

基于 AVMD 和二阶 FWEO 的滚动轴承故障诊断*

王琇峰, 文俊, 倪泽行, 吴任穷

(西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

摘要 针对滚动轴承振动信号中常包含有谐波、高斯白噪声和非周期性瞬态冲击成分,导致故障特征提取困难的问题,提出一种基于自适应的变分模态分解(adaptive variational mode decomposition,简称 AVMD)和二阶频率加权能量算子(second-order frequency weighted energy operator,简称 SFWEO)的滚动轴承故障诊断方法。首先,根据不同的信号自适应地确定模式数和惩罚因子,利用参数优化的变分模态分解(variational mode decomposition,简称 VMD)对原始信号进行分解,得到多个本征模式函数(intrinsic mode function,简称 IMF);其次,计算每个 IMF 的时频加权峭度,根据时频加权峭度最大化准则选择最佳 IMF;最后,采用二阶频率加权能量算子对最佳 IMF 进行解调。仿真和试验结果表明,所提方法克服了传统 VMD 算法分解精度受参数影响较大导致信号出现过分解或欠分解的问题,同时二阶频率加权能量算子对信号中的干扰成分具有很好的抑制作用,有效提高了诊断正确率。

关键词 滚动轴承;故障诊断;变分模态分解;二阶频率加权能量算子

中图分类号 TH133;TH17

引言

滚动轴承是旋转机械中重要的零部件之一,当滚动轴承发生局部故障时,会产生周期性冲击信号。由于受设备运行环境及传递路径的影响,信号信噪比低,故障特征提取困难。对原始信号进行降噪处理、识别轴承故障特征是提高轴承故障诊断正确性的重要前提。

目前,经验模态分解(empirical mode decomposition,简称 EMD)、局部均值分解(local mean decomposition,简称 LMD)以及互补集合经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition,简称 CEEMD)等算法被广泛应用于信号的分解。陈凯等^[1]提出了一种快速自适应经验模式分解算法,有效改善了 EMD 模态混叠和耗时问题。张坤等^[2]针对 LMD 运算效率低以及对极值点依赖性大的缺陷,提出快速自适应局部均值分解,在一定程度上抑制了端点效应的影响。Chen 等^[3]将 CEEMD 与概率神经网络结合用于不同工况下的齿轮箱故障诊断,取得了较好的分类效果。上述算法虽然在一定程度上取得了较好的效果,但仍然存在没有彻底消除端点效应的影响、信号分解不全、计算效率低及受信噪比影响较大等问题。

VMD 是一种新的信号分解方法^[4]。与传统方法 EMD 相比,VMD 既具有将非平稳、非线性信号分解为若干个单分量 IMF 信号的优点,又克服了 EMD 存在的模态混叠和过包络等缺点^[5-7],然而 VMD 包含 2 个关键参数需要人为确定,即模态个数 k 和惩罚因子 α 。文献[8-9]采用粒子群算法自适应选择参数,虽然可以获得合适的参数值,但需要大量的迭代计算,计算效率低。Lian 等^[10]提出了一种自适应 VMD 方法,其主要根据固有模式函数的特点自动确定模式数,但算法鲁棒性较差。Liu 等^[11]通过互信息准则自适应地确定 VMD 中的模态个数,但是该方法忽略了信号分量的特性,容易导致过度分解。另外,当 VMD 分解成若干个 IMF 时,其中含有故障特征频率的敏感分量只有少部分,其余都是含有噪声的干扰信号,因此如何选择最佳 IMF 成为该方法是否能够得到广泛应用的关键。

笔者提出一种基于 AVMD 和 SFWEO 的滚动轴承故障诊断方法。其中,加权能量算子(frequency weighted energy operator,简称 FWEO)作为能量算子的一种,其核心是通过求导加入瞬时频率的权重,具有比希尔伯特解调(Hilbert demodulation,简称 HT)和 Teager 能量算子(Teager energy operator,简称 TEO)更好的抗干扰特性^[12-14]。在此基础上,通

* 国家自然科学基金联合基金资助项目(U2267206)

收稿日期:2020-11-25;修回日期:2021-03-17

过计算信号的二阶导数,加大瞬时频率部分的权重,进一步抑制信号中的谐波及噪声成分,增强周期性冲击。将该方法应用在仿真信号和真实轴承故障信号上,验证了所提方法在强干扰环境下的轴承故障特征提取的有效性。

