

文章编号 1004-924X(2017)08-2173-09

## 壳段厚度激光检测信号的变分模态分解去噪

李加福,唐文彦,张晓琳,王 军\*

(哈尔滨工业大学 电气及自动化学院,黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:**针对双激光位移传感器测量大型壳段厚度过程中噪声对检测精度的影响,提出利用变分模态分解来实现对厚度信号的自适应去噪,利用相邻固有模态函数之间的离散 Hellinger 距离来获取最佳的模态数。该方法将变分模态分解算法引入到激光信号的自适应滤波过程中,分析并改进了变分模态分解算法的过分解、欠分解以及能量泄露的问题。然后,对改进的变分模态分解与希伯特振动分解和自适应噪声总体集合经验模态分解进行性能对比,提出了固有模态函数的相对瞬时能量概率的概念。最后,结合离散 Hellinger 概率分布距离理论判断固有模态之间的信噪分界点,实现了对信号的重构及滤波处理。仿真和实验结果表明,该方法对壳段厚度信号处理的信噪比为 39.27 dB,比自适应噪声总体集合经验模态分解方法提高了 10 dB,具有良好的自适应性,无需先验条件便能快速有效地识别并分离激光信号中的噪声成分。

**关键词:**壳段厚度;厚度测量;激光检测;信号去噪;变分模态分解;Hellinger 距离

**中图分类号:**TN247;TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20172508.2173

## Adaptive denoising for laser detection signal of shell thickness based on variational mode decomposition

LI Jia-fu, TANG Wen-yan, ZHANG Xiao-lin, WANG Jun\*

(School of Electrical Engineering and Automation,  
Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

\* Corresponding author, E-mail: wang\_jun@hit.edu.cn

**Abstract:** The adaptive denoising of shell thickness signal by Variational Mode decomposition method was proposed aimed at the influence of noise on laser detection precision in the measurement process by a double laser displacement sensor. The discrete Hellinger distance between intrinsic mode functions was used to obtain the optimal modal number. Firstly, the VMD algorithm was introduced into adaptive filtering process of laser signal; excessive decomposition, insufficient decomposition and energy leakage problems of the VMD algorithm was analyzed and improved. Then, the performance of the improved VMD algorithm was compared with those of Hiebert vibration decomposition and overall ensemble empirical mode decomposition of adaptive noise, the conception of relative instantaneous energy probability of intrinsic mode function was proposed. Finally, Boundary point of signal and noise among intrinsic mode was judged combined with the theory of discrete Hellinger probability distribu-

收稿日期:2016-11-28;修订日期:2017-01-16.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61108073);上海航天科技创新项目(No. SAST2015029)

tion distance to realize reconstruction and filter processing of signals. Simulation and experimental results indicate that signal to noise ratio of shell thickness signal processing of the method is 39.27 dB, which has improved 10 dB compared with that of overall ensemble empirical mode decomposition method of adaptive noise. It has good adaptability, and identifies and separates noise components in laser signals quickly and effectively without priory conditions.

**Key words:** shell thickness; thickness measurement; laser measurement; signal denoising; variational mode decomposition; Hellinger distance

## 1 引言

对于包括 CZ-5 在内的运载火箭来说,减重是设计和加工的一项重要要求。壳类产品作为火箭箱体和部件的主要组成部分,其壳体厚度的检测是非常重要的工艺流程。传统的测量方法主要使用超声波测厚仪,这种接触式逐点测量方式耗时耗力、易划损腐蚀工件,并且无法将测量点与坐标进行准确的匹配。激光测量技术因具有抗干扰、非接触和效率高等优点,近年被逐渐应用到壳段厚度的检测中。

在工厂环境中利用双激光位移传感器对壳段厚度进行检测时,未知频率的外界噪声是一个不可回避的问题。目前,在激光测厚方面所用到的滤波技术主要包括多尺度小波算法、稀疏分解及其改进算法和经验模态分解方法(Empirical Mode Decomposition, EMD)等<sup>[1]</sup>。其中,多尺度小波算法利用明确噪声的先验频率来决定小波分解层数和重构系数;常规的稀疏分解去噪方法需要进行前端训练以构建完备原子库,计算量较大;改进的稀疏分解去噪方法虽然在计算效率方面有了一定程度的提高,但是仍需要通过训练来获取高度冗余的最佳原子参数。这些方法都不具有自适应性,无法实现在未知噪声环境下的自动滤波。基于经验模态分解的信号滤波算法作为一种全新的线性和非线性信号处理方法,无需选择基函数,便可以将任意时间序列信号分解成一组含有不同尺度的固有模态函数(Intrinsic Mode Functions, IMFs),并且可根据模态数对 IMFs 进行选择性的组合,实现对信号的重构及滤波处理。尽管 EMD 算法在低频率分辨率和模态混叠等方面进行了改进,其中以自适应噪声总体集合经验模态分解(Complete Ensemble Empirical

