

文章编号 1004-924X(2019)04-0922-10

基于模糊间隔阈值 EMD 的微机械陀螺消噪

陈光武^{1,2}, 李文元^{1,2*}, 于月^{1,2}

(1. 兰州交通大学 自动控制研究所, 甘肃 兰州 730070;

2. 甘肃省高原交通信息工程及控制重点实验室, 甘肃 兰州 730070)

摘要:为了减小低成本微机电系统(MEMS)陀螺仪输出中的噪声,提出了一种经验模态分解(EMD)的模糊间隔阈值消噪方法。首先通过 EMD 将信号分解为多个本征模函数(IMF),并且 IMF 特性将这些 IMF 分为三类,即噪声主导 IMF,混合噪声与信息的 IMF,信息主导的 IMF;对于混合噪声与信息的 IMF,根据不同阈值的特性确定模糊阈值区域,并设置隶属度函数,根据 IMF 系数对应的隶属度值对 IMF 进行消噪处理;最后再将经过消噪处理的 IMF 与分解得到的信息主导的 IMF 进行重构,得到消噪信号。实验首先对一段模拟的“bump”信号进行消噪分析,然后在 MEMS 陀螺仪上进行验证,最后对此方法的消噪性能进行了 Allan 方差分析。实验结果表明,该方法能有效去除 MEMS 陀螺仪输出的噪声分量。静止状态下信号的信噪比提高了 5.47 dB,单轴匀速率旋转状态下信号的信噪比提高了 2.64 dB;陀螺信号的各项误差系数均有所降低。实现了陀螺仪输出中噪声与信号的分离,改善了信号质量,可以有效提取和识别出有用信息。

关键词:微机电系统;陀螺消噪;经验模态分解;模糊间隔阈值;Allan 方差

中图分类号:TP391;TN40 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20192704.0922

MEMS gyro denoising based on fuzzy interval threshold EMD

CHEN Guang-wu^{1,2}, LI Wen-yuan^{1,2*}, YU Yue^{1,2}

(1. Automatic Control Research Institute, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

2. Gansu Provincial Key Laboratory of

Traffic Information Engineering and Control, Lanzhou 730070, China)

* Corresponding author, E-mail: liweny1994@163.com

Abstract: To reduce noise in the output of a low-cost Micro-Electro-Mechanical System (MEMS) gyroscope, an Empirical Mode Decomposition (EMD) fuzzy interval threshold denoising method was proposed. The signal was first decomposed into multiple eigenmode functions/intrinsic mode functions (IMFs) using EMD. Then the IMFs were classified into three categories in terms of their IMF characteristics: noise dominated IMF, mixed noise and information IMF, information-dominated IMF. For the mixed noise and information IMF, the fuzzy threshold region was determined based on the characteristics of different thresholds, and the membership function was set accordingly. The IMF was denoised according to the membership value corresponding to the IMF coefficient. Finally, the denoised mixed IMFs and the information-dominated IMFs were reconstructed to obtain the denoised

收稿日期:2018-10-18;**修订日期:**2018-12-17.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61863024);甘肃省基础研究创新群体计划资助项目(No. 1606RJIA327);甘肃省高等学校科研项目资助(No. 2018C-11);甘肃省自然基金资助项目(No. 18JR3RA107);甘肃省科技计划资助项目(No. 18CX3ZA004)

signal. In the experiments conducted, first a denoising analysis was performed on a simulated bump signal, and then verification of the MEMS gyroscope was performed. Finally, Allan variance analysis was performed on the denoising effect of the method. Experimental results show that this method can effectively remove the noise component of the MEMS gyroscope output. Compared with the original output signal, the signal-to-noise ratio of the signal at rest is amplified by 5.47 dB, and by 2.64 dB for the signal in the single-axis uniform rate rotation state. The analysis of Allan variance shows that all the error coefficients of the gyroscope signal are reduced, the separation of noise and signal in the gyroscope output is realized, and the signal quality improved. Useful information can be effectively extracted and recognized.

Key words: Micro-Electro-Mechanical System (MEMS); gyro denoising; Empirical Mode Decomposition (EMD); fuzzy interval threshold; Allan variance

1 引言

随着微机电系统 (Micro-Electro-Mechanical System, MEMS) 传感器制造技术的发展, MEMS 陀螺仪逐渐走向小体积、低成本、低功耗、高集成的发展方向,这使得基于 MEMS 的陀螺仪在导航、控制、跟踪等领域得到广泛应用^[1]。然而 MEMS 陀螺仪存在有以下几个缺点:输出噪声大,随机游走误差大,有用的信号常常淹没在噪声中得不到有效地提取,因此精度较差^[2-3]。

对于陀螺消噪,小波消噪方法得到广泛应用,基于多尺度小波变换^[4]、小波包变换^[5]的陀螺消噪算法被提出。但是小波降噪方法需要事先选择好小波基与分解层数,降噪的效果受小波基选择的影响很大。基于 AR 建模与卡尔曼滤波的降噪方法同样得到应用^[6-8]。由于 AR 建模要求信号是平稳线性的时间序列,而陀螺信号并不满足这一条件,文献[7-8]对陀螺的输出信号与卡尔曼滤波进行了改进。但基于卡尔曼滤波算法的消噪性能很大程度上取决于所建立系统模型的精度,如果建立的系统模型不精确,则很难保证良好的消噪性能。MEMS 陀螺的输出由于制造工艺问题,要建立准确的系统模型十分困难。

经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 方法由黄锷博士提出^[9],是一种分析非平稳、非线性信号的自适应分解方法。该方法不需要事先选定基函数与分解层数,而是根据信号自身的特性自适应的分解为多个本征模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF),被广泛应用于非平稳非线性信号的消噪^[10],可以有效应用于陀

