

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210053

基于参数自适应特征模态分解的滚动 轴承故障诊断方法*

鄢小安¹, 贾民平²

(1. 南京林业大学机械电子工程学院 南京 210037; 2. 东南大学机械工程学院 南京 211189)

摘 要:针对强背景噪声下轴承故障信息难以有效提取的问题,提出一种基于参数自适应特征模态分解的滚动轴承故障诊断方法。首先,为了克服原始特征模态分解(FMD)需要依赖人为经验设定关键参数而不具有自适应性的缺点,提出基于平方包络谱特征能量比(FER-SES)的网格搜索方法自动地确定 FMD 的模态个数 n 和滤波器长度 L ;随后,采用参数优化的 FMD 将原轴承振动信号划分为 n 个模态分量,并选取具有最大 FER-SES 的模态分量为敏感模态分量;最后,通过计算敏感模态分量的平方包络谱来提取故障特征频率,从而判别轴承故障类型。通过仿真信号和工程案例分析验证了提出方法的有效性。与变分模态分解(VMD)和谱峭度方法(SK)相比,提出方法具有更好的故障特征提取性能。

关键词: 特征模态分解;平方包络谱特征能量比;滚动轴承;故障诊断

中图分类号: TH17 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.15

A rolling bearing fault diagnosis method based on parameter-adaptive feature mode decomposition

Yan Xiaolan¹, Jia Minping²

(1. School of Mechatronics Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China;

2. School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)

Abstract: The bearing fault signatures are difficult to be extracted effectively under strong background noises. To address this issue, this article proposes a rolling bearing fault diagnosis method based on the parameter adaptive feature mode decomposition. Firstly, to overcome the shortcoming that the original characteristic mode decomposition (FMD) needs to rely on human experience to set its key parameters without adaptability, the grid search method based on feature energy ratio of squared envelope spectrum (FER-SES) is presented to automatically determine the mode number n and the filter length L of FMD. Then, the original bearing vibration signals are divided into n mode components by parameter optimized FMD. The mode component with the maximum FER-SES is selected as the sensitive mode component. Finally, the fault characteristic frequency is extracted by calculating the squared envelope spectrum of sensitive mode component to distinguish bearing fault types. The effectiveness of the proposed method is evaluated by simulation signal and engineering case analysis. Compared with variational mode decomposition and spectral kurtosis, the proposed method has better fault feature extraction performance.

Keywords: feature mode decomposition; feature energy ratio of squared envelope spectrum; rolling bearing; fault diagnosis

0 引 言

滚动轴承在现代机械设备中扮演着重要的角色,在

风力发电机、航空航天、高速列车、石油化工泵、工业机器人等机械设备中得到了广泛的应用^[1-3]。然而,这些现代机械设备往往在变速、变载等复杂条件下运行,使得滚动轴承容易出现各种故障(如点蚀、磨损、打胶、断裂、塑性变形等),从而导致机械系统停止,给企业带来巨大经济

损失,甚至威胁技术人员的安全。因此,探索滚动轴承故障的有效检测技术对保障机械设备安全稳定运行具有重要意义。

近年来,研究学者提出了许多有用的理论技术进行滚动轴承振动信号处理与故障诊断,如小波变换(wavelet transform, WT)^[4]、最小熵解卷积(minimum entropy deconvolution, MED)^[5]、谱峭度(spectral kurtosis, SK)^[6]、形态学滤波^[7-9]、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)、本征时间尺度分解(intrinsic time-scale decomposition, ITD)^[10]、局部均值分解(local mean decomposition, LMD)^[11]、变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)^[12]和变分模态提取(variational mode extraction, VME)^[13]等。然而,以上算法均存在一定不足。比如,WT本质上是通过一个频率可变的窗口对被测信号进行局域变换来提取故障信息,具有平移和伸缩特性,但采用WT进行故障诊断时,需要选取合适的小波基函数^[14]。MED是根据信息熵最小原理来设计最优滤波器对被测信号进行解卷积滤波,从而提取信号的脉冲特征。然而,MED容易受到随机脉冲噪声的影响,而且需要人工选择合适的滤波器长度^[15]。SK方法本质上是通过对计算频域谱线峭度值的高阶统计量来提取瞬态冲击成分,它一般分为基于短时傅里叶变换、连续小波变换和树状滤波器组的SK方法,但它们倾向于选择带有单个脉冲的频带,而不是所需的周期性故障脉冲^[16]。形态学滤波是通过采用结构元素对被测信号进行一系列形态学几何运算来实现信号降噪和故障特征提取,但它的性能容易受到结构元素类型和尺寸的影响^[17]。根据信号的局部特征时间尺度和极值点拟合原理,EMD、ITD和LMD可以自适应地将多分量叠加信号分解为一组几乎正交的模态分量,但它们均存在端点效应和模态混叠现象^[18]。VMD是通过最小化各模态估计带宽之和来分离具有不同中心频率的模态分量,所获得的模态分量具有较好的窄带特性,但其必须人工输入影响其分解性能的两个参数(即惩罚因子和模态个数)^[19]。VME本质上是基于将被测信号的分解过程转化为求解约束性变分问题的原理来提取所期望的模态分量,具有非常快的计算速度。虽然VME能够提取某一特定中心频率的模态分量,但无法自适应实现被测信号的多分量信号分解^[20]。

