

引用格式: FU Jun, HAN Hong-xiang. Modified Adaptive Real-time Filtering Algorithm for MEMS Gyroscope Random Noise [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, 48(12): 1212003

傅军, 韩洪祥. 改进的 MEMS 陀螺随机噪声自适应 Kalman 实时滤波方法[J]. 光子学报, 2019, 48(12): 1212003

改进的 MEMS 陀螺随机噪声自适应 Kalman 实时滤波方法

傅军, 韩洪祥

(海军工程大学 电气工程学院 武汉, 430033)

摘 要: 针对微机电系统陀螺易受环境影响和稳定性较差, 导致建立的随机漂移模型参数和随机噪声统计特性变化的问题, 提出了一种改进的指数渐消记忆自适应 Kalman 实时滤波方法. 通过分析实测数据确定随机漂移自回归滑动平均模型阶数, 在此基础上利用递推最小二乘法对模型参数进行实时更新. 根据陀螺噪声参数特点, 提出了基于渐消记忆因子的 Allan 方差分析法和 Sage-Husa 自适应滤波算法同时对 Q 和 R 进行参数估计的实时滤波方法, 避免了系统状态估计和量测噪声参数估计的相互耦合和制约. 实验结果表明: 相比标准 Kalman 滤波补偿方法及传统的固定 Q 阵只对 R 阵做自适应估计的滤波方法, 本文方法能够更加有效地对 MEMS 陀螺随机漂移误差进行实时补偿, 具有较好的适应性和稳定性.

关键词: MEMS 陀螺; 自回归滑动平均模型; 自适应滤波; 随机漂移; 传感器技术

中图分类号: TP273; V241.5; TH17

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20194812.1212003

Modified Adaptive Real-time Filtering Algorithm for MEMS Gyroscope Random Noise

FU Jun, HAN Hong-xiang

(Department of Navigation, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: A modified Kalman real-time adaptive filter method was proposed for micro-electro-mechanical system gyro which is easy to be susceptible to environmental influences and stability, and lead to the problems that the established random drift model parameter and the noise statistical property change. The order of random drift ARMA model was determined by analyzing the measured data. On this basis, the recursive least square method was used to update the model parameters in real time. According to the characteristics of gyro noise parameters, a real-time filtering method of Allan variance analysis based on fading memory factor and Sage-Husa adaptive filter algorithm was proposed to estimate the parameters of Q and R at the same time. The coupling and restriction of system state estimation and measurement noise parameter estimation were avoided. The experimental results show that, compared with the standard Kalman filter compensation method, the proposed method in this paper can compensate the random drift error of MEMS gyro more effectively in real time, and has better adaptability and stability.

Key words: MEMS gyro; ARMA model; Adaptive filter; Random drift; Sensor technology

OCIS Codes: 120.0120; 120.3930; 230.4685

基金项目: 国家自然科学基金(No.41876222)

第一作者: 傅军(1975-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为惯性导航技术. Email: 727436368@qq.com

通讯作者: 韩洪祥(1994-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为导航、制导与控制. Email: 17607114660@163.com

收稿日期: 2019-05-07; 录用日期: 2019-09-03

0 引言

微惯性测量单元(Micro Inertial Measurement Unit, MIMU)因其具有体积小、成本低、可靠性高等优点^[1-3],在无人武器装备等领域得到大量应用.但由于微机电系统(Micro Electro Mechanical System, MEMS)惯性器件自身存在精度低、漂移大等问题,制约了系统测量精度和性能,因此对 MEMS 陀螺进行误差分析及补偿具有重要意义.

低成本的 MIMU 主要包含系统误差和随机误差,其中系统误差可以通过标定试验进行补偿,而随机误差受到系统结构和外部环境等因素的影响,随机性较强,补偿难度较大,因此,随机误差逐渐成为制约 MEMS 惯性器件精度提高的主要因素之一^[4].目前用于 MEMS 惯性器件误差分析的方法主要有时间序列分析法、Allan 方差分析法、小波神经网络等.文献[5]中结合自回归滑动平均模型(Auto-Regressive and Moving Average Model, ARMA)和多次 Kalman 滤波对 MEMS 陀螺进行随机误差补偿,但滤波过程冗杂,实时性较差.文献[6]利用 ARMA 方法将无迹卡尔曼滤波用于 MEMS 陀螺随机噪声估计并获得了很好的补偿效果,但文中给出的补偿方式只适用于数据的离线处理和补偿.文献[7]中利用小波神经网络准确地建立了 MEMS 陀螺的随机误差模型,但建模时间较长,短时间内难以保证建模精度,实时性不好,在实际工程不一定适用.文献[8]中针对运动状态未知的载体建立机动角速率模型,并在此基础上采用自适应 Kalman 滤波技术对随机漂移和角速率进行实时估计,但是随着载体运动状态发生变化,很可能激励出与运动相关的随机漂移误差,使得静态随机漂移模型的补偿效果降低.文献[9]提出了一种基于遗忘因子递推最小二乘估计的时变自回归滑动平均模型补偿方法,将建模结果应用于 Kalman 滤波并进行随机漂移补偿,有效提高了 MEMS 陀螺随机漂移的补偿精度.

