

稀疏表征在滑动轴承转子特征提取中的应用*

郭明军^{1,2}, 李伟光², 杨期江³, 赵学智²

(1. 广西科技大学机械与汽车工程学院 柳州, 545616) (2. 华南理工大学机械与汽车工程学院 广州, 510640)
(3. 广州航海学院轮机工程学院 广州, 510725)

摘要 针对实测的主轴位移信号存在噪声污染的问题, 提出一种稀疏表征特征提取算法(简称稀疏算法), 该算法包括字典构造和稀疏系数求解两个步骤: 根据转子信号的周期性特点构造余弦字典, 采用匹配追踪算法根据内积最大原则求解稀疏系数。采用该算法对低信噪比仿真信号中的单个频率和多个频率成分分别进行提取, 提取信号的波形与对应的理想信号波形几乎完全重合, 从而验证了所提算法的有效性。将此稀疏算法用于大型滑动轴承试验台转子的轴心轨迹提纯, 效果优于谐波小波算法。采用笔者提出的算法得到的轴心轨迹清晰、集中, 成功识别了转子的晃荡以及不对中状态。此外, 该算法同样适用于其他旋转机械的状态识别。

关键词 滑动轴承; 特征提取; 稀疏表征; 匹配追踪; 轴心轨迹
中图分类号 TH113.2; TN911.72

引言

转子系统是旋转机械的关键部件, 其工作性能直接决定旋转机械的稳定性和安全性, 一旦发生故障将对机器安全造成严重威胁, 因此研究转子系统的状态识别与诊断方法意义重大^[1]。笔者所在团队自主研发了一种可模拟汽轮机实际工况的大型滑动轴承试验台^[2], 为了监测其转子系统的振动情况, 提出一种基于稀疏表征理论的信号处理方法来对其轴心轨迹进行提纯, 进而识别其工作状态。

轴心轨迹是一种重要的图形征兆, 其包含了旋转机械的丰富的运行状态信息, 可通过同一轴截面相互垂直布置的两个位移传感器获取的转子振动位移信号合成轴心轨迹, 进而识别转子的状态类型^[3]。实际采集的振动信号因受到各种干扰因素的影响, 导致直接合成的轴心轨迹形状杂乱无章而无法判断状态类型。为获得清晰的轴心轨迹, 数字或模拟低通滤波法^[4]、小波变换和小波包变换^[5]、经验模态分解^[6]等方法已经相继用于转子轴心轨迹的提纯。但是, 低通滤波序列有限、小波变换会造成细节信号的丢失、而小波包变换也存在频谱泄露的缺陷^[7], 这些使得它们的应用范围受到限制。

近年来, 稀疏表征技术因能用较少的基本信号(即原子)的线性组合来表达大部分或全部原始信

号^[8], 已成为分析非平稳信号的重要工具, 并成功应用于图像处理^[9]、压缩感知^[10]和故障诊断^[11]等领域。Duarte等^[9]基于稀疏表征理论提出了一种通过压缩采样实现单像素成像的方法。Lustig等^[10]基于压缩感知数学理论, 提出了一种实用的非相干欠采样方案, 并对其混叠干扰进行了分析。He等^[11]针对齿轮箱传统特征提取方法忽略稳态调制成分的缺陷, 提出一种基于匹配追踪的齿轮箱耦合调制信号分离方法, 并通过仿真和试验验证了算法的有效性。

稀疏表征算法理论包括冗余字典构建和利用字典(稀疏地)表示样本两个阶段。解析法^[12]是最为常用的一种字典设计方法, 基本原理是通过选取已知的基函数及其等价变换式构建字典, 如小波字典、Gabor字典和余弦字典^[13-14]等。该类字典高度结构化且具有运算速度快的优点, 若能根据实际工况恰当选择基函数构建字典, 可获得理想的效果^[10]。匹配追踪(matching pursuit, 简称MP)算法是一种通用的求解稀疏系数的方法, 具有良好的抗噪性能, 可用于旋转机械的轴心轨迹提纯^[15]。

针对实测转子振动信号受噪声干扰的问题, 根据旋转机械的运动特点, 笔者提出一种基于稀疏表征理论的特征频率提取算法(简称稀疏算法): 选取余弦波函数为基本原子并进行归一化处理, 通过改

* 国家自然科学基金资助项目(51875205; 51875216); 广东省自然科学基金资助项目(2018A030310017); 广东省教育厅资助项目(2017KQNCX145); 广州市科技计划资助项目(201904010133)

