

转频阶比大时间尺度在时变工况下齿轮局部故障识别中的应用

姜 宏, 章翔峰

(新疆大学机械工程学院, 乌鲁木齐 830049)

摘 要: 为进一步提高 Vold-Kalman 阶比跟踪(Vold-Kalman filter based order tracking, VKF-OT), 结合去趋势波动分析(detrended fluctuation analysis, DFA)算法在时变工况下齿轮局部故障的特征区分度, 提出一种以转频阶比分量为研究对象的大时间尺度特征提取方法。该方法以齿轮转频和啮频作为 VKF-OT 的提取频率, 获取任意时变工况下的 2 类阶比信号, 分析对比两类信号携带的尺度指数特性及其物理意义, 发现转频成分相对啮频信号具有更优的局部故障表征能力, 而与大时间尺度对应的小尺度指数相较于大尺度、全尺度指数具有更佳的状态区分度。最后以齿轮不同工作状态下的 150 组振动信号作为验证, 结果表明提取的转频阶比大时间尺度特征更利于任意时变工况下的齿轮局部微弱故障的识别。

关键词: 时变工况; 局部故障; 转频; 小尺度指数; 故障诊断

中图分类号: TH165.3

文献标志码: A

0 引 言

变工况下齿轮故障信号特征提取是机械设备故障诊断领域的研究重点之一。工况的变化导致信号时频产生调制, 继而使故障诊断精度过低。因此在分析信号的同时一定要考虑转速和负载等变工况的影响。现有的变工况下的振动信号处理主要有阶比跟踪^[1]、同步压缩小波变换^[2]、参数化时频分析^[3]等, 且各有利弊。其中参数化时频分析是通过相位旋转实现信号的平稳化分解, 同步压缩小波变换也是一种稳态化的方法, 它是在小波变换的基础之上用压缩小波的方法将变转速信号的分解为多项稳态信号。而阶比跟踪则是将信号从频域转换到阶比域完成信号的稳态化提取。文献[4]将阶比跟踪用于旋转设备的起停车故障检测, 结果表明阶比分析用于起停车分析较合适。考虑到起停车也可理解为时变工况, 因此认为阶比跟踪方法比较利于分析变转速类的时变工况信号。温广瑞等^[5]结合弗德卡曼阶比跟踪和全息谱的方法实现转子起停车的故障特征提取, 并证明这种方法能克服傅里叶变换的平均效应, 保留转子的瞬变信息; 孙宜权等^[6]应用 VKF-OT 实现发动机的失火故障在线实时诊断, 取得较好的成

果; 文献[7]将 VKF-OT 用于变工况下的转子的阶比跟踪, 验证了阶比跟踪的特性。以上研究说明 VKF-OT 在处理变工况条件下的振动信号具有较强的优势。

去趋势波动分析(DFA)在金融^[8]、医学^[9-10]等领域使用较广泛, 在机械设备故障诊断领域, Moura 等^[11]采用 DFA 进行齿轮故障的识别, 证明 DFA 用于提取齿轮的故障特征效果显著; 肖涵等^[12]分析齿轮振动信号具有双标度性, 用 DFA 方法成功提取了故障特征, 但并不能很好地解决任意工况下的齿轮故障诊断。文献[13]将 VKF-OT 和 DFA 有机结合, 实现了风电机组齿轮箱的变工况下的故障诊断, 但诊断结果稍显“粗糙”; 田再克等^[14]以 DFA 实现液压泵的退化特征提取。以上研究充分证明尺度指数特征用于表达机械状态, 具有良好的性能。

考虑到 VKF-OT 提取的变工况下的各阶阶比分量能较好地保留瞬变信息特征和 DFA 在提取早期局部微弱故障特征方面的优势, 但现存的 VKF-OT 和 DFA 精度稍低, 提出一种转频阶比大时间尺度的变工况下特征提取方法。最后, 通过风电机组齿轮箱故障实验平台所采集的信号验证算法的有效性和泛化能力。

收稿日期: 2017-11-27

基金项目: 国家自然科学基金(51765061); 新疆维吾尔自治区自然科学基金(2018D01C043)

