

文章编号 1004-924X(2019)01-0172-09

微纳卫星陀螺阵列系统信息融合

陈雯雯*, 刘洋, 高海云, 孙国文, 李昭, 康宝鹏
(上海微小卫星工程中心 微纳卫星研究所, 上海 201203)

摘要:为了实现微纳卫星 MEMS 陀螺动态在线滤波,对 MEMS 陀螺阵列建模,设计可应用于动态过程的最优在线数据融合算法,建立陀螺阵列测试系统,并对融合滤波的陀螺系统的性能对比分析。首先,建立多个陀螺的量测模型。接着基于信息融合模型,使用 Kalman 滤波算法,对预测的协方差矩阵进行逆运算迭代;然后,基于误差估计,对动态时变信号滤波模型建模,并给出了融合滤波方法;最后,搭建 6 个 MEMS 陀螺在线滤波系统,验证该算法的有效性。实验结果表明:滤波误差可降低为单陀螺采样误差的 1/15,精度提高一个数量级;运算量相比层序式滤波减少为 1/4,计算时间减少为 1/3。本文所提算法在提高精度的基础上,显著提高了 MEMS 陀螺系统的性能指标,拓展了 MEMS 陀螺在微纳卫星的应用范围。

关键词:微机电系统陀螺;数据融合;实时处理;时变信号

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20192701.0172

Signal fusion of silicon micro-gyroscope array of micro/nano-sate

CHEN Wen-wen*, LIU Yang, GAO Hai-Yun, SUN Guo-wen, LI Zhao, KANG Bao-peng

(Shanghai Engineering Center for Microsatellites,
Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201203, China)
* Corresponding author, E-mail: color-1234@163.com

Abstract: A model was established and an optimal data fusion algorithm was designed to realize the online dynamic data fusion of multi-gyroscopes. The data fusion system performance was compared by building a test system. First, a multi-gyros measurement model was established, then the Kalman method was used to estimate the covariance matrix based on the signal fusion model. There was no matrix inversion during this process. The filtering process, applicable to time varying signals, was utilized. Finally, the effectiveness of the algorithm was verified by an online test system using six MEMS gyros. Experimental results indicate that the signal error is reduced to 1/15. In addition, the accuracy is improved one level and reduced to 1/4, and the computation is reduced to 1/3. A system with this new signal fusion algorithm will show improved accuracy and performance, extending the application range of the micro-nano satellite.

Key words: Micro Electro Mechanical System(MEMS) gyroscope; data fusion; process in real time; time-varying signal

收稿日期:2018-07-14;修订日期:2018-09-06.

基金项目:中科院国防科技创新实验室基金资助项目(No. Y623321261)

1 引言

随着微纳卫星的迅速发展,卫星产品开始大量采用 COTS 产品和微机电产品(Micro Electro Mechanical System, MEMS)。尤其是 MEMS 产品成本低、体积小、功耗低、抗冲击能力强,可以更好地适应微纳卫星低成本、快速交付的特点^[1]。例如,卫星公司 GOMSpace 使用了 MEMS 三轴陀螺仪 MPU-3300,有较高的时间稳定性和采样精度^[2],但仍然不满足空间应用中陀螺定姿的高精度要求。

为了获取更高的精度,采用多个器件采集同一信号,并将多个信息融合处理,得到信号的最优估计值,是目前广泛使用的方式。多个 MEMS 陀螺组成阵列形式^[3-4],对输出信号融合滤波,可有效提高精度。例如,文献^[5]建立随机漂移和 1 阶马尔可夫陀螺阵列的模型,并对漂移参数进行辨识,采用 Kalman 滤波方法对多组陀螺输入进行融合滤波^[6-7],但是仅对静态条件下的滤波效果较好;使用一阶 Markov 方法建模并滤波^[8],可显著减少随机滤波,但是由于处理量过大,不适合在线实时应用;采用 GARCH 模型来优化陀螺模型^[9],但是计算量仍然过大。另外,对陀螺滤波模型简化,并基于 Kalman 滤波,优化参数,可以改进动态滤波下的效果^[10-11],但是仍然存在矩阵求逆带来运算量过大的问题,并且参数优化只能改善动态条件下的滤波效果,例如减小了动态信号的噪声,使得硅微阵列陀螺仪的零偏不稳定性提高了 2.54 倍,陀螺漂移性能提高了 1.52 倍^[12],零偏不稳定性降低倍数为 2.8 倍^[4],但是无法从根本上解决动态滤波问题。