基于上述背景,为避免现有信号分解算法的缺点和提升故障诊断性能,受自适应信号分解理论与解卷积原理而启发,Miao等^[21]提出了一种新的非平稳信号分解理论—特征模式分解(feature mode decomposition, FMD)。该方法通过迭代更新滤波器系数,建立自适应FIR滤波器组,使滤波信号无限接近解卷积的相关峭度的目标函数,并采用自相关函数估计被测信号的故障周期,从而将非平稳多分量信号分解为若干个模态分量。因此,FMD

不仅同时考虑了信号的周期性和冲击性,而且对于干扰信号和噪声成分具有一定的鲁棒性,摆脱了对信号故障周期先验知识的依耐性。然而,与VMD一样,FMD不具备参数自适应性,需要提前人工设定两个重要参数(即模态个数 n 和滤波器长度 L)。也就是,如果FMD参数设定的不合理,将对其性能和效率产生比较明显的影响。

因此,为了解决FMD需要依赖人为经验设定参数而不具有参数自适应性的问题,本文基于平方包络谱特征能量比(feature energy ratio of squared envelope spectrum, FER-SES)的网格搜索方式,提出一种参数自适应特征模态分解方法(parameter adaptive feature mode decomposition, PAFMD)用于轴承故障诊断。通过仿真信号和工程实例分析验证了提出方法在轴承微弱故障特征提取中的有效性和优越性。

1 参数自适应特征模态分解

1.1 特征模态分解

FMD包括自适应FIR滤波器设计、滤波更新、周期性估计、模态选取等步骤,其具体实现过程如下:

1) 输入原始信号和初始化FMD的参数,如分解的模态个数 n 和滤波器长度 L 。

2) 通过使用 K 个汉宁窗初始化FIR滤波器组,通常设置为5~10,并初始化迭代 $i=1$ 。

3) 采用 $u_k^i = x * f_k^i$ 获得滤波后的信号(即分解的模态分量),其中 $k=1, 2, \dots, K$, $*$ 为卷积运算。

4) 采用原始信号 x 、分解的模态分量 u_k^i 和估计的故障周期 T_k^i 更新滤波系数,其中估计的故障周期 T_k^i 是由 u_k^i 的自相关谱通过过零点后达到局部最大值 R_k^i 对应的时刻,并设置 $i=i+1$ 。

5) 判断当前迭代是否达到最大迭代次数。如果没达到,则返回步骤3);否则,继续执行步骤6)。

6) 计算每两个模态分量之间相关系数,构建一个 $K \times K$ 的相关矩阵 $CC_{(K \times K)}$,选择具有最大相关系数的两个模态分量,并通过估计的故障周期 T_k^i 计算它们的相关峭度,随后选取相关峭度较大的模态分量作为分解的模态分量,并设 $K=K-1$ 。

7) 判断当前模态个数 K 是否达到设定的模态数量 n 。如果没达到,则返回步骤3);否则,停止迭代,获得 n 个模态分量作为FMD的最终分解结果。

1.2 滤波特性研究

为了说明FMD能够适用于非平稳信号处理,开展其滤波特性的研究是需要的。因此,本文借鉴基于分数阶高斯噪声的数值模拟算法^[22]来调查FMD的滤波特性。首先,设置分数阶高斯噪声的Hurst指数,随机产生50组

独立的分数阶高斯噪声序列,每个噪声序列的数据点数为 10 240。随后,采用 FMD 将每个噪声序列分解为 n 个模态分量,并计算每个模态分量的功率谱。最后,在 50 组噪声序列下,计算每个模态分量的平均功率谱作为 FMD 滤波特性的输出结果。在本次数值模拟中,作者手动地将 FMD 的模态个数 n 和滤波器长度 L 分别设置为 6 和 30,图 1 显示了在不同 Hurst 指数下 FMD 的滤波特性。如图 1 所示,在不同 Hurst 指数下(即 H 不同),由 FMD 获得的各模态分量的平均功率谱的幅值有所差异,但其滤波特性基本一致,均表现为与 VMD 类似的等效带通滤波器组的结构特性。

