

基于模型辨识的滚动轴承故障诊断*

袁 幸¹, 朱永生¹, 张优云¹, 洪 军², 周 智¹

(1. 西安交通大学润滑理论及轴承研究所 西安, 710049)

(2. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室 西安, 710049)

摘要 为了解决小样本环境和早期故障预示问题,研究一种基于物理模型辨识的滚动轴承故障诊断方法,即通过物理模型构建标准模式数据库,进而识别故障。考虑到振动传递路径结合界面动态接触机制,建立了轴承表面缺陷的物理模型,通过仿真获得不同损伤位置的振动信号,求得特征矩阵。由于实际测试信号故障特征比较微弱,提出一种盲反卷积和峭度最优 Laplace 小波相结合的算法,该算法被用于仿真信号与实际工程中微弱冲击信号的检测中,有效突出了冲击成分。最后,以实测信号特征值作为输入,利用距离函数求出与输入值最近的样本点,进而预测出故障位置。案例分析表明,该方法具有较好的可行性与可靠性。

关键词 滚动轴承; 故障诊断; 模型辨识; 盲反卷积; 峭度最优 Laplace 小波

中图分类号 TH17

引 言

模型辨识技术能在乏样本、小样本的工业环境中进行,同时也可对损伤趋势做出判断有助于量化评价,较早时就已经应用在故障诊断领域,但它在滚动轴承监测诊断领域的应用还有待更深入的研究^[1],即故障模型的精确预测能力和基于动态信号处理的反问题求解需进一步发展。Sawalhi^[2]采用附加自由度的方式建立了滚动5自由度动力学方程。Ankur 等^[3]提出考虑接触-变形域的轴承仿真模型,论证了表面损伤会影响整个轴承的运动和力学行为。Ahmad 等^[4]采用两自由度方程模拟了内、外圈和滚动体故障,分析了轴承周期、准周期和混沌运动。Mohsen 等^[5]研究了轴承元件的动态接触机制,用键合图建立了相应的振动模型,获取了损伤轴承的振动响应。从已有研究结果来看,在物理模型方面大多针对轴承部件进行建模,研究相关的动力学行为及其响应特点,较少关注结合面间的多体运动与结构滤波的耦合作用,主要原因在于接触问题跟振动传递路径难以统一建模,缺乏相应的方法。

笔者针对该问题,研究多体接触计及传递路径情况下滚动轴承故障响应的预测,作为应用进一步

探讨基于模型的诊断方法。首先,利用HERZ 理论描述滚动体-内圈的多体运动特性,以脉冲响应函数刻画轴承界面传递的机械阻抗,建立一种物理模型实现标准故障数据库的构建。为了能较好识别早期故障,利用盲反卷积增强冲击特征,构造峭度最优 Laplace 小波提取不受运行参数影响的无量纲指标。最后,运用距离函数对试验数据进行了辨识。

1 滚动轴承故障物理模型

1.1 结合面振动传递建模

滚动轴承受载接触时,滚动体与套圈之间将发生非线性弹性变形,由HERZ 理论可知,点接触弹性恢复力^[6]为

$$f = K\delta^{1.5} \quad (1)$$

其中: δ 为弹性趋近量; K 为接触刚度系数。

内、外圈 K_i, K_o 分别为

$$K_i = 2.15 \times 10^5 \sum -\rho^{-0.5}(\gamma_i^*)^{-1.5} \quad (2)$$

$$K_o = 2.15 \times 10^5 \sum -\rho^{-0.5}(\gamma_o^*)^{-1.5} \quad (3)$$

其中: $\sum -\rho$ 为接触点的曲率和; γ^* 为变形系数,其值的计算参见文献[6]。

* 国家重点基础研究发展计划(“九七三”计划)资助项目(2011CB706606);国家自然科学基金资助项目(51035007);国家科技重大专项资助项目(2010ZX04001-021)

收稿日期:2011-11-06;修改稿收到日期:2011-12-29

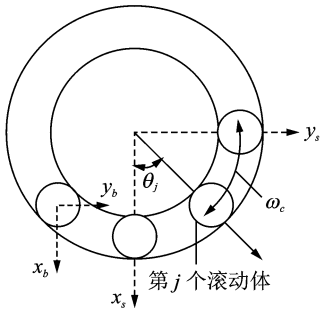


图1 滚动轴承坐标示意图

滚动轴承运动坐标示意图如图1所示,图中: ω_c 为公转速度即保持架转速,设工作转速为 ω , $\omega_c = \frac{1}{2}\omega\left(1 - \frac{D_b}{D_p}\right)$ 。其中: D_b 为滚动体直径; D_p 为节圆直径。