Mode Decomposition Method Based on Adaptive Noise, CEEMDAN)的性能最佳,但是该方法仍然无法避免端点效应。同时,引入的一系列新的问题,比如计算量较大以及抗噪能力较差等都限制了它在信号滤波方面的实际应用<sup>[2-3]</sup>。

鉴于 EMD 及其改进算法的不足,一些学者提出了从频域的角度来对信号进行分解的方法,比较有代表性的包括希伯特振动分解(Hilbert Vibration Decomposition, HVD)以及变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)。HVD 利用希伯特变换和滤波来获取信号的最大瞬时频率,进而实现信号的分解。但是,经过希伯特变换得到的瞬时频率容易受到噪声的影响,导致信号分解失真<sup>[4]</sup>。VMD 算法将变分法引入到信号的分解过程中,其本质是利用多个自适应维纳滤波组来获取固有模态分量。这避免了循环筛选剥离的信号处理方式,并且获得了较好的抗噪性能<sup>[5-7]</sup>。因此,VMD 算法在对信号进行降噪处理方面将具有更好的优势。

在信号的重构过程中,固有模态模数的选择是一个必不可少的步骤。直接人为选取低阶 IMFs 信号的方式不具有自适应性。通过计算原始信号与 IMFs 之间的相关系数<sup>[8]</sup>或者对比原始信号曲率和 IMFs 曲率间的弗雷歇距离(Frechet Distance, FD)的方法,都需要设定恰当的阈值<sup>[2]</sup>。文献[9]提出的利用去趋势波动分析的方法则需要对尺度范围和趋势拟合阶数进行选择。为了避免上述方法的不足,文献[10]依据噪声与有用信号之间的能量变化,通过判断各阶 IMF 能量密度的方式来选取重构的 IMF 分量。但是在强噪声环境下,这种变化不明显。

针对现有滤波方法在信号分解及 IMFs 模数选择方面的不足,本文提出一种基于改进的变分模态分解(Improved Variational Mode Decompo-

sition, IVMD) 和 Hellinger 距离的信号处理方法。首先,利用 IVMD 对信号进行自适应分解,获取若干个固有模态分量,并分别计算各分量的瞬时能量概率分布。然后,依据瞬时能量概率分布的 Hellinger 距离来选择模态数,完成信号的重构和去噪。最后,利用数值仿真与实验数据验证了方法的有效性。

## 2 变分模态分解方法及改进

### 2.1 变分模态分解算法原理

在每个子信号都有固定的中心频率以及有限带宽的前提下,VMD 将复杂信号分解为  $K$  个模态分量。并且,每个模态均被重新定义为调频-调幅信号,表达式为:

$$u_i(t) = A_i(t) \cos(\phi_i(t)), \quad (1)$$

式中,  $A_i(t)$  为  $u_i(t)$  的瞬时幅值。  $d\phi_i/dt = \phi'_i(t) = \omega_i(t)$ ,  $\omega_i(t)$  为  $u_i(t)$  的瞬时频率。

在对信号进行分解的过程中,需要在变分约束模型中搜索最小的  $K$  个估计带宽之和。对于该约束最优化问题,VMD 算法综合利用了二次惩罚函数项和拉格朗日乘子法的优势,将增广拉格朗日函数引入到模型中,并利用迭代交替方向乘子寻找最小值点的方式来解决涉及到的最小化问题<sup>[4]</sup>。

VMD 的具体实施步骤为:

(1) 初始化估计值,  $\{\hat{u}_i\}, \{\hat{\omega}_i\}, \hat{\lambda}^1, n \leftarrow 0$ ;

其中,  $\lambda$  表示拉格朗日乘子。

(2) 迭代次数  $n = n + 1$ ;

(3) For  $i = 1 : K$

对所有的  $\omega \geq 0$ , 更新泛函  $\hat{u}_i$ :

$$\hat{u}_i^{n+1}(\omega) \leftarrow \frac{f(\omega) - \sum_{i=1}^K \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i=1}^K \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_i^n)^2}, \quad (2)$$

更新泛函  $\omega_i$ :

$$\omega_i^{n+1} \leftarrow \frac{\int_0^{\infty} \omega |\hat{u}_i^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^{\infty} |\hat{u}_i^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}, \quad (3)$$

End

其中,  $\alpha$  表示带宽参数;

(4) 对所有的  $\omega \geq 0$ , 进行双重提升:

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \gamma \left[ \hat{f}(\omega) - \sum_{i=1}^K \hat{u}_i^{n+1}(\omega) \right], \quad (4)$$

其中,  $\gamma$  表示噪声容限参数,根据文献[4]中的分析,将其设为 0。

(5) 重复步骤(2)~(4),直到满足迭代约束条件:

$$\sum_{i=1}^K (\| \hat{u}_i^{n+1} - \hat{u}_i^n \|_2 / \| \hat{u}_i^n \|_2) < \epsilon, \quad (5)$$

