

文章编号: 1004-924X(2016)03-0574-08

## 基于经验模态分解/高阶统计法实现微机械陀螺降噪

王延东<sup>1,2\*</sup>, 张 涛<sup>1</sup>, 杨春雷<sup>1</sup>, 马经纬<sup>1</sup>

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;  
2. 中国科学院大学, 北京, 100049)

**摘要:** 针对微机电系统 (MEMS) 陀螺存在的非线性、非平稳噪声, 提出了应用经验模态分解/高阶统计(EMD-HOS)的降噪方法对MEMS陀螺进行降噪。首先, 采集MEMS陀螺输出信号, 根据EMD算法将信号分解成本征模态函数(IMF)。采用Bootstrap技术分别估计各IMF的峰度值, 进行高斯特性检验, 滤除高斯IMF。接着, 使用方差聚合法分别计算IMF的Hurst指数, 根据Hurst指数计算阈值, 对各IMF进行软阈值处理。将阈值处理后的剩余IMF进行重构, 达到降噪的目的。最后, 通过交叠式Allan方差分析对滤波前后数据进行处理, 绘制Allan方差与相关时间关系曲线, 利用非线性最小二乘拟合方法, 计算陀螺噪声各项指标。实验表明, EMD-HOS和软阈值处理能够有效地对MEMS陀螺降噪, 其信噪比提高了5.6 dB, 各项陀螺随机噪声关键指标提高近一个量级。

**关键词:** MEMS陀螺; 信号消噪; 经验模态分解; 高阶统计; 本征模态函数; 软阈值; Hurst指数  
**中图分类号:** TH712; TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162403.0574

## MEMS gyro denoising by EMD-HOS method

WANG Yan-dong<sup>1,2\*</sup>, ZHANG Tao<sup>1</sup>, YANG Chun-lei<sup>1</sup>, MA Jing-wei<sup>1</sup>

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;  
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

\* Corresponding Author, E-mail: wyd321@126.com

**Abstract:** For the nonlinear and non-stationary signals existing in a MEMS (Micro-electronic-mechanic system) gyro, a denoising method based on the Empirical Mode Decomposition /High Order Statistic (EMD/HOS) was proposed. Firstly, the MEMS gyro signals were captured, and they were decomposed into a cluster of intrinsic mode function (IMF) based on the proposed EMD/HOS sift process. The IMF peak values were estimated by using Bootstrap technology, respectively, to verify its Gaussianity and the Gaussian components were filtered directly. Then the variance algorithm was used to calculate the Hurst exponent of the IMF. According to the Hurst exponent, the threshold was calculated and the each IMF was processed by soft threshold technology. Finally, the remained IMFs after threshold processing were reconstructed to implement the signal denoise. Moreover, the Allan variance algorithm was introduced to analyze the gyro noise, and the characteristic of gyro noise could be observed via the curve of related time and root Allan variance. The conclusion is that EMD-HOS and soft threshold technology decrease the noise of MEMS obviously, the SNR is increased by 5.6 dB, and each indicator of MEMS; gyro noise is improved almost by one order.

**Key words:** MEMS gyro signal denoising; Empirical Mode Decomposition(EDM); High Order Statistic(HOS); Intrinsic Mode Function (IMF); soft threshold;; Hurst exponent

## 1 引言

随着微机械系统(micro-electro-mechanical system, MEMS)和集成电路技术的成熟, 轻重量、低成本和低功耗的芯片化MEMS陀螺已得到广泛的应用。基于MEMS陀螺的低成本惯性导航系统已经代替昂贵的光纤陀螺应用在各种工业装备和武器系统中。随着组合导航技术的发展, 采用低成本的卫星导航(global navigation satellite system, GNSS)接收机和MEMS惯性器件成为该领域的重要研究内容。但无论是惯性导航系统解算, 组合导航系统卡尔曼滤波器系统模型, 还是光电平台稳定技术, 都需要对MEMS陀螺进行建模和分析, 而MEMS陀螺相比于其它陀螺的精度低, 噪声大, 尤其受温度的影响剧烈, 所以其重要误差项和低频噪声特征“淹没”于高频噪声之中, 为其应用处理的正确性提出更高的要求。MEMS陀螺的随机误差类型分为量化噪声, 角度随机游走, 零偏不稳定性, 速率随机游走等, 目前工程上采用Allan方差法对其陀螺随机噪声特性进行分析, 本文采用交叠式Allan方差法, 来提高在长相关时间条件下的分析精度, 并对相关时间与Allan方差的log-log曲线进行拟合, 以确定陀螺的各项随机特性指标<sup>[1]</sup>。