收稿日期: 2019-06-01; 修回日期: 2019-08-11

变原子的频率和相位参数来构造过完备字典集;采用匹配追踪算法,根据内积最大原则从字典集中挑选最佳原子,进而可用于提取指定的特征频率。通过仿真信号验证了算法的有效性。最后,将该算法用于大型滑动轴承转子的轴心轨迹提纯,效果优于谐波小波算法,成功识别了转子的晃荡及不对中状态。

1 稀疏表征基本理论

1.1 字典集构造

旋转机械通常工作在稳定的转速工况下,此时的位移信号常包含转速的基频、二倍频及高次谐波等周期性成分,偶尔也会出现分数倍频及其高次谐波成分。此外,振动信号还有可能受到随机噪声的干扰。根据上述特点,采用余弦波模型来构建字典,即有

$$d_i = \cos(2\pi f_i t_i + \alpha_i) \quad (1)$$

其中: f_i 和 $t_i(i=1,2,\dots,m)$ 分别为频率和时间参数; α_i 为相位参数。

对式(1)进行归一化处理有 $\|d_i\|=1$ 。

首先,假设 f 为某个待提取的频率分量,根据振动信号的频谱特征,在 f 的邻域 $[f-\Delta f, f+\Delta f]$ 内,将其分成 m 等分,有

$$f_i = f - \frac{(m-2)\Delta f}{m} \quad (2)$$

其次,将相位参数 α_i 在区间 $[0, 2\pi]$ 内分成 n 等分,可得

$$\alpha_i = 2\pi/n \quad (3)$$

最后,在 N 维 Hilbert 空间 $H \in R^N$ 中,由所有这些不同参数的原子构成具有 $m \times n$ 个原子的过完备字典集,即有

$$D = \{d_i, i = 1, 2, \dots, m \times n\} \quad (4)$$

1.2 稀疏系数求解

MP算法是一种通用的求解稀疏系数的方法,具有良好的抗噪性能,可用于旋转机械的轴心轨迹提纯^[15]。在1.1节中,已经在 N 维 Hilbert 空间中构建了过完备字典 D 。假设任意信号 $y \in H$,先从过完备字典集中选出与信号 y 最匹配的原子 d_1 ,其条件为 d_1 与 y 的内积最大,即有

$$\langle y, d_1 \rangle > \langle y, d_i \rangle \quad (i \neq 1; d_i \in D) \quad (5)$$

经过第1次匹配,信号可分解为

$$y = \langle y, d_1 \rangle d_1 + R_1 y \quad (6)$$

其中: $R_1 y$ 为第1次分解后的剩余量,且满足 d_1 与 $R_1 y$ 正交。

故有

$$\|y\|_2^2 = \|\langle y, d_1 \rangle\|_2^2 + \|R_1 y\|_2^2 \quad (7)$$

再对 $R_1 y$ 进行类似的匹配,可选出第2个最匹配的原子,依此类推,经过 k 次匹配之后有

$$y = \sum_{i=0}^{k-1} \langle y, d_i \rangle d_i + R^k y \quad (8)$$

其中: $R^k y$ 为 k 次匹配之后的残余分量,其绝对值大小随着 k 的增大而迅速衰减为 $0^{[8]}$ 。

在给定精度条件下,原始信号可以近似为

$$y \approx \sum_{i=0}^{k-1} \langle y, d_i \rangle d_i \quad (9)$$

2 基于稀疏表征理论的特征频率提取算法

2.1 算法流程

1) 对给定信号进行零均值化处理,并绘制隔离直流分量信号的频谱图。

2) 根据式(1)选取余弦波模型为基本原子并进行归一化处理。

3) 根据待提取频率 f 的位置及频谱图特征,取 $\Delta f = \delta$ (δ 为某个较小正数),按式(2)、式(3)通过改变原子的频率和相位参数来构造过完备字典集 D 。

4) 采用匹配追踪算法^[15],根据内积最大原则从字典集 D 中挑选最佳原子,依次提取出指定的特征频率。

5) 将所有提取出的单个分量信号叠加,即可恢复得到提纯的信号。

2.2 实例分析

为了验证文中算法,任意构造一个信号

$$x(t) = 1.5\sin(10\pi t + 0.5) + 2.0\sin(20\pi t + 0.8) \quad (10)$$

其中: $x_1(t) = 1.5\sin(10\pi t + 0.5)$; $x_2(t) = 2.0\sin(20\pi t + 0.8)$ 。

对信号 $x(t)$ 在 $[0, 2\pi]$ 内采集1024个点,并叠加倍信噪比为0.25 dB的高斯白噪声,结果如图1(a)所示。从图中已经难以看清信号时域波形的真实面貌,可见噪声干扰较严重。图1(b)为含噪信号的频谱图。

