

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.01.003

MEMS 陀螺仪随机误差的辨识与降噪方法研究*

孙伟 文剑 张远 耿诗涵

(辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院 阜新 123000)

摘要:针对微机电系统(MEMS)陀螺仪随机误差成为制约其精度和应用范围的主要因素,提出基于回归滑动平均(ARMA)模型的卡尔曼滤波估计方法。首先基于Allan方差分析结果,确定出量化噪声、角度随机游走、零偏不稳定性是MEMS陀螺仪随机噪声主要组成部分;然后采用时间序列分析法对MEMS陀螺仪随机噪声的平稳性进行检验;最后基于随机漂移ARMA模型建立离散卡尔曼滤波方程对其开展误差估计与补偿。开展车载静、动态环境下的数字降噪与卡尔曼滤波估计补偿对比实验,结果表明基于ARMA模型的卡尔曼滤波估计法在MEMS陀螺仪随机误差补偿效果上具有更明显优势。

关键词: MEMS 陀螺;随机误差;卡尔曼滤波;Allan 方差

中图分类号: TN713 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Research on random error identification and denoising method of MEMS gyroscope

Sun Wei Wen Jian Zhang Yuan Geng Shihan

(School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

Abstract: Aiming at the random error of MEMS gyroscope is the main factor that restricts its precision and application range, the Kalman filter estimation method based on regression moving average (ARMA) model is proposed in this paper. Firstly, based on the results of Allan variance analysis, the quantization noise, angle random walk and zero bias instability are the main parts of the MEMS gyroscope random noise. Then, the stability of MEMS gyroscope random noise is tested by using time series analysis. Finally, based on the random drift of the auto-regressive moving average (ARMA) model, a discrete Kalman filter equation is built to actualize its error estimation and compensation. The results of static vehicle and dynamic environment of digital noise reduction and Kalman filtering compensation experiments show that the Kalman filter estimation method based on the ARMA model has more obvious advantages in MEMS Gyroscope random error compensation.

Keywords: MEMS gyroscope; random error; Kalman filter; Allan variance

1 引言

微机电系统(MEMS)陀螺仪因其具有体积小、成本

低和抗冲击能力强等优势在低成本惯性导航系统中得到应用。而MEMS陀螺仪自身存在的随机误差又是制约器件精度和稳定性提高的主要因素,现有加工工艺又限制了在陀螺仪物理结构上对随机误差的有效抑制^[1-4]。围

收稿日期:2016-07 Received Date: 2016-07

* 基金项目:国家自然科学基金(41304032)、高等学校博士学科点专项科研基金(新教师类)(20132121120005)、第8批中国博士后科学基金特别项目(2015T80265)、第58批中国博士后科学基金面上项目(2015M581360)、辽宁省高等学校杰出青年学者成长计划(LJQ2015044)、辽宁省自然科学基金(2015020078)、辽宁省“百千万人才工程”培养经费(辽百千万立项【2015】76号)、江西省数字国土重点实验室开放研究基金(DLLJ201501)、对地观测技术国家测绘地理信息局重点实验室开放基金(K201401)、地球空间环境与大地测量教育部重点实验室开放基金(14-01-05)、航空遥感技术国家测绘地理信息局重点实验室经费(2015B11)、精密工程与工业测量国家测绘地理信息局重点实验室开放基金(PF2015-13)、海岛(礁)测绘技术国家测绘地理信息局重点实验室项目(2014B05)资助

绕 MEMS 陀螺仪随机误差分离技术的研究工作主要集中在器件模型的细化以及去噪方法的研究上^[5-6]。目前,国内外学者对 MEMS 陀螺仪随机误差问题提出支持向量机(SVM)、粒子滤波以及遗传算法优化神经网络等新方法^[7-9]。由于 MEMS 陀螺漂移的随机时变性,使得难以建立准确、稳定的自回归(AR)模型,且低阶 AR 模型参数较少,很难完整描述陀螺仪漂移数据的特性,因此必须考虑非平稳时间序列的建模预测方法。典型的实时去噪方法主要包括数字滤波和小波降噪,而数字滤波最大的问题就是基于频率不同进行分离,存在有用信息被滤除以及延时的问题,小波降噪可以较好的完成随机噪声的分离,但是较大的计算量难以在当前实时解算平台中实现。针对上述问题,本文采用时间序列分析法检验 MEMS 陀螺随机噪声的平稳性,通过对 ARMA 模型定阶并建立离散卡尔曼(Kalman)滤波方程完成器件随机误差的辨识与分离,以此提高 MEMS 陀螺输出信噪比。