1 基本理论

1.1 VMD基本原理

VMD主要是通过变分问题的构造和求解使每个模式分量的中心频率和带宽不断更新,从而获得最佳的分量和中心频率。其约束变分问题模型^[4]为

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^K u_k = f \quad (1)$$

其中: k 为模式分量数; u_k, ω_k 分别为信号模式分量及其中心频率; f 为输入信号。

为解决上述变分问题,VMD采用乘法算子交替方向法寻找扩展的拉格朗日表达式的全局最优解,通过在频域不断地更新来获得若干个窄带的分量。扩展的拉格朗日表达式为

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} +$$

$$\left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle \quad (2)$$

其中: α 为惩罚因子; λ 为拉格朗日乘法算子。

1.2 频率加权能量算子基本原理

FWEO通过对信号求导,在计算瞬时能量时引入瞬时频率部分的权重,从而使得FWEO具有与Teager能量算子相同的性质。在此基础上,笔者提出二阶频率加权能量算子的方法,其主要通过求取信号的二阶导数,加大瞬时频率部分的权重,进而提高能量算子在干扰情况下解调的鲁棒性。

SFWEO的表达式为

$$\xi[x(t), 2] = S[x''(t)] = |x''(t) + jH[x''(t)]|^2 =$$

$$x''(t)^2 + H[x''(t)]^2 \quad (3)$$

其中: x'' 为信号 $x(t)$ 的二阶导数; $\xi[x(t), 2]$ 为 $x(t)$ 的二阶频率加权能量算子。

假设信号 $x(t)$ 表达式为

$$x(t) = A \cos(\omega t + \phi) \quad (4)$$

将式(4)代入式(3),可得其二阶导数为

$$x''(t) = -A\omega^2 \cos(\omega t + \phi + \pi) \quad (5)$$

$$H[x''(t)] = -A\omega^2 \sin(\omega t + \phi + \pi) \quad (6)$$

$$\xi[x(t), 2] = x''(t)^2 + H[x''(t)]^2 =$$

$$A\omega^2 \cos(\omega t + \phi + \pi) +$$

$$A\omega^2 \sin(\omega t + \phi + \pi) = A\omega^2 \quad (7)$$

由式(7)可知,信号二阶频率加权能量算子的瞬时频率部分由原来的 ω 变成 ω^2 ,故SFWEO可以更好地追踪信号中瞬时能量的微弱变化,实现信号中故障冲击和谐波等其他成分的分隔。

为实现离散信号的处理,需得到SFWEO的离散形式。离散信号的 m 阶导数可由前向差分公式得到,其表达式为

$$x^m(n) = x^{m-1}(n+1) - x^{m-1}(n) \quad (8)$$

将式(8)代入式(7),可得SFWEO的离散形式为

$$\xi[x(n), 2] = x''(n)^2 + H[x''(n)]^2 =$$

$$[x'(n+1) - x'(n)]^2 + H[x'(n+1) - x'(n)]^2 =$$

$$[x(n+2) - 2x(n+1) - x(n)]^2 +$$

$$H[x(n+2) - 2x(n+1) - x(n)]^2 \quad (9)$$

2 AVMD结合SFWEO的滚动轴承故障诊断方法

VMD中包含2个关键参数:模式分量数 K 和惩罚因子 α ,不同的参数对分解结果影响很大。与EMD不同,VMD中需要事先人为确定模式分量数。模式分量数过多或过少都不利于信号的分解,从而影响有用信息特征的识别。笔者提出的AVMD算法可以根据不同信号自适应地确定模式数和惩罚因子,并基于时频加权峭度最大化准则选择最佳IMF。

2.1 最佳惩罚因子

根据实际信号的频谱分布特征,一些由旋转频率主导的谐波主要位于中低频区域,而脉冲和噪声干扰大多位于高频区域。因此,基于VMD的信号分解过程,将每个模式分量的中心频率作为确定相应惩罚因子的基础。如果模式分量的中心频率小,则表明模式分量主要是谐波,选择大的惩罚因子;否则,应选择较小的惩罚因子。基于上述理论,建立惩罚因子与模态分量中心频率之间的映射关系^[14]为

$$\alpha_k = 0.4e^{-0.0007f_k} f_k/2 \quad (10)$$

其中: α_k, f_{kc} 分别为第 k 个模式分量的惩罚因子和中

心频率; f_s 为信号采样频率。

2.2 最佳模式分量数

由于不同设备工作环境的影响,信号比较复杂,往往难以准确估计信号的模式分量数。针对这种情况,基于重构信号与原始信号的定量关系,提出能量损失系数和皮尔逊相关系数来自适应地确定信号的模式分量数。能量损失系数表达式为

$$\xi = \left\| f - \sum u_k \right\|_2^2 / \|f\|_2^2 \quad (11)$$

其中: $\sum u_k$ 为重构信号(所有模式分量之和); f 为原始信号。

笔者以能量损失系数 ξ 和皮尔逊相关系数 r 作为确定模式分量数的指标,其中能量损失系数阈值为 0.01,皮尔逊相关系数设为 0.995。当能量损失系数低于 0.01 或皮尔逊相关系数大于 0.995 时,停止分解,从而确定最合适的模式分量数。

