

DOI: 10.3969/j.issn.1674-1951.2020.01.011

自适应调频模式分解在轴承故障诊断中的应用

Application of ACMD in fault diagnosis for bearings

黄绍伟

HUANG Shaowei

(福建华电可门发电有限公司, 福州 350500)

(Fujian Huadian Kemen Power Generation Company Limited, Fuzhou 350500, China)

摘要: 轴承故障诊断中的振动信号易受噪声干扰,具有多分量、非平稳的特性。为寻找更优的轴承故障诊断方法,研究了自适应调频模式分解法(ACMD)和其应用。该方法将轴承故障信号自适应分解为多个分量,然后选择峭度最大的分量进行希尔伯特变换并计算包络谱,最后通过分析包络谱中的轴承故障特征频率实现故障的诊断。该方法能够有效提取滚动轴承故障信号的特征频率,有良好的应用前景。

关键词: 滚动轴承; 故障诊断; 自适应调频模式分解; 峭度; 包络谱

中图分类号: TH 165.3; TH 133.3

文献标志码: A

文章编号: 1674-1951(2020)01-0054-04

Abstract: Vibration signal which is of multiple components and non-stationary, is susceptible to noise interference in bearing fault diagnosis. In order to find a better method for bearing fault diagnosis, adaptive chirp mode decomposition (ACMD) and its application are studied. Firstly, the fault signal of bearings was decomposed adaptively into several components by ACMD. Secondly, the envelope spectrum of the component with biggest kurtosis was obtained by Hilbert transform and calculated. Finally, the fault was diagnosed by figuring out the characteristic frequency in the envelope spectrum. The method can extract the characteristic frequency of fault signals effectively and be of a good application prospect.

Keywords: rolling bearing; fault diagnosis; adaptive chirp mode decomposition; kurtosis; envelope spectrum

0 引言

汽轮机是火力发电厂的核心设备之一,长期在高温、高压的恶劣环境下运行容易发生故障,一旦发生故障往往会导致巨大的经济损失和人员伤亡^[1]。近年来随着经济社会发展的需要,汽轮机组的容量不断扩大,其结构和系统越来越复杂,导致其故障诊断的难度越来越大。及时诊断并预防汽轮机组的故障,可提高设备的可用率,保障机组安全、经济地运行,对发电企业提高经济效益、增强竞争力具有非常重要的意义^[2]。

汽轮机作为典型的大型旋转机械设备,轴承是其承受并传递载荷的重要部件,也是故障率高发的部件。轴承的运行状态决定了汽轮机组的可靠性,并直接关系到汽轮机组的整体性能,甚至影响整个电力系统的安全稳定。机械振动测量法是对各种结构进行状态监测和缺陷检测的重要方法。对轴承的

振动测量信号进行故障特征提取是目前轴承故障诊断的主要方式之一^[3]。轴承的振动测量信号中包含多种故障的特征信息,通过提取这些故障特征信息,可以对各种故障进行准确诊断。然而轴承的振动测量信号通常包含大量非线性、非平稳的背景噪声,其故障信息微弱且不易识别。

目前,对于此类多分量的复杂信号通常采用信号分解和时频分析等方法进行处理。近年来,出现了越来越多高效、可靠的信号处理算法,为轴承故障诊断方法提供了更多选择:肖茂华等人提出了基于带有自适应白噪声的完全集合经验模态分解和小波阈值的滚动轴承故障特征提取方法^[4];冯博等人提出基于经验小波变换的轴承故障诊断方法,该方法提高了信噪比、信号分离的可靠性和计算速度^[5];许凡等人提出了一种基于局部均值分解与基于尺度熵的相邻传播聚类滚动轴承故障识别方法,具有较好的识别效果^[6];任学平等提出基于变分模态分解和快速谱峭度的滚动轴承早期故障诊断方法,该方法能够有效识别出轴承振动测量信号中的早期故障

收稿日期: 2019-05-21; 修回日期: 2019-09-05

特征信息^[7]; 自适应调频模式分解 (ACMD) 是一种稳定的自适应信号分解方法, 能够独立估计每个信号分量, 同时不需要预先知道信号分量的数量。由于对先验知识的要求较少, ACMD 更适用于实际工程领域^[8]。本文研究并探讨了该算法在滚动轴承故障诊断的应用。

1 原理

对于包含 K 个分量的调频信号可以表示为

$$s(t) = \sum_{i=1}^K s_i(t) = \sum_{i=1}^K A_i(t) \cos\left(2\pi \int_0^t f_i(\tau) d\tau + \theta_i\right), \quad (1)$$

式中: $A_i(t) > 0$, 表示第 i 个信号分量的瞬时幅值; $f_i(t) > 0$, 表示第 i 个信号分量的瞬时频率; θ_i 表示第 i 个信号分量的初始相位。

