



基于 MED 和自适应 VMD 的 行星齿轮箱故障诊断方法

朱 静 邓艾东 邓敏强 程 强 刘 洋

(东南大学能源与环境学院, 南京 210096)
(东南大学火电机组振动国家工程研究中心, 南京 210096)

摘要: 为解决变分模态分解(VMD)在行星齿轮箱故障特征频率提取过程出现的鲁棒性低及分解个数不确定的问题,提出一种基于最小熵反褶积(MED)和自适应变分模态分解(AVMD)的齿轮箱故障诊断方法。首先通过 MED 对信号进行降噪,突出故障信号特征;采用瞬时频率的新定义及变差概念,自适应选择 VMD 的级数;使用 VMD 方法将行星齿轮箱的断齿故障信号分解为若干个本征模态函数(IMF)分量;根据相关系数分析选取带有故障信号的 IMF 分量,对其进行包络谱分析,以提取故障特征频率。仿真信号和试验信号分析结果表明,使用 MED 去噪后信号的峰值信噪比提高了 10%,解决了传统 VMD 个数经验选择出现的误差问题从而实现此过程自适应化,解决了 VMD 在强噪声下针对非线性非平稳信号鲁棒性低的问题,准确提取了风电齿轮箱的故障特征频率。

关键词: 行星齿轮箱; 最小熵反褶积; 变分模态分解; 故障诊断

中图分类号: TK83 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-0505(2020)04-0698-07

Fault diagnosis of planetary gearbox based on minimum entropy deconvolution and adaptive variational mode decomposition

Zhu Jing Deng Aidong Deng Minqiang Cheng Qiang Liu Yang

(School of Energy and Environment, Southeast University, Nanjing 210096, China)
(National Engineering Research Center of Turbo-Generator Vibration, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: To solve the problem of low robustness and uncertain decomposition number of variational mode decomposition (VMD) in the fault feature frequency extraction process of planetary gearbox, a gearbox fault diagnosis method based on minimum entropy deconvolution (MED) and adaptive variational mode decomposition (AVMD) was proposed. First, the signal was denoised by the MED to highlight the fault signal characteristics. By using the new definition of the instantaneous frequency and the concept of variation, the series of VMD was adaptively selected. The VMD method was used to decompose the fault signal of the planet gearbox into several intrinsic modal function (IMF) components. According to the analysis of correlation coefficient, the component of IMF with the fault signal was selected to envelope spectrum analysis to extract the fault characteristic frequency. The analysis results of the simulation signal and the experimental signal show that the peak signal-to-noise ratio of the signal is increased by 10% after denoising by using the MED, the error problems of the empirical selection of the number of VMD are solved and the process is self-adaptive. The problem of the low robustness of nonlinear non-stationary signals in the case of the strong noise is solved. The fault characteristic frequency of the wind power gearbox is accurately extracted.

Key words: planetary gearbox; minimum entropy deconvolution (MED); variational mode decomposition (VMD); fault diagnosis

收稿日期: 2019-11-25. 作者简介: 朱静(1993—),女,博士生;邓艾东(联系人),男,博士,教授,博士生导师, dnh@seu.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51875100)、中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2242020k30031).

引用本文: 朱静,邓艾东,邓敏强,等.基于 MED 和自适应 VMD 的行星齿轮箱故障诊断方法[J].东南大学学报(自然科学版),2020,50(4):698-704. DOI:10.3969/j.issn.1001-0505.2020.04.014.

与定轴齿轮箱相比,行星齿轮箱具有体积小、重量轻、承载能力强、传动比大且传动效率高等优点,因此被广泛应用于航空、工程机械、风力发电、车辆等各类传动系统中。由于行星齿轮箱通常工作在低速重载的环境中,其表面需承受交变载荷的作用,因此关键部位容易出现故障^[1]。行星齿轮箱的振动信号是多种激励因素的耦合。行星轮既与太阳轮啮合,又与内齿圈啮合,这种啮合方式导致某些特征频率被淹没,难以提取。行星轮与传感器相对位置随着运转的变化,振动传递路径不断变化,安装和制造误差、行星轮通过效应等都会引起信号的幅值或频率调制^[2-5],导致边频带复杂,再加上环境噪声影响,故障频率容易被淹没,给振动分析带来很大困难。