2 陀螺随机误差辨识

采用 Allan 方差对 MEMS 陀螺仪误差源及其噪声统计特性进行辨识后^[10-11],可确定出 MEMS 陀螺随机误差主要包括量化噪声(Q)、角度随机游走(N)、零偏不稳定性(B)、角速率随机游走(K)和速率斜率(R)。Allan 方差和陀螺随机噪声对应关系如表 1 所示。

表 1 Allan 方差与陀螺仪噪声系数对应关系

Table 1 Corresponding relationship between Allan variance and gyroscope noise coefficient

误差类型	双对数曲线斜率	Allan 方差	单位
量化噪声	-1	$\delta_Q^2 = 3Q^2/t^2$	μrad
角度随机游走	-1/2	$\delta_N^2 = N^2/t$	$^\circ/\text{h}^{1/2}$
零偏不稳定性	0	$\delta_B^2 = (2\ln 2)B^2/\pi$	$^\circ/\text{h}$
角速率随机游走	1/2	$\delta_K^2 = tK^2/3$	$(^\circ/\text{h})/\text{h}^{1/2}$
速率斜率	1	$\delta_R^2 = R^2 t^2/2$	$(^\circ/\text{h})/\text{h}$

设 t_0 为陀螺随机数据采样时间, N 为采样点总和,构成序列(w_i)。将获得 N 个采样点分为 K 组,每组采样点记为 $M = N/K (M \leq (N-1)/2)$, 每组所用时间 $t = t_0 M$ 定义为相关时间,得到 K 组中每组陀螺输出平均值为:

$$\overline{w_k}(M) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M w_{(k-1)M+i} \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

Allan 方差计算方法如下:

$$\delta^2(t) = \frac{1}{2} \langle (\overline{w_{k+1}}(M) - \overline{w_k}(M))^2 \rangle =$$

$$\frac{1}{2(K-1)} \sum_{k=1}^{K-1} (\overline{w_{k+1}}(M) - \overline{w_k}(M))^2 \quad (2)$$

式中: $\langle \rangle$ 表示总体求平均。通过假设 MEMS 陀螺仪对各噪声源统计独立,可得到由 5 项误差平方和组成的 Allan 方差表达式^[12]:

$$\delta_{\text{total}(t)}^2 = \delta_Q^2(t) + \delta_B^2(t) + \delta_K^2(t) + \delta_N^2(t) + \delta_R^2(t) \quad (3)$$

式中: t 表示 Allan 方差分组后每组相关时间,其中各误差项都可表示正比于相关时间 t 的 $-2 \sim +2$ 次方形式,因此式(3)可简化为:

$$\delta_{\text{total}(t)}^2 = \sum_{n=-2}^2 B_n^2 t^n \quad (4)$$

根据不同的相关时间 t ,求得 Allan 方差。将式(4)中的多项式系数采用 MATLAB 最小二乘拟合后,根据表 1 得到陀螺仪量化噪声、角度随机游走、零偏不稳定性、角速率游走和速率斜率系数的函数关系如下:

$$\begin{aligned} Q &= 10^6 \pi \sqrt{B_{-2}/3} / (3\ 600 \times 180) \quad (\mu\text{rad/s}) \\ N &= \sqrt{B_{-1}}/60 \quad (^\circ/\text{h}^{1/2}) \\ B &= \sqrt{B_0}/0.664\ 3 \quad (^\circ/\text{h}) \\ K &= 60 \sqrt{3B_1} \quad ((^\circ/\text{h})/\text{h}^{1/2}) \\ R &= 3\ 600 \sqrt{2B_2} \quad (^\circ/\text{h}^2) \end{aligned} \quad (5)$$

3 MEMS 陀螺随机噪声的平稳性处理及检验

3.1 数据预处理

将实验室现有 MEMS 陀螺仪安装于三轴惯性测试转台且转台归零(图 1),静止预热 30 min 后以 100 Hz 采样频率连续采集 6 h 数据,截取其中 1 h 的数据进行分析处理,得到如图 2 所示陀螺仪原始漂移曲线。

