

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2019.08.003

# 变分模态分解方法滤波特性及其在 齿轮箱故障检测中的应用\*

丁文洁<sup>1</sup>, 赵武云<sup>1</sup>, 张 征<sup>2\*</sup>, 王昌明<sup>2</sup>, 丁述勇<sup>3</sup>

(1. 甘肃农业大学 机电工程学院, 甘肃 兰州 730070; 2. 浙江工业大学 机械工程学院,  
浙江 杭州 310014; 3. 浙江工业大学 之江学院, 浙江 绍兴 312030)

**摘要:**针对新近的时频分析工具变分模态分解在故障诊断中合理运用的问题,通过产生不同分数高斯噪声的方式对变分模态分解等效滤波特性及不同参数对其的影响进行了研究,提出了基于频谱包络的  $K$  值确认方法和中心频率初始化方式。首先检测了信号的频谱极大值,插值构建了频谱包络,将频谱包络中极大值的个数作为  $K$  值的估计值,将极大值的对应频率值进行归一化之后,作为初始化中心频率代入变分模态分解的计算之中,采用汽车座椅水平驱动器齿轮箱的振动信号进行了测试。研究结果表明:基于频谱包络的  $K$  值确认方式,有效减少了变分模态分解方法计算中心频率时的更新次数,提高了 VMD 的计算效率。

**关键词:**变分模态分解;分数高斯噪声;等效滤波特性;频谱包络;齿轮箱故障诊断

中图分类号:TH165+.3

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2019)08-0783-08

## Filter characteristics of variational mode decomposition method and its application in gearbox fault detection

DING Wen-jie<sup>1</sup>, ZHAO Wu-yun<sup>1</sup>, ZHANG Zheng<sup>2</sup>, WANG Chang-ming<sup>2</sup>, DING Shu-yong<sup>3</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, China;

2. College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China;

3. College of Zhijiang, Zhejiang University of Technology, Shaoxing 312030, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of better application of a new time-frequency analysis tool variational mode decomposition in fault diagnosis, the equivalent filtering characteristics of variational mode decomposition and the influence of different parameters on them were studied by generating different fractional Gauss noise, and the method of  $K$  value identification based on spectral envelope and central frequency initialization method were proposed. Firstly, the maximum value of the spectrum was extracted, and the spectral envelope was constructed by interpolation. Then, the maximum value of the spectrum envelope was detected, and the number of extreme points was used as the  $K$  value, and the abscissa of the extreme point was normalized as the central frequency spectrum of the initialization. The vibration signals of horizontal driving machine of automobile seat were tested. The results indicate that the  $K$  value recognition method based on spectral envelope effectively simplifies the iterative process of VMD and improves the computational efficiency of VMD, the decomposition result is more reasonable.

**Key words:** variational mode decomposition(VMD); fractional Gauss noise; equivalent filter characteristic; spectral envelope; gearbox fault detection

收稿日期:2019-01-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51675485);浙江省杰出青年基金资助项目(LR18E050002)

作者简介:丁文洁(1978-),女,宁夏吴忠人,硕士研究生,主要从事农业工程方面的研究。E-mail:446221785@qq.com

通信联系人:张征,男,副教授,博士生导师。E-mail:zzhangme@zjut.edu.cn

## 0 引 言

齿轮箱的振动信号常常表现出很强的非平稳非线性,并且故障特征频率通常以调幅调频的形式存在于啮合频率及其倍频两边。因此在齿轮箱的故障诊断中,对信号进行分解进而解调分析是比较有效的做法。小波和小波包利用小波来替代传统以正余弦为基底的 Fourier 变换,窗口大小可调,因此在分析精度上相比短时傅里叶变换(STFT)来说有较大优势。但是小波和小波包的分析精度以及自适应性取决于小波的合理选择<sup>[1]</sup>,不同小波的分解效果可能相似也可能完全不同。因此在齿轮箱故障诊断中,小波的选择会对诊断的效果产生很大的影响<sup>[2]</sup>。经验模态分解(EMD)完全由信号数据驱动,在原始信号中,不断筛选出高频部分,最后得到有限个本征模态函数(IMF),通过对 IMF 做 Hilbert 变换,可以实现对信号的解调分析<sup>[3]</sup>。但是在齿轮箱故障信号的分解过程中,EMD 在面对频率比较接近的分量时,容易造成模态混叠的现象,并且易受噪声信号的影响,同时,模态混叠的分量对解调分析也会造成干扰。

DRAGOMIRETSKI 等人<sup>[4]</sup>在 2014 年提出 VMD (variational mode decomposition, VMD)方法,该方法采用频域非递归的迭代求解方式,将信号分解转换成以模态分量的估计带宽之和最小为目标的变分方式。该方法将维纳滤波器内嵌在算法之中,因此有较好的鲁棒性<sup>[5]</sup>。但是 VMD 方法还受到一系列参数的影响。