针对行星齿轮箱故障信号的强背景噪声、非线性、非平稳的特点,以时频分析为基础的故障特征提取方法得到了广泛的发展。文献[6]采用改进的小波阈值函数对振动信号进行去噪,再结合集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)和teager能量谱对齿轮箱进行故障诊断。文献[7]提出了一种基于S变换的时域边缘的滚动轴承故障诊断方法。文献[8]将层次模糊熵作为故障特征提取工具,然后将特征向量输入到改进支持向量机进行故障诊断。文献[9]提出了一种改进的经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)和独立成分分析结合的方法,并应用于水轮机的故障检测中。其中EMD和EEMD方法因其时频分辨率高、自适应较好的优点,被广泛用于故障诊断中,但不可避免存在模态混叠、端点效应等问题。

针对以上问题,文献[10]在传统维纳滤波的基础上,提出了一种新的信号处理方法——变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)。VMD方法通过迭代搜寻变分模型最优解来确定每个模态分量的频率中心和带宽,将一个复杂的信号分解成若干个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量,其分解得到的每个模态分量的频带紧紧围绕在中心频率附近,因此不会出现模态混叠现象,包络解调时也没有无关频带。VMD的本质是多个自适应的维纳滤波器组,其分解过程中受到的噪声干扰远小于EMD方法,并且VMD可通过控制收敛条件抑制采样效应产生的影响。然而由于VMD本质上是一系列维纳滤波器,不能用于噪声为非平稳的随机过程的情况,因此对于强噪声背景下非线性非平稳信号的分析过程效果较差。同

时,VMD的效果主要依赖于分解个数 K 的选择,但是传统 K 的选择主要由人为经验决定,不能有效地适用于风电齿轮箱故障信号的处理。

本文提出一种基于最小熵反褶积(minimum entropy deconvolution, MED)去噪和自适应变分模态分解(adaptive variational mode decomposition, AVMD)的行星齿轮箱故障诊断方法。首先利用MED方法对信号进行去噪,使故障信号特征更加突出,解决VMD方法在强噪声背景下鲁棒性低的问题。其次使用AVMD将复杂故障信号分解为若干个IMF,在AVMD中引入了一种瞬时频率估计新方法,确定最优分解个数,分解后求出每个分量的模糊熵值,最后对模糊熵值最小的分量进行包络谱分析,提取故障特征频率。

1 MED去噪原理

由于行星齿轮箱的振动信号带有较强的背景噪声,因此在对信号提取故障之前,需要对信号进行去噪处理。

MED方法假定系统的输入 $x(n)$ 是稀疏的尖脉冲序列,即系统输入具有一定的确定性,熵值较小。经过一个线性系统 $h(n)$,其输出为 $z(n)$,即

$$z(n) = h(n) x(n) \quad (1)$$

反褶积是寻找长度为 L 、参数为 $\omega(n)$ 的逆滤波器,使得输出信号 $y(n)$ 尽可能多地恢复 $x(n)$ 的冲击特征,即熵最小,采用序列 $x(n)$ 的范数衡量其熵的大小,有

$$y(n) = \sum_{l=1}^L \omega(l) z(n-l) \quad (2)$$

将目标函数设置为信号 $x(n)$ 的峭度最大化,即

$$O_r(\omega(n)) = \frac{\sum_{m=1}^M y(m)^r}{\left[\sum_{m=1}^M y(m)^2 \right]^{\frac{r}{2}}} \quad (3)$$

式中, $O_r(\omega(n))$ 为 r 阶累积量; m 为输入信号的点数, $m=1, 2, \dots, M$; $y(m)$ 为序列 $y(n)$ 的第 m 个值。

在应用中,一般选取 $r=4$ 。为使得滤波后信号的熵最小,需使目标函数的一阶导数为零,即

$$\frac{\partial(O_4(\omega(n)))}{\partial(\omega(n))} = 0 \quad (4)$$

整理可得

$$b = \omega A \quad (5)$$

$$\text{式中, } b = \left[\sum_{n=1}^M y^2(n) / \sum_{n=1}^M y^4(n) \right] \sum_{n=1}^M y^3(n) z(n-l)$$

<http://journal.seu.edu.cn>

为逆滤波器输入和输出的互相关矩阵; ω 为逆滤波器参数矩阵; A 为逆滤波器输入信号的 Toeplitz 自相关矩阵.