基于解调技术, 式 (1) 中第 i 个信号的分量可以被重写为

$$\begin{cases} s_i(t) = a_i(t) \cos\left(2\pi \int_0^t \tilde{f}_i(\tau) d\tau\right) + \\ b_i(t) \sin\left(2\pi \int_0^t \tilde{f}_i(\tau) d\tau\right), \quad (2) \\ \begin{cases} a_i(t) = A_i(t) \cos\left(2\pi \int_0^t (f_i(\tau) - \tilde{f}_i(\tau)) d\tau + \theta_i\right) \\ b_i(t) = -A_i(t) \sin\left(2\pi \int_0^t (f_i(\tau) - \tilde{f}_i(\tau)) d\tau + \theta_i\right) \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

ACMD 采用基于匹配追踪的贪婪算法, 自适应地估计原始信号的各个分量。对于第 i 个分量, 待求解的模型如下所示,

$$\min_{\substack{a_i(t) \\ b_i(t) \\ \tilde{f}_i(t)}} \left\{ \|a_i''(t)\|_2^2 + \|b_i''(t)\|_2^2 + \alpha \|s(t) - s_i(t)\|_2^2 \right\}, \quad (4)$$

式中: $\|s(t) - s_i(t)\|_2^2$ 表示移除当前估计的信号分量后残余的信号能量; $\alpha > 0$, 表示权重系数。

假设时域信号 $s(t)$ 被离散为 N 个采样点,

$$t = t_0 : t_{N-1}, \quad (5)$$

则式 (4) 的离散形式为

$$\begin{cases} \min_{\mu_i, \tilde{f}_i} \left\{ \|\Theta \mathbf{u}_i\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{s} - \mathbf{G}_i \mathbf{u}_i\|_2^2 \right\} \\ \Theta = \begin{bmatrix} \Omega & \\ & \Omega \end{bmatrix} \\ \mathbf{u}_i = [\mathbf{a}_i^T, \mathbf{b}_i^T]^T \\ \mathbf{s} = [s(t_0) : s(t_{N-1})]^T \\ \mathbf{G}_i = [\mathbf{c}_i, \mathbf{s}_i] \end{cases}, \quad (6)$$

式中: Ω 为二阶差分矩阵, $\mathbf{a}_i, \mathbf{b}_i, \mathbf{c}_i, \mathbf{s}_i$ 满足如下

关系

$$\begin{cases} \mathbf{a}_i = [a_i(t_0) : a_i(t_{N-1})]^T \\ \mathbf{b}_i = [b_i(t_0) : b_i(t_{N-1})]^T \\ \mathbf{c}_i = \text{diag}[\cos(\varphi_i(t_0)) : \cos(\varphi_i(t_{N-1}))] \\ \mathbf{s}_i = \text{diag}[\sin(\varphi_i(t_0)) : \sin(\varphi_i(t_{N-1}))] \end{cases}, \quad (7)$$

式中: $\varphi_i(t) = 2\pi \int_0^t \tilde{f}_i(\tau) d\tau$ 。

式 (6) 表明对于一个给定的频率函数 $\tilde{f}_i(t)$, 向量 \mathbf{u}_i 的估计能够通过求解 L2 正则化的最小二乘问题得到。因此, 求解式 (6) 的最优化方案可以通过迭代的方式交替更新解调信号和频率函数。对于第 j 次迭代, 向量 \mathbf{u}_i 更新为

$$\mathbf{u}_i^j = \left(\frac{1}{\alpha} \Theta^T \Theta + (\mathbf{G}_i^j)^T \mathbf{G}_i^j \right)^{-1} (\mathbf{G}_i^j)^T \mathbf{s}, \quad (8)$$

式中: α 控制输出结果的平滑程度。

信号分量的估计为

$$\mathbf{s}_i^j = \mathbf{G}_i^j \mathbf{u}_i^j. \quad (9)$$

根据式 (8) 可得频率的增量

$$\Delta \tilde{f}_i^j(t) = -\frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \left[\arctan\left(\frac{\mathbf{b}_i^j(t)}{\mathbf{a}_i^j(t)}\right) \right]. \quad (10)$$

因此, 瞬时频率的更新为

$$\begin{cases} f_i^{j+1} = f_i^j + \left(\frac{\Omega^T \Omega}{\beta} + \mathbf{I} \right)^{-1} \Delta f_i^j \\ f_i^j = [f_i^j(t_0) : f_i^j(t_{N-1})]^T \\ \Delta \tilde{f}_i^j(t_0) : \Delta \tilde{f}_i^j(t_{N-1}) \end{cases}, \quad (11)$$

式中: Ω 为二阶差分矩阵; \mathbf{I} 为单位矩阵; 系数 β 为控制输出结果的平滑程度。

通过反复迭代求解即可得到原始信号 $s(t)$ 的各个分量。

2 试验

试验采用的滚动轴承故障数据来自美国凯斯西储大学轴承数据中心^[9], 轴承型号为 6205-2RS JEM SKF 深沟球轴承, 轴承转速为 1752 r/min, 采样频率为 12 kHz, 数据采样点数为 12000, 轴承内圈通过电火花加工得到的损伤直径为 0.3556 mm, 根据经验公式可得轴承的转动频率 $f_r = 29.2$ Hz, 内圈故障频率 $f_i = 157.7$ Hz。轴承内圈故障振动信号的时域图和频域图如图 1 所示。