通信作者: 姜 宏(1976—), 男, 博士、教授、博士生导师, 主要从事信号处理与分析方面的研究。onlyxjjh@xju.edu.cn

故障特征提取理论

1.1 VKF-OT算法

第2代 VKF-OT 将阶比信号表示为复包络和载波乘积,通过解调方式提取阶比分量。Kalman 滤波器设定以下2个条件:1)未知复包络是低阶平滑的;2)所有的待跟踪阶比分量的和与测得信号近似相等。平滑条件由结构方程描述,数据方程描述待跟踪阶次和与实测信号的关系。算法流程如图1所示。

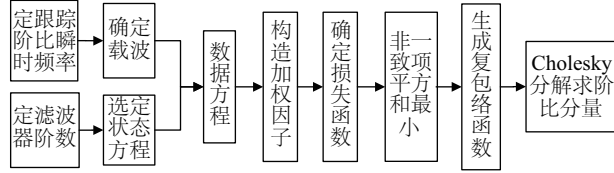


图1 VKF-OT算法流程

Fig. 1 Process of VKF-OT algorithm

VKF-OT 的阶比分量由复包络与载波乘积组成,通过复包络直接求出各转速下振幅及相位,完全摆脱 FFT 的平均效应,使幅值、相位精度更高,保证时变工况振动信号中的瞬变信息。具体的算法在文献[2,3,6,12]中有详细解释,本文中不再赘述。

1.2 去趋势波动算法(DFA)

设时间系列的振动信号 $x\{n\}(n=1,2,\dots,N)$, 去趋势波动分析的具体步骤:

1)求振动信号 $x\{n\}(n=1,2,\dots,N)$ 的累积离差:

$$y(k) = \sum_{i=1}^k [x(n) - \bar{x}], \quad k=1,2,\dots,N \quad (1)$$

式中, \bar{x} —— $x\{n\}$ 的均值。

2)将 $y(k)$ 等分成 N_s 个不重叠的区间,每个区间含有 s 个采用点,则有 $N_s = [N/s]$ (取整);

3)假设每个区间都有一个关于时间 t 的 p 阶趋势项,则每个区间内的趋势项可表达为:

$$y_s(k) = \sum_{j=0}^p \beta_j t^j \quad (2)$$

式中, β_j ——趋势项系数,由区间数据的最小二乘拟合得到, $j=0,1,2,\dots,p$ 。

4)去除每一个区间 $y(k)$ 的趋势项 $y_s(k)$:

$$\Delta y_s(k) = y(k) - y_s(k) \quad (3)$$

5)计算 $\Delta y_s(k)$ 的2阶波动函数:

$$F(s) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [\Delta y_s(k)]^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_s(k)]^2} \quad (4)$$

6)依据数据区间长度 s ,按照设定步长递增,重复

步骤2)~步骤5),即可拟合出波动函数 $F(s)$ 随 s 变化的曲线。计算 $F(s)$ 和 s 对数即可得到双对数坐标图,其中曲线斜率就是尺度指数 α [14],通过最小二乘法拟合 $\lg(F(s))$ 与 $\lg s$,求得 $\lg(F(s)) = \lg A + \alpha \lg s$ 。

2 转频阶比大时间尺度的分析

2.1 时间尺度特性分析

为明确小时间尺度参数的物理意义,以模拟信号说明。具体信号为:设 $x(t) = \sin(100\pi t)$ 、 $n(t) = \text{randn}(t)$ 、 $x(t)$ 是频率为 50 Hz 的周期性信号,可模拟齿轮的转频信号; $n(t)$ 为具有高斯分布特性的随机信号; $y(t) = x(t) + n(t)$ 为周期性信号和随机噪声的线性叠加。运用 DFA 分析并分别处理 $y(t)$ 、 $x(t)$ 、 $n(t)$,获得的尺度-波动函数双对数图如图2所示。