结束迭代,得到  $K$  个固有模态分量。

### 2.2 改进的变分模态分解算法

初始化模态数对变分模态分解结果有不可忽略的影响。常用的选取方式包括人为主观判断、迭代法以及粒子群自动筛选算法等<sup>[5-7]</sup>。但是,仅通过选择最优模态数的方式并不能完全解决信号的欠分割或者过分割的问题。以仿真信号  $y_1(t)$  为例,其中  $y_1(t)$  的表达式为:

$$y_1(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) = \cos(4.6\pi t) + \cos(46\pi t) + \cos(514\pi t). \quad (6)$$

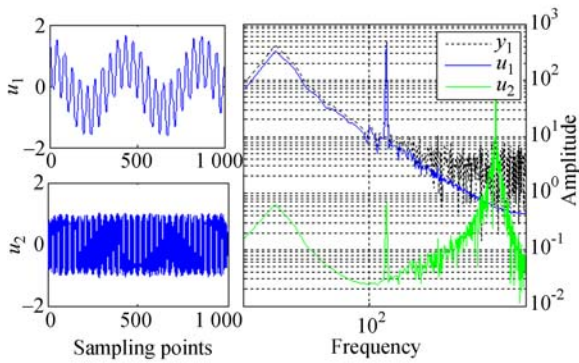
初始化模态数为 2、3、4 时,VMD 算法的结果如图 1 所示。从中可以看出,当初始化模态数为 2 时,  $u_1$  包含  $x_1$  和  $x_2$  两种信号的信息;当模态数为 4 时,  $x_3$  被分解为  $u_3$  和  $u_4$ 。而当初始模态数与理论信号个数相同,即在  $K$  为 3 的情况下,不仅  $x_1$  和  $x_2$  未能被有效分离,而且子信号  $x_3$  也被过分解。因此,在实际的使用过程中,如果初始模态数为  $K$  时,存在分解子信号的中心频率比较接近的情况,则应该选取初始化模态数为  $K-1$ ,重新进行分解。而对于分解后的结果,也需要分别进行分解,通过中心频率判断该子信号是否分解完全。

VMD 在获取  $K$  个模态分量的同时,还产生了一个残差量  $re$ ,这个残差量通常会被认为是噪声信号,不再进行处理。但是,通过对信号  $y_1$  的残差量分析可以发现,这些残差量有可能会包含一些有用信号(如图 2 所示),即传统 VMD 算法会存在信号能量泄露的问题。因此,需要将  $re$  重新进行 VMD 的分解,并根据信号中心频率与固有模态进行重新的组合、排序。

改进后的 VMD 算法具体步骤如下:

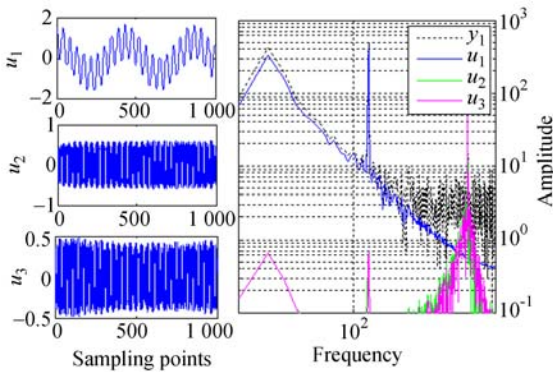
(1) 设置初始参数  $K=2$ ,惩罚因子  $\alpha$  和带宽  $\tau$  使用默认值:  $\alpha=2000, \tau=0$ 。

