

# 基于 MEMD 与全息谱技术的加速度传感器信息融合

刘栋材<sup>1</sup>, 郭杰<sup>2</sup>, 申远<sup>1,2</sup>

(1. 合肥师范学院电子信息工程学院, 安徽合肥 230601;

2. 中国科学技术大学精密机械与精密仪器系, 安徽合肥 230027)

**摘要:**针对加速度传感器测得的多通道信号中存在耦合的问题,提出了基于多元经验模态分解(multivariate empirical mode decomposition, MEMD)与全息谱技术相结合的信号分析方法.首先使用 MEMD 对多通道信号进行自适应分解.然后选择工频的经验模态函数分量做全息谱分析,得到二维全息图和全息瀑布图,这些全息图可以直观地反映出振动形态的大小和方向,实现对振动模态特性的分析.最后将该方法应用于叉车方向盘的振动分析,分析的结果很好地验证了方法的正确性和有效性.

**关键词:**加速度传感器;多元经验模态分解(MEMD);全息谱;信息融合

**中图分类号:**TH17;TP206<sup>+</sup>.3 **文献标识码:**A doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2016.08.012

**引用格式:**LIU Dongcai, GUO Jie, SHEN Yuan. Information fusion of accelerometers based on the MEMD and holo-spectrum technology[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2016,46(8):702-708.

刘栋材,郭杰,申远. 基于 MEMD 与全息谱技术的加速度传感器信息融合[J]. 中国科学技术大学学报,2016,46(8):702-708.

## Information fusion of accelerometers based on the MEMD and holo-spectrum technology

LIU Dongcai<sup>1</sup>, GUO Jie<sup>2</sup>, SHEN Yuan<sup>1,2</sup>

(1. School of Electronic and Information Engineering, Hefei Normal University, Hefei 230601, China;

2. Department of Precision Machinery and Precision Instrumentation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

**Abstract:** Aiming at the coupling in the multi-channel signals measured by accelerometer, a method based on the multivariate empirical mode decomposition (MEMD) and holo-spectrum technology was put forward. Firstly, the MEMD method adaptively decomposed the multi-channel signals into many intrinsic mode functions(IMFs). Then the working frequency IMFs were selected for holo-spectrum analysis and the two-dimensional holo-spectrum and holo-waterfall-plot were obtained, from which the amplitude and direction of the vibration shape can be reflected visually and the vibration modal characteristics can be better analyzed. Finally this method was applied in the vibration analysis of forklift truck's steering wheel. The result proves the correctness and effectiveness of this method.

**收稿日期:**2016-03-31;**修回日期:**2016-07-16

**基金项目:**安徽省高校自然科学研究重点项目(KJ2016A576,KJ2014A203),合肥师范学院人才启动基金(2015rcj04),安徽省高校优秀青年人才支持计划资助.

**作者简介:**刘栋材,男,1984年生,博士/讲师.研究方向:智能设计与控制. E-mail:liudc\_hf@foxmail.com

**通讯作者:**申远,博士/副教授. E-mail:shenyuan@ustc.edu.cn

**Key words:** accelerometer; multivariate empirical mode decomposition (MEMD); holo-spectrum; information fusion

## 0 引言

加速度传感器是一种能够测量加速度的电子设备,由于其尺寸小、成本低、功耗低,能够同时测量多通道不同方向的信号,所以在故障诊断、状态检测、动作识别等领域得到广泛应用。然而,由于加速度传感器各振动方向之间存在信息的耦合与冗余,如果对各方向的数据分别进行分析,势必不能全面反映振动的实际情况,所以需要考虑有效的数据处理手段实现加速度传感器的信息融合。吴峰崎等<sup>[1]</sup>提出了加速度信号的全谱分析,实现了  $xy$  平面振动信号的信息融合,有效诊断了转子的碰摩故障。然而由于实际振动情况的复杂性,加速度传感器测得的信号往往具有非平稳、非线性的特征,这使得很多基于传统谱分析的方法无法得到好的处理效果。