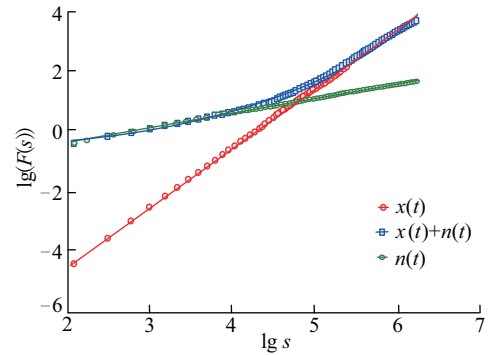


图2 DFA的双标度性

Fig. 2 Double scaling of DFA

分析图2可知,仿真信号 $y(t)$ 的双对数斜率就是尺度指数 α ,图中可清晰地观察到小时间尺度下对应的为小尺度指数,反之亦然。小尺度指数趋近于具有高斯分布特性的噪声信号 $n(t)$,而相对的大尺度指数则基本与周期信号 $x(t)$ 的尺度指数重合。因此可确定:1)小尺度指数表达的是高频(噪声成分)波动特征;2)尺度指数的逐渐增加,信号趋向于低频波动;3)大尺度指数下信号表现为低频周期波动特性;以上结论在图像上表现为随着尺度指数的逐渐增大信号由靠近噪声信号逐渐转变为向周期信号的逼近。

2.2 转频阶比大时间尺度的优势分析

VKF-OT 将阶比信号表示成复包络和载波的形式,通过解调的方式来提取阶比分量,抑制了转速波动带来干扰的同时较好地保留信号中的瞬变幅频信息,能实现精准提取各阶比分量。而齿轮故障诊断理论认为,不同故障状态的齿轮振动信号在频率分布和幅值上存在差

异,其中主要关注的信息包括转频和啮合频率分量,齿轮的局部故障(如齿根裂纹、齿面磨损和点蚀等)对应的信号特征大多在转频及其倍频中体现。基于此,将 VKF-OT 提取的转频成分作为主要分析对象更有利于齿轮局部故障的识别。考虑到 VKF-OT 提取的为动态转频成分,且在开始跟踪阶段精度较差,因此以转频阶比为研究对象所提取的特征应该尽量消除上述因素所带来的误差。DFA 算法主要用以消除信号幅值中存在的动态趋势成分,它以累积离差的方式实现转频成分的均值化,同时又有效去除转频成分中的远程趋势项,可为最大化的保留局部故障表征信息奠定基础。以 DFA 理论获取的时间尺度与频率是对应的,时间尺度越小所对应的频率越高。因此大时间尺度下的尺度指数反映的是表征齿轮故障特征的低频振动。

实际采集的变工况下的振动信号包含有整个齿轮箱中所有振动源的信息,若直接采用频谱分析,受幅、频调制和多种振动源和工况相互的干扰,导致故障特征难以清晰展示。针对这种问题采用转频阶比提取方法,虽可在一定程度上缓解工况变化引起的信号调制的问题,但同时也消除了隐藏在转频信号中的有用信息。DFA 算法提取的大时间尺度特征则可明显消除这一缺陷,所提取的小尺度指数反映的为去除远程趋势成分后的波动特性,更易于反映齿轮状态变化过程。将转频阶比与小时间尺度特征相结合,在继承了 VKF-OT 提取变工况信号的优势的同时,有效弥补了其带来的缺陷。所提取的大时间尺度特征本身精度更高,且具有良好的区分度,又可从变化混杂的周期性趋势成分之中,准确表征齿轮状态变化。

3 实验验证研究

3.1 实验数据的采取

使用美国 SQi 公司生产的齿轮箱振动实验平台来验证上述特征提取方法。如图 3 所示,该齿轮箱振动实验平台主要包含 DT9837 信号采集系统、608A11 型加速度传感器、CLUTCH PHC-100 型号磁粉加载器及齿轮故障实验台组成。齿轮故障实验台由带转速反馈的调速电机、两级齿轮变速箱组成。实验的主要参数为:高速轴的主动轮齿数为 36,从动轮齿数 90,低速轴的主动轮齿数为 29,从动轮齿数为 100,传感器固定在高速级轴的输入端。实验时,采样频率为 5 kHz,齿轮箱实验台的转速为 180~1800 r/min,负载为 6~50 N·m,获取区间内任意工况下的振动信号。