传统的 MEMS 陀螺随机漂移建模局限于离线形式,即仅根据一次陀螺输出数据建立随机漂移模型,并在滤波软件中一直沿用此模型,该模型对于分析该时刻环境下随机漂移特性具有一定意义.但是随着 MEMS 传感器使用环境发生变化,运行条件出现差异,加之 MEMS 陀螺的重复性能不够稳定,导致离线形式建立的随机漂移模型参数发生变化,在面对新的样本数据时往往达不到理想的补偿效果^[10].此外,实际应用中发现,MEMS 陀螺的随机漂移统计特性难以准确获得,致使标准 Kalman 滤波精度降低,对随机噪声的抑制效果较差.文献[11]利用基于 Allan 方差的量测自适应滤波器进行 MEMS 陀螺随机漂移补偿,避免了量测噪声估计与系统状态估计之间的相互耦合,但通过实测数据分析发现,固定 Q 阵只对 R 阵做自适应估计的方法,对不同传感器的随机漂移,补偿效果有时并不理想.

针对上述问题,本文在分析大量 MEMS 陀螺离线数据的基础上,利用递推最小二乘法实现随机漂移模型参数的在线更新,并提出一种改进的渐消记忆自适应 Kalman 实时滤波方法进行陀螺随机漂移补偿,所提出的方法表现出了更有效的补偿性能以及抗干扰能力,有效提高了 MEMS 陀螺的输出信号精度.

1 随机漂移建模

MEMS 陀螺随机漂移建模常采用时间序列分析法,该方法是分析随机序列时域和频域内的统计特性并进行拟合,基本模型是 ARMA 模型,其内容包括数据的采集、数据的统计分析(平稳性分析及相关函数分析)与预处理、模型形式的选取、模型参数的估计、模型适用性检验等问题.

1.1 离线模型定阶

在 MEMS 陀螺仪随机漂移信号建立时间序列模型之前,首先应保证该信号为零均值、平稳、正态时间序列^[12].对不同环境下两款 MEMS 陀螺多组输出数据的分析结果表明,两款 MEMS 陀螺数据始终满足平稳性和正态性,但不满足零均值条件,且每次重启后检测到均值有所变化,如表 1 所示.这一现象是由地球自转角速度及外部环境变化干扰引起的,陀螺工作稳定后该值也会稳定下来.

表 1 两款 MEMS 陀螺输出均值
Table 1 Output mean of two MEMS gyro

Sensors	First set of data	Second set of data	Third set of data	Fourth set of data
Mti-100	-0.341	-0.344	-0.346	-0.360
3DM-GX4-25	0.054	0.060	0.063	0.067

因此,需要对原始数据进行去均值处理.图 1 和图 2 为经过零均值处理后的两款 MEMS 陀螺输出数据.

在确认时间序列模型时,传统方法是根据自相关和偏自相关函数的截尾和拖尾特性来确定的,如表 2.但由于观察样本的长度总是有限的,使用上述方法所做的估计必然会有误差,且该方法带有较强的主观色彩,例如,即使是理论上严格的 $AR(p)$ 模型,其偏自相关函数也不会恰好呈现 p 阶截尾的完美情形,并且还有可能延伸得很长.

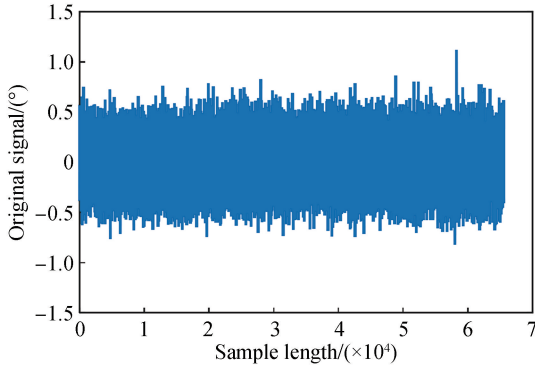


图 1 3DM-GX4-25 X 轴预处理后数据

Fig.1 3DM-GX4-25 X-axis post-preprocessing data

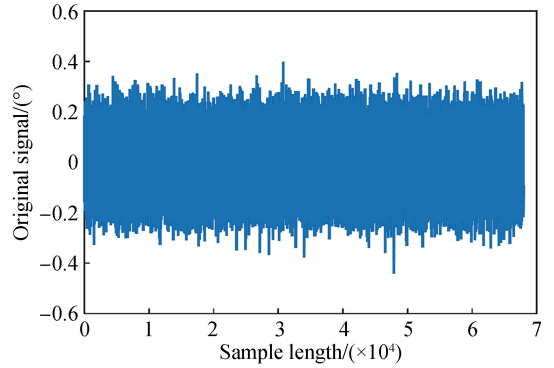


图 2 MTi-100 X 轴预处理后数据

Fig.2 MTi-100 X-axis post-preprocessing data

表 2 模型辨识的传统方法

Table 2 The traditional method of model identification

Model name	$AR(p)$	$MA(q)$	$ARMA(p, q)$
Self-correlation coefficient function	Trailing	q step cut-off	Trailing
Partial correlation coefficient function	p -step tailing	Trailing	Trailing

因此,这里结合最小赤池信息量准则(Akaike Information Criterion, AIC)确定陀螺随机误差模型. AIC 准则的计算方法为^[13]

$$AIC(p, q) = \ln[\delta^2(p, q)] + \frac{2(p + q + 1)}{N} \quad (1)$$

式中, p, q 为选定的阶数, $\delta^2(p, q)$ 为残差方差估计值, N 为样本总数. 具体方法为:

1) 根据序列自相关和偏自相关函数图大致判断函数模型;

2) 基于 AIC 准则, 将 p, q 值均设置为 3 阶, 在模型阶数内对随机漂移误差进行辨识, 并对模型残差序列进行检验, 残差序列越接近白噪声, 说明建模效果越好, 将模型品质不再有明显改善后的最小模型阶数确定为最佳模型阶数.