螺仪信号的分析^[11-13]。阈值消噪算法是当前应用最为广泛的一种消噪方法,文献[14]将小波阈值消噪方法进行改进,提出了基于 EMD 分解的间隔阈值去噪方法。由于在阈值选择过程中,存在渐进极大极小固定阈值的“过扼杀”细节系数特性与基于 Stein's 无偏风险估计 (SURE) 阈值的“过保留”噪声系数特性,文献[15]提出了基于小波分解模糊阈值的消噪方法。在每层小波系数的渐进极大极小固定阈值与 SURE 阈值之间建立模糊分布,根据这个模糊分布自适应调整阈值,改善了阈值去噪的性能。

基于上述分析,本文提出一种模糊阈值的 EMD 消噪算法。信号首先通过 EMD 分解为多个 IMFs,然后对每个 IMF 计算连续均方误差 (Consecutive Mean Square Errors, CMSE) 值以区分噪声主导的 IMFs 与混合噪声与信息的 IMFs,利用相似性原理,计算原始信号与每个 IMF 的概率密度函数 (Probability Density Function, PDF),再通过 PDF 计算每个 IMFs 与原始信号之间的 l_2 范数,以此区分混合噪声与信息的 IMFs 与信息主导的 IMFs;直接剔除噪声主导的 IMFs,保留信息主导的 IMFs,对于混合噪声与信息的 IMFs 分别建立模糊阈值区域,根据 IMF 的系数的模糊隶属度值进行消噪处理,将消噪后的混合 IMFs 信号与信息主导的 IMFs 进行部分重构,得到最终的消噪信号。

2 MEMS 陀螺消噪算法

陀螺仪作为航姿参考系统 (Attitude and Heading Reference System, AHRS) 中重要组成

部分,姿态估计主要利用陀螺仪的输出积分更新姿态。而由于陀螺仪的输出噪声与漂移,真正有用的信号常常被淹没在噪声中,直接使用这样的输出进行姿态解算就会造成较大的计算误差。因此,对陀螺的信号进行降噪处理是十分必要的。

2.1 EMD 算法简介

经验模态分解(EMD)^[9]自适应地将复杂信号分解为有限个本征模函数(IMF),十分适合处理非线性、非平稳的时间序列^[10]:

$$x(t) = \sum_{i=1}^L h^{(i)}(t) + r_L(t), \quad (1)$$

其中: $x(t)$ 为原始信号, $h^{(i)}(t)$ 为第 i 个分解的本征模函数(IMF), $r_L(t)$ 代表残波, L 为分解的 IMF 的个数, $1 \leq i \leq L$ 。

2.2 IMF 的区分方法

经过 EMD 分解得到的 IMF_s,能够被区分为噪声主导的 IMF_s,混合 IMF_s和信息主导的 IMF_s^[11]。不同的 IMF 需要采用不同的处理方式,将噪声主导的 IMF_s舍弃;对于混合 IMF_s,重点对其进行消噪研究;对于信息主导的 IMF_s,不对其处理,在信号重构时直接用于信号重构。因此将 3 种不同类型的 IMF_s 准确地区分出来是消噪处理的前提,在这一部分,需要确定两个参数,这里记为 M_1 与 M_2 。

2.2.1 M_1 的确定

参数 M_1 主要用来区分噪声主导的 IMF_s 与混合 IMF_s。文献[12]中提出采用 CMSE 的方法,该方法不需要任何真实信号的信息。首先,依次递增选择 IMF_s 重构信号如下:

$$\tilde{z}_k(t) = \sum_{i=k}^L h^{(i)}(t) + r_L(t) \quad (k = 1, 2, \dots, L). \quad (2)$$

然后,计算两个连续重构信号的 CMSE 值如下:

$$\text{CMSE}(\tilde{z}_k, \tilde{z}_{k+1}) \triangleq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\tilde{z}_{k+1}(t_i) - \tilde{z}_k(t_i)]^2, \quad k = 1, 2, \dots, L-1, \quad (3)$$

则 M_1 可由如式(4)得出:

$$M_1 = \underset{1 \leq k \leq 2L/3}{\text{argmin}} [\text{CMSE}(\tilde{z}_k, \tilde{z}_{k+1})], \quad (4)$$

其中 k 的上界为 $2L/3$,主要是为了防止 M_1 过大。

CMSE 的大小代表着当前 IMF 的能量大小,

一般地,信号中的能量主要集中在信息分量较多的 IMF 中,噪声主导的 IMF 的能量十分小。因此,最小的 CMSE 值一定会出现在噪声主导的 IMF 中,最小 CMSE 值对应的 IMF 阶数,即为参数 M_1 的值。

2.2.2 M_2 的确定

参数 M_2 主要用于区分混合 IMF_s 与信息主导的 IMF_s。PDF 可以用来表示数据的分布形状,因此可以使用 PDF 测量原信号与每个 IMF 的相似性,较高的相似性通常意味着更多相同的特征。对于相似性的测量,已有文献^[14]表明,基于几何的相似性测量结果是最好的。本文采用 l_2 -norm 方法计算两 PDF 之间的距离。设两 PDF 的值分别为 P 与 Q ,则 l_2 -norm 计算公式如式(5)所示:

$$\|P - Q\|_2 = \left(\int_{-\infty}^{+\infty} (P(z) - Q(z))^2 dz \right)^{1/2}. \quad (5)$$

通过 PDF 表示的原始信号与每个 IMF 之间的相似性度量具有以下形式:

$$D(i) = \underset{1 \leq i \leq L}{\text{dist}} [\text{pdf}(x(t)), \text{pdf}(h^{(i)}(t))], \quad (6)$$

其中“dist”表示通过 l_2 -norm 计算的两 PDF 的距离。 M_2 的选择规则是 $D(i)$ 的局部极大值之后的一个 IMF 所对应的阶数。同时,为了防止 M_2 过大,设计了改进的参数 M_2 的确定方法,定义如下:

$$M_2 = \begin{cases} \underset{1 \leq k \leq L}{\text{argmax}} [D(i)] + 1, & 0 < H \leq 0.5 \\ \max(\underset{1 \leq k \leq L}{\text{argmax}} [D(i)] + 1, L-2), & 0.5 < H < 1 \end{cases}. \quad (7)$$

