

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108032

自适应 VMD 联合 MOMEDA 的滚动轴承故障提取*

阮强^{1,2} 王贵勇^{1,2} 刘韬^{1,2} 王廷轩^{1,2}

(1.昆明理工大学机电工程学院 昆明 650500; 2.云南省先进装备智能维护工程研究中心 昆明 650500)

摘要: 针对强背景噪声下滚动轴承微弱故障特征提取问题,提出了一种基于参数自适应优化变分模态分解(VMD)与多点最优最小熵解卷积(MOMEDA)相结合的轴承故障特征提取方法。首先对滚动轴承时域振动信号进行 VMD 分解,然后基于自相关函数脉冲谐波噪声比指标(AIHN)最大化原则进行挑选得到最佳模态分量(BIMF)并对其进行 MOMEDA 滤波,包络解调后得到故障特征频率,最后将本文所提方法应用于数值仿真信号上可以明显观察到故障特征频率 131.1 Hz,应用于实际轴承故障信号可以有效识别轴承故障特征频率 294.5 Hz,与原始包络谱提取的 311 Hz 以及 MCKD 提取的 320 Hz 相比更加接近理论故障特征频率 294 Hz。

关键词: 轴承故障诊断;VMD 算法;MOMEDA 算法;自相关函数脉冲谐波噪声比指标算法;参数优化

中图分类号: TH133.3; TH165.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Rolling bearing fault extraction based on adaptive VMD and MOMEDA

Ruan Qiang^{1,2} Wang Guiyong^{1,2} Liu Tao^{1,2} Wang Tingxuan^{1,2}

(1. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 2. Engineering Research Center for Intelligent Maintenance of Advanced Equipment of Yunnan Province, Kunming 650500, China)

Abstract: Aiming at the problem that the weak fault features of rolling bearings are difficult to extract, a bearing fault feature extraction method based on the combination of parameter adaptive optimization variable modal decomposition (VMD) and multi-point optimal minimum entropy deconvolution (MOMEDA) is proposed. Firstly, the VMD decomposition is performed on the rolling bearing time domain vibration signal, and then the best mode component (BIMF) is selected based on the principle of maximizing the index of impulse harmonic noise ratio (AIHN) of autocorrelation function and MOMEDA filtering is performed on it, and the fault characteristic frequency is obtained after envelope deconvolution, and finally the fault characteristic frequency can be clearly observed by applying the proposed method body to the numerical simulation signal 131.1 Hz, which can be applied to the actual bearing fault signal to effectively identify the bearing fault characteristic frequency of 294.5 Hz, which is closer to the theoretical fault characteristic frequency 294 Hz compared with 311 Hz extracted by the original envelope spectrum and 320 Hz extracted by MCKD.

Keywords: bearing fault diagnosis; VMD algorithm; MOMEDA algorithm; AIHN algorithm; parameter optimization

0 引言

滚动轴承作为机械设备的关键零部件,其健康状况与设备的可靠运行密切相关^[1]。基于滚动轴承振动信号提取设备故障状态信息,对设备状态检测和故障诊断具有较好的工程应用价值^[2]。然而,工程实际中故障振动信号的易被噪声淹没和干扰,如何在低信噪比条件下提取微弱故障信号是复杂工况条件下滚动轴承微弱故障的关键。

国内外学者针对强噪声条件下滚动轴承故障特征提取

问题提开展了很多研究,如小波变换(wavelet transform, WT)、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)、集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)以及变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)等都被引入轴承振动信号故障特征提取并取得了一定效果^[3-6]。但 WT 方法的小波基选择和分解层数确定,EMD 易出现模态混叠现象和端点效应,EEMD 残余噪声会导致重构误差等问题都限制了上述算法的应用推广。VMD 算法虽然因其完备的数学基础及

收稿日期:2021-10-09

* 基金项目:国家自然科学基金(52065030,51875272)、云南省重大科技专项计划(202002AC080001)项目资助

求解方式,有效改善了端点效应和模式混叠,提高了故障特征提取的准确性,但其最优分解参数的选择依然依赖经验或其他优选指标。

为了准确有效地提取轴承故障信号,最经典的方法是最大相关峭度解卷积(maximum correlated kurtosis deconvolution, MCKD),该算法能准确获取故障周期,可增强原信号的故障冲击特征,并通过包络解调诊断故障类型。但是 MCKD^[7]的性能依赖对于故障周期 T 以及滤波器长度 L 的先验知识。为了克服 MCKD 的局限性,McDonald 等^[8]提出了多点最优最小熵解卷积(multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted, MOMEDA),成功运用于齿轮与齿轮箱的故障数据提取。相较于 MCKD 算法, MOMEDA 算法需要预知的参数少,但 MOMEDA 算法是通过非迭代方式求解最优滤波器,能有效降低噪声干扰冲击信号的程度,不过也需要确定故障周期。

