

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905721

基于改进 EMD 的微机械陀螺随机误差建模方法*

杨菊花¹, 刘洋^{2,3}, 陈光武^{2,3}, 魏宗寿^{2,3}, 邢东峰^{2,3}

(1. 兰州交通大学交通运输学院 兰州 730070; 2. 兰州交通大学自动控制研究所 兰州 730070;
3. 甘肃省高原交通信息工程及控制重点实验室 兰州 730070)

摘要:为了降低微机械(MEMS)陀螺仪的随机误差,提出一种将改进的经验模态分解法(EMD)与传统建模滤波方法相结合的新方法对随机误差进行处理。首先采用传统 EMD 算法将信号分解为有限个本征模态函数(IMF),并根据皮尔逊相关系数准则和噪声统计特性提出一种筛选机制,将 IMF 分为噪声 IMF_s、混叠 IMF_s 和信号 IMF_s 3 类;其次,对混叠 IMF_s 进行时间序列建模,建模完成后进行卡尔曼滤波拟合;最后,将建模滤波后的混叠 IMF_s 与信号 IMF_s 进行重构,得到最终去噪信号。实验分析结果表明,本文方法在抑制随机误差的效果上有明显的优势,极大地改善了信号的质量,提高了惯导的解算精度。

关键词: 微机械陀螺;随机误差;改进经验模态分解法;时间序列模型;Kalman 滤波;Allan 方差

中图分类号: TP399 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

A modeling method for random error of micromechanical gyroscope based on the improved EMD

Yang Juhua¹, Liu Yang^{2,3}, Chen Guangwu^{2,3}, Wei Zongshou^{2,3}, Xing Dongfeng^{2,3}

(1. School of Traffic and Transportation, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. Automatic Control Research Institute, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 3. Key Laboratory of Plateau Traffic Information Engineering and Control of Gansu Province, Lanzhou 730070, China)

Abstract: To reduce the random error of the micro-electromechanical system (MEMS) gyroscope, a new method combining the improved empirical mode decomposition (EMD) with the traditional modeling and filtering method is proposed. Firstly, the traditional EMD algorithm is used to decompose the signal into a finite number of intrinsic mode functions (IMF). Based on Pearson correlation coefficient criterion and statistics of noise, a screening mechanism is proposed to divide IMFs into three categories, including noise dominated IMFs, mixed IMFs, and signal IMFs. Then, the time-series model of the mixed IMFs is formulated. Kalman filtering algorithm is fitted after the modeling is finished. Finally, the mixed IMFs after modeling and filtering and signal IMFs are reconstructed to obtain the denoised signal. Experimental analysis results show that the proposed method has obvious advantages in suppressing the effect of random errors, which can significantly improve the signal quality and the accuracy of the inertial navigation system.

Keywords: micro-electromechanical system gyroscope; random error; improved empirical mode decomposition; time-series model; Kalman filtering; Allan variance

0 引言

基于微机电系统的微机械(micro electromechanical system, MEMS)陀螺仪,相比于其他类型的陀螺仪,具有

微型化、价格低廉、功耗低、易于安装等优点^[1]。目前,已经在众多领域得到越来越广泛的应用。但是,由于组成元器件的自身特性及外部环境的影响,MEMS 陀螺仪的测量精确度相对较低,而随机误差又是影响陀螺仪精度的主要误差源。因此,为了提高稳定精度,找到有效抑制

收稿日期:2019-10-14 Received Date:2019-10-14

* 基金项目:国家自然科学基金(61863024, 71761023)、甘肃省高等学校科研项目(2018C-11, 2018A-22)、甘肃省自然科学基金(17JR5RA089, 18JR3RA130)资助

MEMS 陀螺仪随机误差的方法十分重要。

近年来,国内外学者对抑制 MEMS 陀螺仪随机误差问题进行了大量深入的研究。其中主要有小波变换法、神经网络建模法、时序分析建模法和经验模态分解法等。文献[2]通过识别和选取两种去噪效果最好的小波基,采用小波去噪与中值滤波结合的方法对信号进行去噪;文献[3-4]为克服硬阈值和软阈值的缺陷,分别提出连续可微阈值函数与自定义的阈值函数进行小波阈值去噪。可见,小波滤波法难点在于小波基的选取以及阈值函数的确定,其没有良好的自适应性。文献[5]采用改进的人工鱼群算法优化反向传播神经网络对传感器进行温度补偿,参数较多,计算复杂;文献[6]提出一种基于简单循环单元的深层神经网络的误差模型,减少训练过程中需确定的参数,但固定的学习速度和训练数据,导致模型准确性降低且容易出现过拟合问题。因此,神经网络的建模方法理论上具有对非线性函数逼近的能力和高速的并行计算能力,但其网络结构复杂,且容易出现过拟合问题。而通过时序分析的方法建立合理的随机误差时间序列模型,是应用最广泛的,其模型的准确性高,在陀螺去噪方面取得了很好的效果。文献[7-9]通过建立陀螺仪随机误差时序模型,进行各种不同方法的滤波补偿,达到了很好的去噪效果,但该方法的前提是待处理序列为平稳序列,对于非平稳序列需进行复杂的预处理过程。此外,经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)是一种自适应的对非线性、非平稳信号的处理新方法,这种方法不需要任何信号的先验知识,把原始数据分解为有限个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)和一个余项,是用于数据平稳化处理和去噪很有效的方法^[10-12]。而传统的 EMD 认为噪声主要存在于高频分量中,直接去除高频分量,但对于筛选的阶次没有确定的筛选准则,尤其是对信噪比较低的信号来说,噪声和有用信号是混在一起的,直接去除高频分量这种方法虽然能达到良好的去噪效果,但同时也会丢失一些有用信号。

