

基于 IVMD-MCKD 的滚动轴承故障诊断研究

肖俊青,金江涛,李 春,许子非

(上海理工大学 能源与动力工程学院,上海 200093)

摘 要:针对强噪声环境下滚动轴承微弱信号易被淹没,其识别缺乏数学理论基础的问题,基于分形理论提出一种改进变分模态分解(Improved Variational Mode Decomposition,IVMD)与最大相关峭度解卷积(Maximum correlated kurtosis deconvolution,MCKD)相结合的轴承早期故障识别方法。采用灰狼算法(Grey Wolf Optimizer,GWO)优化 VMD 参数,分形筛选最优分量,MCKD 算法突显信号中的冲击成分,对其进行包络谱分析实现故障诊断。与其它方法相比,IVMD-MCKD 方法可较好突显故障特征频率及其倍频,实现滚动轴承早期微弱故障诊断。

关 键 词:轴承;改进变分模态分解;最大相关峭度解卷积;分形;故障诊断

中图分类号:TH133 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2022.05.023

[引用本文格式]肖俊青,金江涛,李 春,等. 基于 IVMD-MCKD 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 热能动力工程,2022,37(5):165-173. XIAO Jun-qing,JIN Jiang-tao,LI Chun,et al. Research on fault diagnosis of wind turbine rolling bearing based on improved variational mode decomposition and maximum correlation kurtosis deconvolution[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2022,37(5):165-173.

Research on Fault Diagnosis of Wind Turbine Rolling Bearing based on Improved Variational Mode Decomposition and Maximum Correlation Kurtosis Deconvolution

XIAO Jun-qing,JIN Jiang-tao,LI Chun,XU Zi-fei

(School of Energy and Power Engineering,University of Shanghai for Science and Technology,Shanghai,China,Post Code:200093)

Abstract: In order to solve the problems that weak signals of rolling bearings are easily drowned in strong noise environment and its identification lacks the mathematical theoretical foundation, a novel early fault identification method of rolling bearings combining with improved variational mode decomposition (IVMD) and maximum correlated kurtosis deconvolution (MCKD) was proposed based on fractal theory. Grey wolf optimizer (GWO) was used to optimize the VMD parameters and filter the optimal fractal components. MCKD algorithm was used to highlight the impact components in the signal, and the envelope spectrum was used to analyze the VMD parameters to realize fault diagnosis. Compared with other methods, the IVMD-MCKD method can better emphasize the fault characteristic frequency and its frequency multiplier, realizing the early weak fault diagnosis of rolling bearings.

Key words: bearing, improved variational mode decomposition (IVMD), maximum correlated kurtosis deconvolution (MCKD), fractal, fault diagnosis

收稿日期:2021-06-25; 修订日期:2021-07-28

基金项目:国家自然科学基金(51976131,52006148);上海市“科技创新行动计划”地方院校能力建设项目(19060502200)

Fund-supported Project: National Natural Science Foundation of China(51976131,52006148);Shanghai University Science and Technology Innovation Action Plan Local University Capacity Building Project(19060502200)

作者简介:肖俊青(1993-),男,河南兰考人,上海理工大学硕士研究生。

通讯作者:李 春(1963-),男,北京人,上海理工大学教授。

引 言

轴承故障发生早期,振动信号冲击成分微弱,噪声与有效信号相互交织,难以进行信号处理分析^[1]。如何有效监测与诊断轴承故障,保证机械系统稳定高效运行已成为亟需解决的难题^[2]。

故障特征提取普遍采用的方法有经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)、小波分解(Wavelet Transform, WT)和局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)等^[3-5]。WT 方法选择合适基函数和阈值函数,有良好的降噪效果,但缺乏自适应性^[6];EMD 为递归迭代模式分解,缺乏完备的理论基础且计算量较大;LMD 与 EMD 方法虽可自适应将复杂信号分解,但仍存在端点效应与模态混叠现象^[7]。

相较上述方法,变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)方法具有完备的数学理论支撑,属于非递归迭代模式分解方法,可自适应分解与更新本征模态函数(Intrinsic Mode Functions, IMF)的中心频率和带宽,较好地避免分解时产生的模态混叠现象^[8],但 VMD 在分解信号前需预设惩罚因子 α 、模态分解数 K 及保真系数 τ 等参数^[9]。文献[10]根据经验设定参数,人为因素对结果影响较大;文献[11]采用实验方法选取参数 α 、 K 及 τ ,虽取得了良好的效果,但未考虑二者的交叉影响;文献[12]采用粒子群算法优化 VMD 惩罚因子,可有效提取早期微弱故障特征,但准确率较低。为此,需优化预设参数以提高其故障信息提取能力。此外,环境噪声易将轴承微弱故障信息覆盖,导致 VMD 分解分量仍存在残余噪声,需进一步对其降噪处理。

峭度虽可检测奇异信号中的异常信息,但不适合强噪声背景下状态检测^[13]。而最大相关解卷积(Maximum correlated kurtosis deconvolution, MCKD)可检测信号中的冲击成分并降噪,突显噪声覆盖的连续脉冲以提高信号的相关峭度值^[14]。唐贵基等人^[15]将齿轮和轴承故障信号用 MCKD 进行预处理降噪,可有效提取故障信息进行故障诊断;王建国等人^[16]采用 VMD-MCKD 方法对每一 IMF 分量降噪处