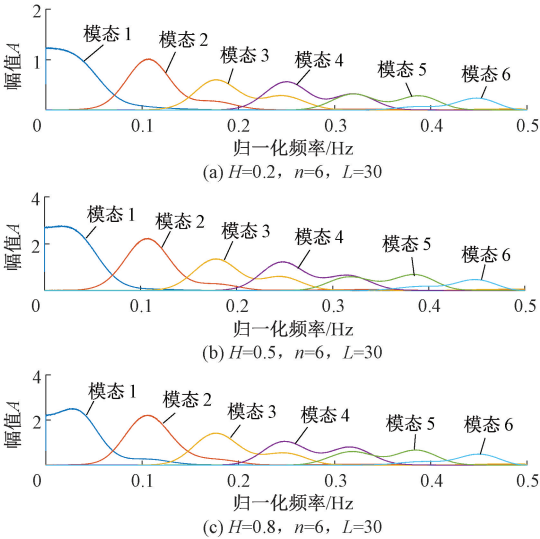


图 1 不同 Hurst 指数下 FMD 的滤波特性
Fig. 1 Filtering property of FMD under different H

由于 FMD 进行信号分解时,需要提前输入两个重要参数(即模态个数 n 和滤波器长度 L)。因此,为了进一步调查输入参数对 FMD 滤波特性的影响,将分数阶高斯噪声的 Hurst 指数固定为 $H=0.5$,分别改变 FMD 的模态个数 n 和滤波器长度 L 进行滤波特性分析。图 2 显示了不同滤波器长度 L 下 FMD 的滤波特性。如图 2 所示,当滤波器长度 L 固定时,模态个数 n 被设置较小时,滤波器带宽较大且存在通带波纹,不利于信号降噪处理。图 3 显示了不同模态个数 n 下 FMD 的滤波特性。如图 3 所示,当模态个数 n 固定时,滤波器长度 L 被设置太大时,滤波器也会出现通带波纹。因此,通过以上分析可以发现,FMD 的两个参数(即模态个数 n 和滤波器长度 L)对其分解性能具有很大的影响。

1.3 参数自适应选取及故障诊断流程

为了克服 FMD 按人工经验选取模态个数和滤波器长度而影响其特征提取性能的问题,本文提出一种基于参数自适应特征模态分解的滚动轴承故障诊断方法。提

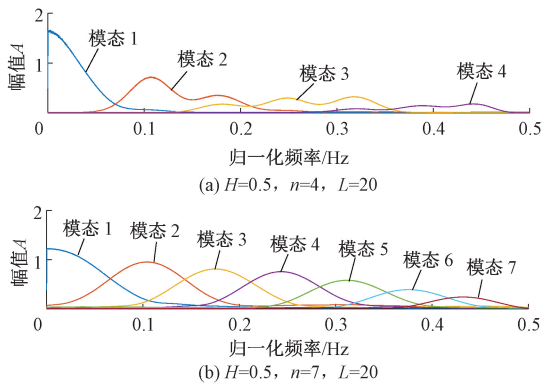


图 2 不同模态个数 n 下 FMD 的滤波特性
Fig. 2 Filtering property of FMD under different mode number n

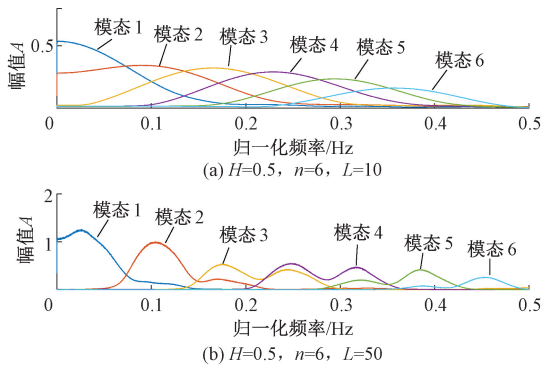


图 3 不同滤波器长度 L 下 FMD 的滤波特性
Fig. 3 Filtering property of FMD under different filtering length L

出方法的具体实现过程如下:

步骤 1)输入采集的原始振动信号 x ,并初始化迭代次数 $i=1, j=1$ 。

步骤 2)初始化 FMD 的两个组合参数的搜索范围。具体地,本文中设定模态个数 n 的搜索范围 $n=[2, 7]$,搜索步长为 1;设定滤波器长度 L 的搜索范围 $n=[10, 60]$,搜索步长为 10。需要特别说明的是,在该步骤中,该方法的模态个数 n 和滤波器长度 L 是根据实验经验性设置的。然而,为了将来能够适应不同的研究对象和应用场景,最大模态个数 n 不应太小或太大。太小的模态个数 n 会引起欠分解现象,而太大的模态个数 n 会引起过分解现象。同时,模态个数 n 越多,其运行时间将越长,因此综合考虑分解性能和计算效率的问题,这里建议最大模态个数 n 设定为 7~10。此外,为了覆盖轴承故障脉冲重复周期的采样点数,建议最大滤波器长度 L 设定为 $\lfloor f_s/f_g \rfloor$,其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 为取整运算, f_s 和 f_g 分别为信号的采样频率和轴承故障频率。

步骤 3)执行内循环。在模态个数 n 固定下,通过改变滤波器长度 L 进行迭代特征模态分解,直到滤波器长度 L 达到最大值为止;计算每次循环迭代下所获得的模

态分量的 FER-SES,选取其中最大的 FER-SES 作为局部最大 FER-SES。在该步骤中,对于每个分解的模态分量 u_k^i , 它的 FER-SES 能够被定义为:

$$FER-SES = \frac{\sum_{r=1}^R F_r}{\sum_{k=1}^K E_k} \quad (1)$$

式中: R 为模态分量 u_k^i 的平方包络谱中特征频率对应的谱线数, F_r 为平方包络谱中第 r 个特征频率对应的幅值, J 为模态分量 u_k^i 的平方包络谱中的总谱线数, E_k 为平方包络谱中第 k 根谱线对应的幅值。