通过对多组 MEMS 陀螺在静态条件下的实测数据进行分析, 判断两款 MEMS 陀螺随机漂移特征符合 $ARMA(p, q)$ 模型, 表示为

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

采用最小二乘法对去均值后的两款 MEMS 陀螺五组输出数据进行 ARMA 模型参数估计, 确定 MTi-100 传感器陀螺 X 轴随机漂移特征符合 $ARMA(2, 1)$ 模型, 可表示为

$$x_k = \varphi_1 x_{k-1} + \varphi_2 x_{k-2} + a_k + \theta_1 a_{k-1} \quad (3)$$

3DM-GX4-25 传感器陀螺 X 轴随机漂移特征符合 $ARMA(1, 1)$ 模型, 可表示为

$$x_k = \varphi_1 x_{k-1} + a_k + \theta_1 a_{k-1} \quad (4)$$

1.2 模型参数在线更新

由于受环境因素和陀螺稳定性能的影响, 离线建立的 ARMA 模型参数会发生变化, 因此在每一次启动陀螺之后, 都需要根据实测数据进行模型参数的在线更新^[14], 用 ARMA 模型实现模型参数在线更新需要满足零均值条件.

为便于公式推导, 以 MTi-100 传感器陀螺 X 轴为例, 离线建立的 $ARMA(2, 1)$ 模型为

$$x_k = \varphi_1 x_{k-1} + \varphi_2 x_{k-2} + a_k + \theta_1 a_{k-1} \quad (5)$$

设 MEMS 陀螺的静态输出数据 $y_k (k=1, 2, \cdots)$ 为平稳、正态的时间序列, 经过去均值处理后的时间序

列则可表示为

$$x_k = y_k - \bar{y}_k \quad (k=1, 2, \dots) \quad (6)$$

将式(6)带入式(5)得

$$y_k = \varphi_1 y_{k-1} + \varphi_2 y_{k-2} + a_k + \theta_1 a_{k-1} + (1 - \varphi_1 - \varphi_2) \bar{y}_k \quad (7)$$

令常数 $k = (1 - \varphi_1 - \varphi_2) \bar{y}_k$, 则式(7)表示为

$$y_k = \varphi_1 y_{k-1} + \varphi_2 y_{k-2} + a_k + \theta_1 a_{k-1} + k \quad (8)$$

利用递推最小二乘法在线更新 MEMS 陀螺随机漂移模型参数, 将式(8)写成最小二乘形式为

$$y_k = \boldsymbol{\varphi}_k^T \boldsymbol{\beta}_k + a_k \quad (9)$$

式中, $\boldsymbol{\beta}_k = [\varphi_1 \quad \varphi_2 \quad \theta \quad k]^T$, $\boldsymbol{\varphi}_k^T = [y_{k-1} \quad y_{k-2} \quad a_{k-1} \quad 1]$.

模型参数的递推最小二乘估计表示为

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{k+1} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_k + \mathbf{K} \mathbf{g} [y_{k+1} - \boldsymbol{\varphi}_{k+1}^T \hat{\boldsymbol{\beta}}_k] \quad (10)$$

$\boldsymbol{\varphi}_{k+1}^T$ 中的 a_k 值按式(11)进行估计

$$a_k = y_k - \boldsymbol{\varphi}_k^T \hat{\boldsymbol{\beta}}_k \quad (11)$$

状态估计的协方差矩阵为

$$\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{P}_k - \mathbf{K} \mathbf{g} \boldsymbol{\varphi}_{k+1}^T \mathbf{P}_k \quad (12)$$

修正项为

$$\mathbf{K} \mathbf{g} = \frac{\mathbf{P}_{k-1} \boldsymbol{\varphi}_k}{1 + \boldsymbol{\varphi}_k^T \mathbf{P}_{k-1} \boldsymbol{\varphi}_k} \quad (13)$$

采用上述递推算算法能够实现 ARMA 模型参数的在线更新, 模型参数更新的周期应根据数据采样频率和测试环境确定, 由于 MEMS 陀螺信号输出环境较为平稳, 只在测试开始前两分钟进行模型参数更新.

2 改进的渐消记忆因子自适应 Kalman 滤波

对 MEMS 陀螺随机漂移模型参数实时更新后, 传统方法是利用标准 Kalman 滤波进行随机漂移补偿. 以 MEMS 陀螺器件输出为研究对象, 其系统状态方程可以表示为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{B} \mathbf{W}_k \quad (14)$$

各参数设置如表 3.