采用文中提出的稀疏算法对含噪信号进行提纯,结果如图2所示。图2(a)中的虚线为理想的

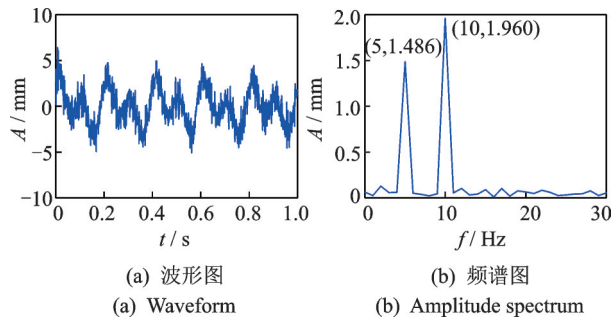


图 1 原始含噪信号
Fig.1 Original noisy signal

$x(t)$,实线为原始信号的提纯结果。由图可知,提纯信号和理想信号几乎完全重合;图 2(b)为提纯信号的频谱图,由频谱图可知,提纯得到的确实为原始信号中的 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 分量,两者的幅值大小分别为 1.491 和 1.983 mm,而在原始含噪信号中(图 1(b)),其幅值大小分别为 1.486 和 1.960 mm,稀疏算法的提取结果与其极为接近,这是由噪声的影响所致。可见,采用稀疏算法把原始信号中的 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 分量基本完整地提取出来。图 2(c),(d)分别为单个分量 $x_1(t)$, $x_2(t)$ 的提取结果。由图可知,两者与理想信号 $x(t)$ 中对应的分量信号的波形基本重合。

综上所述,采用稀疏算法对含噪信号的提纯效果很好,不仅能够同时提取多个频率成分,而且对单

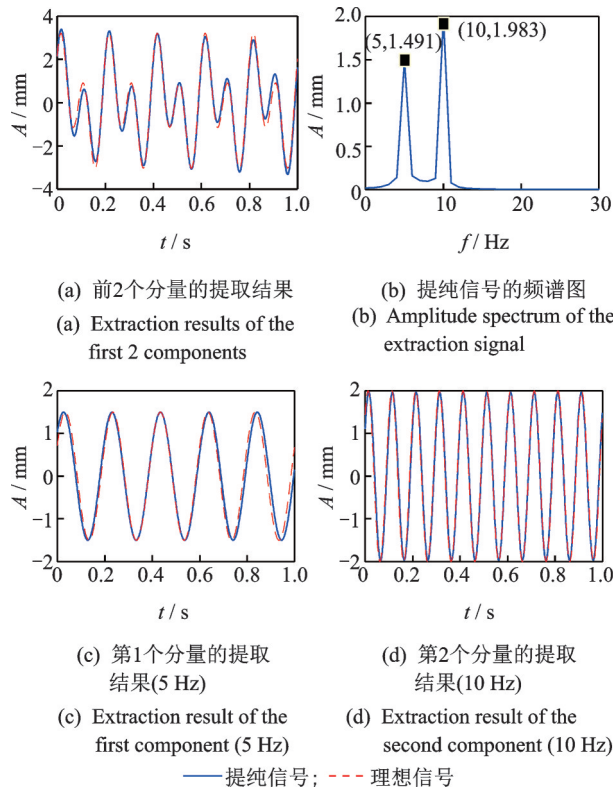


图 2 不同分量的提取结果
Fig.2 Extraction results of different components

个信号分量的提取效果也很理想,重构信号幅值精度高,从而验证了所提算法的有效性。

3 试验分析

3.1 试验装置介绍

文中的试验数据来源于课题组自主研发的能够模拟汽轮机实际工况的滑动轴承试验台(图 3),该装置主要由左右 2 个试验轴承、轴承支座、大功率伺服电机、推力轴承机构、基座、在线测控系统及液压站等组成。通过在大、小铸铁台面之间添加减振阻尼材料、地基与大铸铁台面之间安装空气弹簧等措施,降低外界干扰对轴承-转子系统的影响,从而最大程度地隔绝外界因素对试验台的干扰^[2]。

分别在试验台主轴两端(A,B端面)垂直方向两边斜 45°位置各布置一个电涡流传感器,标记为 D_1, D_2, D_3, D_4 ,传感器安装示意图如图 4 所示,对应位置测得的信号记为 d_1, d_2, d_3, d_4 。图 5 为便携式 LMS SCADASD 多功能数据采集系统,与位移传感器输出端直接相连,可对转子振动信号进行采集。