(2) 对信号进行 VMD 分解,获取  $K$  个固有



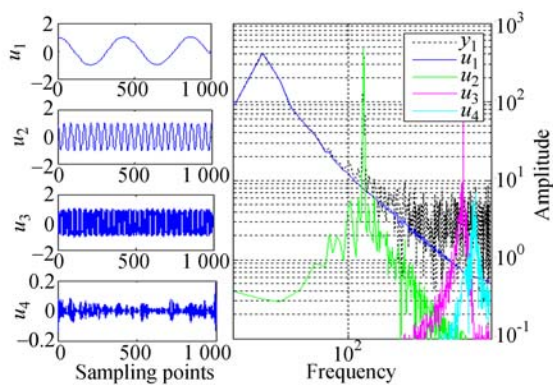
(a) K=2 时

(a) K=2



(b) K=3 时

(b) K=3



(c) K=4 时

(c) K=4

图 1 不同模态数时 VMD 的分解结果

Fig. 1 VMD results with different mode number K

模态分量及其中心频率。

(3)判断中心频率之间的距离,如果大于阈值,则  $K = K + 1$ ,重复(2);否则,  $K = K - 1$ 。

(4)利用更新后的 K 值,重新对信号进行

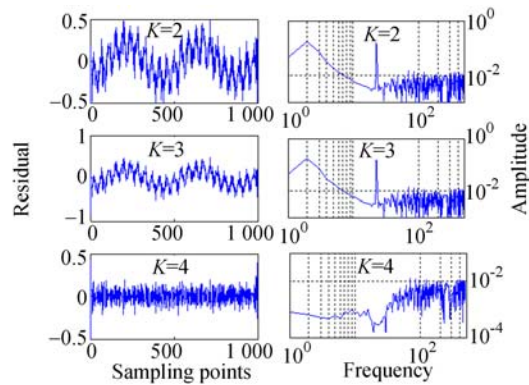


图 2 不同模态数时 VMD 的残差

Fig. 2 Residual errors of VMD with different mode number K

VMD 分解,获取 K 个  $u_i$  及其中心频率。

(5)对固有模态分量分别进行步骤(1)、(2)、(3),获取新的固有模态分量及对应的中心频率。

(6)利用原始信号和步骤(5)获取的固有模态分量计算残差,并对其进行步骤(1)、(2)、(3)。

(7)依据中心频率的远近,对步骤(5)和(6)获取的固有模态分量进行重新组合与排序,更新 K 值,并计算它们与原始信号之间的残差量  $re$ 。

最终的分解结果为:

$$y(t) = \sum_{i=1}^K \mu_i(t) + re. \quad (7)$$

### 2.3 性能分析

为了验证 IVMD 算法的分辨能力,设计了一个由两个纯正弦波组成的信号:

$$y_2(t) = x_1(t) + x_2(t) = \sin(2\pi t) + a\sin(2\pi vt + \varphi), \quad (8)$$

其中,信号的幅值  $a$  和频率比  $v$  的取值分别为  $0.01 \sim 10$  和  $0 \sim 1$ 。采样频率为  $1000$  Hz。同时,只有当子信号的相关系数大于  $0.95$  时,认为信号分解是成功的。相关系数的计算公式为:

$$r_i = \frac{C(x_i, u_i)}{\sqrt{\sigma(x_i)\sigma(u_i)}}, \quad (i=1, 2). \quad (9)$$

采用 VMD、IVMD、CEEMDAN、HVD 四种方法对信号进行了分解,如图 3 所示(彩图见期刊电子版),其中,灰色区域表示算法无法成功分解信号。从中可以发现,只有当信号频率比  $v$  不大于  $0.65 (a \approx 1)$  时,HVD、CEEMDAN 算法才能够成功地分离信号。而 VMD、IVMD 算法则突破了这一限制,其频率比  $v$  达到  $0.9 (a < 1)$ 。

模态混叠现象也是现有 EMD 算法不可忽略

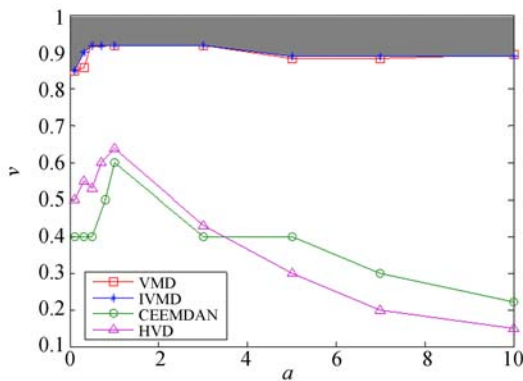
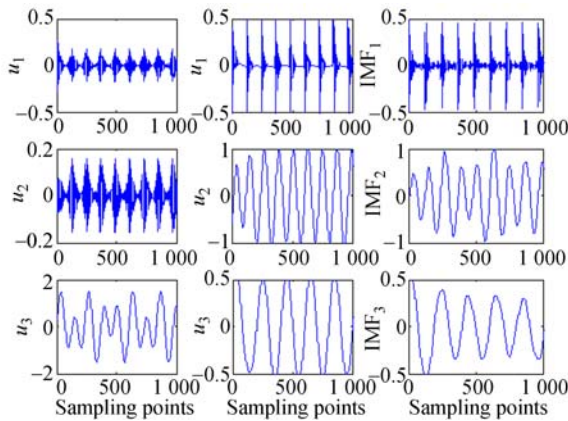


图 3 VMD、IVMD、CEEMDAN 和 HVD 性能对比  
Fig. 3 Performance of VMD, IVMD and CEEMDAN, HVD.



(a)VMD算法 (b)IVMD算法 (c)CEEMDAN算法  
(a) VMD (b) IVMD (c) CEEMDAN  
图 4 信号  $y_2$  的分解结果

Fig. 4 Decomposition results of  $y_2$

的问题,它通常是由叠加在低频振荡波上的高频间歇性信号造成的。为此,设计了一种混合信号,它包含  $y_2(t)$  ( $v=0.6, a=0.6$ ) 和一个间歇阻尼振荡信号,并利用 VMD、IVMD、CEEMDAN、HVD 四种方法对其进行了分解,获得的子信号的个数分别为 3、4、6 和 11,部分结果如图 4 所示。从中可以发现,只有 IVMD、CEEMDAN 可以将一些周期性脉冲信号从原始信号中分离出来。而 IVMD 获得的脉冲信号的频率为 1 Hz(起始时间分别为 0.03 s、1.03 s、2.03 s 等),这与实际情况相吻合。另外,只有 IVMD 算法能够更好地将信号  $y_2(t)$  进行分离。因此,在分解瞬态振动信号方面,IVMD 比其他算法更有效。并且分解过程无需人为干预,具有自适应性。

