

基于 COT-SSD 的变转速滚动轴承微弱故障诊断

王晓龙,唐贵基,何玉灵

(华北电力大学 机械工程系,河北 保定 071000)

摘要:针对背景噪声干扰及转速波动工况下滚动轴承微弱故障识别困难这一问题,提出一种结合计算阶次追踪(COT)和奇异谱分解(SSD)的新型诊断方法。利用 COT 算法对采集的原始时域信号进行等角度重采样,继而利用 SSD 算法对重采样角域信号进行处理,通过自适应构建的轨迹矩阵的奇异值分解重组,将角域信号从高频至低频分解为若干个奇异谱分量,利用融合峭度指标筛选最佳奇异谱分量,选定最佳分量后对其进行进一步的包络解调运算,最终通过分析包络阶次谱中幅值突出的成分来准确判定滚动轴承运行状态。滚动轴承内外圈故障实测信号分析结果表明,所提方法能够有效提取出变速工况下滚动轴承的微弱故障特征信息。

关键词:滚动轴承;变转速;微弱故障;计算阶次追踪;奇异谱分解

中图分类号:TM 315;TH 17

文献标识码:A

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2019.05.028

0 引言

滚动轴承是风力发电机的重要组成零部件,在其故障萌芽阶段,损伤造成的振动冲击能量较弱,加之传递路径衰减效应及背景噪声的干扰影响,使得传感器获取的振动信号的信噪比往往较低。此外,风机启停和负载变化时,转速会发生波动,使得采集的信号源具有明显的非平稳特性,利用定速轴承诊断方法进行分析无法有效提取变转速过程信号中的状态特征信息,因此研究适用于滚动轴承变转速工况下的诊断方法具有重要的现实意义^[1-3]。

滚动轴承故障振动信号为多分量调制信号,在解调分析前需要将其分解为若干个单分量调制信号,现有的诸多非平稳信号处理手段,如小波变换^[4]、经验模态分解^[5]、局部均值分解^[6]、局部特征尺度分解^[7]、变分模态分解^[8]等方法虽然在滚动轴承诊断中已得到较为广泛的应用,但是依然存在一些未能从根本上得以解决的缺陷或不足。Bonizzi 等人于 2014 年提出一种新的自适应信号处理方法——奇异谱分解 SSD(Singular Spectrum Decomposition)^[9]法。SSD 算法建立在奇异谱分析理论的基础上,其通过重新定义轨迹矩阵表达形式来增强信号中的振荡分量,降低重构残余项的能量,在运算过程中能够根据所分析信号的特点自动选取轨迹矩阵的嵌入维数,对轨迹矩阵的主成分进行奇异值分解及特征重组,从而实现信号频带的自适应划分,得到一系列频率范围由高至低的单分量信号。SSD 算法的提出为

多分量旋转机械故障非平稳信号处理提供了新思路。

当滚动轴承在变转速工况下运行时,其调制信号中的调制频率是与转速相关的时变量,直接对解调后的信号进行频谱分析会出现“频率涂抹”现象,将极大地影响故障特征提取效果,而计算阶次跟踪 COT(Computed Order Tracking)算法则是面向该问题的一种有效应对措施^[10]。COT 算法分析精度高,无需特定硬件支持,应用较为广泛,通过软件计算即可追踪参考轴的转速波动并进行等角度增量重采样,可将时域非平稳信号转换为角域平稳信号,从而提取信号中与转速有关的信息,同时抑制与转速无关的干扰成分。

鉴于上述分析,本文尝试将 SSD 算法引入到变转速轴承故障诊断领域中,并将其与 COT 算法相结合,提出了基于 COT-SSD 的滚动轴承微弱故障诊断方法,有望从信噪比较低的信号源中提取出敏感特征成分,实现滚动轴承损伤的精确判定。

1 COT 算法

同时对振动信号 $x(t)$ 和键相信号 $s(t)$ 进行等时间间隔采样,识别键相信号 $s(t)$ 的脉冲时刻 t_{zi} ,即参考轴每旋转 1 周对应的时刻,对脉冲时刻 t_{zi} 进行差分运算可得到参考轴每旋转 1 周所需时间 T_i 。假设参考轴在旋转 1 周的时长内做匀变速运动,并假定旋转前 2 周的角加速度相等,根据运动学定律可计算出参考轴前 2 周的初速度 v_{10} 和角加速度 a_1 ^[11]:

$$\begin{cases} v_{10}T_1 + \frac{1}{2}a_1T_1^2 = 2\pi \\ v_{10}(T_1 + T_2) + \frac{1}{2}a_1(T_1 + T_2)^2 = 4\pi \end{cases} \quad (1)$$

设参考轴每旋转 1 周等角度采集 N 个点,即等

收稿日期:2018-04-01;修回日期:2019-03-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777074);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2018MS124,2018YQ03)
Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51777074) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities(2018MS124,2018YQ03)