本文引入自相关函数脉冲谐波噪声比指标,通过计算自相关函数,选取其与噪声最不相关的最大分量以确定最优 VMD 分解层数,降低随机噪声对重构信号的干扰。为抑制重构信号中的冲击干扰噪声,对重构信号进行 MOMEDA 滤波,在较少先验知识条件下,非迭代快速求解最优滤波器,实现对低信噪比条件下的随机噪声和冲击干扰噪声滤波,提取有效轴承故障信息。

1 理论基础

1.1 变分模态分解

经典 VMD^[9] 如式(1)所示:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \|\partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \right] e^{j\omega_k t} \|^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k(t) = f \end{cases} \quad (1)$$

其中, $u_k(t) = \{u_1, u_2, \dots, u_K\}$ 和 $\omega_k = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$ 分别是分解后 k 个频带分量和对应的中心频率。而引入拉格朗日因子 λ 和二次惩罚因子 α 可将上约束优化问题转化为非约束变分问题,其增广的拉格朗日形式可表示如下:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{2\pi} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), x(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (2)$$

以交替乘法得到式(1)中解对应的式(2)中鞍点。预先确定 k , 初始化参数 u_k^1, ω_k^1 和 λ^1 , 并通过式(3)、(4)和(5)对 u_k, ω_k 和 λ 迭代更新:

$$u_k^{n+1}(\omega) \leftarrow \frac{f(\omega) - \sum_{1 \leq l < k} u_l(\omega) + \frac{\lambda(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} \leftarrow \frac{\int_0^{+\infty} \omega |u_k^{n+1}|^2 d\omega}{\int_0^{+\infty} \omega |u_k^{n+1}| d\omega} \quad (4)$$

$$\lambda^{n+1}(\omega) \leftarrow \lambda^n(\omega) + \tau(f(\omega) - \sum_k u_k^{n+1}(\omega)) \quad (5)$$

当满足迭代精度时停止,即:

$$\sum_k \|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2 / \|u_k^n\|_2^2 < \epsilon \quad (6)$$

其中,参数 k 可以保证模式数的适当性,进而保证信号分解的准确性,当 k 过大时,容易造成模式混叠,反之会造成有用信息的缺失。 k 的选择对 VMD 算法的分解效果尤为重要。

1.2 自相关函数脉冲谐波噪声比指数

工业现场设备故障采集的信号以随机噪声和确定冲击干扰为主。其中,随机噪声由于其自相关函数在零点达到最大值,在非零点处为 0,这与周期信号的自相关函数有明显区别。由于随机噪声自相关函数的能量主要集中于零点。因此可利用自相关函数确定 VMD 分解后各本征模态分量(intrinsic mode function, IMF)中的脉冲谐波与随机噪声比,将随机能量占比较高的 IMF 分量剔除,突出周期脉冲故障信息,提高重构信号信噪比。本文引入了自相关函数脉冲谐波噪声比(auto-correlation function impulse harmonic noise ratio index, AIHN)指标选择重构信号的最佳模态分量(best intrinsic mode function, BIMF), AIHN 的计算过程如下^[10]。

首先,对信号 $x(t)$ 进行希尔伯特变换:

$$\hat{x}(t) = H\{x(t)\} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (7)$$

获取 $\hat{x}(t)$ 的绝对值,去除 $\hat{x}(t)$ 的直流分量,用 $r(t)$ 表示。通过式(8)计算 $r(t)$ 的自相关函数:

$$R(\mu) = \int r(t)r(t + \mu) dt \quad (8)$$

AIHN 指数计算如式(9):

$$AIHN = \frac{\sum_{i=1}^k R_{en}(kN_T)}{R_{en}(0)} \quad (9)$$

其中, $R_{en}(kN_T)$ 是脉冲特征第 k th 周期自相关函数 $R(\mu)$ 的幅值, $R_{en}(0)$ 是零点自相关函数 $R(\mu)$ 的幅值。AIHN 指数越大,振动信号中包含的周期脉冲特征信息越多。因此,本文利用自相关函数脉冲谐波噪声比优化 VMD 并利用其选取包含故障信息的 IMF 分量。