本文提出一种最优 Kalman 滤波融合方法,基于最优融合算法,无需矩阵求逆,计算量较少,适合高速在线计算。通过搭建测试平台,对 6 个陀螺的数据在线融合滤波,验证了融合算法在高速时变环境下的有效性,对比单个 MEMS 陀螺输出信号,角速度精度显著提高。

2 最优融合滤波器设计

2.1 陀螺阵列建模

N 个陀螺的模型为:

$$y_i = \omega_i + b_i + n_i, i = 1 \cdots N, \quad (1)$$

其中:下标 i 为第 i 个陀螺, y_i 为第 i 个陀螺实际输出角速率; ω_i 为真实角速率; b_i 为速率随机游走噪声和 n_i 为角度随机游走噪声的方差。

多个陀螺模型的测量误差模型为:

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{v}(k), \quad (2)$$

其中: $\mathbf{Z} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 为测量噪声向量; $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为测量矩阵; $\mathbf{v}(k) \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ 为测量噪声,且 $\mathbf{E}[\mathbf{v}(k)] = 0$, $\text{cov}[\mathbf{v}(k), \mathbf{v}(j)] = \mathbf{R}(k)\delta_{kj}$, $\text{cov}[\boldsymbol{\omega}(k), \mathbf{v}(j)] = 0$ 。

采用 AR 模型建立陀螺状态方程,可获得更好采用动态性能^[13]并可通过参数调整来适应不同情况下的动态特性。

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{A}(k-1)\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{B}(k-1)\boldsymbol{\omega}(k-1), \quad (3)$$

其中: $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 为系统状态向量; $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 为系统矩阵; $\boldsymbol{\omega} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 为系统噪声,且 $\mathbf{E}[\boldsymbol{\omega}(k)] = 0$, $\text{cov}[\boldsymbol{\omega}(k), \boldsymbol{\omega}(j)] = \mathbf{Q}(k)\delta_{kj}$, $\mathbf{B} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为噪声激励矩阵, δ_{kj} 为 Kronecker-D 函数。

使用高阶的 AR 模型能够更好地描述角速率的特征,但是会极大地增加滤波器复杂度和运算量,因此本文选用 AR(1) 来对角速率进行建模,得到陀螺阵列的状态方程为:

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ \vdots \\ x_n(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 & 0 & 0 & \cdots \\ 0 & A_2 & 0 & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & A_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_n(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_1(k) \\ \omega_2(k) \\ \vdots \\ \omega_n(k) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

2.1 信息融合算法

建立信息统一融合模型:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{v}, \quad (5)$$

其中: \mathbf{Y} 为数据, \mathbf{X} 为被估计量, \mathbf{H} 为信息传递矩阵, \mathbf{v} 为误差; 且 $\mathbf{E}[\mathbf{v}] = 0$, $\mathbf{v} \cdot \mathbf{r}[\mathbf{v}] = \mathbf{P}$ 。称 \mathbf{P}^{-1} 为 \mathbf{Y} 的信息量, 称 $\mathbf{H}^T \mathbf{P}^{-1} \mathbf{H}$ 为 \mathbf{Y} 关于被估计量的信息量。

被估计量 \mathbf{X} 的各种信息用统一模型表示为:

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{H}_i \mathbf{X} + \mathbf{v}_i, i = 1, 2, \cdots, N, \quad (6)$$

其中: $\mathbf{E}[\mathbf{v}_i] = 0$, $\mathbf{v} \cdot \mathbf{r}[\mathbf{v}_i] = \mathbf{P}_i$, $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \cdots, \mathbf{Y}_N$ 间互

不相关,若 $\sum_{i=1}^N \mathbf{H}_i^T \mathbf{P}_i^{-1} \mathbf{H}_i$ 非奇异,则 $\hat{\mathbf{X}}$ 是对 \mathbf{X} 的最优融合估计, \mathbf{P}^{-1} 为 \mathbf{X} 的信息量。得到:

$$\mathbf{P}^{-1} = \sum_{i=1}^N \mathbf{H}_i^T \mathbf{P}_i^{-1} \mathbf{H}_i. \quad (7)$$

将上式两边同时右乘 $\hat{\mathbf{X}}$, 直接得到:

$$\mathbf{P}^{-1} \hat{\mathbf{X}} = \sum_{i=1}^N \mathbf{H}_i^T \mathbf{P}_i^{-1} \mathbf{Y}_i. \quad (8)$$