因此, MED 问题转化为求解最优滤波器的问题, 其基本步骤如下:

①计算逆滤波器输入信号的 Toeplitz 自相关矩阵 A , 并初始化 FIR 滤波器参数 ω_0 , 一般设置为时延滤波器.

②根据式(2)利用已知信号 $z^{(i)}$ 和 FIR 滤波器参数 $\omega^{(i)}$ 计算输出信号 $y^{(i)}$, 其中 i 为循环次数, $z^{(i)}$ 、 $\omega^{(i)}$ 和 $y^{(i)}$ 为在第 i 次循环中得到的相应值.

③计算 b 值, 并利用 $\omega^{(i)} = A^{-1}b^{(i)}$ 计算新的滤波器参数 $\omega^{(i)}$.

④若 $\|\omega^{(i)} - \omega^{(i-1)}\|_2$ 小于给定阈值, 设定阈值为 0.01, 则停止递归; 否则 $i = i + 1$, 返回步骤②.

2 自适应变分模态分解

2.1 瞬时频率的计算方法

希尔伯特变换(Hilbert transform, HT)是最常用也是非常有效的解调方法, 但由于受 Bedrosian 定理的限制, 希尔伯特的瞬时频率估计会出现无法解释的负频率和端点效应. 文献[11]提出了希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)方法, 因在实现上存在边界问题以及分解选择原则的确定问题, HHT 分析方法需进一步研究改善. 对此, 文献[12]定义了一种具有局部性意义的瞬时频率新定义与计算方法.

2.2 瞬时频率新定义

假设 $f(x)$ 是表示振荡模态的 IMF 分量, 可以将 $f(x)$ 视为 x 的二次常微分方程, 通过在极坐标中对相位角的求导求出频率, 而无需对相应的常微分方程进行求导. 因此瞬时频率的求解步骤如下:

①设 $f(x)$ 是一个满足 IMF 条件的函数, 其包络函数为 $q(x)$, 定义

$$F_1(x) = \frac{f(x)}{q(x)} \in [-1, 1] \quad (6)$$

存在 $f'(x)$ 的包络函数 $r(x)$, 定义

$$F_2(x) = \frac{f'(x)}{r(x)} \in [-1, 1] \quad (7)$$

函数 $q(x)$ 和 $r(x)$ 可以通过三次样条函数对 $f(x)$ 和 $f'(x)$ 的绝对值的极大值插值得到, 定义

$$F(x) = F_1(x) + jF_2(x) \quad (8)$$

这里 $F(x)$ 对应为复平面内 $[-1, 1] \times [-1, 1]$ 中的曲线, $F(x)$ 事实上是一个单位圆或其扰动, 于是定义 $F(x)$ 旋转角度为

<http://journal.seu.edu.cn>

$$\theta(x) = -\arctan \frac{F_2(x)}{F_1(x)} \quad (9)$$

②计算旋转速度 $\theta'(x)$. $\theta(x)$ 对应为 $F(x)$ 的瞬时相位, 瞬时频率定义为

$$\omega(x) = \frac{d\theta(x)}{dx} \quad (10)$$

2.3 自适应变分模态分解

VMD 将输入信号分解成 K 个离散的在频域中带宽具有特定稀疏属性的变分模态分量, 即子信号 μ_k , $k=1, 2, \dots, K$, 其实质就是在满足各分量之和等于原始输入信号的约束下, 寻找各分量的最小聚集带宽之和. 在 VMD 中, 每个分量的瞬时频率都具有物理意义. 一般 VMD 阶数是人为设定的, 具有一定的不稳定性, 阶数较大会导致高低分量频率融合, 影响特征频率的提取; 阶数过小, 则不能分解出具有特定稀疏特性的分量. 本文提出一种自适应的 VMD, 引入瞬时频率新定义, 对不同分量平均瞬时频率之间的变差进行显著性检验, 选择最优的分解阶数, 其求解步骤如下.