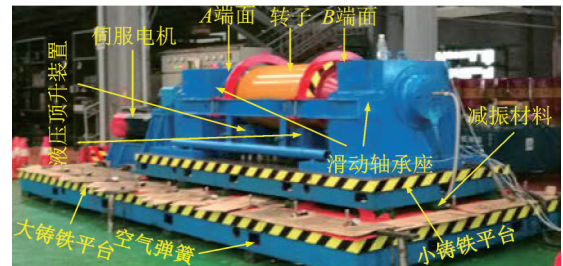


图 3 试验台实物图
Fig.3 Rotor test-bed

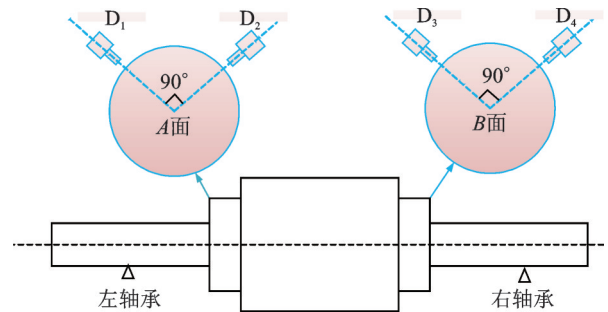


图 4 位移传感器安装示意图
Fig4 Location of displacement sensors

3.2 振动信号分析

文中对某次试验中 1 080 r/min(18 Hz)转速工况下的 A,B 两端面的位移信号进行分析,当采样频率为 2 048 Hz 时采集 4 096 个数据点,结果如图 6,7 所示。