该方程表明被估计量等于所有相关的信息量之和。

对于实时在线系统的使用离散化卡尔曼滤波算法,如下式,设 $\mathbf{X}(k)$ 为最优预测估计, $\mathbf{P}(k)$ 为最优预测估计方差; $\hat{\mathbf{X}}(k)$ 为最优估计, $\mathbf{P}(k)$ 为最优估计方差, $k=1, 2, \dots, N$ 。

(1) 状态一步预测:

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{A}(k-1) \mathbf{X}(k-1). \quad (9)$$

(2) 协方差阵预测:

$$\mathbf{P}(k) = \mathbf{A}(k-1) \mathbf{P}(k-1) \mathbf{A}(k-1)^T + \mathbf{B}(k-1) \mathbf{Q}(k-1) \mathbf{B}(k-1)^T. \quad (10)$$

(3) 滤波增益:

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k) \mathbf{H}^T(k) [\mathbf{H}(k) \mathbf{P}(k) \mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}(k)]^{-1}. \quad (11)$$

(4) 协方差阵估计:

$$\mathbf{P}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k) \mathbf{H}(k)] \mathbf{P}(k). \quad (12)$$

这里根据已得到预测信息 $\hat{\mathbf{X}}(k)$ 和 $\hat{\mathbf{P}}(k)$ 。由于 $\hat{\mathbf{X}}(k)$ 和 $\mathbf{Y}(k)$ 相互独立,由式(6)和式(7)可得 $\hat{\mathbf{X}}(k)$ 及其信息量 \mathbf{P}^{-1} 为:

$$\mathbf{P}^{-1}(k) = \hat{\mathbf{P}}^{-1}(k) + \mathbf{H}^T(k) \mathbf{R}^{-1}(k) \mathbf{H}(k), \quad (13)$$

$$\mathbf{P}^{-1}(k) \hat{\mathbf{X}}(k) =$$

$$\hat{\mathbf{P}}^{-1}(k) \hat{\mathbf{X}}(k) + \mathbf{H}^T(k) \mathbf{R}^{-1}(k) \mathbf{Y}(k). \quad (14)$$

考虑测量信息不相关,即测量协方差阵为对角阵的情形,实际中这种情况也普遍存在。其中 $\mathbf{H}(k) = [\mathbf{H}_1^T(k) \mathbf{H}_2^T(k) \dots \mathbf{H}_m^T(k)]^T$, $\mathbf{R}(k) = \text{diag} [r_1(k) r_2(k) \dots r_m(k)]$ 得到:

$$\mathbf{H}^T(k) \mathbf{R}^{-1}(k) \mathbf{H}(k) = \sum_{i=1}^m \mathbf{H}_i^T(k) r_i^{-1}(k) \mathbf{H}_i(k). \quad (15)$$

将式(15)代入到式(12),得到:

$$\mathbf{P}^{-1}(k) = \hat{\mathbf{P}}^{-1}(k) + \sum_{i=1}^m \mathbf{H}_i^T(k) r_i^{-1}(k) \mathbf{H}_i(k). \quad (16)$$

同理,设 $\mathbf{Y}(k) = [y_1(k) y_2(k) \dots y_m(k)]^T$, 得到:

$$\mathbf{P}^{-1}(k) \hat{\mathbf{X}}(k) = \hat{\mathbf{P}}^{-1}(k) \hat{\mathbf{X}}(k) + \sum_{i=1}^m \mathbf{H}_i^T(k) r_i^{-1}(k) \mathbf{H}_i(k) y_i(k). \quad (17)$$

$\mathbf{P}_0(k) = \hat{\mathbf{P}}(k)$, $\mathbf{X}_0(k) = \hat{\mathbf{X}}(k)$ 则有:

$$\hat{\mathbf{X}}_0(k) = \mathbf{A}(k-1) \hat{\mathbf{X}}(k-1), \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_0(k) = \mathbf{A}(k-1) \mathbf{P}(k-1) \mathbf{A}(k-1)^T + \mathbf{B}(k-1) \mathbf{Q}(k-1) \mathbf{B}(k-1)^T. \quad (19)$$

由(16)得到:

$$\mathbf{P}_i^{-1}(k) = \mathbf{P}_{i-1}^{-1}(k) + \mathbf{H}_i^T(k) r_i^{-1}(k) \mathbf{H}_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_i^{-1}(k) \hat{\mathbf{X}}_i^{-1}(k) = \mathbf{P}_{i-1}^{-1}(k) \hat{\mathbf{X}}_{i-1}^{-1}(k) + \mathbf{H}_i^T(k) r_i^{-1}(k) y_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (21)$$