通常地,分类参数 M_2 的值要大于 M_1 ,同时,通过式(7)的调整,使求解 M_2 更为合理。综上,EMD 将信号分解为频率从高到低排列的多个的 IMF 和 1 个残余分量,两个分类参数将 IMF 分为三类。设分解的 IMF 个数为 L ,当前 IMF 的阶数为 i ,则分类规则可以表示为:当 $1 \leq i \leq M_1$ 时,为噪声主导的 IMF,直接舍弃;当 $M_1 < i < M_2$ 时,为混合噪声与信息的 IMF,作进一步消噪处理;当 $M_2 \leq i \leq L$ 时,为信息主导的 IMF,保留并且不作处理。

2.3 模糊间隔阈值处理

阈值消噪方法是目前应用最为广泛且有效的

一种方法。受小波阈值的启发,学者们提出了 EMD 阈值消噪的方法^[14]。对于小波降噪,可直接对小波系数进行缩放。而在 IMF 的消噪过程中,任意不为零的阈值在 IMF 过零点附近都会修改 IMF 的数据值,所以这种直接将小波阈值的概念应用于 EMD 阈值的方法会导致消噪信号的不连续性。因此利用两相邻过零点区间与过零点区间内的极值信息代替 IMF 系数进行降噪,建立基于两相邻过零点区间与区间内极值的阈值滤波规则,将此方法记为 EMD-IT, IMF 中两相邻的过零点为 $z_j^{(i)} = [z_j^{(i)}, z_{j+1}^{(i)}]$, 消噪方法为:

$$\tilde{h}^{(i)}(z_j^{(i)}) = \begin{cases} h^{(i)}(z_j^{(i)}), & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| > T_i \\ 0, & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| \leq T_i \end{cases}, \quad (8)$$

其中: $|h^{(i)}(r_j^{(i)})|$ 表示过零点区间内的单极值的绝对值, $h^{(i)}(z_j^{(i)})$ 代表第 i 个 IMF 中从 $z_j^{(i)}$ 到 $z_{j+1}^{(i)}$ 的所有 IMF 系数, $j=1, 2, \dots, N_i^z$ 。

对于阈值的确定有很多种方法,有 VisuShrink 阈值方法^[16], SUREShrink 阈值方法^[17]等,以下是对这两种方法的简单介绍。

对每一个 IMF 系数采用固定的阈值进行去噪,第 i 个 IMF 的阈值定义如下^[16]:

$$T_i^{\text{fix}} = \sigma_i \sqrt{2 \ln N}, \quad (9)$$

其中 σ_i 表示噪声方差,通过中值估计法得到:

$$\sigma_i = \frac{\text{Median}(|h^{(i)}(t)|; t=1, \dots, N)}{0.6745}, \quad (10)$$

其中: Median 为取中值运算, $h^{(i)}(t)$ 表示第 i 个 IMF。这种阈值的方法简单,但是随着 N 的增加, T_m^{fix} 也会增大,导致一部分信号的系数丢失,造成“过扼杀”现象。

基于 SURE 准则求取的阈值能够更好地保持信号的细节系数。该准则是均方差准则的无偏估计,专门针对软阈值函数得到的阈值,而且 SUREShrink 阈值趋近于理想阈值,计算的公式如式(11)所示^[17]:

$$T_i^{\text{SURE}} = \arg \left\{ \min_{T>0} \left[\sigma_i^2 N + \sum_{t=0}^N [h^{(i)2}(t) \wedge T^2] - 2\sigma_i^2 \sum_{t=0}^N I(|h^{(i)}(t)| \leq T) \right] \right\}, \quad (11)$$

其中: N 为该 IMF 分解系数个数, $\arg\{\min f(T)\}$ 表示使 $f(T)$ 达到最小的 T 值, $h^{(i)}(t)$ 表示第 i 个

IMF 的第 t 个系数, \wedge 表示取小运算,

$\sum_{i=0}^N I(|h^{(i)}(t)| \leq T)$ 表示第 i 个 IMF 中系数小于 T 的系数个数, $t=1, 2, \dots, N$ 。 T_m^{SURE} 相较 T_m^{fix} 能够保留信号更多的细节系数,但也容易保留一部分噪声系数,造成“过保留”现象。

不同于传统方法中采用固定阈值的方法,本文将 Shark 提出的模糊阈值降噪思想用于混合 IMF 的消噪处理^[15]。以 VisuShrink 阈值为上界, SUREShrink 阈值为下界,确定一个模糊区域,将各个 IMF 中两相邻过零点区间内的极值大于上界的认为此区间都是由信号引起的系数;小于下界的认为此区间都是由噪声引起的系数;而在此模糊区域内的极值使用隶属函数值对此区间内的所有系数进行消减。陀螺信号在模糊区域中的系数分布满足偏大型模糊分布,当隶属度值较小时,认为该 IMF 系数主要由噪声引起的,应进行大比例地消减,以去除大部分信号噪声;当隶属度值较大时,认为该 IMF 系数主要由信号引起的,应当进行大比例地保留,以保留信号的细节部分。

隶属函数的一般形式通常定义如式(12):

$$\mu(h^{(i)}(z_j^{(i)})) = \begin{cases} f(h^{(i)}(z_j^{(i)})), & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| > a \\ 0, & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| \leq a \end{cases}, \quad (12)$$

其中: a 表示隶属函数与横轴的交点和坐标原点的距离,是一个常值。 $f(h^{(i)}(z_j^{(i)}))$ 表示取值为 $[0, 1]$ 的函数。通过对 $f(h^{(i)}(z_j^{(i)}))$ 的选择可以得到不同的偏大型模糊分布。在处理混合 IMF 时,由于要对主要由噪声组成的 IMF 系数进行大比例消减而对主要由信号组成的 IMF 系数进行大比例的保留。因此, $f(h^{(i)}(z_j^{(i)}))$ 的形状应选择靠近下界的区域斜率较小以获得较小的隶属度值,在靠近上界的区域斜率较大以获得较大的隶属度值。