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)<sup>[2-3]</sup>是一种新型的基于数据的信号处理手段,最早由黄涛等提出,它能自适应地实现信号的模态分解,具有处理非线性、非平稳信号的能力。但常规 EMD 受限于只能处理单通道实值信号,对多传感器或多通道信号则无能为力。多元 EMD (multivariate EMD, MEMD)<sup>[4]</sup>因此应运而生,它克服了一元 EMD 只能处理单通道信号的局限,可以实现多通道耦合信号的自适应分解。Rehman 等<sup>[5]</sup>将 MEMD 应用在多通道脑电信号处理中,得到了良好的检测结果。

本文将 MEMD 方法应用在加速度传感器多通道振动信号分析中,首先使用 MEMD 对多通道振动信号进行分解,提取出蕴含在多通道信息中的经验模态函数(IMFs),然后使用全息谱分析技术对指定频带的 IMFs 进行信息融合。最后将本文提出的方法应用在某叉车振动分析中,得到的结果表明:通过联合 MEMD 分解多通道信号的能力和全息谱实现多通道信息融合的特点,可以实现对多通道信号的全面描述,充分反映设备振动形态的方向特征,得到好的诊断结果。

## 1 多元 EMD

一元 EMD 即标准 EMD,是一种自适应信号处

理手段。它将原始时间序列信号通过一种被称为筛选算法的迭代过程分解为一系列正交的经验模态函数 IMFs,不同的 IMFs 反映了原始信号中不同的自然振动模态。这些 IMFs 具有对称的上下包络,且满足极值点数量与过零点数量至多相差 1 的性质,如式(1)所示。

$$x(t) = \sum_{i=1}^N c_i(t) + r(t) \quad (1)$$

式中,  $c_i(t)$ ,  $i=1,2,\dots,N$ , 表示各 IMF, 分别代表信号从高到低不同的频段, 每个频段包含不同的频率成分, 并且会随着信号  $x(t)$  的变化而变化;  $r(t)$  表示分解后的残余分量, 常常代表了原始信号的趋势项。

由于标准 EMD 是基于数据的自适应算法, 不存在基函数的选择问题, 并且具有处理非稳态、非线性信号的能力, 因而在振动领域得到了广泛的使用。但它受限于只能处理单通道实值信号, 对多传感器或多通道信号则无法顺利完成分解。如果使用标准 EMD 独立地分别对各通道数据进行处理, 由于其基于数据的特性, 常常不能保证不同通道信号的分解得以匹配, 或者分解得到不同数量的 IMFs, 或者相同序号的 IMFs 处于不同的频带, 产生模态对齐问题<sup>[4]</sup>, 因而给信息的融合带来困难。而多元 EMD 成功地解决了这个问题。

此外, 一元 EMD 的算法核心是计算上下包络线的平均得到局部均值, 而上下包络需要由局部极值插值得到。然而对于多元信号, 局部极值无法直接定义, 而且对 IMF 的振动模态概念也无法给出清晰描述。为了解决这些问题, 在 MEMD 算法中, 多维包络被引入进来。它是指多元信号沿  $n$  维空间不同方向的投影, 有了这些投影, 局部均值就可以由它们的算术平均来逼近, 从而就可以完成经验模态的分解过程。而局部均值逼近的精度取决于方向向量分布的均匀程度, 方向向量选择得越均匀, 逼近的精度就越高。因此, 如何选择投影方向向量变成了 MEMD 分解的主要问题。

对于一个  $n$  元问题,  $n$  维空间的方向向量等价于相应  $(n-1)$  维单位超球面上的点。常用的点集选择方法有均匀角度采样法和基于准蒙特卡洛方法的低差异序列采样法<sup>[4]</sup>。均匀角度采样法简单易行, 但由于得到的点集分布不均匀, 如在球面的两极处取

点较其他部位密集,从而使得计算效果不佳.因此,本文采用低差异序列采样法,即 Halton 和 Hammersley 序列采样法,它能在  $(n-1)$  维单位超球面上产生一组均匀分布的点集.

产生 Halton 和 Hammersley 序列的方法如下:由于任何一个非负整数  $i$  都能用一个质数多项式的形式表示,即

$$i = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_sx^s \quad (2)$$

式中,  $a_i$  为  $[0, x-1]$  范围内的整数.

