

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104866

基于 CEEMDAN-WP-SG 的 MEMS 陀螺仪去噪算法

黄国峰 庄学彬 谢礼伟 曾小慧
(中山大学系统科学与工程学院 广州 510006)

摘要:为了减小 MEMS 陀螺仪随机误差,提出了一种新的去噪算法。该算法首先通过自适应噪声完备经验模态分解(CEEMDAN)将原始数据分解为多个本征模态函数(IMF),并根据多尺度排列熵与马氏距离将 IMF 分为噪声 IMF、混叠 IMF 和信号 IMF;其次对噪声 IMF 用小波包(WP)去噪,对混叠 IMF 用 Savitzky-Golay 滤波器(SG)去噪;最后,把处理后的 IMF 和信号 IMF 进行重构,得到去噪后的信号。通过所提方法对 Bumps 信号进行实验分析,去噪后信号从 6 dB 提高至 17 dB,均方误差降低 71.9%;对实测陀螺仪静态数据进行分析,实验结果证明去噪后信号的角度随机游走降低 31.5%,表明该方法能显著提高 MEMS 陀螺仪的精度。

关键词: MEMS 陀螺仪;自适应噪声完备经验模态分解;小波包去噪;多尺度排列熵;马氏距离;Savitzky-Golay 滤波

中图分类号: V241.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

MEMS gyroscope denoising algorithm based on CEEMDAN-WP-SG

Huang Guofeng Zhuang Xuebin Xie Liwei Zeng Xiaohui
(School of Systems Science and Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China)

Abstract: A new denoising algorithm is proposed aiming to decrease the random error of MEMS gyroscope. Firstly, the original data is decomposed into multiple intrinsic mode functions (IMFs) using complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN). Then the IMFs are divided into noise IMF, mixed IMF, and signal IMF according to multi-scale permutation entropy with Mahalanobis distance. Next, the noise IMF is denoised by wavelet packet (WP) and the mixed IMF is denoised by Savitzky-Golay filter (SG). Finally, the denoised signal is obtained via reconstructing the processed IMF and the signal IMF. The bumps signal is increased from 6 dB to 17 dB, and the mean square error is reduced by 71.9% after denoising through the proposed method. The angular random walk of the denoised signal is reduced by 31.5% in the experimental analysis of the measured gyroscope static data, which illustrates that the proposed method can predominantly improve the accuracy of MEMS gyroscope accuracy.

Keywords: MEMS gyroscope; complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise; wavelet packet denoising; multi-scale permutation entropy; Mahalanobis distance; Savitzky-Golay filter

0 引言

近些年来,随着微电子技术的发展,微机电系统(micro-electro-mechanical system, MEMS)陀螺仪因其具有效率高、价格低、体积小、能耗低和重量轻等特点,在导航和航空航天领域得到了广泛的应用。但是由于 MEMS 陀螺仪的随机误差无法得到很好的补偿,它仍然存在精度低、稳定性差等问题,有用的信号往往会淹没在噪声

中,对惯导解算带来极大误差。因此,如何减小陀螺仪随机误差对提高惯导精度而言至关重要。

目前,抑制 MEMS 陀螺随机误差的方法主要有建模补偿法^[1]、小波去噪法^[2]和经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)。其中,建模补偿方法需要建立数学模型,但 MEMS 陀螺仪随机误差具有非平稳、弱线性、慢时变等特点,导致误差模型的精度较低,从而影响卡尔曼滤波补偿的效果。小波去噪方法具有良好的时频局部化和多分辨率特性,且无需建立误差模型,但小波去

噪法的难点在于小波基函数的选择、分解层数设定与阈值函数的确定,这三者对去噪效果有很大影响,且没有统一的选择标准,导致算法缺乏适应性。EMD 不需要任何信号的先验知识,也不需要建立数学模型,因此在非平稳信号处理领域有着独特的优势,在去噪领域中得到了广泛的应用。

丁明宽等^[3]提出了 EMD-DFA-小波阈值的 MEMS 去噪方法,将信号通过 EMD 分解后,用趋势波动分析法确定噪声 IMF 分量并进行小波去噪处理;刘明等^[4]在剔除信号野值后,用相关性筛选并去除 EMD 的噪声 IMF 分量;戴邵武等^[5]提出用提升小波对 EMD 分解后的噪声 IMF 分量进行去噪处理;李文华等^[6]利用皮尔森相关系数和自相关函数将 EMD 分解后的模态分量分为噪声 IMF、混合 IMF 和信号 IMF,并对混合 IMF 进行建模去噪处理;张宁^[7]提出用 CEEMD 分解信号和相关系数筛选模态分量的 MEMS 陀螺信号去噪方法。上述方法虽然取得了一定的去噪效果,但是仍存在不足:传统的 EMD 分解过程中容易发生模态混叠,产生端点效应,进而影响去噪效果。Torres 等^[8]提出了一种带自适应噪声的完备集合经验模态分解 (CEEMDAN),该算法不仅改善了模态混叠和端点效应,而且解决了集合经验模态分解 (EEMD) 算法分解过程中残余噪声会从高频分量向低频分量传递的问题,其运算效率、精确性及完备性都有所提升。