第 j 个滚动体-套圈接触变形 δ_j 为内圈在 x, y 方向位移 (x_s, y_s) , 位置角 θ_j 和游隙 c 的函数^[7]为

$$\delta_j = x_s \cos \theta_j + y_s \sin \theta_j - c \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

其中: θ_j 为滚动体位置角, $\theta_j = \frac{2\pi}{n}j + \omega_c t$ 。

设 (x_b, y_b) 为滚动体运动坐标,同理滚动体中心位移为

$$\delta_b = x_b \cos \theta_j + y_b \sin \theta_j \quad (5)$$

轴承服役时各组件几何特征及载荷引起的变形会在结合面间传递,考虑到滚动体自身振动,局部总体接触变形可表示为

$$\delta_j = (x_s - x_b) \cos \theta_j + (y_s - y_b) \sin \theta_j - c \quad (6)$$

滚动轴承的非线性轴承力为所有滚动体恢复力之和,根据式(1)点接触弹性恢复力方程,径向负荷 F_x, F_y 作用下内圈运动方程式为

$$\begin{cases} F_x = - \sum_{j=1}^n K_i \delta_j \cos \theta_j \\ F_y = \sum_{j=1}^n K_i \delta_j \sin \theta_j \end{cases} \quad (7)$$

根据动力学平衡方程结合滚动体-套圈接触传递特性, n 个滚动体的运动方程式为

$$\begin{cases} m_b \ddot{x}_{b1} - K_i [\delta_1]^{1.5} \cos \theta_1 + K_o [\delta_{b1}]^{1.5} \cos \theta_1 = m_b g \\ m_b \ddot{y}_{b1} - K_i [\delta_1]^{1.5} \sin \theta_1 + K_o [\delta_{b1}]^{1.5} \sin \theta_1 = 0 \\ \vdots \\ m_b \ddot{x}_{bn} - K_i [\delta_n]^{1.5} \cos \theta_n + K_o [\delta_{bn}]^{1.5} \cos \theta_n = m_b g \\ m_b \ddot{y}_{bn} - K_i [\delta_n]^{1.5} \sin \theta_n + K_o [\delta_{bn}]^{1.5} \sin \theta_n = 0 \end{cases} \quad (8)$$

其中: m_b 为滚动体质量; δ_{bn}, δ_n 为每个滚动体局部接触位移,分别与式(5), (6)相对应。

1.2 整体结构响应模拟

滚动轴承由疲劳诱发的表面缺陷主要包括裂纹、凹点和剥落等。缺陷模型如图2所示,缺陷长度为 L ,当滚动体运行至缺陷区域时,游隙值将随之增加 h ,使得 $c = c + h$,瞬间通过长度 L 后,游隙值恢复为 c 。设 η 为缺陷角,则

$$\sin \eta = \frac{L}{D_b} \quad (9)$$

$$h = \frac{1}{2} D_b (1 - \cos \eta) \quad (10)$$

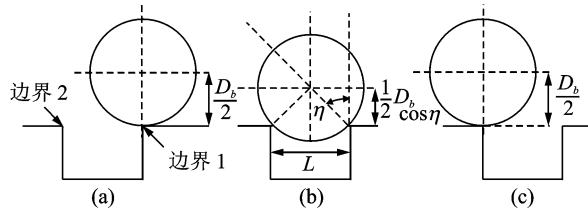


图2 表面缺陷几何模型

当滚动体处于缺陷区域时,导致接触面间的 Hertz 接触力突然变化,使得振动能量出现波动,相当于滚动轴承的非线性时变系统的激励发生突变。当缺陷诱发的脉冲序列以弹性波的形式传至外圈-轴承座耦合结构时将产生结构共振,冲击响应函数为衰减波形^[8],可表示为