第  $j$  个一维 Halton 序列采样  $r_j^x$  定义如下:

$$r_j^x = \frac{a_0}{x} + \frac{a_1}{x^2} + \frac{a_2}{x^3} + \dots + \frac{a_s}{x^{s+1}} \quad (3)$$

对于  $n$  维空间,设  $x_1, x_2, \dots, x_n$  是前  $n$  个质数,则第  $j$  个  $n$  维 Halton 序列的采样 ( $j$  从 0 开始) 定义如下:

$$(r_j^{x_1}, r_j^{x_2}, \dots, r_j^{x_n}) \quad (4)$$

已知总采样数为  $N$ , 那么  $N$  个  $n$  维 Hammersley 序列采样点集定义如下:

$$\{j/N, r_j^{x_1}, r_j^{x_2}, \dots, r_j^{x_n}\}_{j=0}^{N-1} \quad (5)$$

由以上基于 Halton 和 Hammersley 序列产生的  $n$  维均匀点集形成了合适的方向向量,只要将多元信号映射到这些方向向量上,便可计算相应的多维包络及局部均值.

设  $V(t) = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_n(t)]$  为一组多元信号,  $\mathbf{X}^k = \{x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k\}$  表示  $X$  中第  $k$  个方向向量,多元 EMD 的计算流程如图 1 所示.

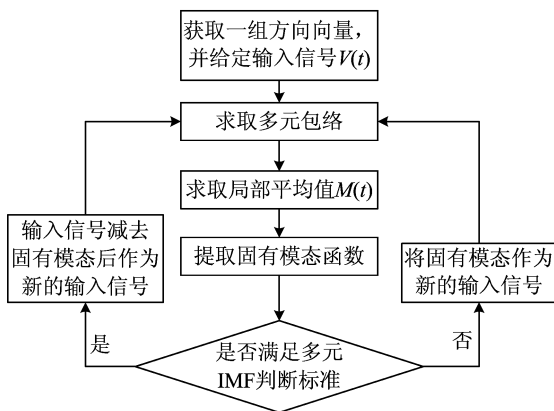


图 1 多元 EMD 算法流程图

Fig. 1 The flow chart of MEMD

具体计算过程如下:

(I) 基于 Halton 和 Hammersley 序列采样法,获取一组方向向量  $\mathbf{X}$ .

(II) 计算输入信号  $V(t)$  沿第  $k$  个方向向量  $\mathbf{X}^k$

的投影  $p^k(t)$ ,  $k=1, 2, \dots, l$ , 其中  $l$  为方向向量的总数.

(III) 找到投影  $p^k(t)$  极大值、极小值对应的时刻  $t_i^k$ .

(IV) 对坐标  $[t_i^k, V(t_i^k)]$  进行多元样条插值得到多元包络  $E^k(t)$ .

(V) 对  $l$  个方向向量,局部均值可由下式近似求得,

$$M(t) = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l E^k(t) \quad (6)$$

(VI) 提取固有模态函数  $D(t) = V(t) - M(t)$ , 如果  $D(t)$  不满足多元 IMF 判断标准,则以  $D(t)$  作为输入信号继续执行 II ~ V 的步骤;否则  $D(t)$  为一个多元 IMF,并将  $V(t) - D(t)$  作为新的输入信号继续执行 II ~ V 的步骤提取下一个 IMF.

重复上述迭代算法即可求出所有 IMF 及最后的残余分量  $r(t)$ . IMF 判断是通过建立一个评估函数来实现的,当评估函数小于所设定的阈值时,则判定固有模态函数为一个 IMF;而残余分量的判断则是在信号分解过程中当各方向向量上的映射信号均接近单调时,即在各个方向向量上的极值点数均小于 2 或 3,则判定分解过程不再含有 IMF 分量,余量为残余分量.多元 EMD 一方面继承了传统 EMD 可以自适应分解信号的特性,另一方面能够实现对多通道信号的分解,解决了多通道信号处理中常见的模态对齐问题.

## 2 全息谱技术

全息谱技术<sup>[6-7]</sup>是旋转机械中常用的一种故障诊断技术,它是在传统傅里叶谱分析基础上发展起来的频域信息集成方法.传统的谱分析方法在状态检测、故障诊断中是一种常用的方法,但它存在严重的不足.一方面,它将振动信号的幅值和相位分离考虑,而且相位信息往往被忽略;另一方面,传统谱分析不能给出多路传感器(如垂直方向和水平方向)振动之间的关系,而是孤立地分析某一方向的振动,不能全面反映振动状态的特征.而全息谱技术成功解决了此问题.