基于此,本文用 VisuShrink 阈值表示函数的上界,由 T_m^{fix} 表示; SUREShrink 阈值表示函数的下界,由 T_m^{SURE} 表示。将模糊隶属函数 $\mu(h^{(i)}(z_j^{(i)}))$ 表示如式(13)所示:

$$\mu(h^{(i)}(z_j^{(i)})) = \begin{cases} 0, & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| \leq T_m^{\text{SURE}} \\ 2 \left(\frac{|h^{(i)}(z_j^{(i)})| - T_m^{\text{SURE}}}{T_m^{\text{fix}} - T_m^{\text{SURE}}} \right)^2, & T_m^{\text{SURE}} < |h^{(i)}(r_j^{(i)})| \leq \frac{T_m^{\text{SURE}} + T_m^{\text{fix}}}{2} \\ 1 - 2 \left(\frac{|h^{(i)}(z_j^{(i)})| - T_m^{\text{fix}}}{T_m^{\text{fix}} - T_m^{\text{SURE}}} \right)^2, & \frac{T_m^{\text{SURE}} + T_m^{\text{fix}}}{2} < |h^{(i)}(r_j^{(i)})| < T_m^{\text{fix}} \\ 1, & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| \geq T_m^{\text{fix}} \end{cases}, \quad (13)$$

其中 $h^{(i)}(r_j^{(i)})$ 表示区间 $z_j^{(i)}$ 内的极值。

可以将阈值消噪过程看作对 IMF 系数分别乘以一个 $[0, 1]$ 的比例因子。对极值小于下界 T_m^{SURE} 的过零区间内的系数乘以 0, 对极值大于上界 T_m^{fix} 的过零区间内的系数乘以 1, 对极值处于上界与下界之间模糊区域内的过零区间的系数乘以一个 $(0, 1)$ 的隶属度值, 以达到消噪的目的。处理后的 IMF 系数可表示为:

$$h^{(i)}(z_j^{(i)})' = h^{(i)}(z_j^{(i)}) \cdot \mu(h^{(i)}(z_j^{(i)})). \quad (14)$$

基于此, 模糊阈值 EMD 陀螺消噪方法的算法框图如图 1 所示。

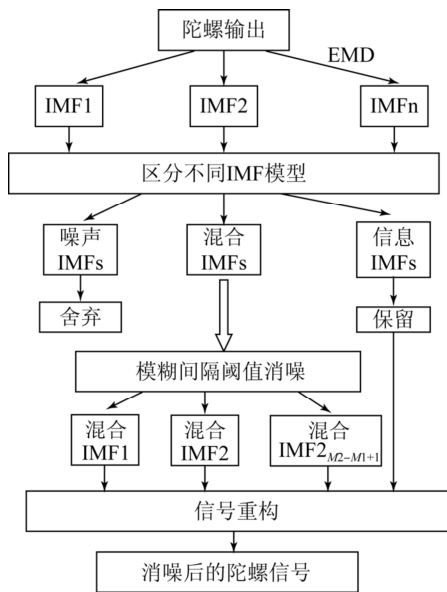


图 1 模糊阈值 EMD 陀螺消噪算法框图

Fig. 1 Block diagram of EMD gyro denoising algorithm with fuzzy threshold

3 实验验证与分析

为了验证本文所提出方法的有效性, 设计了 3 种测试环境: 仿真“bump”信号、转台静止状态测试与单轴匀速率测试。

为了体现本文提出改进的 EMD 消噪效果, 将数字滤波器、传统小波滤波以及 EMD 作为对

比, 引入到实验数据处理中。分别制定了 4 种方案: (1) 数字滤波器, 采用高通滤波器, 截止频率 10 Hz; (2) 传统小波分解; (3) EMD; (4) 模糊阈值 EMD。

3.1 仿真信号消噪方法验证

采用仿真的一段“bump”信号, 信噪比 $\text{SNR} = 5$, 原始信号与含噪信号如图 2 所示, 图 3 为经过 EMD 分解的各阶 IMF 图; 分别求各阶 IMF 的 CMSE 值如图 4(a) 所示, 计算的各阶的概率密度如图 4(b) 所示。

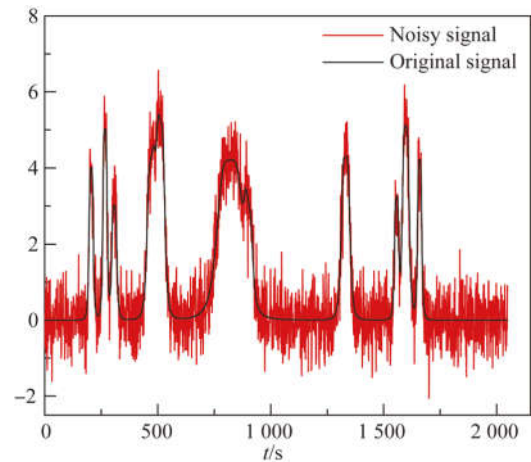


图 2 仿真的 bump 信号 (SNR=5 dB)

Fig. 2 Simulated bump signal (SNR=5 dB)

由图 4(a) 可知, 阶数为 3 的 IMF 对应的 CMSE 值为第一次出现的最小值, 因此 $M_1 = 3$ 。由图 4(b) 可知, 阶数为 5 的 IMF 对应的 PDF 的 2 范数值为第一次出现的最大值, 因此, 其后的第一个 IMF 对应的阶数为 M_2 的值, $M_2 = 6$ 。因此, 分解的 IMF 的分类为: 前 3 个 IMF 是噪声主导的 IMF, 第 4 个到第 5 个是混合噪声与信息 IMF, 第 6 个 IMF 及以后的 IMF 为信息主导的 IMF。从图 3 也可以直观地看出, 前面 3 个 IMF 频率高, 系数曲线波动大, 体现出噪声的一般特性, 而第 6 个 IMF 及以后的 IMF 频率低, 系数曲线平滑, 体现出信息的一般特性。