因此本文将针对 VMD 的等效滤波特性及其参数的影响进行研究,提出基于频谱包络的改进 VMD 算法,并通过仿真和实验信号来证实该方法的有效性。

## 1 VMD 的基本概念

VMD 是一种新的信号分解方法,假设每个模态是具有不同中心频率的有限带宽,其整体框架是变分问题,以模态分量的估计带宽最小和作为目标函数,使所有模态分量之和等于原信号为约束条件。为解决这一变分问题,笔者采用了交替方向乘子法(alternate direction method of multipliers, ADMM),不断更新各模态及其中心频率,逐步将各模态解调到相应的基频带,最终各个模态被一同提取出来。VMD 算法借用了 EMD 中 IMF 的概念,但这一概念被重新定义为一个调幅调频信号(AM-AF),即:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos \varphi_k(t); \quad (1)$$

式中: $\varphi_k(t)$  非递减;包络线非负, $A_k(t) \geq 0$ ;  $u_k(t)$  在  $[t - \delta, t + \delta]$  ( $\delta = 2\pi/\varphi'_k(t)$ ) 的间隔范围内,可以看成是一个幅值为  $A_k(t)$ 、频率为  $\omega_k(t)$  的谐波信号。

DRAGOMIRETSKI 等人给出的具体算法流程如下:

- (1) 初始化  $\{\hat{u}_k^1\}, \{\hat{\omega}_k^1\}, \hat{\lambda}^1$  和  $n = 0$ ;
- (2) 根据式下式更新  $\hat{u}_k$  和  $\hat{\omega}_k$ , 即:

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

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}. \quad (3)$$

- (3) 根据式下式更新  $\hat{\lambda}^{n+1}$ , 即:

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (4)$$

- (4) 直到满足下式,迭代停止,否则返回步骤(2); 最后输出结果,得到  $K$  个窄带模态分量,即:

$$\sum_k \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \varepsilon \quad (5)$$

从上述分解过程可知,  $u_k$  和  $\omega_k$  分别当前的模态函数和频谱中心,两者不停地迭代更新,共同串联起了整个 VMD 计算过程。对于 VMD 方法的合理运用,除了需要对信号的分量个数  $K$  进行预估之外,惩罚因子  $\alpha$  的合理设置和中心频率  $\omega_k$  的初始化方式也能对 VMD 方法的分解效率以及分解效果产生较大影响,即:

$$\text{Iu}; \omega_k^0 = \frac{k-1}{2K}, k = 1, \dots, K; \quad (6)$$

$$\text{Iz}; \omega_k^0 = 0, k = 1, \dots, K; \quad (7)$$

式中:  $\text{Iu}, \text{Iz}$ — 均匀分布和置零两种初始化的方式。

其中: $\alpha$  的合理设置能有效降低高斯噪声; $\omega_k$  的初始化方式一般有均匀分布和初始置零。

因此,下文着重研究这 3 个参数对 VMD 算法产生的影响。

## 2 VMD 的等效滤波特性

为了更好地将 VMD 方法运用到机械的故障诊断中,必须研究 VMD 的等效滤波特性。FLANDRIN 和 WANG 等人<sup>[6-7]</sup>通过处理分数高斯噪声(fGn)得出了 EMD 和 LMD 的等效滤波特性。这里利用 fGn 的数值模拟方法来研究 VMD 的等效滤波特性。fGn 本质上是由分数布朗运动(FBM)表示的离散序列, $H$  是影响 fGn 序列统计特性的 Hurst 指数。当  $0 < H < 0.5$  和

0.5 < H < 1 时,分别呈现出负相关性和正相关性,即具有长趋势依赖性(文中分别取  $H=0.2$  和  $H=0.8$  进行研究)。而当  $H=0.5$  时,  $fGn$  则退化为高斯白噪声,是互不相关的,均匀地包含各种频率成分。

本研究采用平均功率谱算法来对 VMD 的等效滤波特性进行频域显示:独立产生 5 000 个  $fGn$  (其中,标准偏差设置为 1,产生 1 024 个点),分别对每一组  $fGn$  进行分解(这里默认设置  $K=6$ ),并对每一组产生的 6 个分量求功率谱,然后将 5 000 组对应序列模态分量的功率谱求取平均值,最后直接显示 6 组分量的平均功率谱,即为  $K=6$  时, VMD 的等效滤波器组。

为了方便与 VMD 分解得到的 6 个分量进行对比,笔者保留 EMD 分解得到的前 6 个分量进行平均功率谱计算。与 EMD 分解从高频到低频层层筛选不同的是, VMD 方法由于采用估计带宽之和最小的变分方式,所有的模态分量是一同被提取出来的,但是在分解效率上的表现上则恰好相反:在相同的运行环境下,完成 5 000 次的分解和平均功率谱的计算整个过程, EMD 方法耗时不足 10 min,作为对比的小波分解方式耗时更短,不同小波均不到 2 min,而 VMD 方法耗时却超过 60 min。由此可见,相对于小波分解来说, VMD 的变分计算模态方法是一种计算比较复杂的分解方式。