### 3 基于 Hellinger 距离和改进变分模态分解的去噪方法

#### 3.1 相对瞬时能量

一般在使用能量作为判别信号成分参数时,主要考虑信号幅值的变化。而本文中,在传统能量定义的基础上,加入瞬时频率信息,使其能够对信号的瞬态变化具有良好的时间分辨率和自适应能力。瞬时能量简化为信号幅值和频率的平方的乘积,即:

$$\psi[y(t)] = A(t)^2 \omega(t)^2. \quad (10)$$

Teager 能量算子虽然也能够估计产生信号所需的瞬时总机械能<sup>[7]</sup>,但它的抗干扰能力较差。为此,本文借助希伯特变换,直接对瞬时总能量进行了计算。对信号  $y(t)$  进行希伯特变化之后,可以得到:

$$Y(t) = y(t) + i\tilde{y}(t), \quad (11)$$

其中,  $\tilde{y}(t) = \text{Hilber}(y(t))$ 。

信号  $y(t)$  的瞬时幅值和频率可以表示为:

$$A(t) = |X(t)| = \sqrt{y^2(t) + \tilde{y}^2(t)} = e^{\text{Re}[\ln Y(t)]}, \quad (12)$$

$$\omega(t) = \frac{y(t)\dot{\tilde{y}}(t) - \tilde{y}(t)\dot{y}(t)}{A^2(t)} = \text{Im}\left[\frac{\dot{Y}(t)}{Y(t)}\right]. \quad (13)$$

信号的总能量为:

$$E(\psi) = \sum \psi[y(t)]. \quad (14)$$

固有模态  $u_i$  的相对瞬时能量可以定义为:

$$PE_i = \frac{\psi(u_i)}{E(\psi(u_i))}. \quad (15)$$

上式反映了不同时间尺度上信号瞬时能量的分布情况。借助于瞬时幅值及频率分布信息,显示子信号的内在属性,实现了有用信号与噪声信号的区分。

#### 3.2 Hellinger 距离

Hellinger 距离是一种用于判定两种概率分布之间距离的度量方式。假设  $P$  和  $Q$  为连续随机变量  $x$  的两种概率分布,则这两种分布之间的 Hellinger 距离定义为<sup>[11-12]</sup>:

$$H(P, Q) = \sqrt{\int (\sqrt{P} - \sqrt{Q})^2 dx}. \quad (16)$$

作为一种非线性、非高斯分布的概率判定方式,它具有以下两种特性:(1)对称性,  $H(P, Q) =$

$H(Q, P)$ 。(2)有界性,并且  $0 \leq H(P, Q) \leq 1$ 。  
(3)数值越小,表示两个概率分布之间的相似性越大;反之,两者之间的相似性就越小。

为了将其用于对固有模态函数的对比,需要获取相对瞬时能量的概率信息。而核密度估计作为一种无参估计随机变量概率密度函数的工具,可以包含所有的概率信息,它被定义为:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n \text{Fun}\left\{\frac{x-x_i}{h}\right\}, x \in \mathbb{R}, \quad (17)$$

其中,  $x$  为待估计参数,  $x_i$  为随机变量  $X$  的观测值,  $h$  为带宽,  $n$  则为观测值的个数。同时,核函数  $\text{Fun}$  需要满足:

$$\text{Fun}(x) \geq 0, \int_{\mathbb{R}} \text{Fun}(x) dx = 1. \quad (18)$$

本文采用高斯密度核函数:

$$\text{Fun}(x) = (2\pi)^{-1/2} e^{-x^2/2}, x \in \mathbb{R}. \quad (19)$$

带宽  $h$  也是决定核密度估计的一个重要参数,选择方式详见文献[13]。

相对瞬时能量的概率密度函数可以表示为:

$$\hat{f}_i(p) = \frac{1}{Nh} \sum_{j=1}^n \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{p - \text{PE}_{ij}}{2h^2}\right). \quad (20)$$

利用公式(15)、(16)和(20),可以获取相邻固有模态函数之间的 Hellinger 距离。

### 3.3 模态选择方法

测量信号  $y(t)$  可以被分解为  $K$  个模态 ( $u_1, u_2, \dots, u_K$ ) 和一个残差量  $re$ ,所有的模态按照频率从高到低排列,并且噪声信号一般都主要分布于前几个高频模态中。变分模态分解去噪方法的核心是选取合适的模态分量进行信号的重组,实现噪声过滤。

由于每个子信号都具有固有的幅值、频率特性,噪声信号与有用信号之间的瞬时能量概率分布会有较大的差异。因此,通过计算各个固有模态  $u_i$  的离散 Hellinger 距离可以获得最佳的模数值  $n$ 。

具体实现步骤如下:

(1)利用 IVMD 算法对信号进行自适应分解,获取  $K$  个固有模态分量  $u_i$ 。

(2)计算  $u_i$  的相对瞬时能量及对应的概率密度函数  $\hat{f}_i(p)$ 。

(3)计算相邻概率密度函数的 Hellinger 距离,获得  $HD_i = H(\hat{f}_i(p), \hat{f}_{i+1}(p)) (i=1, 2, \dots, K-1)$ 。

(4)获取模态数  $n$ ,定义为

$$n = \text{argmax}\{HD_i\} + 1. \quad (21)$$

(5)原始信号重构为:

$$y(t) = \sum_{i=1}^K \mu_i(t). \quad (22)$$

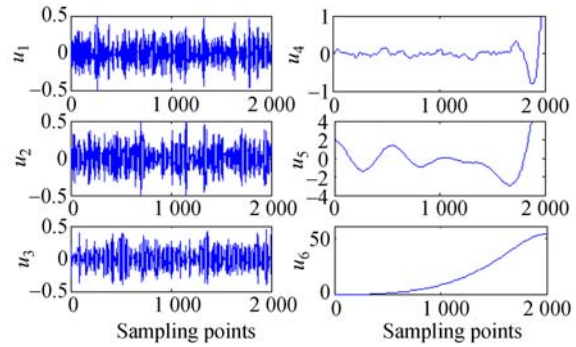


图 5 固有模态  $u_i$  波形

Fig. 5 Waveforms of mode  $u_i$

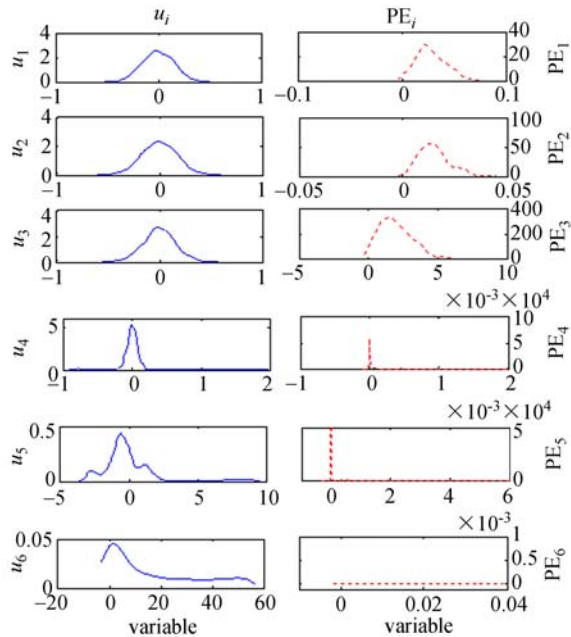


图 6 固有模态  $u_i$  及其相对瞬时能量  $\text{PE}_i$  的概率密度函数

Fig. 6 Probability density functions of intrinsic mode component  $u_i$  and its relative instantaneous energy  $\text{PE}_i$ .

### 3.4 算法应用

将提出的算法应用于仿真信号  $y_3(t)$ ,  $y_3(t)$  的表达式为:

$$y_3(t) = \sin(2\pi t) + \sin(1.6\pi t + \varphi) + t^3. \quad (23)$$

在信号中加入信噪比为 5 dB 的高斯白噪声,利用 IVMD 算法分解得到 6 个固有模态分量,如

图 5。通过对各分量及其瞬时能量的概率分布的对比可以发现,相邻瞬时能量的概率分布的差异性更大,它能够更容易区分各模态分量的信号成分,如图 6 所示。

相对瞬时能量概率分布的 Hellinger 距离 HD、弗雷歇距离 FD 以及相关系数  $r$  的计算结果如图 7 所示。其中,FD 和相关系数  $r$  进行了归一化处理,并且将相关系数进行了取反,即  $r=1-r$ 。这意味 3 种参数的值越大,对应的两个固有模态分量之间的相关性越差。通过对比发现,只有 HD 有一个明显的界线,第 3、4 个模态的概率距离最大,即此处为噪声信号和有用信号的边界。而 FD 和  $r$  则较难判断。利用子模态 4、5、6 进行信号重构,滤波后的信号如图 8 所示,发现可以有效地去除噪声信号。

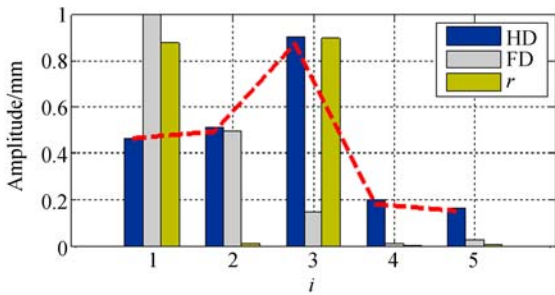


图 7 相邻固有模态的相关性

Fig. 7 Correlation of adjacent intrinsic mode component

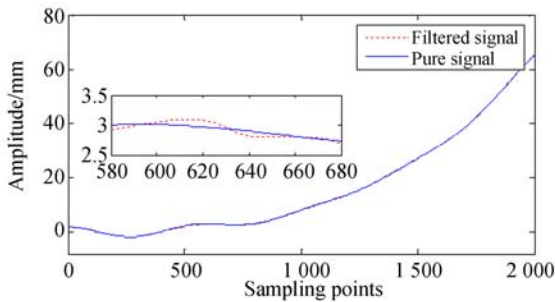


图 8 去噪后重构信号和纯净信号

Fig. 8 Reconstruction signal and pure signal after denoising

在  $y_3(t)$  中加入不同信噪比的高斯白噪声。表 1 列出了不同信号质量的原始信号以及经 VMD、IVMD、CEEMDAN、HVD 滤波处理后信号的信噪比和相关系数。从中可以发现,对于两