为了验证本文提出的分类参数的可行性与有效性,采用能量观测,将各 IMF 的理论噪声能量值作为参考,对 IMF 的实际能量值进行对比分析。第一个 IMF 的能量计算公式如式(15)所示:

$$E_1 = \sigma_1^2, \quad (15)$$

其中 $\hat{\sigma}_1$ 表示噪声方差,计算方法与式(10)相同。

各阶 IMF 的能量值的计算公式为:

$$E_k = (E_1 / \beta) \rho^{2(1-H)k} \quad (k=2,3,\dots,L), \quad (16)$$

其中:按照经验值, H 取值为 0.5, β 取值为 0.719, ρ 取值为 2.01。

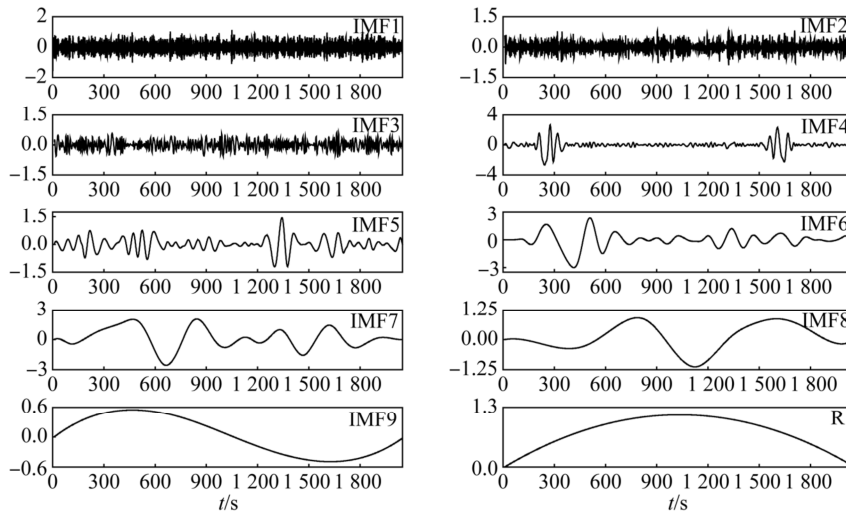


图 3 信号的经验模态分解图

Fig. 3 Empirical mode decomposition of signal

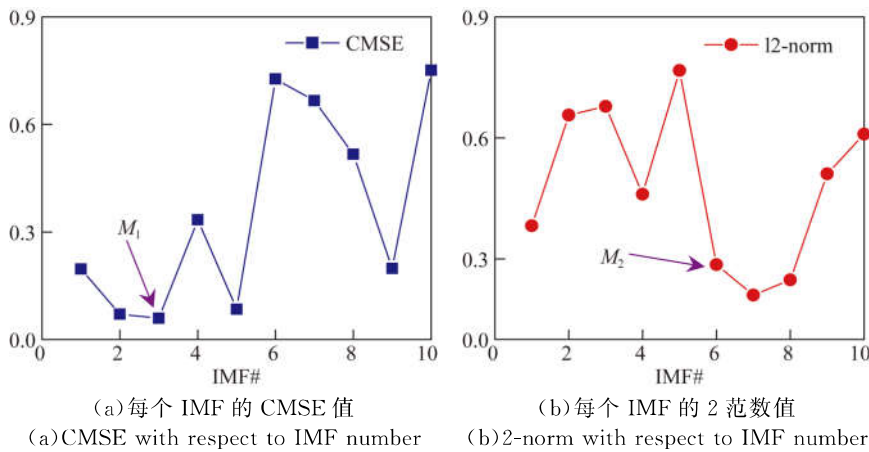


图 4 IMF 分界点参数曲线

Fig. 4 IMF differentiation point parameter curve

对比分析图如图 5 所示。可以看出,前 3 个 IMF 的实际能量值与理论噪声能量值十分接近,在第 5 个 IMF 后,实际能量与理论噪声能量值明显不同。这说明前 3 个 IMF 为噪声主导的信号,第 5 个 IMF 后出现了大量无噪声信号,这与前面图 3 与图 4 的分析一致,说明本文所提的分类方法是可行的。

然后,采用了上述不同的方案对混合噪声与

信息的 IMFs 进行消噪处理,再对信号进行重构,重构后的信号如图 6 所示。

对于传统小波分解中小波基的选取与分解层数的确定,经过多次试验,选取分解效果较好的‘db4’小波基与 6 层的分解层数。由图 6 可以直观看出,分别采用不同方案进行信号的消噪处理,方案 4 即模糊阈值的 EMD 消噪算法取得的消噪信号与原信号最为接近,消噪效果最好。

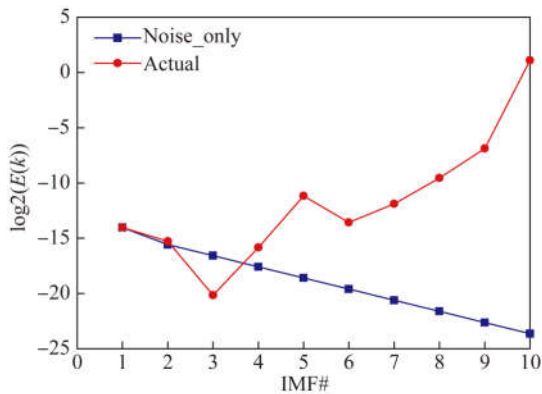


图 5 IMF 理论噪声能量与实际能量对比

Fig. 5 Theoretical noise-only energies and actual IMF energies with respect to IMF number