步骤 4) 执行外循环。判断模态个数 n 是否达到最大值。如果达到最大值,则停止循环,进入步骤 5); 否则,模态个数 n 增加 1,返回步骤 3) 继续执行内循环。

步骤 5) 从所有获得的局部最大 FER-SES 中选取最大值对应的模态个数 n 和滤波器长度 L 作为 FMD 的最佳组合参数。

步骤 6) 利用具有最优组合参数的 FMD 对原始振动信号 x 进行分解,获得 n 个模态分量。

步骤 7) 对具有最大 FER-SES 的敏感模态分量进行平方包络谱分析,提取故障特征频率,从而判断轴承发生的故障类型。

通过实施上述过程,提出方法不仅继承了 FMD 在故障特征提取中的优点,而且具有自适应调参的功能,避免了 FMD 因人工手动选取参数而引起特征提取性能不佳的问题。具体地,从理论上讲,由于提出方法是在设定的参数范围内,基于 FMD 构造的自适应 FIR 滤波器组进行循环信号分解,并采用解卷积中的相关峭度作为目标函数对 FIR 滤波器组进行迭代更新,能够同时评价被测信号的周期性和脉冲性。因此,提出方法对被测信号中的噪声干扰具有一定鲁棒性。

2 仿真分析

为了验证 FMD 的分解效果,建立轴承故障仿真信号模型如下^[23]:

$$\begin{cases} x(t) = b(t) + r(t) + h(t) + n(t) \\ b(t) = \sum_i A_i \cdot e^{-\frac{950}{f_o}(t \cdot f_o - i - \tau)} \times \\ \sin\left(\frac{4900\pi}{f_o}(t \cdot f_o - i - \tau)\right) \\ r(t) = \sum_{j=1}^2 2e^{-700(t-2)} \sin(9000\pi(t-2)) \\ h(t) = 0.3\sin(146\pi t + \pi/6) + \\ 0.3\sin(340\pi t - \pi/3) + \\ 0.6(0.5 + 0.3\sin(15\pi t)) \end{cases} \quad (2)$$

式中: 轴承故障仿真信号 $x(t)$ 由 4 部分组成, $b(t)$ 表示由轴承局部故障引起的周期性脉冲信号, $r(t)$ 表示由外部冲击引起的随机脉冲信号, $h(t)$ 表示由转轴引起的谐波干扰信号, $n(t)$ 表示设备运行过程中存在具有标准差为 σ 的高斯白噪声。在 $b(t)$ 中, A_i 表示由轴承故障引起的第 i 个周期性脉冲的幅值且服从均匀分布 $U \in [0.9, 1]$, $f_o = 100$ Hz 为模拟的轴承故障频率, τ 表示由均匀分布 $U \in [-0.02, 0.02]$ 生成的随机变量,用于模拟速度波动引起的时间抖动。信号采样频率和采样周期分别设置为 25 600 Hz 和 1 s。高斯白噪声标准差 σ 设定为 0.933 (信噪比大约为 -15.6 dB)。图 4(a) 和 (b) 分别显示了轴承故障仿真信号及其平方包络谱。如图 4 所示,对仿真信号直接进行平方包络谱分析,可以提取谐波频率成分,但无法找到轴承故障频率。

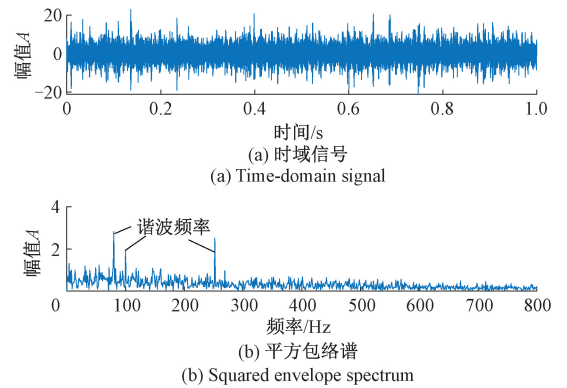


图 4 仿真信号及其平方包络谱

Fig. 4 Simulation signal and its squared envelope spectrum

采用 3 种方法 (即提出方法、VMD 和 SK) 对仿真信号进行分析。需要说明的是,在提出方法中,首先,根据最大 FER-SES 准则自适应确定 FMD 的最优组合参数 (即模态个数 n 和滤波器长度 L) 为 [5, 60]。随后,采用具有最优组合参数的 FMD 将仿真信号分解为 5 个模态分量,选取其中具有最大 FER-SES 的第 2 个模态分量作为敏感模态分量。最后,计算敏感模态分量的平方包络谱进行故障特征提取。此外,为了保证比较的公平性,VMD 的模态个数设置与 FMD 一样,惩罚因子设置为 1 000。图 5(a) ~ (c) 分别显示了 3 种方法对仿真信号的分析结果。如图 5(a) 所示,提出方法可以有效地提取轴承故障频率及其谐波成分。另外,采用提出方法获得的敏感模态的信噪比为 -2.08 dB,相比原信号的信噪比提升了 13.52 dB,这一定程度上说明了提出方法拥有一定的抗噪性能。如图 5(b) 所示,虽然 VMD 能够提取轴承故障频率及其谐波成分,但提取的幅值不如提出方法明显。如图 5(c) 所示,SK 无法提取轴承故障频率信息,这说明 SK 方法的故障特征提取能力不如提出方法。