综合上述分析,本文提出一种改进的 EMD 算法,根据皮尔逊相关系数(Pearson correlation coefficient, PCC)准则和噪声统计特性将 IMF 分为 3 类,分别为噪声 IMFs、混叠 IMFs 和信号 IMFs,然后结合传统建模滤波法对 MEMS 陀螺仪随机误差进行处理。

1 方法总体设计框图

图 1 所示为误差建模方法设计框图。本方法主要分为以下 3 个步骤:

1) 数据分解及筛选。首先用 EMD 算法将原始信号分解为多个 IMF 和余项,通过改进的 EMD 算法将 IMF 分为噪声 IMFs、混叠 IMFs、信号 IMFs;

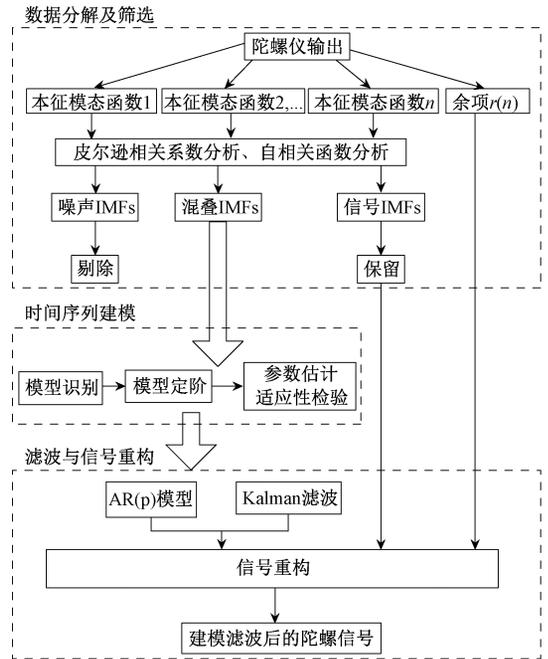


图 1 MEMS 陀螺随机误差建模方法总体设计框图

Fig.1 The modeling method for MEMS gyroscope's random error

2) 时间序列建模。对筛选出的混叠 IMF 建立合理的时间序列模型;

3) 滤波与信号重构。对所建模型进行 Kalman 滤波补偿,最后将补偿后的混叠 IMF 与信号 IMF 及余项重构,输出最终结果。

2 改进 EMD 的随机误差建模方法

2.1 改进的经验模态分解法

陀螺输出数据 $y(t)$ 经 EMD 后可表示为:

$$y(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i + r(t) \quad (1)$$

式中: IMF_i 为本征模态函数; $r(t)$ 为余项。 IMF_1, \dots, IMF_n 依次从高频到低频分布。

1) 基于皮尔逊相关系数筛选噪声 IMFs

皮尔逊相关系数是反映两个变量之间相关程度的统计量^[13],其定义式为:

$$PCC = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right] \left[\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2 \right]}} \quad (2)$$

式中: x_i 为陀螺输出的原始信号 $x(t)$; y_i 为各分量信号 IMF_i ; \bar{x}, \bar{y} 分别为 x_i, y_i 的算术平均数; N 为数据长度; PCC 值的取值范围为 $[-1, 1]$, 相关系数值的大小即 $|PCC|$ 表示关联强度。 PCC 值的一般评估标准如表 1 所示^[14]。

表1 PCC值的一般评估标准

Table 1 General evaluation criteria for PCC values

PCC 值	含义
0.00~0.19	极弱相关
0.20~0.39	弱相关
0.40~0.69	中度相关
0.70~0.89	强相关
0.90~1.00	极强相关

由于经过EMD分解的IMF分量是从高频到低频依次分布的,一般而言,高频的第一个分量IMF1所含噪声最大,其|PCC|值也最大,随着IMF阶数的升高依次减小。因此,通过计算每个IMF分量与原始信号的PCC值,找到合适的分界点 j ,确保除去噪声较大的前 j 阶,其他分量的|PCC|值稳定在一个评估标准范围内,通过这一准则即可确定出第一个分界点 j ,判断出前 j 阶为噪声IMFs。

2) 基于自相关函数筛选有用信号IMFs

利用自相关函数的特性确定第2个分界点 k ,即混叠IMFs和信号IMFs的分界,从而筛选出信号主导的IMFs。自相关函数为:

$$R_X(t_1, t_2) = E(x(t_1), x(t_2)) \quad (3)$$

其中 $x(t)$ 为各阶IMF分量。

根据噪声统计特性,对于含有随机噪声的数据序列而言,其自相关函数的函数值在零点处最大,其余点的函数值迅速衰减到0,呈现出弱相关性;而对于有用信号主导的数据序列,虽然也是零点处自相关函数值最大,但其他点的函数值并非迅速衰减到0,而是缓慢下降、存在一定规律的变化,呈现出强相关性。因此,可依据这一特性,确定第2个分界点 k ,对IMF分量进行筛选分类。

经过改进后的EMD分解后,原信号可以表示为:

$$y(t) = \sum_{i=1}^j IMF_i + \sum_{j+1}^k IMF_i + \sum_{k+1}^n IMF_i + r(t) \quad (4)$$