$$h(t) = \sum_{i=1}^M e^{-2\pi\xi_i f_{oi} t} \cos(2\pi f_{oi} t) \quad (11)$$

其中: M, f_{oi}, ξ_i 分别为模态阶次、共振频率和阻尼系数。

根据振动理论, f_{oi} 和 f_{ni} 存在如下关系

$$f_{oi} = f_{ni} \sqrt{1 - \xi_i^2} \quad (12)$$

仅对式(7)~(10)求解,只能得到轴承出现故障时的冲击序列和固有成分(通过振动)的组合。如果考虑振动传递路径,就需要考虑结构滤波作用,因此最终的动态响应为 $x_s(t), y_s(t)$ 与脉冲响应的时域卷积为

$$\begin{cases} x(t) = x_s(t) \otimes h(t) \\ y(t) = y_s(t) \otimes h(t) \end{cases} \quad (13)$$

1.3 仿真结果

现以 SKF6205-2RS 深沟球轴承为对象进行仿真,有关参数如下:内径为 25.001 mm,外径为 51.998 mm,滚动体直径 $D_b = 7.94$ mm,节圆直径 $D_p = 39.039$ mm,滚动体数目 $n = 9$,转速为 1.796 kr/min。

图3和图4为物理模型的时、频域仿真信号。

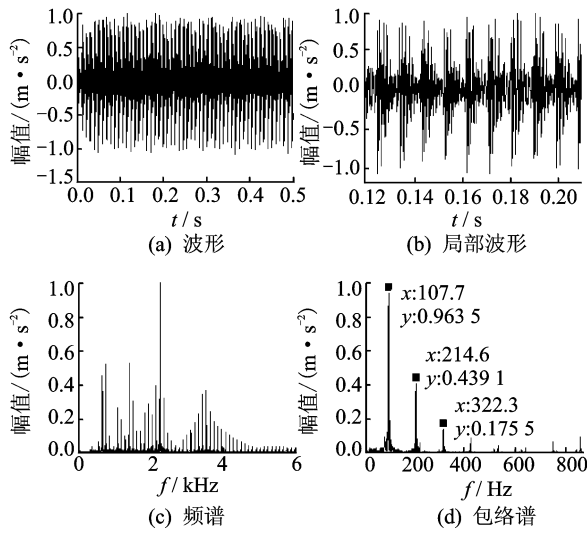


图3 外圈故障信号及频谱、包络谱

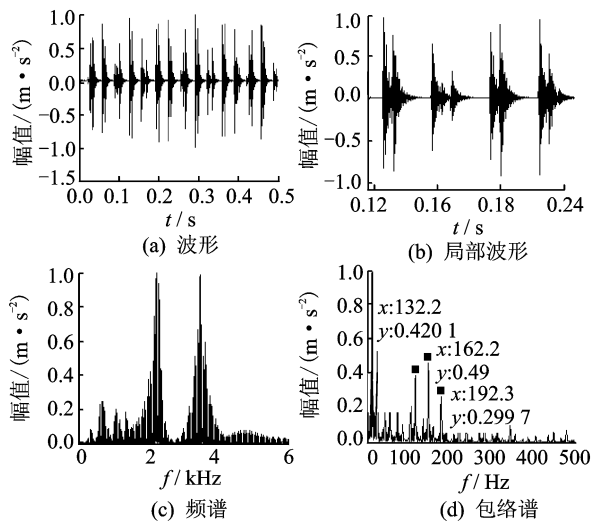


图4 内圈故障信号及频谱、包络谱

当内、外圈有故障时会形成明显的特征频率,本例中外圈特征频率 $f_o=107.303$ Hz,内圈特征频率 $f_i=162.09$ Hz。可见,故障信号具有明显的周期冲击特征,这是游隙瞬间变化引起的,波形重复出现的时间间隔分别为 $1/f_i$ 和 $1/f_o$ 。由于本研究物理模型全面考虑了振动传递路径,时域中表现为每个冲击波形的衰减,频域中高频处出现以特征频率为主的边频带,幅值远离载波中心程逐渐减小的趋势,这是因为新模型考虑了轴承各阶固有频率,使得高频谱振频率与特征频率调制。内圈缺陷位置随轴旋转不断改变,缺陷引起的冲击响应幅值必然受到转频 $f_r=29.93$ Hz的调制,在特征频率各次谐波处出现边频谱线,造成内圈振动频谱更加复杂,如图4