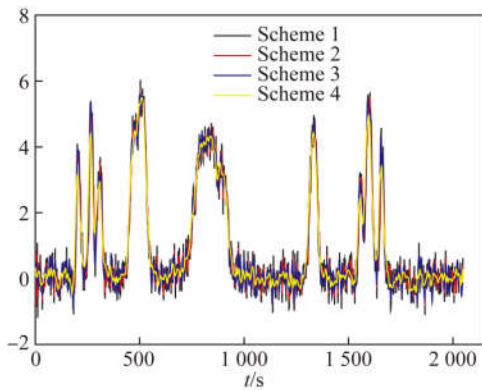


图 6 不同方案下消噪结果曲线图

Fig. 6 Denoising results of different methods

为进一步验证本文提出的消噪算法的优势,计算上述方案的消噪信号的均方根误差 RMSE (Root Mean Square Error) 值与误差最大值, RMSE 能够很好地表示反映消噪方法的性能, RMSE 的计算公式如式(17)所示:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x_j - T_j)^2}, \quad (17)$$

其中: x_j 为实际信号, T_j 为此段信号的真值, N 表示信号长度。计算的结果如表 1 所示。

表 1 “bump”信号消噪结果对比

Tab. 1 Comparison of denoising effect of “bump” signal

| | 方案 1 | 方案 2 | 方案 3 | 方案 4 |
|-----------|---------|---------|---------|---------|
| RMSE | 0.351 1 | 0.295 2 | 0.271 4 | 0.248 1 |
| MAX Error | 1.089 8 | 1.062 7 | 0.814 4 | 0.685 6 |

由表 1 可以看出,利用方案 4 的消噪信号, RMSE 是 4 种方案中最小的,误差最大值也是最小的,表示本文所提的消噪方法能够有效降低“bump”信号中的噪声与测量误差。与原始信号相比,采用方案 4 处理的信号信噪比提高了 5.69 dB。

3.2 转台测试

为进一步验证本文提出算法的有效性,设计了转台陀螺实验。转台实物图如图 7 所示,在本文中,开启转台电源,置水平位静止 1 h 后,在室温下采集陀螺数据。因为陀螺仪的三轴噪声具有相似性,所以以下以陀螺 x 轴为例进行消噪性能的分析。

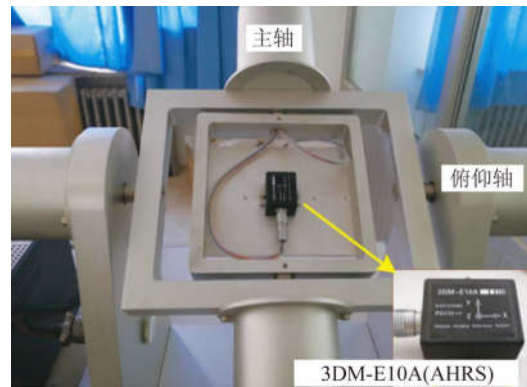


图 7 转台实物图

Fig. 7 Experiment of turntable

转台实验所用的惯性传感器为 3DM-E10A,传感器输出频率为 20 Hz,性能参数如表 2 所示。

表 2 3DM-E10A 性能参数

Tab. 2 Performance parameters of 3DM-E10A

| | 性能指标 | 参数 |
|------|--|-----------|
| 陀螺 | 零偏稳定性/ $(^\circ) \cdot s^{-1}$ | 0.03 |
| | 随机游走/ $(^\circ) \cdot s^{\frac{1}{2}}$ | 0.03 |
| 加速度计 | 零偏稳定性/g | 0.03 |
| | 随机游走/ $(g \cdot Hz^{\frac{1}{2}})$ | 0.03 |
| AHRS | 静态角度误差/ $^\circ$ | ± 0.1 |
| | 动态角度误差/ $^\circ$ | ± 1.0 |

转台实验设计了两种类型的运动形式用来证明本文所提方法在不同运动形式下的消噪性能,运动形式为静止与匀速率运动。

实验首先采集了一段转台水平静止的数据,陀螺原始信号,分别利用上述的 4 种方案对这段信号进行了消噪处理,消噪对比结果如图 8 所示。

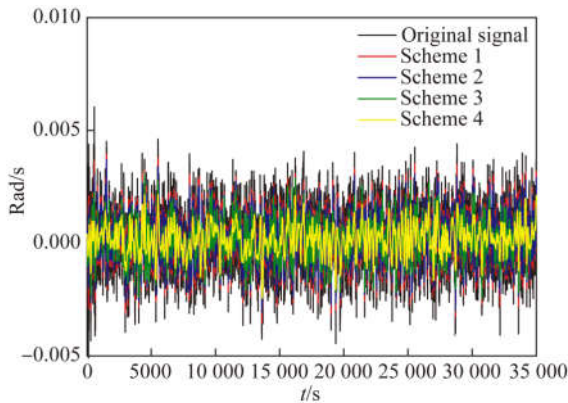


图 8 静止数据的消噪结果对比

Fig. 8 Comparison of de-noising results of static data

然后,采集了单轴匀速运动的数据,设置转台横滚轴以匀速率旋转,分别利用 4 种不同方案对其进行消噪处理,对比结果如图 9 所示。

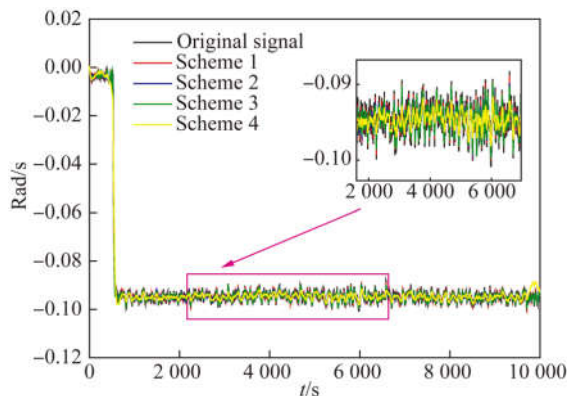


图 9 动态数据消噪结果对比(速度为 $5^{\circ} \cdot s^{-1}$)

Fig. 9 Comparison of de-noising results of dynamic data (rate $5^{\circ} \cdot s^{-1}$)