当 $i=m$ 时,有 $\mathbf{P}(k) = \mathbf{P}_m(k)$, $\hat{\mathbf{X}}(k) = \hat{\mathbf{X}}_m(k)$, 为避免矩阵求逆,对式(22)处理:

$$[\mathbf{P}_{i-1}^{-1}(k) + \mathbf{H}_i^T(k) r_i^{-1}(k) \mathbf{H}_i(k)]^{-1} = \mathbf{P}_i(k) = \mathbf{P}_{i-1}(k) - \mathbf{P}_{i-1}(k) \mathbf{H}_i(k) [\mathbf{H}_i^T(k) \mathbf{P}_{i-1}(k) \mathbf{H}_i(k) + r_i(k)]^{-1} \mathbf{H}_i^T(k) \mathbf{P}_{i-1}(k). \quad (22)$$

设向量 $\mathbf{L}_i(k) = \mathbf{P}_{i-1}(k) \mathbf{H}_i^T(k)$, 因 $\mathbf{H}_i(k) \in \mathbf{R}^{1 \times n}$, $\mathbf{L}_i(k) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$, 故 $\mathbf{H}_i(k) \mathbf{L}_i(k)$ 为一个标量。这里设变量如下:

$$\lambda_i(k) = [\mathbf{H}_i(k) \mathbf{L}_i(k) + r_i(k)]^{-1}. \quad (23)$$

由式(17)、式(18)得到:

$$\hat{\mathbf{X}}_i(k) = \hat{\mathbf{X}}_{i-1}(k) + \lambda_i(k) \mathbf{L}_i(k) [y_i(k) - \mathbf{H}_i(k) \hat{\mathbf{X}}_{i-1}(k)], \quad (24)$$

$$\mathbf{P}_i(k) = \mathbf{P}_{i-1}(k) - \lambda_i(k) \mathbf{L}_i(k) \lambda_i^T(k). \quad (25)$$

由于各陀螺之间的工艺、材料、环境等的一致性,它们的噪声间存在一定相关性,引入相关系数 ρ 来表征陀螺之间的相关程度,且 $-1 \leq \rho \leq 1$ 。这里假定各陀螺之间的相关系数 ρ 相等。滤波方程中 \mathbf{Q}_k 是系统噪声序列的协方差阵, \mathbf{R}_k 是量测噪声序列协方差阵。对 6 个陀螺的数据融合有 \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 如式(26)所示:

$$Q_k = \begin{bmatrix} \text{var}(x_1) & \rho \sqrt{\text{var}(x_1) \text{var}(x_2)} & \cdots & \rho \sqrt{\text{var}(x_1) \text{var}(x_n)} \\ \rho \sqrt{\text{var}(x_1) \text{var}(x_2)} & \text{var}(x_2) & \cdots & \rho \sqrt{\text{var}(x_2) \text{var}(x_n)} \\ \rho \sqrt{\text{var}(x_1) \text{var}(x_3)} & \rho \sqrt{\text{var}(x_2) \text{var}(x_3)} & \cdots & \rho \sqrt{\text{var}(x_3) \text{var}(x_n)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho \sqrt{\text{var}(x_1) \text{var}(x_n)} & \rho \sqrt{\text{var}(x_2) \text{var}(x_n)} & \cdots & \text{var}(x_n) \end{bmatrix}, \quad (26)$$

$$R_k = \begin{bmatrix} \text{var}(x_1) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \text{var}(x_2) & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \text{var}(x_n) \end{bmatrix}_{n \times n}. \quad (27)$$

由式(17)~式(19)、式(22)~式(26)依次加入每个陀螺的测量噪声,可获得每个时刻陀螺的噪声估计,其计算过程可用图 1 表示。不同于对陀螺阵列的滤波,这里将每个陀螺的测量误差信息依次带入层叠式的滤波过程中,并且值得注意的是该滤波过程只对 λ_i 求逆,该参数为数值变量。

2.2 动态数据滤波

上述建模和滤波适用于静态条件下的噪声估

计,在实际应用环境中,多数为动态环境,为了将滤波的适用范围扩展到时变过程中,一般的处理方法是将测量值整个引入估计过程,但是这样必然导致数据对动态时变信号的估计偏差。目前的解决方法有以下两种:(1)增加数据处理频率,可减少信号变化带来的影响,但是实时运算的难度很大^[12-13]; (2)降低滤波对历史数据的权重^[14-15],这种调节方法实际是对滤波方案的强制变参,随着模型参数的变动,其滤波效果无法保证。只有将反馈数据变为对误差的估计,才能保证滤波的有效性,但是分离误差信号非常困难。这里基于层叠式计算,可以把陀螺测量值两两作差,建立误差的量测方程,并获取误差的估计,再将其引入测量值的估计过程中。