信号降噪技术可从测量的信号中, 通过一系列滤波方法, 估计出系统出理论值, 被应用于工程中的各个领域。传统的降噪过程大部分为线性方法, 最常用的方法是维纳滤波, 线性滤波器容易设计和实现。但是, 当信号为窄带信号或脉冲成分时, 线性方法将会带来较大的误差; 并且, 当信号非平稳宽带成分的频谱与噪声频谱相似时, 线性方法也将失效。近年来, 运用现代信号处理技术降低陀螺噪声水平有了快速进展, 例如小波分析。但小波滤波方法中小波基为固定函数, 对于非平稳和非线性信号无适应性, 不能反映出变化信号的本质特征。文献[2]表明, 使用Morlet小波滤波技术能够使明显降低陀螺噪声水平, 但从根本上, 小波降噪是带通滤波器, 而且对小波基、分解尺度和阈值估计依赖较大, 若处理不当, 则信号极易失真。经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)是一种信号处理的新方法, 由Norden Huang<sup>[2]</sup>提出, 主要针对非平稳和非线性信号处理分析, 经过大量的试验, 已经证明了其有

效性。EMD的最大优势在于, 其具有完全的适应性和完整性, 是完全数据驱动的方式, 无需先验基函数选择。EMD降噪方法已经被广泛应用于各学科中, 如生物医学、声学 and 通信科学等<sup>[7][8]</sup>。EMD基于连续的能量提取, 从高频模态至低频模态, 通过一系列本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)表达, 所有的IMF之和与原始信号基本相同, 保证了信号的完整性。EMD自适应地将信号按照振幅和频率将信号分解成一系列组分, 单个组分称为一个本征模态函数(IMF), 通过IMF不仅能够分析出信号的瞬时频率特性, 还能按照设计带宽, 重构出有效信号, 降低信噪比, 达到非线性、非平稳随机信号滤波的目的。

本文提出结合高阶统计法(High Order Statistic, HOS)的EMD降噪思想, 即EMD-HOS方法, HOS的目的是保证EMD降噪过程中, 其滤除的IMF成分为高斯噪声。HOS方法广泛应用于各种信号处理方法中, 例如小波分析和短时傅里叶变换<sup>[12][13]</sup>。阈值处理技术已经广泛应用信号处理之中, 本文将其应用在EMD降噪过程, Donoho和Johnstone分别提出了软阈值和硬阈值滤波方法<sup>[3][4]</sup>, 进一步抑制有效信号中的噪声成分, 前者保留了大于给定阈值的系数, 后者使大于给定阈值的系数减小至零, 该方法阈值的确定根据对信号能量的估计。最后, 采用交叠式Allan方差法对MEMS陀螺降噪前后的数据进行分析, 计算MEMS陀螺降噪前后的随机特性。

## 2 经验模态分解

### 2.1 EMD筛选过程

EMD是针对非线性和非平稳信号的时域分析算法, 具有正交性和完备性。其基本思想是: 对于给定信号 $x(t)$ , 通过筛选过程将其分解为IMF簇。IMF具有与 $x(t)$ 相同的时间尺度, 筛选自适应地将给定信号分解与 $x(t)$ 相同的IMF。EMD可假设为一种小波分解的方式, 这种小波分解可以自适应的将信号分解为一系列信号成分, 任意一个IMF为 $x(t)$ 的一个频带。IMF必须满足以下两个条件<sup>[2]</sup>:

1) 零点数目与极值点数目相同, 或者至多相差一个;

2) 函数由局部极大值点构成的包络线和由局部极小值构成的包络线的均值为零。

第一个限制条件保证了波形的局部对称；第二个条件将传统的全局条件修改为局部条件，是一种对信号可操作性的必要近似。EMD筛选过程如图1所示。图1的筛选方法经*i*次循环获得的*h*满足IMF定义的两个条件。经过筛选过程*x(t)*能够重构为IMF簇和残差*r<sub>c</sub>(t)*之和：