1.3 多点最优最小熵解卷积

MOMEDA 是对 MED 算法进行改进的一种非迭代解卷积算法,通过求解最优 FIR 滤波器,使输出信号最大程度恢复原冲击信号。求解最优 FIR 滤波器的过程即是通过求对多点 D 范数(multi D-norm, MDN)求最大值,即:

$$MDN(y, t) = \frac{1 \times t^T y}{\|t\| \|y\|} \quad (10)$$

式中: y 为采集到的振动信号; f 为滤波器组; t 为目标矢量,定义了冲击成分的位置和权重。

对求解得到的最优目标解进行归一化处理,可提取不

同采样频率下的故障特征周期,也可以提取相同采样频率下不同故障类型的周期。

求滤波器系数 $f = f_1, f_2, \dots, f_L$ 的导数,即:

$$\frac{d}{df} \left(\frac{t^T y}{\|y\|} \right) = \frac{d}{df} \frac{t_2 y_2}{\|y\|} + \frac{d}{df} \frac{t_2 y_2}{\|y\|} + \dots +$$

$$\frac{d}{df} \frac{t_{N-L} y_{N-L}}{\|y\|} \quad (11)$$

其中, N 为采样总点数; L 为滤波器长度。求其极值:

$$\|y\|^{-1} X_0 t - \|y\|^{-3} t^T y X_0 y = 0 \quad (12)$$

$$\frac{t^T y}{\|y\|^2} X_0 y = X_0 t \quad (13)$$

式中: X_0 为冲击信号的矩阵形式。由于 $y = X_0^T f$, 同时假设 $(X_0 X_0^T)^{-1}$ 存在, 则式(13)可变换为:

$$\frac{t^T y}{\|y\|^2} f = (X_0 X_0^T)^{-1} X_0 t \quad (14)$$

由上式解得最优滤波器系数 $f = (X_0 X_0^T)^{-1} X_0 t$, 即为 MOMEDA 的解。代入 $y = X_0^T f$ 中即可恢复出原冲击信号 y 。使用 MOMEDA 进行旋转机械故障检测时, 应以拟定的故障周期为间隔的冲击序列作为求解目标:

$$t_n = P_n(T) = \delta_{\text{round}(T)} + \delta_{\text{round}(2T)} + \dots, t = P(T) \quad (15)$$

式中: δ_n 表示样本 n 处的冲击。故障周期 T 可使用非整数, 并将冲击位置优化到最近位置。由上述演算可知, 对 M 个连续的目标矢量进行如式(16)和(17)计算:

$$F = [f_1, f_2, \dots, f_M] = (X_0 X_0^T)^{-1} X_0 [t_1, t_2, \dots, t_M] \quad (16)$$

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_M] = X_0^T F \quad (17)$$

引入多点峭度(multipoint kurtosis, MKurt)筛选周期冲击最大的位置。

$$MKurt(y, t) = \frac{\left(\sum_{n=1}^{N-L} t_n^2 \right)^2 \sum_{n=1}^{N-L} (t_n, y_n)^4}{\sum_{n=1}^{N-L} t_n^8 \left(\sum_{n=1}^{N-L} y_n \right)^2} \quad (18)$$

对此, 以某段周期性冲击序列为目标矢量, 计算不同故障周期 T 对应的多点峭度值, 得到多点峭度谱, 进而可选择合适的故障周期。由于滤波器长度 L 的取值很大程度上影响着 MOMEDA 解卷积效果, 通常 L 的值越大多点峭度区分度越好, 但也存在瓶颈, 同时随着 L 的增加, 计算时间也会变长, 文献[11]已对该参数作了详细探讨, 本文 L 取 1 000。

2 基于自适应 VMD 联合 MOMEDA 的故障特征提取

因为白噪声信号的自相关函数与一般周期信号的自相关函数存在很大区别。对于白噪声信号, 自相关函数的能量主要集中于零点, 而一般周期信号自相关函数能量不为 0。可以认为此时信号越有序, 所以致使自相关脉冲噪声比值更大。因此, 可将自相关脉冲噪声比作为故障的一

种表征, 当存在参数值具有最小值时, 可认为此时具有良好的 VMD 分解效果。基于此, 根据自相关函数脉冲噪声比最大值原则确定 VMD 参数的方法, 方法简单, 能达到良好的效果。