$H=0.2, 0.5, 0.8$  时 EMD 和 VMD 的等效滤波器组如图 1 所示。

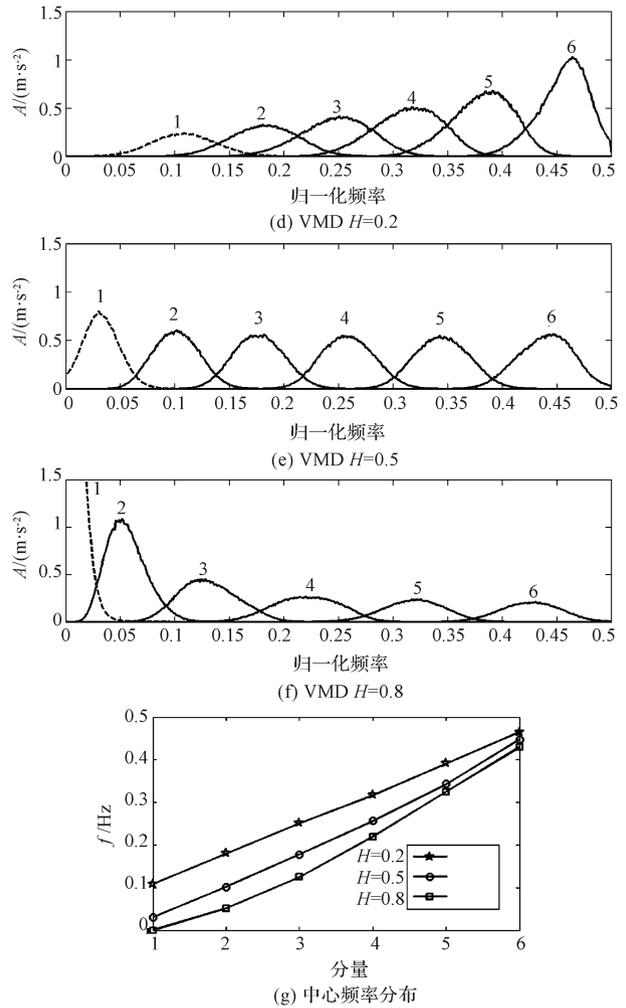
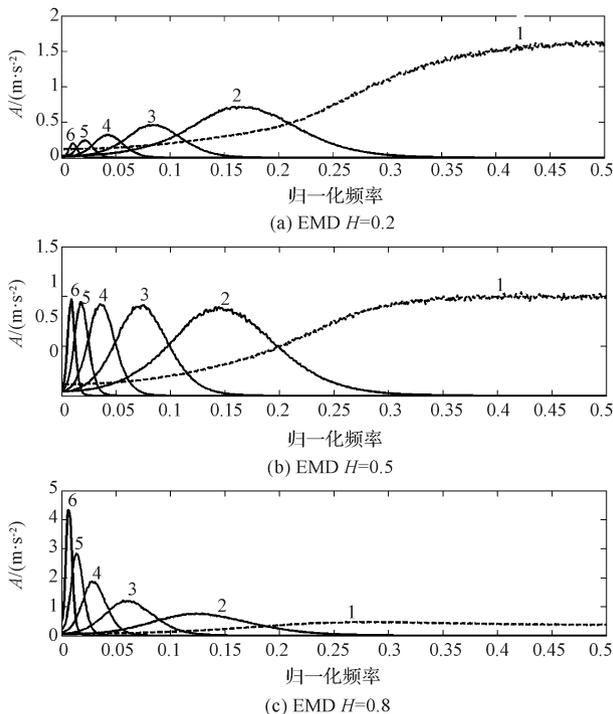


图 1  $H=0.2, 0.5, 0.8$  时 EMD 和 VMD 的等效滤波器组,其中  $\alpha=2\ 000$ ,初始化方式采用  $lu$

图 1 中:1,2,3,⋯,6 表示信号的分量序号。可以观察到 EMD 方法和 VMD 方法均存在良好的自适应性,同时注意到: VMD 方法中心频率在计算更新过程中会自适应的向频谱中幅值较大的频域段靠拢和集中。图 1(g)中,当  $H=0.2$  时,中心频率  $f$  明显偏向高频,而当  $H=0.8$  时,中心频率又明显偏向低频,这与对应的  $fGn$  在频域上的分布正好相符,在这一点上,显然 VMD 方法的自适应性更强。另外,当  $H=0.5$  时,  $fGn$  为均匀白噪声,在整个频域段均匀的包含各种频率成分, EMD 则表现出 Wavelet-like 的滤波特性,即高频部分为高通滤波特性,而低频部分表现出带通滤波特性,并且带宽几乎为前一个分量带宽的一半。为了体现 EMD 的 Wavelet-like 滤波特性,这里选取常用的  $sym4, db4$  和  $coif3$  小波进行 5 层小波分解,与 EMD 获得的分量的滤波器组进行对比。