式中: $IMF_1 \sim IMF_j$ 为噪声分量; $IMF_{j+1} \sim IMF_k$ 为混叠分量; $IMF_{k+1} \sim IMF_n$ 为信号分量; $r(t)$ 为余项。

在下一步的处理中,噪声IMFs可以直接剔除,信号IMFs直接保留,主要处理混叠IMFs,对其进行建模滤波处理。

2.2 时间序列建模

对于筛选得到的混叠IMFs进行合理建模。

1) 模型识别

计算出序列的自相关函数和偏自相关函数,根据表2对应模型的特点对模型进行辨识。

表2 时间序列模型的特点

Table 2 The characteristics of time series model

模型名称	自相关函数	偏自相关函数
$AR(p)$	拖尾	p 步截尾
$MA(q)$	q 步截尾	拖尾
$ARMA(p, q)$	拖尾	拖尾

2) 模型定阶

采用贝叶斯信息准则(Bayesian information criterion, BIC)确定模型的阶数。

$$BIC(p) = N \ln \sigma_a^2 + p \ln N \quad (5)$$

式中: σ_a^2 为残差方差; N 为残差序列数据长度。取 $BIC(p)$ 值最小时 p 为适用模型阶次。

3) 参数估计和适用性检验

选用的模型参数估计算法为最小二乘估计法。最后,计算残差序列 $\{a_i\}$,根据自相关系数准则对模型进行适用性检验。

2.3 Kalman滤波与信号重构

对上述所建模型进行Kalman滤波,以AR(4)模型为例,模型表达式为:

$$x_i = \varphi_1 x_{i-1} + \varphi_2 x_{i-2} + \varphi_3 x_{i-3} + \varphi_4 x_{i-4} + a_i \quad (6)$$

将该模型方程转化为状态空间模型,根据Kalman滤波的5个递推算式和参数得到各个分量的最优估计值,最后重构信号,信号的重构公式如下:

$$y(t)' = \sum_{j=1}^k IMF_j' + \sum_{k+1}^n IMF_i + r(t) \quad (7)$$

式(7)中, IMF_i' 为建模滤波处理后的各分量。

3 实验验证及分析

3.1 静态数据去噪结果分析

实验所用装置是惯性导航转动平台,如图2所示,所用惯性测量单元为3DM-IMU300 A,其陀螺仪性能参数如表3所示。采样频率是100 Hz,采样时间约为1 h,采集的陀螺仪X轴输出的静态数据如图3所示。

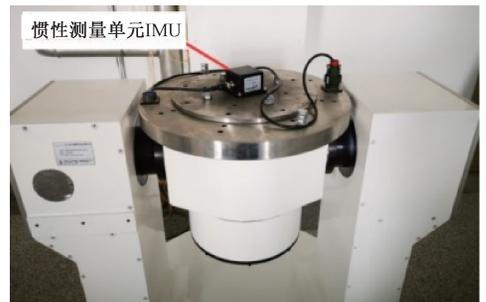


图2 惯性平台测试系统

Fig.2 Test system of the inertial platform

表 3 陀螺仪性能参数

Table 3 Performance parameters of gyro

陀螺仪误差参数	数值	单位
测量范围	± 350	$^{\circ}/s$
分辨率	0.007	$^{\circ}/s$
零偏稳定性	0.007	$^{\circ}/s$
随机游走	2.0	$^{\circ}/(Hz^{1/2})$
非线性(全温度)	0.1	%