①设置分解个数初值 $K=1$, 对每个模态函数的 $\mu_k(t)$ 做 Hilbert 变换得到其单边频谱, 即

$$\left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] \mu_k(t) \quad (11)$$

式中 $\delta(t)$ 为狄利克雷函数, t 为时间.

②在每个模态中加入指数项以调整各自估计的中心频率, 将各分量的频谱调制至基频带上, 即

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \mu_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \quad (12)$$

式中 $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$ 为各模态的中心频率.

③每个模态的带宽则是通过解调信号的 H^1 高斯平滑度来估计, 即模态梯度 L^2 范数的平方. 产生的约束变分问题表示如下:

$$\min_{\{\mu_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \frac{\partial \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \mu_k(t) \right] e^{-j\omega_k t}}{\partial t} \right\|_2^2 \right\} \quad \text{s. t.} \quad \sum_{k=1}^K \mu_k(t) = f(t) \quad (13)$$

式中 $f(t)$ 为原始信号.

④引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘法因子 $\lambda(t)$, 变分问题转变为非约束性变分问题. 引入 α 和 λ 的增广拉格朗日函数如下:

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

$$\left\| f(t) - \sum_{k=1}^K \mu_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K \mu_k(t) \right\rangle \quad (14)$$

⑤利用交替方向乘子法(alternate direction method of multipliers, ADMM)在一段迭代优化序列中寻找增广拉格朗日表达式的鞍点.为了更新模态 μ_k ,首先将上述问题写为如下等价最小化问题:

$$\mu_k^{j+1} = \arg \min_{\mu_k \in \mathbf{R}} \left\{ \alpha \left\| \frac{\partial \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \mu_k(t) \right]}{\partial t} e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_i \mu_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (15)$$

式中 $\mu_i(t)$ 为第 i 个模态的子信号; j 为迭代次数.

⑥在 L^2 范数下利用 Parseval/Plancherel 傅里叶等距变换,使取值问题转换在频域中解决,即

$$\hat{\mu}_k^{j+1} = \arg \min_{\hat{\mu}_k \in \mathbf{R}} \left\{ \alpha \left\| j(\omega - \omega_k) [1 + \operatorname{sgn}(\omega + \omega_k)] \cdot \hat{\mu}_k(\omega + \omega_k) \right\|_2^2 + \left\| \hat{f}(\omega) - \sum_i \hat{\mu}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (16)$$

⑦式(16)的第1部分,使用 $\omega - \omega_k$ 代替 ω ,则

$$\hat{\mu}_k^{j+1} = \arg \min_{\hat{\mu}_k \in \mathbf{R}} \left\{ \alpha \left\| j(\omega - \omega_k) [1 + \operatorname{sgn}(\omega)] \cdot \hat{\mu}_k(\omega) \right\|_2^2 + \left\| \hat{f}(\omega) - \sum_i \hat{\mu}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (17)$$

⑧为了保证重构精度,利用真实信号的厄米特对称,把这2项写为非负频率的半空间积分,即

$$\hat{\mu}_k^{j+1} = \arg \min_{\hat{\mu}_k \in \mathbf{R}} \left\{ \int_0^\infty \left[4\alpha (\omega - \omega_k)^2 |\hat{\mu}_k(\omega)|^2 + 2 \left| \hat{f}(\omega) - \sum_i \hat{\mu}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right|^2 \right] d\omega \right\} \quad (18)$$

⑨二次优化问题的解决方法是让第1个正频率变化消失,即

$$\hat{\mu}_k^{j+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{\mu}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha (\omega - \omega_k)^2} \quad (19)$$

⑩对 ω_k 值进行优化,中心频率 ω_k 不会影响重建的精度,仅影响带宽,如下式所示:

$$\omega_k^{j+1} = \arg \min_{\omega_k} \left\{ \left\| \frac{\partial \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \mu_k(t) \right]}{\partial t} e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (20)$$

