

引用格式:刘文超,郑小兵,王荣颖,等.基于角速度估计的MEMS陀螺随机误差动态滤波方法[J].电光与控制,2021,28(5):79-84. LIU W C, ZHENG X B, WANG R Y, et al. MEMS gyroscope random error dynamic filtering based on angular velocity estimation[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(5):79-84.

基于角速度估计的MEMS陀螺随机误差动态滤波方法

刘文超¹, 郑小兵¹, 王荣颖², 李曦¹

(1. 中国人民解放军91550部队,辽宁大连 116023; 2. 海军工程大学,武汉 430033)

摘要:针对MEMS陀螺仪受随机误差影响较大需要进行滤波处理,采用时间序列分析法建立的随机误差模型无法直接用于动态条件下滤波的问题,提出了一种基于角速度估计的随机误差动态滤波方法。首先,采用时间序列分析法对MEMS陀螺仪随机误差进行分析与模型构建;然后,将角速度估计假设模型建模为三维线性模型,并与陀螺仪随机误差模型结合构建动态滤波模型;最后,采用强跟踪卡尔曼滤波方法直接估计出角速度值以实现随机误差滤波,并进行试验验证。结果表明:无论是静态还是动态条件下,该滤波方法估计的角速度值精度均较高,可以有效降低MEMS陀螺仪的随机误差,提升MEMS陀螺仪精度。

关键词: MEMS陀螺仪; 随机误差; 角速度估计模型; 强跟踪卡尔曼滤波

中图分类号: V241.5 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2021.05.018

MEMS Gyroscope Random Error Dynamic Filtering Based on Angular Velocity Estimation

LIU Wenchao¹, ZHENG Xiaobing¹, WANG Rongying², LI Xi¹

(1. No. 91550 Unit of PLA, Dalian 116023, China; 2. Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: To solve the problems that the MEMS gyroscope is greatly affected by random error and filtering is needed, and the random error model established by time series analysis method cannot be directly applied to the dynamic filtering, a random error dynamic filtering method based on angular velocity estimation model is proposed. Firstly, analysis is made to the MEMS gyroscope random error and the model is established by using time series analysis method. Then, the angular velocity estimation hypothesis model is established as a three-dimensional linear model, which is combined with gyroscope random error model to form a dynamic filtering model. Finally, strong tracking Kalman filter method is used directly to estimate the angular velocity value for realizing random error filtering, and experimental verification is made. The results show that: The angular velocity value estimation accuracy of this filtering method is high under both static and dynamic conditions, and it can effectively reduce the random error of MEMS gyroscope and improve its accuracy.

Key words: MEMS gyroscope; random error; angular velocity estimation model; strong tracking Kalman filtering

0 引言

MEMS陀螺仪作为一种具有成本低、体积小、重量轻、功耗小、性能稳定等多项优点的惯性测量器件,在低成本、低精度姿态测量系统领域中被广泛应用^[1]。陀螺仪输出角速度信息的精确性直接决定了姿态测量

系统的精度,其输出误差包括确定性误差和随机误差两类。通常情况下,确定性误差可以通过试验标定的方法予以较为精确补偿,而随机误差没有确定的规律,成为制约陀螺仪精度的主要因素,也必须采取适当滤波补偿方法以降低随机误差的影响^[2]。

随机误差的滤波补偿方法分为两类:一类是不需要构建随机误差模型的滤波补偿方法,常用的方法有数字滤波、小波降噪、经验模态分解等,数字滤波会存在有用信息被滤除和时延问题^[3],小波降噪存在小波函数、分解层数和阈值选择问题影响滤波效果以及计算量大影响计算实时性的问题^[4],经验模态分解法也

收稿日期:2020-10-02 修回日期:2021-04-11

基金项目:国家自然科学基金(41506220)