此外,本征模态函数的筛选与后续处理也是类 EMD 算法的难点之一。徐朗等^[9]提出幅值方差筛选 IMF 分量,并用最小二乘平滑滤波对噪声 IMF 分量进行降噪;刘洋等^[10]提出利用样本熵筛选 IMF 分量,进行去噪处理;杨菊花等^[11]根据皮尔逊相关系数和自相关函数将 IMF 分为噪声 IMF、混叠 IMF 和信号 IMF,对混叠 IMF 进行建模滤波后重构信号。还有其他研究人员提出了信息熵^[12]、互信息熵^[13]、排列熵^[14]、散布熵^[15]和熵权法^[16]的方法来筛选模态分量。但是单一的方法在 IMF 筛选上具有局限性,直接去除噪声 IMF 分量也会导致部分有用信号的丢失。

针对上述研究存在的问题,结合小波包和 SG 滤波器的特点与优势,本文采用 CEEMDAN 算法分解信号,并利用多尺度排列熵-马氏距离将本征模态函数分为噪声 IMF、混叠 IMF 和信号 IMF 三类,对噪声 IMF 和混叠 IMF 分别采用小波包和 SG 滤波器进行去噪处理,并通过重构得到去噪后的信号,以有效地提高陀螺仪的精度。

1 算法原理

1.1 CEEMDAN 算法

CEEMDAN 是从 EMD 发展而来的,其能够更好地完

成本征模态函数的分离,更精确地重构出原始信号,且运算成本比 EEMD 方法更低。

设 $E_j(\cdot)$ 为第 j 次 EMD 分解得到的 IMF 分量, w_j 是添加的第 j 次高斯白噪声, IMF_K 定义为 CEEMDAN 分解得到的第 K 个 IMF 分量, CEEMDAN 的分解步骤如下^[17]:

1) 在原始时序数据中添加 n 次相同长度的高斯白噪声得到新的信号,其中 $i = 1, 2, \dots, n, \varepsilon_0$ 为自适应系数。通过 EMD 方法将每个新信号进行分解,得到第一个 IMF 分量,如式(1)所示。

$$IMF_1 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m E_1(X(t) + \varepsilon_0 W^i(t)) \quad (1)$$

2) 求出第 1 个 IMF 分量后,在余量中添加高斯白噪声,使用 EMD 对添加噪声后的余量进行分解,得到新的 IMF 分量,即为 CEEMDAN 分解得到的第 2 个 IMF 分量,如式(2)所示。

$$IMF_2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m E_1(R_1(t) + \varepsilon_1 E_1 W^i(t)) \quad (2)$$

3) 重复步骤 2),在剩余分量中添加高斯白噪声,再使用 EMD 进行分解直到余量不能再分解,则得到最后的余项。

$$R(t) = X(t) - \sum_{j=1}^k IMF_j(t) \quad (3)$$

4) 最终原始信号被分解为:

$$X(t) = \sum_{j=1}^k IMF_j(t) + R(t) \quad (4)$$

为了证明 CEEMDAN 算法的有效性,本文以 MATLAB 标准测试信号 Bumps 信号为例进行实验分析。图 1 为信噪比为 6 dB 的 Bumps 信号经过 CEEMDAN 分解的结果,原始信号被 CEEMDAN 分解为 9 个 IMF 分量和一个余项,随着阶数的升高,IMF 频率依次降低。

1.2 IMF 筛选

原始信号通过 CEEMDAN 分解可以得到一系列 IMF 分量,它们表征原始信号中的各频率分量,低阶 IMF 分量反映信号的高频部分,高阶 IMF 分量反映信号的低频部分。通常认为噪声主要集中在高频部分,因此经典的 EMD 去噪方法就是将原始信号分解后直接去掉高频部分 IMF,重构低频 IMF 分量得到去噪后的信号。为了进一步细分本征模态函数,本文将本征模态函数分为高频噪声主导的 IMF、信号与噪声混叠的 IMF 和信号主导的低频 IMF。

1) 多尺度排列熵

多尺度排列熵 (MPE) 是在多尺度分析和排列熵的基础上提出的,通过多尺度分析的方法计算不同时间尺度下信号的复杂度,解决了排列熵只能在单一尺度上描述信号的问题。具体计算步骤如下^[18]:

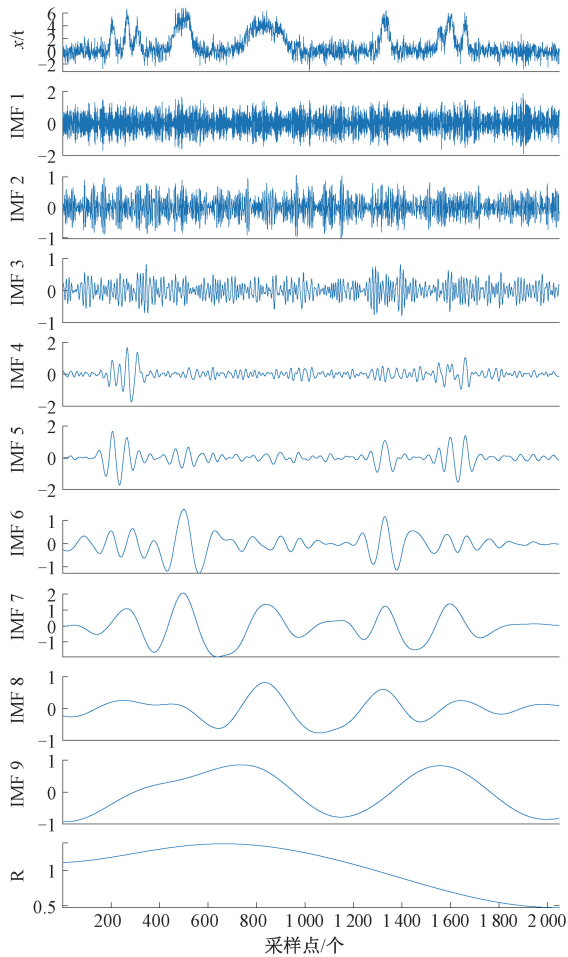


图 1 Bumps 信号 CEEMDAN 分解结果
Fig. 1 CEEMDAN decomposition result of Bumps signal

(1) 将原始时间序列粗粒化。对长度为 N 的原始序列 $\{X_i\} = \{x_1, x_2, x_3, \cdots, x_N\}$ 依据原始序列建立新的粗粒向量:

$$y_j(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i, j = 1, 2, \cdots, \frac{N}{\tau} \quad (5)$$

式中: τ 为尺度因子, $y_j(\tau)$ 为第 j 个粗粒序列在尺度因子 τ 下的粗粒序列。

(2) 得到粗粒向量后计算每个粗粒序列的排列熵, 这个过程称为多尺度排列熵分析。

$$MPE(x, \tau, m, \lambda) = PE(y(\tau), m, \lambda) \quad (6)$$

多尺度排列熵可用于衡量时间序列复杂程度, 熵值越大, 说明该 IMF 分量越不规则, 复杂性越高, 包含较多的高频噪声信号。根据经验设定一个阈值, 如果 IMF 分量的多尺度排列熵大于阈值, 则认为是高频噪声主导的 IMF。

$$N = \arg \min_{1 \leq i \leq L} [MPE(i) \leq \theta] \quad (7)$$

式中: N 为混叠 IMF 和噪声 IMF 的分界点, L 为 IMF 的最大阶数。

2) 马氏距离

马氏距离 (Mahalanobis distance) 是一种无量纲距离, 表示数据的协方差距离, 可以有效计算两个样本的相似度。设 X 和 Y 是从均值为 μ , 协方差矩阵为 Σ 的总体 G 中抽取的两个样品, 则定义 X, Y 两点之间的马氏距离为:

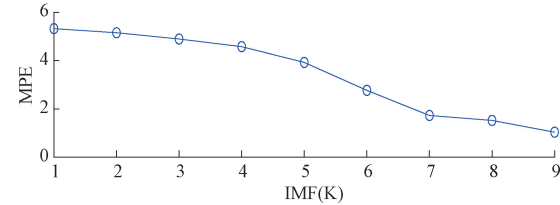
$$D_M(X, Y) = \sqrt{(X - Y)^T \Sigma^{-1} (X - Y)} \quad (8)$$

设 x^i 为第 i 个 IMF 分量, y 为原信号, D_M 表示马氏距离, 则可定义原始信号每个 IMF 之间的相似性度量如下:

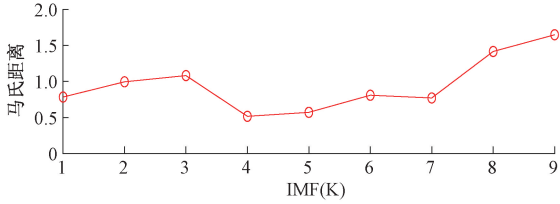
$$S(i) = D_M(pdf(x^i(t)), pdf(y(t))) \quad (9)$$

概率密度函数 (probability density function, PDF) 表示数据的分布, 根据 IMF 的 PDF 和原信号的 PDF 之间的相似性, 可以对 IMF 进行筛选^[19]: 距离越小, IMF 与噪声信号越相似; 距离越大, 表示噪声成分越小。因此, 当马氏距离达到第 1 个极小值点后, 随着 IMF 分量阶数的增加, 噪声比重快速下降。

同样以信噪比为 6 dB 的 Bumps 信号为例, 各 IMF 的马氏距离和多尺度排列熵如图 2 所示。从图 2(a) 中可以看出, IMF 分量的多尺度排列熵是不断下降的, 表明 IMF 的复杂度逐渐降低, 有用信号逐渐占主导地位。根据经验, 在此取 MPE 阈值 θ 为 4.8, 则 IMF1~IMF3 为噪声 IMF 分量。从图 2(b) 中可以看出, IMF 的马氏距离极小值点位于 $K = 4$ 处, 这里取 IMF4~IMF5 为混叠 IMF 分量。



(a) 各阶 IMF 分量的 MPE
(a) MPE of each order of IMF components



(b) 各阶 IMF 分量与原始信号的马氏距离
(b) Mahalanobis distance between each order IMF component and the original signal

图 2 各阶 IMF 分量的马氏距离和多尺度排列熵
Fig. 2 Mahalanobis distance and multiscale permutation entropy of each order IMF component

1.3 小波包去噪

小波包分解是为改进小波变换不能进行全频段分解的不足而提出的一种信号分析方法, 它能够更加精确地

去除高频段的噪声。小波包分解是对原始信号进行分解,得到低频系数和高频系数。然后将高频系数和低频系数作为下一阶段的输入信号,以获得一组新的低频系数和高频系数,依此类推,直到将其分解为设定的分解层数。

小波去噪的原理是对含噪信号进行分解,对分解出来的高频分量进行阈值滤波,高于阈值则丢弃,然后把剩余分量重构。小波包分解能对小波变换中未处理的高频分量再次细化分解。相比于小波变换,小波包分析具有更高的时频分辨率,通过细分高频分量,进一步消除高频部分存在的噪声余量,从而提高去噪效果。