路谐波信号,VMD 与 IVMD 的性能相似。相比于 CEEMDAN 算法,IVMD 获得的信噪比和相关系数都有一定的提高,信噪改善比达 0.6 dB (对应原始信号信噪比为 17.6 dB)。并且,随着输入信噪比的提高,这种优势就更加明显。而 HVD 的去噪效果最差,几乎不能有效还原信号。

表 1 不同噪声水平下去噪效果对比

Tab. 1 Denoising effects in different noise levels

	原始信号	VMD	IVMD	CEEMDAN	HVD
信	17.60	17.82	17.78	17.03	3.93
噪	22.85	23.60	22.69	22.19	5.26
比	32.73	32.27	32.53	29.59	5.82
/dB	38.82	37.63	37.06	29.88	6.36
相	0.985 5	0.999 7	0.984 7	0.984	0.805
关	0.995 6	0.995 2	0.995 5	0.994	0.844
系	0.999 5	0.999 8	0.999 5	0.997	0.843
数	0.999 8	0.999	0.999 9	0.997	0.819

在计算耗时方面,HVD 最快,其次是 VMD、IVMD。但是,VMD 需要人为调整参数  $K$ 。相比于 CEEMDAN,IVMD 具有比较明显的优势,计算效率提高了 89.76%,具体结果如表 2 所示。

表 2 3 种算法计算速度比较

Tab. 2 Comparison of operation among three algorithms

	CEEMDAN	VMD	IVMD	HVD
运行时间/s	104.05	7.27	10.65	1.01
提高倍数/%	1.0	93.01	89.76	99.03

## 4 实验研究

基于双激光位移传感器的大型壳段厚度在位测量装置的结构如图 9 所示。U 型夹具内固定有两个同轴反向的激光传感器。将其代替机床的铣刀,通过机床的 Z 轴方向的运动以及转台的旋转,实现对产品的扫描测量。利用该装置对某型号的壳段壁板厚度进行了测量。由于 HVD 算法的抗噪能力较差,只用 VMD、IVMD 和 CEEMDAN 3 种方法对激光信号进行了去噪处理,结果如图 10 所示。其中,右侧为对应的虚线框选部分的局部放大图。3 种方法的信噪比分别为 34.72

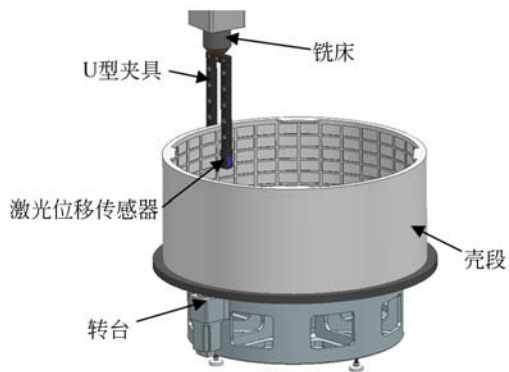


图 9 壳段厚度在位测量方法

Fig. 9 On-site measurement method of shell thickness

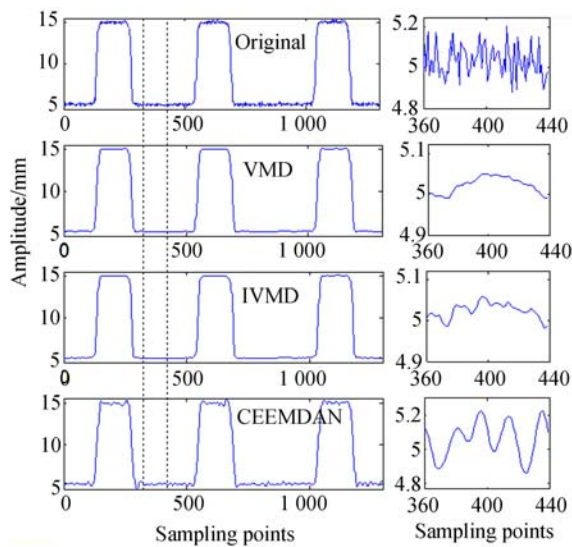


图 10 原始信号、VMD、IVMD 和 CEEMDAN 去噪对比  
Fig. 10 Comparison among original signal and de-noising signals obtained by VMD, IVMD and CEEMDAN.