作者简介:刘文超(1988—),男,山东五莲人,博士,工程师,研究方向为惯性导航技术,liuwc_2016@163.com。

存在部分有用信息被舍弃的现象影响降噪效果^[5];另一类是先建立随机误差的数学模型,再对该模型进行误差滤波补偿的方法,常用的建模方法有 Allan 方差法、神经网络法、时间序列分析法等,Allan 方差法主要用于陀螺仪误差指标项的辨识,以此建立的误差模型也较为复杂^[6-7],神经网络法由于其自身算法存在的过拟合、局部极小、网络构建复杂等问题会影响模型的准确度和复杂度^[8-9],而时间序列分析法建模具有计算简单、建模灵活、模型稳定性好等优点,且建立的模型可通过直接设计卡尔曼滤波器对陀螺仪随机误差进行补偿^[10]。

然而目前大部分研究集中于静态情况下的陀螺仪随机误差的建模和滤波,未考虑动态情况下滤波性能^[11-12]。针对时间序列分析构建的模型不能直接应用于动态情况下滤波的问题,本文通过构建角速度估计假设模型,提出了一种基于角速度估计的陀螺随机误差动态滤波方法,通过直接估计动态角速度以提升 MEMS 陀螺仪随机误差的动态滤波性能。

1 随机误差时间序列建模

MEMS 陀螺仪的实际角速度输出模型^[13]可表示为

$$\omega_e = \omega + S\omega + K\omega + \varepsilon_0 + \varepsilon_w \quad (1)$$

式中: ω_e 为陀螺仪实际输出角速度; ω 为真实角速度; S 为陀螺仪标度因数误差系数; K 为陀螺仪非正交误差系数; ε_0 为陀螺仪零偏; ε_w 为陀螺仪随机误差。 S 、 K 、 ε_0 为确定性误差,可以通过试验进行标定,而 ε_w 为随机误差,没有确定性规律,需要采用数学方法对其进行建模。本文采用自回归滑动平均模型(ARMA)时间序列分析法进行建模,内容包括原始数据预处理、模型识别、模型定阶与参数估计^[14]。

1.1 原始数据预处理

将 ADIS16405 MEMS 惯性测量元件置于静止状态的高精度转台上,设置输出频率为 100 Hz,采集并保存 X 轴向的陀螺仪输出数据,结果如图 1 所示。

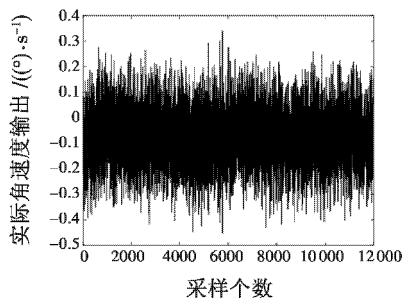


图 1 MEMS 陀螺仪实际角速度输出

Fig. 1 Actual angular velocity output of MEMS gyroscope

为满足测试数据建模零均值、平稳性要求,需对原

始数据进行预处理,内容包括野值剔除、零均值处理、去除趋势项,在此基础上检验数据的平稳性,具体步骤如下所述。

1) 野值剔除。采用莱依达法则来剔除采集数据中的异常值,采集数据的均值为 -0.0738 ($^{\circ}$)/s、标准差为 0.106 ($^{\circ}$)/s,因此对 $(-0.391$ ($^{\circ}$)/s, 0.243 ($^{\circ}$)/s) 范围外数据进行剔除。

2) 零均值处理。采用求均值的方法进行零均值处理,已知数据的均值为 -0.0738 ($^{\circ}$)/s,将采集数据减去该均值,得到零均值陀螺仪随机误差数据。