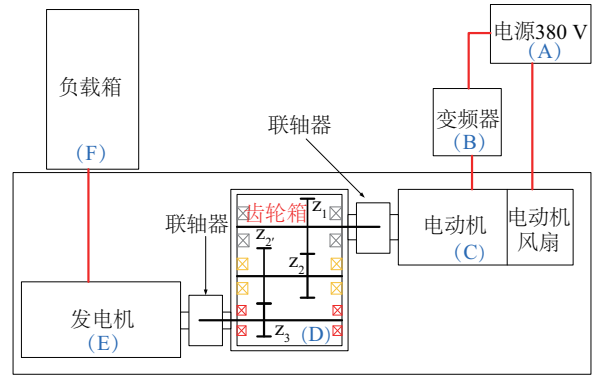


Fig. 3 Wind turbines vibration experiment platform

3.2 阶比分量提取

设定齿轮箱高速级输入端的转频和啮合频率作为阶比分量的提取频率,采用 3 dB 带宽、3 阶的 Vold-Kalman 滤波器,提取齿轮箱某时变工况下转频和啮合频率阶比信号如图 4、图 5 所示。实验时齿轮箱的转频在 30 Hz 以内,根据齿数可计算对应的啮合频率应在 1080 Hz 内,从图 4、图 5 可明显看到转频、啮合频率在达到 30、1080 Hz 时,信号基本消失,说明 VKF-OT 算法成功地将各转速下的转频和啮合频率分量提取出,较完整保存了齿轮箱的瞬变信息,即 VKF-OT 算法处理变转速工况信号具有较大的优势。

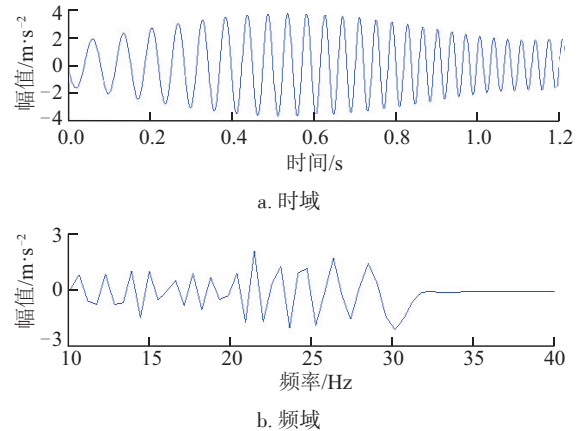
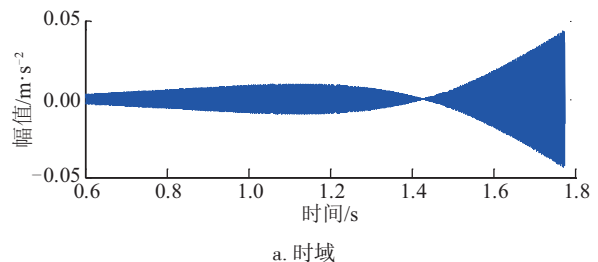
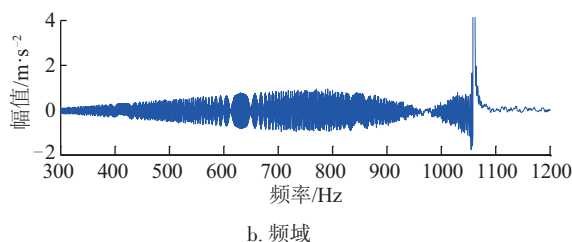


图4 转频阶比信号

Fig. 4 Rotation frequency order signal





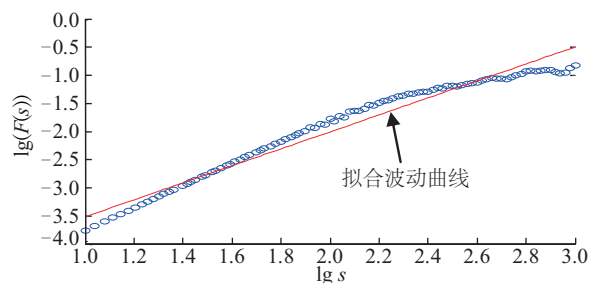
b. 频域

图5 啮频阶比信号

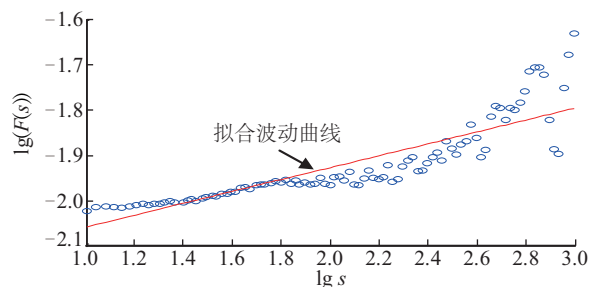
Fig. 5 Mesh frequency order signal

3.3 阶比分量时间尺度特性对比

设定趋势阶数 $p=1$; 波动点采用直线拟合; 最小区间数据点数 $s_{\min}=10$; 最大数据点数 $s_{\max}=1000$ 。则正常齿轮转频和啮频阶比分量的 DFA 波动点分布如图 6 所示, 直线表示波动点的拟合, 横坐标 $\lg s$ 为数据长度的对数, 即时间尺度; 纵坐标 $\lg(F(s))$ 为波动函数的对数形式, 故图中 $\lg s$ 和 $\lg F(s)$ 皆无量纲单位。