为了从微弱故障振动信号中提取初始故障冲击信息, 抑制随机噪声和干扰冲击信号。本文对提出的 VMD 与 MOMEDA 算法进行验证, 具体流程如图 1 所示。

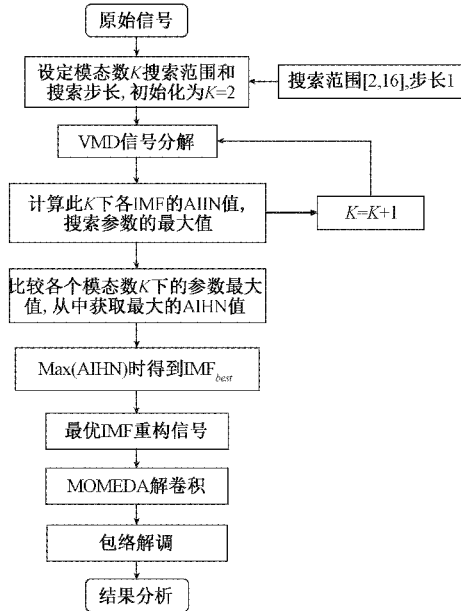


图 1 自适应 VMD 联合 MOMEDA 的故障诊断流程

实验步骤如下:

1) 优化模态数 K [12]。初始化模态数 $K = 2$, 对振动信号进行 VMD 分解, 计算各模态的自相关函数脉冲噪声比, 判断是否是参数最大值; 如果是, 确定模态数 $K = K$; 否则, $K = K + 1$, 继续迭代, 直到取到参数值的最大值为止。本文选定 K 的搜索范围[2, 16], 步长为 1。

2) 对振动信号进行参数优化后的 VMD 分解, 计算 IMF 分量。

3) 依据步骤 2) 所选的最优 IMF 分量重构信号, 将其恢复为时间序列。

4) 基于多点峭度谱 MKurt 运算获取故障轴承的故障周期, 利用 MOMEDA 算法对重构冲击信号进行降噪, 还原有效故障冲击信号, 削弱冲击干扰影响。

5) 包络解调, 提取轴承故障特征频率。

3 信号仿真分析

为验证所提方法的有效性, 根据轴承外圈故障发生时

的特点构建故障仿真信号^[13]进行分析, 该信号表达式为:

$$\begin{cases} x(t) = s(t) + n(t) \\ s(t) = \sum_i A_i e^{-B_i t} \cos(2\pi f_n t) \\ A_i = A_0 \cos(2\pi f_c t) \end{cases} \quad (19)$$

在仿真故障实验中,仿真信号参数如表 1 所示。

表 1 模拟信号参数

仿真信号参数	参数值
振幅	$A_0 = 1.5$
采样频率/Hz	$f_s = 12\ 000$
共振频率/Hz	$f_n = 2\ 500$
衰减系数	$B = 1\ 000$
故障特征频率/Hz	$f_i = 130$
旋转频率/Hz	$f_r = 20$
高斯白噪声/dB	-10
仿真信号长度	$1 \times 5\ 120$

未加噪仿真信号时域波形如图 2(a)所示,故障周期冲击明显。对仿真信号进行加噪处理,加噪后仿真信号时域波形如图 2(b)所示,由于噪声影响,无法提取冲击特征。图 2(c)的包络谱可知,故障特征基本被强噪声包围,难以有效识别。

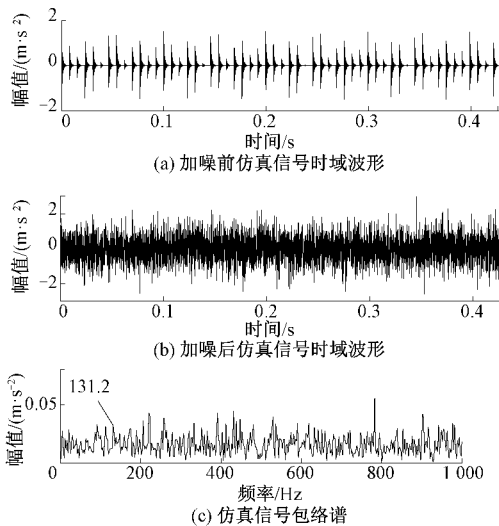


图 2 仿真故障信号

由于原始信号受噪声影响严重,因此,对信号进行 VMD 分解,初始化 $K = 2$, 设定 K 的搜索范围为 $[2, 16]$, 利用参数值最大值原则优化模态 K 。经过分析,当 $K = 8$ 时,取得最大值为 0.657 7,所以取模态数 $K = 8$ 。模态数与自相关函数脉冲噪声比关系图,如图 3 所示。