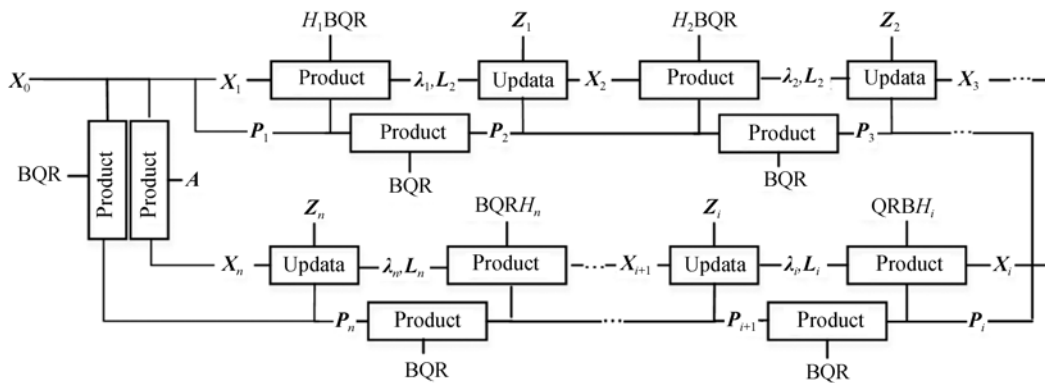


图 1 静态数据融合过程

Fig. 1 Process of static data fusion

多个陀螺对同一角速度测量,真实的角速度值为一个定值。由公式(1)得到两个 MEMS 陀螺仪测量结果的差分,变为如下方程:

$$x_i(t) - x_j(t) = b_i - b_j + n_i - n_j. \quad (28)$$

量测模型为:

$$Y_{kj} - \hat{y} = H_k X_{kj} + V_k, \quad (29)$$

即:

$$\begin{bmatrix} y_1(k) - y_2(k) \\ y_2(k) - y_3(k) \\ \vdots \\ y_n(k) - y_1(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & \cdots \\ 0 & 1 & -1 & \cdots \\ 0 & 0 & 0 & \vdots \\ -1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_n(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \\ \vdots \\ v_n(k) \end{bmatrix}. \quad (30)$$

式(18)~式(25)得到信息融合的最优滤波结果和由式(28)和式(29)得到的最优估计应该是一致的,因此可由离散的误差估计 $\hat{\mathbf{X}}(k)$ 来估算真实的角度变化。得到式(31):

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{y}_i(k) - \frac{\hat{\mathbf{X}}_i(k) - \hat{\mathbf{X}}_{i-1}(k)}{\lambda_i(k) \mathbf{L}_i(k)} - \mathbf{H}_i(k) \hat{\mathbf{X}}_{i-1}(k), \quad (31)$$

其中 $\lambda_i(k) \mathbf{L}_i(k)$ 的求逆有广义逆计算得到:

$$(\lambda_i(k) \mathbf{L}_i(k))^{-1} = ((\lambda_i(k) \mathbf{L}_i(k))^T (\lambda_i(k) \mathbf{L}_i(k)))^{-1} (\lambda_i(k) \mathbf{L}_i(k))^T, \quad (32)$$

其中 $(\lambda_i(k) \mathbf{L}_i(k))^T (\lambda_i(k) \mathbf{L}_i(k))$ 求逆部分为数值变量。数据融合滤波算法计算流程如图 2 所示。该滤波方法是基于误差的滤波,并将其结果用于时变输入数据的估计。