表 3 模型辨识的传统方法

Table 3 The traditional method of model identification

Parameters	\mathbf{X}_k	\mathbf{W}_k	\mathbf{A}	\mathbf{B}
ARMA (1,1)	$[y_k \quad k]^T$	$[a_k \quad a_{k-1}]^T$	$\begin{bmatrix} \varphi_1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & \theta_1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$
ARMA (2,1)	$[y_k \quad y_{k-1} \quad k]^T$	$[a_k \quad a_{k-1}]^T$	$\begin{bmatrix} \varphi_1 & \varphi_2 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & \theta_1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$

系统量测方程可以表示为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H} \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (15)$$

式中, 对于 ARMA(1,1)模型, $\mathbf{H} = [1 \quad 0]$, 对于 ARMA(2,1)模型, $\mathbf{H} = [1 \quad 0 \quad 0]$, \mathbf{W}_k 、 \mathbf{V}_k 满足假设以下统计特性

$$\begin{cases} E(\mathbf{W}_k) = E(\mathbf{V}_k) = 0 \\ \varphi_{vv} = \mathbf{R} \delta_{kj} \\ \varphi_{vw} = \mathbf{Q} \delta_{kj} \\ \varphi_{vw}(k, j) = 0 \end{cases} \quad (16)$$

理论上, 只有在随机动态系统的结构参数和噪声统计特性参数都准确已知的条件下, 标准 Kalman 滤波才能获得状态的最优估计. 然而, 在实际应用中发现, MEMS 陀螺的随机漂移统计特性难以准确获得, 致使标准 Kalman 滤波精度降低, 因此实时滤波过程中应采用自适应滤波方法进行误差补偿.

Sage-Husa 自适应滤波采取的方法是在状态估计的同时, 在线估计 \mathbf{Q} 阵和 \mathbf{R} 阵的大小^[15], 但将使滤波

的复杂性增加,实时性变差,且该滤波算法的噪声参数自适应估计和状态估计都是在时域上推导的,各参数之间相互耦合和干扰,不利于滤波的稳定性.通过实测数据发现,利用 Sage-Husa 自适应滤波器同时对 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 进行自适应估计,结果极易发散.

从频域角度来看,系统噪声传播至量测时主要表现为低频噪声,而量测噪声主要表现为宽带噪声,可以利用 Allan 方差带通滤波器滤除部分低频噪声,此时量测噪声的方差近似等于宽带噪声的 Allan 方差值.将相关时间为最短采样间隔的 Allan 方差^[16]改写为如下递推形式

$$\sigma_k^2(\tau_0) = \frac{1}{2(k-1)} \sum_{i=2}^k (y_i - y_{i-1})^2 = \frac{1}{2(k-1)} \left[\sum_{i=2}^k (y_i - y_{i-1})^2 + (y_k - y_{k-1})^2 \right] = \frac{k-2}{k-1} \left[\frac{1}{2(k-2)} \sum_{i=2}^k (y_i - y_{i-1})^2 \right] + \frac{1}{2(k-1)} (y_k - y_{k-1})^2 \quad (17)$$

则量测方差可表示为

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \left(1 - \frac{1}{k-1}\right) \hat{\mathbf{R}}_{k-1} + \frac{1}{2(k-1)} (y_k - y_{k-1})^2 \quad (18)$$

将该量测噪声自适应滤波器加入到 Sage-Husa 自适应滤波体系中,构建全新的自适应滤波器方程为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} = \mathbf{A}_{k/k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{B}_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{B}_{k-1}^T \quad (20)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k]^{-1} \quad (21)$$

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} \quad (22)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k/k-1} \quad (24)$$

$$\hat{\mathbf{Q}}_k = (1 - 1/k) \hat{\mathbf{Q}}_{k-1} + 1/k (\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T \mathbf{K}_k^T + \mathbf{P}_k - \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_{k-1}^T) \quad (25)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \left(1 - \frac{1}{k-1}\right) \hat{\mathbf{R}}_{k-1} + \frac{1}{2(k-1)} (\mathbf{Z}_k - \mathbf{Z}_{k-1})^2 \quad (26)$$

值得注意的是,传统的 Sage-Husa 自适应滤波体系中,其噪声参数采用等加权时间平均自适应估计,优点在于当已知噪声参数为固定常值时,在估计有效和收敛的前提下,随着时间的增长,噪声参数的估计必然会越来越准确,然而关于 MEMS 陀螺的随机漂移,其实际噪声参数在缓慢变化.一般来说,系统噪声由系统内部机理决定,噪声参数相对比较稳定,而量测噪声易受外部环境噪声干扰,容易发生变化,还存在一定的不可预知性.因此,针对量测噪声参数弱非平稳的特点,将渐消记忆因子加入到滤波体系中,利用渐消记忆加权算法代替等加权时间平均算法对其进行自适应估计,针对系统噪声参数相对稳定的特点,仍采用等加权时间平均算法对其进行自适应估计.