3) 去除趋势项。采用最小二乘法多项式拟合法拟合出数据的趋势项,并进行提取去除,趋势项结果如图 2 所示,可以看出,数据趋势项很小。

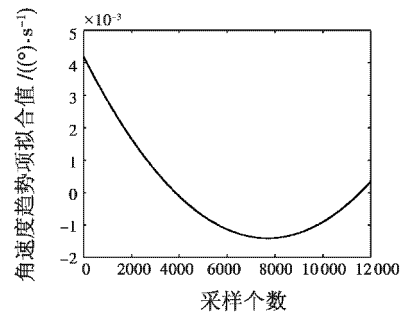


图 2 MEMS 陀螺仪角速度趋势项

Fig. 2 Angular velocity trend item of MEMS gyroscope

经野值剔除、零均值处理、去除趋势项后的数据如图 3 所示。

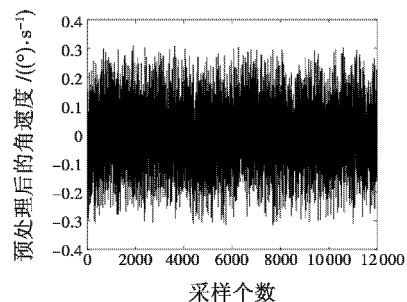


图 3 预处理后的 MEMS 陀螺仪实际角速度输出

Fig. 3 Actual angular velocity output of MEMS gyroscope after pretreatment

4) 平稳性检验。采用增广迪基-富勒(ADF)检验法进行平稳性检验,使用 Matlab 内部函数 *adftest* 输出结果为 1,表明数据满足平稳性。

1.2 时间序列模型识别

ARMA 模型是工程上常用的时间序列模型,用符号 $ARMA(p, q)$ 表示,数学公式为

$$x_k = \varphi_1 x_{k-1} + \varphi_2 x_{k-2} + \cdots + \varphi_p x_{k-p} + w_k - \theta_1 w_{k-1} - \theta_2 w_{k-2} - \cdots - \theta_q w_{k-q} \quad (2)$$

式中: x_k 为时间序列; w_k 为零均值白噪声; p 为自回归

阶数; q 为滑动平均阶数; $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ 为自回归系数; $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ 为滑动平均系数。

特别的, 当 $p=0$ 时, 模型将变为 $MA(q)$ 模型, 当 $q=0$ 时, 模型则变为 $AR(q)$ 模型。

陀螺仪随机误差时间序列具体采用何种模型可依据样本序列的自相关函数和偏相关函数的特性来确定。经分析, 样本序列自相关函数和偏相关函数如图4所示。

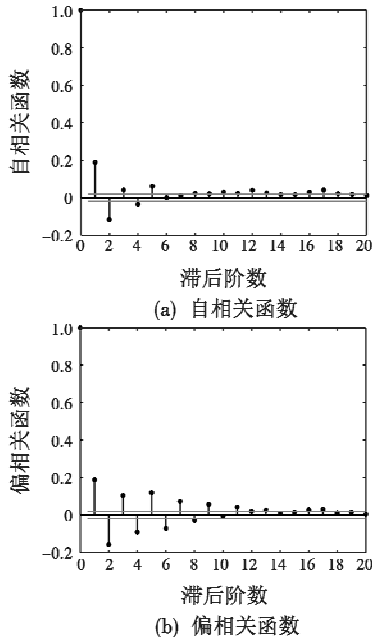


图4 自相关与偏相关函数

Fig. 4 Autocorrelation function and partial correlation function

从图4中可以看出, 自相关函数和偏相关函数均出现“拖尾”现象, 因此, 陀螺仪随机误差可以采用 ARMA 模型。

1.3 时间序列模型定阶与参数估计

考虑到实际工程应用, 一般情况下, 陀螺随机误差模型的阶次不超过3, 且 ARMA 模型阶数 $p \geq q$, 分别对 $ARMA(1,1), ARMA(2,1), ARMA(3,1), ARMA(2,2), ARMA(3,2)$ 和 $ARMA(3,3)$ 模型进行参数估计, 并利用赤池信息准则(AIC)计算各模型的 AIC 值, 结果见表1。

表1 ARMA 模型 AIC 值计算结果

Table 1 ARMA model AIC value calculation results

模型类别	AIC 值	模型类别	AIC 值
$ARMA(1,1)$	-4.9239	$ARMA(2,2)$	-5.0119
$ARMA(2,1)$	-4.9384	$ARMA(3,2)$	-4.9514
$ARMA(3,1)$	-4.9472	$ARMA(3,3)$	-5.0232

从表1可以看出, 各个 ARMA 模型的 AIC 值相差非常小, 模型阶数对模型精度影响也较小, 综合考虑模型精度和模型阶数对滤波器维数及滤波计算量的影响, 选取 $ARMA(2,2)$ 模型用于陀螺仪随机误差建模,

