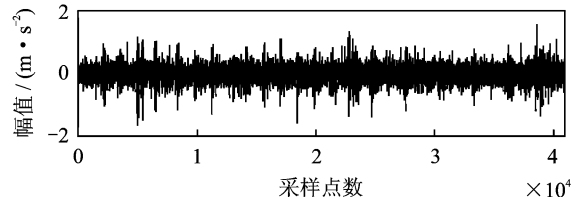
Fig. 5 Comparison of two envelope spectrum methods

内圈早期故障,并对故障进行跟踪。7月初故障发展到中期,继续跟踪故障发展。7月末故障发展到晚期,设备维修人员对这一精轧机的轴承进行更换,使得故障消除,避免了故障的蔓延。以下为几个时期的典型信号分析过程。

图6(a)为6月10日热连轧机咬钢后,系统记录的振动信号,此时采样频率为10 kHz,轴转频为 $f_r=3.357$ Hz,内圈故障频率为 $f_i=46.57$ Hz。由图可以看出,信号有微弱的冲击成分。利用MCKD算法降噪后,如图6(b)所示,可以看到信号中周期

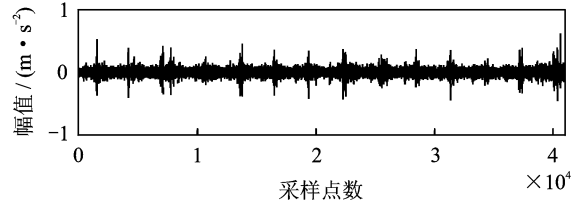
性的冲击成分明显提高,每个冲击之间的间隔约为0.29 s,对应为轴转频,说明此时已出现故障。但是,利用图6(c)中的包络谱并不能显示故障的位置。利用SK理论分析去噪后的信号,如图6(d)所示,可以清楚地看到内圈故障特征频率、相应的倍频及很强的频率调制带,表明该轴承已处在滚动轴承内圈故障的初期。该故障对设备的正常运行不会产生很大影响,但需要继续跟踪监测此故障的发展。

图7(a)为7月26日热连轧机咬钢后,系统记录的振动信号。此时采样频率为10 kHz,轴转频为 $f_r=3.662$ Hz,内圈故障频率为 $f_i=50.81$ Hz。从