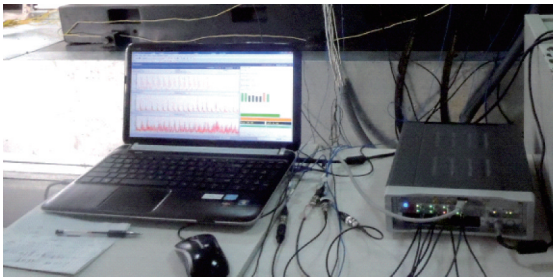


图5 LMS数据采集系统

Fig.5 LMS data acquisition system

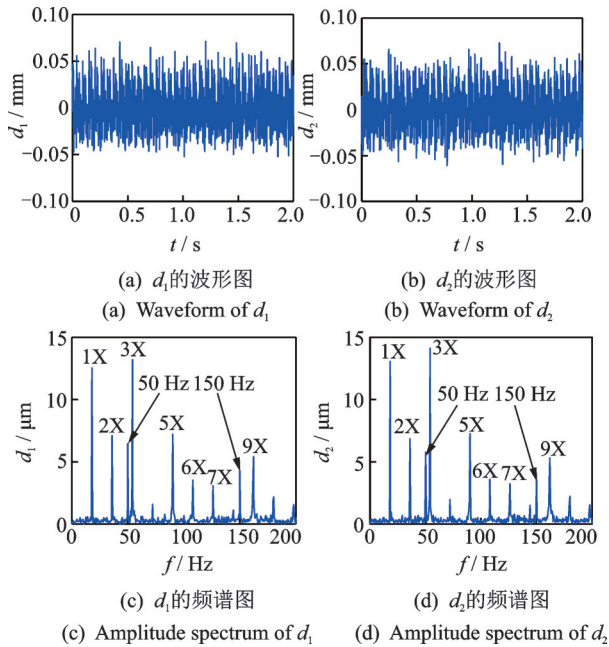


图6 A端面的位移信号

Fig.6 Signals at face A

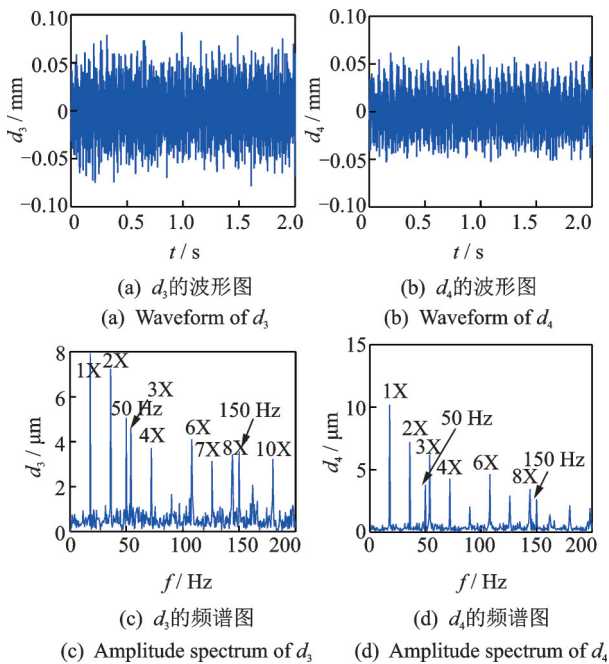


图7 B端面的位移信号

Fig.7 signals at face B

由图6,7可知,在1080 r/min转速工况下,转子两端信号的时域波形复杂,在整个频带内存在工频干扰、随机噪声及高频谐波分量的干扰。

4 轴心轨迹提纯

轴心轨迹可以形象直观地表征转子系统的运行状态,通过提纯的轴心轨迹形状可以识别旋转机械的状态类型,如外“8”字形或香蕉形对应不对中状态、花瓣形对应转子的复杂的晃荡状态^[3]。下面采用笔者提出的稀疏算法进行轨迹提纯,并给出谐波小波算法的提纯结果作对比。

4.1 基于稀疏算法的轴心轨迹提纯

利用图6,7中的两组信号分别合成轴心轨迹,如图8所示。由图8可知,未经提纯的轴心轨迹显得杂乱无章。采用笔者提出的稀疏算法分别对图8中的轴心轨迹进行提纯。将 B_i 定义为轴心轨迹线的最大宽度,可用于衡量轴心轨迹的提取效果, B_i 越小表示提纯效果越好,反之则越差。

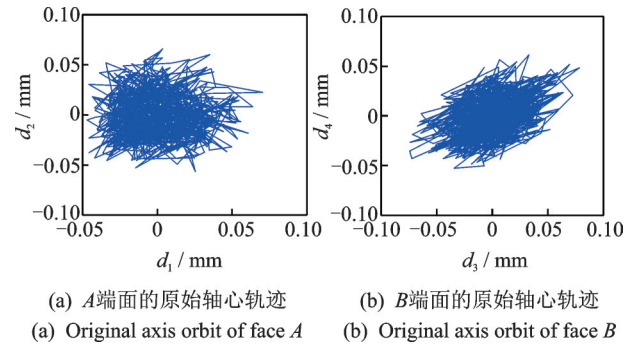


图8 原始轴心轨迹图

Fig.8 Original axis orbits

端面A:根据图6(c),(d)中信号的频谱特征,分别提取幅值最大的前两个信号分量1X和3X,结果如图9所示。由图可知,提取的信号中工频干扰、随机噪声及高频谐波成分都被滤除。可见,稀疏算法的特征提取效果很理想。

由图9中的信号合成的轴心轨迹如图10所示。由图可知,轴心轨迹为“花瓣形”,说明端面A处,转子运动晃荡得厉害,转子运行状态较复杂。图10中 $B_1=0.526 \mu\text{m}$ 。

端面B:根据图7(c),(d)中信号的频谱特征,分别提取幅值最大的前2个信号分量(1X和2X),结果如图11所示。由图可知,信号中的随机噪声及高次谐波成分得到有效滤除,2个特征频率之间的过渡