理,可有效突显故障冲击成分以及特征频率谱;刘尚坤等人^[17]采用 Teager 能量算子和 MCKD 相结合的方法,对滚动轴承进行故障诊断且经实验验证了该方法的可靠性。对于运行工况复杂的滚动轴承,采集的振动信号无法避免引入大量噪声, MCKD 算法对轴承早期故障信号有较好的降噪效果,并可检测和突出强噪声掩盖下的连续脉冲,提高故障诊断识别率。基于以上研究存在的问题,需对数据进行降噪以增强其故障特征。

为解决强噪声下轴承早期微弱故障特征提取困难和冲击成分易被覆盖的难题,基于分形理论,提出 IVMD 与 MCKD 相结合方法。采用 GWO 算法对 VMD 参数全局寻优,实现其改进并分解;分形盒维数筛选最优分量, MCKD 降噪突显周期性冲击信号;包络谱分析并观察故障特征频率及其倍频进行故障诊断。仿真和实验分析结果表明,本文所提方法具有较好的实用性,为滚动轴承故障诊断提供了一种新的实现路径。

1 算法原理

1.1 传统变分模态分解

与 EMD、EEMD 及 CEEMDAN 等递归算法不同, VMD 是一种非递归方法,可有效抑制端点效应和模态混淆等问题^[18]。此外, VMD 属于约束性变分问题,在该方法中 VMD 分解为若干本征模态分量,其定义为:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\varphi_k(t)), k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

式中: t —时间; $\varphi_k(t)$ —信号瞬时相位, $\varphi_k(t) \geq 0$; K —模态分解个数; $A_k(t)$ —瞬时幅值。

VMD 算法主要是构造并求解变分问题,将信号分解问题转移到变分框架内求解并进行寻优,获取最佳分量。构造变分问题主要是将输入信号分解为多个预估带宽最小的 IMF 分量之和。

将 IMF 分量 $u_k(t)$ 进行希尔伯特变换,由指数项来调整估计中心频率 ω_k ,将 IMF 分量频谱调到其相应的基频带上:

$$\left[(\sigma(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \quad (2)$$

式中: j —虚数; $\sigma(t)$ —狄利克雷函数; $u_k(t) =$

$\{u_1, u_2, u_3, \dots, u_k\}$ —模态分解分量; $\omega_k(t)$ — $u_k(t)$ 的瞬时频率; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_K\}$ —各模态中心频率。

由解调信号的高斯平滑度求信号梯度的平方 L_2 范数,计算各 IMF 带宽,则变分问题模型为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial \left[\left(\sigma(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} / \partial t \right\|_2^2 \right\} \\ \sum_{k=1}^K u_k(t) = f(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: K —模态分解个数;“ $*$ ”表示卷积运算。

变分问题求解,将问题转为非约束性变分求解,通过惩罚因子 α 与 Lagrange 乘子 $\lambda(t)$ 获得扩展 Lagrange 表达式:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial \left[\left(\sigma(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} / \partial t \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \\ & [\lambda(t) \cdot (f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t))] \end{aligned} \quad (4)$$

式中: α —惩罚因子; λ —Lagrange 乘子。

利用交替方向乘子算法 (Alternate Direction Method of Multipliers, ADMM) 持续更新迭代 u_k^{n+1} , ω_k^{n+1} 和 λ^{n+1} 获取最优解,并将原始信号分解为 K 个 BIMF 分量:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i=1}^{k-1} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i=k+1}^K \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (5)$$

式中: τ —保真系数;“ $\wedge$ ”—傅里叶变换; n —迭代次数。

在求解变分模态模型时,中心频率与带宽不断更新,直至满足迭代停止,否则返回 $n = n + 1$,其表达式为:

$$\omega_k^{n+1} = \int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega / \int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega \quad (6)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (7)$$

$$\sum_{k=1}^K (\|\hat{u}_k^{n+1}(\omega) - \hat{u}_k^n(\omega)\|_2^2) / \|\hat{u}_k^n(\omega)\|_2^2 < \varepsilon \quad (8)$$