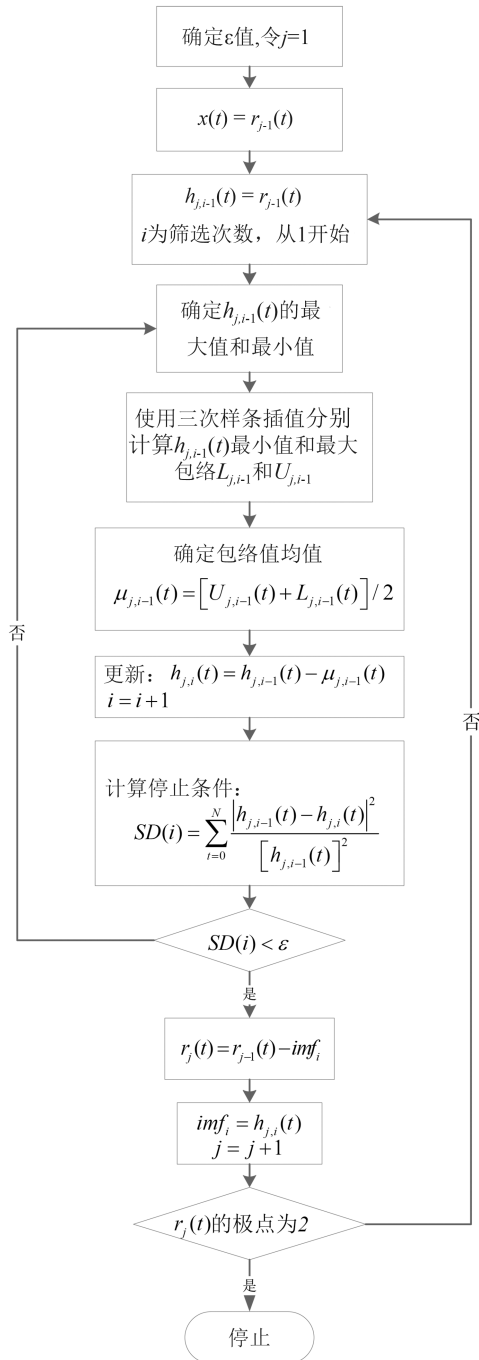


图 1 EMD筛选过程流程图

Fig. 1 Flow diagram of EMD sifting

$$x(t) = \sum_{j=1}^C imf_j(t) + r_c(t). \quad (1)$$

根据IMF筛选过程可以看出，对于特定信号*x(t)*，EMD先通过极值点拟合其包络线，再由上、下包络线求信号的均值曲线，确定信号的IMF。包络线构造影响着EMD的全过程，决定这EMD分解结果和分解精度。EMD方法采用的拟合信号包络线的方法为三次样条插值法，三次样条插值既能克服高次多项式插值的缺陷，又能保证曲线的光滑。另外，先被提取的IMF的频带比后提取的IMF的高。EMD不使用预定滤波器和小波方程，所以经验模态分解是完全的数据驱动方法<sup>[6,7]</sup>。

## 2.2 EMD筛选过程停止准则

EMD是一个筛选过程，过多地重复筛选会导致基本模式IMF变成纯粹的频率调制信号，为了保证IMF保存足够的反映物理实际的幅度和频率调制，必须确定分量终止条件，用于判定筛选每一阶IMF时的终止条件。Huang.G.E提出了一种类似于Cauchy收敛准则的标准，此准则通过限制2个连续处理结果之间的标准差的大小确定<sup>[8]</sup>：

$$SD = \frac{1}{T} \int_0^T \frac{|h_k(t) - h_{k-1}(t)|^2}{|h_{k-1}(t)|^2} dt. \quad (2)$$

通常SD的取值在0.2~0.3，本文取值0.25。

## 3 高阶统计法

### 3.1 峰度及其统计量

高阶统计(HOS)是统计特征阶数大于2的统计方法的广义定义，高阶谱和高阶累积量都为高阶统计的表达形式，高阶统计分析法能判定噪声信号是否为高斯形式。因为高斯信号高斯统计量为零，非高斯信号的高阶统计量非零。所以评价信号非高斯性的程度可以通过评价其高阶累积量偏离零值得程度确定，一般常用四阶相关累积量描述，称为峰度。信号*x(t)*，*N*为信号采用点总数，标准化峰度表达式为：

$$K_4 = \frac{E[x(t)^4]}{E[x(t)^2]^2} - 3 = N \frac{\sum_{n=1}^N x(t)^4}{\left(\sum_{n=1}^N x(t)^2\right)^2} - 3. \quad (3)$$