2.3 加权峭度指标

原始 VMD 中最佳 IMF 主要依据峭度最大化准则进行选取。然而峭度对非重复性瞬态脉冲更敏感,所以当信号中含有较大的非重复性瞬态脉冲时,其峭度值较大,该模式分量可能不包含故障特征成分。当时域上包含幅值较大的非重复性瞬态脉冲时,其频谱和包络谱中往往不具有突出频率。因此,笔者考虑融合时域峭度和包络谱峭度提出时频加权峭度指标 T_{fwk} 来选择最佳模式分量,其表达式为

$$T_{fwk} = \log_2(1 + aK + bH_{sk}) \quad (12)$$

其中: a 为时域峭度权重系数,取值为 0.3; b 为包络谱峭度权重系数,取值为 0.7; K 为时域峭度; H_{sk} 为包络谱峭度。

2.4 算法流程

所提参数优化 VMD 结合 SFWE0 的滚动轴承故障诊断方法流程如下:

- 1) 给定分解模态个数 K_0 和二次惩罚因子 α 作为初始输入,一般 K_0 取值为 3, α 的值为 2 000^[4];
- 2) 根据惩罚因子与模态分量中心频率之间的映射关系得到各模式分量最合适的惩罚因子;
- 3) 采用能量损失系数 ξ 和皮尔逊相关系数 r 作为迭代终止条件,将信号分解为多个 IMF;
- 4) 计算各分量的时域、包络谱和时-频加权峭度,选择最大时频加权峭度对应的模式分量作为最佳模式分量;

- 5) 对最佳模式分量采用二阶频率加权能量量子进行解调,对比轴承故障特征频率,识别故障。

AVMD-SFWE0 故障诊断模型如图 1 所示。

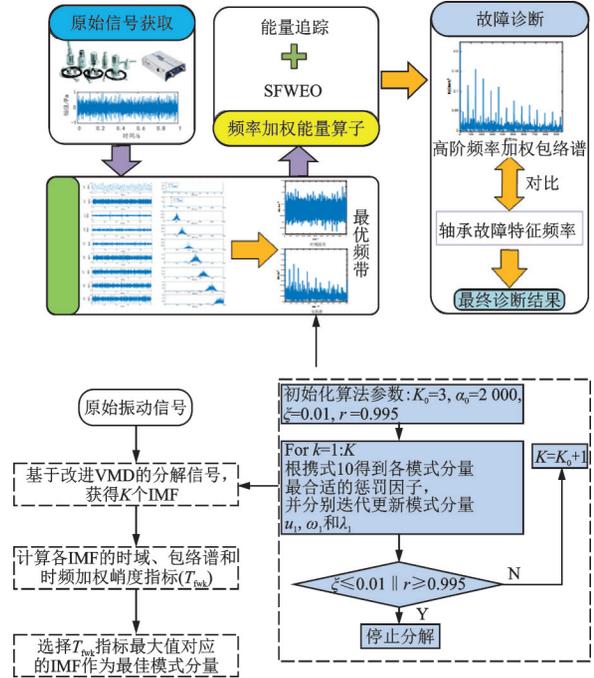


图 1 AVMD-SFWE0 故障诊断模型

Fig.1 AVMD-SFWE0 fault diagnosis model

3 仿真分析

为验证所提方法的有效性,构造一个包含周期性冲击、若干谐波和瞬态脉冲的仿真信号,模拟轴承内圈故障。仿真信号表达式为

$$x_1 = e^{-\xi t} \sin[2\pi f_d(t - kT_d)] [\sin(2\pi f_i t) + 2] \quad (13)$$

$$x_2 = 0.2 \sin(2\pi f_1 t) + 0.3 \sin(2\pi f_2 t) + 0.3 \sin(2\pi f_3 t) \quad (14)$$

$$x_3 = 4 \sum_j e^{-\xi f_d(t - T_j)} \cos(2\pi f_d'(t - T_j)) \quad (15)$$

其中: ξ 为系统阻尼系数; f_d, f_d' 为系统共振频率; kT_d 为第 k 个周期性冲击发生的时刻; $1/T_d$ 为内圈故障特征频率; T_j 为第 j 个瞬态脉冲发生的时刻; f_r 为旋转频率。

合成信号表达式为

$$f(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + 0.5n(t) \quad (16)$$

其中: $n(t)$ 为高斯白噪声。

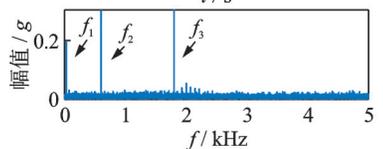
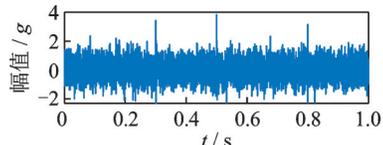
上述仿真信号各分量参数如表 1 所示。其中采样频率 f_s 为 10 kHz, 采样点数 $N = 10\,000$ 。