结合参数估计结果可得模型数学表达式为

$$x_k = -1.028x_{k-1} - 0.3972x_{k-2} + w_k + 1.636w_{k-1} + 0.6622w_{k-2} \quad (3)$$

式中, w_k 为满足均值为0、标准差为0.0013 (°)/s 的高斯白噪声。

2 随机误差动态滤波器设计

2.1 陀螺仪随机误差动态滤波模型

2.1.1 陀螺仪随机误差静态滤波状态方程

根据建立的 $ARMA(2,2)$ 模型可得随机误差滤波器的状态方程为

$$X_k^g = \Phi_{k,k-1}^g X_{k-1}^g + \Gamma_{k,k-1}^g W_{k-1}^g \quad (4)$$

式中: $X_k^g = [x_k \ x_{k-1}]^T$ 为系统状态; $W_{k-1}^g = [w_k \ w_{k-1}]^T$ 为系统噪声; $\Phi_{k,k-1}^g = \begin{bmatrix} -1.028 & -0.3972 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$ 为状态转移矩阵; $\Gamma_{k,k-1}^g = \begin{bmatrix} 1 & 1.636 & 0.6622 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ 为噪声驱动

矩阵。

式(4)状态方程是基于预处理后的静态条件下数据建立的模型, 适用于静态条件下数据事后滤波处理, 不能用于动态数据的滤波。而在动态条件下, 陀螺仪的输出由经确定性误差补偿后的角速度和随机误差两部分组成。因此, 可以先估计出角速度信息后扣除其角运动条件对随机误差滤波的影响, 再进行随机误差滤波。但是, 由于角速度估计和随机误差滤波采用的方法均为卡尔曼滤波方法, 因此, 估计角速度与随机误差滤波可同时并行, 即通过直接估计角速度来实现随机误差动态滤波。

2.1.2 角速度估计状态方程

常用的角速度估计模型有常值角速度模型、白噪声角速度模型等, 但这些简化模型一定程度上影响角速度的估计精度^[15]。为此, 本文构建了三维的角速度线性模型, 以 $X_k^\omega = [\omega_k \ \dot{\omega}_k \ \ddot{\omega}_k]^T$ 为状态量, $\omega_k, \dot{\omega}_k, \ddot{\omega}_k$ 分别为角速度、角加速度和角加速度的导数, 依据运动学关系可得角速度估计状态方程为

$$X_k^\omega = \Phi_{k,k-1}^\omega X_{k-1}^\omega + \Gamma_{k,k-1}^\omega W_{k-1}^\omega \quad (5)$$

式中: $\Phi_{k,k-1}^\omega = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T & 1/2\Delta T^2 \\ 0 & 1 & \Delta T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 为状态转移矩阵, ΔT

为采样周期; $\Gamma_{k,k-1}^\omega = [0 \ 0 \ 1]^T$ 为噪声驱动矩阵; W_{k-1}^ω 为角加速度导数的系统噪声。

由式(4)和式(5)可得随机误差动态滤波器的状态方程为

$$X_k = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + \Gamma_{k,k-1} W_{k-1} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{X}_k = [x_k \quad x_{k-1} \quad \omega_k \quad \dot{\omega}_k \quad \ddot{\omega}_k]^\top$ 为滤波模型状态量; $\mathbf{W}_{k-1} = [w_k \quad w_{k-1} \quad w_{k-2} \quad \mathbf{W}_{k-1}^\omega]^\top$ 为滤波模型系统噪声; $\Phi_{k,k-1} = \begin{bmatrix} \Phi_{k,k-1}^\sigma & \mathbf{0}_{2 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 2} & \Phi_{k,k-1}^\omega \end{bmatrix}$ 为滤波模型状态转移矩阵; $\Gamma_{k,k-1} = \begin{bmatrix} \Gamma_{k,k-1}^\sigma & \mathbf{0}_{3 \times 1} \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & \Gamma_{k,k-1}^\omega \end{bmatrix}$ 为滤波模型噪声驱动矩阵。

2.1.3 陀螺仪随机误差滤波量测方程

由于 k 时刻陀螺仪的输出 ω_{ck} 包括经确定性误差补偿后的角速度以及随机误差,即

$$\omega_{ck} = x_k + \omega_k \quad (7)$$

因此,将陀螺仪的输出作为观测量 \mathbf{Z}_k , 可得观测方程为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (8)$$