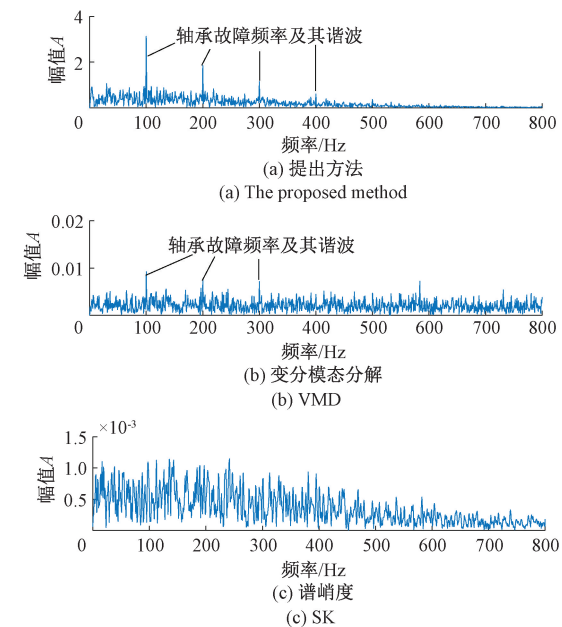


图 5 仿真信号中 3 种方法获得的平方包络谱
Fig. 5 Squared envelope spectrum of three methods
in simulation signal

3 工程案例

3.1 工程案例 1

对某风场 750 kW 的风电机组采集的轴承振动数据进行分析,验证提出方法的有效性。图 6 为某风场 750 kW 的风电机组,主要由叶轮、主轴、齿轮箱和发电机组成。发电机轴承类型为 SKF6324,滚子直径为 41.275 mm,节圆直径为 190 mm,滚珠个数为 8,接触为 0°。风机运行期间,将 1 个加速度传感器以垂直方向安装在发电机前端轴承进行振动数据采集,电机转速设定为 1 519 r/min (即转频为 25.3 Hz),采样频率为 16 384 Hz,采样时间为 1 s。轴承外圈、内圈、滚动体和保持架故障频率分别为 79.21、123.19、55.48 和 9.89 Hz。图 7(a) 和(b) 分别显示了采集的风机轴承振动信号及其平方包络谱。如图 7(b) 所示,外圈故障频率能够被提取

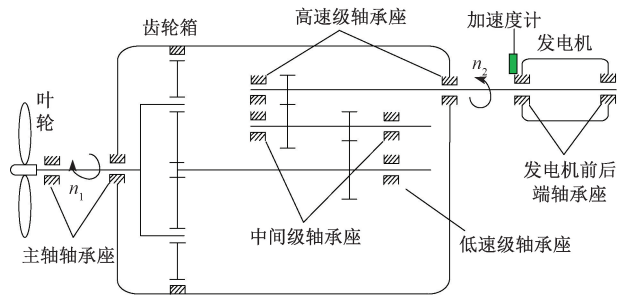


图 6 某风场的风电机组
Fig. 6 Wind turbine in a wind farm

出,但存在两个干扰频率成分,这直接阻碍了风机故障类型的准确判断。

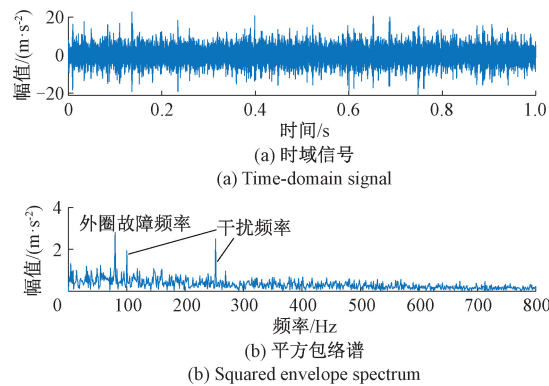


图 7 风机轴承振动信号及其平方包络谱
Fig. 7 Wind turbine bearing vibration signal and its squared
envelope spectrum

采用 3 种方法(即提出方法、VMD 和 SK)对采集的风机轴承振动信号进行分析。同样地,在提出方法中,根据最大 FER-SES 准则,FMD 的最优组合参数被确定为 $[n, L] = [4, 20]$ 。在 VMD 中,模态个数和惩罚因子分别设置为 4 和 1 000。图 8(a) ~ (b) 分别显示了 3 种方法对风机轴承振动信号获得的平方包络谱。如图 8 所示,3 种方法均可以提取外圈故障频率及其二次谐波。然而,VMD 提取的结果不如提出方法明显,仍存在较多噪声干扰。此外,SK 提取的结果中存在较高幅值的异常干扰频率。因此,根据上述提出方法的分析结果,可推断发电机前端轴承出现了损伤,后经现场人员开箱反馈,推断结果与实际情况相符,验证了提出方法在风机轴承故障诊断中的有效性。