全息谱技术实质上是多传感器信息融合的一种体现.它在 FFT 算法的基础上通过内插技术,将精确求得的不同通道信号的幅值、频率、相位信息进行集成,最终合成一系列椭圆,这些椭圆刻画了不同频率分量下转子的形态学振动行为.由于其能够综

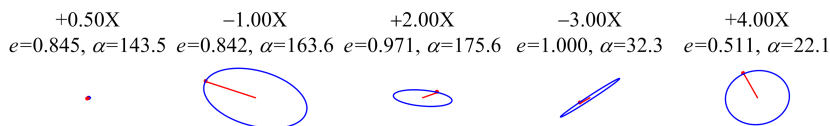


图 2 二维全息谱图示例

Fig. 2 An example of the two-dimensional holo-spectrum

合反映多通道振动信息的全部幅值、频率、相位信息,从而能够比一般方法更准确地检测振动状态、识别故障信息.图 2 为二维全息谱图的示例,图中展示了工频二分频及 1~4 倍频的振动椭圆, $e$  为椭圆离心率, $\alpha$  为长轴与  $x$  轴夹角.

鉴于全息谱技术具有多通道信息融合的能力,本文考虑将其应用到加速度传感器的多通道信号处理之中,实现传感器信号的信息融合.

### 3 基于 MEMD 与全息谱的振动信号处理流程

本文提出的将 MEMD 与全息谱技术相结合的振动分析方法,不仅继承了 EMD 算法能够将信号自适应分解到不同尺度上的特点,而且全息谱技术能够有效地实现加速度传感器多路信号的融合,全面利用振动信号信息,更真实、直观地反映振动状态特征.基于 MEMD 与全息谱技术的分析方法流程图如图 3 所示.

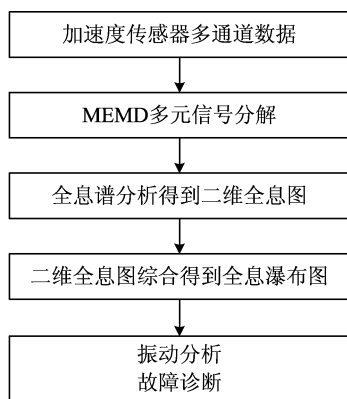


图 3 分析方法流程图

Fig. 3 Flow chart of the analysis method

具体步骤表述如下:

(I) 对多通道振动信号做多元 EMD 分解,得到不同模态的 IMFs;

(II) 使用全息谱技术对以上 IMFs 进行信息融合,得到振动工频及其倍频的二维全息椭圆;

(III) 将不同激励下的工频二维全息图融合在一张三维图中得到全息瀑布图,直观反映振动的形

态特征;

(IV) 利用得到的全息瀑布图对振动模态做振动分析、故障诊断,为后续振动优化提供依据.

## 4 方法的工程应用

为了验证本文提出方法的有效性,我们对某型号的叉车样机做了振动实验.叉车作为具有装卸、堆垛、短距离运输等功能的工业设备,已成为国内产量最多的装卸搬运机械,得到广泛应用.叉车方向盘是工作状态下叉车驾驶员直接接触的关键部件,由于结构设计等原因常常使得叉车在怠速时产生异常振动,影响驾驶员的身体健康和作业安全.故需要对叉车在工况下方向盘的振动进行测量、分析和诊断,明确振动的特性和来源,为叉车方向盘的结构改进、优化提供依据.

实验中采用 LMS Test. Lab 设备(包括加速度传感器、LMS 数据采集测试系统等)测得了不同工况发动机激励下方向盘的振动响应曲线.实验中加速度传感器测量点的布置如图 4 所示,以垂直向上方向为  $z$  方向.



图 4 加速度传感器布置图

Fig. 4 The arrangement of accelerometers

实验叉车配备了四缸四冲程久保田发动机,发

动机激振力的激励频率为  $f=2 \cdot N \cdot n / (60 \cdot \varphi)$  , 其中  $N$  为发动机气缸数,  $n$  为发动机转速,  $\varphi$  为发动机冲程系数, 四冲程  $\varphi=4$  . 测量时, 将发动机由怠速升至最高转速, 加速度传感器采集叉车方向盘在各稳定转速下的振动响应.

图 5 为测量得到的转速 830 r/min(27.7 Hz) 激励下  $x$  方向的振动信号及其频谱. 可以看到信号在激励频率及其倍频处存在明显的峰值.