设在计算量测噪声参数的权值序列为 $\{\beta_i\}$,该序列满足^[17]

$$\sum_{i=1}^k \beta_i = 1, \beta_{i-1} = \beta_i b, 0 < b < 1 \quad (27)$$

利用等比数列求和公式可得

$$(b^0 + b^1 + b^2 + \dots + b^{k-1}) \frac{1-b}{1-b^k} = 1 \quad (28)$$

令

$$\beta_{k,i} = \frac{1-b}{1-b^k} \cdot b^{k-i}, i = 1, 2, \dots, k \quad (29)$$

并将 $\beta_{k,k}$ 简记为 β_k ,则权值序列 $\{\beta_i\}$ 的递推公式为

$$\beta_k = \frac{1-b}{1-b^k} = \frac{1-b}{1-b+b(1-b^{k-1})} = \frac{(1-b)/1-b^{k-1}}{(1-b)/1-b^{k-1}+b} = \frac{\beta_{k-1}}{\beta_{k-1}+b} \quad (30)$$

将权值 β_{k-1} 代入式(26)代替 $\frac{1}{k-1}$,得到

$$\hat{\mathbf{R}}_k = (\mathbf{I} - \beta_{k-1}) \hat{\mathbf{R}}_{k-1} + \frac{1}{2} \beta_{k-1} (\mathbf{Z}_k - \mathbf{Z}_{k-1})^2 \quad (31)$$

式中, b 为渐消记忆因子, 经验取值区间为 $0.7 \sim 0.99$. 由式(29)可知, 由于 $\frac{1-b}{1-b^k}$ 是 b 的减函数, 因此 b 越大则“过去信息” $\hat{\mathbf{R}}_{k-1}$ 在 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 的估计值中所占的比重就越大, 而“当前信息”所占的比重就越小, 针对量测噪声参数弱非平稳的特点, b 取较大的值以适应系统的缓慢变化. 应当注意的是, 不同的传感器渐消因子的取值略有不同, 通过实测数据发现, 渐消记忆因子取值区间在 $0.95 \sim 0.99$ 时对 MTi-100 传感器陀螺补偿效果最好, 渐消记忆因子取值区间在 $0.90 \sim 0.95$ 时对 3DM-GX4-25 传感器陀螺补偿效果最好.

式(19)~(25)、(30)共同构成改进的渐消记忆因子自适应 Kalman 滤波器, 该滤波器中关于量测噪声参数的自适应估计与 Kalman 滤波过程相互独立, 有效避免了各估计参数之间的相互耦合和制约, 提高了滤波精度.

3 滤波试验及分析

实验中对两款性能不同的 MEMS 惯性器件进行数据采集, 用于检验滤波方法的可靠性及器件补偿效果. 实验器件如下:

- 1) MTi-100 惯性测量单元, 高质量的工业等级的 MEMS 惯性器件.
- 2) 3DM-GX4-25 惯性测量单元, 轻小型带自适应 Kalman 滤波器的工业级航姿参考系统.

进行数据采集前, 将两款 MEMS 惯性器件统一封装并安装到三轴速率转台上, 调至水平, 如图 3 所示. 由于传感器对温度敏感, 所以实验室温度控制在 $21\text{ }^\circ\text{C}$.

实验室条件下, 采集 MTi-100 和 3DM-GX4-25 传感器陀螺实时数据, 采样频率设置为 100 Hz , 通过递推最小二乘法实时估计各模型参数. 以 MTi-100 传感器陀螺 X 轴为例, 从图 4 中可以看出, 在外部环境干扰较小的条件下, 估计参数在 40 s 之后趋于稳定, 此时更新后的 ARMA(2,1) 模型参数估计值为

$$\begin{cases} \varphi_1 = 1.020\ 2 \\ \varphi_2 = -0.026\ 7 \\ \theta_1 = -0.995\ 5 \\ k = 0.366\ 8 \end{cases} \quad (32)$$

模型参数在线更新后, 利用改进的渐消记忆因子自适应实时滤波方法对 MTi-100 和 3DM-GX4-25 传感器陀螺实时数据进行滤波处理, 同时, 利用基于在线建模的标准 Kalman 滤波方法和传统自适应滤波方法对同一实测数据进行实时处理.

以陀螺 X 轴为例, 静态条件下滤波处理前后结果如图 5 和图 6 所示.

表 4 滤波前后陀螺输出信号统计特性

Table 4 Statistical characteristics of gyro output signal before and after filtering

Sensors	Methods	Mean	Mean variance
MTi-100	Original output	-0.353	0.078
	KF	-0.353	0.037
	AKF	-0.353	0.019
	Method in this paper	-0.353	0.009
3DM-GX3-25	Original output	0.071	0.197
	KF	0.071	0.195
	AKF	0.071	0.099
	Method in this paper	0.071	0.013