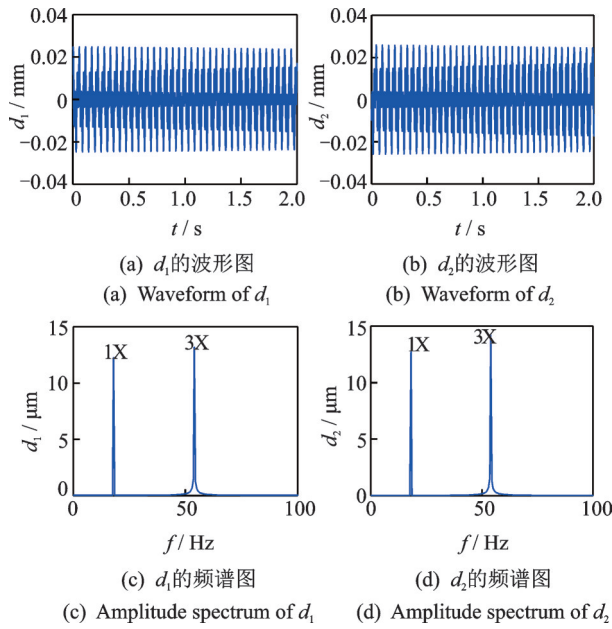


图 9 端面 A 的信号提纯结果

Fig.9 Purified signals of face A

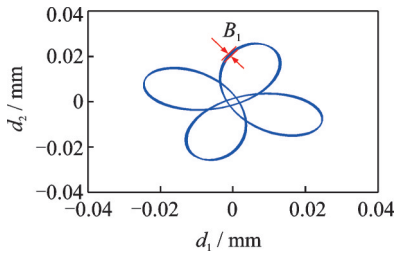


图 10 端面 A 的提纯轴心轨迹图

Fig.10 Purified axis orbit of face A

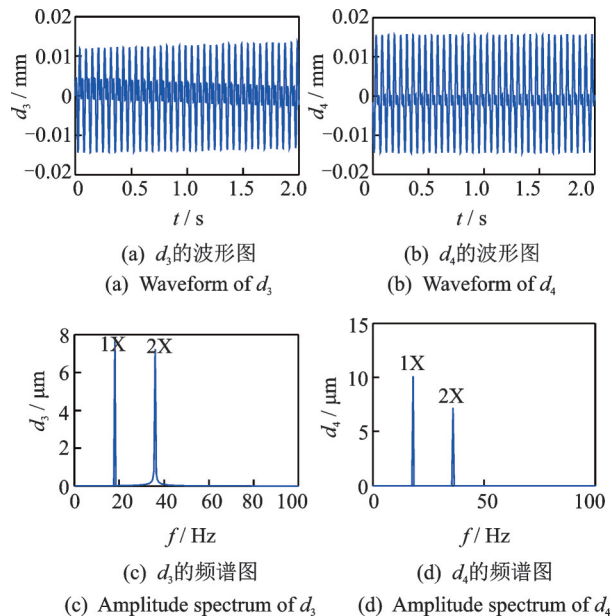


图 11 端面 B 的信号提纯结果

Fig.11 Purified signals of face B

带也很干净。

由图 11 中的信号合成的轴心轨迹如图 12 所

示。由图可知,轴心轨迹为“香蕉形”,说明端面 B 处,转子存在不对中。图 12 中 $B_2=0.833 \mu\text{m}$ 。

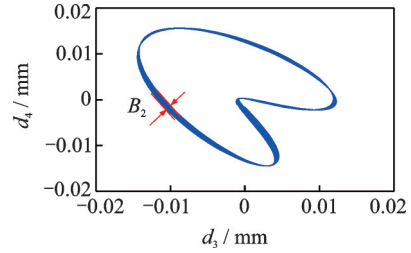


图 12 端面 B 的提纯轴心轨迹图

Fig.12 Purified axis orbit of face B

由上述分析可知,转子在 A,B 端分别表现出了不同的动力学行为、存在不同的状态类型,这是由于转子在 A 端面同时受到联轴器、转子不平衡力及转子与轴承之间动压油膜力的综合作用,而其在 B 端面的运动状态仅由动压油膜力和不平衡力所决定的缘故。

4.2 基于谐波小波算法的轴心轨迹提纯

谐波小波变换具有明确的数学表达式和良好的相位锁定特性,且其算法简单,通过信号的傅里叶变换及其逆变换就能实现^[3],其具体的算法流程如下。

1) 根据采样频率 f_s 、待提取的频率 f_i 确定分解层数 n 及带宽 B :

$$B = f_s / 2^{n+1} \quad (11)$$

2) 确定包含特征频率的频带的上下限

$$\begin{cases} m = iB \\ n = (i+1)B \quad (i = 1, 2, \dots, 2^n - 1) \end{cases} \quad (12)$$

其中: i 为子带号; m, n 分别为子带的上下限。

3) 将谐波小波变换频域离散化

$$\psi_{m,n}(f) = \begin{cases} 1/[2\pi(n-m)] & f \in [mN/f_s, nN/f_s] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

其中: f_s 为信号的采样频率。

4) 对需要分析的信号进行快速傅里叶变换,得到信号的频谱 $F(f)$;

5) 计算子带号 i 经谐波小波变换后的频谱

$$W_f(n, i, f) = aF(f) \bar{\psi}_{m,n}(f) \quad (14)$$

其中: $a = 4\pi(n-m)$ 为谐波小波的幅值修正系数。

6) 对 $W_f(n, i, f)$ 进行逆傅里叶变换,可得经过谐波小波处理后的特征信号。

采用谐波小波算法对图 6,7 所示的 2 组信号进行提纯。

端面 A:采用谐波小波算法分别提纯图 6 中信号 d_1, d_2 的基频和三倍频。进行 8 层分解,取带宽 4 Hz,基频 18 Hz、三倍频 54 Hz 分别落在 [16, 20] 和 [52, 54] 的频带内,结果如图 13 所示。由图可知,提取的子带中存在部分随机噪声。