从图 1 可以看出, 轴承内圈损伤导致振动冲击序列的产生, 但是受到高频噪声的影响, 无法直观地判断故障类型。对轴承内圈故障振动信号进行 4 阶 ACMD 处理, 结果如图 2 所示, 图 3 为 4 个分量对应的频谱图。从图 3—4 中可以看出, ACMD 算法起到自适应带通滤波的作用, 有效分离了各个频段的信号分量。

3 结论

ACMD 是一种自适应的信号分解法,所需的先验信息较少,更加适用于实际工程问题。将其应用于滚动轴承内圈故障试验,结果表明该方法能够自适应分解得到信号的各个分量,结合包络谱分析能够有效提取故障特征信息判定故障类型。ACMD 在非平稳信号的分析处理及故障诊断领域有广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] 王晓峰,夏静,韩捷,等. 基于隐马尔可夫模型的汽轮机故障诊断方法研究[J]. 中国工程机械学报,2016,14(6): 541-544.
WANG Xiaofeng, XIA Jing, HAN Jie, et al. Fault diagnosis on turbine generators via hidden Markov model[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2016, 14(6): 541-544.
- [2] 陈佳楠,夏飞,张浩,等. 基于 SA-PSO 的小波神经网络汽轮机故障诊断[J]. 测控技术,2016,35(5): 124-128.
CHEN Jianan, XIA Fei, ZHANG Hao, et al. Fault diagnosis of turbine generator based on SA-PSO wavelet neural network[J]. Measurement & Control Technology, 2016, 14(6): 541-544.
- [3] 万书亭,詹长庚,豆龙江. 滚动轴承故障特征提取的 EMD-频谱自相关方法[J]. 振动. 测试与诊断,2016,36(6): 1161-1167.
WAN Shuting, ZHAN Changgeng, DOU Longjia. EMD-Spectrum autocorrelation method for rolling bearing fault feature extraction[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2016, 36(6): 1161-1167.
- [4] 肖茂华,张存义,傅秀清,等. 基于 ICEEMDAN 和小波阈值的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 南京农业大学学报,2018,41(4): 767-774.
- XIAO Maohua, ZHANG Cunyi, FU Xiuqing, et al. Fault feature extraction of rolling bearing based on ICEEMDAN and wavelet threshold[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2018, 41(4): 767-774.
- [5] 冯博,李辉,郑海起. 基于经验小波变换的轴承故障诊断研究[J]. 轴承,2015(12): 53-58.
FENG Bo, LI Hui, ZHENG Haiqi. Study on fault diagnosis for bearings based on empirical wavelet transform[J]. Bearing, 2015(12): 53-58.
- [6] 许凡,方彦军,张荣,等. 基于 LMD 基本尺度熵的 AP 聚类滚动轴承故障诊断[J]. 计算机应用研究,2017,34(6): 1732-1736.
XU Fan, FANG Yanjun, ZHANG Rong. Roller bearings faults diagnosis method based on LMD, base-scale entropy and AP clustering[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(6): 1732-1736.
- [7] 任学平,李攀,王朝阁. 基于 VMD 和快速谱峭度的滚动轴承早期故障诊断[J]. 轴承,2017(12): 39-43.
REN Xueping, LI Pan, WANG Chao, et al. Rolling bearing early fault diagnosis based on VMD and FSK[J]. Bearing, 2017(12): 39-43.
- [8] CHEN S, YANG Y, PENG Z, et al. Detection of rub-impact fault for rotor-stator systems: A novel method based on adaptive chirp mode decomposition[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 440: 83-99.
- [9] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64: 100-131.

(本文责编: 陆华)

作者简介:

黄绍伟(1991—),男,福建福州人,助理工程师,从事发电厂集控方面的工作(E-mail: 603170501@qq.com)。

CAO Shengxian, LI Sibao, LIU Xuebing, et al. Fouling and corrosion predictive model of heat exchanger based on water quality monitoring[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2014(2): 324-328.

(本文责编: 陆华)

作者简介:

孙振宇(1987—),女,江苏东海人,工程师,工学博士,从事工业水处理等方面的研究(E-mail: sunzy@chec.com.cn)。

沈明忠(1968—),男,浙江桐乡人,正高级工程师,硕士,主要从事电力环保和水处理工程相关技术(E-mail: shen-mz@chec.com.cn)。

(上接第 53 页)

- [11] 潘玉兰. 三种微生物在循环水养殖生物滤池优化中的应用研究[D]. 青岛: 中国海洋大学,2015.
- [12] 朱健. 组合生物修复技术在黑臭河流污染治理工程上的应用研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学,2009.
- [13] 邹文娟,许晓慧,王国武,等. 光合细菌和枯草芽孢杆菌在污水处理中的应用[J]. 广东农业科学,2010,37(9): 199-201.
ZOU Wenjuan, XU Xiaohui, WANG Guowu, et al. Application in sewage treatment of photosynthetic bacteria and Bacillus subtilis[J]. Guangdong Agricultural Sciences, 2010, 37(9): 199-201.
- [14] 曹生现,李思博,刘学冰,等. 基于水质监测的换热器结垢、腐蚀预测模型[J]. 工程热物理学报,2014(2): 324-328.