

基于自适应 KF 动态虚拟陀螺数据融合算法的研究

熊泰然^{1,2,3}, 陈雯雯¹, 陈宏宇¹, 高海云¹, 吉言超¹

(1. 中国科学院 微小卫星创新研究院, 上海 201210; 2. 中国科学院大学 电子电气与通信工程学院, 北京 100049;
3. 上海科技大学 信息科学与技术学院, 上海 201210)

摘 要: 微机电系统(MEMS)陀螺与光纤陀螺相比, 传感器的精度较低。为了提高 MEMS 陀螺的精度, 通过组合多个相同陀螺实现虚拟陀螺的功能, 同时提高虚拟陀螺的静态和动态性能。通过分析陀螺的 Allan 方差, 并考虑陀螺之间的相关性, 建立陀螺的测量模型; 使用自回归(AR)模型建立预测模型, 对卡尔曼滤波(KF)算法进行优化; 搭建多 MEMS 陀螺仪硬件平台, 获取数据并实时计算, 融合多陀螺数据输出最优估计值, 使用高精度转台分别在静态和动态条件下测试滤波效果。实验结果表明: 静态条件下虚拟陀螺误差的方差可降低为单个陀螺的 1/94, 动态条件下降低为单个陀螺的 1/18。基于自适应 KF 的虚拟陀螺可以显著提高精度。

关键词: 微机电系统; 虚拟陀螺; Allan 方差; 实时计算; 自适应 KF

中图分类号: V 241.5

文献标志码: A

DOI: 10.19328/j.cnki.2096-8655.2021.06.018

Data Integration Algorithm for Dynamic Virtual Gyroscope Based on Adaptive Kalman Filter

XIONG Tairan^{1,2,3}, CHEN Wenwen¹, CHEN Hongyu¹, GAO Haiyun¹, JI Yanchao¹

(1. Innovation Academy for Microsatellites, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201203, China; 2. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. School of Information Science and Technology, Shanghai Technology University, Shanghai 201210, China)

Abstract: Compared with fiber optic gyroscope, micro-electro-mechanical system (MEMS) gyroscope has the lower accuracy. In order to improve the accuracy of MEMS gyroscope, a virtual gyroscope is realized by combining multiple identical gyroscopes, and the static and dynamic performance of the virtual gyroscope are improved. The measurement model is established in terms of the analysis of the Allan variance of the gyroscope and the consideration of the correlation between gyroscopes. The autoregressive (AR) model is used to establish the prediction model, and the Kalman filter (KF) algorithm is optimized. A multi-MEMS gyroscope hardware platform is built to obtain data and make real-time calculation. The multi-gyroscope data are integrated so as to output the optimal estimated value. A high-precision turntable is used to test the filtering effect under static and dynamic conditions. The experimental results show that the output error variance of the virtual gyroscope can be reduced to 1/94 of a single gyroscope under static conditions and 1/18 of a single gyroscope under dynamic conditions. The virtual gyroscope based on adaptive KF can significantly improve the accuracy.

Key words: micro-electro-mechanical system (MEMS); virtual gyroscope; Allan variance; real-time calculation; adaptive Kalman filter (KF)

收稿日期: 2021-01-07; 修回日期: 2021-05-05

作者简介: 熊泰然(1996—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为嵌入式系统、传感器数据融合。

通信作者: 陈宏宇(1976—), 男, 研究员, 主要研究方向为嵌入式系统、航天器轨道姿态控制和信息网络技术。

0 引言

在惯性导航系统中,陀螺仪是测量移动物体角速率的关键传感器,光纤陀螺被广泛使用在传统卫星中。而卫星的小型化逐渐成为一种发展趋势,由于微机电系统(Micro-Electro-Mechanical System, MEMS)技术的快速发展,微小卫星的技术升级出现了更多可能。MEMS器件具备很多优点,比如体积小、功耗低、成本低,更适合微小卫星集成化、模块化、研制周期短的设计要求^[1]。但是MEMS传感器的精度一般较低,无法满足特定条件下的精度需求。