⑪优化问题可以在傅里叶域发生,即

$$\omega_k^{j+1} = \arg \min_{\omega_k} \left\{ \int_0^\infty (\omega - \omega_k)^2 |\mu_k(\omega)|^2 d\omega \right\} \quad (21)$$

⑫这个二次问题可利用下式解决:

$$\omega_k^{j+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{\mu}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\mu_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (22)$$

⑬将新的 ω_k 放在相关模态功率谱的重心处.这意味着载波频率就是在模态中观察到的瞬时相位的最小二乘线性回归的频率.将子优化的解决方案插入ADMM方法中,并在傅里叶域进行优化.

⑭根据瞬时频率新定义求每个IMF分量的瞬时频率 f_r^c ,并求不同分量瞬时频率与平均瞬时频率之间的变差 S ,即

$$S = \sum_{c=1}^K (f_r^c - \bar{f})^2 \quad (23)$$

式中 f_r^c 为不同阶数的IMF分量 c 的瞬时频率; \bar{f} 为不同阶数平均瞬时频率的均值.

⑮逐步增加 K 值,重复步骤②~⑭.变差阈值过大会导致不同分量瞬时频率差距过大,即缺失信号分量;同理,变差阈值过小,则导致不同分量瞬时频率较小,存在频率叠加问题.本文根据经验设置变差阈值为0.1,即当 $S > 0.1$ 时,停止迭代,选择此时的 K 值.

3 仿真信号分析

为验证本文提出的基于MED去噪和AVMD的齿轮箱故障诊断方法的有效性,需要利用仿真信号进行处理分析.假设行星齿轮箱产生了局部损伤,仿真信号为

$$y(t) = [1 - \cos(2\pi 5t)] [1 + \cos(2\pi 39t)] \cdot \cos[2\pi 376t + \sin(2\pi 39t)] \quad (24)$$

仿真信号中,行星轮的局部损伤特征频率为39 Hz,太阳轮旋转频率为5 Hz.考虑到实际振动信号中的噪声成分,在仿真信号中添加了方差为0.5、均值为1的高斯白噪声,采用MED方法对仿真信号进行去噪,去噪前后波形对比如图1所示.

由图1可知,去噪后波形幅值降低,冲击毛刺减少,波形的周期性更加明显.由于图像表达效果有限,本文计算去噪前后的峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)和均方根差(root mean square error, RMSE)来衡量本文方法的去噪效果.原始信号和去噪后的RMSE值分别为3.678 4和1.050 2,PSNR值分别为40.582 1和44.658 3 dB.

<http://journal.seu.edu.cn>

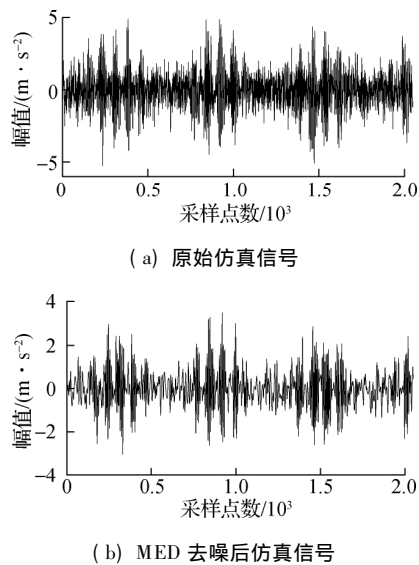


图 1 仿真信号和 MED 去噪后的信号时域图

去噪后的 RMSE 值远小于去噪之前,去噪后的 PSNR 值较去噪之前提高了 10%。2 个指标同时证明了 MED 去噪具有明显的效果。

为进一步证明 MED 的去噪效果,本文引入小波去噪方法,与 MED 方法进行对比。小波去噪后的波形图如图 2 所示。

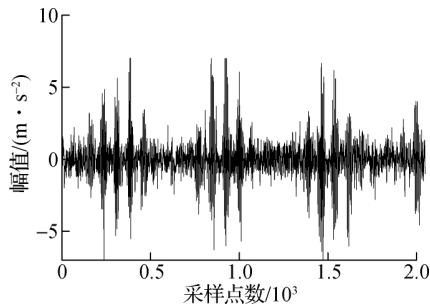


图 2 小波去噪后的仿真波形图

由图 2 可以看出, MED 的去噪效果比小波去噪的效果更佳。同时计算小波去噪后信号的 PSNR 值为 42.320 1 dB, RMSE 值为 2.352 3。因此, MED 的去噪效果更好。