如果信号为非高斯特性，其峰度的均值*B(K<sub>4</sub>)*和方差*Var(K<sub>4</sub>)*分别定义为：

$$B(K_4) = -\frac{6}{N}, \quad (4)$$

$$\text{Var}(K_4) = \frac{24}{N}. \quad (5)$$

### 3.2 峰度高斯特性估计器

信号是否具有高斯特性能够通过峰度估计器检验,  $a$ 为置信系数, 一般取90%, 信号的高斯性可通过峰度估计器检验,  $a$ 为置信系数, 取固定值90%, 峰度估计器的定义为:

$$|K_4| \leq \sqrt{\frac{24/N}{1-a}}. \quad (6)$$

但通过峰度估计器判断信号的高斯性存在一定的局限, 当信号的采样点数 $N$ 较少, 而不能保证式(6)不等式右侧收敛时, 则峰度估计器失效。为了解决这个问题, 文献[10]提出了Bootstrap技术。Bootstrap是为了提高峰度估计器精度的统计学方法。Bootstrap算法思想是: 随机的将已有采样数据, 重新随机分组随机采样, 分别计算每组的峰度值, 最后取峰度的最大值和最小值。若峰度最大值和最小值全部满足峰度估计器置信区间, 则判定采样信号为高斯噪声。

## 4 Hurst指数和IMF软阈值处理

### 4.1 Hurst指数估计

Hurst指数估计方法有多种, 主要通过长时间相关特性的分析确定。MEMS陀螺信号为非平稳信号, 因此采用方差聚合法确定。方差聚合法通过对不同时间长度的方差计算, 对Hurst指数进行估计。假设给定分形高斯噪声(FGN)时间序列 $\zeta_H(i)$ ,  $i=1, 2, 3, \dots, N$ , Hurst指数估计方法如下<sup>[11]</sup>:

- 1)取时间长度为 $\tau$ ;
- 2)计算 $N$ 各点的标准差, 记为坐标点 $(\tau, \tau\sigma)$ ;
- 3)计算相邻两点的平均值,  $\zeta_H(i) \leftarrow \frac{1}{2} [\zeta_H(2i-1) + \zeta_H(2i)]$ ,  $N \leftarrow N/2, \tau \leftarrow 2\tau$
- 4)重复步骤2), 3);
- 5)绘制log-log曲线, 按照式(8)对Hurst指数线性拟合。

$$\log(\tau, \tau\sigma) = H \log(\tau) + L \quad (7)$$

FGN的频谱形态为一条水平直线, 其统计特性完全能够通过一个标量参数 $H$ 表示, 该标量参数称为Hurst指数<sup>[12]</sup>。一旦给定零均值平稳高斯过程, 则其相关函数解析形式可以表示为:

$$r_H[k] = \frac{\sigma^2}{2} (|k-1|^{2H} - 2|k|^{2H} + |k+1|^{2H}), \quad (8)$$

其中:  $\sigma$ 为本过程标准差,  $H$ 为Hurst指数,  $k$ 为相关滞后。当 $H=0.5$ 时, 则本过程表示高斯白噪声过程,  $H$ 其它取值情况下为有色噪声过程。FGN的方差与 $H$ 的关系为:

$$\log_2 V_H[k] = \log_2 V_H[2] + 2(H-1)(k-2) \log_2 \rho_H. \quad (9)$$

经EMD得到 $imf_i$ 的能量谱形式均可以通过 $imf_i$ 表示:

$$E_k = (E_1/\beta_H)\rho_H^{-2(1-H)k}. \quad (10)$$

而 $imf_i$ 的能量 $E_1$ 为:

$$E_1 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (imf_1)^2. \quad (11)$$

文献[12][13]经实验说明,  $\beta_H$ 的取值取决于Hurst指数, 当 $H=0.2$ 时,  $\beta_H=0.487$ ; 当 $H=0.5$ 时,  $\beta_H=0.719$ ; 当 $H=0.8$ 时,  $\beta_H=1.025$ 。通过EMD将原始信号分解为IMF, 计算每一个IMF能量, 并且与理论计算的只包含噪声IMF能量谱进行对比, 见式(10), 若计算值和理论值相差较大, 则将该信号作为有效信号, 参与信号重构; 若相差较小, 说明该信号为高斯噪声, 将其滤除。将噪声信号排除。但是, 这种方法也有一定的局限性, 当噪声频带与有效信号频带范围差别较大时, 以上方法效果明显; 而当噪声频带与有效信号频带重叠式时, 这种方法效果较差。因此重构出信号仍包含噪声成分。为了避免这种情况, 文献[14]提出了一种借鉴小波阈值技术, 对与噪声频带发生重叠的IMF采用可变阈值约束, 对噪声进行判断。