$H=0.5$  时,  $sym4$  小波,  $db4$  小波和  $coif3$  小波的等效滤波器组如图 2 所示。

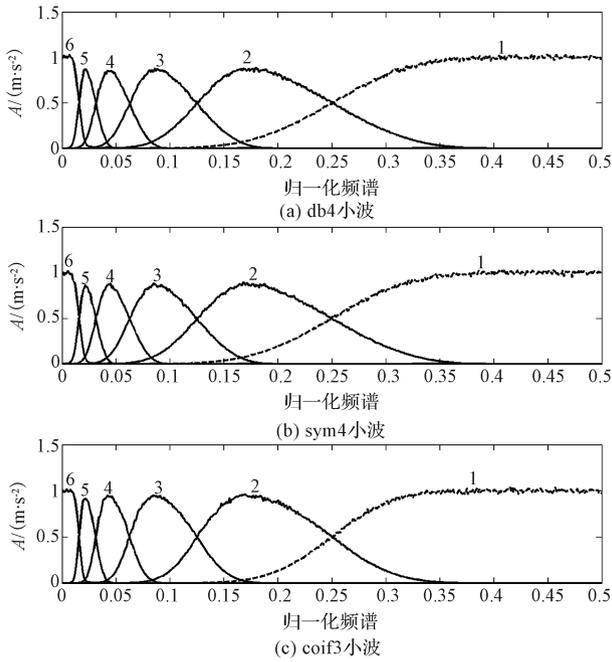


图2  $H=0.5$  时,sym4 小波,db4 小波和 coif3 小波的等效滤波器组

图2中很好地说明了EMD的Wavelet-like滤波特性。而VMD分解得到的6个分量带宽几乎完全相同,表现出很强的自相似性,这一特性与STFT的特点相似(STFT的窗固定不变)。为了更好地体现VMD分解得到的分量的自相似性,这里将6个分量平移到分量4上进行比较,除了分量 $u_1$ 的幅值较高外, $u_2$ 到 $u_6$ 分量带宽基本相等,能够很好地相互重叠在一起。另外,在高频部分VMD也能够进行很好分解,这一点又与小波包分解类似<sup>[8]</sup>。因此,在分解能力上VMD在高频部分又是强于EMD方法的。

2.1 惩罚因子的影响

关于惩罚因子 $\alpha$ 对于VMD算法的影响,除了上文默认设置 $\alpha=2\ 000$ 外,另外选取 $\alpha=500$ 、 $5\ 000$ 和 $10\ 000$ 来进行模拟实验。

$\alpha=500$ 、 $5\ 000$ 和 $10\ 000$ 时的VMD等效滤波器组如图3所示。

从图3中可以看出:在 $\alpha$ 的取值从 $500 \sim 10\ 000$ 逐渐增加的过程中,除了幅值是逐步递减之外,带宽也是逐步变窄的。因此 $\alpha$ 对分量的带宽有很大的影响,能够很好地降低噪声干扰。对齿轮箱故障信号进行VMD分解时,为了使解调分析的效果更好,分量信号应该满足窄带条件。因此在 $K$ 值估计合理的前提下,一个较大的 $\alpha$ 值可能更为合理。