角度增量 $\Delta\theta = 2\pi/N$, 因此第 k 个采样点对应参考轴转过的角度为 $2k\pi/N$ 。由式(2)和(3)可求出前 2 周中每个等角度采样点对应的时刻 t_{ik} 、瞬时转速 v_{ik} 及参考轴旋转第 3 周的初速度 v_{30} 。

$$\begin{cases} v_{10}t_{ik} + \frac{1}{2}a_1t_{ik}^2 = \frac{2k\pi}{N} \\ v_{ik} = v_{10} + a_1t_{ik} \end{cases} \quad (2)$$

$$v_{30} = v_{10} + a_1(T_1 + T_2) \quad (3)$$

其中, i 和 k 分别为旋转周数和每周内采样点的序号; t_{ik} 为等角度增量 $\Delta\theta$ 对应的采样时刻。

由式(4)和(5)可推导出第 i ($i=3, 4, \dots$) 周的角加速度 a_i 、初速度 $v_{i+1,0}$ 、等角度采样时刻 t_{ik} 和瞬时转速 v_{ik} 。

$$\begin{cases} v_{i0}T_i + \frac{1}{2}a_iT_i^2 = 2\pi \\ v_{i+1,0} = v_{i0} + a_iT_i \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} v_{i0}t_{ik} + \frac{1}{2}a_it_{ik}^2 = \frac{2k\pi}{N} \\ v_{ik} = v_{i0} + a_it_{ik} \end{cases} \quad (5)$$

根据计算所得等角度采样时刻 t_{ik} 对 $x(t)$ 进行插值运算, 求出 $x(t)$ 在 t_{ik} 时刻的幅值, 从而得到角域伪平稳重采样信号 $x(t_{ik})$ 。

2 SSD 算法

SSD 能够将非线性非平稳信号从高频到低频依次分解为若干个奇异谱分量 SSC (Singular Spectrum Component) 和残余项之和, 其具体实现过程如下^[12]。

a. 轨迹矩阵构造。在采样频率为 F_s 的条件下采集 1 个长度为 N 的序列 $x(n)$, 将其构建为嵌入维数为 M 的轨迹矩阵 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1^T \ \mathbf{x}_2^T \ \dots \ \mathbf{x}_M^T]^T_{M \times N}$, 轨迹矩阵第 i ($i=1, 2, \dots, M$) 行为 $\mathbf{x}_i = (x(i), \dots, x(N), x(1), \dots, x(i-1))$ 。

b. 嵌入维数选取。SSD 算法能够自适应确定第 j 次迭代时轨迹矩阵的嵌入维数, 首先计算第 j 次迭代残余分量 $\mathbf{v}_j(n) = x(n) - \sum_{k=1}^{j-1} \mathbf{v}_k(n)$ ($\mathbf{v}_0(n) = x(n)$) 的功率谱密度, 并估计功率谱密度最大峰值对应的频率 f_{\max} 。在第 1 次迭代中, 如果归一化频率 f_{\max}/F_s 小于给定阈值, 则残余分量被视为大趋势项, 此时设定嵌入维数 $M = N/3$; 当迭代次数大于 1 时, 则设置 $M = 1.2F_s/f_{\max}$ 。

c. SSC 重构。在第 1 次迭代中, 如果检测到大大趋势项, 则利用第一个左、右特征向量计算矩阵 $\mathbf{X}_1 = \sigma_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{v}_1^T$, 并通过矩阵对角平均运算获得分量 $g^{(1)}(n)$ 。当迭代次数 $j > 1$ 时, 重构物理意义明确的分量 $g^{(j)}(n)$ 来刻画信号的不同尺度特征, 分量频率成分主要集中在频带 $[f_{\max} - \Delta f, f_{\max} + \Delta f]$ 范围内, 其中 Δf

表示残余分量 $\mathbf{v}_j(n)$ 功率谱密度的主峰带宽。根据左特征向量在频带 $[f_{\max} - \Delta f, f_{\max} + \Delta f]$ 中主频率突出的所有特征组和分量选取主峰能量贡献最大的特征组创建子集 \mathbf{I}_j ($\mathbf{I}_j = \{i_1, i_2, \dots, i_p\}$), 然后通过矩阵 $\mathbf{X}_{\mathbf{I}_j} = \mathbf{X}_{i_1} + \mathbf{X}_{i_2} + \dots + \mathbf{X}_{i_p}$ 对角平均运算重构相应的 SSC。

为了更好地估计主峰带宽 Δf , 利用基于 3 个高斯函数混合的谱模型拟合功率谱密度轮廓, 各高斯函数分别表示 1 个谱峰, 即:

$$\gamma(f, \boldsymbol{\zeta}) = \sum_{i=1}^3 A_i e^{-\frac{(f-u_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (6)$$