仿真信号如图 2 所示。由图 2 可知,信号频谱和 HT 包络谱中主要成分为谐波和噪声,信号中的

表 1 信号各分量参数

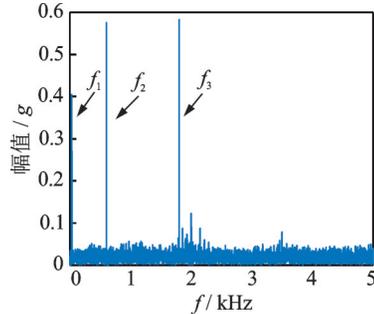
Tab.1 Component parameters of the signal

变量	参数	变量	参数
ξ	0.1	f_2/Hz	600
f_a/Hz	2 000	f_3/Hz	1 800
T_d/s	1/70	f'_d/Hz	1 200
f_1/Hz	30	f_r/Hz	25



(a) 时域波形及频谱

(a) Time domain waveform and spectrum



(b) HT 包络谱

(b) HT envelope spectrum

图 2 仿真信号

Fig.2 Simulation signal

周期性冲击完全被淹没,除了谐波频率外,很难找到轴承内圈故障特征频率及其倍频。

3.1 惩罚因子的影响

用原始 VMD 和 AVMD 对仿真信号进行分解,默认模式分量数 $K=9$,其分解得到各模式分量的惩罚因子和中心频率如表 2 所示。这里列举前 5 个模式分量可以发现,AVMD 信号分解结果中 IMF_2 和

表 2 各模式分量的惩罚因子和中心频率

Tab.2 Penalty factor and center frequency of each mode component

模式分量	VMD		AVMD	
	惩罚因子	中心频率	惩罚因子	中心频率
IMF_1	2 000	36	1 944	39
IMF_2	2 000	589	1 314	600
IMF_3	2 000	1 147	896	1 179
IMF_4	2 000	1 763	570	2 049
IMF_5	2 000	2 122	477	2 457

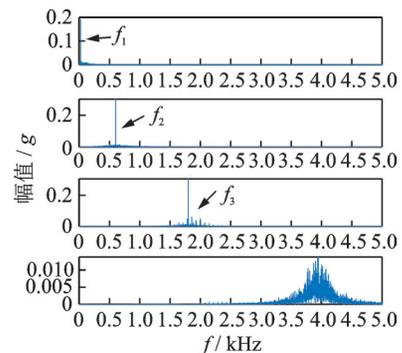
IMF_4 与仿真信号中的谐波频率(600 和 1 800 Hz)更接近, IMF_3 和 IMF_5 与信号中的瞬态脉冲和周期性冲击的固有频率(1 200 和 2 000 Hz)更接近,与 VMD 相比其分解效果更好。

3.2 模式分量数的影响

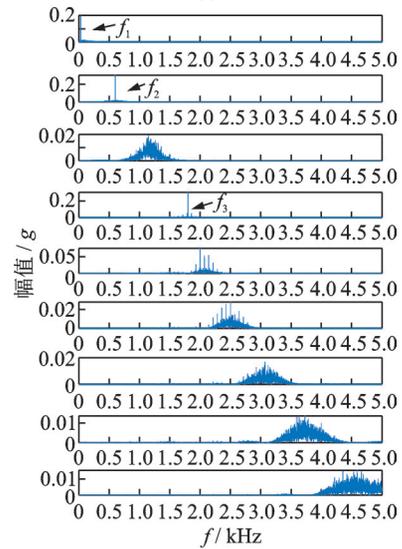
设 VMD 信号分解模式分量数分别为 4 和 9,模式分量数对信号分解的影响如图 3 所示。可以发现: $K=4$ 时, IMF_3 中同时包含谐波和周期性冲击,信号分量未完全分离; $K=9$ 时,谐波和周期性冲击分离效果较好。图 4 为能量损失系数和皮尔逊相关系数变化曲线,可以看出, $K=9$ 以后曲线变化趋于平缓,满足迭代终止条件。

3.3 最佳模式分量的选择

分别计算原始 VMD 和 AVMD 各模式分量的时域峭度和加权峭度指标(这里仅展示前 6 个模式分量计算结果),如表 3 所示。



(a) $K=4$



(b) $K=9$

图 3 模式分量数对信号分解的影响

Fig.3 The influence of the number of mode components on signal decomposition

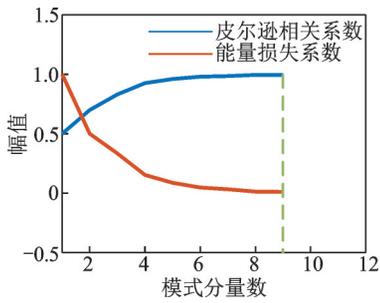


图 4 能量损失系数和皮尔逊相关系数变化曲线

Fig.4 The change curve of energy loss coefficient and Pearson correlation coefficient