a. 转频阶比



b. 啮频阶比

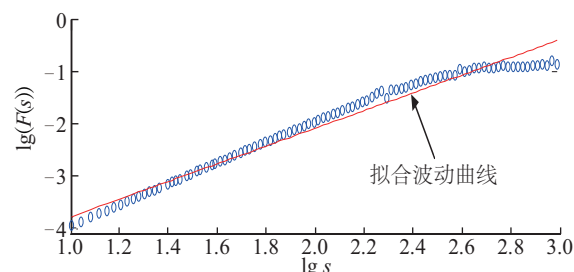
图6 正常齿轮阶比信号 DFA 曲线图

Fig. 6 DFA graph of normal gear order signal

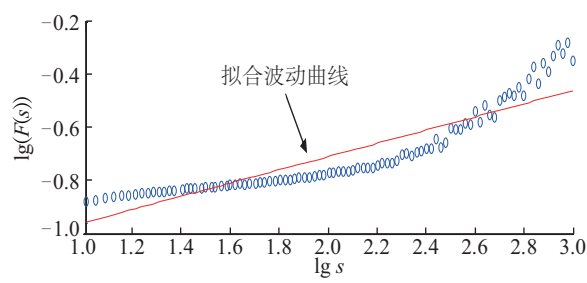
图 6a 转频信号的波动点分布整体较啮频信号的散度小, 分布的线性度也更好。初步表明, 由转频阶比所产生的特征精度远高于啮频阶比, 这与齿轮动力学分析结果相符。但两图中也可明显观察到, 在 $\lg s < 2$ 的小时间尺度范围内, 二者的拟合点的分布都较平滑。究其原因, $\lg s < 2$ 作为小时间尺度, 对应的为高频区间。而图 4b 中可明显看到, 转频阶比信号超过 30 Hz 以上的高频基本没有, 很平滑, 所以转频

DFA 曲线图的小时间尺度线性度最好; 因实验时使用的齿轮齿数为 36, 正常运转时, 齿轮箱啮合频率处于高频区间, 因此图 6b 中可看出, 在 $\lg s < 2$ 区间拟合点的分布比较均匀, 同理, 因为啮合频率不可能为低频, 故啮合频率阶比信号的分量 DFA 拟合点的分布呈随机特性, 说明这样的分布符合实际理论分析。同样的现象, 在齿根裂纹、齿面磨损转、啮频 DFA 曲线图中也可看到, 啮频信号的 DFA 点波动很大, 不符合一阶拟合曲线的要求, 而转频阶比分量的 DFA 点的分布比较均匀, 进一步说明以转频阶比提取尺度指数的必要性, 具体如图 7 和图 8 所示。

综合分析图 6~图 11, 啮频阶比的 DFA 拟合曲线本身存在较大的误差, 又考虑到齿轮动力学分析中, 认为齿轮的局部故障主要在转频中体现。因此选定转频阶比信号作为研究对象, 提取尺度指数作为故障特征。