式中: $\mathbf{H}_k = [1 \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad 0]^\top$ 为观测矩阵; \mathbf{V}_k 为观测噪声。

综上所述,式(6)和式(8)共同组成了陀螺仪随机误差动态滤波模型,采用该模型可以直接估计出角速度值,以实现随机误差的滤波。

2.2 强跟踪卡尔曼滤波器

对于上述陀螺仪随机误差动态滤波模型可以采用卡尔曼滤波方法进行状态估计和滤波处理,基本卡尔曼滤波方法的具体步骤如下所述:

1) 状态一步预测

$$\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1}; \quad (9)$$

2) 一步预测均方差

$$\mathbf{P}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^\top + \Gamma_{k,k-1} \mathbf{Q}_k \Gamma_{k,k-1}^\top \quad (10)$$

式中, \mathbf{Q}_k 为系统噪声矩阵;

3) 滤波增益计算

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^\top (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^\top + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (11)$$

式中, \mathbf{R}_k 为观测噪声矩阵;

4) 状态估计

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}); \quad (12)$$

5) 状态估计均方差

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k,k-1} \quad (13)$$

式中, \mathbf{I} 为单位矩阵。

采用基本卡尔曼滤波方法进行滤波处理必须要求系统模型是准确的,但在实际工程应用中,陀螺仪随机误差动态滤波模型可能会存在陀螺仪噪声统计特性不准确、ARMA 模型参数发生变动以及角速度估计模型简化处理与实际角运动不匹配等问题,使得所构建的系统模型与其所描述的系统不再一致,影响系统模型准确性,进而影响滤波性能。

针对上述问题,为了提升陀螺仪随机误差动态滤波方法的鲁棒性和精确性,应用强跟踪卡尔曼滤波方

法,该方法借鉴衰减记忆滤波思想,将渐消因子引入状态预测误差协方差阵,从而实时调整滤波增益矩阵,强迫滤波残差序列保持相互正交,实现滤波器具有跟踪系统状态变化的能力^[16]。

强跟踪卡尔曼滤波方法与标准卡尔曼滤波方法的区别在于式(10)中引入了渐消因子 s_k , 即

$$\mathbf{P}_{k,k-1} = s_k \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^\top + \Gamma_{k,k-1} \mathbf{Q}_k \Gamma_{k,k-1}^\top \quad (14)$$

由于 $s_k > 1$, $\mathbf{P}_{k,k-1}$ 值会变大, \mathbf{K}_k 值也会相应变大,因此,利用当前时刻量测信息的权重也将增加,降低了对过去时刻量测信息的权重,运用此原理来自适应调节由模型不准确引起的滤波精度降低的问题。

渐消因子 s_k 为

$$s_k = \begin{cases} \tilde{s}_k & \tilde{s}_k > 1 \\ 1 & \tilde{s}_k \leq 1 \end{cases} \quad (15)$$

式中, $\tilde{s}_k = \frac{\text{tr } \mathbf{N}_k}{\text{tr } \mathbf{M}_k}$, tr 为矩阵迹算子, $\mathbf{M}_k, \mathbf{N}_k$ 分别为

$$\begin{cases} \mathbf{M}_k = \mathbf{H}_k \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^\top \mathbf{H}_k^\top \\ \mathbf{N}_k = \tilde{\mathbf{V}}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{H}_k^\top - \mathbf{R}_k \end{cases} \quad (16)$$

式中, $\tilde{\mathbf{V}}_k$ 为新息序列的协方差矩阵, 即

$$\tilde{\mathbf{V}}_k = \begin{cases} \boldsymbol{\varepsilon}_1 \boldsymbol{\varepsilon}_1^\top & k=1 \\ \rho \tilde{\mathbf{V}}_{k-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k^\top & k \geq 2 \end{cases} \quad (17)$$

式中: $\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$ 为新息序列, k 为自然数; ρ 为遗忘因子。