2.2 中心频率初始化方式的影响

将中心频率的初始化方式考虑进来,除了上文使

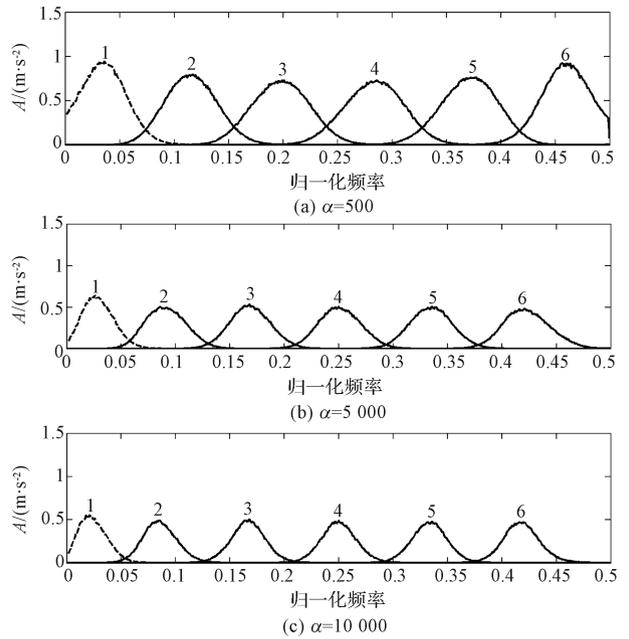


图3  $\alpha=500$ 、 $5\ 000$ 和 $10\ 000$ 时的VMD等效滤波器组

用 $I_u$ 的方式外,另一种常用初始化方式是 $I_z$ 。

$H=0.2$ 、 $0.5$ 和 $0.8$ , $\alpha=2\ 000$ 时采用 $I_z$ 初始化方式VMD的等效滤波器组如图4所示。

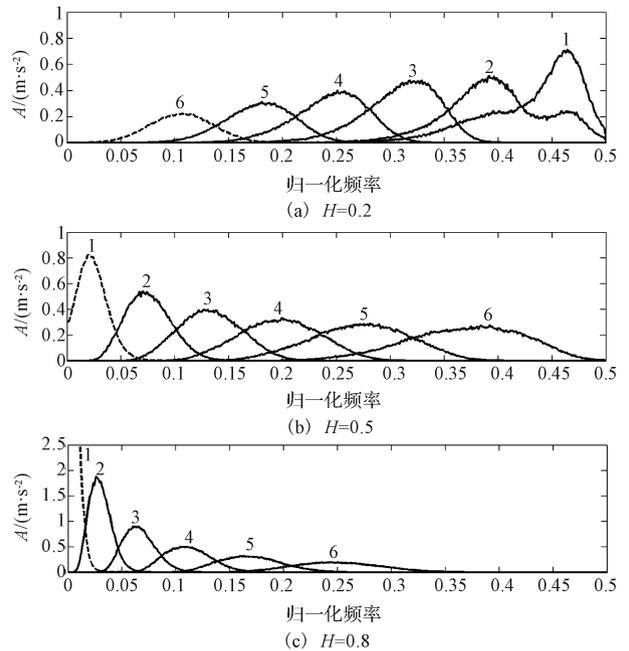


图4  $H=0.2$ 、 $0.5$ 和 $0.8$ , $\alpha=2\ 000$ 时采用  $I_z$ 初始化方式VMD的等效滤波器组

$H=0.5$ 时, $u_1$ 到 $u_6$ 的6个分量的等效滤波器峰值呈现递减的趋势,而带宽呈现递增的趋势,通过与图1中的VMD等效滤波器对比,该初始化方式表现出了完全不同于采用 $I_u$ 的自相似的滤波特性。而当 $H=0.8$ 时,该初始化方式的等效滤波器出现了 $0.35$ 到 $0.5$ 的归一化频率段未被覆盖的情况。可见中心频率

的初始化方式对 VMD 的滤波特性也存在较大的影响:当低频成分较为复杂或高频部分包含较多的噪声时,采用  $I_z$  的初始化方式效果会更好;如果信号在频谱上分布的比较均匀, $I_u$  的初始化方式是一个更好的选择。齿轮箱故障信号在解调分析时,为了避免低频信号的干扰,通常进行带通滤波后选择较高的频率段进行分析。因此,VMD 应用于齿轮箱信号时,选择  $I_u$  的初始化方式效果可能会更好。

### 2.3 K 值的影响

由上文 VMD 的概念可知, $K$  值是对信号模态分量个数的估计值,因此  $K$  值对 VMD 方法的分解效果有直接的影响。受此困扰的还有另一个时频分析工具经验小波变换(EWT),其需要对极大值的个数进行预设<sup>[9]</sup>。

$H=0.5$ ,  $\alpha=2\ 000$ ,  $K=4$  和 8 时采用  $I_u$  初始化方式 VMD 的等效滤波器组如图 5 所示。

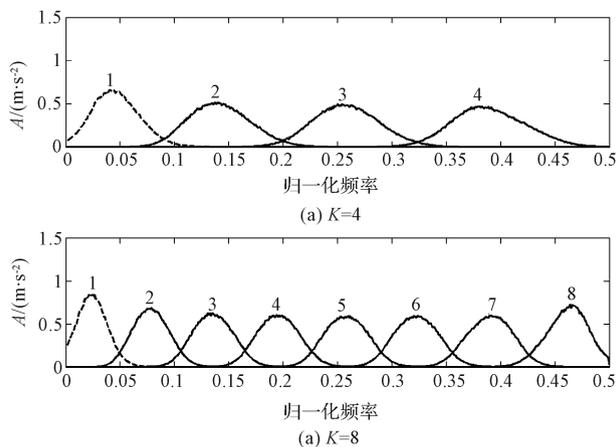


图5  $H=0.5$ ,  $\alpha=2\ 000$ ,  $K=4$  和 8 时采用  $I_u$  初始化方式 VMD 的等效滤波器组

从图 5 中可以看出:随着  $K$  值的增大,模态分量数量在增加的同时每个分量的等效滤波器的带宽在逐渐变窄,因此  $K$  值选取的过大或过小可能会造成 VMD 过分解或模态混叠的情况。同时,随着  $K$  值的增大,完成整个计算的时间也显著增加,当  $K=4$  时耗时 40.46 min,而当  $K=8$  时耗时则达到 86.57 min,为 40.46 min 的两倍有余。

综上所述,可以得到: $K$  值是对信号分量个数的估计值,当  $K$  值较小,并且  $\alpha$  较小时容易造成模态混叠,而较大  $\alpha$  的会造成分量被抛弃未分解出来的现象;当  $K$  值较大,并且  $\alpha$  较小时,噪声信号容易会被当成分量分解出来,而较大  $\alpha$  的会出现过分解现象。中心频率的初始化也会对 VMD 的分解造成很大影响:采用  $I_z$  方式的分解结果比较偏向低频,而  $I_u$  方式的分解结果

在频域分布上较为均匀。

## 3 基于频谱包络的 $K$ 值确认

关于  $K$  值的合理取值问题,不少学者也进行了研究。DRAGOMIRETSKIY 等人<sup>[10-11]</sup>就提到了利用与  $k$ -means 等类似的集群和分割算法来解决这个问题,但是通过前期研究  $k$ -means 在 EWT 频谱分割上的应用时发现该算法也是耗时比较严重的,因此不利于该方法在故障诊断方面的推广和应用。利用 EMD 方法完全由数据驱动的特点首先对信号进行分解,排除分量中的虚假信号、模态混叠以及过分解的情况,可以对待测信号的分量个数进行一个合理的估计,然后对  $K$  值赋值进行 VMD 计算,此种  $K$  值的确认方式在风电机组和滚动轴承的故障诊断中得到了运用。但是,EMD 本身就作为获取信号中模态分量的一种信号处理方式,经过筛选后的模态分量就已经可以进行后续的特征参数的提取。中心频率观察法利用 VMD 方法在分解信号过程中每个分量都是围绕各自中心频率的有限带宽的特点,以是否出现过分解情况为依据来进行  $K$  值的估算<sup>[12-15]</sup>。但这实际上是一种更新迭代  $K$  值的方式,并且更新  $K$  值之后还要待分解完成才能观察中心频率,因此,较为耗时并且有较强的实验性和经验性。唐贵基等人在文献<sup>[16-17]</sup>中给出的两种确定  $K$  值的方式较为类似:通过判断分解获得的分量有效性来不断迭代更新  $K$  值,从而确定合理的  $K$  值。其中,前者是通过判断分解余量与原信号的互信息值是否低于某一阈值来停止迭代,而后者是通过判断分量的包络谱特征因子(EEF)来确定分量的有效性,然后确定最后的合理  $K$  值。不难发现,这种不停迭代的方式计算会很大,而 VMD 算法本身就采用 ADMM 算法,因此这样会使 VMD 算法本身变得更加耗时。