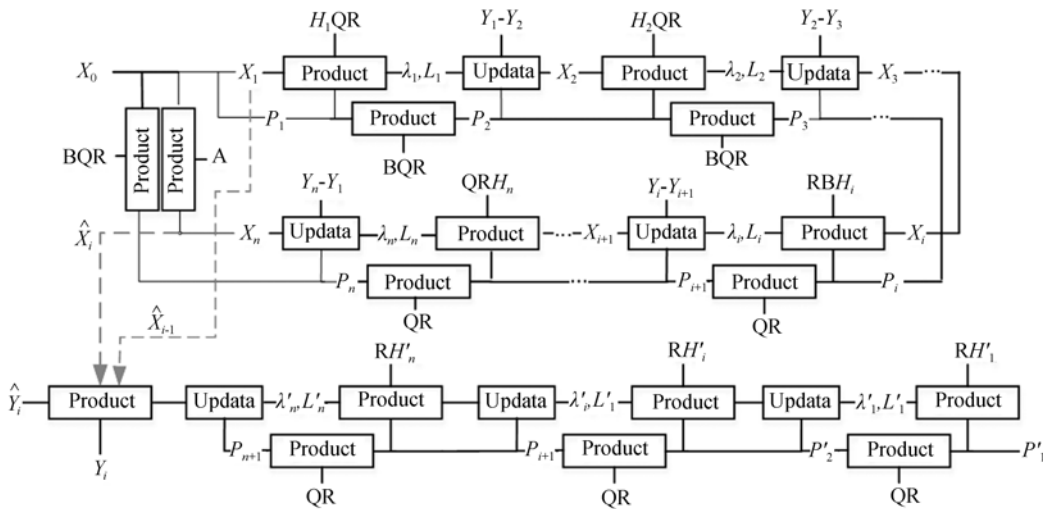


图 2 动态数据融合过程
Fig. 2 Process of dynamic data fusion

3 实验验证

采用商用货架产品三轴 MEMS 陀螺 L3G4200D,6 片芯片并布置在同一电路板上,如图 3 所示。考虑星上总线通讯和传感器采样需求,设置采样频率为 10 ms,输出频率 1 s。控制三轴试验转台的转动角度,得到实际的角速度,陀螺测量值实时采集,数据滤波融合后处理并由电路板串口输出到上位机显示,实验系统如图 3 所示。

3.1 静态实验

在恒定的室温环境下,保持转台静止,开始采样,得到数据的滤波前后数据如图 4 所示。

在静态条件下,6 个陀螺输出的均方根误差为 0.623 1 (°)/s,考虑多个陀螺采样,最便捷的方法是对 6 个陀螺的数值进行平均,平均算法下的均方根误差为 0.152 1 (°)/s,此时陀螺在线实时滤波的

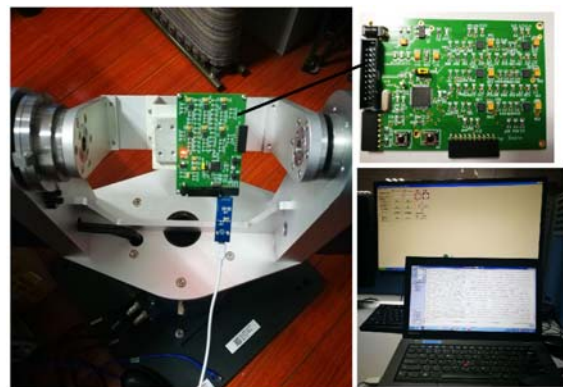
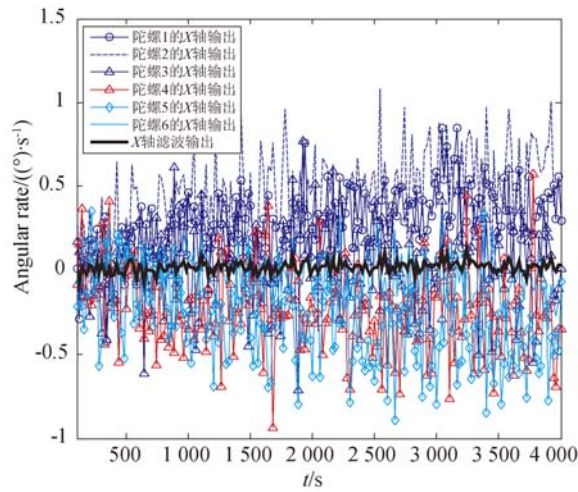


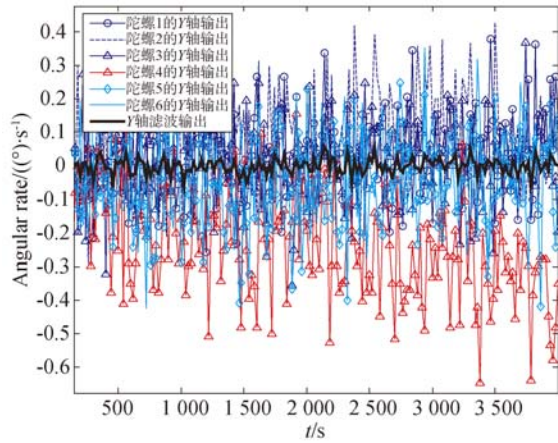
图 3 陀螺阵列采样系统
Fig. 3 Test system of six gyros array