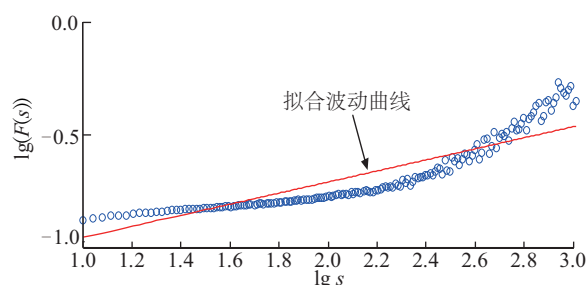
a. 转频阶比



b. 啮频阶比

图7 齿根裂纹阶比信号的分量 DFA 曲线图

Fig. 7 DFA graph of root cracks order signal



a. 转频阶比

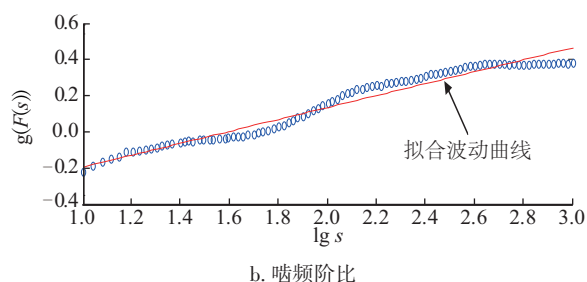


图8 齿面磨损阶比信号的分形曲线图

Fig. 8 DFA graph of tooth wear order signal

3.4 转频阶比大时间尺度特征提取

选定图 6a、图 7a、图 8a 这 3 种状态下的转频阶比作为分析对象,可清晰地观察到 DFA 的分布点呈双标度的特性,如图 9 所示。图 9 中的大、小尺度为时间尺度,对应的分别为小、大尺度指数。从图 9 中可看出: 1)所有图中的小时间尺度对应的都是大尺度指数,而大时间尺度对应的为小尺度指数,这与原始的 DFA 理论分析结果不同,主要是因为 VKF-OT 分解过程造成的;

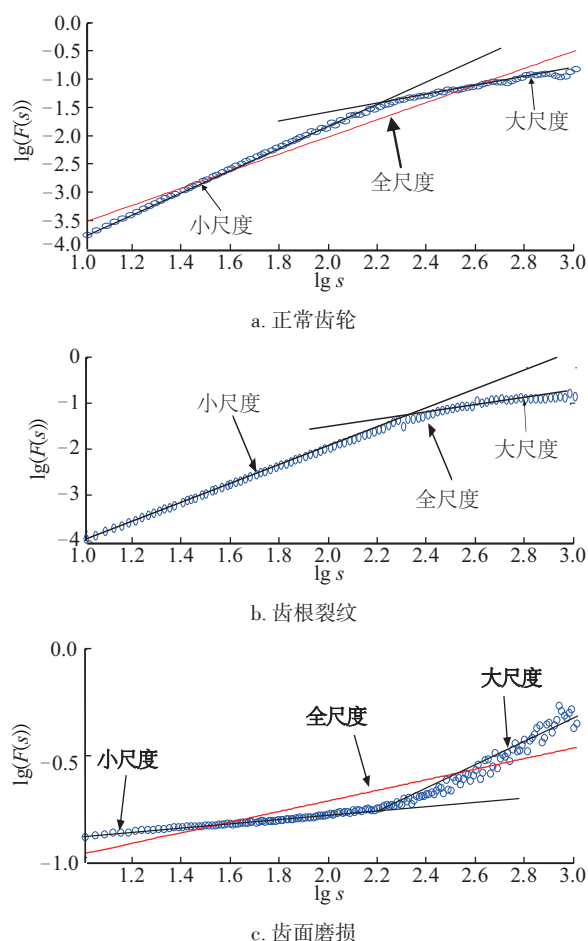


图9 转频阶比分量的双标度曲线

Fig. 9 Dual scale curve of rotational frequency order

2)全尺度曲线的拟合度不准确,如果不进行标度的区分,全尺度指数 α 误差较大,基本不适用于作为故障特征参数;3)转频的小时间尺度虽然曲线拟合度较好,但其本身代表转频中高频不存在的部分,不利于故障的表现;4)大时间尺度对应的为消除远程相关性后的低频成分,基本不包含噪声成分,且线性度大大增加。因此以大时间尺度对应的小尺度指数作为故障特征更利于故障状态的区分。

4 特征分布

为表明转频阶比大时间尺度特征的区分优势,分别提取正常、齿根裂纹和均匀磨损任意时变状态各 50 组振动信号。绘制原信号的全尺度指数、转频阶比全尺度指数和转频阶比小尺度指数的特征分布,如图 10~图 12。对比各特征分布图可看出,使用原信号直接进行去趋势波动分析用来处理时变工况的振动信号,其区分效果最差,重合较大,且特征分布不均匀,呈随机分布的趋势;转频阶比的全尺度特征的区分度得到大大改善,但整体的分布存在部分重合,类间区分度不好;转频阶比小尺