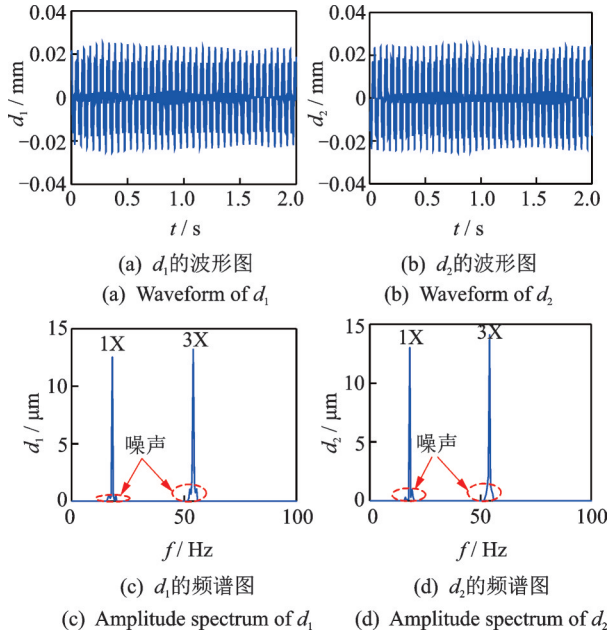


图 13 端面 A 信号的谐波小波提纯结果

由图 13 中的信号合成的轴心轨迹如图 14 所示 ($B_3=3.47 \mu\text{m}$)。与图 10 ($B_1=0.526 \mu\text{m}$) 相比,显然有 $B_3 > B_1$,说明谐波小波提纯的轴心轨迹比较分散。这是由于采用谐波小波算法提取的子带内夹杂了部分随机噪声的缘故,这一点从图 13 中的提纯信号也可以看出。

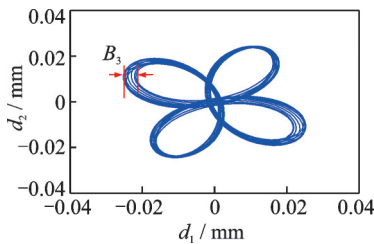


图 14 端面 A 的谐波小波提纯轴心轨迹

端面 B:采用谐波小波算法分别提纯图 7 中信号 d_3, d_4 的基频和二倍频。进行 7 层分解,取带宽 8 Hz,基频 18 Hz、二倍频 36 Hz 分别落在 [16, 24] 和 [32, 40] 的频带内,结果如图 15 所示。由图 15 可知,提取的信号中依然存在部分随机噪声成分。

由图 15 中的信号合成的轴心轨迹如图 16 所示

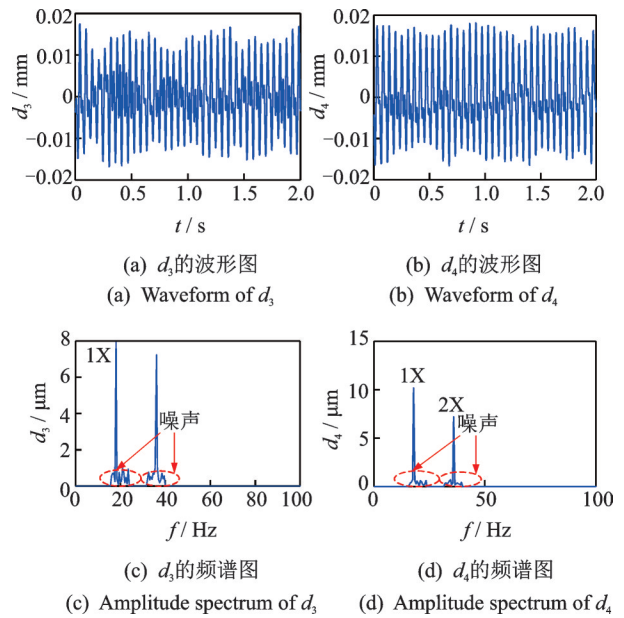


图 15 端面 B 信号的谐波小波提纯结果

Fig.15 Purified signals of face B using harmonic wavelet

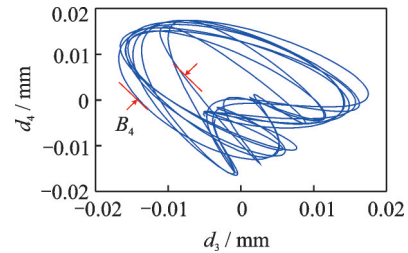


图 16 端面 B 的谐波小波提纯轴心轨迹

Fig.16 Purified orbit of face B using harmonic wavelet

($B_4=6.93 \mu\text{m}$)。与图 12 ($B_2=0.833 \mu\text{m}$) 相比,采用谐波小波提纯的轴心轨迹分散得多 ($B_4 > B_2$),这是由于采用谐波小波算法提取的子带内夹杂了部分随机噪声的缘故。