其中, A_i 为第 i 个高斯函数的幅值; u_i 和 σ_i 分别为位置和宽度; $\boldsymbol{\zeta} = [\mathbf{A}\boldsymbol{\sigma}]^T$ 为参数向量且满足 $\mathbf{A} = [A_1, A_2, A_3]$ 和 $\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3]$ 。

d. 迭代停止条件设置。将迭代估计出的 SSC $\tilde{g}^{(j)}(n)$ 从原信号中分离, 得到新的残余分量 $\mathbf{v}^{(j+1)}(n) = \mathbf{v}^{(j)}(n) - \tilde{g}^{(j)}(n)$, 计算所得残余分量和原始信号的归一化均方误差的比重如式(7)所示。

$$\gamma_{\text{NMSE}}^{(j)} = \frac{\sum_{n=1}^N (\mathbf{v}^{(j+1)}(n))^2}{\sum_{n=1}^N x^2(n)} \quad (7)$$

当比重小于给定阈值时, 迭代过程终止; 否则将残余分量作为原始信号重复迭代过程, 直至满足停止条件, 最终获得 m 个 SSC, 原始信号 $x(n)$ 可最终表示为式(8)所示形式。

$$x(n) = \sum_{k=1}^m \tilde{g}^{(k)}(n) + \mathbf{v}^{(m+1)}(n) \quad (8)$$

3 基于 COT-SSD 的故障诊断方法

为提取变速工况下滚动轴承早期微弱故障特征, 本文充分发挥计算 COT 算法和 SSD 算法的优势, 分别将二者作为预处理和后处理方法对变转速工况下的滚动轴承故障信号进行分析, 提出了基于 COT-SSD 的诊断方法。

实际诊断操作过程中, 信号经 SSD 处理后被分解为若干 SSC, 为了便于后续分析, 在此利用融合峭度指标实现最佳 SSC 的选取。作为一种反映随机变量分布特性的无量纲统计参量, 峭度能有效衡量信号的尖峰度^[13], 当滚动轴承出现局部损伤时, 信号波形中将出现规律性冲击, 包络阶次谱中特征阶次及其倍数处也将出现明显谱峰。但是波形峭度没有考虑信号中冲击脉冲的周期特性, 容易受大幅值脉冲及离群野值的干扰^[14], 而包络阶次谱峭度同样会受离散峰值谱线的影响, 为了增强 SSC 筛选指标的鲁棒性, 结合波形峭度和包络阶次谱峭度构造了融合峭度指标。

设 $\{x_1(\theta), x_2(\theta), \dots, x_M(\theta)\}$ 是由 M 个角域信

号分量组成的集合,对于第 i 个分量 $x_i(\theta)$,其波形峭度 K_{wi} 和包络阶次谱峭度 K_{si} 分别定义为:

$$K_{wi} = \frac{E\{(x_i(\theta) - \mu_\theta)^4\}}{\sigma_\theta^4} \quad (9)$$

$$K_{si} = \frac{E\{(e_i(O) - \mu_o)^4\}}{\sigma_o^4} \quad (10)$$

其中, θ 为角域信号的弧度; O 为阶次; $e_i(O)$ 为 $x_i(\theta)$ 包络阶次谱 $[\rho, 30]$ 阶次范围内的谱线幅值,为避免参考轴转频阶次谱线成分对包络阶次谱峭度的影响,取谱图阶次范围下限 $\rho = 3$; $\mu_\theta, \sigma_\theta$ 分别为 $x_i(\theta)$ 的均值和标准差; μ_o, σ_o 分别为 $e_i(O)$ 的均值和标准差; $E\{\cdot\}$ 为期望运算。

通过加权算法对集合中各个分量的波形峭度和包络阶次谱峭度进行融合。令 C_i^1 和 C_i^2 分别表示集合中第 i 个分量的波形峭度和包络阶次谱峭度,即 $C_i^1 = K_{wi}, C_i^2 = K_{si}$, 组成与 M 个分量相对应的指标序列 $\{C_1^1, C_2^1, \dots, C_M^1\}, \{C_1^2, C_2^2, \dots, C_M^2\}$, 序列的标准差能够反映指标波动的剧烈程度,标准差越小则该指标的可靠性和稳定性越好,可以提供的有效信息越多。

利用式(11)分别对波形峭度和包络阶次谱峭度指标序列进行归一化处理。

$$C_{Ni}^\eta = \frac{C_i^\eta - \min_{i=1,2,\dots,M} C_i^\eta}{\max_{i=1,2,\dots,M} C_i^\eta - \min_{i=1,2,\dots,M} C_i^\eta} \quad (11)$$

其中, $\eta = 1, 2; i = 1, 2, \dots, M$ 。

分别计算 2 个归一化指标序列的均值和标准差如式(12)、(13)所示。

$$\mu^\eta = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M C_{Ni}^\eta \quad (12)$$

$$\sigma^\eta = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (C_{Ni}^\eta - \mu^\eta)^2} \quad (13)$$