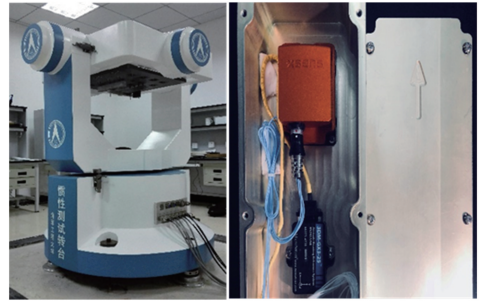


图 3 三轴速率转台及器件封装

Fig.3 Triaxial rate turntable and device packaging

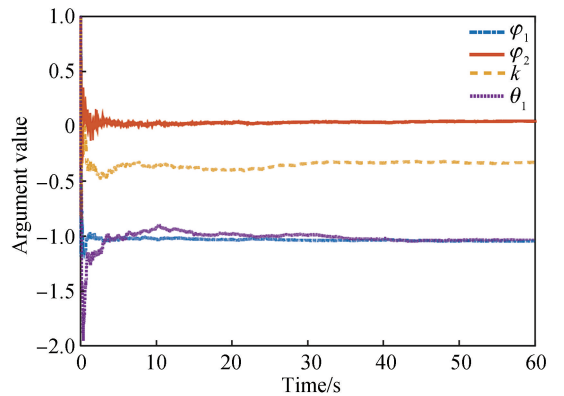


图 4 MTi-100 传感器陀螺 X 轴 ARMA 模型参数在线更新曲线

Fig.4 MTi-100 sensor gyro X-axis ARMA model parameters online update curve

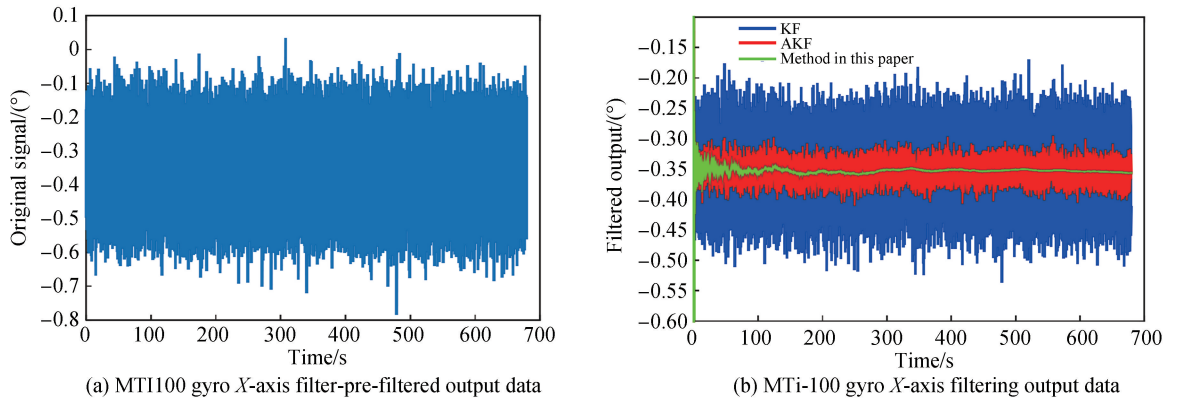


图 5 MTi-100 陀螺 X 轴滤波前后输出数据比较

Fig.5 Comparison of output data before and after X-axis filter of MTi-100 gyro

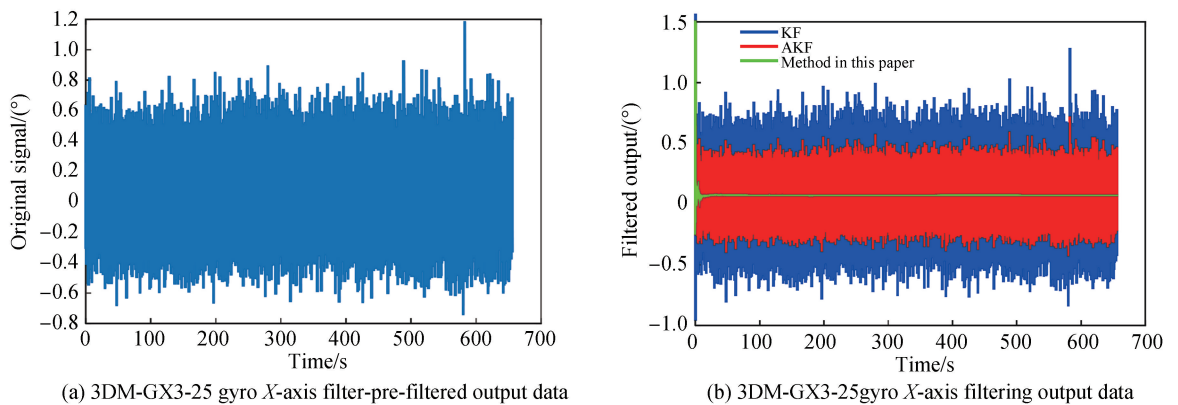


图 6 3DM-GX3-25 陀螺 X 轴滤波前后输出数据比较

Fig.6 Comparison of output data before and after X-axis filter of 3DM-GX3-25 gyro