1.4 Savitzky-Golay 滤波器

SG 滤波器 (Savitzky-Golay) 是一种在时域内基于局部多项式最小二乘法拟合的滤波方法。这种滤波器最大的特点是在滤除噪声的同时可以确保信号的形状、宽度不变,并能较为准确地描述时间序列的变化趋势。具体算法如下^[20]:

在原始数据 x 附近获取 M 个点,并将其设置为原点。然后以 x 为中心,取 $2m+1$ 个数据点(窗口长度),构造 K 阶多项式进行最小二乘拟合。

$$q(n) = \sum_{i=0}^K a_i n^i \quad (10)$$

1.5 CEEMDAN-WP-SG 去噪方法

基于上述方法的原理,考虑到小波包和 SG 各自的优点,本文提出了一种基于 CEEMDAN-WP-SG 的陀螺仪去噪方法。其流程图如图 3 所示。具体步骤如下:

- 1) 通过 CEEMDAN 将陀螺仪原始信号分解成一系列 IMF 分量。
- 2) 通过计算原始信号的 PDF 和 IMF 的 PDF 之间的马氏距离,将马氏距离第一个极小值点加一作为分界点 M ; 计算 $1 \sim M$ 阶 IMF 的多尺度排列熵,如果多尺度排列熵大于阈值 θ ,则视为以噪声为主的 IMF,反之则视为混叠 IMF 分量。
- 3) 用小波包对噪声 IMF 进行去噪处理;混叠 IMF 分量则采用 SG 滤波器处理,以最大程度保留有用信号。
- 4) 将步骤 3) 处理后的噪声 IMF 分量,混叠 IMF 分量、信号 IMF 分量和余量重构得到去噪后的信号。

2 实验分析

本章通过 Bumps 信号,生成的仿真信号和 MEMS 陀螺仪静态实测信号 3 组数据验证所提算法的性能和有效性。

2.1 仿真信号

Bumps 信号是 MATLAB 提供的标准测试信号之一,与其他信号相比,Bumps 信号能更好地反映去噪算法的

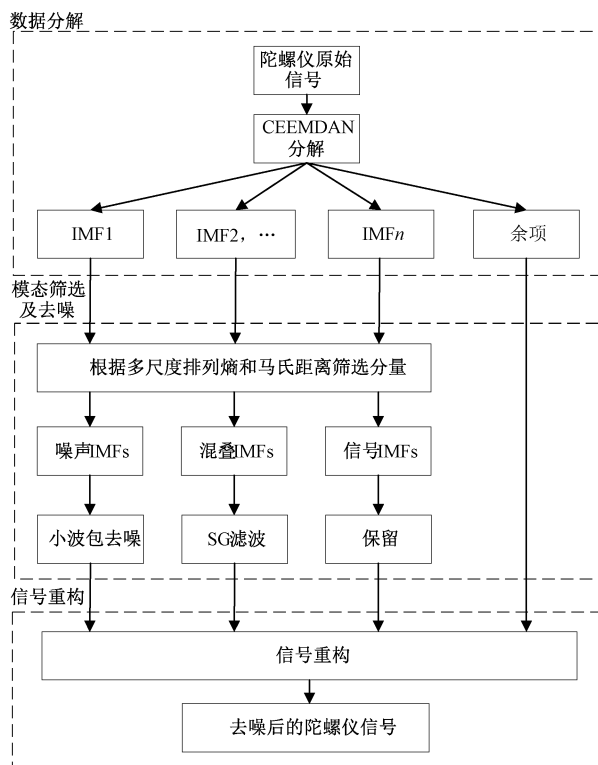


图3 CEEMDAN-WP-SG 去噪方法流程

Fig. 3 CEEMDAN-WP-SG denoising method flow chart

性能。通过 MATLAB 生成长度为 2 048 的模拟 Bumps 信号,并加入相应振幅大小的白噪声,最后得到信噪比为 0,3,6,9,12,15 dB 的仿真信号。为了测试 CEEMDAN-WP-SG 去噪方法的有效性,参考文献[3]中提出 EMD-DFA-小波阈值去噪方法。本文将 EMD-DFA-小波,CEEMDAN-DFA-WP 和 CEEMDAN-DFA-SG 作为对照方法。为了进一步评价各种去噪方法的效果,采用均方根误差(MSE)和信噪比(SNR)两个参数作为评价指标。

$$\text{SNR} = 10 \lg \left(\frac{\sum \tilde{x}^2(t)}{\sum (x(t) - \tilde{x}(t))^2} \right) \quad (11)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum (\tilde{x}(t) - x(t))^2 \quad (12)$$

式中: $x(t)$ 为去噪后的信号, $\tilde{x}(t)$ 为无噪声污染的真实信号。显然,信噪比越大,均方误差越小,去噪后的信号越接近真实信号,去噪效果越好。

图 4 是 Bumps 信号信噪比为 6 dB 时不同去噪方法的结果对比,可以看出,EMD-DFA-小波的方法处理后的信号仍保留很多噪声,这是因为 EMD 没能很好地分解信号;CEEMDAN-DFA-WP 应用了小波包去噪,处理之后的信号是上述方法中噪声最少的,但也因此去掉了有用信号;CEEMDAN-DFA-SG 方法应用了 SG 滤波器,虽然相对