### 参考文献:

- [1] 陈功, 朱锡芳, 许清泉, 等. 未知噪声频率环境下锂电池极片激光测厚研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(9): 1978-1986.  
CHEN G, ZHU X F, XU Q Q, *et al.*. Research on electrode film thickness measurement of lithium battery with laser under unknown noise frequency environment[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(9): 1978-1986. (in Chinese)
- [2] 李晓莉, 李成伟. 改进的自适应噪声总体集合经验模态分解在光谱信号去噪中的应用[J]. 光学精密工程, 2016, 24(7): 1754-1762.  
LI X L, LI CH W. Application of improved com-

plete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise in spectral signal denoising[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(7): 1754-1762. (in Chinese)

[3] 蒋立辉, 符超, 刘雯菁, 等. 基于自适应多尺度形态滤波与 EMD 的激光雷达回波信号去噪方法[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(5): 1673-1679.  
JIANG L H, FU CH, LIU W Q, *et al.*. Lidar backscattering signal denoising method based on adaptive multi-scale morphological filtering and EMD [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(5): 1673-1679. (in Chinese)

[4] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on*

## 5 结 论

本文将变分模态分解应用到壳段厚度激光检测信号的去噪过程中。首先对分解的固定模态函数以及残差进行多次 VMD 分解、重组, 避免了信号的欠分解、过分解以及能量泄露的问题。对改进的 VMD 与 CEEMDAN 和 HVD 进行了性能对比, 结果显示 IVMD 的频率分辨能力可以达到  $0.9 (v < 1)$ , 并且不受模态混叠问题的干扰。然后, 利用 IVMD 对激光信号进行了自适应的分解, 求取了各个模态分量的瞬时能量概率, 根据其对应的 Hellinger 距离选择相关模态, 实现了信号的重组以及去噪。最后, 比较了 VMD、IVMD、CEEMDAN 及 HVD 算法在不同信号质量下的去噪效果以及计算效率。结果显示, 对于壳段厚度激光信号的处理, IVMD 信噪比为 39.27 dB, 比 CEEMDAN 方法的信噪比改善达 10 dB, 实现了对工业环境中壳段厚度激光信号的快速去噪。

- Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [5] 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.  
TANG G J, WANG X L. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2015, 49(5): 73-81. (in Chinese)
- [6] 谢平, 杨芳梅, 李欣欣, 等. 基于变分模态分解-传递熵的脑肌电信号耦合分析[J]. 物理学报, 2016, 65(11): 118701.  
XIE P, YANG F M, LI X X, *et al.*. Functional coupling analyses of electroencephalogram and electromyogram based on variational mode decomposition-transfer entropy [J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(11): 118701. (in Chinese)
- [7] 马增强, 李亚超, 刘政, 等. 基于变分模态分解和 Teager 能量算子的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2016, 35(13): 134-139.  
MA Z Q, LI Y C, LIU ZH, *et al.*. Rolling bearings' fault feature extraction based on variational mode decomposition and Teager energy operator [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(13): 134-139. (in Chinese)
- [8] 马宏伟, 张大伟, 曹现刚, 等. 基于 EMD 的振动信号去噪方法研究[J]. 振动与冲击, 2016, 35(22): 38-40.  
MA H W, ZHANG D W, CAO X G, *et al.*. Vibration signal de-noising method based on empirical mode decomposition[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(22): 38-40. (in Chinese)
- [9] MERT A, AKAN A. Detrended fluctuation thresholding for empirical mode decomposition based denoising[J]. *Digital Signal Processing*, 2014, 32: 48-56.
- [10] 罗玉昆, 罗诗途, 罗飞路, 等. 激光超声信号去噪的经验模态分解实现及改进[J]. 光学精密工程, 2013, 21(2): 479-487.  
LUO Y K, LUO SH T, LUO F L, *et al.*. Realization and improvement of laser ultrasonic signal denoising based on empirical mode decomposition [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(2): 479-487. (in Chinese)
- [11] LI C, HUANG B, QIAN F. Hellinger distance based probability distribution approach to performance monitoring of nonlinear control systems [J]. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2015, 23(12): 1945-1950.
- [12] CHANG H H, LEE M C, LEE W J, *et al.*. Feature extraction-based hellinger distance algorithm for nonintrusive aging load identification in residential buildings[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2016, 52(3): 2031-2039.
- [13] JONES M C, MARRON J S, SHEATHER S J. A brief survey of bandwidth selection for density estimation[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1996, 91(433): 401-407.

## 作者简介:



李加福(1988—),男,山东德州人,博士研究生,2011年、2014年分别于山东理工大学、中国计量大学获得学士、硕士学位,主要从事信号处理和精密测量方面的研究。E-mail: li-jia-fu@163.com

## 导师简介:



唐文彦(1958—),男,黑龙江阿城人,教授,博士生导师,1982年、1984年于哈尔滨工业大学分别获得学士、硕士学位,1992年在德国获得博士学位,主要从事光电信息及光电检测技术方面的研究。E-mail: tangwy@hit.edu.cn