### 4.2 IMF软阈值处理

文献[15][16]提出了针对IMF阈值的定义, 对于IMF而言,  $E_i$ 表示IMF的能量,  $N$ 为信号采用点个数,  $c$ 为经验系数, 根据不同条件取值0.7~1, 则阈值的表达为:

$$T = c\sqrt{E_i \cdot 2 \ln(N)/N}. \quad (12)$$

根据连续2个过零点确定的区间计算区间内各点的绝对值的最大值, 若该极值点大于阈值, 本区间为有效信号值; 若小于阈值, 则本区间为噪声。其数学意义为<sup>[17]</sup>:

$$z_i^j = \begin{cases} z_i^j \frac{|r_i^j| - T_i}{|r_i^j|}, & |r_i^j| > T_i \\ 0, & |r_i^j| \leq T_i \end{cases}. \quad (13)$$

其中： $\hat{z}_i^j$ 为阈值区间， $i$ 为 $imf$ 索引， $r_i^j$ 为 $imf_i^j$ 的第 $j$ 各极值，经阈值处理后的IMF可以表示为：

$$\widetilde{imf} = [\hat{z}_i^1, \hat{z}_i^2, \dots, \hat{z}_i^j]. \quad (14)$$

### 5 EMD-HOS方法

EMD-HOS是一种融合滤波算法，目的在于有效地降低信号噪声，提高信噪比。基本思想是：首先通过EMD方法，将信号分解成IMF成分。利用HOS准则，判断IMF簇中的高斯噪声成分，进而从原始信号中滤除，对剩余IMF进行重构，达到降噪滤波的目的。但是，通过HOS准则去除高斯IMF成分后，重构的IMF中仍可能包含噪声成分，这些噪声成分无法通过HOS准则进行判断。所以引用在IMF中应用阈值技术，对噪声成分进行处理。通过方差聚合算法对重构信号的噪声Hurst指数进行估