于小波包方法处理高频噪声的能力较差,但能较好地保留了原始信号的波形特征;CEEMDAN-WP-SG 方法结合了小波包方法和 SG 滤波器的优点,在保留原始有用信号的前提下,达到了最好的去噪效果。

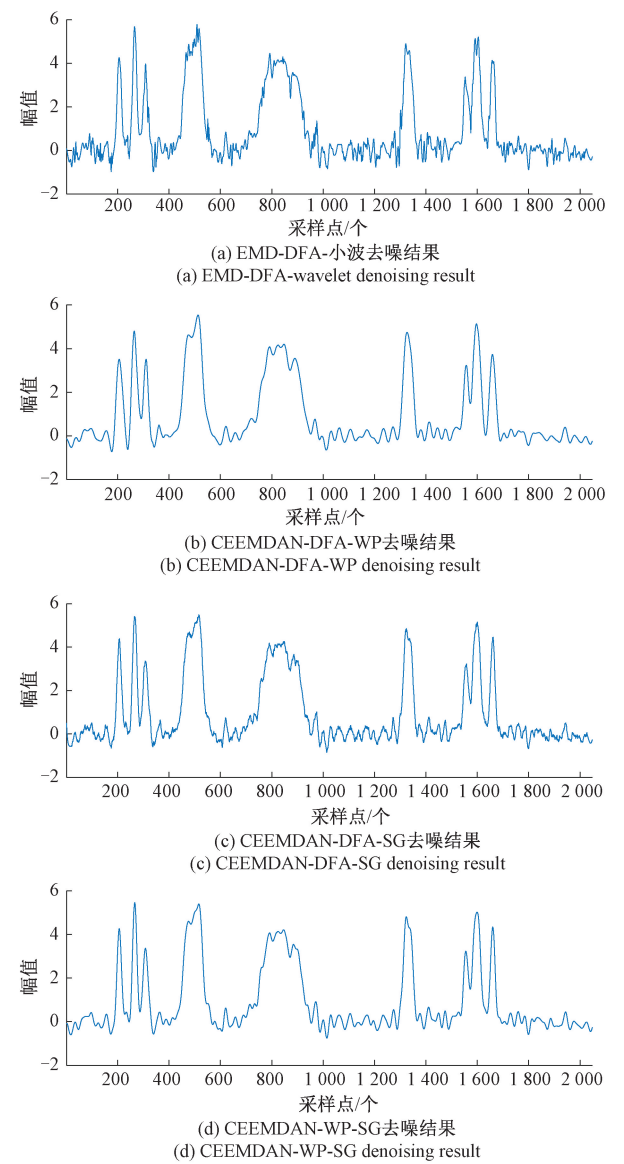


图 4 Bumps 信号去噪结果对比

Fig. 4 Comparison of denoising results of Bumps signal

表 1 为不同信噪比条件下各种去噪方法对比,从表中可以看出,在不同信噪比条件下,本文提出的方法在去噪后都得到了更高的信噪比,更小的均方误差,证明了该方法在不同条件下都能取得良好的去噪效果。

为进一步验证所提去噪算法的性能,分析生成的仿真信号: $x = \sin(2f_1\pi) + 0.5\sin(2f_2\pi) + 0.25\sin(2f_3\pi)$, 式中 $f_1 = 4\text{ Hz}$, $f_2 = 8\text{ Hz}$, $f_3 = 16\text{ Hz}$, 采样长度 $N = 2\ 048$ 。向仿真信号中加入不同的白噪声,得到信噪比分别为 0, 3, 6, 9, 12, 15 dB 的加噪信号,并对其进行实验分析。

表 1 不同信噪比 Bumps 信号下各种去噪方法对比
Table 1 Comparison of various denoising methods under Bumps signals with different signal-to-noise ratios

去噪方法		EMD-DFA-小波	CEEMDAN-DFA-WP	CEEMDAN-DFA-SG	CEEMDAN-WP-SG
0 dB	SNR	8. 218 7	9. 924 8	10. 294 6	10. 296 7
	MSE	0. 698 8	0. 574 2	0. 550 2	0. 550 1
3 dB	SNR	11. 221 5	13. 959 3	13. 551 8	14. 062 1
	MSE	0. 494 5	0. 360 8	0. 378 2	0. 355 6
6 dB	SNR	14. 787 4	16. 089 8	16. 476 1	17. 001 0
	MSE	0. 328 0	0. 282 4	0. 270 1	0. 254 2
9 dB	SNR	17. 820 9	17. 615 6	19. 3204 7	19. 818 8
	MSE	0. 231 3	0. 236 9	0. 194 7	0. 183 8
12 dB	SNR	20. 666 5	21. 939 1	21. 506 1	22. 402 6
	MSE	0. 166 7	0. 144 0	0. 151 3	0. 136 5
15 dB	SNR	23. 658 9	24. 535 6	24. 107 4	24. 722 6
	MSE	0. 118 1	0. 106 8	0. 112 2	0. 104 5

在信噪比为 6 dB 情况下,与 EMD-DFA-小波去噪法相比,本文所提的方法信噪比提高了 15%,均方差降低了 22.5%。在不同信噪比条件下各去噪算法的效果如表 2 所示,可以看出,在不同信噪比条件下对仿真信号的处理上,本文所提出的去噪方法依然优于其他方法。

表 2 不同信噪比仿真信号下各种去噪方法对比
Table 2 Comparison of various denoising methods under simulated signals with different signal-to-noise ratios