利用式(14)计算各归一化指标序列的权重。

$$Q^\eta = \frac{1}{\sigma^\eta} \left(\frac{1}{\sigma^1} + \frac{1}{\sigma^2} \right) \quad (14)$$

集合中各分量的融合峭度指标 K_{swi} 表示为:

$$K_{swi} = Q^1 C_{Ni}^1 + Q^2 C_{Ni}^2 \quad (15)$$

融合峭度指标能够全面衡量 SSC 包含的特征信息的丰富程度,SSC 包含的故障特征越明显,其融合峭度指标取值越大。

本文所提方法在滚动轴承故障诊断应用过程中的流程如下:

a. 对传感器采集的滚动轴承故障时域信号进行预处理,通过 COT 算法实现等角度重采样,将时域非平稳信号转化为角域平稳信号;

b. 对角域平稳信号进行 SSD 处理,得到一系列 SSC,计算所得 SSC 的融合峭度指标,筛选指标值最大的分量作为最佳分量用于后续分析;

c. 对最佳 SSC 进行 Hilbert 包络解调,并对包络信号进行快速傅里叶(FFT)运算,得到该分量的包络阶次谱;

d. 将理论故障特征阶次与谱图中峰值突出的成分进行对比,最终判断滚动轴承运行状态。

4 实测信号验证

利用旋转机械故障实验台测取数据对本文所提方法进行验证,实验台结构如附录中的图 A1 所示。利用线切割加工技术分别在正常滚动轴承内、外圈上加工出深度为 1.5 mm、宽度为 0.2 mm 的切痕,人为植入不同类型的微弱局部损伤。滚动轴承运行过程中内圈周期旋转而外圈固定,因此外圈故障位置不同,损伤导致的振动传递到传感器的路径也不同。由于传感器安置在轴承座上,当外圈故障位置处于 6 点钟位置时,振动传递路径最复杂,传感器采集的信号蕴含特征最微弱,诊断难度最大,为了凸显本文所提方法的有效性,实验时将外圈切痕设置在 6 点钟位置处。实验过程中通过弹簧加载装置对实验滚动轴承施加径向载荷,根据表 1 中结构参数及相应表达式^[15]计算可得实验滚动轴承内圈和外圈理论故障特征阶次 X_i, X_o 分别为 5.415、3.585。

表 1 滚动轴承结构参数

滚动轴承型号	轴承节径/mm	滚动体直径/mm	滚动体个数	接触角/(°)
SKF6205	39	7.5	12	0

滚动轴承内圈故障实验数据的采集过程持续 22 s,采样频率为 12 800 Hz,依靠可调速电机带动传动轴旋转。将变速实验过程中键相传感器测得的脉冲信号按照 COT 算法进行估计,得到的传动轴瞬时转速 S 的变化曲线如图 1 所示。由图 1 可见,采样开始时传动轴转速从 552 r/min 开始增大,经过约 9.3 s 的加速过程达到最大转速 1 468 r/min,维持了约 5.4 s 的稳定阶段后传动轴开始降速,直至采样结束转速降至 756 r/min。

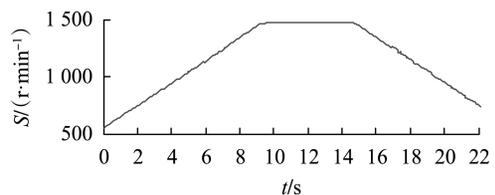
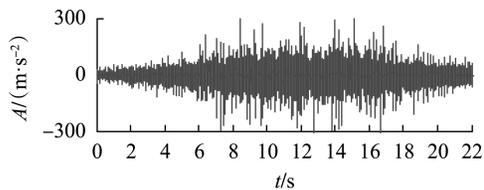


图 1 滚动轴承内圈故障传动轴转速曲线

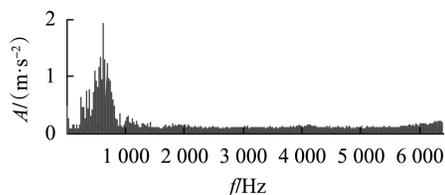
Fig.1 Rotating speed curve of driving shaft under inner fault of rolling bearing

通过传感器采集的时域振动信号波形及频谱如

图 2 所示,图中 A 为幅值。由图 2(a) 可见,振动信号幅值变化趋势与转速变动过程相互对应,随着转速上升、下降,振动信号幅值分别逐渐增大、减小,相比于升降速阶段,转速处于最大值时的平稳阶段振动信号幅值水平较高。由图 2(b) 可见,振动信号能量主要集中在 1 000 Hz 以下的低频范围内。为不失一般性,从 4 s 处开始截取一段传动轴升速过程中的数据进行包络谱分析,分析点数为 16 384 点,结果如图 3 所示。由图 3 可见,由于转速变化造成谱图发生“频率涂抹”现象,未能反映出相关的有效信息,表明传统的直接包络谱分析方法无法适应滚动轴承变转速工况下的运行状态识别。