式中: ε —判别精度,取 10^{-6} 。

VMD 流程如图 1 所示。

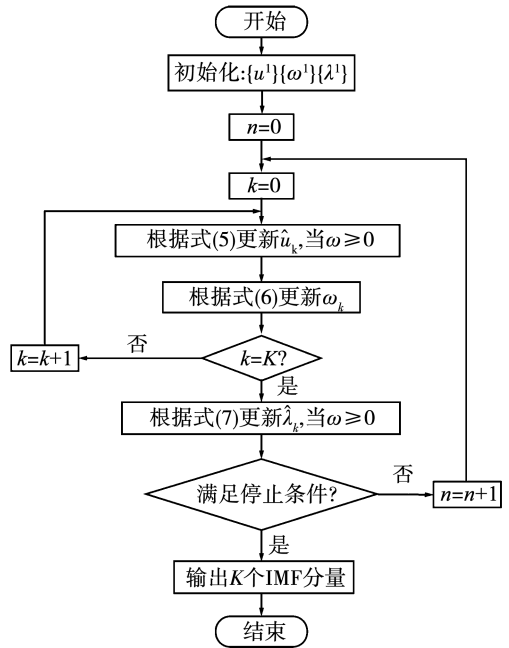


图 1 VMD 算法结构

Fig. 1 VMD algorithm construction

1.2 改进变分模态分解

1.2.1 分形盒维数

分形维数可解决滚动轴承非线性振动信号特征值难以筛选的难题,而其中盒维数最为常见^[19]。其主要是将分形对象用 ε 为边长的盒子进行填充,因其自身的不规则性,易造成微小空隙。因此,需逐渐缩小 ε ,增加盒子数目 $N_{(\varepsilon)}$ 以提高填充度。采用最小二乘法对 $N_{(\varepsilon)} \sim \varepsilon$ 构成的双对数坐标曲线拟合,获取其斜率即为分形盒维数,表达式为:

$$D = - \frac{(k_2 - k_1 + 1) \sum_{k=1}^M \lg k \lg N_{(k\varepsilon)} - \sum_{k=1}^M \lg k \sum_{k=1}^M \lg N_{(k\varepsilon)}}{(k_2 - k_1 + 1) \sum_{k=1}^M \lg^2 k - (\sum_{k=1}^M \lg k)^2} \quad (9)$$

式中: D —分形盒维数; $k\varepsilon$ —第 k 个盒子边长,其中 $k \in Z^+$ 。

1.2.2 灰狼算法寻优

灰狼算法 (Grey Wolf Optimizer, GWO) 基于种群机制和掠夺行为,其结构原理简单、易于编程及鲁棒性较强,且收敛速度与精度均优于粒子群优化算法 (Partical Swarm Optimization, PSO) 和遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)^[20]。VMD 分解信号时,预设 K 值过大,将产生过分解现象;反之则无法完全分离,导致模态混叠。而惩罚因子 α 对其分解结果也有较大影响, α 越小 IMF 分量带宽越大,反之越小。因此,采用 GWO 算法以分形盒维数最小为优化目标对 $[\alpha, K]$ 寻优,自动选取最佳参数组合,实现 VMD 全局优化。

GWO 算法由 Mirjalili 等人^[21]模拟狼群不同等级相互斗争所提出的元启发式算法,基本原理为:

(1) 分配种群内等级。GWO 算法源于灰狼种群内的等级制度,一个狼群可划分为 4 个等级如图 2 所示。

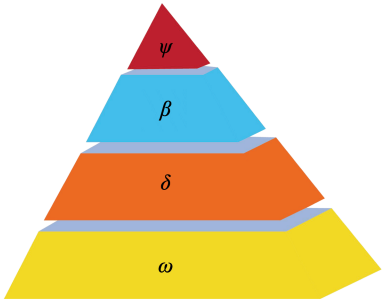


图 2 灰狼种群等级图
Fig.2 Grey wolf population level map

如图 2 可知,灰狼寻优中,头狼 ψ 锁定猎物范围,带领狼 β 与 δ 实施追捕, ψ 、 β 和 δ 狼持续更新猎物的最佳搜索路径 ω ,依据等级分配得一般解 δ ,次优解 β 和最佳解 ψ 。

(2) 搜索目标。灰狼种群寻优过程需遍历全部路径,经各方向搜索找出最佳路线,实现全局优化

(3) 攻击猎物。 ψ 、 β 与 δ 发出信息, ω 自动选择远离或靠近猎物,直到头狼 ψ 捕获到猎物时得到最优解,此时寻优结束。

灰狼算法寻优流程如图 3 所示。

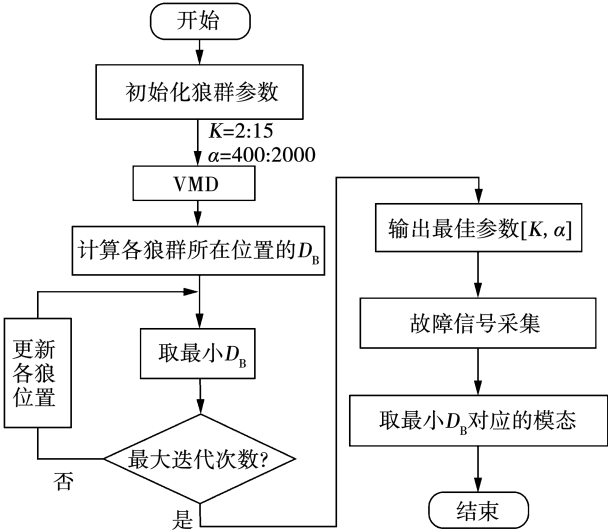


图 3 改进 VMD 流程图
Fig.3 Improved VMD flow chart

1.3 MCKD 算法

轴承故障信号中的强噪声信号严重影响故障信息获取,而 MCKD 可有效降低信号噪声,提高信号中的相关峭度,突显强噪声覆盖的冲击成分^[22]。

轴承发生故障时难以避免局部碰撞,从而产生冲击信号 x ,传感器采集的信号中掺杂大量噪声 e ,假设传输衰减响应为 h ,则传感器实测信号 y 为:

$$y = hx + e \tag{10}$$

MCKD 算法主要通过滤波器抑制噪声并突出故障冲击成分:

$$x = \sum_{k=1}^L f_k x_{k+2} \tag{11}$$

式中: f_k —滤波器的系数组合; L —滤波器长度; x —周期性冲击信号,其中 $k \in Z^+$ 。

在 MCKD 中,以相关峭度作为评定恢复信号 x 性能的指标。对于任一信号 y_n ,相关峭度定义为:

$$CK_M(T) = \sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2 \cdot \left(\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1} \right)^{-1} \tag{12}$$

式中: T —冲击信号的周期; M —位移数。

MCKD 算法目标函数为:

$$MCKD_M(T) = \max_f \left(\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2 \cdot \left(\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1} \right)^{-1} \right) \tag{13}$$

求解方程:

$$\frac{d}{df_k} CK_M(T) = 0, k = 1, 2, \dots, L \tag{14}$$

滤波器系数组合用矩阵形式表示:

$$f = \|y^2\| (2\|B\|^2)^{-1} (X_0 X_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M X_{mT} A_m$$

(15)

$$X_r = \begin{bmatrix} x_{1-r} & x_{2-r} & \cdots & x_{N-r} \\ 0 & x_{2-r} & \cdots & x_{N-1-r} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & x_{N-L-r+1} \end{bmatrix}$$

(16)

式中: $r = 0, T, 2T, \cdots, mT$ 。

$$A_m = \begin{bmatrix} y_{1-mT}^{-1} & (y_1^2 y_{1-T}^2 & \cdots & y_{1-mT}^2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{N-mT}^{-1} & (y_N^2 y_{N-T}^2 & \cdots & y_{n-mT}^2) \end{bmatrix}$$

(17)

$$B = \begin{bmatrix} y_1 y_{1-T} & \cdots & y_{1-mT} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ y_N y_{N-mT} & \cdots & y_{N-mT} \end{bmatrix}$$

(18)

通过公式(15)~(18)求得滤波器系数组合 f , 将其输入式(10)和公式(11), 获取周期性冲击信号 x 。

2 改进变分模态与最大相关峭度解卷积联合诊断(IVMD-MCKD)算法流程

基于分形理论, 提出改进变分模态与最大相关峭度解卷积(IVMD-MCKD)算法联合故障诊断方法, 其诊断流程如图 4 所示。

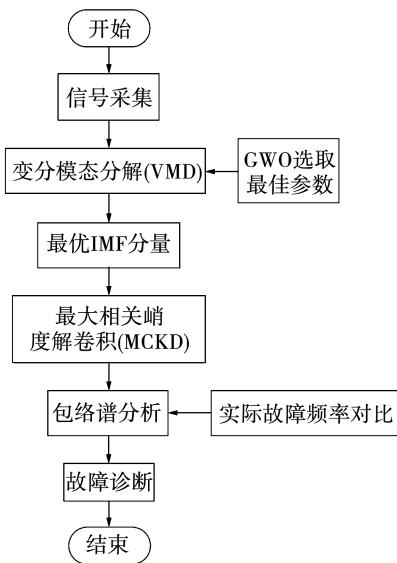


图 4 故障流程图
Fig. 4 Fault flow chart

(1) 采用 GWO 算法优化 VMD 参数, 进而对采集信号分解实现降噪, 提取有效的非线性特征信息。

(2) 计算各分量盒维数, 筛选最优 IMF 分量, 进而对其运用 MCKD 算法降噪。

(3) 经 MCKD 降噪后, 信号的冲击成分得到增强, 低频趋势项得到抑制, 最后求其包络谱, 识别特征频率, 进行故障诊断。

3 仿真信号分析

为验证 IVMD-MCKD 算法的可靠性, 突显强噪声淹没的周期性故障信号, 将轴承系统看成一个单自由度线性时不变系统, 其仿真信号 $y_1(t)$ 与合成信号 $y(t)$ 表达式为:

$$\begin{cases} y_1(t) = y_0 \exp(-2\xi\pi t) \sin(2\pi f_n \sqrt{1-\xi}t) \\ y(t) = y_1(t) + n(t) \end{cases}$$

(19)

式中: 固有频率 $f_n = 100$ Hz; 阻尼系数 $\xi = 0.1$; 振幅 $y_0 = 3$; 高斯白噪声 $n(t)$ 为 -8 dB; 采样频率 2 000 Hz; 采样数 2 000。

原始信号及其合成信号时域图如图 5 所示。

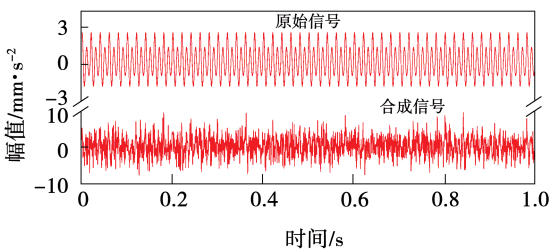


图 5 原始信号及其合成信号时域图
Fig. 5 Time domain diagram of original signal and its resultant signal