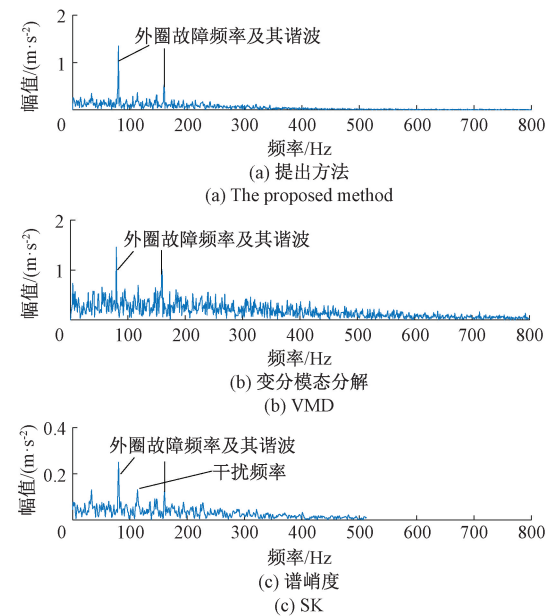


图 8 风机轴承振动信号中 3 种方法获得的平方包络谱
Fig. 8 Squared envelope spectrum of three methods in wind
turbine bearing vibration data

3.2 工程案例 2

采用某石化厂污水处理泵采集的轴承振动数据为例,对提出方法的有效性进行验证。图 9 为某石化厂的机泵设备,主要由电机、转轴、联轴器、泵和四个轴承组成。所采用轴承的类型为 SKF6315, 滚子直径为 26.99 mm, 节圆直径为 117.5 mm, 滚珠个数为 8, 接触角为 0° 。测试期间,将 1 个加速度传感器以垂直方向安装在机泵非驱动端采集振动数据,电机转速设定为 1 480 r/min (即转频为 24.67 Hz), 采样频率为 25 600 Hz, 采样时间为 1 s。轴承内圈、外圈、滚动体和保持架故障频率分别为 121.34、76.01、50.87 和 9.51 Hz。图 10(a) 和 (b) 显示了采集的机泵轴承振动信号及其平方包络谱。如图 10 所示,通过直接分析采集信号的平方包络谱,轴承故障频率信息无法被提取。

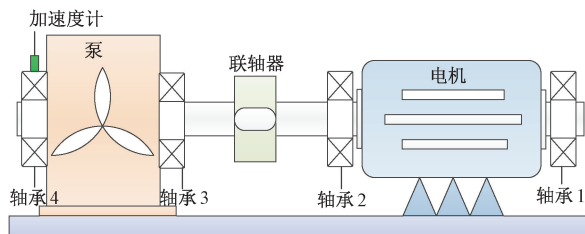


图 9 某石化厂的机泵设备

Fig. 9 Machine and pump equipment of petrochemical plant

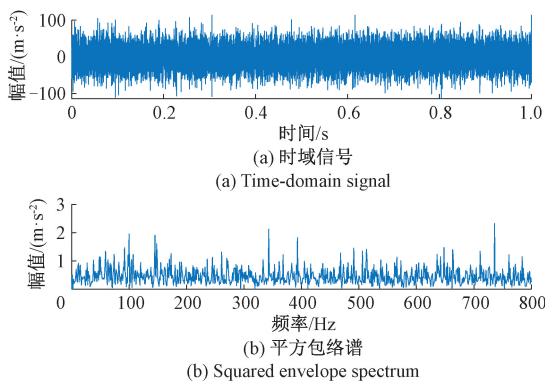


图 10 机泵轴承振动信号及其平方包络谱

Fig. 10 Machine and pump bearing vibration signal and its squared envelope spectrum

采用 3 种方法对采集的机泵轴承振动信号进行分析。类似地,基于最大 FER-SES 准则,FMD 的最优组合参数被确定为 $[n, L] = [4, 50]$ 。VMD 的参数与案例一设置相同。图 11(a) ~ (b) 分别显示了 3 种方法对机泵轴承振动信号获得的平方包络谱。如图 11(a) 所示,提出方法不仅能有效提取出内圈故障频率及其谐波成分,而且存在边频带信息。然而,如图 11(b) 所示,VMD 提取的内圈故障信息不如提出方法明显。另外,如

图 11(c) 所示,SK 无法有效地提取内圈故障频率及其倍频成分。因此,根据提出方法的分析结果,可以推断机泵非驱动端轴承(轴承 4)出现了内圈损伤,后经现场人员开箱核查,所分析结果与实际情况相符,进一步验证了提出方法在机泵轴承故障诊断中的有效性。

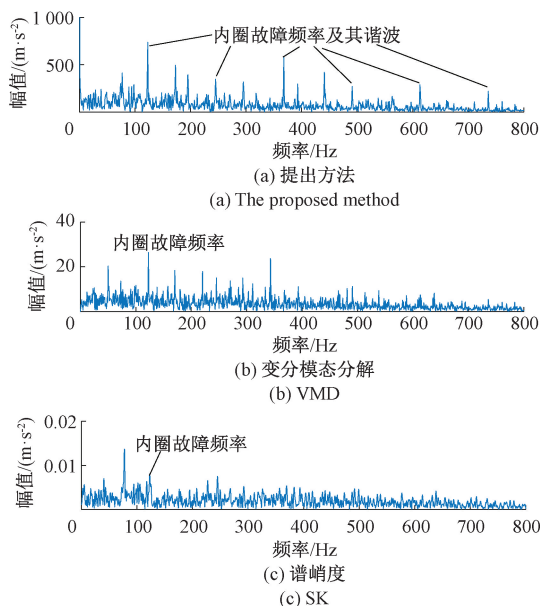


图 11 机泵轴承振动信号中 3 种方法获得的平方包络谱

Fig. 11 Squared envelope spectrum of three methods in machine and pump bearing vibration data