为了提高MEMS陀螺仪的精度,目前有一些针对单个陀螺仪的滤波算法研究^[2-3],比如使用神经网络等算法,算法普遍较为复杂,对于单个陀螺的处理也难以大幅提升精度。同时也有一些新型陀螺仪进行在轨验证,比如半球谐振陀螺^[4]。BAYARD等^[5]在2003年最先提出了一种虚拟陀螺技术,该技术使用卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)算法,融合了4个相同的MEMS陀螺仪的数据,通过实验证明了方法的可行性,但精度仍然有提升空间。国内外也有一些在此基础上进行的改进研究^[6-13],比如改进滤波算法,增加陀螺数量,或者改用异方差模型建模等方法,算法由于模型参数的固定性,仅在静态条件下或者仅在动态条件下能够显著提升精度,难以保证在静态和动态条件下都有良好的性能。尤其是在角速率变化较快的情况下,卡尔曼滤波器的参数对滤波效果有较大影响^[14]。为了解决这个问题,采用多模型滤波算法动态调整是有效的解决方法^[15],但是与KF相比,仍然存在算法计算量太大的问题。

本文针对陀螺仪的静态和动态特性,提出一种自适应的KF算法,在不同条件下自动调整模型参数,尤其在角速率变化较快的动态条件下可以保证滤波效果,通过搭建6个陀螺仪组成的硬件平台进行转台实验,验证算法的有效性

1 陀螺仪模型分析

本章选取单个陀螺仪的输出进行噪声分析,并对陀螺仪进行建模。MEMS陀螺仪中随机误差的主要来源之一是陀螺仪输出的白噪声,通过对角速率积分,该测量噪声的影响被累积,角速率测量白噪声表现为角度随机游走(Angular Random Walk, ARW)。大多数情况下,精确测量角度比测量角速度更为重要,这使得该测量噪声的影响更加明显。

MEMS陀螺仪误差的另一个主要来源是由于陀螺仪偏置的微小变化,随时间的变化随机游动。这种误差为速率随机游走(Rate Random Walk, RRW)。MEMS陀螺仪的一般模型表示如下^[6]:

$$\begin{cases} \dot{z} = \omega + b + v \\ \dot{b} = w \end{cases} \quad (1)$$

式中: z 为陀螺仪输出; ω 为真实角速率; b 为白噪声 w 驱动的缓慢变化的偏置误差; v 为测量白噪声。

Allan方差分析法是被国际普遍接受的一种表征速率传感器随机噪声过程的分析方法^[16]。Allan方差分析的主要结果是Root Allan方差图,通过该图可以识别捕获数据中存在的随机噪声过程的类型和大小。本文使用6个MPU6050陀螺仪进行实验,对单个陀螺仪采集4 h静态数据的Allan方差分析,如图1所示。