对仿真信号进行处理,原始信号经自相关函数脉冲噪声比优化的 VMD 分解后得到 8 个 IMF 分量,时域波形,如图 4 所示。通过观察,各个 IMF 分量的差别不大,不能直观地判定哪一分量包含的故障特征信息最明显。

在上述参数优化过程中,可知 IMF7 的自相关函数脉冲噪声比具有最大值 0.655 7。IMF 分量遴选指标值如表 2 所示,给出各个 IMF 分量的参数值(由于篇幅限制,仅给出前 6 个 IMF 分量的自相关函数脉冲噪声比)。

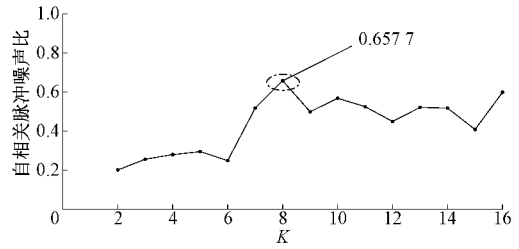


图 3 模态数 K 与自相关函数脉冲噪声比最大值的关系

表 2 仿真信号 IMF 分量遴选指标值

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
参数值	-0.102	0.036	0.036	0.657 7	-0.025	0.096

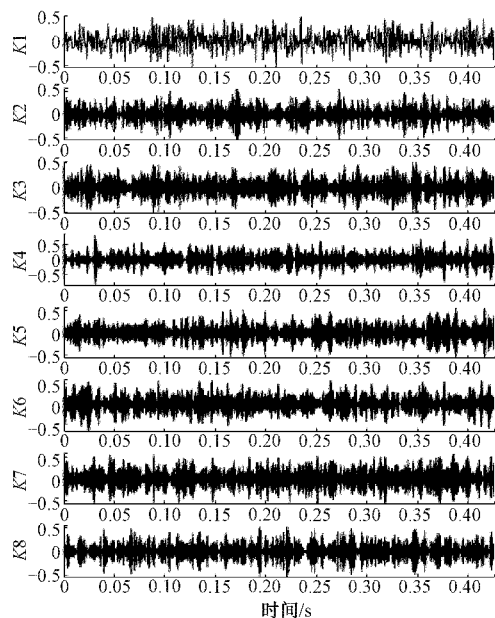


图 4 仿真信号 VMD 分解结果

选取 IMF4 为最佳分量,如图 5 所示,给出仿真最优模态结果并进一步进行分析。

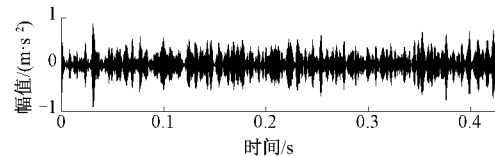


图 5 仿真最优模态 AIHN 结果

根据仿真信号特点,结合多点峭度谱特性^[14]对仿真故障信号处理分析:设置周期 T 寻优范围为 $[50 : 0.1 : 300]$, 窗函数选择 $[1, 1, 1, 1, 1]$, 得到结果如图 6 所示,给出仿真故障信号多点峭度谱,由此可得仿真最优模态故障信号故障周期为 $T = 72$ 。

根据 MOMEDA 算法对重构内圈故障信号进行解卷积分析,为了兼备优化准确性和计算效率,设置 MOMEDA 参数^[15]:滤波器阶数为 1 000,窗函数系数为 $[1\ 000, 1]$,故

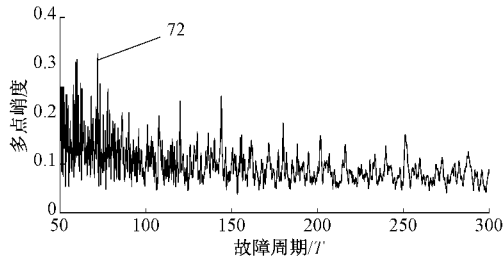


图6 仿真故障信号多点峭度谱

障周期为 69,其中,图 7 为 MOMEDA 解卷积信号结果,图 7(a)是 MKurt_MOMEDA 算法对外圈仿真信号解卷积后的时域波形,可以明显看到有周期性的冲击成分存在。图 7(b)中对 MOMEDA 解卷积信号中的冲击成分进一步增强并作包络分析,可以清晰的看到仿真信号故障特征频率及其倍频 $f_i \sim 7f_i$,故本文所提方法可以有效提取低信噪比条件下的滚动轴承故障特征。