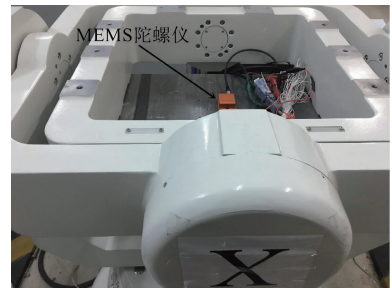


图 1 MEMS 陀螺仪与测试转台

Fig. 1 MEMS gyroscope and test turntable

为满足 MEMS 陀螺仪随机模型建立的准确性,论文分别从野值剔除、趋势项提取和零均值处理 3 个角度对 MEMS 陀螺仪输出数据进行预处理。

1) 野值剔除

根据莱依达准则判断粗大误差的依据是以 3 倍标准

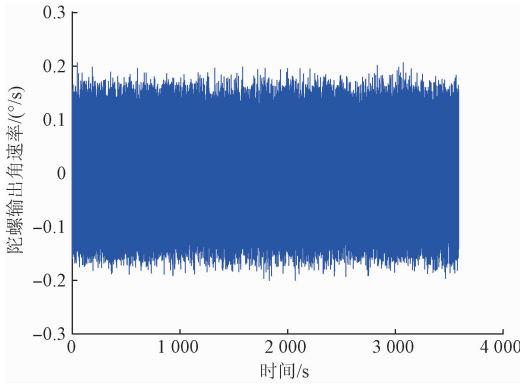


图2 MEMS 陀螺原始漂移

Fig.2 Original drift of MEMS gyroscope

偏差为限,将超过此界限的误差从测量数据中剔除^[13],步骤如下。

计算采集的量测值 $w_1, w_2, w_3, \dots, w_N$ 平均值如下:

$$\bar{w} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i \quad (6)$$

计算各量测值与平均值差值如下:

$$s_i = w_i - \bar{w} \quad i = 1, 2, 3, \dots, N \quad (7)$$

求出标准差为:

$$\delta = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i^2} \quad (8)$$

对量测值进行判别,若 $|w_i| > 3\delta$, 其中 ($i = 1, 2, 3, \dots, N$) 则认为该量测值为野值,应剔除。

2) 趋势项提取

多种干扰因素会导致陀螺仪实测数据偏离基线,且偏离大小随时间变化^[14]。本文提出采用最小二乘法实现对常见趋势项的提取消除。

根据采样数据 $w_1, w_2, w_3, \dots, w_l, \dots, w_N$ 设定多项式函数为:

$$\hat{w}_i = a_0 + a_1 i + a_2 i^2 + \dots + a_m i^m \quad (9)$$

根据最小二乘原理,使函数 \hat{w}_i 和离散数据 w_i 的误差平方和最小,即:

$$E = \sum_{i=1}^N (\hat{w}_i - w_i)^2 = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=0}^m a_j i^j - w_i \right)^2 \quad (10)$$

满足 E 最小值条件如下:

$$\frac{\partial E}{\partial a_l} = 2 \sum_{i=1}^N i^l \left(\sum_{j=0}^m a_j i^j - w_i \right) = 0 \quad (11)$$

依次求偏导,整理得出 $m+1$ 个线性方程组为:

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=0}^m a_j i^{j+l} - \sum_{i=1}^N w_i i^l = 0 \quad l = 0, 1, \dots, m \quad (12)$$

解方程组求出拟合系数 a_j 即可求出趋势项多项式。

3) 零均值处理

MEMS 陀螺原始漂移信号中包括固定分量和随机分量,其输出数据序列非零均值,为满足陀螺仪时间序列建模要求必须对信号均值化处理。均值化处理是将序列 (w_i) 减去其平均值,得到零均值序列。预处理前后 MEMS 陀螺仪输出对比曲线如图 3 所示。