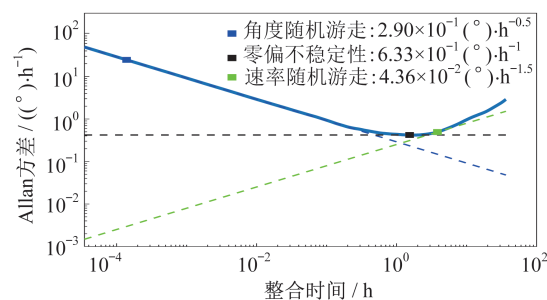


图1 单MEMS陀螺Allan方差分析

Fig.1 Allan variance analysis of the single MEMS gyroscope

根据Allan方差^[17]分析结果可知,陀螺的主要误差来源为角度随机游走和零偏不稳定性,速率随机游走误差对陀螺精度影响较小。

对陀螺噪声进行进一步分析,首先对噪声的分布拟合,如图2所示,根据拟合结果,陀螺的噪声可以近似拟合为正态分布;然后对陀螺噪声的相关性进行分析,如图3所示。

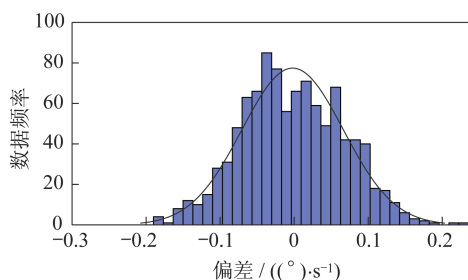


图2 单MEMS陀螺噪声分布拟合

Fig.2 Noise distribution fitting of the single MEMS gyroscope

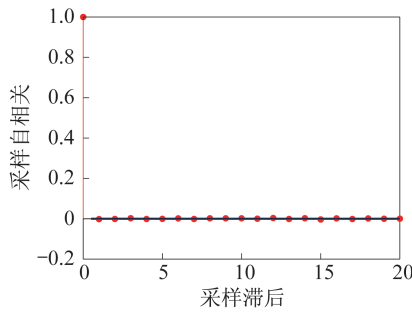


图 3 单 MEMS 陀螺相关性分析

Fig.3 Correlation analysis of the single MEMS gyroscope

根据图 3 分析可知,自相关曲线在起点显示 1 个峰值,而后快速地下降到零,显示没有相关性,也没有周期性。同时,为了降低算法复杂度, b 不参与周期性和相关性分析,陀螺仪的模型可以简化为

$$z = \omega + v \quad (2)$$

2 自适应卡尔曼滤波器设计

2.1 状态空间模型

建立离散卡尔曼滤波器,需要先建立状态空间的测量模型和预测模型,根据式(2)的陀螺仪误差模型,并且由于本文实验使用 6 个陀螺仪的组合阵列,可以得到卡尔曼滤波器的测量模型为

$$Z_k = H\omega_k + V_k \quad (3)$$

式中:

$$Z_k = [y_1, y_2, \dots, y_6]^T,$$

$$H = [1, 1, 1, 1, 1, 1]^T, V_k = [v_1, v_2, \dots, v_6]^T \quad (4)$$

式中: ω_k 为陀螺仪的真实角速率,6 个陀螺均相同; Z_k 为陀螺仪阵列的输出测量矩阵; H 为测量转换矩阵; V_k 为测量噪声矢量,且测量噪声的期望为零。

令陀螺噪声的协方差矩阵为 R , 由于每个陀螺仪之间如存在工艺或者环境等方面的一致性,即使是在单个硅晶片上制造的陀螺仪阵列中存在的相关因子,也无法精确获得,但是为了分析相关性对精度提高的影响,假设陀螺之间存在相关性。所以 R 矩阵不是对角阵,存在非对角线元素。这里假设在相同分量的陀螺仪之间存在恒定的互相关^[17], 则矩阵 R 可以表示为

$$R = \begin{bmatrix} \sigma^2 & \rho & \cdots & \rho \\ \rho & \sigma^2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \rho \\ \rho & \cdots & \rho & \sigma^2 \end{bmatrix}_{6 \times 6} \quad (5)$$

式中: σ^2 为陀螺的噪声方差; ρ 为恒定的相关系数。

在用于表示平稳时间序列信号的许多标准模型中,最常用的是 AR 模型,AR 模型能够较好地体现出噪声的动态变化。AR 建模过程包括 3 个迭代步骤:模型识别、参数估计和检查诊断。为了降低整体算法的计算量,本文使用模型如下:

$$\omega_{k+1} = a\omega_k + \tau_k \quad (6)$$

式中: a 为模型参数; τ_k 为预测模型的白噪声。

根据式(6),可以得到卡尔曼滤波器的状态空间预测模型为

$$X_{k+1} = AX_k + W_k \quad (7)$$

式中: X_{k+1} 为系统的状态矩阵; A 为预测模型参数,且 $A = a$; W_k 为系统噪声,期望为 $q = 0$, 方差为 Q 。

2.2 卡尔曼滤波器改进

根据建立的陀螺仪状态空间测量模型和预测模型,可以得到标准的离散卡尔曼滤波器方程,预测模型状态预测为

$$\hat{X}_{k+1,k} = A\hat{X}_k \quad (8)$$

预测方差更新为

$$P_{k+1,k} = AP_kA^T + Q \quad (9)$$

求解滤波增益为

$$K_{k+1} = P_{k+1,k}H^T[HP_{k+1,k}H^T + R]^{-1} \quad (10)$$

状态最优估计为

$$\hat{X}_{k+1} = X_{k+1,k} + K_{k+1}[Z_{k+1} - H\hat{X}_{k+1,k}] \quad (11)$$

最优估计方差更新为

$$P_{k+1} = [I - K_{k+1}H]P_{k+1,k} \quad (12)$$

设计卡尔曼滤波器时,选取不同的参数会改变滤波器的性能,在静态条件下,卡尔曼滤波器可以通过调整参数大幅提升陀螺的性能。在滤波器中, Q 矩阵为预测模型的方差, R 矩阵为测量模型的方差, Q 矩阵小,则认为预测模型较测量值相比更准确,系统更信任模型的预测值。但是,在实际使用时,不同的动态条件下使用固定参数无法保证滤波效果,特别是角速率变化较快时。在这种条件下,滤波器的跟踪性能显著下降,因此可以通过增加反馈来实现自适应卡尔曼滤波器,动态地调整 Q 矩阵和 R 矩阵的大小,提升系统的性能。由于 Q 矩阵和 R 矩阵的相对大小就可以影响卡尔曼增益的大小,所以为了减小计算量,选取维度更低的 Q 矩阵进行自适应调节,对于 Q 矩阵来说,动态条件下模型误差增大,通过反馈可以更好地改善动态性能,

为了不影响静态性能,在反馈中可以引入 Sigmoid 函数:

$$\frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (13)$$

在机器学习中,Sigmoid 函数通常作为神经网络的激活函数被广泛使用。通过引入 Sigmoid 函数,在变化较快的动态条件下,发挥自适应调节反馈的功能,提升动态性能,同时不对静态条件的滤波造成影响,使不同条件下的参数变化平滑过渡。改进的离散自适应卡尔曼滤波器(S-Kalman Filter, SKF)方程可以表示如下。

生成放缩平移调整的 Sigmoid 函数为

$$s_k = \frac{1}{1 + e^{-(ae_k - b)}} \quad (14)$$

预测模型状态预测为

$$\hat{X}_{k+1,k} = A\hat{X}_k + [f + (1-f)s_k]\hat{q}_k \quad (15)$$

预测方差更新为

$$P_{k+1,k} = AP_kA^T + [f + (1-f)s_k]\hat{Q}_k \quad (16)$$

求解滤波增益为

$$K_{k+1} = P_{k+1,k}H^T[HP_{k+1,k}H^T + R]^{-1} \quad (17)$$

状态最优估计为

$$\hat{X}_{k+1} = X_{k+1,k} + K_{k+1}[Z_{k+1} - H\hat{X}_{k+1,k}] \quad (18)$$

最优估计方差更新为

$$P_{k+1} = [I - K_{k+1}H]P_{k+1,k} \quad (19)$$

反馈计算为

$$e_{k+1} = |\hat{X}_{k+1} - A\hat{X}_k| \quad (20)$$

偏差更新为

$$\hat{q}_{k+1} = t\hat{q}_k + (1-t)[\hat{X}_{k+1} - A\hat{X}_k] \quad (21)$$

方差更新为

$$\hat{Q}_{k+1} = t\hat{Q}_k + (1-t)[P_{k+1} - AP_kA^T] \quad (22)$$

式中: a 、 b 为 Sigmoid 函数的缩放和平移系数; f 为反馈因子; t 为跟踪因子,与标准卡尔曼滤波相比,SKF 改进了静态和动态的性能,更适合陀螺仪的滤波算法处理。

3 实验及结果分析

搭建陀螺阵列进行实际测试,MEMS 陀螺仪使用 6 个 MPU6050,主控芯片使用 STM32,设计原理图并制作 PCB 电路板,如图 4 所示。

与卫星通信时使用 CAN 总线接口,本文中实验使用 STM32 的 SPI 接口进行通信,所有实验均在相同的外部环境下进行测试,室温为 25℃,使用高

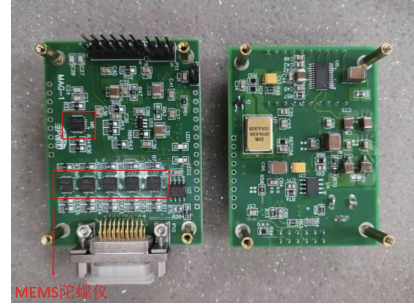


图 4 陀螺仪阵列 PCB 板

Fig.4 Gyroscope array PCB board

精度转台(0.000 01 (°)/s)进行实验测试。由于转台的精度比 MEMS 陀螺仪的精度高出几个数量级,因此,转台的角度率可以认为是真实角速率,先在静态条件下测试,然后在加入简谐波的动态条件下进行测试,最后加入人造信号进行角速率变化较快的动态测试,验证算法的可行性。使用的转台如图 5 所示。