去噪方法		EMD-DFA-小波	CEEMDAN-DFA-WP	CEEMDAN-DFA-SG	CEEMDAN-WP-SG
0 dB	SNR	8. 926 9	12. 100 1	12. 367 7	13. 419 2
	MSE	0. 291 6	0. 202 3	0. 196 2	0. 173 8
3 dB	SNR	11. 954 5	15. 250 1	16. 240 8	16. 411 1
	MSE	0. 205 7	0. 140 8	0. 125 6	0. 123 2
6 dB	SNR	15. 104 7	18. 142 7	19. 242 0	19. 393 9
	MSE	0. 143 2	0. 100 9	0. 088 9	0. 087 4
9 dB	SNR	17. 998 8	20. 933 5	22. 229 6	22. 385 6
	MSE	0. 102 6	0. 073 2	0. 063 0	0. 061 9
12 dB	SNR	21. 012 6	23. 956 3	24. 502 4	25. 347 6
	MSE	0. 072 5	0. 051 7	0. 048 5	0. 044 0
15 dB	SNR	23. 292 8	26. 829 3	27. 549 9	28. 226 5
	MSE	0. 055 8	0. 037 1	0. 034 2	0. 031 6

2.2 实测信号

为了进一步验证方法对实际 MEMS 陀螺仪信号的去噪效果,采集一段真实陀螺仪数据进行分析。图 5 为 MTi-630 惯性测量单元,将其静止 5 h 采集数据进行分析。为了避免其他人为因素和环境因素的干扰,取陀螺仪 Y 轴数据中间的 40 000 个较为稳定的数据进行实验分析。

为了展现所提算法的去噪效果,增加二阶低通滤波器方法作为对比,其截止频率为 15 Hz。图 6 是陀螺仪 Y

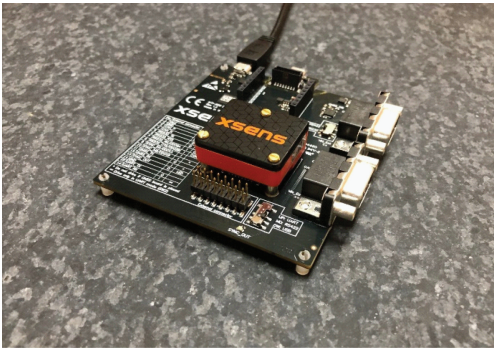


图5 MTi-630 惯性测量单元

Fig. 5 MTi-630 inertial measurement unit

轴静态数据去噪效果对比图,结果表明所提的方法在保留原始信号特征的前提下,达到了比二阶低通滤波器和 EMD-DFA-小波方法更好的去噪效果。

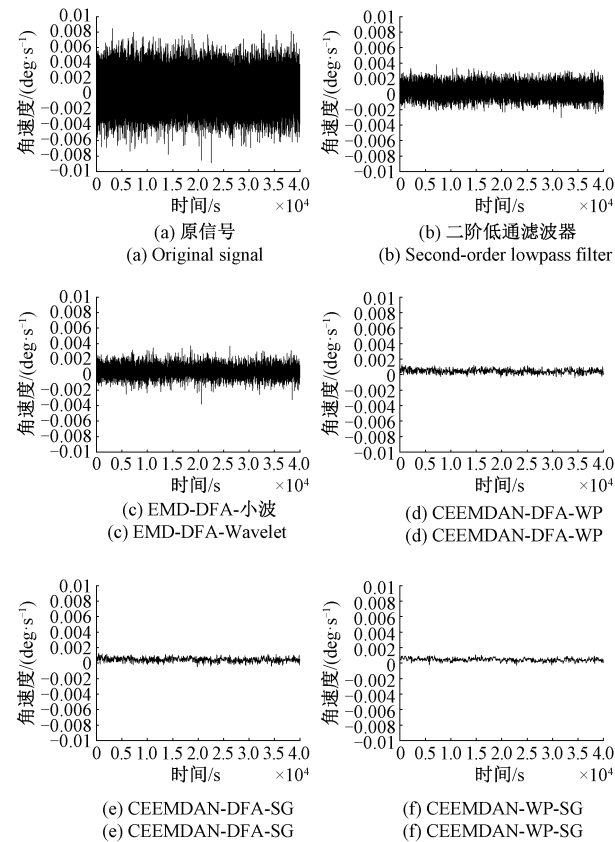


图6 陀螺仪 Y 轴静态数据去噪效果对比

Fig. 6 Comparison of the denoising effect of static data on the Y-axis of the gyroscope

为了更好地分析对陀螺仪数据的去噪效果,本文使用 Allan 方差对去噪前后的数据进行分析。Allan 方差分析法是 20 世纪 60 年代美国国家标准局的 David Allan 提出的方法,它是陀螺随机误差识别和噪声特性分析的有

效方法。Allan 方法可以识别时域中的多种不同类型的随机误差,并可以将误差分为 5 项:量化噪声、角度随机游动、零偏不稳定性、角速率随机游动和速度斜坡。不同方法去噪后的 Allan 方差图如图 7 所示。