对去噪后的信号进行自适应 VMD 分解,计算可得 K 值为 2,则可分解为 2 个信号,并对信号做包络谱分析,处理前后仿真信号包络谱图如图 3 所示。

从图 3(b) 可以看出,仿真信号包络谱峰值靠近太阳轮旋转频率及行星轮特征频率处,其误差在现场可接受范围内,证明本文所提方法能够有效地突出和提取信号的故障特征频率。

4 行星齿轮箱试验分析

4.1 试验装置

风电传动系统模拟试验台如图 4 所示。驱动电

<http://journal.seu.edu.cn>

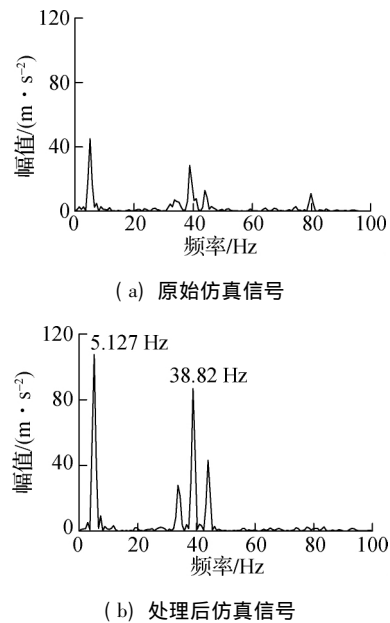


图 3 处理前后仿真信号包络谱图



图 4 风电传动系统结构模拟试验台

机模拟风轮转矩输入,经过二级齿轮传动后连接负载电机。为模拟风轮转速的时变特性,采用变频器对电机转速进行控制。通过人工加工缺陷方式制备行星齿轮箱各类型故障,该试验台可模拟滚动轴承和齿轮箱常见故障时轴承、主轴和齿轮箱的振动状况。本文研究的行星轮断齿故障也由人工在行星齿轮箱座两侧安装振动传感器制备而成。

4.2 行星齿轮箱故障制备

行星齿轮箱断齿故障是通过电火花加工技术将行星轮上某个齿的一半长度磨平制备而成。行星齿轮箱的部分参数如下:太阳轮轮齿个数为 33,行星轮齿数 z_p 为 19,齿圈齿数 Z_r 为 72,输入功率为 3 kW,理论转速比为 1/3.181 8。行星齿轮箱的试验中,设置电机转速为 600 r/min,即太阳轮旋转频率为 10 Hz,行星架的旋转频率 f_c 为 3.142 8 Hz,采样频率为 3 140,采样点数为 16 384。