分别计算两种不同的运动的 4 种方案消噪信号的 RMSE 值与最大误差值,如表 3 所示。

表 3 不同运动状态下的消噪结果对比

Tab. 3 Comparison of denoising results of different motion states

| | | 方案 1 | 方案 2 | 方案 3 | 方案 4 |
|----|-----------|---------|---------|---------|---------|
| 静止 | RMSE | 0.112 6 | 0.099 7 | 0.099 2 | 0.069 1 |
| | MAX Error | 0.100 1 | 0.099 7 | 0.098 4 | 0.058 2 |
| 动态 | RMSE | 0.183 5 | 0.182 1 | 0.178 3 | 0.099 1 |
| | MAX Error | 0.187 3 | 0.186 9 | 0.186 5 | 0.115 5 |

由图 8 与图 9 可以看到,不管是静止还是运动状态,经过不同方案的处理,陀螺的原始信号均有了不同程度的消噪效果。由表 3 误差指标可以看出,采用方案 4,即本文所提的消噪方法,静止状态下,与前面 3 种方案的效果相比, RMSE 值分别降低了 39%, 31%, 30%, 最大误差值分别降低了 42%, 42%, 40%; 匀速运动下,采用方案 4 的结果与前面几种方法相比, RMSE 指标分别降低了 46%, 45%, 44%, 最大误差值分别降低了 39%, 38%, 38%。与原始信号相比,静止状态下采用方案 4 处理的信号信噪比提高了 5.47 dB, 动态状态下采用方案 4 处理的信号信噪比提高了 2.64 dB。

由转台测试结果,无论在静止还是动态情况下,本文所提的方法对 MEMS 陀螺信号都具有较好的消噪性能, RMSE 与最大误差值均为几种对比方案中最小,证明本文所提的方法对 MEMS 陀螺信号的消噪效果是有效的。

3.3 Allan 方差分析

Allan 方差分析是评价频率稳定度的时域分析方法,用于分析振荡器的相位和频率的不稳定性,由于陀螺仪本身也具有振荡器的特征,因此, Allan 方差也被广泛应用于陀螺仪的随机误差辨识中。

因此,为进一步验证本文提出的消噪算法的有效性,对 3.2 节中的不同方案的陀螺消噪结果进行 Allan 方差的定量分析。陀螺仪静止情况下信号的方差分析分别见图 10。由 3.2 节可知,采用本文所提的方法获得的消噪信号中,误差系数较其他几种方法要小得多。通过分析图 10 的结果可知,陀螺原始数据的误差项主要包括量化噪声、角度随机游走、角速率随机游走、零偏不稳定性及速度斜坡等。采用本文所提的方法得到的 Allan 方差,各误差项均有不同程度减小。

为更直观体现本文所提方法在几种方案中的优势,以静止的陀螺数据为例,采用最小二乘法进行拟合,得到原始陀螺信号与经过 4 种不同方案处理后的信号的误差系数。在单位换算时,将 rad/s 转为 $(^{\circ})/s$ 计算。将各误差项数据记录于表 4 中,表中的 Q, N, B, K, R 分别表示量化噪声,角度随机游走,零偏不稳定性,速率随机游走和速率斜坡。

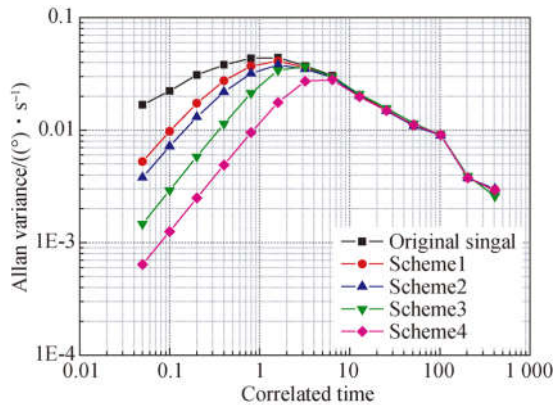


图 10 静止数据的 Allan 方差对比

Fig. 10 Comparison of Allan Variance of static data

表 4 消噪前后噪声误差系数比较

Tab. 4 Comparison of noise error coefficients before and after de-noising

| | $Q/(^{\circ})$ | $N/(^{\circ} \cdot s^{-\frac{1}{2}})$ | $B/(^{\circ} \cdot s^{-1})$ | $K/(^{\circ} \cdot s^{-\frac{3}{2}})$ | $R/(^{\circ} \cdot s^{-1})$ |
|------|----------------------|---------------------------------------|-----------------------------|---------------------------------------|-----------------------------|
| 信号 | 3.8×10^{-4} | 9.4×10^{-5} | 0.048 | 0.583 | 2.149 |
| 方案 1 | 2.8×10^{-4} | 9.2×10^{-5} | 0.046 | 0.556 | 2.047 |
| 方案 2 | 2.8×10^{-4} | 8.6×10^{-5} | 0.043 | 0.523 | 1.922 |
| 方案 3 | 1.4×10^{-4} | 6.4×10^{-5} | 0.0410 | 0.493 | 1.808 |
| 方案 4 | 1.4×10^{-4} | 3.7×10^{-5} | 0.032 | 0.374 | 1.355 |

由表 4 中的数据可以看出,采用消噪算法处理后,各误差系数均有减小。经过方案 4,即本文所提方法处理后的各误差系数是几种方案中最小的,说明消噪效果最好。与原始信号的各项误差系数相比,方案 4 处理后的信号各项误差系数分别降低了 63%,60%,33%,36%,37%。其中,零偏不稳定性已十分接近标称精度 0.03 ($^{\circ}$)/s。证明经