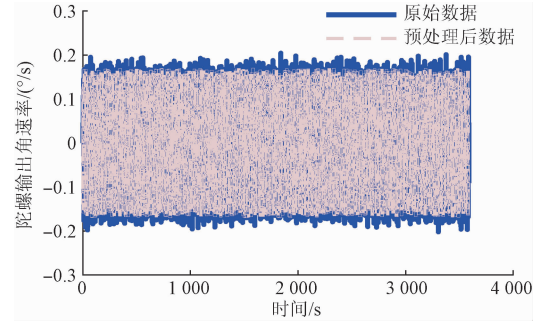


图3 MEMS 陀螺输出对比曲线

Fig.3 Comparison of MEMS gyroscope outputs

3.2 随机时间序列平稳性检验

将 MEMS 陀螺仪输出中的常值误差平均后即可得到随机漂移信号,但是该信号受外界干扰及其内部因素的存在,可能呈现出趋势性变化。为保证预处理后的 MEMS 陀螺输出数据满足建模要求,需对处理后的时间序列进行平稳性检验。论文依据轮次法具备不需提前假设数据分布情况且具有良好实用性的优势,对预处理的 MEMS 输出数据进行检验,步骤如下^[15]。

1) 将时间序列 (w_i) 划分 M 等份,求出每等分方差 δ_i^2 ($i = 1, 2, 3, \dots, M$) 并计算平均方差 $\delta^2 = \frac{\delta_{i(\max)}^2 + \delta_{i(\min)}^2}{2}$;

2) 比较各等分方差 δ_i^2 和 δ^2 大小,若 $\delta_i^2 > \delta^2$, 记改等分为“+”,反之则记为“-”;

3) 按顺序排列正负序列,并将符号连续相同的定义为一个轮次,得到统计轮次总数 $r = 15$;

4) 查轮次检验分布表,在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 下,接受域为 $(r_{\min}, r_{\max}) = (6, 16)$, 满足 $r_{\min} < r < r_{\max}$, 因此数据平稳符合建模要求。

4 MEMS 陀螺仪时间序列建模与滤波

4.1 模型识别及定阶

时间序列模型主要包括自回归模型 (AR)、滑动平均模型 (MA) 和自回归滑动平均模型 (ARMA)^[16]。利用 MATLAB 做出 MEMS 陀螺仪随机数据的自相关函数图和偏相关函数图对建模类型进行辨识,分别如图 4 和 5 所示。

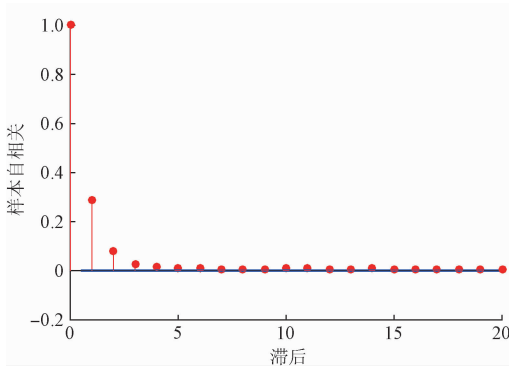


图 4 自相关函数

Fig. 4 Autocorrelation function

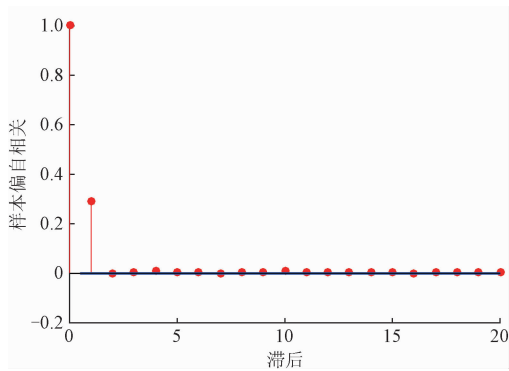


图 5 偏自相关函数

Fig. 5 Partial autocorrelation function

结合对图 4 和 5 的分析可以看出,陀螺输出数据的自相关和偏相关函数都具有拖尾性,符合 $ARMA(p, q)$ 建模特征。由于统计特性表明 MEMS 陀螺建模的阶次比较低,一般不超过 3 阶且自回归阶数 p 通常大于滑动阶数 q 。因此可建立 $ARMA(1, 1)$ 、 $ARMA(2, 1)$ 、 $ARMA(3, 1)$ 模型,得到 ARMA 模型表达式为:

$$\hat{x}(t) = \theta_1 \hat{x}(t-1) + \theta_2 \hat{x}(t-2) + \cdots + \theta_p \hat{x}(t-p) + \varphi_1 \delta(t) + \cdots + \varphi_q \delta(t-q) + \varepsilon(t) \quad (13)$$