所示。

复合损伤如图5所示。轴承复合损伤的动态信号表现为两个损伤特征的耦合。包络谱中内、外圈损伤频率 $f_o=107.7$ Hz, $f_i=161.9$ Hz及组合频率均得到清晰呈现。由以上分析可知,物理模型可以较好模拟轴承损伤时的冲击信息,涵盖了频谱的中、高频成分,与实际相吻合。

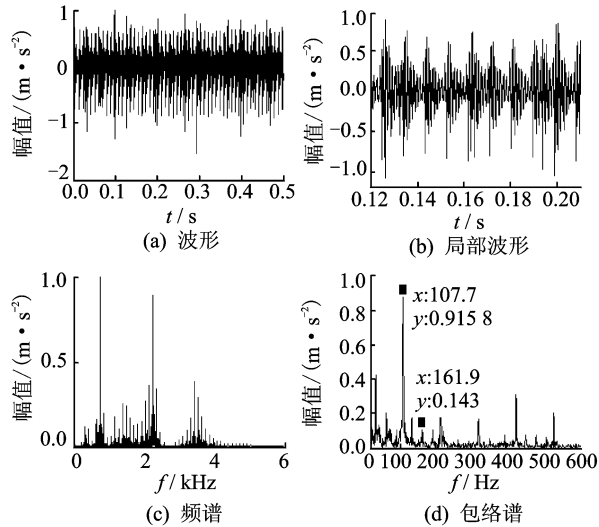


图5 内、外圈复合故障信号及频谱、包络谱

2 模型辨识原理

物理模型获得的信号是没有噪声干扰的“纯净”信号,是轴承自身的本体振动和故障冲击的组合。然而在故障发生的初始阶段包含了大量的噪声,使得故障特征比较微弱,给模型辨识造成困难^[9]。笔者研究一种EVA和Laplace小波相结合的方法,具备了增强和提取微弱冲击特征的优势。

2.1 EVA和Laplace小波的特征提取

盲反卷积的输出是通过有限冲击响应滤波器 $e[n]$ 获得原始信号 y 的近似估计 $\tilde{x}[n]$

$$\tilde{x}[n] = e[n] * y[n] \quad (14)$$

$$\tilde{x}[n] = \sum_{m=0}^l e[m]y[n-m] \quad (15)$$

按照最小二乘法(MSE)求解

$$\text{MSE}(e, k_0) = E\{|\tilde{x}(n) - x(n - k_0)|^2\} \quad (16)$$

其中: k_0 为输入信号的延时量。

为了得到反卷积滤波器,笔者采用特征向量算法^[10](eigenvector algorithm,简称EVA)来求解。EVA算法采用二维4阶交叉累积量作为其最大交叉峭度质量函数,通过迭代运算获得最终滤波器系

数。图6所示为一包含多个脉冲的模拟冲击信号及其在调幅信号、正弦信号和白噪声干扰下盲反卷积提取结果。可以看出,淹没在噪声中的弱冲击成分被良好的反卷积获得,冲击间隔为0.1 s。

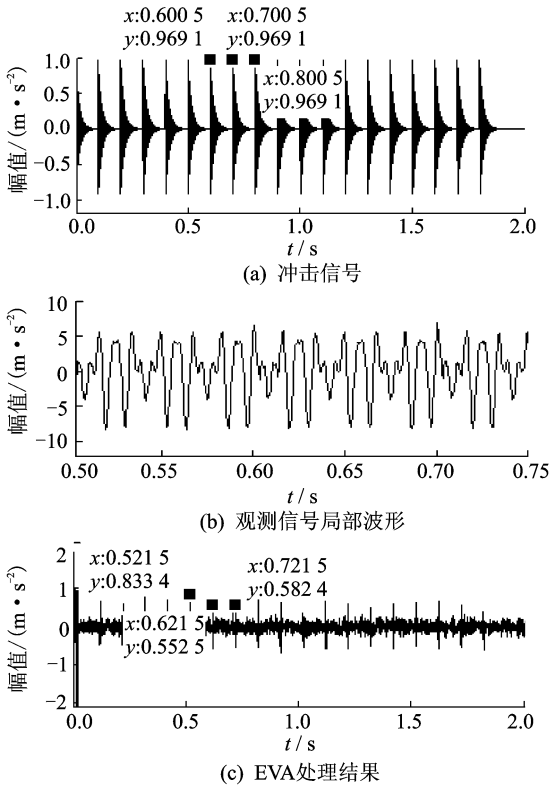


图6 数字仿真试验1

反卷积预处理虽然增强了弱冲击特征,但仍残留了大量噪声,笔者采取Laplace小波阈值滤波完成冲击成分的提取。R. Lind等构造了Laplace小波,其实部和虚部与轴承故障信号极为相似,可准确识别衰减振荡响应信号。该小波是一种复指数小波,解析表达式^[11]为