(a) 滚动轴承内圈故障信号波形



(b) 滚动轴承内圈故障信号频谱

图 2 滚动轴承内圈故障信号波形及频谱
Fig.2 Waveform and spectrum of inner fault signal of rolling bearing

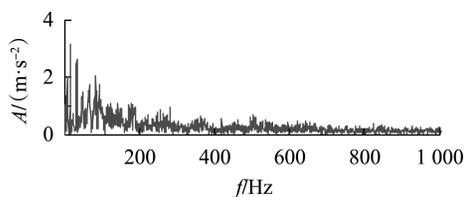


图 3 滚动轴承内圈故障信号包络谱

Fig.3 Envelope spectrum of inner fault signal of rolling bearing

利用本文所述方法对截取的滚动轴承内圈故障信号进行分析,结果如图 4 所示。首先对原时域非平稳信号进行等角度重采样,将其转换为图 4(a) 所示的角域平稳信号,继而对重采样角域信号进行 SSD 处理,经分解重构后重采样信号被分解为图 4(b) 所示的 5 个 SSC 信号。计算 SSC_1 — SSC_5 的融合峭度指标可知, SSC_1 的指标值最大,达到了 0.858 4。通过观察可发现,相比于图 4(a) 中的重采样信号, SSC_1 中的规律性冲击成分更加明显,将其视为最佳 SSC 进行进一步包络解调处理,并计算相应的包络阶次谱,结果如图 4(c) 所示,从图 4(c) 中可以清楚地识别出滚动轴承内圈故障特征阶次及其倍数阶次 X_1 — $5X_1$,分析结果与实际情况相符,表明所提方法能够在变速工况下有效诊断滚动轴承早期故障

损伤。

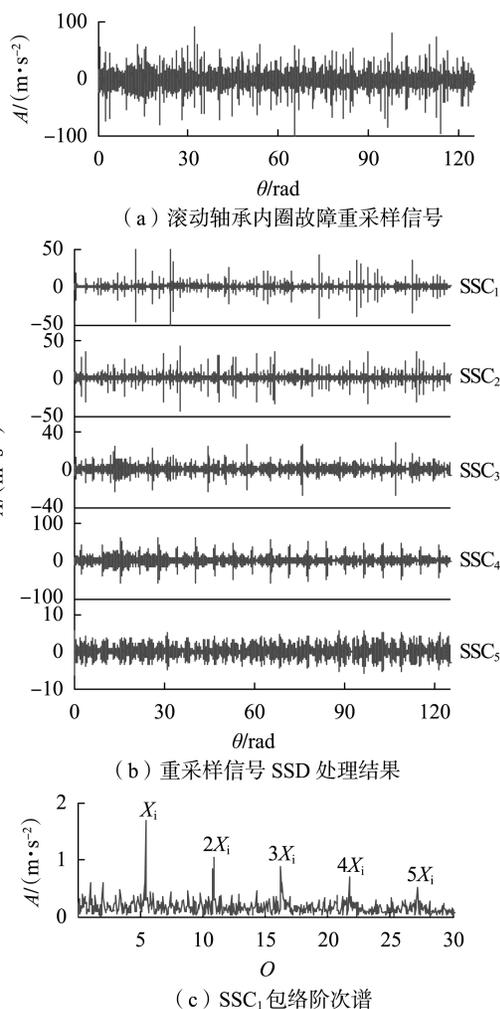


图 4 本文方法对滚动轴承内圈故障信号的分析结果

Fig.4 Analysis results of inner fault signal by proposed method

图 5 为 SSC_2 的包络阶次谱,该分量的融合峭度指标值为 0.734 1,小于 SSC_1 的融合峭度指标值。对比发现,虽然从 SSC_2 的包络阶次谱中也能够提取出滚动轴承内圈故障特征阶次相关成分,但是呈现的效果不如图 4(c) 中的效果理想。这表明融合峭度指标最大的 SSC_1 包含了最丰富的故障特征,从而验证了融合峭度指标在筛选最佳信号分量时的有效性。

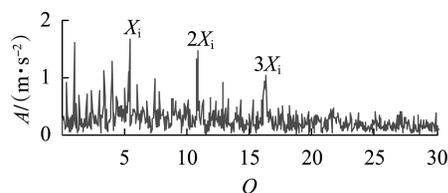


图 5 SSC_2 包络阶次谱

Fig.5 Envelope order spectrum of SSC_2

图 6 是直接对重采样信号进行包络阶次谱分析后的结果。虽然从图 6 中也能够找到滚动轴承内圈故障特征阶次相关成分,但背景冗余谱线较多,故障特征阶次处谱线幅值不够突出,难以分辨,对于滚动