模型定阶可参照 AIC 准则,经过计算得到 3 种模型的 AIC 值(表 2)。

表 2 ARMA 模型 AIC 值

Table 2 AIC value of ARMA model

模型类型	$ARMA(1, 1)$	$ARMA(2, 1)$	$ARMA(2, 2)$
AIC	-5.736 3	-5.739 7	-5.736 9

依据 AIC 值越小建模精度越高这一原则,选取并建立表 2 中的 $ARMA(2, 1)$ 模型为:

$$\hat{x}(t) = 0.042 4 \hat{x}(t-1) + 0.066 4 \hat{x}(t-2) + 0.244 1 \delta(t) + \varepsilon(t) \quad (14)$$

式中: $x(t)$ 表示 MEMS 陀螺仪随机状态, $\varepsilon(t)$ 是独立同分布的随机变量序列,且满足均值为 0, 方差 $\delta^2(a) = 0.002 9$ 的高斯白噪声序列。

4.2 Kalman 滤波补偿

Kalman 滤波作为一种最优状态估计方法,可应用于受随机干扰的动态系统,依据含有噪声的离散观测数据对系统状态进行线性、无偏及最小方差估计^[17-18]。其中,根据 ARMA 模型建立的离散卡尔曼滤波方程的空间状态模型为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{X}(t-1) + \mathbf{B}\mathbf{U}(t) \\ \mathbf{Y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{X}(t) + \mathbf{W}(t) \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{X}(t)$ 表示状态向量, $\mathbf{Y}(t)$ 表示输出向量, $\mathbf{U}(t)$ 和 $\mathbf{W}(t)$ 相互独立且服从正态分布白噪声。

状态转移矩阵为:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \theta_1 & \theta_2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.042 4 & 0.066 4 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

过程噪声输入矩阵为:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & \varphi_1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0.244 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

量测矩阵为:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

依据状态方程建立 Kalman 滤波递推公式如下:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_{(k|k-1)} &= \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}_{(k-1)} \\ \mathbf{P}_{(k|k-1)} &= \mathbf{A}\mathbf{P}_{(k-1)}\mathbf{A}^T + \mathbf{B}\mathbf{Q}\mathbf{B}^T \\ \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_{(k|k-1)}\mathbf{C}^T(\mathbf{C}\mathbf{P}_{(k|k-1)}\mathbf{C}^T + \mathbf{R})^{-1} \\ \mathbf{P}_k &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{C})\mathbf{P}_{(k|k-1)} \\ \hat{\mathbf{X}}_k &= \hat{\mathbf{X}}_{(k|k-1)} + \mathbf{K}_k(\mathbf{Z}_k - \mathbf{C}\hat{\mathbf{X}}_{(k|k-1)}) \\ \hat{\mathbf{Y}}_k &= \mathbf{C}\hat{\mathbf{X}}_k + \mathbf{W}_k \end{aligned} \quad (19)$$

5 实验结果及分析

为验证基于 Kalman 滤波估计方法的可行性与准确性,分别将采集到的 MEMS 陀螺仪原始数据,经过数字滤波降噪后的数据以及采用本文设计的基于 Kalman 滤波估计补偿方法处理的数据进行比对分析。实验过程中, Kalman 滤波中的 P 初值设定为 $[1 0; 0 1]$, X 初值设定为 $[0, 0]$ 。分别截取实验室转台静止、车载运动状态下的数据进行处理。得到测试结果分别如图 6 和 7 所示。

由图 6 和 7 可看出,经过数字滤波降噪和 Kalman 滤波估计补偿后的惯性器件随机误差得到减小,而基于 Kalman 滤波后的陀螺随机漂移幅度减小更为明显,表明 Kalman 滤波可对惯性器件输出数据中存在的扰动信息能够进行更为有效的抑制,不同运动状态下滤波前后随机漂移均值和标准差分别如表 3 和 4 所示。其中,基于