$$\phi_\gamma(t) = \begin{cases} Ae^{-\frac{\zeta}{\sqrt{1-\zeta^2}}\omega_n t} e^{-j\omega_n t} & (t \geq 0) \\ 0 & (t < 0) \end{cases} \quad (17)$$

其中:参数矢量 $\gamma = [\zeta, \omega_n]$ 决定了小波的性能;成员变量 ζ, ω_n 分别为模态动力学参数; A 为归一化小波函数。

峭度对冲击信息非常敏感,又是区分非高斯分布的指标,高的峭度值意味着信号含有丰富的冲击成分,因此用峭度最大化准则可定量描述参数矢量。在一定范围内变化 ζ 和 ω_n ,选择使得峭度最大的 ζ 和 ω_n 值为参数,经计算获得最优值 $\zeta = 0.85, \omega_n = 16$ 。以上就是峭度最优Laplace小波变换,本质上基于峭度最优的Laplace小波变换也就是控制小波滤波器的

通带带宽,参数优化相当于调整品质因子 Q ,使冲击特征更加显著。冲击信号的概率密度函数为典型的稀疏分布,而噪声则非稀疏分布。对符合这类分布形式的信号,A. Hyvarinen给出了最大似然阈值准则^[12]。图7为EVA-Laplace小波Hyvarinen软阈值消噪结果,可见冲击成分几乎完全被提取了出来。

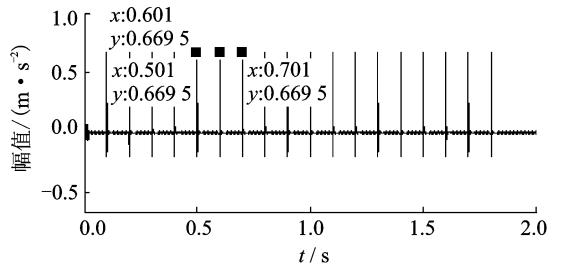


图7 数字仿真试验2

图8为外圈早期故障信号及其分析结果,试验数据来自美国凯斯西储大学轴承试验中心^[13],试验采用6205-2RS JEM SKF型轴承,故障特征频率为104 Hz。可见,弱冲击潜藏于实际信号中,从振动波形中已经看不出周期冲击的特点,此时直接使用小波阈值消噪有可能将其当噪声滤除掉。消噪后的外圈故障信号时域特征显著增强,可明显辨别出由故障引起的冲击信号以大约0.009 6 s的周期出现,这与故障特征频率104 Hz一致。EVA与Laplace小波Hyvarinen软阈值消噪兼顾了恢复信号细节的同时弱化噪声干扰的优势,使得处理后的实际振动信号大幅增强了特征敏感性,为进一步模型辨识奠定了基础。

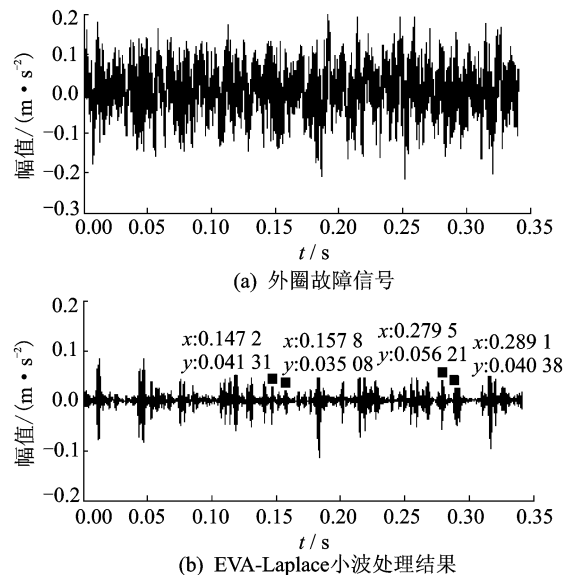


图8 实际故障信号试验结果

2.2 特征提取与模型辨识

故障诊断就是系统识别,在物理模型确定的情况下,系统识别的关键在于特征提取。时域峭度、脉冲等5个无量纲指标已被证明具有良好分类能力,实践证明仅依靠时域信息还不够理想,因为信息含量太少,频谱结构变化得不到体现。结合频域4个无量纲指标组建标准模式,可全面描述振动信号时、频域统计信息,频域指标定义^[14]为