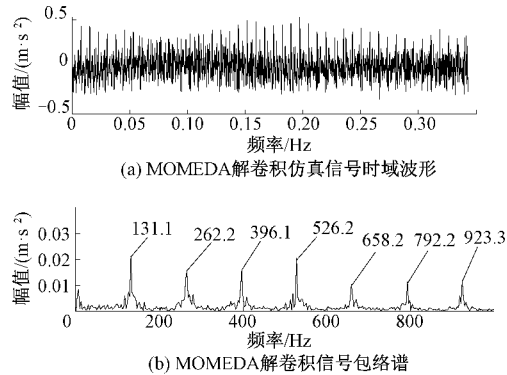


图7 MOMEDA 解卷积信号结果

4 实验验证及分析

为了更好地验证所提方法对强噪声情况下轴承故障特征的提取,本文采用辛辛那提大学 IMS 中心提供的滚动轴承寿命测试数据^[16]进行分析。试验轴承型号为 ZA-2115,参数如表 3 所示,电机转速为 2 000 r/min,采样频率为 20 kHz,轴承与传感器安装位置如图 8 所示。

表3 滚动轴承结构参数

参数	数值
轴承节径/mm	71.5
滚动体直径/mm	8.4
滚动体个数	16
接触角/(°)	15.17

本文实验验证中,选择数据集 1 中的轴承 3 的全寿命数据作为研究对象。该轴承发生了内圈点蚀故障,根据表 3 中的参数值以及轴承故障频率计算出轴承的内圈故障特征频率为 $f_i = 294$ Hz。

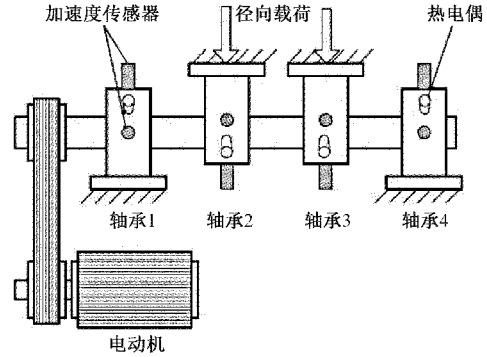


图8 轴承与传感器安装位置

选择轴承 3 水平方向采集的数据,即通道 5 收集的数据进行分析。该组实验采集了 2 156 组,采样间隔为 10 min,每组采集数据点为 20 480。绘制轴承 3 全寿命区间中 RMS 值的趋势图,如图 9 所示。观察 RMS 值的变化趋势,可判断轴承内圈经历了正常阶段、初始故障、完全故障、严重故障 4 个阶段,本次实验数据选取初始故障阶段的第 2 056 组数据验证分析。轴承内圈故障信号的时域图与包络谱如图 10 所示。

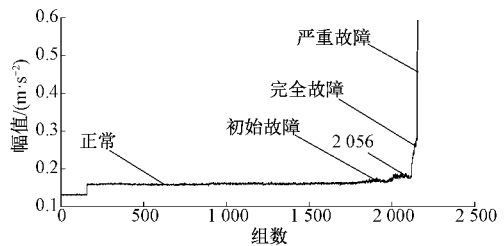


图9 轴承 3 全寿命数据 RMS 值趋势图

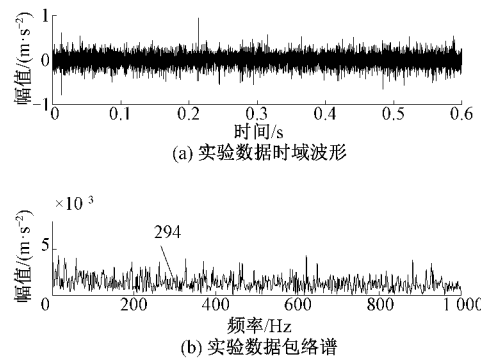


图10 实验数据信号

根据本文所述方法对轴承内圈故障信号进行分析。优化模态数 K ,设定 K 的搜索范围为 $[2, 16]$,利用参数值最大值原则优化模态。模态数 K 与参数最大值的关系如图 11 所示。经过分析,当 $K = 7$ 时,取得参数最大值为 0.833 1,所以取模态数为 $K = 7$ 。

对内圈故障信号进行 VMD 分解,得到 7 个 IMF 分量,时域波形,如图 12 所示。通过观察,各个 IMF 分量的差别不大,不能直观地判定哪一分量包含的故障特征信息最明显。