表 3 各模式分量指标计算

Tab. 3 Component index calculation of each model

模式分量	VMD 时域峭度	AVMD 加权峭度
IMF ₁	2.9	3.6
IMF ₂	3.1	3.9
IMF ₃	6.9	4.4
IMF ₄	3.2	4.1
IMF ₅	3.8	7.1
IMF ₆	3.7	4.9

根据各模式分量指标计算结果可以发现,原始 VMD 选择的最佳模式分量为第 3 个,AVMD 选择的最佳模式分量为第 5 个。仿真信号最佳模式分量时域波形和 HT 包络谱如图 5 所示,可以发现:原始 VMD 选择的最佳模式分量时域波形中存在较突出的瞬态脉冲,包络谱中无明显故障特征频率;

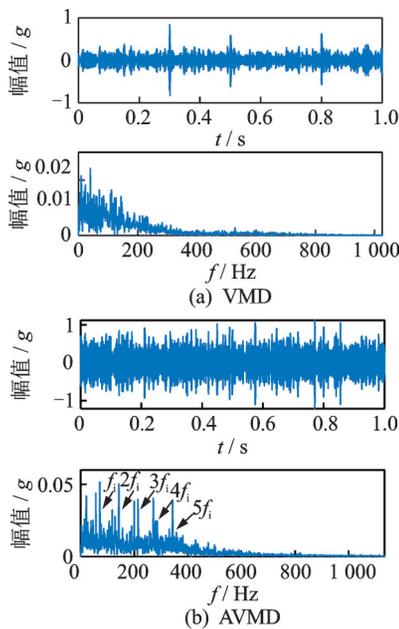


图 5 仿真信号最佳模式分量时域波形和 HT 包络谱

Fig.5 Time domain waveform and HT envelope spectrum of the best mode component of the simulation signal

AVMD 选择的最佳模式分量包络谱中轴承内圈特征频率 f_i 及其倍频成分突出。

由图 5(b)可知,AVMD 选择的最佳模式分量包络谱中轴承内圈特征频率 f_i 及其倍频虽然较为突出,但 f_i 和 $3f_i$ 左侧仍伴随有与其幅值相近的谱线,同时 $4f_i$ 也被其他干扰频率所掩盖,并不突出。为进一步增强信号中的故障特征,抑制干扰分量,分别用一阶和二阶频率加权能量算子对信号解调,结果如图 6 所示。可以发现,FWEO 和 SFWEO 解调效果均优于 HT。FWEO 解调谱图中转频及 $3f_i$ 一侧的谱线较为突出,SFWEO 解调谱图中谐波成分得到了较好的抑制,轴承内圈故障特征频率突出,说明后者相比较前者在提取故障冲击信号时也对谐波和其他分量具有更好的抑制效果。

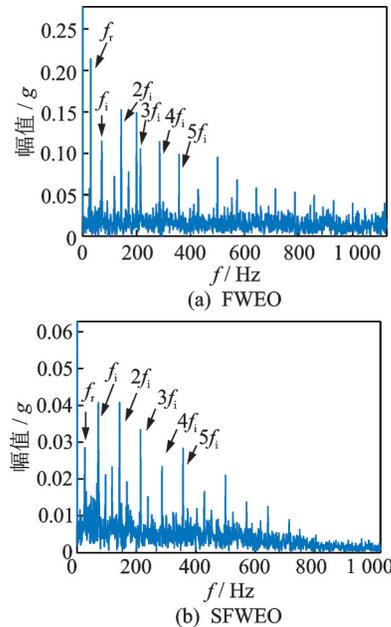


图 6 仿真信号频率加权能量算子解调

Fig.6 Frequency-weighted energy operator demodulation of the simulation signal

4 试验验证

4.1 内圈故障实例分析

模拟较轻微的轴承内圈剥落故障,采用激光加工,面积约为 1 mm^2 ,在滚道中间,深约 0.2 mm 。试验时用铁锤间隔敲击联轴器顶部来模拟工业现场偶然出现的瞬态脉冲,轴承试验台如图 7 所示。轴承参数及其试验特征频率如表 4,5 所示。采样长度为 20 480 个数据点。