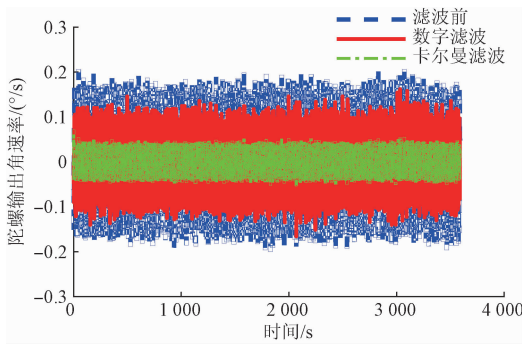


图 6 补偿前后陀螺静态输出数据

Fig. 6 Gyroscope static output before and after compensation

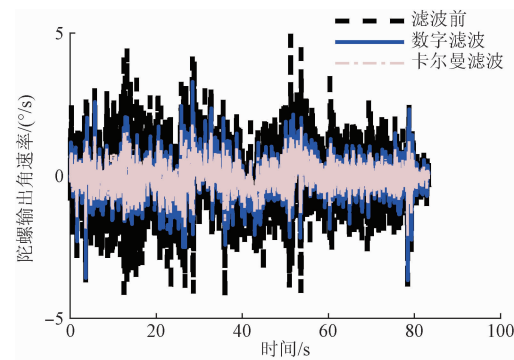


图 7 补偿前后陀螺动态输出数据

Fig. 7 Gyroscope dynamic output before and after compensation

Kalman 滤波后的陀螺数据标准差较滤波前以及数字滤波方法有显著提高,进一步验证了数据离散度降低的结论。

表 3 静基座滤波前后均值和标准差对比

Table 3 Comparison of mean and standard deviation with static base

	均值/(°/s)	标准差
滤波前	-3.4059×10^{-2}	5.6526×10^{-2}
数字滤波	-3.4588×10^{-2}	3.5300×10^{-2}
卡尔曼滤波	-3.4462×10^{-2}	7.1186×10^{-3}

表 4 动基座滤波前后均值和标准差对比

Table 4 Comparison of mean and standard deviation with dynamic base

	均值/(°/s)	标准差
滤波前	-6.5693×10^{-2}	9.8812×10^{-1}
数字滤波	-6.5643×10^{-2}	6.8943×10^{-1}
卡尔曼滤波	-3.7209×10^{-2}	4.2424×10^{-1}

6 结 论

本文围绕 MEMS 陀螺仪随机误差的辨识与补偿方法开展研究,采用时间序列分析法对 MEMS 陀螺随机噪声的平稳性进行检验后基于 ARMA 模型建立离散卡尔曼滤波方程对其开展误差估计与补偿。通过与原始陀螺仪输出信息以及数字降噪后的输出信息对比发现,本文采用的基于 Kalman 滤波估计方法简单且模型适用性强,滤波后的器件误差指标误差参数有明显改进,对于 MEMS 陀螺仪随机误差的处理提供一种有效方法,具有一定优势和工程实用价值。

参考文献

[1] CHIA J W, TISSERAM S C, LOW K S, et al. A low complexity Kalman filter for improving MEMS based gyroscope performance[C]. Aerospace Conference, 2016 IEEE, 2016.

[2] 孙伟, 初婧, 丁伟, 等. 基于 IMU 旋转的 MEMS 器件误差调制技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(2): 420-426.

SUN W, CHU J, DING W, et al. Research on error modulation technology of MEMS based on IMU rotation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(2): 420-426.

[3] 陈殿生, 绍志浩, 雷旭升. MEMS 陀螺仪随机误差滤波[J]. 北京航空航天大学学报, 2009, 35(2): 246-250.

CHEN D SH, SHAO ZH H, LEI X SH. Multiscale fuzzy-adaptive Kalman filtering methods for MEMS gyros random drift [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 35(2): 246-250.

[4] 孙伟, 初婧, 李瑞豹. 基于陀螺全站仪的三轴惯性测试转台寻北方案及实验[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(7): 1476-1481.

SUN W, CHU J, LI R B. North finding scheme and experiment for three-axis inertial testing turntable based on gyro total station [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(7): 1476-1481.

[5] 范津莎, 张冬雪, 李中. 基于改进阈值法的小波去噪算法研究[J]. 华北电力大学学报, 2010, 37(5): 92-96.