轴承状态判定造成了较大干扰,容易导致误诊、漏诊。为进一步验证所述方法优势,利用基于经验模态分解(EMD)的包络阶次谱方法对重采样信号进行分析,对经过 EMD 处理后得到的各本征模态函数(IMF)分量均进行包络阶次谱分析,取效果最佳的 IMF 分量与本文方法进行比较。重采样信号经 EMD 处理后共得到 12 个 IMF 分量,包络阶次谱呈现的分析效果最佳的 IMF₃ 分量如图 7 所示,但从中仅能识别出 X_i-3X_i 处的峰值谱线,与滚动轴承内圈故障相关的谱峰数量少于图 4(c),并且与故障无关的干扰谱线成分较多,整体分析效果与本文方法相比有一定差距。

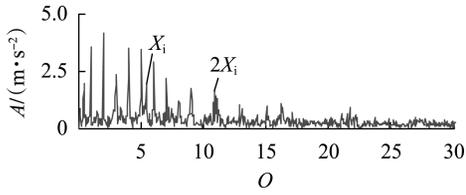


图 6 滚动轴承内圈故障重采样信号包络阶次谱
Fig.6 Envelope order spectrum of resampled signal under inner fault of rolling bearing

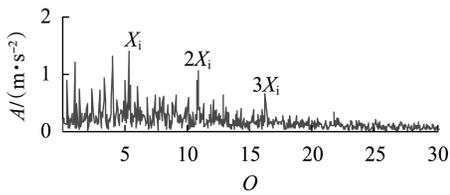


图 7 基于 EMD 方法对滚动轴承内圈故障重采样信号的分析结果

Fig.7 Analysis results of resampled signal based on EMD method under inner fault of rolling bearing

滚动轴承外圈故障振动数据的采集过程持续 30 s,通过 COT 算法估算得到的传动轴转速变化曲线如图 8 所示。由图 8 可见,传动轴承的转速从 533 r/min 开始增大,达到最大转速 1 468 r/min 后维持稳定,一段时间后开始降速,采样结束时转速降为 548 r/min。采样全程拾取的振动信号时域波形和频谱如图 9 所示,由于滚动轴承损伤较小,加之强烈噪声的干扰,因此图 9 所示波形中的故障冲击被完全掩盖,并未出现异常特征,频谱主要能量集中在 1 500 Hz 以下的低频段范围内。现从 20 s 处截取一段长度为 16 384 点的数据进行包络谱分析,该段数据采集时经历了传动轴从稳速阶段转变为降速阶段的过程,即传动轴角加速度发生突变,由 0 变为负值,包络谱分析结果如图 10 所示,其中 2 个突出谱峰成分的频率接近传动轴转频的倍频,但与滚动轴承故障损伤无关。

利用本文所述方法对截取的滚动轴承外圈故障信号进行分析,结果如图 11 所示。原始时域信号通过 COT 算法等角度重采样后得到的角域平稳信号

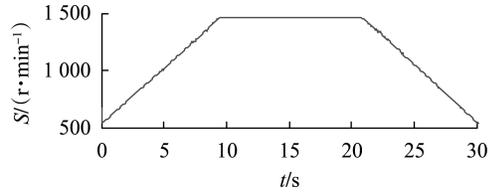
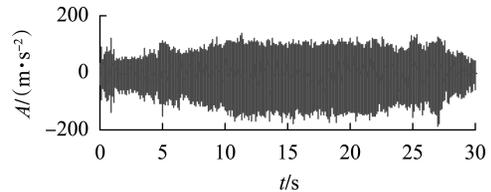
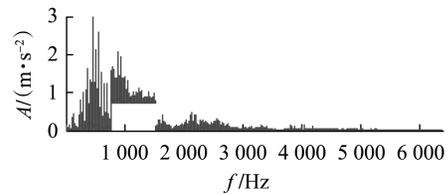


图 8 滚动轴承外圈故障传动轴转速曲线

Fig.8 Rotating speed curve of driving shaft under outer fault of rolling bearing



(a) 滚动轴承外圈故障信号波形



(b) 滚动轴承外圈故障信号频谱

图 9 滚动轴承外圈故障信号波形及频谱

Fig.9 Waveform and spectrum of outer fault signal of rolling bearing

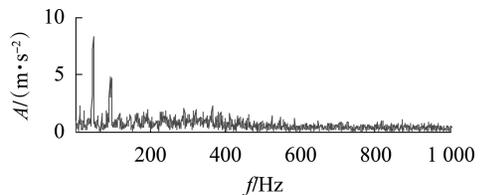


图 10 滚动轴承外圈故障信号包络谱

Fig.10 Envelope spectrum of outer fault signal of rolling bearing

波形如图 11(a)所示,进一步 SSD 处理后得到图 11(b)中的 5 个 SSC,其中 SSC₂ 的融合峭度指标最大,为 0.7138,因此将 SSC₂ 作为最佳分量计算包络阶次谱,结果如图 11(c)所示,从图 11(c)中识别出了滚动轴承外圈故障相关阶次成分 X_o-6X_o ,由此可断定滚动轴承外圈存在局部损伤。