对上述原始信号进行 EMD 数据分解及筛选, 如图 4 所示, 分解得到 19 阶 IMF 分量和一个余项 R。

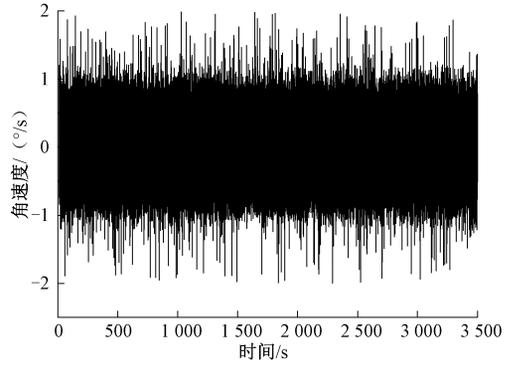


图 3 陀螺 X 轴输出的静态数据

Fig.3 Static data from gyro X-axis

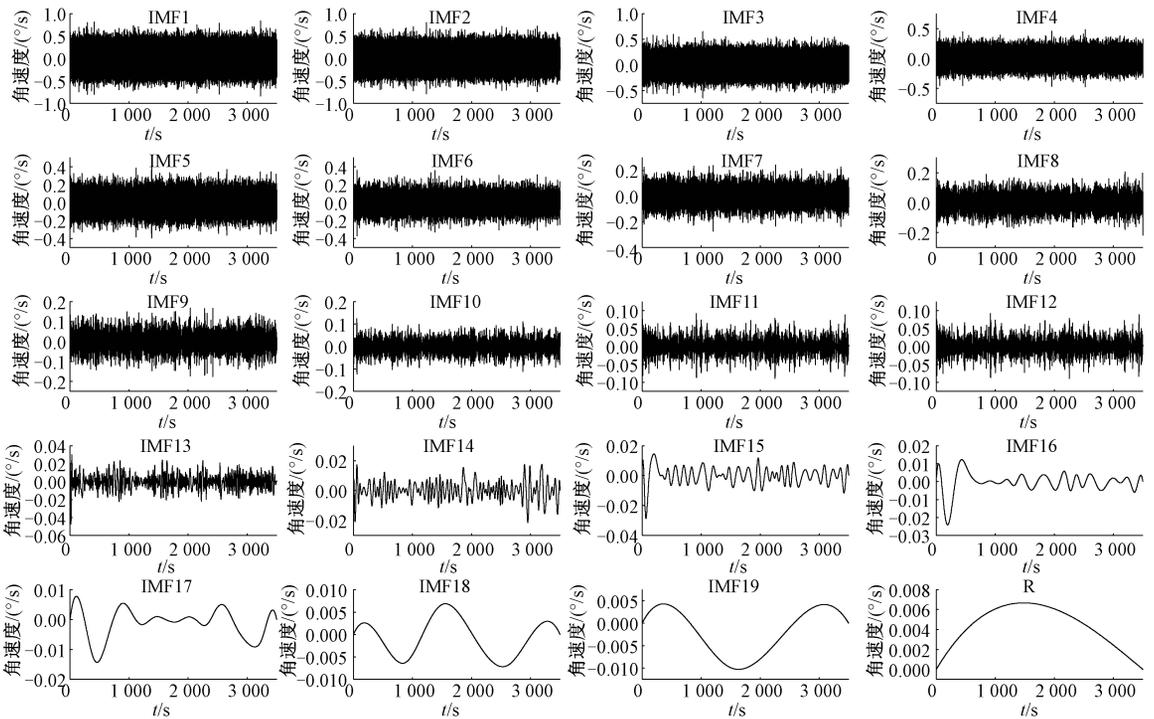


图 4 原始信号的 IMF 分量以及余项

Fig.4 IMF components and remainder of the original signal

1) 皮尔逊相关系数分析

每阶 IMF 分量与原始信号的 PCC 值如图 5 所示。可以看出分量 IMF1 的 PCC 值最大, 约为 0.55, 随着 IMF 分量的阶数升高依次减小, 根据表 1 的一般评估标准得, IMF6 以后的分量 (不包含 IMF6) 的 PCC 值均在 0.00 ~ 0.19 极弱相关这一范围之内。因此, 可以得出前 6 阶 IMF 分量为噪声主导的 IMFs, 即第一个分界点 $j = 6$ 。