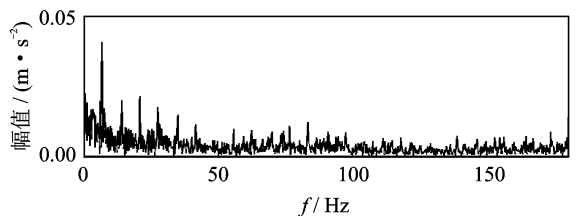
(a) 原始信号

(a) The original practical signal



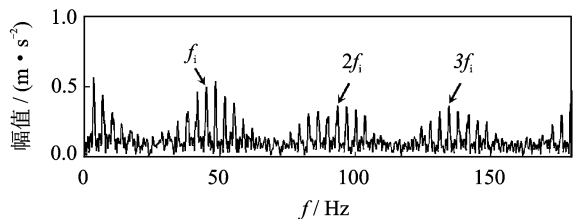
(b) MCKD去噪信号

(b) The denoising signal of the practical data



(c) 原始信号的包络谱

(c) The envelope spectrum of the practical signal



(d) 信号MCKD-SK方法的平方包络谱

(d) The squared envelope spectrum of the practical signal based on the MCKD-SK

图6 6月10日的振动信号分析

Fig. 6 The vibrating signal analysis of the data for June 10

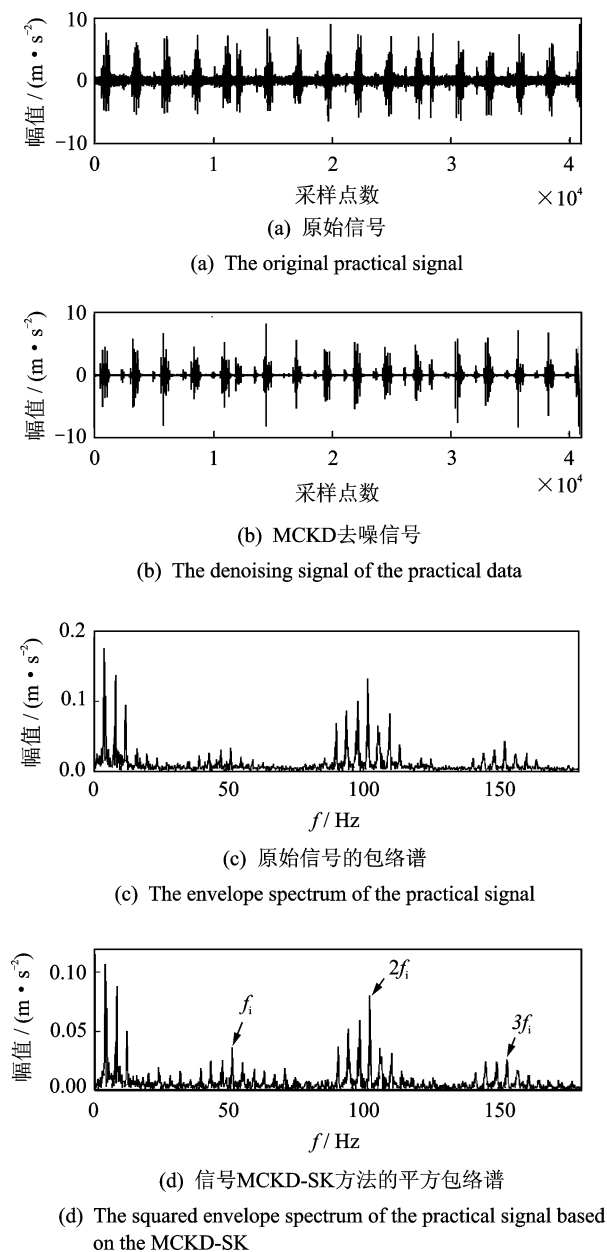


图7 7月26日振动信号分析

Fig. 7 The vibrating signal analysis of the data for July 26

图上可以看出,信号有强烈的冲击成分。利用MCKD算法降噪后,如图7(b)所示,可以看到信号中的周期性冲击已发生幅值调制,每个调制的间隔约为9.917 ms,对应频率约为100.8 Hz,接近轴承内圈故障特征频率的两倍。在其他时段冲击成分减小,甚至消失。

根据图7(c)与图7(d),信号的包络谱与去噪后信号的平方包络谱均可以清楚地看到内圈故障特征频率、相应的倍频及很强的频率调制带,表明该轴承内圈故障已经非常严重,必须尽快采取措施。

图8(a)为8月2日更换轴承后,热连轧机咬钢

后系统记录的振动信号。从图8(b)可以看出,不论是原始信号或者是MCKD去噪后的信号均无明显的冲击成分且幅值很小。由图8(c)与图8(d)可以看出,信号包络谱与去噪后信号的平方包络谱均无明显的故障特征频率成分,表明轴承已经恢复到正常工作状态。