$$X_1 = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^K f_j^2 S(f_j)}{\sum_{j=1}^K S(f_j)}} \quad (18)$$

$$X_2 = \frac{\sum_{j=1}^K (f_j - \bar{f})^3 S(f_j)}{\sigma^3 K} \quad (19)$$

$$X_3 = \frac{\sum_{j=1}^K (f_j - \bar{f})^4 S(f_j)}{\sigma^4 K} \quad (20)$$

$$X_4 = \frac{\sum_{j=1}^K \sqrt{|f_j - \bar{f}| S(f_j)}}{\sqrt{\sigma} K} \quad (21)$$

其中: $\bar{f} = \frac{\sum_{j=1}^K f_j S(f_j)}{\sum_{j=1}^K S(f_j)}$; $\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^K (f_j - \bar{f})^2 S(f_j)}{K}}$; X_1, \dots, X_4 分别为平均频率、频谱偏斜度、频谱峭度和均方根比; K 为谱线条数; f_j 为功率谱密度的频率点值。

笔者利用欧氏距离作为模式识别的工具,几何距离最小的即为所属类别。设标准模式向量为 $\varphi_s = \{\varphi_{1,s}, \varphi_{2,s}, \dots, \varphi_{9,s}\}^T$, 待检模式向量为 $\varphi_e = \{\varphi_{1,e}, \varphi_{2,e}, \dots, \varphi_{9,e}\}^T$, φ_s 与 φ_e 之间的欧氏距离^[15]为

$$D(\varphi_s, \varphi_e) = \sqrt{\sum_{i=1}^9 (\varphi_{i,s} - \varphi_{i,e})^2} \quad (22)$$

模型辨识方法分为两大块,流程图9所示。

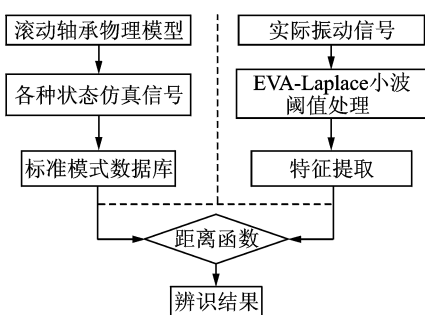


图9 模型辨识流程

3 实例验证

实例来自CWRU轴承中心,研究对象为SKF-6203,轴承用电火花加工单点损伤,分别在4种不同载荷及相对应的1.797,1.772,1.750,1.730 kr/min 4种转速下测试,振动信号由16通道DAT数据记录仪采集,采样频率为12 kHz。CWRU未提供第4种工况下的外圈数据,因此笔者用内、外圈和滚动体在前3种工况下的样本各20个进行诊断试验。按照图9流程,将待检信号的归一化特征向量作为输入,代入所建立的标准故障库中,计算出几何距离最近的样本点,判别所属状态。多次试验后,辨识结果如表1所示。

表1 模型辨识结果

正常状态	外圈故障	内圈故障	滚动体故障	%
100	98.8	95.2	98.3	

可以看出,模型辨识方法对未知样本的识别率比较好,预测误差不超过6%。内圈故障识别结果差一些,分析认为实际的内圈振动信号传输到传感器的通道更为复杂,使得早期冲击序列太过微弱,一定程度上影响了确诊率。显然,本研究方法实现了滚动轴承故障特征的自动提取和故障的有效诊断。

4 结论

1) 滚动轴承服役时的振动性能是界面系统在外部载荷作用下的综合体现,存在着多结合面间的传递。研究了界面间多自由度接触振动问题,设置冲击响应函数以表征传递路径的机械结构滤波作用,建立了复合约束与多体接触条件下的滚动轴承故障模型。