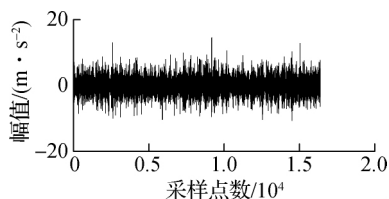
计算行星齿轮箱在 1 000 r/min 下的啮合频率 f_m 即

$$f_m = f_c Z_r = 3.142 \times 72 = 226.29 \text{ Hz} \quad (25)$$

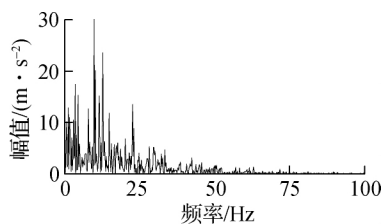
行星轮故障特征频率为

$$f_p = \frac{f_m}{z_p} = \frac{226.29}{19} = 11.9 \text{ Hz} \quad (26)$$

采集 600 r/min 下行星齿轮箱波形并作包络谱分析如图 5 所示,故障状态下低频成分较多,太阳轮的旋转频率较为明显,但无法获取信号的故障特征频率。



(a) 波形图

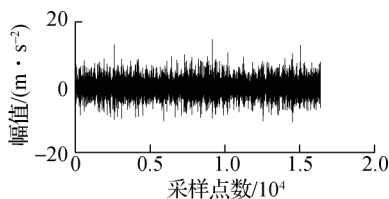


(b) 包络谱图

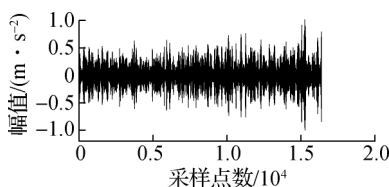
图5 原始信号波形及包络谱图

4.3 基于 MED 去噪和 VMD 的齿轮箱故障诊断

提取 600 r/min 的故障信号,使用本文方法对信号进行分析.首先对故障信号进行去噪,去噪前后信号如图 6 所示。



(a) 原始信号



(b) MED 去噪后信号

图6 行星齿轮箱故障信号去噪前后时域波形图

由图 6 可知,原始信号虽然可见部分脉冲冲击,但是被强烈的背景噪声所干扰,去噪后干扰减少,冲击信号更加明显。

对去噪后的信号进行自适应的 VMD,得到 K 值为 4,对 4 个分量中模糊熵值最小的分量进行包络谱分析.由图 7 可以得出,信号包络谱中主要分量分别在行星架转动频率及其二、三倍频和行星轮

故障特征频率及其二、三倍频处。

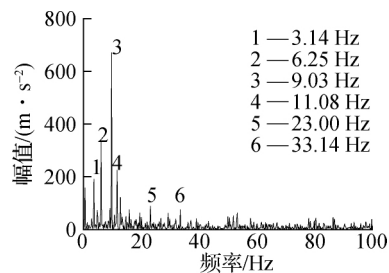
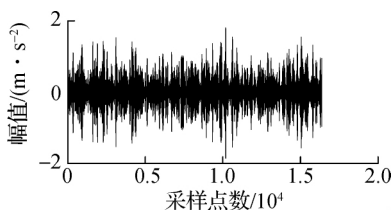
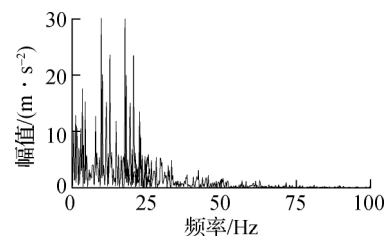


图7 600 r/min 下处理后行星齿轮箱故障信号包络谱

为了进一步对本文方法的有效性进行验证,本文不经过降噪直接对信号进行 VMD 分解,同时盲选 VMD 的分解个数,图 8 为盲选 VMD 后的信号波形图及包络谱图。



(a) 波形图



(b) 包络谱图

图8 经 VMD 处理后行星齿轮箱故障信号包络谱

将图 8 与图 4 对比可得出,信号冲击量减少,波形的周期性更加明显.然而无法从包络谱中提取故障特征频率.VMD 的本质是一系列的维纳滤波器,在处理非平稳宽带信号上鲁棒性较低,而行星齿轮箱信号是在强噪声背景下的非平稳宽带信号,因此未经去噪的行星齿轮箱信号难以仅仅通过 VMD 方法提取故障特征频率.同时,VMD 的效果主要由分解个数决定,因此,必须对分解个数进行自适应化.对比试验证明了本文方法的有效性。

5 结论

1) 对仿真信号分析时利用均方根差和峰值信噪比衡量 MED 方法的去噪性能,该方法可以明显降低信号的噪声分量,使脉冲冲击更加明显.与小波去噪相比,MED 的去噪效果更好,去噪后的峰值信噪比值相比去噪前提高了 10%,同时采用本文方法能有效突出故障特征频率。

2) 采用 600 r/min 时实测行星齿轮箱故障信号对本文方法进行验证,使用该方法能够有效地提取故障信号特征频率并进行故障诊断.而单独采用 VMD 方法不能对信号进行故障特征频率提取,表明本文方法的有效性.