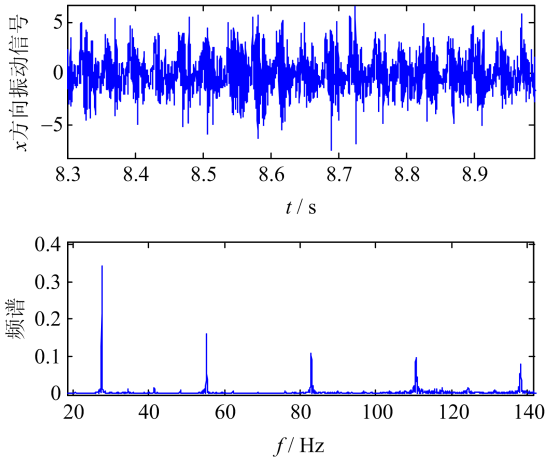


图 5 方向盘  $x$  方向振动信号及频谱

Fig. 5 The vibration signal and spectrum of the steering wheel in the  $x$  direction

图 6 和图 7 为整个扫频过程中  $x, y$  方向的频谱瀑布图. 从图中可以看到, 瀑布图能直观地反映振动信号  $x, y$  方向的扫频信息, 振动信号总是在激励频率及其倍频处出现明显峰值, 而且在 26 Hz, 33 Hz 附近幅值最明显, 这反映了方向盘结构的振动响应特性, 即在此处可能存在机构的振动模态. 图中也可以看到  $x$  方向和  $y$  方向之间振动特征呈现出一定的相似性, 但传统的谱分析无法给出这两个方向振动之间的关系, 不能全面了解振动的特征.

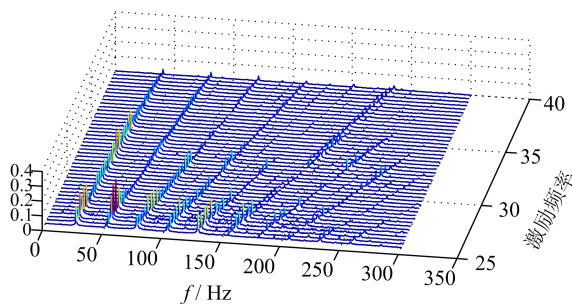


图 6  $x$  方向瀑布图

Fig. 6 The waterfall plot in the  $x$  direction

根据振动力学的理论, 在扫频过程中, 振动出现

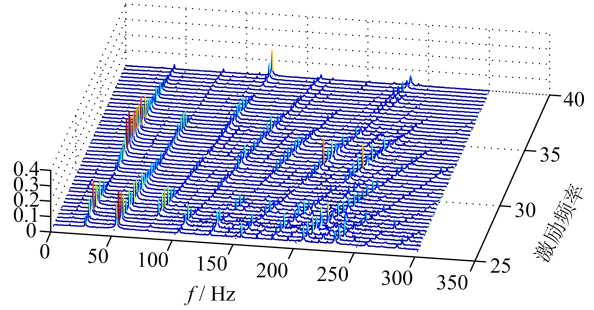


图 7  $y$  方向瀑布图

Fig. 7 The waterfall plot in the  $y$  direction

不同模态的过渡, 一方面是振动频率的迁移, 另一方面则体现在振动方向由第一振型方向向第二振型方向过渡. 而这是传统谱分析技术所难以展现的. 下面借助本文提出的 MEMD 与全息谱相结合的方法实现对此信号的分析.

首先使用前文所述的 MEMD 分解算法对加速度传感器  $x, y$  通道的信号进行分解, 分解的结果如图 8 所示, 图中的左、右两列分别表示两组信号分解所得到的 IMFs 分量, 均为 7 个. 可以看出, MEMD 能够实现对多通道数据的联合分解, 且由于是同时对两组信号所组成的信号对进行分解, 因此每路信号都能得到相同数量的 IMFs, 而且相应的 IMF 处于相同的频带, 有效避免了模态对齐问题的产生. 然后利用全息谱技术对各激励频率下  $x, y$  两通道的 IMFs 进行多通道信息融合, 得到了二维全息图 9 及扫频 1 倍频全息瀑布图 10.