2) 滚动轴承运行至缺陷区域将引起内部游隙瞬间变化,进而改变了整个系统的动力学响应。因此,不同位置的缺陷将导致振动产生本质变化。反之,利用振动变化的特征也可确定表面缺陷的位置。

3) Laplace小波阈值消噪具有较强的冲击提取能力,但直接使用可能导致弱特征淹没。笔者结合EVA优良的弱冲击增强能力和Hyvarinen软阈值表征了冲击信号,可以有效提取强噪声掩盖下的微弱冲击序列。

4) 为了验证故障模型和辨识方法的可靠性,进行诊断试验并取得较好效果。模型辨识只需要轴承

的设计参数以形成标准模式数据库,不需要样本并且距离函数的实现简便,具有一定的实际意义。

参 考 文 献

- [1] Randall R B, Antoni J. Rolling element bearing diagnostics—a tutorial [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(2):485-520.
- [2] Randall R B. Simulating gear and bearing interactions in the presence of faults: part I. the combined gear bearing dynamic model and the simulation of localised bearing faults [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2008, 22(8):1924-1951.
- [3] Ankur A, Farshid S, Lars-Erik S. A new approach to modeling surface defects in bearing dynamics simulations [J]. *ASME, Journal of Tribology*, 2008, 130(4):1-8.
- [4] Ahmad R, Anoushiravan S A. Nonlinear dynamic modeling of surface defects in rolling element bearing systems [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2009, 319(3-5): 1150-1174.
- [5] Mohsen N, Bryant M D. Dynamic modeling of rolling element bearings with surface contact defects using bond graphs [J]. *ASME, Journal of Tribology*, 2011, 133(1):1-12.
- [6] Harris T A. Rolling bearing analysis [M]. 4th ed. New York: John Wiley and Sons, 2001:233-237.
- [7] Tiwari M, Gupta K, Prakash O. Dynamic response of an unbalanced rotor supported on ball bearings [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2000, 238(5): 757-779.
- [8] Kramer E. Dynamic of rotors and foundations [M]. Berlin: Springer, 1993:138-140.
- [9] 谢明祥, 杨富春, 周晓军, 等. K阶循环矩解调用于滚动轴承故障特征提取[J]. *振动、测试与诊断*, 2011, 31(2):139-143.
Xie Mingxiang, Yang Fuchun, Zhou Xiaojun. Fault feature extracting for rolling bearing based on kth-order cyclic moment [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2011, 31(2): 139-143. (in Chinese)
- [10] Jelonnek B, Boss D, Kammeyer K D. Generalized eigenvector algorithm for blind equalization [J]. *Signal Processing*, 1997, 61(3): 237-264.
- [11] 杨江天, 周培钰. 经验模态分解和 Laplace 小波在机车柴油机齿轮系故障诊断中的应用[J]. *机械工程学报*, 2011, 47(7):109-115.
Yang Jiangtian, Zhou Peiyu. Fault diagnosis for gear train of locomotive diesel engine based on empirical mode decomposition and laplace wavelet [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 47(7):109-115. (in Chinese)
- [12] 林京. 基于最大似然估计的小波阈值消噪技术及信号特征提取[J]. *仪器仪表学报*, 2005, 26(9):923-927.
Lin Jing. Wavelet de-noising based on maximum likelihood estimation and its application for feature extraction [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2005, 26(9):923-927. (in Chinese)
- [13] The Case Western Reserve University Bearing Data Center Website. Bearing data center seeded fault test data [EB/OL]. [2011-01-10]. <http://www.eecs/cwru/edu/laboratory/bearing>.
- [14] Chen Peng, Taniguchi M, Toyota T. Fault diagnosis method for machinery in unsteady operating condition by instantaneous power spectrum and genetic programming [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005, 19(1):175-194.
- [15] 黄文虎, 夏松波, 刘瑞岩, 等. 设备故障诊断原理、技术及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 1996:149-152.



第一作者简介:袁幸,男,1982年1月生,博士。主要研究方向为机械故障现代诊断方法及滚动轴承技术。曾发表《滚动轴承局部损伤的完备预测模型与GID评估》(《振动与冲击》2011年第30卷第9期)等论文。

E-mail: xing.yuan@stu.xjtu.edu.cn