采用 GWO 算法优化 VMD 得分解模态数 $K = 6$, 惩罚因子 $\alpha = 110$, 分解结果如图 6 所示。由图 6 可知, 仅从 IVMD 信号分解时域图无法直接选取合成信号的最优分量。

而通过分形盒维数筛选最佳分量, MCKD 突显故障特征并求其包络谱, 其结果如图 7 和图 8 所示。由图 8 可知, MCKD 处理后的包络谱, 可直接突显仿真信号的故障特征频率及倍频, 对仿真信号的故障诊断具有良好的实用性。

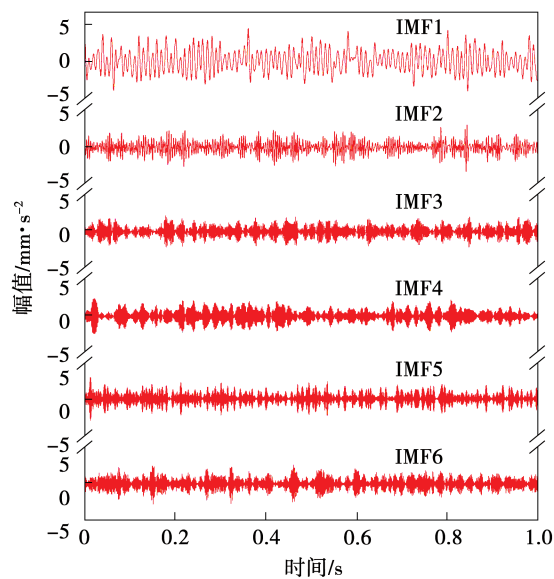


图 6 IVMD 信号分解分量时域图

Fig. 6 Time domain diagram of IVMD signal decomposition components

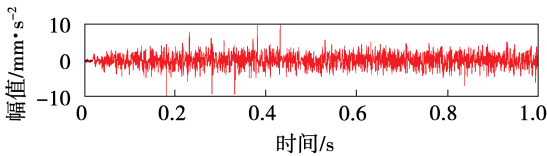


图 7 经 MCKD 处理后信号

Fig. 7 Signal processed by MCKD

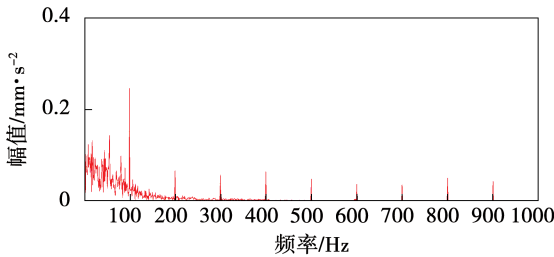


图 8 IMF1 信号分量包络谱

Fig. 8 Envelope spectrum of IMF1 signal component

为进一步验证该方法的优势,对合成信号分别采用 MCKD 方法,固有时间尺度与 MCKD 结合的方法 (ITD-MCKD) 及 PSO-VMD-MCKD 方法降噪并进行对比,其结果如图 9 和图 10 所示。PSD-VMD-MCKD 处理后的 IMF1 信号分量包络谱如图 11 所示。

由图 9~图 11 可知,采用 MCKD 与 ITD-MCKD 方法对强噪声下仿真信号进行分析,均未在包络谱

上突显全部对应的故障频率,而 PSO-VMD-MCKD 方法虽具有一定效果,但难以清晰突显故障频率,导致强噪声下无法对仿真信号进行准确诊断。因此,3 种方法均不适用于滚动轴承故障诊断。