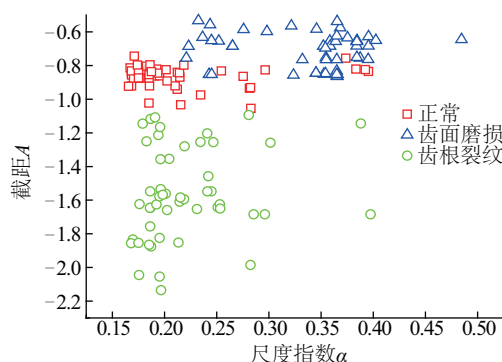


图10 原信号DFA特征分布图

Fig. 10 DFA characteristic distribution of original signal

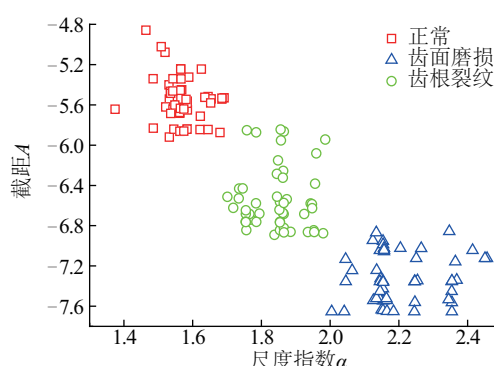


图11 转频阶比信号DFA特征分布图

Fig. 11 DFA characteristic distribution of rotation frequency order signal

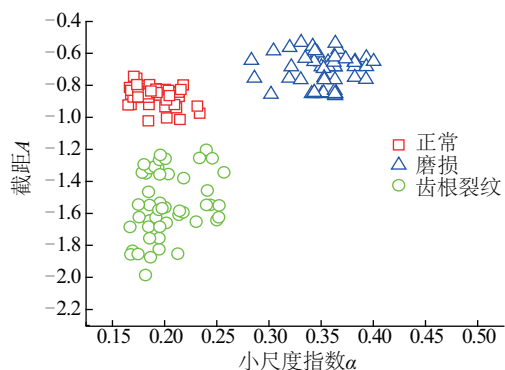


图 12 转频阶比小尺度指数分布图

Fig. 12 Small scale index of rotation frequency order signal

度指数的分布类间散度最大,且类内分布具有良好的中心聚集性。因此,对比发现,转频阶比小尺度指数对变工况齿轮故障状态的区分具有最优性能。

5 结 论

通过理论分析结合试验验证,提出转频阶比小尺度指数特征提取方法可明显区分齿轮箱时变工况下的早期齿轮故障信号,通过这种方法可揭示:

- 1) VKF-OT 能有效地提取变转速工况下的随转速变化的各阶比分量,并且有效保留其瞬变信息;
- 2) 在任意时间尺度下,转频阶比分量相对于原信号和啮合频率阶比分量的 $\lg(F(s))$ 与 $\lg s$ 呈现的线性关系更好;
- 3) 小尺度指数作为变工况下的故障特征区分度更好;
- 4) VKF-OT 结合 DFA 的双标度特性,可更有效抑制因变工况所引起的频幅调制,提取的特征有利于区分时变工况下的齿轮的早期局部微弱故障,可用于提前发现齿轮的退化状态,预防断齿等重大故障的发生。

[参考文献]

[1] 赵晓平, 张令弥, 郭勤涛. 旋转机械阶比跟踪技术研究进展综述[J]. 地震工程与工程振动, 2008, 28(6): 213-219.
ZHAO X P, ZHANG L M, GUO Q T. Advances and trends in rotational machine order tracking methodology [J]. Journal of earthquake engineering and engineering vibration, 2008, 28(6): 213-219.

[2] 杨扬. 参数化时频分析理论、方法及其在工程信号分析中的应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2013.
YANG Y. Theory methodology of parameterized time-frequency analysis and its application in engineering signal processing [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong

University, 2013

- [3] 龚安民, 王炳和, 曲毅. 基于同步压缩小波变换的通信信号调制识别[J]. 电光与控制, 2015, 22(12): 50-54.
GONG A M, WANG B H, QU Y. Modulation recognition of communication signals based on synchrosqueezed wavelet transform [J]. Electronics optoelectronics & control, 2015, 22(12): 50-54.
- [4] WANG K S. Approaches to the improvement of ordertracking techniques for vibration based diagnostics for in rotating machines[D]. South Africa: University of Pretoria, 2010.
- [5] 温广瑞, 江铖. 基于弗德卡曼阶比跟踪的转子起停车故障特征提取方法及应用[J]. 振动与冲击, 2016, 35(2): 64-68.
WEN G R, JIANG C. Fault feature extraction from the vibration signals in rotor start-up or slowdown processes based on order tracking and Holospectrum [J]. Journal of vibration and shock, 2016, 35(2): 64-68.
- [6] 孙宜权, 张英堂. 运用 Vold-Kalman 阶比跟踪的发动机失火故障在线诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(6): 1014-1018.
SUN Y Q, ZHANG Y T. Method for diagnosing misfiring fault of engine online based on Vold-Kalman order track [J]. Journal of vibration, measurement & diagnosis, 2013, 33(6): 1014-1018.
- [7] 傅炜娜. 基于 Vold-Kalman 跟踪滤波的旋转机械阶比分析方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2010.
FU W N. Research on rotating machine order analysis method based on Vold-Kalman tracking filter [D]. Chongqing: Chongqing University, 2010.
- [8] ALVAREZ-RAMIREZ J, RODRIGUEZ E, ECHEVERRIA J C. A DFA approach for assessing asymmetric correlations [J]. Physica A, 2009, 388: 2263-2270.
- [9] ECHEVERRIA J C, ALVAREZ J, RAMIREZ Z, et al. Fractal and nonlinear changes in the long-term baseline fluctuations of fetal heart rate [J]. Medical engineering & physics, 2012, 34(4): 466-471.
- [10] LIM J H, KHANG E J, LEE T H, et al. Detrended fluctuation analysis and Kolmogorov-Sinai Entropy of electroencephalogram signals [J]. Physics letters A, 2013, 377(38): 2542-2545.
- [11] DE MOURA E P, VIEIRA A P, IRMÃO M A S. Applications of detrended-fluctuation analysis to gearbox fault diagnosis [J]. Mechanical systems and signal processing, 2009, 23(12): 682-689.

- [12] 肖涵, 吕勇, 王涛. 齿轮振动信号的去趋势波动分析及其在故障分类中的应用[J]. 机械工程学报, 2015, 28(2): 331-336.
XIAO H, LYU Y, WANG T. Detrended fluctuation analysis to gear's vibration signals and its application in fault classification [J]. Chinese journal of mechanical engineering, 2015, 28(2): 331-336.
- [13] 章翔峰, 孙文磊, 姜宏. 基于 VKF-OT 和 DFA 的齿轮时变状态特征提取方法[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 28(16): 331-336.
ZHANG X F, SUN W L, JIANG H. Research on feature extraction method of gear's vibration signals under time-varying state based on VKF-OT and DFA [J]. Journal of vibration, measurement & diagnosis, 2017, 28 (16) : 331-336.
- [14] 田再克, 李洪儒, 孙健, 等. 基于改进 MF-DFA 的液压泵退化特征提取方法[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(1): 140-147
TIAN Z K, LI H R, SUN J, et al. Degradation feature extraction of hydraulic pump based on improved MF-DFA [J]. Journal of vibration, measurement & diagnosis, 2017, 37(1): 140-147.

APPLICATION OF FREQUENCY ORDER-LARGE TIME SCALE TO LOCAL FAULT IDENTIFICATION OF GEAR UNDER TIME-VARYING CONDITIONS

Jiang Hong, Zhang Xiangfeng

(School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

Abstract: In order to further improve the distinction degree between characteristics of VKF-OT and DFA algorithm under time-varying conditions, a large time-scale feature extraction method is proposed, which takes rotation frequency order signal as the main research object. The method takes rotation and mesh frequency as the extraction frequency of VKF-OT to obtain two kinds of order signals under any time-varying conditions. By analyzing and comparing the scale index characteristics and physical meaning of two kinds of signals, it is found that rotation frequency order signal has better representation ability than that of meshing frequency signal, and the small scale index corresponding to the large time scale has better state discrimination than that of the large scale and full scale index. Finally, 150 sets of vibration signals of gear under different working conditions are taken as verification objects. The results show that the extracted frequency order-large time scale is more conducive to the identification of the partial weak faults in the gear under arbitrary changing conditions.

Keywords: time varying conditions; local faults; rotating frequency; small scale index; fault diagnosis