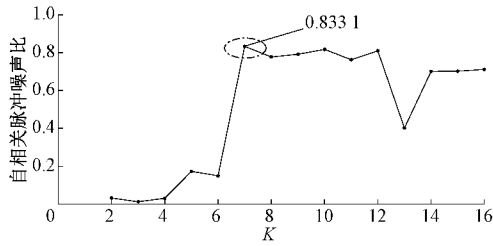


图 11 模态数 K 与自相关函数脉冲噪声比最大值的关系

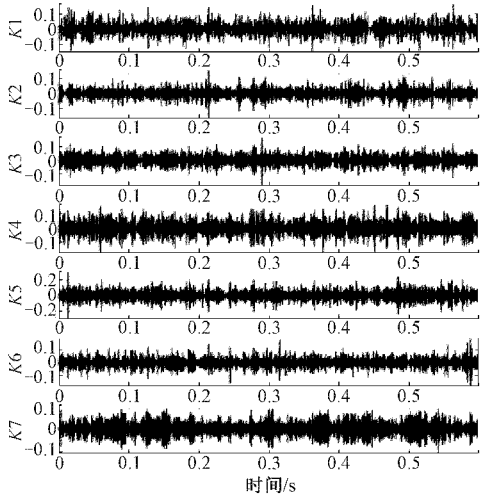


图 12 实验数据 VMD 分解结果

在上述参数优化过程中,可知 IMF7 的自相关函数脉冲噪声比具有最大值 0.833 1。如表 4 所示,给出各个 IMF 分量的参数值(由于篇幅限制,仅给出后 6 个 IMF 分量的自相关函数脉冲噪声比)。因此,选取 IMF7 为最佳分量,并进一步进行处理,如图 13 所示。

表 4 各 IMF 分量的参数值

IMF	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7
参数值	-0.05	-0.06	-0.07	0.106	-0.07	0.833 1

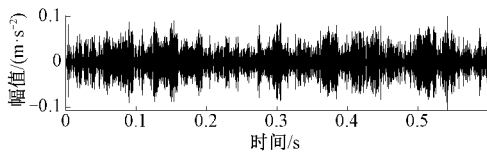


图 13 实验最优模态 AIHN 结果

根据实验数据信号特点,设置周期 T 寻优范围为 $[50 : 0.1 : 300]$,窗函数选择 $[1, 1, 1, 1, 1]$,实验内圈故障信号多点峭度谱结果如图 14 所示,由此可得重构内圈故障信号故障周期为 $T=62.7$ 。根据 MOMEDA 特性对实验数据处理分析:滤波器阶数为 1 000,窗函数系数为 $[1\ 000, 1]$,故障周期为 62.7,图 15(a)为 MOMEDA 解卷积信号的时域波形可以明显看到有周期性的冲击成分存在。图 15(d)为

MOMEDA 解卷积信号包络图,能明显看出轴承内圈故障特征频率及其倍频 $f_i \sim 6f_i$ 。根据计算得实验故障特征频率 $f_i=294$ Hz,与 MOMEDA 解卷积信号包络得出故障频率 $f_i=294.5$ Hz 大致相同,说明了本文中所提的 MOMEDA 算法对提取轴承内圈故障特征频率具有一定的有效性及准确性。

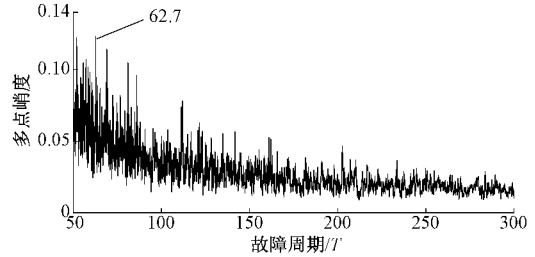
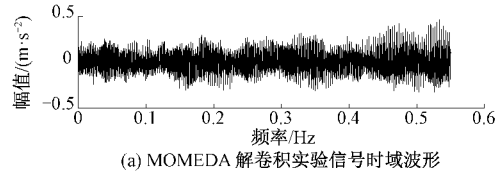
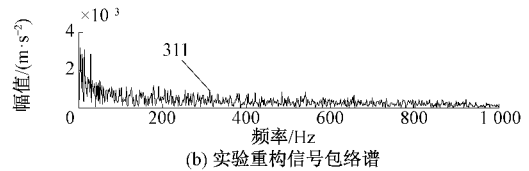