计，将此应用于噪声模型，确定IMF的阈值。

### 6 实验与结果分析

实验数据来自常温 25℃ 静基座下的MEMS陀螺漂移测试标称陀螺，采样数据已补偿零偏误差。数据采样间隔为0.01 s，采样时间2 000s。实验装置如图3所示。



图 3 MEMS陀螺及恒温实验设备  
Fig. 3 MEMS gyro and its test device

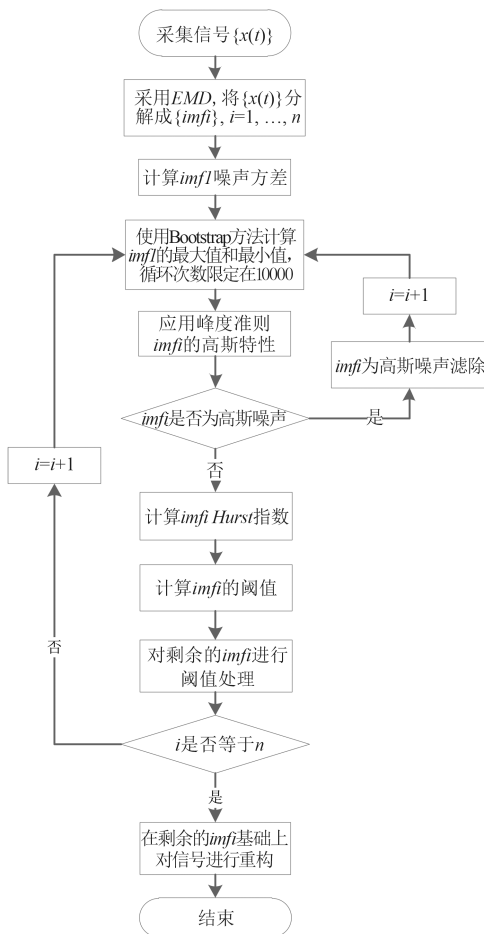


图 2 EMD-HOS降噪流程图  
Fig. 2 Flow diagram of EMD-HOS de-noising

首先按照图1的EMD方法筛选对原始信号进行处理，得到18个IMF，EMD停止条件 $SD = 0.25$ ，如图4所示。采用Bootstrap技术分别计算采样数据的峰度最大值和最小值，并根据峰度检验器进行高斯检验，检验结果为 $imf_7$ 为高斯噪声形式，其余 $imf$ 包含有效信号。 $imf_7$ 峰度最大值为0.0153，最小值为-0.0565，检验准则值为0.036。在重构IMF时，将 $imf_7$ 直接滤除。

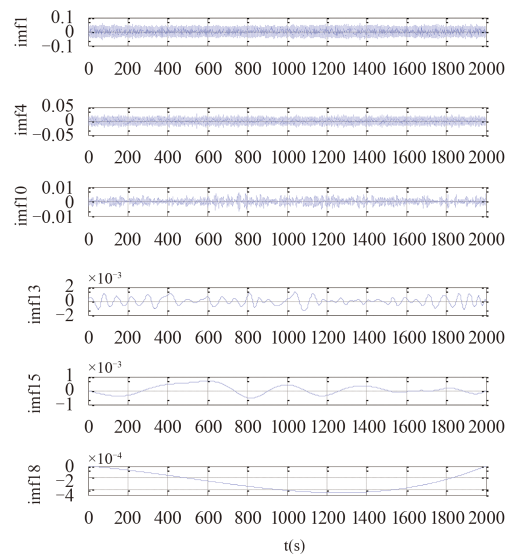


图 4 MEMS陀螺信号IMF  
Fig. 4 IMF of MEMS gyro

在 Gaussian 性检验基础上, 对信号进行阈值处理。首先计算剩余各  $imf$  的 Hurst 指数, 并且根据 Hurst 指数估计参数  $\beta_H$  的值; 接下来计算根据  $imf_i$  估计各  $imf$  的能量, 并计算其阈值; 最后在每一个过零区间软阈值处理, 如图 5 所示。将软阈值处理后的  $\widetilde{imf}$  重构出降噪后陀螺信号, 如图 6 所示。

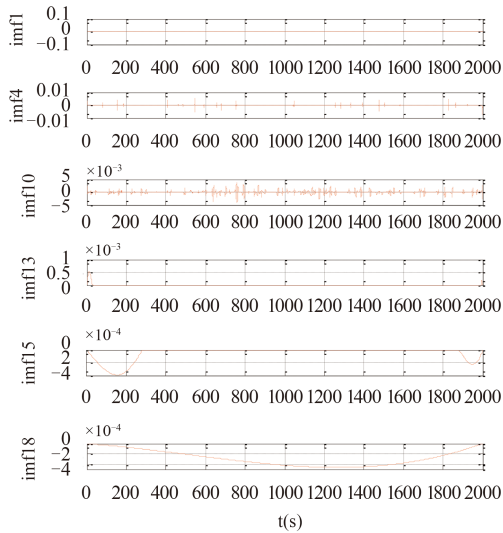


图 5 IMF 软阈值处理

Fig. 5 Soft threshold processing of IMF

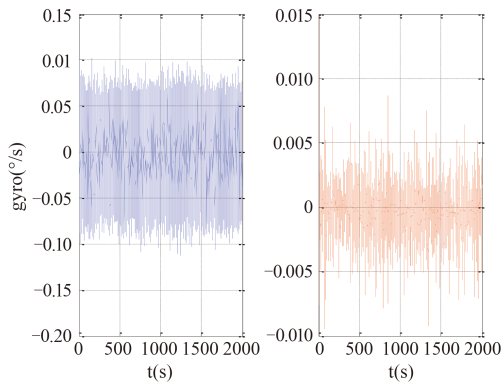


图 6 陀螺原始信号和 EMD-HOS 降噪结果对比

Fig. 6 Comparison of original signal and de-noising signal

对 EMD-HOS 降噪后 MEMS 陀螺信号进行交叠式 Allan 方差分析, 并采用非线性参数最小二乘拟合合法拟合各噪声项系数, 如图 7 和表 1 所示。实验数据表明, 滤波后各噪声指标减小接近一个量级, 说明 EMD 滤波 MEMS 陀螺降噪效果明显。