FAN J SH, ZHANG D X, LI ZH. Wavelet denoising algorithm based on improved thresholding method [J]. Journal of North China Electric Power University, 2010, 37(5): 92-96.

[6] 周结华, 彭侠夫, 仲训昱. 基于灰色 RBF-NN 的陀螺随机漂移误差建模[J]. 华中科技大学学报, 2011,

- 39(2): 39-42.
- ZHOU J H, PENG X F, ZHONG X Y. Gyro random drift model based on grey radial RBF-NN [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2011, 39(2): 39-42.
- [7] ZHANG Y S, WANG Y Y. Modeling and compensation of MEMS gyroscope output data based on support vector machine [C]. 7th International Conference on Natural Computation (ICNC), 2011.
- [8] FRANCESCO C, ROBERTO S, SUBRAMANIAN R, et al. Particle filter based multi-sensor data fusion techniques for RPAS navigation and guidance [C]. Metrology for Aerospace (MetroAeroSpace), IEEE, 2015.
- [9] ABDOLLAH A, AZURALIZA A B. A comparative study of three artificial intelligence techniques: Genetic algorithm, neural network, and fuzzy logic, on scheduling problem [C]. 4th International Conference on Artificial Intelligence with Applications in Engineering and Technology (ICAIET), 2014.
- [10] DONALD B P. A wavelet perspective on the Allan variance [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2016, 63(4): 538-554.
- [11] 张谦, 王玮, 王蕾, 等. 基于动态 Allan 方差的光纤陀螺仪随机误差分析及算法改进 [J]. 光学学报, 2015, 35(4): 1-7.
- ZHANG Q, WANG W, WANG L, et al. Research on random errors of fiber optic gyro based on dynamic Allan variance and algorithm improvement [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(4): 1-7.
- [12] 张亚宁, 朱涛, 傅军. 基于 Allan 方差 of MEMS 陀螺误差分析 [J]. 自动化与仪器仪表, 2013(3): 157-158.
- ZHANG Y N, ZHU T, FU J. MEMS gyro error analysis based on Allan variance [J]. Automation & Instrumentation, 2013(3): 157-158.
- [13] 孙培强. 正确选择统计判别方法剔除异常值 [J]. 计量技术, 2013(11): 71-73.
- SUN P Q. Correct selection of statistical discrimination method to remove outliers [J]. Measurement Technique, 2013(11): 71-73.
- [14] SANG Y F, WANG Z G, LIU C M. Discrete wavelet-based trend identification in hydrologic time series [J]. Hydrological Processes, 2013, 27(14): 2021-2031.
- [15] 刘罗曼. 时间序列平稳性检验 [J]. 沈阳师范大学学报, 2010, 28(3): 357-359.
- LIU L M. Time series stability test [J]. Journal of Shenyang Normal University, 2010, 28(3): 357-359.
- [16] 张晓霞, 袁咏弘. 卡尔曼滤波在陀螺漂移时间序列模型中的应用 [J]. 弹药与制导学报, 2012, 32(3): 17-20.
- ZHANG X X, YUAN Y H. The application of Kalman filter in modeling of gyroscope random drift [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2012, 32(3): 17-20.
- [17] 吕印新, 肖前贵, 杨柳庆. MEMS 陀螺仪随机误差建模与补偿 [J]. 电子测量技术, 2013, 35(12): 41-45.
- LV Y X, XIAO Q G, YANG L Q. Random error modeling and compensation for MEMS gyroscope [J]. Electronic Measurement Technology, 2013, 35(12): 41-45.
- [18] IWAN K, KUANG H C. Handoff decision using a kalman filter and fuzzy logic in heterogeneous wireless networks [J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(12): 2258-2261.

作者简介



孙伟, 1984 年出生, 博士、教授, 研究方向为惯性器件信号处理。

Email: sunwei-3775235@163.com

Sun Wei was born in 1984, Ph. D., professor. The main research direction is signal processing of inertia device.



文剑, 1992 年出生, 研究生, 研究方向为惯性器件信号处理。

Email: 871648119@qq.com

Wen Jian was born in 1992, M. Sc. candidate. The main research direction is signal processing of inertia device.