5 结论

1) 提出一种基于稀疏表征理论的特征频率提取算法:根据旋转机械振动信号的周期性特点,构建余弦字典;采用匹配追踪算法求解稀疏系数。

2) 通过仿真案例的分析,验证了笔者提出的稀疏算法的有效性。研究表明,该算法分别在多个频率及单个频率的提取方面都具有良好的特征提取效果和较高的幅值精度。

3) 将笔者提出的稀疏算法应用于大型滑动轴承试验台转子的轴心轨迹提纯,成功识别转子的晃动及不对中状态,提纯效果优于谐波小波算法。此外,该算法同样适用于其他旋转机械的故障诊断。

参 考 文 献

- [1] DIMOND T, YOUNAN A, ALLAIRE P. A review of tilting pad bearing theory [J]. International Journal of Rotating Machinery, 2011, 38(3):1-24.
- [2] LI W G, YANG Q J, ZHAO W, et al. A study of the dynamic performance of tilting pad bearing consideration thermohydrodynamic and perturbation frequency effects [J]. Journal of the Balkan Tribological Association, 2016, 22(2): 1452-1467.
- [3] LI Z, LI W G, ZHAO X Z. Feature frequency extraction based on principal component analysis and its application in axis orbit [J]. Shock and Vibration, 2018, 2018:1-17.
- [4] 项春. 采用多通道数字滤波器的轴心轨迹提纯[J]. 水力发电, 2007, 33(3):60-62.
XIANG Chun. Purification of rotor center's orbit with Muti-channel digital signal filters [J]. Journal of Water Power, 2007, 33(3):60-62.(in Chinese)
- [5] 孙增寿, 李晓鹏, 韩培琰, 等. 基于小波包样本熵的连续梁桥损伤识别[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(5): 916-921.
SUN Zengshou, LI Xiaopeng, HAN Peiyan, et al. Damage identification for continuous girder bridge based on wavelet packet sample entropy [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(5): 916-921. (in Chinese)
- [6] 郝如江, 李非. EMD 端点效应抑制方法[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(2):341-345.
HAO Rujiang, LI Fei. A new method to suppress the EMD endpoint effect [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(2):341-345. (in Chinese)
- [7] 李舜酩, 郭海东, 李殿荣. 振动信号处理方法综述[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8): 1907-1915.
LI Shunming, GUO Haidong, LI Dianrong. Review of vibration signal processing methods [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(8): 1907-1915. (in Chinese)
- [8] MALLAT S G, ZHANG Z F. Matching pursuits with time-Frequency dictionaries [J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1993, 41(12):3397-3415.
- [9] DUARTE M F, DAVENPORT M A, TAKHAR D, et al. Single-pixel imaging via compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 83-91.
- [10] LUSTIG M, DONOHO D, PAULY J M. Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2007, 58(6):1182-1195.
- [11] HE G L, DING K, LIN H B. Gearbox coupling modulation separation method based on match pursuit and correlation filtering [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 66: 597-611.
- [12] 李城华, 王悦民, 朱龙翔, 等. 改进匹配追踪法在导波检测信号处理中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(1):111-115.
LI Chenghua, WANG Yuemin, ZHU Longxiang, et al. Application of improved matching pursuit method in guided wave signal processing [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(1): 111-115. (in Chinese)
- [13] YAN R Q, GAO R X, CHEN X F. Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: a review with applications [J]. Signal Processing, 2014, 96:1-15.
- [14] QIN Y, MAO Y F, TANG B P. Vibration signal component separation by iteratively using basis pursuit and its application in mechanical fault detection [J]. Journal of Sound and Vibration, 2013, 332(20): 5217-5235.
- [15] HE G L, DING K, LIN H B. Fault feature extraction of rolling element bearings using sparse representation [J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 366: 514-527.



第一作者简介:郭明军,男,1991年6月生,博士、副教授。主要研究方向为故障诊断、信号处理。曾发表《基于有效奇异值数量规律的滑动轴承转子轴心轨迹提纯研究》(《振动与冲击》2019年第38卷第22期)等论文。

E-mail: scutgmj@163.com

通信作者简介:李伟光,男,1958年4月生,博士、教授。主要研究方向为智能制造、信号处理及故障诊断等。

E-mail: wguangli@scut.edu.cn