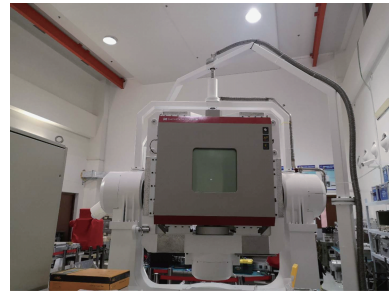


图 5 转台测试

Fig.5 Turntable test

3.1 静态滤波结果

首先在静态条件下进行测试,在陀螺仪开始工作后求取一定时间内的稳态误差,并在程序上做处理,加和求平均值;然后减去均值消除稳态误差的影响,以 50 Hz 的采样频率采集 6 个陀螺仪的数据,分别使用平均值算法、标准卡尔曼滤波算法和自适应卡尔曼滤波算法进行滤波处理;最后分别对比 6 个陀螺的输出数据、SKF 算法的滤波数据,以及不同算法滤波的效果对比,得出的实验结果如图 6 和图 7 所示。

对使用不同算法得到的虚拟陀螺静态数据分别计算 Allan 方差,与单 MEMS 陀螺仪的 Allan 方差进行对比,画出 Allan 方差图,得到的对比结果如图 8 所示。

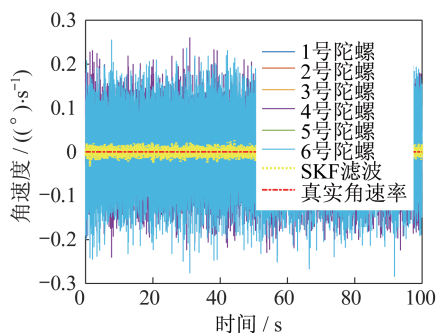


图 6 静态条件 SKF 算法

Fig.6 SKF algorithm under the static condition

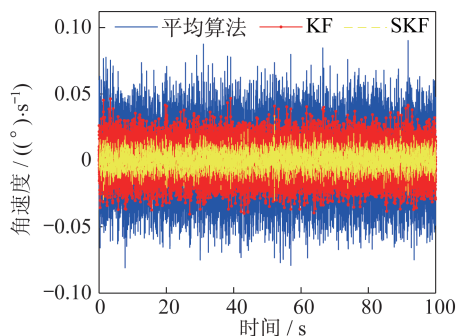


图 7 静态条件不同算法对比

Fig.7 Comparison of different algorithms under the static condition

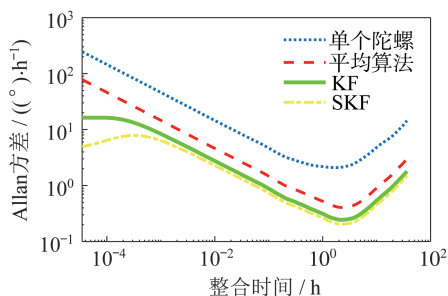


图 8 Allan 方差对比

Fig.8 Allan variance comparison

对于静态条件下的 Allan 方差进行分析,3 种算法均能降低陀螺的噪声,KF 算法和 SKF 算法对噪声的过滤性能更好。最后计算了静态条件下滤波后的数据残差的方差,与 Allan 方差计算得到的 ARW 和零偏不稳定性分别进行效果对比,结果见表 1。

由实验数据可知:静态条件下标准 KF 实现的虚拟陀螺,数据残差的方差可以降低为单个陀螺的 $1/62$;而 SKF 算法实现的虚拟陀螺,数据残差的方差可以降低为单个陀螺的 $1/94$,静态条件下小幅优于

表 1 整体方差、ARW、零偏不稳定性对比

Tab.1 Comparison of overall variance, ARW, and zero bias instability

不同算法	整体方差	ARW/((°)·h ^{-1.5})	零偏不稳定性/((°)·h ⁻¹)
单个陀螺	0.046	0.290 0	126.6
平均算法	0.004 137 5	0.131 0	52.8
KF	0.000 747 59	0.114 0	17.6
SKF	0.000 487 35	0.010 3	15.2

标准卡尔曼滤波,算法可以显著提升陀螺的精度。

3.2 动态滤波结果

对于动态滤波,首先在加入简谐波的条件下进行测试,这里为了对比静态和动态下的不同效果,令标准卡尔曼滤波器和自适应卡尔曼滤波器与静态条件下的参数保持一致;然后分别求出不同算法滤波后的残差进行对比。在简谐波的动态条件下,得到的实验结果如图 9 和图 10 所示。