图 9 的二维全息图显示了激励频率 1 分频及 1~4 倍频的振动椭圆, 椭圆的大小和倾斜度分别反映了分倍频振动的大小和方向, 可以看到 1 倍频椭圆最大, 它代表了振动的主形态. 综合各激励频率二维全息图的 1 倍频椭圆, 得到图 10 的扫频全息瀑布图. 从中可以看出, 随着激励频率的升高, 振动方向及振动幅值随之发生变化, 方向盘在转速 840 r/min 和 1 030 r/min(激励频率 28.0 Hz 和 34.3 Hz) 处椭圆形状最大, 振动最明显, 而且从 840 r/min 向 1 030 r/min 的过渡阶段, 振动方向在不断发生变化, 分析为结构在该转速下产生共振. 这就是当激励频率接近方向盘某一模态的固有频率时, 将出现沿此模态振型方向的共振. 图 11 为全息瀑布图中, 随着激励频率的增加, 椭圆长轴与  $x$  轴夹角的变化, 图中可以清晰地看到主振动方向的变动. 可以看到全息瀑布图能够更加准确地反映方向盘结构的振动响应特性, 可以明确机构振动模态的存在位置.

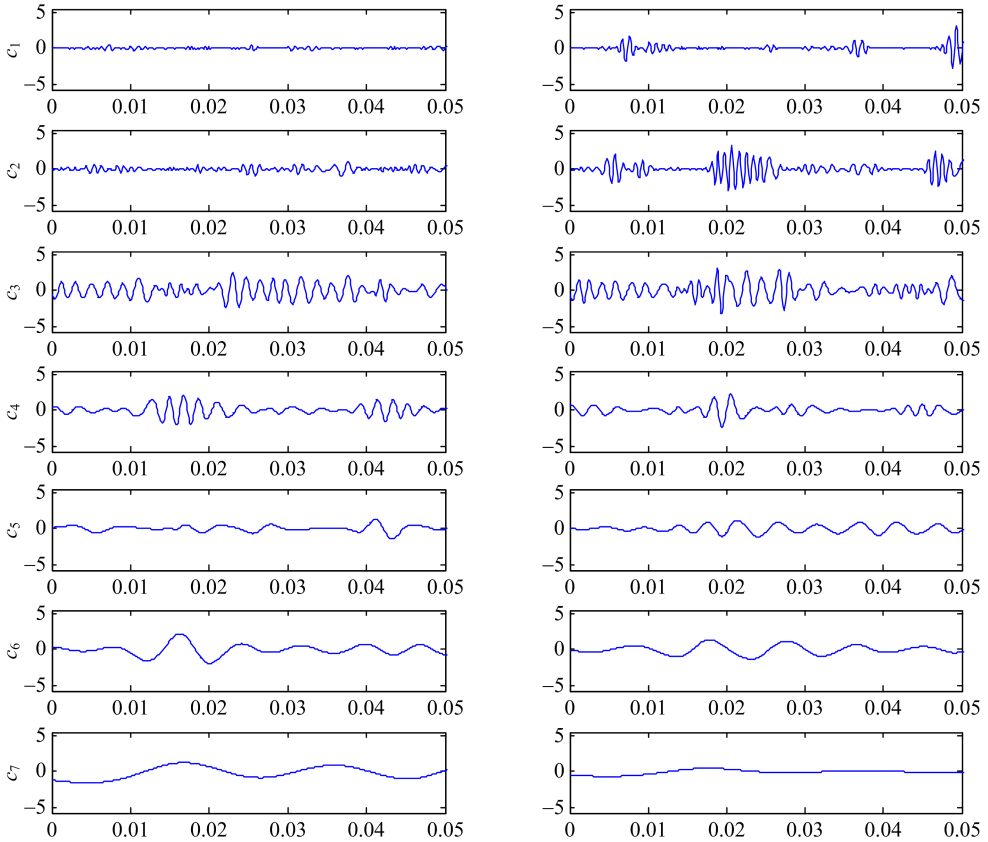


图 8 MEMD 分解结果

Fig. 8 The decomposing result of MEMD

+0.50X      -1.00X      +2.00X      -3.00X      +4.00X  
 $e=0.997, \alpha=17.0$      $e=0.947, \alpha=52.1$      $e=0.997, \alpha=33.6$      $e=0.980, \alpha=55.9$      $e=0.879, \alpha=45.4$