均方根误差为 0.028 1 (°)/s,最优数据融合的静态滤波误差降低为陀螺采样数据的 4.51%。该平均值与动态最优滤波的数据残差对比,如图 5 所示,最优融合的残差降低为平均值误差的 40.19%。



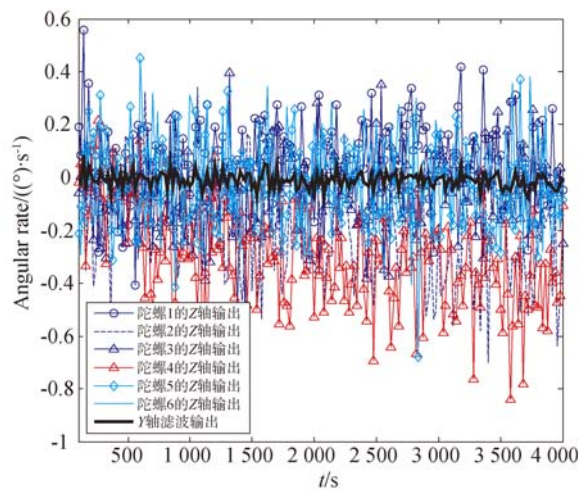
(a) X轴静态滤波结果

(a) Data fusion result of X axis in static state



(b) Y轴静态滤波结果

(b) Data fusion result of Y axis in static state



(c) Z轴静态滤波结果

(c) Data fusion result of Z axis in static state

图 4 陀螺静态数据滤波结果

Fig. 4 Data fusion of each axis in static state

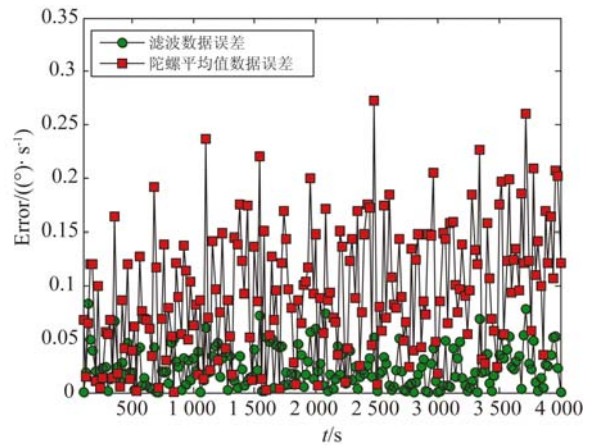


图 5 陀螺 X 轴静态滤波和平均值计算的误差残差对比

Fig. 5 Data residual of X axis compared with average algorithm in static state

3.2 动态实验

控制转台 X 轴按角速度曲线转动一定角度, 6 个陀螺的 X 轴输出角速度及滤波输出分别与真实角速度对比,如图 6 所示。

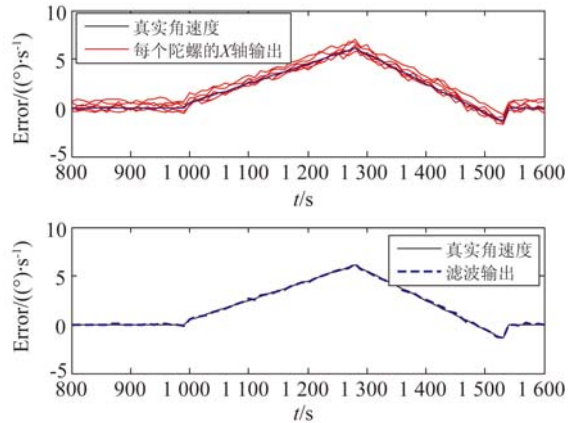


图 6 动态条件下陀螺 X 轴陀螺输出和最优动态滤波输出

Fig. 6 Data fusion of X axis in dynamic state

得到动态条件下的滤波输出角速度的均方根误差为 $0.0439 (^{\circ})/s$,此时 6 个陀螺输出的均方根误差为 $0.6758 (^{\circ})/s$,动态滤波误差降低为 6.49% 。平均值算法与动态最优滤波对比得到,平均算法下的均方根误差为 $0.1602 (^{\circ})/s$,最优融合的残差降低为平均值误差的 27.38% ,可见动态滤波算法仍具有较好的滤波特性。