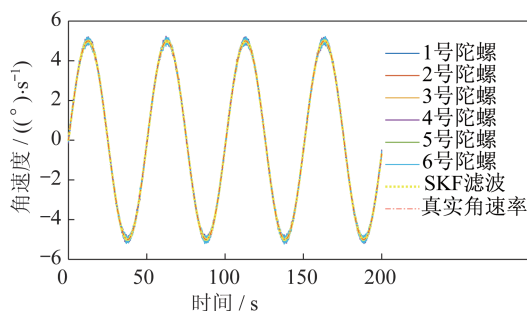


图 9 动态条件 SKF 算法

Fig.9 SKF algorithm under the dynamic condition

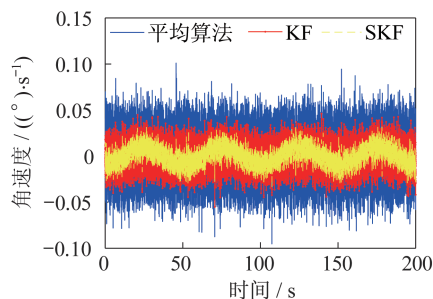


图 10 动态条件不同算法对比

Fig.10 Comparison of different algorithms under the dynamic condition

简谐波的变化比较平缓,由计算可得,简谐波经过 KF 算法滤波后,残差的方差为 $1.351 9 \times 10^{-3}$,

方差为单个陀螺的 $1/36$;SKF 滤波后,残差的方差为 $1.049\ 9 \times 10^{-3}$,方差为单个陀螺的 $1/47$ 。SKF 算法与标准 KF 算法相比,精度更高,但提升的精度不明显。为了测试变化较快的动态条件下的效果,加入角速率突变的人工信号,对比测试不同算法的滤波性能,同时计算残差对比效果,实验结果如图 11 和图 12 所示。

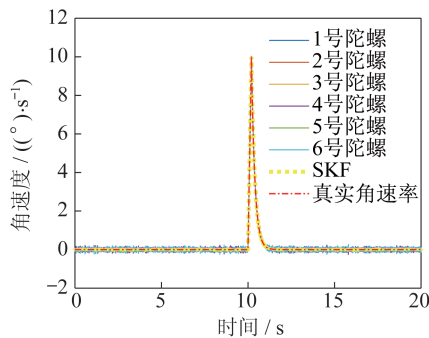


图 11 特殊动态条件 SKF 算法

Fig.11 SKF algorithm under the special dynamic conditions

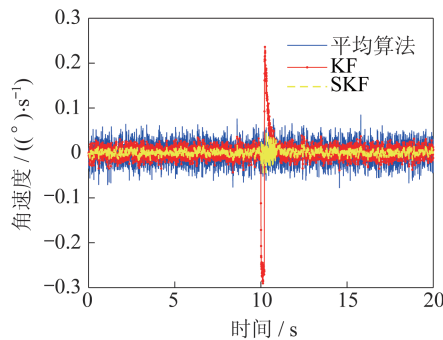


图 12 快速动态条件不同算法对比

Fig.12 Comparison of different algorithms under the special dynamic condition

在这种动态条件下,由实验数据可知,在滤波器参数保持不变时,快速动态条件下标准 KF 算法的滤波效果难以保证,标准 KF 算法无法识别快速变化的噪声,跟踪性能大幅下降;而自适应卡尔曼滤波器通过不同权重的反馈调节,仍然可以大幅提升陀螺的精度,保持良好的跟踪性能;最后根据实验数据分别计算不同算法滤波结果残差的方差,对比见表 2。

根据表中数据可知:在对快速变化的数据进行滤波时,KF 算法效果较差,残差的方差仅为单个陀螺的 $1/5$;而使用 SKF 算法,数据残差的方差可以降低为单个陀螺的 $1/18$ 。