3 试验验证与结果分析

为了验证上述方法的正确性,分别设置静态和动态试验,采集 MEMS 陀螺仪原始数据,采用基于角速度估计的 MEMS 陀螺仪随机误差动态滤波方法对随机误差进行滤波补偿。

3.1 静态试验

将 ADIS16405 MEMS 惯性器件置于静止状态的高精度转台上,设置输出频率为 100 Hz,采集 X 轴向的陀螺仪输出数据,采用本文方法进行滤波处理,滤波结果如表 2 和图 5 所示。

表 2 静态试验滤波前后误差均值和标准差对比

Table 2 Error mean and standard deviation

before and after filtering in static test ($^\circ$)/s

	均值	标准差
滤波前	-0.0695	0.1042
滤波后	-0.0681	0.0063

从表 2 和图 5 可以看出,在静态条件下滤波后的角速度误差明显减少,标准差由 0.1042 ($^\circ$)/s 降低为

0.0063 (°)/s,因此,本文方法在静态条件下可有效降低随机误差,以减少对陀螺仪精度的影响。

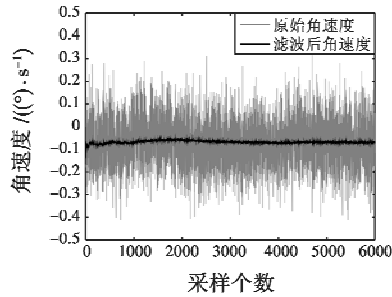


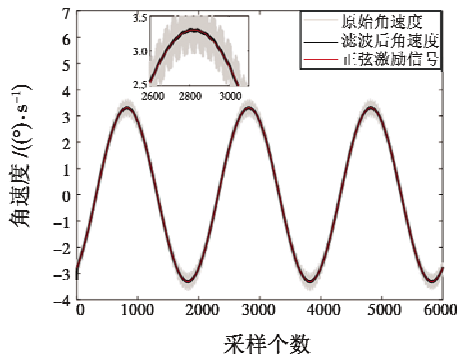
图5 静态试验滤波前后角速度对比图

Fig.5 Angular velocity before and after filtering in static test

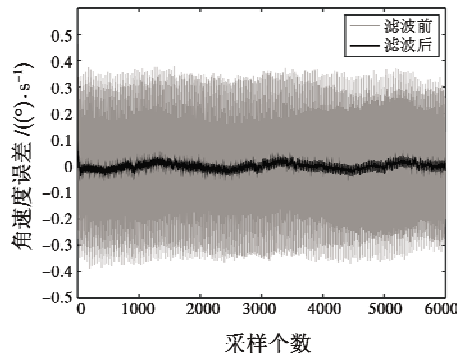
3.2 动态试验

在实际工程中, MEMS 惯性测量元件更多的是应用于动态条件下,因此,设置动态试验验证本文方法在动态条件下的滤波性能。

将 MEMS 惯性器件置于高精度转台上,给转台施加一个正弦激励信号,同时采集陀螺仪输出数据,采用本文方法进行滤波处理,滤波结果如图6和表3所示。



(a) 角速度对比



(b) 角速度误差对比

图6 动态试验滤波前后角速度及角速度误差对比

Fig.6 Angular velocity and its error before and after filtering in dynamic test

从图6和表3可以看出,在动态条件下,滤波后的角速度误差也明显减小,标准差由0.2226 (°)/s降低为0.0154 (°)/s,因此,本文方法同样适用于动态条件,可大幅减小随机误差对陀螺仪精度的影响,提升陀

螺仪精度性能。

表3 动态试验滤波前后误差均值和标准差对比

Table 3 Error mean and standard deviation before and after filtering in dynamic test (°)/s

	均值	标准差
滤波前	0.0008	0.2226
滤波后	0.0007	0.0151

4 结束语

针对 MEMS 陀螺仪采用时间序列分析法建立的随机误差模型无法直接用于动态滤波的问题,提出了一种基于角速度估计的随机误差动态滤波方法。通过对 MEMS 陀螺仪随机误差进行时间序列分析,建立了随机误差 ARMA(2,2)模型,结合构建角速度估计模型提出了随机误差动态滤波模型,并采用强跟踪卡尔曼滤波方法对随机误差进行实时滤波。试验结果表明:该方法可大幅降低随机误差对陀螺仪精度的影响,提升陀螺仪精度性能。

参考文献

[1] LIU F C, SU Z, ZHAO H, et al. Attitude measurement for high-spinning projectile with a hollow MEMS IMU consisting of multiple accelerometers and gyros [J]. Sensors, 2019, 19(8):1-25.