表 1 EMD-HOS 降噪前后陀螺随机误差对比

Tab. 1 Comparison of gyro random noise characteristic before and after EMD-HOS de-noising

陀螺噪声指标	原始数据	EMD 滤波后数据
速率斜坡系数 ( $^{\circ}/s^2$ )	$4.6815 \times 10^{-5}$	$5.5929 \times 10^{-6}$
速率游走系数 ( $^{\circ}/s^{3/2}$ )	$3.8919 \times 10^{-4}$	$2.7759 \times 10^{-5}$
零偏不稳定性 ( $^{\circ}/s$ )	$1.1 \times 10^{-3}$	$6 \times 10^{-4}$
角度随机游走 ( $^{\circ}/s^{1/2}$ )	$7.2 \times 10^{-3}$	$6.9386 \times 10^{-4}$
量化噪声 ( $^{\circ}$ )	$2.869 \times 10^{-4}$	$3.863 \times 10^{-5}$

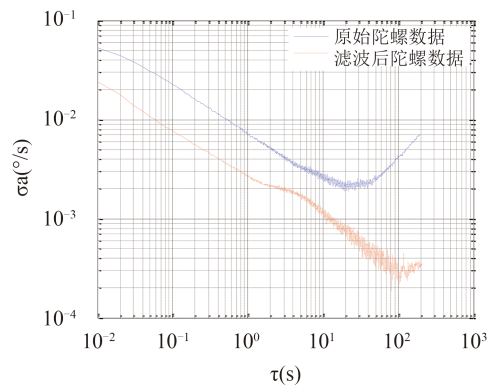


图 7 EMD-HOS 滤波前后 MEMS 陀螺 Allan 方差 1 双对数曲线

Fig. 7 Allan variance log-log curve of before and after gyro EMD-HOS de-noising

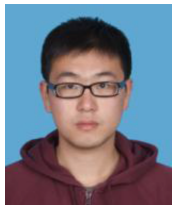
## 7 结论

本文提出了针对 MEMS 陀螺的 EMD-HOS 降噪的方法。首先阐述了针对非平稳和非线性信号的 EMD 算法, 分析了其完整性和自适应性, 并将 MEMS 陀螺信号分解为 IMF。引入高阶统计中峰度概念, 根据峰度估计器判断各 IMF 的高斯性, 将高斯噪声直接滤除。接着, 按照方差聚合法分别计算各 IMF 的 Hurst 指数, 并计算 IMF 的阈值。在 EMD 中引入小波分析中软阈值处理方法, 对 IMF 阈值进行处理, 使其进一步降噪。最后以某 MEMS 陀螺为试验对象, 在恒温条件下长时间采集角速度数据, 按照 EMD-HOS 方法降噪, 并对其进行阈值处理, 通过交叠式 Allan 方差分析法系统分析了 MEMS 陀螺的随机误差特性, 对比了 EMD 滤波前后 MEMS 陀螺噪声指标, 实验结论表明, 滤波后信噪比提高了 5.6 dB, 角度随机游走系数和零偏不稳定性等指标减小近一个量级, 说明 EMD 滤波对于非线性和非平稳性的 MEMS 陀螺信号降噪效果明显。