2) 自相关函数分析

为确定混叠 IMFs 与信号 IMFs 的分界点 k , 计算了各阶 IMF 分量的自相关函数并对其进行归一化处理, 如图 6 所示。

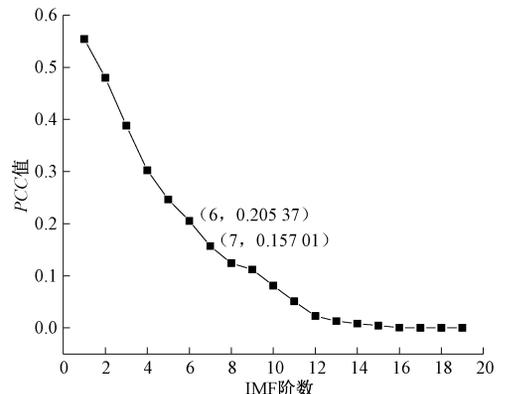


图 5 皮尔逊相关系数值

Fig.5 Pearson correlation coefficient

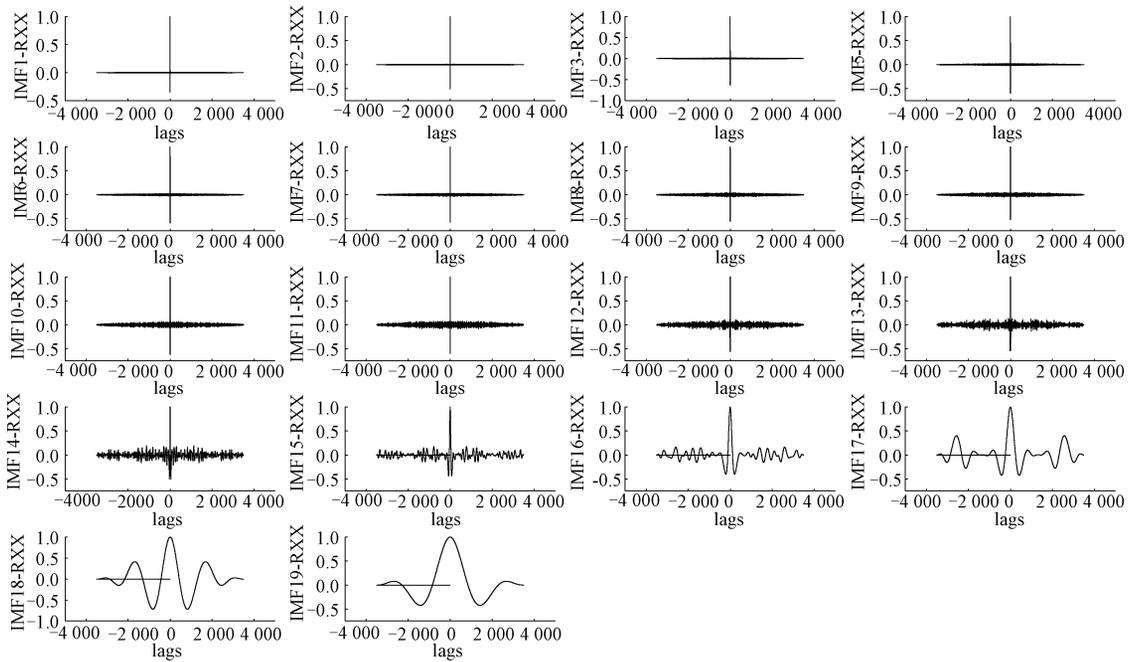


图6 每阶 IMF 分量的自相关函数

Fig.6 Autocorrelation function of each IMF

由噪声统计特性可以得出,以第 11 阶为分界点, $IMF_1 \sim IMF_{11}$ 自相关函数的函数值在零点处最大,其余点的函数值迅速衰减到 0,可以初步判定为含噪声分量,而 $IMF_{12} \sim IMF_{19}$ 自相关函数的函数值是存在一定规律变化的,可以初步判定为信号分量。

为进一步准确确定第 2 个分界点 k , 求取各阶 IMF 自相关函数的方差,如图 7 所示,根据方差阈值法可知,前 11 阶的 IMF 分量的自相关函数的方差均小于 0.001,而 12 阶到 18 阶分量自相关函数的方差明显大于 0.001,且成指数形式上升。因此,可准确确定 $IMF_7 \sim IMF_{11}$ 为噪声和信号混叠的 IMFs 分量。

接下来分别对 $IMF_7 \sim IMF_{11}$ 信号进行建模,建模结果记录在表 4 中。

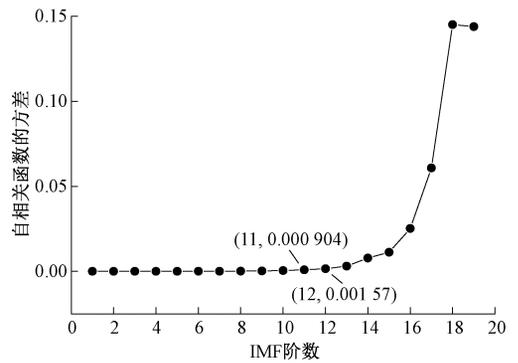


图7 每阶 IMF 自相关函数的方差

Fig.7 Variance of ACF of each IMF

表 4 $IMF_7 \sim IMF_{11}$ 建模结果

Table 4 Modeling results of $IMF_7 \sim IMF_{11}$

分量信号	模型	φ_1	φ_2	φ_3	φ_4	φ_5	φ_6
IMF_7	AR(4)	-3.723 6	5.223 6	-3.271 7	0.772 1		
IMF_8	AR(6)	-2.953 7	2.561 2	-0.211 7	-0.151 0	-0.536 5	0.291 9
IMF_9	AR(4)	-2.534 3	1.633 0	0.339 3	-0.438 0		
IMF_{10}	AR(6)	-2.229 4	1.234 1	0.000 184 9	0.000 124 56	0.211 1	-0.216 1
IMF_{11}	AR(4)	-2.274 0	1.274 3	0.273 8	-0.274 0		

对以上所建模型进行 Kalman 滤波,滤波更新后,根据式(7)对信号进行重构,重构结果如图 8 所示,可以看出有明显的去噪效果。

3.2 不同方法去噪结果对比

为了验证本文提出的改进方法的有效性,此处采用 3 种不同方案分别对同一组数据进行去噪处理,方案 1:直接建

模滤波; 方案 2: 传统 EMD 去噪; 方案 3: 本文方法。

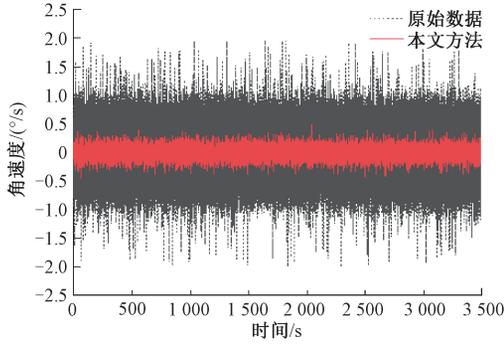


图 8 本文方法去噪结果

Fig.8 Denoising result of the proposed method

各方案去噪结果如图 9 所示。同时分别计算了 3 种方法去噪后信号的均值、标准差和信噪比, 计算结果如表 5 所示。

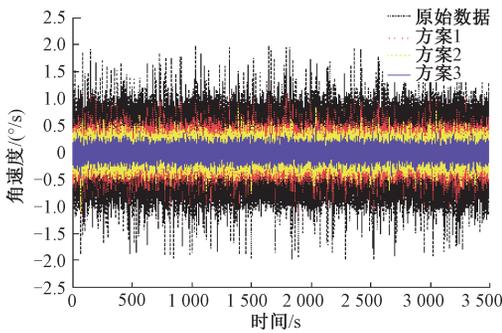


图 9 各方案去噪结果对比

Fig.9 Denoising results comparison of each scheme

表 5 各方案去噪结果对比

Table 5 Denoising results comparison of each scheme

项目	均值/(°/s)	标准差/(°/s)	信噪比/dB
原始信号	0.279 4	0.352 0	19.846 8
方案 1	0.153 4	0.193 6	24.492 0
方案 2	0.121 5	0.153 5	29.973 6
方案 3	0.073 1	0.091 5	31.323 1