3.3 故障诊断结果的定量分析与讨论

以上采用仿真信号和工程实例应用验证了提出方法在轴承微弱故障特征提取中的有效性和优越性,但均属于定性分析。为了进一步比较各方法的诊断性能,表 1 列出了不同方法故障诊断结果的定量指标(即 FER-SES 和峭度值)。如表 1 所示,与 VMD 和 SK 相比,PAFMD 具有更大的 FER-SES 和峭度值,这表明提出方法具有更好的特征提取性能,更适用于轴承微弱故障特征提取。尽管如此,本文提出方法仍存在一些值得研究和改进的地方,具体如下:

1) 在原始 FMD 和提出方法中,均采用汉宁窗构建滤波器组进行信号分析,而没有考察其他窗函数(如矩形窗、海明窗)的性能。因此,将来可以修改窗函数的类型来调查窗函数对提出方法诊断性能的影响。此外,FMD 通过计算相关峭度来选取信号分解过程中的模态分量,将来也可以考虑采用一些其他敏感指标(如循环峭度、加权峭度、综合稀疏度)来代替相关峭度进行模态分量选取,以便进一步提升算法的性能。

2) 虽然提出方法能够成功地提取实际轴承故障特征频率信息,但其检测轴承复合故障的能力尚不明确,这有待进一步研究。此外,在提出方法实施过程中,涉及到较

多循环,从而影响其运行速度。因此,我们在后续工作中将集中改进算法,减少冗余的迭代过程,以便提升算法的计算效率。

3) 由于 FMD 刚提出不久,在其他设备(如汽轮机、压缩机、高速列车)故障诊断中的应用仍很少报道。因此,将来可以考虑拓展该算法在其他设备故障诊断中的应用。另外,由于提出方法需要结合谱分析来提取故障频率,不具备自动智能故障诊断的能力。因此,为了实现设备故障的自动智能诊断,我们未来可以考虑将提出方法与一些先进的分类模型(如多类支持矩阵机^[24]、深度卷积网络^[25]、残差网络)相结合来自动特征学习和故障分类。

表 1 故障诊断结果的定量分析

指标	FER-SES			峭度值		
	PAFMD	VMD	SK	PAFMD	VMD	SK
仿真分析	0.028	0.005	0.005	3.682	3.205	3.325
案例 1	0.038	0.017	0.034	16.499	7.219	15.789
案例 2	0.014	0.007	0.006	3.841	3.279	3.144

4 结 论

基于分数阶高斯噪声的数值模拟算法,首次研究了 FMD 具有带通滤波器组的滤波特性,为 FMD 在机械故障诊断中的应用提供了一个的重要参考。针对 FMD 依赖人工经验设定两个重要参数(模态个数 n 和滤波器长度 L)而影响其分解性能的问题,提出一种基于参数自适应特征模态分解的滚动轴承故障诊断方法。该方法基于平方包络谱特征能量比的网格搜索方式自动地选取 FMD 的最优组合参数,弥补了 FMD 不具备参数自适应性的缺陷。通过仿真与工程实例分析验证了提出方法的有效性。采用提出方法不仅能够识别出某风场发电机前端轴承故障,而且成功检测出某石化厂的机泵轴承故障,其特征提取效果优于 VMD 和 SK 方法。

参考文献

[1] 刘方,翟涛涛,侯超强,等. 基于多普勒调制时移 Laplace 小波的列车轴承故障声信号瞬态成分快速提取方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 40-48.

LIU F, ZHAI T T, HOU CH Q, et al. A fast transient component extraction method of train bearing fault acoustic signal based on Doppler modulated time-shifting[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 40-48.

[2] 辛玉,李舜酩,王金瑞,等. 基于迭代经验小波变换的齿轮故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018,

39(11): 79-86.

XIN Y, LI SH M, WANG J R, et al. Gear fault diagnosis method based on iterative empirical wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(11): 79-86.

[3] YAN X, LIU Y, XU Y, et al. Multichannel fault diagnosis of wind turbine driving system using multivariate singular spectrum decomposition and improved Kolmogorov complexity[J]. Renewable Energy, 2021, 170: 724-748.

[4] 孙曙光,张婷婷,王景芹,等. 基于连续小波变换和 MTL-SEResNet 的断路器故障程度评估[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(6): 162-173.

SUN SH G, ZHANG T T, WANG J Q, et al. Fault degree evaluation of circuit breaker based on continuous wavelet transform and MTL-SEResNet [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43 (6): 162-173.

[5] DAN H, WANG X, LI S, et al. Identification of multiple faults in rotating machinery based on minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 81: 235-249.