参考文献 (References)

- [1] Gu Y K, Zhang M, Zhou X Q. Fault diagnosis of gearbox based on improved DUCG with combination weighting method [J]. *IEEE Access*, 2019 (7): 92955 – 92967. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2927513.
- [2] 王况,王科盛,左明健.基于阶次分析技术的行星齿轮箱非平稳振动信号分析[J]. *振动与冲击*, 2016, 35(5): 140 – 145. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2016.05.022.
Wang K, Wang K S, Zuo M J. Fault diagnosis of a planetary gearbox based on order tracking [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(5): 140 – 145. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2016.05.022. (in Chinese)
- [3] Chen X H, Cheng G, Li H Y, et al. Research of planetary gear fault diagnosis based on multi-scale fractal box dimension of CEEMD and ELM [J]. *Strojniški Vestnik—Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 63(1): 45 – 55. DOI: 10.5545/sv-jme.2016.3811.
- [4] 李海平,赵建民,宋文渊.基于 EMD-EDT 的行星齿轮箱特征提取及状态识别方法研究[J]. *振动与冲击*, 2016, 35(3): 48 – 54. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2016.03.008.
Li H P, Zhao J M, Song W Y. Method of planetary gearbox feature extraction and condition recognition based on EMD and EDT [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(3): 48 – 54. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2016.03.008. (in Chinese)
- [5] 赵川,冯志鹏.多域特征在行星齿轮箱局部故障识别中的应用[J]. *振动与冲击*, 2017, 36(18): 56 – 64. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2017.18.009.
Zhao C, Feng Z P. Application of features extracted from multiple-domain spaces in the localized fault identification of planetary gearboxes [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(18): 56 – 64. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2017.18.009. (in Chinese)
- [6] 何巍,袁亮,章翔峰.改进小波去噪-Teager 算子的齿轮微弱故障提取方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2018, 38(1): 155 – 161. DOI: 10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2018.01.024.
He W, Yuan L, Zhang X F. Weak fault diagnosis method of gearbox based on improved wavelet denoising-Teager energy operator [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2018, 38(1): 155 – 161. DOI: 10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2018.01.024. (in Chinese)
- [7] 潘宏侠,李肖,李宗贤.基于 S 变换的时域边际谱及其应用[J]. *振动、测试与诊断*, 2018, 38(1): 39 – 44. DOI: 10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2018.01.006.
Pan H X, Li X, Li Z X. Marginal spectrum based on S transform and its application [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2018, 38(1): 39 – 44. DOI: 10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2018.01.006. (in Chinese)
- [8] 李永波,徐敏强,赵海洋,等.基于层次模糊熵和改进支持向量机的轴承诊断方法研究[J]. *振动工程学报*, 2016, 29(1): 184 – 192. DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2016.01.023.
Li Y B, Xu M Q, Zhao H Y, et al. A study on rolling bearing fault diagnosis method based on hierarchical fuzzy entropy and ISVM-BT [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2016, 29(1): 184 – 192. DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2016.01.023. (in Chinese)
- [9] 郑源,潘天航,王辉斌,等.改进 EMD-ICA 去噪在水轮机组隐蔽碰磨诊断中的应用研究[J]. *振动与冲击*, 2017, 36(6): 235 – 240. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2017.06.037.
Zheng Y, Pan T H, Wang H B, et al. Improved EMD-ICA method used in the hidden rubbing fault diagnosis of turbine units [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(6): 235 – 240. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2017.06.037. (in Chinese)
- [10] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531 – 544. DOI: 10.1109/TSP.2013.2288675.
- [11] Huang N E, Shen S S P. Hilbert-Huang transform and its applications [M]// *Interdisciplinary Mathematical Sciences*. Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2005, 5: 227 – 262. DOI: 10.1142/9789812703347_0011.
- [12] Ooe M, Ulrych T J. Minimum entropy deconvolution with an exponential transformation [J]. *Geophysical Prospecting*, 1979, 27(2): 458 – 473. DOI: 10.1111/j.1365-2478.1979.tb00979.x.