总结上文的分析,本文提出基于频谱包络的  $K$  值确定方法。借鉴 EWT 算法中求取频谱极大值来进行频谱分割的方法,这里提取频谱极大值来构造频谱包络。首先对待分析信号做 Fourier 变化得到频谱信息,然后检测频谱的极大值,为了防止一个分量信号中的极值点过多,造成最后过分解的情况,这里峰值之间的最小间隔数  $D$  设置为调制频率(或略大于调制频率),从而保证属于同一个分量信号的边频带被完整保留,接着对提取的极大值做插值,构建频谱包络,最后根据 VMD 分解过程中心频率会向频率幅值较大的地方靠拢的特性,对频谱包络进行峰值检测,将提取到的点的个数作为  $K$  值,点的横坐标归一化之后作为初始中心频率代入 VMD 计算。

由于齿轮箱的频谱呈现以啮合频率及其倍频为中心频率,故障特征频率形成围绕中心频率的边频带的特征。本研究在这里构造由 3 个 AM-AF 分量组成的合成信号,并加入均值为零的白噪声来模拟齿轮箱的故障信号<sup>[18]</sup>,即:

$$\begin{cases} s_1(t) = (1 + 0.7\sin(20\pi t))\cos(100\pi t + 0.7\sin(20\pi t)); \\ s_2(t) = (0.5 + 2\cos(30\pi t))\sin(300\pi t + 0.5\cos(30\pi t)); \\ s_3(t) = (0.5 + \sin(40\pi t))\cos(600\pi t + 0.8\sin(40\pi t)); \\ s(t) = s_1(t) + s_2(t) + s_3(t) + n(t). \end{cases} \quad (8)$$

3 个分量的中心频率为 50 Hz,150 Hz 和 300 Hz,调制频率分别为 10 Hz,15 Hz 和 20 Hz,其中  $n(t)$  为均值为零的白噪声,采样频率为 1 000 Hz,采样时间为 1 s。

对于仿真信号这种比较简单的频谱采用“3 次样条插值”得到的线条比较光滑(设置  $D = 20$ ), $K$  值为 4 时是受噪声影响的点,点的横坐标归一化之后作为初始中心频率,代入 VMD 进行后续的分解计算。中心频率的初始化方式改变之后,对 VMD 的分解效率也会产生影响。为了体现这一影响,笔者分别采用基于  $I_z$ 、 $I_u$  和频谱包络了 3 种中心频率初始方式,统计了 10 次中心频率的更新次数,并取平均值。

不同中心频率初始化方式对 VMD 分解效率的影响如表 1 所示。

表 1 不同中心频率初始化方式对 VMD 分解效率的影响

初始化方式	$I_z$	$I_u$	基于频谱包络
更新次数	73.0	109.8	49.2

从表 1 中可以看出:相对于常规的初始化方式,基于频谱包络的 VMD 在分解效率上有明显的提高。采用  $I_z$  初始化方式分解迭代次数虽然不是最多,但在数值模拟中出现过分解的情况,而且最后得到的中心频率明显偏向低频部分,这与前文中心频率初始化方式对 VMD 等效滤波器影响研究相符。

## 4 基于频谱包络的齿轮箱故障检测实验

齿轮箱故障实验数据来源于双林集团专利号为 ZL 200620106505.7 的汽车座椅中置水平驱动器(HDM),齿轮箱主体部分为一个微型蜗轮蜗杆机构。现本研究选取一个蜗杆故障的 HDM 进行实验研究,电