## 参考文献:

- [1] 喻敏, 王斌, 王文波, 等. 联合EMD与核主成分分析的激光陀螺信号消噪[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2015, 40(2): 233-237.  
YU M, WANG B, WANG W B, et al.. Laser Gyro Signal De-noising Based on EMD and Kernel Principal Component Analysis[J]. *Geometrics' and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(2): 233-237. (in Chinese)
- [2] 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]. *Proc. Royal Soc. London A*, 1998, 454: 903-995.
- [3] GEORGE T, THOMAS D X. Signal de-noising using empirical mode decomposition and higher order statistics[J]. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 2011, 4(2): 91-101.
- [4] WENG B, VELASCO M B, BARNER K E. ECG de-noising based on the empirical mode decomposition. *Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference, New York*, 2006: 795-801.
- [5] WU Z, HUANG N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method [J]. *Proc. Roy. Soc. London A*, 2004, 460: 1597-1611.
- [6] FLANDRIN P, RILLING G, GONCALVES P. Empirical mode decomposition as a filter bank[J]. *IEEE Signal Process*, 2004, 11(2): 112-114.
- [7] PATRICK F, GABRIEL R, PAULO. *Empirical Mode Decomposition as a Filter Bank*[C]. IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS, 2004, 11(2): 112-114.
- [8] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. *IEEE Transaction on Information Theory*, 1995, 41(3): 613-627.
- [9] KHALDI K, ALOUANE M T, BOUDRAA A O. A new EMD de-noising approach dedicated to voiced speech signals[C]. *Signals, Circuits and Systems, 2008, 2nd International Conference*, 2008. SCS, 2008, 2(1): 1-5.
- [10] ZOGBIY A M, BOASBAS B. The bootstrap and its application in signal processing[J]. *IEEE Signal Processing Magazin*, 1998, 15(1):56-76.
- [11] HUANG H C, CRESSIE N. Deterministic/stochastic wavelet decomposition for recovery of signal from noisy data[J]. *Technometrics*, 2000, 42(2): 262-276.
- [12] KAN H E, HIPPENSTIEL R D, FARGUES M P. Bootstrap-based signal denoising[J]. *IEEE SIGNAL PROCESSING MAGAZINE*, 2002, 11(1): 958-962.
- [13] ZHANG W, ZHAO X H. Wavelet Thresholding using higher order statistics for signal denoising[C]. *Info-tech and Info-net, 2001, ICII, 2001*, Beijing: 803-808.
- [14] ESPOSTI F, SIGNORINI M G. Evaluation of a Blind Method for the Estimation of the Hursts exponent in time series[C]. *14th European Signal Processing Conference, EUSIPCO 2006*, Florence, 2006: 4-8.
- [15] KOPSINIS Y, LAUGHLIN S. Development of EMD Based Denoising methods inspired by wavelet thresholding[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing* 2009, 57: 1351-1362.
- [16] RAVIER P, AMBLARD P O. Wavelet packets and denoising based on higher-order-statistics for transient detection[J]. *Signal Processing*, 2001, 81(9), 1909-1926.
- [17] NADIM G E. Detection and Localization of Radar Pulses in Severe Noisy Environment Using Wavelet Packets Transform Combined with Higher-Order-Statistics Thresholding Technique[C]. *The 4th International Signal Processing Conference, GSPx*, California, 2006: 1152-1160.
- [18] 薛海建, 郭晓松, 周召发, 等. 基于经验模分解的陀螺信号去噪[J]. 机械科学与技术, 2013, 32(7): 1049-1053.  
XUE H J, GUO X S, ZH F, et al.. A de-noising method for gyro signal based on empirical mode decomposition[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2013, 32(7): 1049-1053. (in Chinese)
- [19] 丁策, 戴明, 李嘉全, 等. 光电陀螺稳定平台的分数阶控制[J]. 光学精密工程, 2014, 22(2): 383-486. DING C, DAI M, LI J Q. Fractional control of stabilized platform for photoelectric gyro[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(2): 383-486. (in Chinese)
- [20] 檀立刚, 戴明, 刘晶红, 等. 机载光电测量设备目标自主定位误差分析[J]. 光学精密工程, 2013, 21(12): 3134-3139.  
TAN L G, DAI M, LIU J H, et al.. Error analysis of target automatic positioning for airborne photo-electro measuring device[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(12): 3134-3139. (in Chinese)

## 作者简介:



王延东 (1985-), 男, 辽宁本溪人, 硕士, 助理研究员, 2007年于北京理工大学获得学士学位, 2009年于北京理工大学获得硕士学位, 现于中科院长春光机所从事导航系统设计和系统仿真的工作。E-mail: wyd321@126.com



杨春雷 (1982-), 男, 吉林榆树人, 博士, 副研究员, 2005年于北京理工大学获得学士学位, 2010年于北京理工大学获得博士学位, 现于中科院长春光机所从事飞行器设计和系统仿真的工作。Email: yangchunlei@ciomp.ac.cn

## 导师简介:



张涛 (1964-), 男, 吉林长春人, 研究员, 博士生导师, 1987年于浙江大学获得学士学位, 主要从事探测与成像技术。Email: zhangt@ciomp.ac.cn



马经纬 (1988-), 男, 吉林农安人, 硕士, 研究实习员, 2011年于北京理工大学获得学士学位, 2014年于北京理工大学获得硕士学位, 现于中科院长春光机所从事导航系统设计。Email: yangchunlei@ciomp.ac.cn