[2] ZHANG P Y, ZHAN X Q, ZHANG X, et al. Error characteristics analysis and calibration testing for MEMS IMU gyroscope [J]. Aerospace Systems, 2019, 2(2):97-104.

[3] 朱枫,张葆,李贤涛,等.基于强跟踪卡尔曼滤波的陀螺信号处理[J].吉林大学学报(工学版),2017,47(6):1868-1875.

[4] SONG J L, SHI Z Y, DU B H, et al. MEMS gyroscope wavelet de-noising method based on redundancy and sparse representation [J]. Microelectronic Engineering, 2019, 217:111112. 11-111112. 11.

[5] 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.

[6] 黎奇,白征东,赵思浩,等. Allan 方差方法分析环形激光陀螺仪噪声的性能评估[J].清华大学学报(自然科学版),2019,59(11):887-894.

[7] 王丽平,李杰,祝敬德.基于 Allan 方差的 MEMS 陀螺随机误差建模[J].计算机测量与控制,2015,23(10):3488-3491.

[8] 骞微著,杨立保.基于小波神经网络的光纤陀螺误差补偿方法[J].中国光学,2018,11(6):1024-1031.

[9] 赵明亮,汪立新,秦伟伟.基于状态扩增的 MEMS 陀螺

- 随机误差实时滤波研究[J]. 电光与控制, 2019, 26(5): 68-72.
- [10] CHEN M M, GAO G W. Research on MEMS gyroscope random error compensation algorithm based on ARMA model[J]. Applied Mechanics & Materials, 2014, 602-605: 891-894.
- [11] 曾庆化, 黄磊, 刘建业, 等. 基于 ARMA 模型的光纤陀螺随机噪声滤波方法[J]. 中国惯性技术学报, 2015, 23(1): 120-124.
- [12] 代金华, 张丽杰. 多准则 MEMS 陀螺随机误差在线建模与实时滤波[J]. 传感技术学报, 2016, 29(1): 75-79.
- [13] LI L. Random error recognition and noise reduction technology of MEMS gyro[C]//The International Conference on Artificial Intelligence and Computer Science, 2019: 713-716.
- [14] 孙伟, 吴增林, 耿诗涵, 等. ARMA 模型的 MEMS 陀螺随机误差卡尔曼补偿方法[J]. 测绘科学, 2017, 42(12): 52-56, 82.
- [15] 吕铁军, 蒋宏, 丁全心, 等. 基于角速度估计自适应的 IMM 目标跟踪算法[J]. 航空科学技术, 2012(1): 74-77.
- [16] 吴苗, 郭士萃, 许江宁. 强跟踪扩展卡尔曼滤波及其在捷联惯导初始对准中的应用[J]. 海军工程大学学报, 2019, 31(3): 12-16.
- (上接第 55 页)
- [4] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. Complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2011: 4144-4147.
- [5] 蔡念, 黄威威, 谢伟, 等. 基于互补自适应噪声的集合经验模式分解算法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(10): 2383-2389.
- [6] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine; theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1-3): 489-501.
- [7] HUANG G B, ZHOU H M, DING X J, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2012, 42(2): 513-529.
- [8] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy; a natural complexity measure for time series[J]. Physical Review Letters, 2002, 88(17): 174102.
- [9] HYVARINEN A, OJA E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis[J]. Neural Computation, 1997, 9(7): 1483-1492.
- [10] ZARZOSO V, COMON P. Robust independent component analysis by iterative maximization of the Kurtosis contrast with algebraic optimal step size[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2010, 21(2): 248-261.
- [11] YANG X S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm [M]//GONZÁLEZ J R, PELTA D A, CRUZ C, et al. Nature inspired cooperative strategies for optimization. Berlin: Springer, 2010.



请扫描二维码关注我刊