由表 5 可得, 经过 3 种不同方案的去噪, 原始信号的均值和误差均有不同程度的减小, 且信噪比均有不同程度的提高, 其中本文提出的方案 3 效果最为明显, 均值、标准差均为最小, 信噪比为最大。相比原始信号、方案 1 和方案 2, 方案 3 的均值分别降低了 74%, 52%, 40%, 标准差分别降低了 74%, 53%, 40%, 信噪比分别提高了 23.4%, 51%, 57.8%。但方案 3 相比方案 2 的信噪比的改善不是很明显, 不过从图 9 可以看出, 方案 3 处理后的信号的完整性和平滑性相对较好, 信号更加平滑, 减少了

很多尖峰。为进一步验证本文提出方案 3 的效果, 又设计了 Allan 方差对比分析和惯导解算分析实验。

3.3 Allan 方差对比分析

Allan 方差分析法能够识别出不同时域不同类型的随机误差, 可将误差项分为量化噪声、角度随机游走、零偏不稳定性、角速率随机游走、速度斜坡 5 项误差项, 并定量分析出各项误差系数^[15]。

3 种方案得到的信号的 Allan 方差双对数图, 如图 10 所示, 可直观看出, 原始信号 Allan 方差最大, 本文提出的方案 3 的 Allan 方差最小。此外, 通过拟合的方法分别求得原始信号和 3 种方案分别处理之后的信号的各项误差项系数, 并记录在表 6 中, 表中各参数 Q 、 N 、 B 、 K 、 R 分别为量化噪声系数、角度随机游走系数、零偏不稳定性系数、角速率随机游走系数和速度斜坡系数(为方便运算, 将单位 $^{\circ}/s$ 转化为 $^{\circ}/h$)。

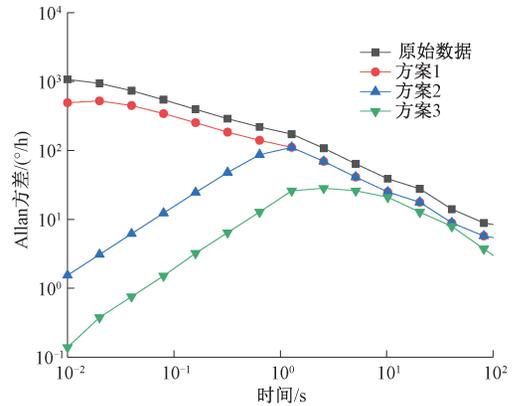


图 10 各方案 Allan 方差对比

Fig.10 Allan variance comparison of each scheme

表 6 各方案信号误差项系数对比表

Table 6 Comparison of signal error term coefficients of each scheme

项目	$Q/$ ($^{\circ}$)	$N/$ ($^{\circ}/h^{1/2}$)	$B/$ ($^{\circ}/h$)	$K/$ ($^{\circ}/h^{3/2}$)	$R/$ ($^{\circ}/h^2$)
原始信号	3.2×10^{-3}	0.012 7	15.845 4	6.113 4	0.359 1
方案 1	2.7×10^{-3}	0.009 8	12.743 8	4.923 4	0.289 3
方案 2	$9.550 7 \times 10^{-4}$	0.003 8	11.683 4	3.584 9	0.207 7
方案 3	$8.153 0 \times 10^{-4}$	0.003 0	6.775 2	0.922 1	0.042 4

由表 6 可得, 各项误差项系数经过 3 种方案, 分别有不同程度的减小, 且经方案 3 处理之后信号各误差项系数均最小; 与原始信号的各项误差项系数相比, 经方案 3 处理后的信号各误差项系数 Q 、 N 、 B 、 K 、 R 分别降低了 80%, 81%, 62%, 72%, 77%, 充分说明本文提出的方法去噪效果最好。

3.4 惯导解算与分析

抑制陀螺仪的随机误差,其最终目的是提高惯性导航系统的导航精度,所以惯导解算的姿态角、速度、位置信息能更加直接地反映算法的优劣。

实验所用装置仍为上述图2 惯性平台测试系统,采样频率为 100 Hz,采样时间为 50 s,对所采集数据进行惯导解算,同时与刘晓光等^[16]提出的基于自相关特性的经验模态分解微机械陀螺去噪方法作对比,设定以下方案。

方案 1:陀螺原始数据进行解算;

方案 2:文献[16]方法处理后数据解算;

方案 3:本文方法处理后陀螺数据解算。

1) 各方案惯导解算姿态角误差分析

3 种方案解算的三轴姿态角误差结果如图 11 所示,对应的均值和标准差如表 7 所示。结果表明,本文提出的方案 3 误差最小,横滚角、俯仰角、航向角误差的均值降到了 0.0919° , 0.0548° , 0.0809° , 标准差降到了 0.0527° , 0.0318° , 0.0463° 。相比方案 2,均值降低了 7.5%, 14.8%, 8.8%; 标准差降低了 7.5%, 15.2%, 9.2%。