设定转台外框以 $5^\circ/\text{s}$ 的速率进行摇摆,以陀螺 X 轴为例,滤波处理前后结果如图 7 和图 8 所示。

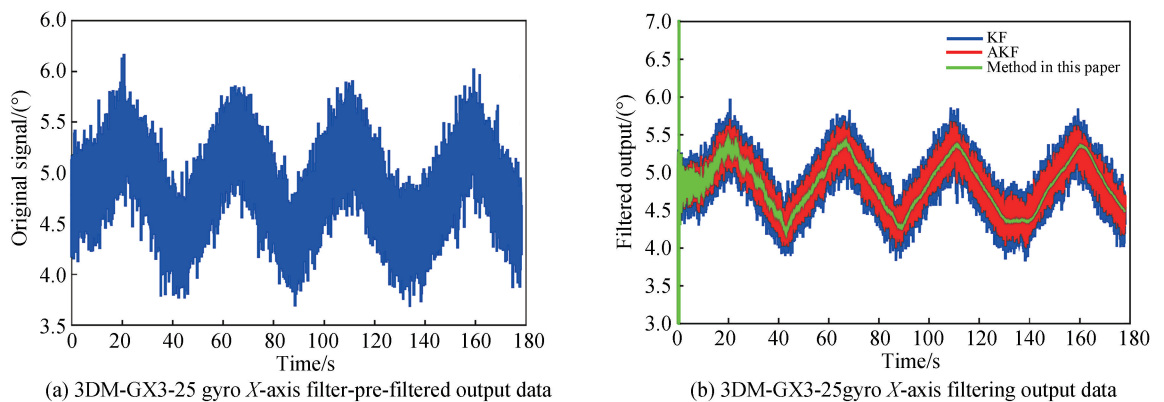


图 7 MTi-100 陀螺 X 轴滤波前后输出数据比较

Fig.7 Comparison of output data before and after X-axis filter of MTi-100 gyro

通过滤波前后陀螺输出信号统计特性表 4 和表 5 可知,滤波前后输出信号的均值几乎没有变化,而滤波后的均方差值显著减小,在保证无偏估计的前提下,两款 MEMS 陀螺输出信号在进行滤波处理后,噪声明显减小。相比标准 Kalman 滤波以及传统固定 Q 阵只对 R 阵做自适应估计的滤波方法,本文提出的改进的渐消记忆因子自适应 Kalman 实时滤波方法补偿效果更好,对随机噪声的抑制更加明显。

应当补充的一点是,由于传感器没有进行确定性误差系数标定,会导致传感器输出角速率与转台输入角速率略有不同,但不影响验证传感器随机误差补偿效果。

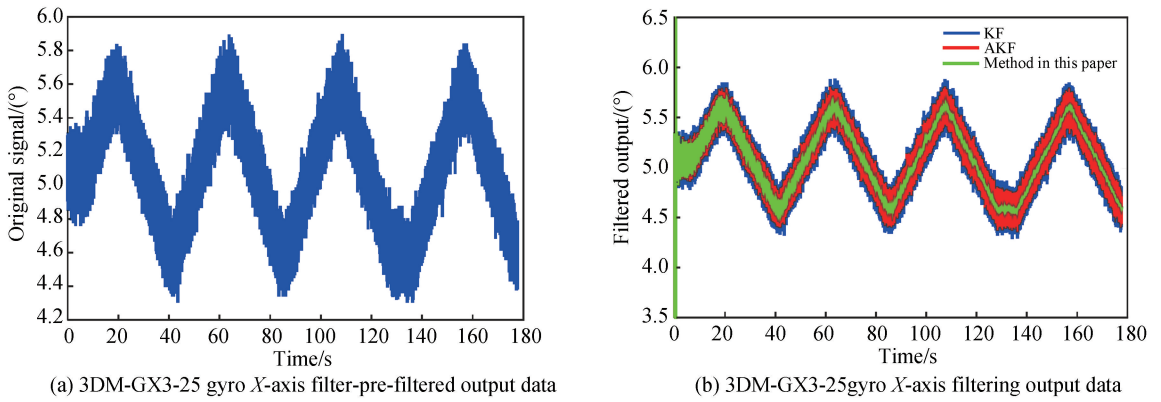


图 8 3DM-GX3-25 陀螺 X 轴滤波前后输出数据比较

Fig.8 Comparison of output data before and after X-axis filter of 3DM-GX3-25 gyro

表 5 滤波前后陀螺输出信号统计特性

Table 5 Statistical characteristics of gyro output signal before and after filtering

Sensors	Methods	Mean	Mean variance
MTi-100	Original output	4.844	0.377
	KF	4.844	0.333
	AKF	4.844	0.315
	Method in this paper	4.844	0.275
3DM-GX3-25	Original output	5.092	0.323
	KF	5.092	0.321
	AKF	5.092	0.317
	Method in this paper	5.092	0.269

4 结论

本文提出了一种改进的渐消记忆因子自适应 Kalman 实时滤波方法,该方法采用递推最小二乘法在线更新 ARMA 模型参数.针对量测噪声弱非平稳的特点,将渐消记忆因子加入到滤波体系中对其进行自适应估计,此外,该滤波器中关于量测噪声参数的自适应估计和 Kalman 滤波过程相互独立,有效避免了各估计参数之间的相互耦合和制约.通过对 MTi-100 和 3DM-GX4-25 两款传感器陀螺进行实测数据分析,实验结果表明:相比标准 Kalman 滤波补偿方法和传统固定 Q 阵只对 R 阵做自适应估计的滤波方法,本文方法能够更加有效地对 MEMS 陀螺随机漂移误差进行实时补偿,适应性和稳定性较好,具有一定的工程应用价值.