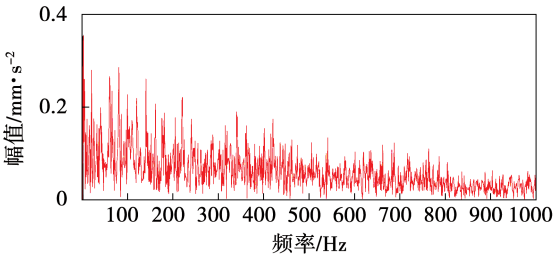


图 9 直接 MCKD 处理的包络谱

Fig. 9 Envelope spectrum processed directly by MCKD

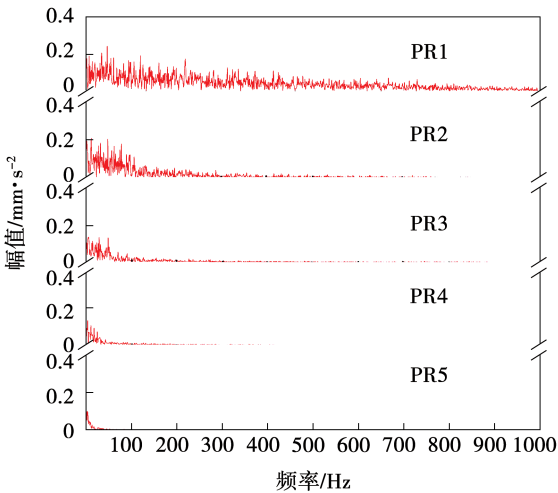


图 10 ITD-MCKD 处理后信号

Fig. 10 Signal processed by ITD-MCKD

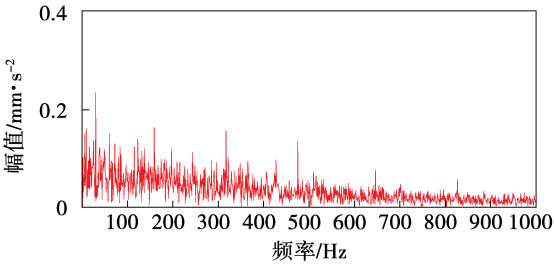


图 11 PSO-VMD-MCKD 处理后 IMF1 信号分量包络谱

Fig. 11 Envelope spectrum of IMF1 signal components processed by PSO-VMD-MCKD

4 实验参数

采用美国凯斯西储大学 (Case Western Reserve

University) 轴承数据中心数据^[23],验证所提方法的有效性。试验台测试轴承为支撑电机驱动端的 6205-2RS 深沟球轴承,测试数据由多个加速度传感器获取,其实验平台如图 12 所示。

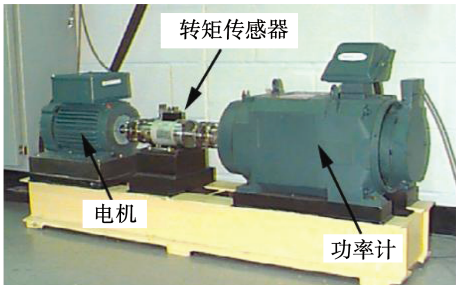


图 12 轴承实验平台装置图

Fig. 12 Setup diagram of bearing experimental platform

通过电火花技术在风扇端轴承上设置单点故障。设定采样频率为 12 kHz,选择 5 400 个轴承故障信号数据点,轴承节径为 39.04 mm,滚动体节径为 7.94 mm,滚动体个数为 8,接触角为 0°,转速为 1 750 r/min。经计算,轴承旋转频率 29.17 Hz,滚动体、内圈及外圈的故障特征频率分别为 131,158 和 105 Hz。为验证所提方法的抗噪性,在试验信号中添加信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)为 -8 dB。因数据较多,仅展示内圈故障的分析结果。

对内圈故障振动信号分别采用 MCKD、ITD-MCKD 和 IVMD-MCKD 方法进行分析,加噪前后的时域波形如图 13 所示。

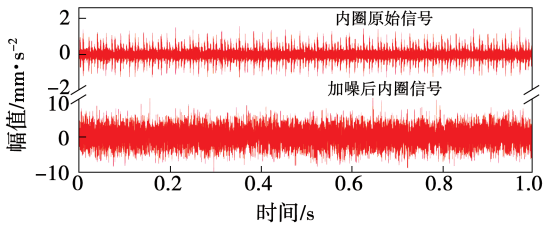


图 13 内圈故障加噪前后波形

Fig. 13 Waveforms before and after inner ring fault noise

由图 13 可知,内圈故障加噪后,信号波动增加,较难提取故障频率。采用 IVMD 方法对信号进行分解以达到较好的降噪效果。经 GWO 方法对原始信号进行参数寻优,再对其进行 VMD 分解,根据分形维数选取最优分量,并求其包络谱进行分析。其各

分量如图 14 所示。

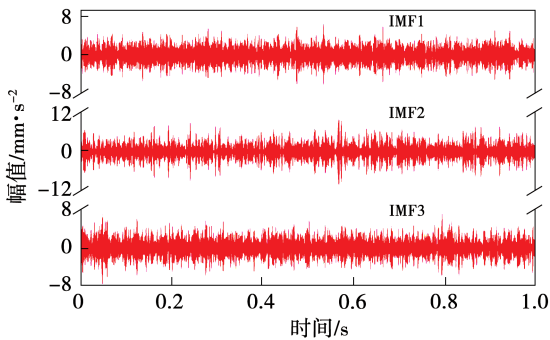


图 14 IVMD 信号分解分量

Fig. 14 IVMD signal decomposition components

经分形维数选取最优分量 IMF3,对其进行 MCKD 处理(滤波器长度:120,冲击信号的周期:97;位移数:5),突显故障信号同时求其包络谱,结果如图 15 及图 16 所示。