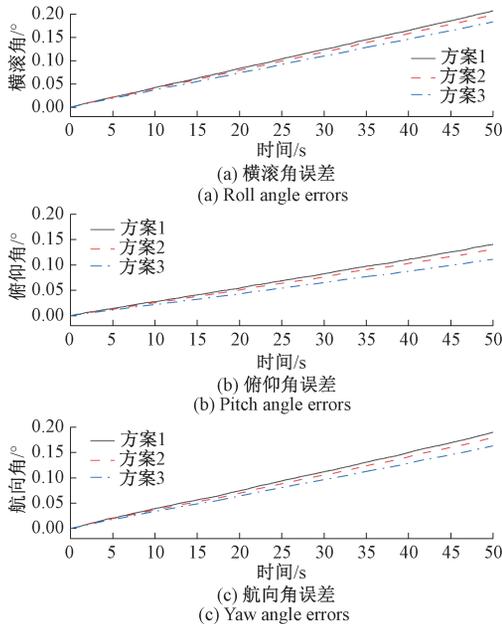


图 11 各方案姿态角误差对比

Fig.11 Attitude angle error comparison of each scheme

2) 各方案惯导解算速度误差分析

3 种方案解算的东向和北向速度误差结果如图 12 所示,对应的均值和标准差比较如表 8 所示。结果表明,本文提出的方案 3 效果同样比方案 2 效果更明显,北向速度误差和东向速度误差的均值降到了 -0.0410 m/s, 0.1046 m/s, 相比方案 2 降低了 26%、16%; 标准差分

表 7 各方案姿态角误差的均值和标准差

Table 7 Mean and standard deviation of attitude angle error of each scheme ($^\circ$)

方案	参数	横滚角 误差	俯仰角 误差	航向角 误差
方案 1	均值	0.103 7	0.069 3	0.094 1
	标准差	0.059 5	0.040 2	0.053 8
方案 2	均值	0.099 3	0.064 3	0.088 7
	标准差	0.057 0	0.037 5	0.051 0
方案 3	均值	0.091 9	0.054 8	0.080 9
	标准差	0.052 7	0.031 8	0.046 3

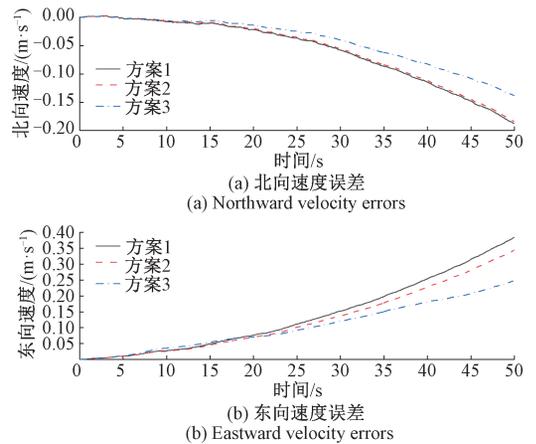


图 12 各方案速度误差对比

Fig.12 Velocity error comparison of each scheme

表 8 各方案速度误差的均值和标准差

Table 8 Mean and standard deviation of velocity error of each scheme (m/s)

方案	参数	北向速度误差	东向速度误差
方案 1	均值	-0.057 5	0.137 9
	标准差	0.055 9	0.112 0
方案 2	均值	-0.055 5	0.124 5
	标准差	0.054 9	0.100 0
方案 3	均值	-0.041 0	0.104 6
	标准差	0.041 2	0.071 0

别降到了 0.0412 m/s、 0.0710 m/s, 相比方案 2 降低了 25%、29%。

3) 各方案惯导解算位置误差分析

3 种方案解算的经度和纬度误差结果如图 13 所示,对应的均值和标准差比较如表 9 所示。经纬度误差的变化同东向速度北向速度误差变化曲线类似。同样,本文提出的方案 3 对位置信息最大程度优化,经度误差和纬

度误差的均值降到了 0.789 2 m, -0.184 9 m, 相比方案 2 提高了 6.2%, 27.3%; 标准差分别降到了 0.755 3 m, 0.228 2 m, 相比方案 2 提高了 14%, 26.6%。

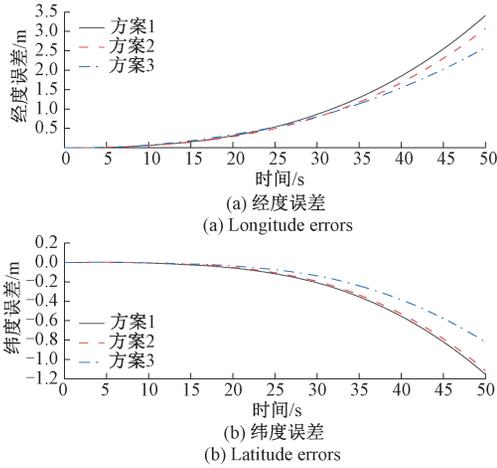


图 13 各方案位置误差对比

Fig.13 Position error comparison for each scheme

表 9 各方案位置误差的均值和标准差

Table 9 Mean and standard deviation of position error of each scheme (m)

方案	参数	经度误差	纬度误差
方案 1	均值	0.924 5	-0.268 0
	标准差	0.972 3	0.321 9
方案 2	均值	0.841 2	-0.254 5
	标准差	0.878 0	0.310 7
方案 3	均值	0.789 2	-0.184 9
	标准差	0.755 3	0.228 2

综合以上分析,对惯性导航解算的姿态、速度、位置信息也均有明显的优化,相比于文献[16]所提出的方法,又进一步抑制了惯导的误差发散,提高了惯导的解算精度。

4 结 论

本文在传统 EMD 算法的基础上,提出一种筛选机制,结合皮尔逊相关系数准则和噪声统计特性将 IMF 分为 3 类,分别为噪声 IMF 分量,混叠 IMF 分量和信号 IMF 分量;并针对混叠 IMF 分量进行建模滤波处理,最后进行信号重构。利用某型号的 MEMS 陀螺仪进行试验,验证算法的性能,实验结果表明,本文提出的方法去噪效果优于直接建模滤波法和传统 EMD 去噪法,并且相比文献[16]的方法,对惯性导航解算的姿态、速度、位置

信息也均有明显的优化。充分证明该方法对信号有明显的抑制随机误差的效果,极大地改善了信号的质量,提高了惯导的解算精度,对于工程应用有一定的指导意义。

参考文献

[1] 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]. Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(8):2062-2070.