[6] ZHANG X, WAN S, HE Y, et al. Teager energy spectral kurtosis of wavelet packet transform and its application in locating the sound source of fault bearing of belt conveyor[J]. Measurement, 2021, 173: 108367.

[7] TANG M, LIAO Y, HE D, et al. Rolling bearing diagnosis based on an unbiased-autocorrelation morphological filter method [J]. Measurement, 2022, 189: 110617.

[8] YAN X, LIU T, FU M, et al. Bearing fault feature extraction method based on enhanced differential product weighted morphological filtering [J]. Sensors, 2022, 22(16): 6184.

[9] LUO Y, CHEN C, ZHAO S, et al. Rolling bearing diagnosis based on adaptive probabilistic PCA and the enhanced morphological filter[J]. Shock and Vibration, 2020, 2020: 1-26.

[10] HU A, YAN X, XIANG L. A new wind turbine fault diagnosis method based on ensemble intrinsic time-scale decomposition and WPT-fractal dimension [J]. Renewable Energy, 2015, 83: 767-778.

[11] LI X, MA J, WANG X, et al. An improved local mean decomposition method based on improved composite interpolation envelope and its application in bearing fault feature extraction [J]. ISA Transactions, 2020, 97: 365-383.

- [12] 刘泽锐, 邢济收, 王红军, 等. 基于 VMD 与快速谱峭度的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 73-79.
- LIU Z R, XING J SH, WANG H J, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on VMD and fast spectral kurtosis[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2): 73-79.
- [13] PANG B, NAZARI M, TANG G. Recursive variational mode extraction and its application in rolling bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 165: 108321.
- [14] FENG Z, LIANG M, CHU F. Recent advances in time-frequency analysis methods for machinery fault diagnosis: A review with application examples [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 38(1): 165-205.
- [15] DUAN R, LIAO Y, YANG L, et al. Minimum entropy morphological deconvolution and its application in bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2021, 182: 109649.
- [16] MIAO Y, ZHAO M, LIN J. Improvement of kurtosis-guided-grams via Gini index for bearing fault feature identification[J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28: 125001.
- [17] CHEN B, SONG D, ZHANG W, et al. A performance enhanced time-varying morphological filtering method for bearing fault diagnosis [J]. Measurement, 2021, 176: 109163.
- [18] 郑近德, 潘海洋, 程军圣, 等. 基于自适应经验傅里叶分解的机械故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2020, 56(9): 125-136.
- ZHENG J D, PAN H Y, CHENG J SH, et al. Adaptive empirical Fourier decomposition based mechanical fault diagnosis method [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(9): 125-136.
- [19] YAN X, JIA M. Application of CSA-VMD and optimal scale morphological slice bispectrum in enhancing outer race fault detection of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 56-86.
- [20] 俞惠惠, 郑近德, 潘海洋, 等. 基于自适应变分模态提取的低速重载滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(11): 65-71, 113.
- YU H H, ZHENG J D, PAN H Y, et al. Fault diagnosis method of low speed and heavy load rolling bearing based on adaptive variational mode extraction[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(11): 65-71, 113.
- [21] MIAO Y, ZHANG B, LI C, et al. Feature mode decomposition: New decomposition theory for rotating machinery fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022. DOI: 10.1109/TIE.2022.3156156.
- [22] 唐贵基, 王晓龙. 变分模态分解方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2016, 29(4): 638-648.
- TANG G J, WANG X L. Variational mode decomposition method and its application on incipient fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(4): 638-648.
- [23] CHENG Y, WANG S, CHEN B, et al. An improved envelope spectrum via candidate fault frequency optimization-gram for bearing fault diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2022, 523(425): 116746.
- [24] PAN H, XU H, ZHENG J, et al. Multi-class fuzzy support matrix machine for classification in roller bearing fault diagnosis[J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 51: 101445.
- [25] 姚立, 孙见君, 马晨波. 基于格拉姆角场和 CNN-RNN 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 轴承, 2022(2): 61-67.
- YAO L, SUN J J, MA CH B. Fault diagnosis method of rolling bearings based on gramian angular fields and CNN-RNN[J]. Bearing, 2022(2): 61-67.

作者简介



鄢小安(通信作者), 2015 年于华北电力大学获得硕士学位, 2019 年于东南大学获得博士学位, 现为南京林业大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为机械振动信号处理、智能故障诊断、模式识别与寿命预测。

E-mail: yanxiaohan89@sina.com

Yan Xiaohan (Corresponding author) received his M. Sc. degree from North China Electric Power University in 2015, and received his Ph. D. degree from Southeast University in 2019. He is currently an associate professor and a master advisor at Nanjing Forestry University. His main research interests include mechanical vibration signal processing, intelligent fault diagnosis, pattern recognition and life prediction.



贾民平, 分别在 1982 年和 1991 年于东南大学获得学士学位和博士学位, 现为东南大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为动态信号处理、机械故障诊断与振动工程应用。

E-mail: mpjia@seu.edu.cn

Jia Mingping received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Southeast University in 1982 and 1991, respectively. He is currently a full professor and a Ph. D. advisor at Southeast University. His main research interests include dynamic signal processing, mechanical fault diagnosis and vibration engineering application.