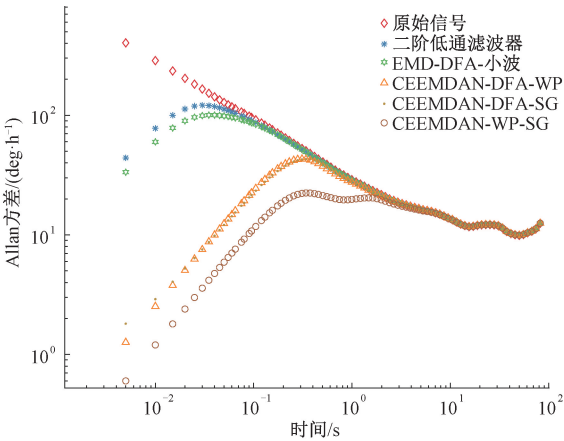


图7 Allan 方差对比

Fig. 7 Allan variance comparison

表 3 为陀螺仪 Y 轴静态数据在分别经过二阶低通滤波器、EMD-DFA-小波、CEEMDAN-DFA-WP、CEEMDAN-DFA-SG、CEEMDAN-WP-SG 方法进行去噪后角度随机游走结果对比表,其中陀螺仪原始信号的角度随机游走为 $0.482\ 2\ \text{deg/h}^{1/2}$ 。通过表 3 可以观察到,其他算法去噪后,信号的角度随机游走的减少幅度仅在 4% 以内,而经过 CEEMDAN-WP-SG 方法去噪后信号的角度随机游走幅度减少了 31.5%,这是因为本文所提方法不仅通过 CEEMDAN 更好地完成本征模态函数的分离,同时还结合小波包和 SG 滤波器的特点与优势,在精确地保留原始信号中有用信号的特征前提下,实现了更好的去噪效果。

表3 陀螺仪 Y 轴静态数据去噪结果

Table 3 Denoising result of static data on the Y-axis of the gyroscope

去噪方法	角度随机游走 ($\text{deg/h}^{1/2}$)	减少幅度 (与原信号对比)
原信号	0.482 2	/
二阶低通滤波器	0.479 5	0.6%
EMD-DFA-小波	0.478 1	0.9%
CEEMDAN-DFA-WP	0.458 2	5.0%
CEEMDAN-DFA-SG	0.466 7	3.2%
CEEMDAN-WP-SG	0.330 3	31.5%

3 结 论

本文为了降低 MEMS 陀螺仪的随机误差,提出了一种 CEEMDAN-WP-SG 去噪方法。该方法利用多尺度排

列嫡和马氏距离的联合方法筛选 IMF, 具有更好的效果和适应性; 提出了用小波包-SG 滤波器对筛选后的 IMF 进行处理, 改善了去噪信号结构容易被破坏, 小振幅部分容易被丢弃, 高频噪声处理不佳等问题。仿真结果表明, 在信噪比为 0 dB 时, 所提出的算法比 EMD-DFA-小波方法的均方误差降低了 21.3%, 信噪比提高了 25.3%。通过对实际陀螺数据的去噪分析, 与二阶低通滤波器方法相比, 本文所提算法的角度随机游走减少了 31.1%, 证明了该方法可以显著提高 MEMS 陀螺仪精度, 对提高惯导性能具有重要意义, 并能为其他领域的去噪研究提供一定的参考价值。

参考文献

- [1] 韩颖. 基于卡尔曼滤波的 MEMS 陀螺噪声抑制算法设计与实现[J]. 电子测试, 2021, (19): 51-53.
HAN Y. Design and implementation of noise suppression algorithm for MEMS gyroscope based on Kalman filter[J]. Electronic Test, 2021, (19): 51-53.
- [2] 谢丽娟, 路锋, 王旭, 等. 一种用于信号去噪的小波阈值去噪算法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(4): 32-36.
XIE L J, LU F, WANG X, et al. Wavelet threshold denoising algorithm for signal denoising [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39 (4): 32-36.
- [3] 丁明宽, 石志勇, 韩兰懿, 等. 基于 EMD-DFA-小波阈值的 MEMS 陀螺信号去噪方法[J]. 火炮发射与控制学报, 2021, 42(2): 50-56.
DING M K, SHI ZH Y, HAN L Y, et al. MEMS gyroscope signal denoising method based on EMD-DFA-wavelet threshold[J]. Journal of Gun Launch & Control, 2021, 42(2): 50-56.
- [4] 刘明, 刘金辉, 陈金萌, 等. 基于改进 EMD 的 MEMS 陀螺仪降噪方法[J]. 传感技术学报, 2020, 33(5): 705-710.
LIU M, LIU J H, CHEN J M, et al. MEMS gyroscope noise reduction method based on improved EMD [J]. Journal of Transduction Technology, 2020, 33 (5): 705-710.
- [5] 戴邵武, 郑百东, 戴洪德, 等. 基于 EMD-LWT 的光纤陀螺阈值去噪[J]. 光电工程, 2019, 46(5): 37-43.
DAI SH W, ZHENG B D, DAI H D, et al. Fiber optic gyroscope threshold denoising based on EMD-LWT[J]. Opto-Electronic Engineering, 2019, 46(5): 37-43.
- [6] 李文华, 汪立新, 沈强, 等. 基于 EMD 的 MEMS 陀螺仪随机漂移分析方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(9): 1927-1932.
- LI W H, WANG L X, SHEN Q, et al. Random drift analysis method of MEMS gyroscope based on EMD[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(9): 1927-1932.
- [7] 张宁. 基于 CEEMD 阈值和相关系数原理的 MEMS 陀螺信号去噪方法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(9): 1383-1388.
ZHANG N. Signal de-noising method for MEMS gyroscope based on CEEMD threshold and correlation coefficient principle [J]. Journal of Transduction Technology, 2018, 31(9): 1383-1388.
- [8] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C]. 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2011: 4144-4147.
- [9] 徐朗, 蔡德所. 基于最小二乘平滑滤波与 CEEMDAN 的光纤陀螺信号处理研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(10): 269-278.
XU L, CAI D S. Research on signal processing of fiber optic gyroscope based on least square smooth filtering and CEEMDAN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(10): 269-278.
- [10] 刘洋, 李杰, 张德彪, 等. 一种基于变分模态分解和样本嫡的 MEMS 陀螺去噪方法[J]. 仪表技术与传感器, 2021(6): 90-94.
LIU Y, LI J, ZHANG D B, et al. MEMS gyroscope denoising method based on variational mode decomposition and sample entropy [J]. Instrument Technique and Sensor, 2021(6): 90-94.
- [11] 杨菊花, 刘洋, 陈光武, 等. 基于改进 EMD 的微机械陀螺随机误差建模方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 196-204.
YANG J H, LIU Y, CHEN G W, et al. A modeling method for random error of micromechanical gyroscope based on the improved EMD [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 196-204.
- [12] 李欣凯. 基于变分模态分解信息熵的矿用电缆绝缘监测降噪算法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(13): 143-147.
LI X K. Partial discharge signal denoising algorithm based on VMD and information entropy [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(13): 143-147.
- [13] 梁喆, 彭苏萍, 郑晶. 基于 EMD 和互信息熵的微震信号自适应去噪[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(4): 7-11, 32.
LIANG ZH, PENG S P, ZHENG J. Self-adaptive denoising for microseismic signal based on EMD and