机输入转速为 3 200 r/min,蜗杆计算转频为 53.33 Hz,涡轮计算转频为 6.27 Hz。采样频率为 5 120 Hz,采样时间为 1 s。

对于较为复杂的频谱,本研究采用“3 次多项式插值”,以避免造成包络极值点偏差太大。故障 HDM 的 Fourier 频谱包络及其极值如图 6 所示。

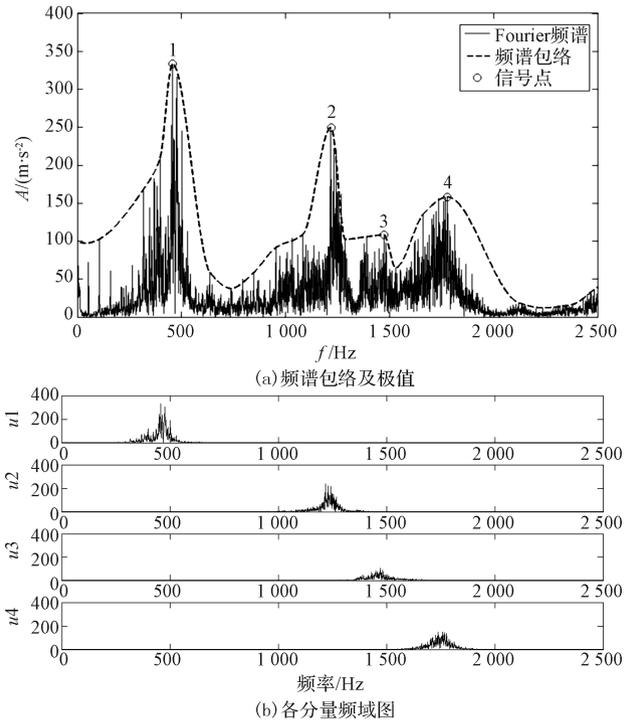


图 6 故障 HDM 的 Fourier 频谱包络及其极值

图 6 中:检测到频谱包络 4 个极值点,因此  $K$  值设置为 4,将 4 个点的横坐标归一化作为初始化中心频率,代入 VMD 的分解计算。根据前面关于惩罚因子的讨论,分解过程中设置  $\alpha = 5 000$ ,最后分解得到 4 个分量。与频谱包络相比较,可以很明显地看到各分量频域 4 个分量很好地对应 4 个频谱的包络。

包络极值横坐标与分解得到的中心频率如表 2 所示。

表 2 包络极值横坐标与分解得到的中心频率

项目	包络横坐标	分解获得的中心频率/Hz	偏差(取绝对值)/%
1	458	465	1.51
2	1 219	1 234	1.22
3	1 474	1 463	0.75
4	1 778	1 749	1.65

从表 2 中可以看出:其中最大的偏差仅为 1.65%。实验证明了 VMD 在分解过程中各个分量会偏向频谱中幅值较大频段的特点。由数值模拟和实际齿轮箱信号可知,频谱的包络实际上是信号在频域中的一种形

态描述,而 VMD 的滤波器组比较类似于频谱包络中的波峰。因此,将频谱包络极值横坐标作为初始化的中心频率代入 VMD 的计算中,会显著减少中心频率的迭代过程。

不同中心频率初始化方式对分解得到的分量中心频率如表 3 所示。

表 3 不同中心频率初始化方式对分解得到的分量中心频率

初始化方法	中心频率 /Hz	中心频率 /Hz	中心频率 /Hz	中心频率 /Hz
Iz	17	373	456	495
Iu	374	463	1 234	1 738
基于频谱包络	465	1 234	1 463	1 749

从表 3 中可以看出:采用 Iz 方式获得的结果基本上只是将低频部分进行了分解,而采用 Iu 的方式获得结果出现 374 Hz 和 463 Hz 两个相近的频率段,可以认为出现了过分解。作为对比,这里也给出采用中心频率观察法确认  $K$  值的过程(初始化方式采用 Iu)。

不同  $K$  值获得的中心频率如表 4 所示。

表 4 不同  $K$  值获得的中心频率

$K$ 值	中心频率 /Hz	中心频率 /Hz	中心频率 /Hz	中心频率 /Hz	中心频率 /Hz
2	456	1 226			
3	456	1 223	1 738		
4	374	463	1 234	1 738	
5	374	463	1 217	1 474	1 753

从表 4 中可以看出:当  $K=3$  时,第一次取到最大中心频率 1 738 Hz;当  $K=4$  时,低频段中心频率为 456 Hz 的频段被分解成两个分量,可以认为出现了过分解现象。按照中心频率观察法的原则,应当将  $K$  的取值确定为 3,但是当  $K=5$  时,分解出中心频率为 1 474 Hz 的频段分量,正好与频谱包络中点 3 的频率段对应,而这一频段并不是由于过分解而产生的。因此,中心频率观察法的  $K$  值的确定方式,实验性较强,不具有普适性。

对于齿轮箱的故障检测来说,选择合适的分量进行故障提取对结果也有很大的影响,这里通过计算选择与原信号的相关系数最大的分量来进行下一步的分析。一般来说齿轮箱的故障信号多为调制信号,因此需要借助解调工具来进行特征频率的提取。

解调分析结果如图 7 所示。

可见,选择与原信号相关系数最大的分量,并借助 Hilbert 包络解调的方式获得的解调分析结果,从中可以很容易提取到故障特征频率及其倍频。

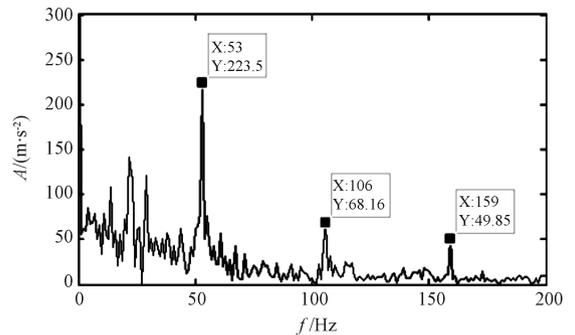


图 7 解调分析结果

## 5 结束语

通过产生不同分数高斯噪声的方式,本文研究了 VMD 的等效滤波特性以及不同参数对其的影响,作为时频分析工具,其合理的运用除了受到模态估计量  $K$  的影响外,另一个影响比较大的参数是中心频率的初始化方式;数值模拟和实验分析可以观察到,不同的初始化方式结果会有很大的不同,直接影响了 VMD 的分解效果,因此提出了基于频谱包络的  $K$  值确定方式和中心频率初始化方式。