同样地,分别利用直接包络阶次谱方法和基于 EMD 的包络阶次谱方法对重采样角域信号进行分析,并与本文方法所得分析结果进行比较。图 12 为对重采样信号的包络阶次谱分析结果,从中未找到外圈故障特征阶次相关成分,诊断失效。利用 EMD 方法对重采样信号进行处理,对所得的 10 个 IMF 分量均进行包络阶次谱分析,IMF₁ 分量的包络阶次谱呈现的分析效果最佳,如图 13 所示,虽然从中找到了外圈故障特征阶次 X_o 及其倍数阶次 $2X_o$,但是其幅值并不突出,无关干扰成分较多,分析效果与本文方法相比差距较大。

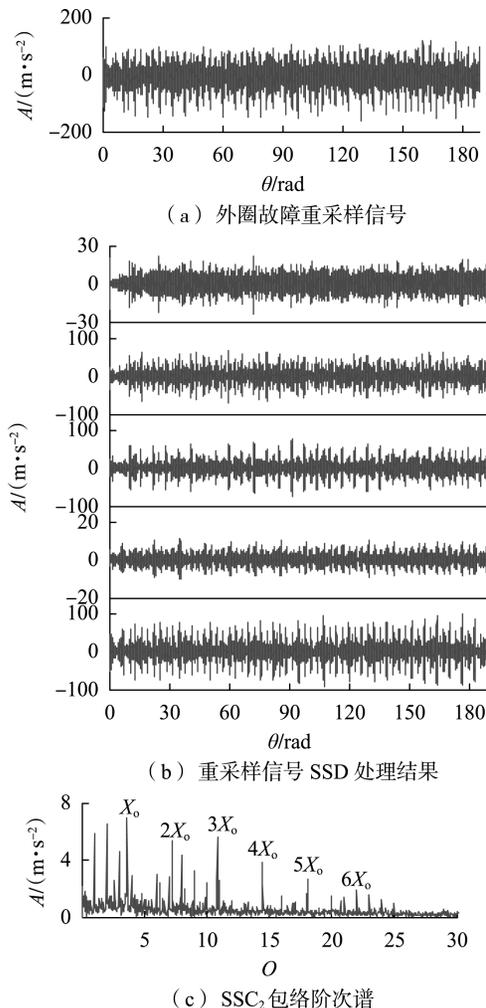


图 11 本文方法对滚动轴承外圈故障信号的分析结果

Fig.11 Analysis results of outer fault signal by proposed method

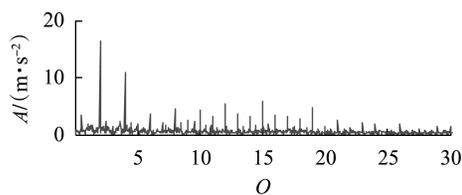


图 12 滚动轴承外圈故障重采样信号包络阶次谱

Fig.12 Envelope order spectrum of resampled signal under outer fault of rolling bearing

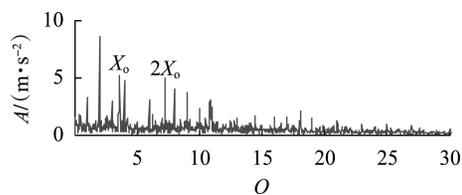


图 13 基于 EMD 方法对外圈故障重采样信号的分析结果

Fig.13 Analysis results of resampled signal based on EMD method under outer fault of rolling bearing

5 结论

滚动轴承早期损伤阶段状态特征微弱,受环境

背景噪声影响严重,并且实际工程中滚动轴承运行转速常处于波动状态,使得故障损伤识别更为困难,为此本文提出了基于 COT-SSD 的变转速滚动轴承微弱故障诊断方法,实测信号分析结果表明:

a. SSD 算法通过对轨迹矩阵进行 SSD 重构,能够实现待分析信号频域的自适应分割,可以从信噪比较低的信号源中分离出包含丰富特征信息的子带分量,将其用于滚动轴承故障信号分析,能够有效避免冗余成分的干扰,发挥信号净化及故障特征放大的效用,有利于滚动轴承微弱损伤特征的提取;