- mutual information entropy [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(4): 7-11, 32.
- [14] 李永军, 崔心瀚, 李珂. 一种振动信号的 EMD 去噪方法及其仿真分析[J]. 自动化仪表, 2016, 37(9): 14-17.
- LI Y J, CUI X H, LI K. An EMD de-noising method for vibration signal and its simulation analysis [J]. Automatic Instruments, 2016, 37(9): 14-17.
- [15] 耿宏, 郝厚山. 基于 CEEMDAN 和散布熵的飞行数据滤波[J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(9): 2657-2663.
- GENG H, XI H SH. Flight data filtering based on CEEMDAN and dispersion entropy [J]. Computer Engineering and Design, 2021, 42(9): 2657-2663.
- [16] 赵小惠, 张梦洋, 石杨斌, 等. 改进 CEEMDAN 算法的电机轴承振动信号降噪分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(12): 159-164.
- ZHAO X H, ZHANG M Y, SHI Y F, et al. Noise reduction analysis of motor bearing vibration signal based on improved CEEMDAN algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(12): 159-164.
- [17] 冷跻峰. 基于 CEEMDAN-MIPCA-LSTM 模型的燃气日负荷预测[D]. 上海: 上海师范大学, 2021.
- LENG J F. Term gas load forecasting based on EEMD-MIPCA-LSTM [D]. Shanghai: Shanghai Normal University, 2021.
- [18] AZAMI H, ESCUDERO J. Improved multiscale permutation entropy for biomedical signal analysis: Interpretation and application to electroencephalogram recordings[J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2016, 23: 28-41.
- [19] WANG D, XU X, ZHANG T, et al. An EMD-MRLS de-noising method for fiber optic gyro signal [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2019, 183: 971-987.
- [20] 张宝, 周麟奉, 杨涛. Savitzky-Golay 滤波与局部均值分解相结合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械设计与制造, 2017(3): 192-196.
- ZHANG B, ZHOU Q F, YANG T. Fault diagnosis of rolling bearings combining savitzky-golay filter with

local mean decomposition [J]. Machinery Design & Manufacture, 2017(3): 192-196.

作者简介



黄国峰, 2018 年于五邑大学获得学士学位, 现为中山大学硕士研究生, 主要研究方向为 GNSS/INS 组合导航。

E-mail: huanggf7@mail2.sysu.edu.cn

Huang Guofeng received his B. Sc. degree from Wuyi University in 2018. Now he is a M. Sc. candidate in Sun Yat-sen University. His main research interest includes GNSS/INS Integrated Navigation.



庄学彬 (通信作者), 2006 年于厦门大学获得学士学位, 2011 年于清华大学获得博士学位, 现为中山大学副教授, 主要研究方向为智能无人系统设计与仿真、卫星导航技术。

E-mail: zhuangxb@mail.sysu.edu.cn

Zhuang Xuebin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Xiamen University in 2006, and Ph. D. degree from Tsinghua University in 2011, respectively. He is currently an associate professor with Sun Yat-sen University. His main research interests include intelligent unmanned system design and simulation, satellite navigation technology.



谢礼伟, 2020 年于华南农业大学获得学士学位, 现为中山大学硕士研究生, 主要研究方向为卫星导航安全与对抗。

E-mail: xielw7@mail2.sysu.edu.cn

Xie Liwei received his B. Sc. degree from South China Agricultural University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate in Sun Yat-sen University. His main research interest includes Satellite navigation confrontation.



曾小慧, 2019 年于东北大学获得学士学位, 现为中山大学硕士研究生, 主要研究方向为卫星通信与导航。

E-mail: zengxh39@mail2.sysu.edu.cn

Zeng Xiaohui received her B. Sc. degree from Northeastern University in 2019. Now she is a M. Sc. candidate in Sun Yat-sen University. Her main research interest includes Satellite communication and navigation.