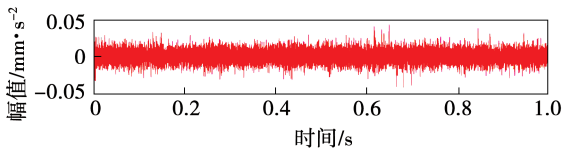


图 15 经 MCKD 处理后信号

Fig. 15 Signal processed by MCKD

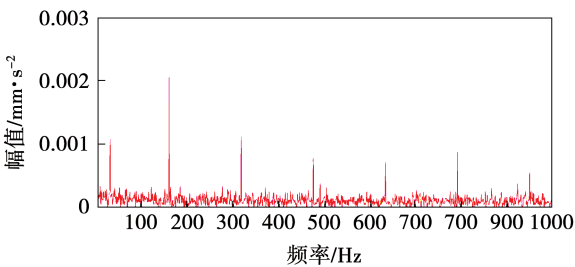


图 16 IMF3 信号分量包络谱

Fig. 16 Envelope spectrum of IMF3 signal component

由图 16 可知,包络谱突显了内圈故障的转频、故障频率及倍频,验证了该方法对轴承内圈故障诊断具有较好的实用性。

为进一步验证 IVMD-MCKD 方法的有效性,对图 13(b)中信号分别采用 MCKD、ITD-MCKD 处理,其结果如图 17 及 18 所示。

由图 17 及图 18 可知,采用 MCKD 与 ITD-MCKD 方法对强噪声下内圈故障信号进行分析,均

未在包络谱上突显所有的故障频率及其倍频。因此,强噪声干扰下采用 MCKD 和 ITD-MCKD 方法失效。

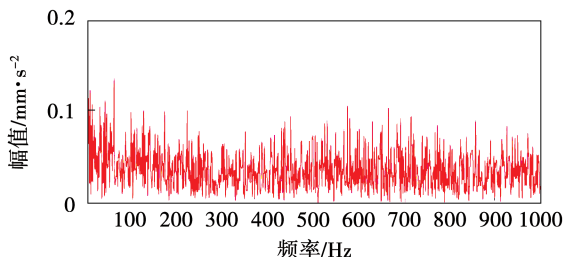


图 17 直接 MCKD 处理的包络谱

Fig. 17 Envelope spectrum processed directly by MCKD

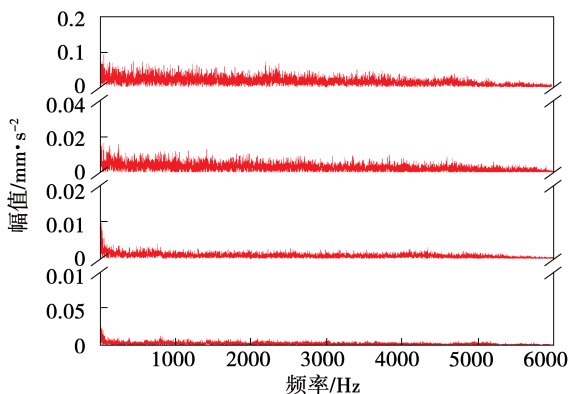


图 18 ITD-MCKD 处理后信号

Fig. 18 Signal processed by ITD-MCKD

综上可知,强噪声背景下的仿真信号和实验数据直接采用 MCKD 处理,虽可增强冲击信号,但难以在包络谱中突显故障频率;ITD 分解方法自身存在模态混叠和信号突变问题,在滤除部分噪声的同时无法直接选取最佳分量,导致 MCKD 难以准确突显冲击信号,对包络谱分析具有较大影响。而 IVMD-MCKD 方法首先采用 GWO 算法对 VMD 参数全局寻优,获取最优参数后进行分解,利用分形维数选取最佳分量,再经 MCKD 突显信号中有效的冲击成分并求其包络谱,可有效实现故障诊断。IVMD-MCKD 方法与 MCKD 和 ITD-MCKD 方法对比可知,IVMD-MCKD 方法克服了直接采用 MCKD 无法准确滤除强噪声的缺陷,弥补了 ITD-MCKD 方法未能准确选取最优分量的不足。此外,该方法不仅在仿真信号中展现出良好的效果,在实验数据分析中也具有优异的表现,进一步验证了该方法鲁棒性和泛化

性良好。

5 结 论

为解决强噪声下轴承振动信号早期故障难以提取的问题,基于分形理论提出了 IVMD-MCKD 方法,得出结论:

(1) IVMD 经灰狼算法对其参数进行全局寻优,有效降低了端点效应和模态混叠问题。

(2) MCKD 可突出噪声淹没的连续冲击脉冲,提取微弱故障信号的连续瞬态冲击成分。

(3) 分形维数可较为准确地选取最优分量,为希尔伯特包络解调和判断故障特征频率及其倍频提供了有效的依据。

(4) IVMD-MCKD 方法可通过希尔伯特包络谱直接观察到故障特征频率及其倍频,与 MCKD 和 ITD-MCKD 方法对比,表现出了更好的鲁棒性和泛化性。

参考文献:

- [1] ZHANG Xing-hui, KANG Jian-she, HAO Li-shan, et al. Bearing fault diagnosis and degradation analysis based on improved empirical mode decomposition and maximum correlated kurtosis deconvolution[J]. Journal of Vibroengineering, 2015, 17(1): 243–260.
- [2] LI Ji-meng, ZHANG Yun-gang, XIE Ping. A new adaptive cascaded stochastic resonance method for impact features extraction in gear fault diagnosis[J]. Measurement, 2016, 91: 499–508.
- [3] AMAROUAYACHE I I E, SAADI M N, GUERSI N, et al. Bearing fault diagnostics using EEMD processing and convolutional neural network methods[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 107(4): 1–19.
- [4] ZHOU Hao-xuan, LI Hua, LIU Tao, et al. A weak fault feature extraction of rolling element bearing based on attenuated cosine dictionaries and sparse feature sign search[J]. ISA Transactions, 2020, 97: 143–154.
- [5] WANG Dong, ZHAO Yang, YI Cai, et al. Sparsity guided empirical wavelet transform for fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 101: 292–308.
- [6] KANKAR P K, SHARMA S C, HARSHA S P. Fault diagnosis of rolling element bearing using cyclic autocorrelation and wavelet transform[J]. Neurocomputing, 2013, 110(13): 9–17.
- [7] XU Tong-le, YIN Zhao-jie, CAI Dao-yong, et al. Fault diagnosis for

- rotating machinery based on local mean decomposition morphology filtering and least square support vector machine[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*,2017,32(3):2061–2070.
- [8] FEI Chen, CHEN Xiao-juan, YANG Zhao-jun, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on VMD-multiscale fractal dimension/energy and optimized support vector machine[J]. *Journal of Vibroengineering*,2016,18(6):3581–3595.
- [9] MA Hong-bin, TONG Qing-bin, ZHANG Ya-nan. Applications of optimization parameters VMD to fault diagnosis of rolling bearings[J]. *China Mechanical Engineering*,2018,29(4):390–397.
- [10] SIVAVARAPRASAD G, PADMAJA R S, VENKATARATNAM D. Mitigation of ionospheric scintillation effects on GNSS signals using variational mode decomposition[J]. *Geoscience and Remote Sensing Letters*,2017,14(3):389–393.
- [11] 郑小霞,周国旺,任浩翰,等. 基于变分模态分解和排列熵的滚动轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*,2017,36(22):22–28.
- ZHENG Xiao-xia, ZHOU Guo-wang, REN Hao-han, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on variational mode decomposition and permutation entropy[J]. *Journal of Vibration and Shock*,2017,36(22):22–28.
- [12] WAN Shu-ting, ZHANG Xiong, DOU Long-jiang. Compound fault diagnosis of bearings using improved fast spectral kurtosis with VMD[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*,2018,32(11):5189–5199.
- [13] NIU Yi-jie, FEI Ji-you, LI Yuan-yuan, et al. A novel fault diagnosis method based on EMD, cyclostationary, SK and TPTSR[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*,2020,34(5):1925–1935.
- [14] 李 政,张 炜,明安波. 基于 IEWT 和 MCKD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. *机械工程学报*,2019,55(23):136–146.
- LI Zheng, ZHANG Wei, MING An-bo. Rolling bearing fault diagnosis method based on IEWT and MCKD[J]. *Journal of Mechanical Engineering*,2019,55(23):136–146.
- [15] 唐贵基,王晓龙. 最大相关峭度解卷积结合稀疏编码收缩的齿轮微弱故障特征提取[J]. *振动工程学报*,2015,28(3):478–486.
- TANG Gui-ji, WANG Xiao-long. Deconvolution of maximum correlation kurtosis combined with feature extraction of weak fault of gear with sparse coding contraction[J]. *Journal of Vibration Engineering*,2015,28(3):478–486.
- [16] 王建国,陈 帅,张 超. VMD 与 MCKD 在轴承故障诊断中的应用与研究[J]. *组合机床与自动化加工技术*,2017(5):69–72.
- WANG Jian-guo, CHEN Shuai, ZHANG Chao. Application and research of VMD and MCKD in bearing fault diagnosis[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*,2017(5):69–72.
- [17] 刘尚坤,唐贵基,何玉灵. Teager 能量算子结合 MCKD 的滚动轴承早期故障识别[J]. *振动与冲击*,2016,35(15):98–102.
- LIU Shang-kun, TANG Gui-ji, HE Yu-ling. Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on Teager energy operator and MCKD[J]. *Journal of Vibration and Shock*,2016,35(15):98–102.
- [18] 许子非,岳敏楠,李 春. 基于改进变分模态分解与支持向量机的风力机轴承故障诊断[J]. *热能动力工程*,2020,35(6):233–242.
- XU Zi-fei, YUE Min-nan, LI Chun. Wind turbine bearing fault diagnosis based on improved variational mode decomposition and support vector machine[J]. *Journal of Engineering for Thermal Energy and Power*,2020,35(6):233–242.
- [19] GU Hao-yu, LIU Xian-xue, ZHAO Bao-lin, et al. A compensation method for long-term zero bias drift of MEMS gyroscope based on improved CEEMD and ELM[C]//*International Nanoelectronics Conferences, IEEE, Piscataway, NJ*,2018:13–14.
- [20] GU Ran, CHEN Jie, HONG Rong-jing, et al. Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on adaptive variational mode decomposition and Teager energy operator[J]. *Measurement*,2020,149:106941.
- [21] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*,2014,69:46–61.
- [22] MCDONALD G L, ZHAO Qing, ZUO M J. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2012,33:237–255.
- [23] 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(64/65):100–131.

(丛 敏 编辑)