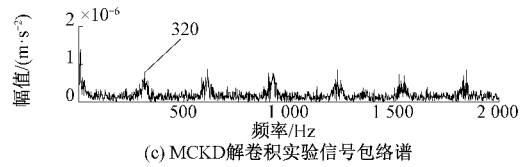
图 14 实验内圈故障信号多点峭度谱



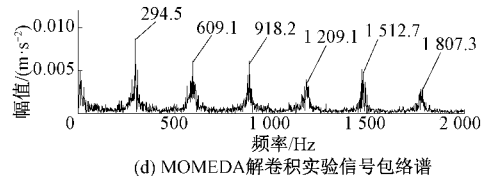
(a) MOMEDA 解卷积实验信号时域波形



(b) 实验重构信号包络谱



(c) MCKD 解卷积实验信号包络谱



(d) MOMEDA 解卷积实验信号包络谱

图 15 解卷积信号结果

本文还给出了原始包络谱和 MCKD 降噪包络结果,对比图 15(b)和(c)可知,原始包络谱和 MCKD 算法所得内圈故障特征频率与理论推导值 294 Hz 之间相差较大,与 MOMEDA 算法相比,准确性更低,从而体现了文中所提方法在强噪声情况下对轴承故障特征频率提取的有效性。

5 结 论

针对轴承故障信号在实际工况易受强噪声条件的干扰,导致轴承故障微弱冲击成分难以提取。本文提出了自相关函数脉冲噪声的参数优化 VMD 算法能有效解决

VMD分解参数的难以确定问题,来确定分解最优模态。联合MOMEDA对重构信号降噪滤波后进行包络解调可以更好的提取故障特征频率。对比重构后的原始包络谱和MCKD降噪包络的方法,本文提出的方法可以在低信噪比工况中提取轴承故障特征频率从而获得较好的滤波效果。最后通过仿真数据和实验数据结果验证了方法的有效性。

参考文献

- [1] 谷然,陈捷,洪荣晶,等. 基于改进自适应变分模态分解的滚动轴承微弱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2020, 39(8): 1-7, 22.
- [2] 刘浩炜,刘韬,涂文涛,等. 位置优化 Fisher 测度在轴承故障特征选择中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(8): 124-132.
- [3] YU J B, LV J X. Weak fault feature extraction of rolling bearings using local mean decomposition-based multilayer hybrid denoising[J]. Ieee Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66 (12): 3148-3159.
- [4] 曹蔚,苟臻元,韩昭,等. 基于GWO-TVf-EMD方法的行星齿轮箱齿面剥落故障诊断[J]. 航空动力学报, 2021, 36(11): 1-12.
- [5] 赵越,赵英亮,王黎明,等. 基于EEMD的压力管道泄漏声源定位[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(7): 128-132.
- [6] 郑义,岳建海,焦静,等. 基于参数优化变分模态分解的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(1): 86-94.
- [7] 于元灏,杨光永,晏婷,等. 基于CSSA与MCKD的电机轴承故障提取[J]. 电子测量技术, 2021, 44(14): 142-147.
- [8] MCDONALD G L, ZHAO Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: Application to vibration fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 82: 461-477.
- [9] 李帅永,毛维培,程振华,等. 基于VMD和K-SVD字典学习的供水管道泄漏振动信号压缩感知方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 49-60.
- [10] ZHENG K, LI T, ZHANG B, et al. Incipient fault feature extraction of rolling bearings using autocorrelation function impulse harmonic to noise ratio index based SVD and teager energy operator[J]. Applied Sciences, 2017, 7(11):1117.
- [11] 刘岩,伍星,刘韬,等. 基于自适应MOMEDA与VMD的滚动轴承早期故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2019, 38(23): 219-229.
- [12] 李华,伍星,刘韬,等. 变分模态分解和改进的自适应共振技术在轴承故障特征提取中的应用[J]. 振动工程学报, 2018, 31(4): 718-726.
- [13] 唐贵基,王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73-81.
- [14] 严嵩,李伟光,赵学智,等. 基于MKurt-MOMEDA和Teager能量算子的柔性薄壁轴承的故障特征提取方法[J]. 机床与液压, 2021, 49(6): 156-162.
- [15] 祝小彦,王永杰. 基于MOMEDA与Tcager能量算子的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(6): 104-110, 123.
- [16] 咎涛,庞兆亮,王民,等. 基于VMD的滚动轴承早期故障诊断方法[J]. 北京工业大学学报, 2019, 45(2): 103-110.

作者简介

阮强,硕士研究生,主要研究方向为机械设备状态监测及故障诊断。

E-mail:1636839387@qq.com

刘韬(通信作者),博士,教授,主要研究方向为人工智能故障诊断、设备状态监测及故障诊断等。

E-mail:kmlitao@aliyun.com