频谱包络的构造过程考虑了调制频率,避免了出现过分解的情况,而  $K$  值由频谱包络的峰值个数自适应产生,包络峰值的横坐标归一化作为初始中心频率能够有效减少中心频率的迭代次数,提高了 VMD 的计算效率。

## 参考文献 (References):

- [1] WANG H, CHEN J, DONG G. Feature extraction of rolling bearing's early weak fault based on EEMD and tunable Q-factor wavelet transform[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2014, 48(1):103-119.
- [2] YAN R, GAO R X, CHEN X. Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: a review with applications[J]. **Signal Processing**, 2014(96):1-15.
- [3] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. [J]. **Proceedings Mathematical Physical & Engineering Sciences**, 1998, 454(1971):903-995.
- [4] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition[J]. **IEEE transactions on signal processing**, 2014, 62(3):531-544.
- [5] WANG Y, MARKERT R. Filter bank property of variational mode decomposition and its applications[J]. **Signal Processing**, 2016(120):509-521.

- [6] WANG Y, HE Z, ZI Y. A comparative study on the local mean decomposition and empirical mode decomposition and their applications to rotating machinery health diagnosis[J]. **Journal of Vibration and Acoustics**, 2010, 132 (2): 021010.
- [7] FLANDRIN P, RILLING G, GONCALVES P. Empirical mode decomposition as a filter bank[J]. **IEEE signal processing letters**, 2004, 11(2): 112-114.
- [8] XIONG Z, RAMCHANDRAN K, HERLEY C, et al. Flexible tree-structured signal expansions using time-varying wavelet packets[J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 1997, 45(2): 333-345.
- [9] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. **IEEE transactions on signal processing**, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [10] 武英杰,甄成刚,刘长良. 变分模态分解在风电机组故障诊断中的应用[J]. **机械传动**, 2015, 39(10): 129-132.
- [11] 杨洪柏,蒋超,石坤举,等. 基于变分模态分解参数估计的滚动轴承故障信息提取方法[J]. **轴承**, 2016, 443(10): 49-52.
- [12] 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.
- [13] 付文龙,周建中,张勇传,等. 基于 OVMD 与 SVR 的水电机组振动趋势预测[J]. **振动与冲击**, 2016, 35(8): 36-40.
- [14] 刘铸,陈海卫,王忠诚. 新型倒立摆悬挂结构滚筒洗衣机振动特性研究[J]. **轻工机械**, 2018, 35(3): 37-42.
- [15] 岳应娟,孙钢,蔡艳平,等. 变分模态分解在轴承故障诊断中的应用[J]. **轴承**, 2016, 441(8): 50-54.
- [16] 刘尚坤,唐贵基,王晓龙. 基于改进变分模态分解的旋转机械故障时频分析方法[J]. **振动工程学报**, 2016, 29(6): 1119-1126.
- [17] 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.
- [18] 文周,林伟健. 基于 BP 神经网络的水果气调包装机械故障诊断方法[J]. **包装与食品机械**, 2018(5): 74-27.

[编辑:程浩]

---

#### 本文引用格式:

丁文洁,赵武云,张征,等. 变分模态分解方法滤波特性及其在齿轮箱故障检测中的应用[J]. **机电工程**, 2019, 36(8): 783-790.

DING Wen-jie, ZHAO Wu-yun, ZHANG Zheng, et al. Filter characteristics of variational mode decomposition method and its application in gearbox fault detection[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2019, 36(8): 783-790. 《机电工程》杂志; <http://www.meem.com.cn>

---

#### (上接第 782 页)

- [18] SONG Fei, IWANO K, OBA K. A method of cavitation occurrence prediction for water pump of automobile engine [J]. **Transactions of Society of Automotive Engineers of Japan**, 2016, 47(2): 567-572.
- [19] SIKORA R, BUREČEK A, HRUŽÍK L, et al. Experimental investigation of cavitation in pump inlet[C]. **European Physical Journal Conferences**, Ostrava; EPJ Web of Conferences, 2015.
- [20] LECLERCQ C, FORTES-PATELLA R, ARCHER A, et al. First attempt on numerical prediction of cavitation damage on a centrifugal pump[C]. **Proceedings of the ASME 2017 Fluids Engineering Division Summer Meeting**, Waikoloa; ASME, 2017.
- [21] MCKEE K K, FORBES G, MZAHAR I, et al. Cavitation sensitivity parameter analysis for centrifugal pumps based on spectral methods[C]. **Proceedings of the 8th World Congress on Engineering Asset Management & the 3rd International Conference on Utility Management & Safety (ICUM-AS)**, Switzerland; Springer International Publishing, 2013.

[编辑:方越婷]