参考文献

- [1] DIAO Z, QUAN H, LAN L, *et al.* Analysis and compensation of MEMS gyroscope drift[C]. International Conference on Sensing Technology, IEEE, 2014.
- [2] XING Hai-feng, HOU Bo, LIN Zhi-hui, *et al.* Modeling and compensation of random drift of MEMS gyroscopes based on least squares support vector machine optimized by chaotic particle swarm optimization[J]. *Sensors*, 2017, **17**(10): 2335-2350.
- [3] TIAN Jing, YANG Jing, PENG Zhen-ming, *et al.* Application of MEMS accelerometers and gyroscopes in fast steering mirror control systems[J]. *Sensors*, 2016, **16**(4): 440-453.
- [4] ZHANG Xiao-feng, ZHANG Jia-shu, BAO Xu-xin, *et al.* Random error analysis and compensation of MEMS gyroscope based on kalman filter[J]. *Chinese Journal of Electron Devices*, 2018, **41**(3): 730-733.
张晓峰,张加书,包旭馨,等.基于 Kalman 滤波器的 MEMS 陀螺随机误差分析与建模补偿[J].电子器件,2018,**41**(3): 730-733.
- [5] ZHAO Gui-ling, CHEN Jian-qiu, WANG Shuo. Research on modeling and compensation algorithm of MEMS gyro stochastic errors[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2018, **41**(8): 12-15+20.
赵桂玲,陈剑秋,王硕. MEMS 陀螺随机误差建模及补偿算法研究[J].测绘与空间地理信息,2018,**41**(8):12-15+20.
- [6] WU Xiao-wen, LI Qing. Research on application of UKF to compensation of MEMS gyro random noise[J]. *Fire Control & Command Control*, 2013, **38**(6): 8-10.
吴小文,李擎. UKF 在 MEMS 陀螺随机噪声补偿的应用[J].火力与指挥控制,2013,**38**(6):8-10.

- [7] LAN Xiao-ming. Research on MEMS gyro's error compensation method based on micro inertial navigation system[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2015: 31-33.
兰晓明. 基于微惯性导航系统的 MEMS 陀螺误差补偿方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2015:31-33.
- [8] YUAN Gan-nan, LIANG Hai-bo, HE Kun-peng, *et al.* On-line compensation technique for micromechanical gyroscope random error[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2010, **36**(12): 1448-1452.
袁赣南, 梁海波, 何昆鹏, 等. MEMS 陀螺随机漂移在线补偿技术[J]. 北京航空航天大学学报, 2010, **36**(12):1448-1452.
- [9] SONG Jin-long, SHI Zhi-yong, WANG Lu-hua, *et al.* Random error compensation technology of MEMS gyroscope based on time-varying ARMA model[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, **47**(7): 115-124.
宋金龙, 石志勇, 王律化, 等. 基于时变 ARMA 模型的 MEMS 陀螺随机误差补偿技术[J]. 光子学报, 2018, **47**(7):115-124.
- [10] YAN Gong-min. Inertial instrument testing and data analysis[M]. Beijing: Defense Industry Press, 2012: 31-32
严恭敏. 惯性仪器测试与数据分析[M]. 北京:国防工业出版社, 2012:31-32.
- [11] LI Yang, HU Bai-qing, QIN Fang-jun. De-noising method of outlier rejecting and adaptive filtering for MEMS gyroscope[J]. *Piezoelectrics & Acoustooptics*, 2015(4): 590-594.
李杨, 胡柏青, 覃方君. MEMS 陀螺的抗野值自适应滤波降噪方法[J]. 压电与声光, 2015(4):590-594.
- [12] JIN Yi, WU Xun-zhong, XIE Nie, *et al.* Real-time filtering research based on on-line modeling random drift of FOG [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2015, **42**(3):13-19.
金毅, 吴训忠, 谢聂, 等. 光纤陀螺随机漂移在线建模实时滤波技术[J]. 光电工程, 2015, **42**(3):13-19.
- [13] BAI Jun-qin, ZHANG Ke, WEI Yu-xin. Modeling and analysis of fiber optic gyroscope random drifts[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2012, **20**(5): 621-624.
白俊卿, 张科, 卫育新. 光纤陀螺随机漂移建模与分析[J]. 中国惯性技术学报, 2012, **20**(5):621-624.
- [14] LI Jia-lei, XU Hua-long, HE Jing. Real-Time filtering methods of random drift of fiber optic gyroscope[J]. *Journal of Astronautics*, 2010, **31**(12): 2717-2721.
李家垒, 许化龙, 何婧. 光纤陀螺随机漂移的实时滤波方法研究[J]. 宇航学报, 2010, **31**(12):2717-2721.
- [15] SAGE A P, HUSA G W. Adaptive filtering with unknown prior Statistics[J]. *Joint Automatic Control Conference*, 1969, (7): 760-769.
- [16] TANG Xiao-hong, ZHAO Lu-yang, LI Lu-ming, *et al.* Modified adaptive filtering algorithm for MEMS gyroscope random noise[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2018, **37**(10): 133-136.
唐晓红, 赵鲁阳, 李鲁明, 等. 改进的 MEMS 陀螺随机噪声自适应滤波算法[J]. 传感器与微系统, 2018, **37**(10):133-136.
- [17] GAO Duan-yang, LI An, FU Jun. Internal intersection location algorithm with exponential fading memory weighted filtering[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2018, **26**(3): 299-304.
高端阳, 李安, 傅军. 一种指数渐消记忆加权滤波的内交点定位算法[J]. 中国惯性技术学报, 2018, **26**(3):299-304.