b. 本文方法可有效判别变转速工况下滚动轴承的早期微弱故障,能够在滚动轴承损伤初期阶段实现故障的准确溯源,且与直接包络阶次谱方法及基于 EMD 的包络阶次谱方法相比,本文方法的诊断效果更佳,对于实际工程应用而言具有一定的参考价值,为解决其他类似旋转机械诊断的共性问题提供了思路借鉴。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 唐贵基,庞彬. IIT 变换在风电机组滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备,2017,37(9):83-89.
TANG Guiji,PANG Bin. Application of IIT transform in fault diagnosis of wind turbine rolling bearing[J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(9):83-89.
- [2] FENG Z P, CHEN X W, WANG T Y. Time-varying demodulation analysis for rolling bearing fault diagnosis under variable speed conditions[J]. Journal of Sound and Vibration,2017,400:71-85.
- [3] 赵洪山,刘辉海. 基于性能改善深度置信网络的风电机组主轴承状态分析[J]. 电力自动化设备,2018,38(2):44-49.
ZHAO Hongshan, LIU Huihai. Condition analysis of wind turbine main bearing based on deep belief network with improved performance[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(2):44-49.
- [4] 王晓龙,唐贵基,周福成. 自适应可调品质因子小波变换在轴承早期故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报,2017,32(10):2467-2475.
WANG Xiaolong,TANG Guiji,ZHOU Fucheng. Application of adaptive tunable Q-factor wavelet transform on incipient fault diagnosis of bearing[J]. Journal of Aerospace Power,2017,32(10):2467-2475.
- [5] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceeding of the Royal Society of London A,1998,454:903-995.
- [6] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. Journal of the Royal Society Interface,2005,2(5):443-454.
- [7] 程军圣,郑近德,杨宇. 一种新的非平稳信号分析方法—局部特征尺度分解法[J]. 振动工程学报,2012,25(2):216-220.
CHENG Junsheng,ZHENG Jinde,YANG Yu. A nonstationary signal analysis approach—the local characteristic scale decomposition method [J]. Journal of Vibration Engineering,2012,25(2):216-220.
- [8] DRAGOMIRETSKIY K,ZOSSO D. Variational mode decomposition

- [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [9] BONIZZI P, KAREL J M H, MESTE O, et al. Singular spectrum decomposition: a new method for time series decomposition [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2014, 6(4):1-34.
- [10] FYEE K R, MUNCH E D S. Analysis of computed order tracking [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1997, 11(2):187-205.
- [11] 张亢,程军圣. 基于LMD和阶次跟踪分析的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(3):586-591.
ZHANG Kang, CHENG Junsheng. Roller bearing fault diagnosis based on LMD and order tracking analysis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(3):586-591.
- [12] 鄢小安,贾民平. 基于改进奇异谱分解的形态学解调方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2017, 53(7):104-112.
YAN Xiaohan, JIA Mingping. Morphological demodulation method based on improved singular spectrum decomposition and its application in rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(7):104-112.
- [13] 胡爱军,马万里,唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(11):106-111.
HU Aijun, MA Wanli, TANG Guiji. Rolling bearing fault feature extraction method based on ensemble empirical mode decomposition and kurtosis criterion [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(11):106-111.
- [14] 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. A new procedure and index for the parameter optimization of complex wavelet based resonance demodulation [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(3):129-138.
- [15] TANG G J, WANG X L, HE Y L. Diagnosis of compound faults of rolling bearings through adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2016, 30(1):43-54.

作者简介:



王晓龙

王晓龙(1989—),男,黑龙江大庆人,讲师,博士,主要研究方向为风电机组状态监测及故障诊断(**E-mail**: wangxiaolong0312@126.com);

唐贵基(1962—),男,山东龙口人,教授,博士,主要研究方向为机械结构动特性分析、振动与噪声控制(**E-mail**: tanggjlk@ncepubd.edu.cn);

何玉灵(1984—),男,福建龙岩人,副教授,博士,主要研究方向为发电机状态监测及故障诊断、电站设备控制与节能(**E-mail**: heyuling1@163.com)。

Weak fault diagnosis for rolling bearing based on COT-SSD under variable rotating speed

WANG Xiaolong, TANG Guiji, HE Yuling

(Department of Mechanical Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071000, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of weak fault identification of rolling bearing under the working condition of background noise interference and rotating speed fluctuation, a novel diagnosis method combining COT (Computed Order Tracking) algorithm and SSD (Singular Spectrum Decomposition) is proposed. The acquired original time-domain signal is even-angle resampled by using COT algorithm, and then the resampled angle-domain signal is processed by the SSD algorithm. The angle-domain signal is decomposed into several singular spectrum components from high frequency to low frequency by singular value decomposition and reconstruction of adaptive constructed trajectory matrix. The best singular spectrum component is selected by the fusion kurtosis index, and then its envelope demodulation operation is carried out. The operating condition of bearing is accurately judged by analyzing the components with prominent amplitude in the envelope order spectrum. The analysis results of the measured fault signals in the inner and outer ring of rolling bearing show that the proposed method could effectively extract the weak fault feature information of rolling bearing under the working condition of rotating speed fluctuation.

Key words: rolling bearing; variable rotating speed; weak fault; computed order tracking; singular spectrum decomposition

附录



图 A1 实验台结构

Fig.A1 Structure of experimental platform