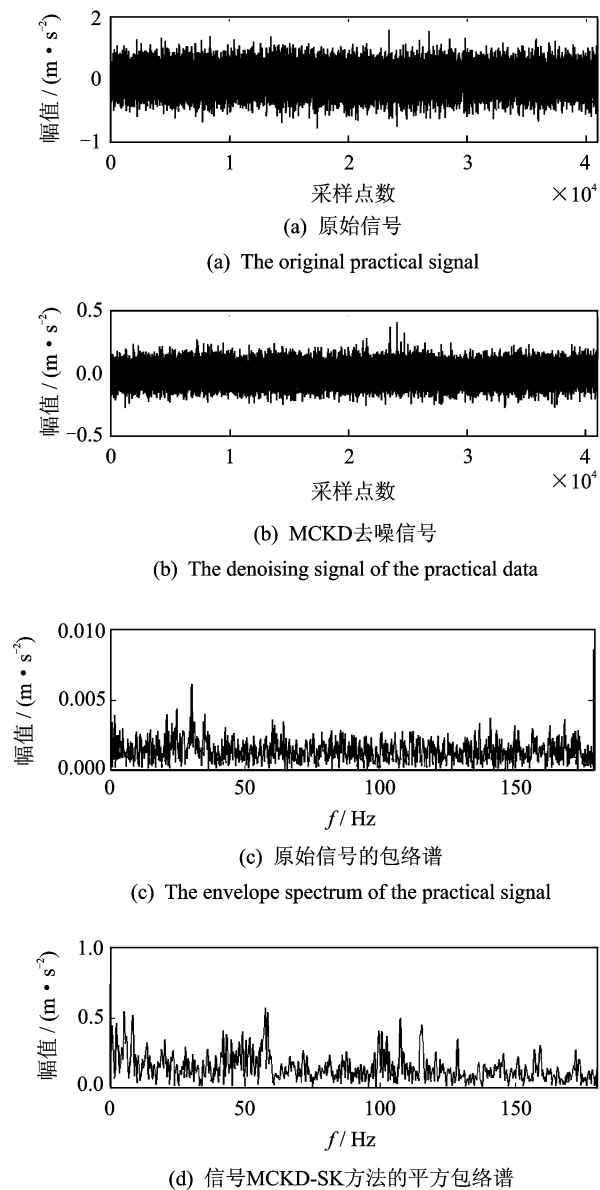


图8 8月2日振动信号分析

Fig. 8 The vibrating signal analysis of the data for August 2

4 结束语

MCKD方法就是寻找一个FIR滤波器,使原始时间序列的相关峭度最大,从而有效提取信号中被

噪声淹没的周期冲击成分,抑制信号中的噪声,实现信号降噪,提升原信号的峭度,适宜于提取旋转机械故障信号中含有的早期微弱故障特征。对信号使用MCKD方法降噪后,可以突出信号中的高频信息,再利用SK方法选择合理频带,将信号中的低频信息从高频信息中解调出来,形成MCKD-SK方法。通过实际监测数据的分析,证明MCKD-SK方法可以有效地消除滚动轴承故障信号中混有的强背景噪声,准确地诊断滚动轴承的早期故障,并可以跟踪故障的发展情况,在早期故障诊断中该方法具有明显优势。

参 考 文 献

- [1] 丁康,李巍华,朱小勇. 齿轮及齿轮箱故障诊断实用技术[M]. 北京:机械工业出版社,2005:63-64.
- [2] Antoni J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterizing non-stationary signals [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 20: 282-307.
- [3] 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: 308-331.
- [4] 从飞云,陈进,董广明,等. 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, et al. 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)
- [5] 苏文胜,王奉涛,张志新,等. EMD降噪和谱峭度法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. *振动与冲击*, 2010, 29(3): 18-21.
Su Wensheng, Wang Fengtao, Zhang Zhixin, et al. Application of EMD denoising and spectral kurtosis in early fault diagnosis of rolling element bearings [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2010, 29(3): 18-21. (in Chinese)
- [6] Sawalhi N, Randall R B, Endo H. The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21: 2616-2633.
- [7] 王宏超,陈进,董广明. 基于最小熵解卷积与稀疏分解的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. *机械工程学报*, 2013, 49(1): 88-94.
Wang Hongchao, Chen Jin, Dong Guangming. Fault diagnosis method for rolling bearing weak fault based on minimum entropy deconvolution and sparse decomposition [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(1): 88-94. (in Chinese)
- [8] McDonald G L, Zhao Qing, Zuo M J. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 33: 237-255.
- [9] Antoni J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21: 108-124.
- [10] Endo H, Randall R B. Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter [J]. *Mechanical systems and Signal Processing*, 2007, 21: 906-919.



第一作者简介:武兵,男,1968年7月生,博士、讲师。主要研究方向为机电系统故障诊断、动态测试。曾发表《基于支持向量回归的多参数设备故障预测方法》(《振动、测试与诊断》2012年第32卷第5期)等论文。

E-mail: wubing@tyut.edu.cn