表 2 残差的方差对比

Tab.2 Comparison of residual variance

不同算法	残差的方差
单个陀螺	5.20×10^{-2}
平均算法	4.58×10^{-3}
KF	9.80×10^{-3}
SKF	2.87×10^{-3}

4 结束语

为了减小 MEMS 陀螺仪噪声的影响,本文研究了多 MEMS 陀螺融合的虚拟陀螺技术,通过 Allan 方差等方法分析了陀螺的噪声,通过分析卡尔曼滤波器的参数对陀螺静态动态性能的改善特点,有针对性地提出了一种自适应的卡尔曼滤波器,以优化陀螺仪的静态和动态性能。对于快速变化的数据,SKF 算法优势明显。通过搭建的硬件平台进行实验测试,验证了算法的正确性,但仍然存在不足,提出的算法的参数比标准卡尔曼滤波算法更多,虽然滤波效果更好,但是在实际使用时更依赖参数的调节,增加了不便性,后续将继续优化算法的复杂度。

参考文献

- [1] 谭晓昀,刘晓为.应用 MEMS 技术加快微小卫星及微卫星的发展[J].仪器仪表学报,2004,25(增刊3): 598-600.
- [2] STEARNS H, TOMIZUKA M. Multiple model adaptive estimation of satellite attitude using MEMS gyros [C]// American Control Conference. Washington D.C., USA: IEEE Press, 2011: 3490-3495.
- [3] 孙伟,段顺利,文剑,等.阈值去噪与 RBF 神经网络在 MEMS 陀螺仪误差补偿中的应用[J].传感技术学报,2017,30(1):115-119.
- [4] 吕骞,丁徐锴,陈鹤,等.微半球谐振陀螺仪的模式主轴方位角测算方法[J].传感器与微系统,2021,40(9): 117-120.
- [5] BAYARD D S, PLOEN S R. High accuracy inertial sensors from inexpensive components: US20030187623 A1 [P]. 2003.
- [6] CHANG H L, XUE L, QIN W, et al. An integrated MEMS gyroscope array with higher accuracy output [J]. Sensors, 2008, 8(4): 2886-2899.
- [7] XIAO C S, ZHU Q Y, HU H S, et al. Using AKF-PSR to compensate random drift errors of low-cost MEMS gyroscopes[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(16): 6802-6810.

- [8] 臧雪岩,伍萍辉,曾成,等.基于MEMS阵列的虚拟陀螺的实现[J].传感技术学报,2019,32(3):339-345.
- [9] 张鹏,常洪龙,苑伟政,等.虚拟陀螺技术研究[J].传感技术学报,2006,19(5B):2226-2229.
- [10] 吕琦炜,鲍其莲.虚拟陀螺改进卡尔曼滤波设计[J].电子设计工程,2015,23(321):24-25.
- [11] QIAN H M, XIA Q X, JIANG B, et al. On modeling of random drift of MEMS gyroscope and design of Kalman filter [C]// International Conference on Mechatronics and Automation. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2009: 4355-4360.
- [12] WANG J, OLSON E. High-performance inertial measurements using a redundant array of inexpensive gyroscopes (RAIG) [C]// IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 71-76.
- [13] XUE L, WANG L X, XIONG T, et al. Analysis of dynamic performance of a Kalman filter for combining multiple MEMS gyroscopes [J]. Micromachines, 2014, 5(4): 1034-1050.
- [14] SENYUREK V Y, BASPINAR U, VAROL H S. A modified adaptive Kalman filter for fiber optic gyroscope [J]. Serie Electrotechnique et Energetique, 2014, 59(2): 153-162.
- [15] SHEN Q, LIU J Y, HUANG H, et al. Kurtosis-based IMM filter for multiple MEMS gyroscopes fusion [J]. Sensor Review, 2017, 37(3): 237-246.
- [16] IEEE standard specification format guide and test procedure for single-axis laser gyros[S/OL]. (2011-12-07) [2021-01-03]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/1706054>.
- [17] JIANG C Y, XUE L, CHANG H L, et al. Signal processing of MEMS gyroscope arrays to improve accuracy using a 1st order Markov for rate signal modeling[J]. Sensors, 2012, 12(2): 1720-1737.

欢迎关注我刊微信公众号

为了加强《上海航天(中英文)》数字化、网络化建设以及信息化管理,扩大刊物宣传力度,本刊现已开通微信公众平台。关注微信公众号后,读者可查阅期刊发表论文,进行文章检索;作者可随时查询自己稿件的处理状态,了解期刊最新发展动态;编辑部能更便捷地加强编者、作者和读者之间的交流,促进学术沟通,创建学术共同体,扩大《上海航天(中英文)》期刊的学术影响力。