轴承内圈故障振动信号如图 8 所示,可以发现,时域波形中存在幅值较大的瞬态脉冲,包络谱中存

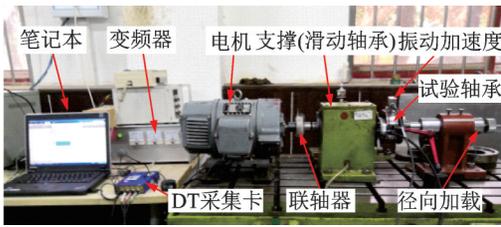


图 7 轴承试验台

Fig.7 Bearing test bench

表 4 轴承参数

Tab.4 Parameters of the bearing

轴承型号	滚珠数量	外径/mm	接触角/(°)	内径/mm
6308	8	90	0	40

表 5 试验特征频率

Tab.5 Characteristic frequencies of the experiments

故障位置	旋转速度/($r \cdot \min^{-1}$)	旋转频率/Hz	采样频率/kHz	故障频率/Hz
内圈	1 309	21.82	10.24	110.10

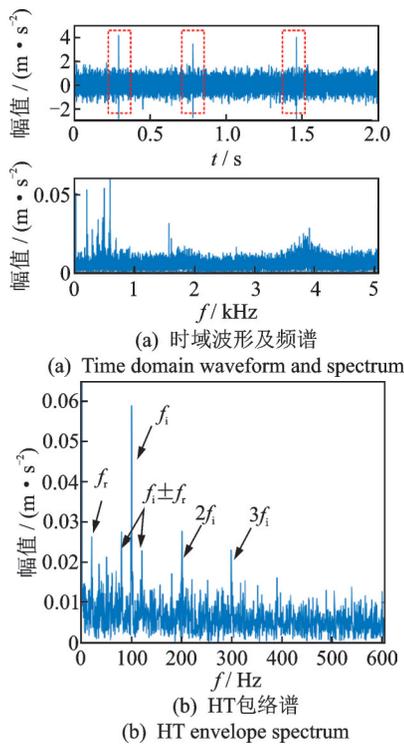


图 8 轴承内圈故障振动信号

在谱线较突出的轴承内圈故障特征频率 f_i 及其 2,3 倍频, f_i 两侧还伴随有以转频为间隔的边频带, $2f_i$ 和 $3f_i$ 边频带特征不明显。

对该信号用 AVMD 进行分解,得到 10 个 IMF, 各模式分量指标计算结果如表 6 所示。由表可知, 基于传统峭度最大化原则选择的最佳模式分量为 IMF₅, 笔者基于加权峭度最大化准则选择的最佳模

表 6 各模式分量指标计算结果

Tab.6 Component index calculation of each model

IMF	时域峭度	加权峭度	IMF	时域峭度	加权峭度
1	2.9	5.3	6	3.7	4.3
2	2.8	4.9	7	3.1	4.3
3	3.2	5.0	8	4.0	6.3
4	3.9	4.7	9	3.0	4.5
5	36.4	5.1	10	3.0	4.1

式分量为 IMF₈。由图 8(a)可知,信号共振频带应在 4 kHz 附近,显然后者选择的最佳模式分量更合理。

轴承内圈故障诊断结果如图 9 所示。最佳模式分量 IMF₈ 的时域波形和 HT 包络谱见图 9(a),可以发现,最佳模式分量 HT 包络谱中部分干扰成分得到滤除, f_i 和 $2f_i$ 对应谱线突出, $3f_i$ 谱线和边频带不突出。进一步用 SFWE0 增强信号中的周期性冲击,由图 9(b)可以发现, $f_i \sim 3f_i$ 谱线及其边频带幅值突出,并且还出现了 $4f_i$ 。SFWE0 得出的能量谱中的故障特征谱线幅值明显高于 HT 包络谱得出的谱线幅值,说明该方法提取故障特征能力更强,综合诊断效果好。

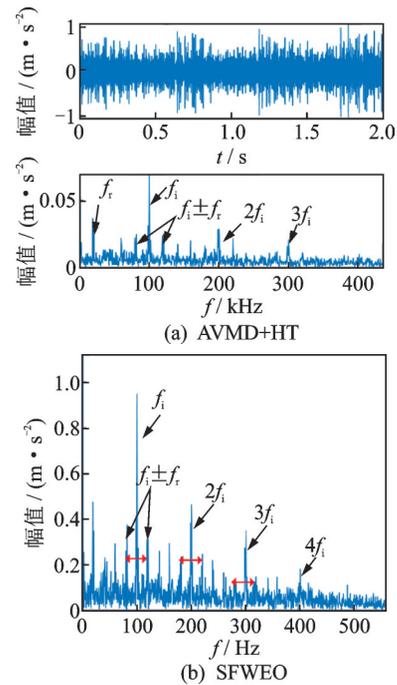


图 9 轴承内圈故障诊断结果

Fig.9 Fault diagnosis result of bearing inner ring

4.2 外圈故障实例分析

外圈故障数据来源于美国辛辛那提大学智能维护中心,试验装置和示意图见图 10。

电机转速为 2 kr/min,在同一根主轴上等距离安装 4 个轴承,并通过弹簧机构对轴承施加 2.78 kN 的径向载荷。笔者选择第 2 个数据集,数据编号为:

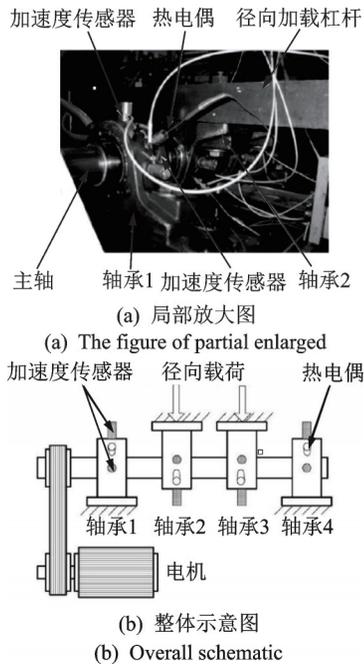


图 10 辛辛那提试验装置和示意图

Fig.10 Cincinnati experimental setup and schematic diagram

2004.02.16.03.52.39, 对应轴承 1 外圈故障。4 个轴承上各放置 1 个加速度传感器来获取轴承的运行状态, 每个文件夹数据包包含 4 列, 分别对应 4 个测试轴承。该轴承型号为 Rexnord ZA-2115, 采样频率为 20 kHz, 采样点数为 20 480, 采样间隔为 10 min, 理论外圈故障特征频率为 236 Hz。

轴承外圈故障振动信号如图 11 所示, 可以看

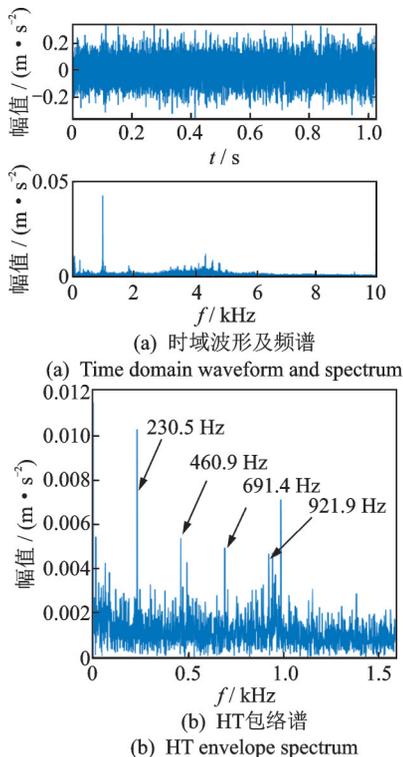


图 11 轴承外圈故障振动信号

Fig.11 Vibration signal of bearing outer ring failure

到, 信号时域波形中存在较微弱的周期性冲击, HT 包络谱中存在轴承外圈故障特征频率及其倍频成分, 但谱图中信噪比较低, 干扰成分过多, 在 2~4 倍轴承外圈故障特征频率附近都含有较多幅值突出的谱线, 导致故障特征不突出。

轴承外圈故障诊断结果如图 12 所示。对该信号用 AVMD 进行分解后, 选择最佳模式分量, 其时域波形和 HT 包络谱见图 12(a), 可以发现, 谱图中较多的干扰成分得到了消除, 然而 3 倍和 4 倍轴承外圈故障特征频率旁仍存在幅值突出的谱线。为进一步消除谱图中的干扰成分, 利用 SFWEO 代替 HT 对信号进行解调, 由图 12(b) 可以看到, 信号外圈故障特征频率及其倍频旁的谱线得到了很好的消除, 故障特征更加突出。

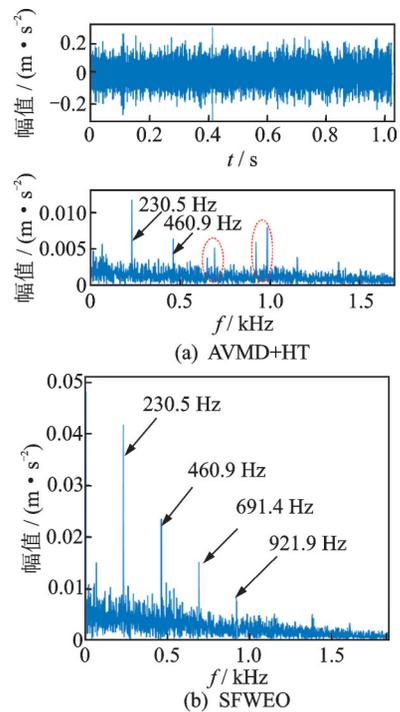


图 12 轴承外圈故障诊断结果

Fig.12 Fault diagnosis result of bearing outer ring

5 结 论

1) 改进的自适应 VMD 根据不同信号自适应地确定模式分量数和每个模式分量的惩罚因子, 避免了传统 VMD 算法出现的过分解和欠分解问题。

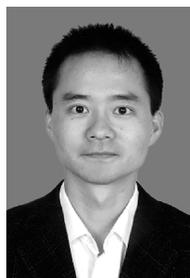
2) 基于时-频加权峭度指标来选择最佳模式分量, 其具有对周期性冲击敏感、对瞬态冲击不敏感的特点, 可以有效解决当信号中存在瞬态冲击时最优模式分量误选择问题。