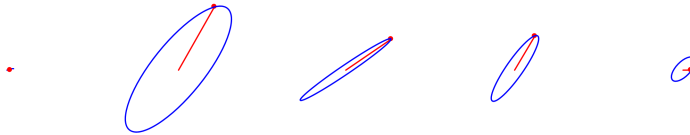


图 9 二维全息谱图

Fig. 9 The two-dimensional holo-spectrum

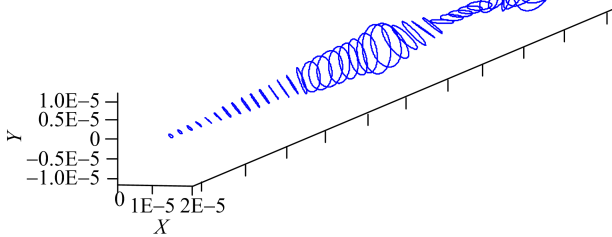


图 10 扫频全息瀑布图

Fig. 10 The sweeping holo-waterfall-plot

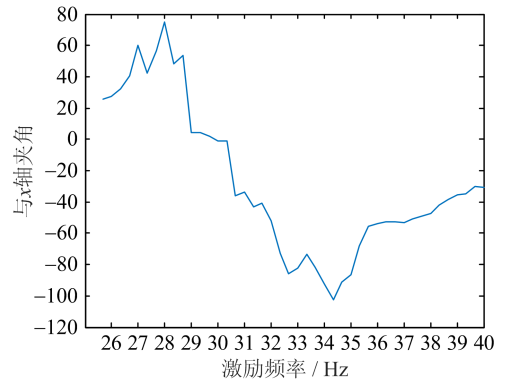


图 11 椭圆长轴与  $x$  轴的夹角

Fig. 11 The inclined angles between the elliptical major axis and the  $x$  axis

上面的分析结果说明, MEMD 与全息谱技术相结合的方法能准确反映振动模态的迁移, 说明了该方法在振动分析中的有效性.

## 5 结论

本文针对振动测量中常用的加速度传感器多通道信号, 提出结合了 MEMD 与全息谱技术的振动分析方法, 通过 MEMD 实现多通道信号的自适应分解, 全息谱完成多通道信号的信息融合, 可以更全面、更有效地提取数据信息. 实验振动数据分析的结果表明:

(I) MEMD 是一种有效的扩展算法, 一方面继承了传统 EMD 可以自适应分解信号的特性, 另一方面能实现对多通道信号的分解, 解决了多通道信号处理中常见的模态对齐问题;

(II) MEMD 与全息谱相结合的方法能得到反映振动方向变化的全息瀑布图, 为共振频率的识别提供了重要依据, 是一种有效的振动分析方法.

### 参考文献(References)

- [1] 吴峰崎, 孟光, 荆建平. 基于加速度信号全谱分析的转子碰摩故障特征提取实验研究[J]. 振动与冲击, 2006, 25(2): 44-47.  
WU Fengqi, MENG Guang, JING Jianping. Feature extraction based on acceleration signal's full spectrum analysis for compound rub malfunctions of rotor[J]. Journal of Vibration and Shock, 2006, 25(2): 44-47.
- [2] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R. A new view of

nonlinear water waves: The Hilbert spectrum[J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 1999, 31: 417-457.

- [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 of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [4] REHMAN N, MANDIC D P. Multivariate empirical mode decomposition [J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2010, 466(2117): 1 291-1 302.
- [5] REHMAN N U, XIA Y, MANDIC D P, et al. Application of multivariate empirical mode decomposition for seizure detection in EEG signals [C]// 2010 Annual International Conference of the IEEE: Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1 650-1 653.
- [6] 胡彦红, 张雷, 林建中, 等. 基于全息谱的转子系统故障诊断分析[J]. 振动与冲击, 2009, 28(12): 164-166.  
HU Yanhong, ZHANG Lei, LIN Jianzhong, et al. Diagnosis analysis of rotor system based on holo-spectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(12): 164-166.
- [7] 屈梁生, 史东锋. 全息谱十年: 回顾与展望[J]. 振动、测试与诊断, 1998, 18(4): 235-242.  
QU Liangsheng, SHI Dongfeng. Holo-spectrum during the past decade: Review & prospect [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 1998, 18(4): 235-242.