过本文所提算法的处理,陀螺信号中的噪声被有效去除,为提取真实信号提供了有力条件。

4 结 论

本文针对 MEMS 陀螺仪输出噪声大的问题,提出一种模糊阈值的 EMD 消噪算法。信号首先通过 EMD 分解为多个 IMFs,然后对每个 IMF 计算 CMSE 值以区分噪声主导的 IMF 与混合噪声与信息的 IMF。利用相似性原理,计算原始信号与每个 IMFs 的 PDF,在通过 PDF 计算每个 IMF 与原始信号之间的 l_2 范数,以此区分混合噪声与信息的 IMFs 与信息主导的 IMFs。直接剔除噪声主导的 IMFs,保留信息主导的 IMFs,对于混合噪声与信息的 IMFs 分别建立模糊阈值区域,根据 IMF 的系数的模糊隶属度值进行消噪处理。将消噪后的混合 IMFs 信号与信息主导的 IMFs 进行部分重构,得到最终的消噪信号。实验对模拟的“bump”信号与在转台上采集的陀螺仪数据进行消噪处理,实验结果表明,采用本文所提的消噪算法能有效减小信号中的噪声分量。与原始输出信号对比,静止状态下信号的信噪比提高了 5.47 dB,单轴匀速率旋转状态下信号的信噪比提高了 2.64 dB。并且,对消噪信号进行 Allan 方差分析,分析结果表明,与原始信号的各项误差系数相比,本文所提算法处理后的信号各项误差系数分别降低了 63%,60%,33%,36%,37%。其中,零偏不稳定性已十分接近标称精度。说明该方法能够有效去除 MEMS 陀螺仪输出信号中的噪声分量,改善信号质量。

参考文献:

- [1] 付强,尹亮,陈伟平,等.带温度补偿的低温漂石英微机械陀螺接口 ASIC 设计 [J]. 光学精密工程, 2017, 25(7): 1843-1849.
FU Q, YIN L, CHEN W P, et al.. ASIC design of micro-mechanical gyro interface of low temperature drift quartz with temperature compensation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(7):1843-1849. (in Chinese)
- [2] 刘昊,陈光武,魏宗寿,等.改进的最小二乘自适应滤波陀螺仪去噪方法 [J]. 仪器仪表学报, 2018 (4):107-114.
LIU H, CHEN G W, WEI Z SH, et al.. Gyro de-

noising method based on least squares adaptive filter [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018(4):107-114. (in Chinese)

- [3] 杨金显,杨闯.应用分层自适应匹配追踪重构 MEMS 陀螺信号 [J]. 光学精密工程, 2017, 25 (12):3160-3168.
YANG J X, YANG CH. MEMS gyro signal reconstruction via layerwise and adaptive MP [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(12):3160-3168. (in Chinese)
- [4] 柯熙政,张伟志,刘娟花.多 MEMS 陀螺数据融合系统的设计和实现 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38 (8):2062-2070.
KE X ZH, ZHANG W ZH, LIU J H. Design and

- implementation of multi MEMS gyroscope data fusion system [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(8):2062-2070. (in Chinese)
- [5] LI J L. Research and improvement of denoising method of fiber optic gyroscope based on wavelet packet analysis [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(8):2224-2228.
- [6] 李鲁明, 赵鲁阳, 唐晓红, 等. 基于改进卡尔曼滤波的陀螺仪误差补偿算法 [J]. *传感技术学报*, 2018, 31(4):538-550.
- LI L M, ZHAO L Y, TANG X H, *et al.*. A compensation algorithm of gyroscope error based on modified kalman filter [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2018, 31(4):538-550. (in Chinese)
- [7] SUN J, XU X, LIU Y, *et al.*. FOG random drift signal denoising based on the improved AR model and modified sage-husa adaptive kalman filter [J]. *Sensors*, 2016, 16(7):1073.
- [8] NARASIMHAPPA M, NAYAK J, TERRA M H, *et al.*. ARMA model based adaptive unscented fading Kalman filter for reducing drift of fiber optic gyroscope [J]. *Sensors & Actuators A Physical*, 2016, 251:42-51.
- [9] 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.
- [10] 任志英, 高诚辉, 罗德海, 等. 二维经验模态分解在工程表面形貌误差评定中的应用 [J]. *光学精密工程*, 2017, 25(2):425-432.
- REN ZH Y, GAO CH H, LUO D H, *et al.*. Application of bidimensional empirical mode decomposition in error evaluation for engineering surface texture [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(2):425-432. (in Chinese)
- [11] 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 complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise in spectral signal denoising [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(7):1754-1762. (in Chinese)
- [12] GUO X, SUN C, WANG P, *et al.*. Hybrid methods for MEMS gyro signal noise reduction with fast convergence rate and small steady-state error [J]. *Sensors & Actuators A Physical*, 2017, 269(1):145-159.
- [13] 王延东, 张涛, 杨春雷, 等. 基于经验模态分解/高阶统计法实现微机械陀螺降噪 [J]. *光学精密工程*, 2016, 24(3):574-581.
- WANG Y D, ZHANG T, YANG CH L, *et al.*. MEMS gyro denoising by EMD-HOS method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(3):574-581. (in Chinese)
- [14] SHEN C, CAO H, LI J, *et al.*. Hybrid de-noising approach for fiber optic gyroscopes combining improved empirical mode decomposition and forward linear prediction algorithms [J]. *Review of Scientific Instruments*, 2016, 87(3):24704-1618.
- [15] SHARK L K, YU C. Denoising by optimal fuzzy thresholding in wavelet domain [J]. *Electronics Letters*, 2002, 36(6):581-582.
- [16] DONOHO D L. *De-noising by Soft-thresholding* [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, 41(3):613-627.
- [17] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage [J]. *Publications of the American Statistical Association*, 1995, 90(432):1200-1224.

作者简介:



陈光武(1976—),男,新疆阿克苏人,博士,教授,1999年于兰州铁道学院获得学士学位,2006年于西安电子科技大学获得硕士学位,2014年于兰州交通大学获得博士学位,主要从事交通信息工程及控制的研究。E-mail: cgwyjh1976@126.com

通讯作者:



李文元(1994—),女,甘肃天水人,硕士研究生,2016年于武汉纺织大学获得学士学位,主要从事惯性导航、组合导航的算法研究。E-mail: liweny1994@163.com