3) 针对传统 HT 解调效果较差和频率加权能量算子解调结果容易混入其他分量导致周期性冲击

故障特征不突出的问题,提出2阶频率加权能量算子,仿真和试验表明,该方法可以有效增强信号中的周期性冲击,抑制谐波和其他分量。

参 考 文 献

- [1] 陈凯,李富才,李鸿光.快速自适应经验模态分解方法及轴承故障诊断[J].振动、测试与诊断,2016,36(4):647-652.
CHEN Kai, LI Fucui, LI Hongguang. Fast adaptive empirical mode decomposition method and bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016,36(4):647-652. (in Chinese)
- [2] 张坤,马朝永,胥永刚,等.快速自适应局部均值分解及轴承故障诊断应用[J].振动工程学报,2020,33(1):206-212.
ZHANG Kun, MA Chaoyong, XU Yonggang, et al. Application of fast adaptive local mean decomposition and bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(1):206-212. (in Chinese)
- [3] CHEN J, ZHOU D, LYU C, et al. An integrated method based on CEEMD-SampEn and the correlation analysis algorithm for the fault diagnosis of a gearbox under different working conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018,113:102-111.
- [4] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE transactions on signal processing, 2013, 62(3): 531-544.
- [5] LI J, YAO X, WANG H, et al. Periodic impulses extraction based on improved adaptive VMD and sparse code shrinkage denoising and its application in rotating machinery fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019,126(1):568-589.
- [6] 唐贵基.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.
TANG Guiji. Application of parameter optimization variational modal decomposition method in early fault diagnosis of rolling bearings [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015,49(5):73-81. (in Chinese)
- [7] 刘长良,武英杰,甄成刚.基于变分模态分解和模糊C均值聚类的滚动轴承故障诊断[J].中国电机工程学报,2015,35(13):3358-3365.
LIU Changliang, WU Yingjie, ZHEN Chenggang. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode decomposition and fuzzy C-means clustering [J]. Proceedings of the Chinese Society of Electrical Engineering, 2015,35(13):3358-3365. (in Chinese)
- [8] WANG X B, YANG Z X, YAN X A. Novel particle swarm optimization-based variational mode decomposition method for the fault diagnosis of complex rotating machinery [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2017, 23(1):68-79.
- [9] YI C, LV Y, DANG Z. A fault diagnosis scheme for rolling bearing based on particle swarm optimization in variational mode decomposition [J]. Shock and Vibration, 2016,5:1-10.
- [10] LIAN J, LIU Z, WANG H, et al. Adaptive variational mode decomposition method for signal processing based on mode characteristic [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2018, 107:53-77.
- [11] LIU S K, WANG X L. Time frequency analysis method for rotary mechanical fault based on improved variational mode decomposition [J]. Journal of Vibration Engineering, 2016,6:19-26.
- [12] 刘泽潮,张兵,易彩.高阶频率加权能量算子在列车轴箱轴承故障诊断中的应用[J].西安交通大学学报,2019,53(12):46-56.
LIU Zechao, ZHANG Bing, YI Cai. The application of high-order frequency-weighted energy operator in the fault diagnosis of train axlebox bearings [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(12):46-56. (in Chinese)
- [13] 徐元博,蔡宗琰,胡永彪.强噪声背景下频率加权能量算子和变分模态分解在轴承故障提取中的应用[J].振动工程学报,2018,31:3-10.
XU Yuanbo, CAI Zongyan, HU Yongbiao. Application of frequency-weighted energy operator and variational modal decomposition in bearing fault extraction under strong noise background [J]. Chinese Journal of Vibration Engineering, 2018,31:3-10. (in Chinese)
- [14] IMAOUCHEN Y, KEDADOUCHE M, ALKAMA R, et al. A frequency-weighted energy operator and complementary ensemble empirical mode decomposition for bearing fault detection [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017,82:103-116.



第一作者简介:王琇峰,男,1980年1月生,博士、副教授。主要研究方向为旋转设备故障预测与健康管理工作。曾发表《Dual-impulse behavior analysis and quantitative diagnosis of the raceway fault of rolling bearing》(《Mechanical Systems and Signal Processing》2022, Vol. 169)等论文。

E-mail: wangxiufeng@xjtu.edu.cn