[2] ZHANG O, WEI X Y. De-noising of magnetic flux leakage signals based on wavelet filtering method [J]. Research in Nondestructive Evaluation, 2019, 30 (5): 269-286.

[3] 陈家益,战荫伟,曹会英,等.连续可微阈值函数与尺度阈值的小波去噪 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32 (10): 169-176.
CHEN J Y, ZHAN Y W, CAO H Y, et al. Wavelet denoising based on continuous differentiable threshold function and scale threshold [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32 (10): 169-176.

[4] 吴红卫,李铨,顾思洪.小波滤波在时间同步系统中应用研究 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40 (2): 182-189.
WU H W, LI D, GU S H. Application research of wavelet filtering in time synchronization system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40 (2): 182-189.

[5] 何怡刚,陈张辉,李兵,等.改进 AFSA-BP 神经网络的湿度传感器温度补偿研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32 (7): 95-100.
HE Y G, CHEN ZH H, LI B, et al. Research on temperature compensation for humidity sensor of improved AFSA-BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32 (7): 95-100.

[6] JIANG C H, CHEN S, CHEN Y W, et al. Performance analysis of a deep simple recurrent unit recurrent neural network (SRU-RNN) in MEMS gyroscope de-noising [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2018, 18 (12): 1-15.

[7] NAYAK J, TERRA M H, SABAT S L. ARMA model based adaptive unscented fading Kalman filter for reducing drift of fiber optic gyroscope [J]. Sensors & Actuators: A. Physical, 2016 (12): 42-51.

[8] 孙伟,文剑,张远,等. MEMS 陀螺仪随机误差的辨识与降噪方法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31 (1): 15-20.

- SUN W, WEN J, ZHANG Y, et al. Research on random error identification and denoising method of MEMS gyroscope [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(1): 15-20.
- [9] FENG D C, LIANG L S, LI C J. Prediction and analysis of O_3 based on the ARIMA model [J]. Instrumentation, 2017, 4(2): 44-52.
- [10] 马云飞, 贾希胜, 胡起伟, 等. 基于 EMD 和 BCS 的振动信号数据修复方法 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 154-162.
- MA Y F, JIA X SH, HU Q W, et al. Vibration signal repairing method based on EMD and BCS [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3): 154-162.
- [11] 耿读艳, 王晨旭, 赵杰, 等. 基于 CEEMDAN-PE 的心冲击信号降噪方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6): 155-161.
- GENG D Y, WANG CH X, ZHAO J, et al. Research on BCG signal de-noising method based on CEEMDAN and PE [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 155-161.
- [12] 朱红求, 陈俊名, 李勇刚, 等. 多金属离子极谱信号的改进经验模态分解降噪 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(11): 11-18.
- ZHU H Q, CHEN J M, LI Y G, et al. Denoising of second order derivative polarographic signals of multi-metal ions based on improved EMD [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(11): 11-18.
- [13] 安华, 王国锋, 王喆, 等. 基于深度学习理论的刀具状态监测及剩余寿命预测方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(9): 64-70.
- AN H, WANG G F, WANG ZH, et al. Deep learning-based method for tool condition monitoring and remaining useful life prediction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(9): 64-70.
- [14] MENG H, LIU F, QU J T. Denoising algorithm of Φ - OTDR signal based on clear iterative EMD interval-thresholding [J]. Optics Communications, 2019, 453(1): 1-7.
- [15] 张淋, 高伟, 李倩. 冷原子干涉陀螺仪实现及其性能分析 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7): 11-18.
- ZHANG L, GAO W, LI Q. Realization and performance analysis of gyroscope based on cold atom interference [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 11-18.
- [16] 刘晓光, 郝沙沙, 王光磊, 等. 基于自相关特性的经验模态分解微机械陀螺去噪方法 [J]. 中国惯性技术学报, 2016, 24(4): 537-541.
- LIU X G, HAO SH SH, WANG G L, et al. Micro mechanical gyro denoising method based on EMD autocorrelation [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2016, 24(4): 537-541.

作者简介



杨菊花, 1998 年于兰州铁道学院获得学士学位, 2005 年于兰州交通大学获得硕士学位, 现为兰州交通大学博士研究生、兰州交通大学交通运输学院副教授, 主要研究方向为交通运输规划与管理。

E-mail: yangjuhua@mail.lzjtu.cn

Yang Juhua received her B. Sc. degree from Lanzhou Railway Institute in 1998, received her M. Sc. degree from Lanzhou Jiaotong University in 2005. She is currently a Ph. D. candidate and associate professor in the School of Traffic and Transportation at Lanzhou Jiaotong University. Her main research interests include transportation planning and management.



刘洋 (通信作者), 2018 年于周口师范学院获得学士学位, 现为兰州交通大学硕士研究生, 主要研究方向为惯性导航与组合导航。

E-mail: lyangf999@163.com

Liu Yang (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Zhoukou Normal University in 2014. She is currently a M. Sc. candidate at Lanzhou Jiaotong University. Her main research interests include inertial navigation and integrated navigation.