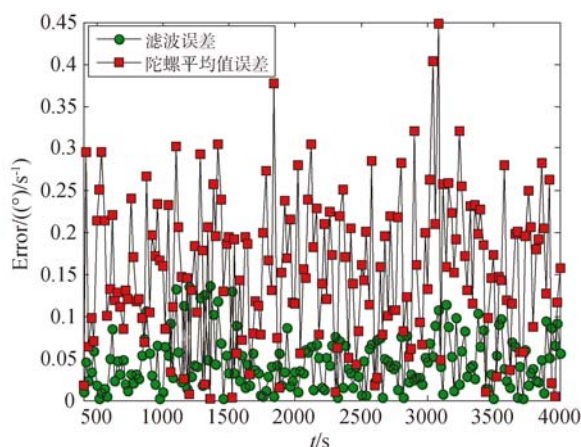


图 7 陀螺 X 轴动态滤波和平均值计算的误差残差对比

Fig. 7 Height measurement with autofocus method

4 总结及分析

4.1 融合算法对比分析

这里分析陀螺融合算法的运算复杂度、计算时间、滤波后的精度,并将最优融合算法应用于现有的 MEMS 陀螺系统,对比市场上典型的光纤陀螺,分析其性能指标。

如表 1 所示,层序式融合算法是将每个传感器的输入依次加入,集中式处理把卡尔曼滤波下各个陀螺的估计和协方差矩阵重新分配后融合在一起;KF 阵列融合算法,估计了滤波器的滤波方差矩阵,通过反馈校正的方式降低信号噪声;两者

表 1 n 个陀螺的融合滤波算法的对比

Tab. 1 Comparison of performance among different algorithms

项目	计算复杂度	计算时间	静态滤波误差降低百分比/%	动态滤波误差降低百分比/%
层序融合算法	$O(n^3)$	6.048×10^{-4}	8.33	无法保证
KF 阵列融合 ^[5]	$O(n)$		5.50	18.66
平均算法	$O(1)$	3.7596×10^{-7}	32.66	23.715
静态最优融合	$O(n)$	1.219×10^{-4}	4.51	无法保证
动态最优融合	$O(n)$	1.937×10^{-4}	6.52	6.49

都无法改变 Kalman 滤波的缺陷,因此当引入动态时变数值,真实的角度值会损失掉,动态滤波性能无法保证。

最优融合算法无矩阵求逆,将算法的复杂度降至了最低,融合优化的计算迭代次数等于陀螺数目,其计算复杂度仅为 $O(n)$;而计算层序式滤波的增益矩阵需要对矩阵求逆,随着融合信息的增多,求逆带来的计算量呈三阶指数增长,其运算复杂度为 $O(n^3)$ 。

静态和动态下的滤波性能所示的百分数表示滤波误差与输入信号的误差之比。可见在静态和动态条件下的最优滤波,对噪声抑制的效果均优于层序式滤波和平均算法,尤其对时变动态信号,误差降为平均算法的 1/4,显著好于 KF 矩阵滤波算法。

4.2 性能指标对比分析

为了对融合陀螺系统的性能指标进行分析,这里采用不同陀螺芯片进行对比分析。选择两

种商用低成本 MEMS 陀螺,配置为低采样率、高数据精度,硬件低通滤波,将采样得到数据在 matlab 中分析,结合最优融合算法,得到采用 6 个 MEMS 陀螺系统的各项性能指标。并且为了验证其在微纳卫星应用的可行性,与市场上新的小体积三轴光纤陀螺的参数进行对比。

如表 2 所示, MEMS 陀螺系统的体积仅为光纤陀螺的 1/30,封装后的重量估计为其 1/5,而功耗为 1/100。选用 MPU3300 MEMS 陀螺,系统的角速度输出精度可达 0.004 ($^{\circ}$)/s,虽然不及光纤陀螺(VG091-3D),但具有了相同数量级,且零偏稳定性和随机游走指标较好。MEMS 陀螺的零偏是对 6 个陀螺处理结果,采用动态最优滤波算法的陀螺阵列可有效提高零偏稳定度 2.98 倍,随机游走指标提高了 3.12 倍。通过以上对比可见,结合陀螺最优融合算法可有效提高 MEMS 陀螺系统的性能指标。

表 2 陀螺系统的性能指标对比

Tab. 2 Comparison of performance among different gyro systems

	三轴光纤陀螺 (VG091-3D)	MEMS 陀螺 (L3g4200D)	6 个 MEMs 陀螺融合 滤波系统(L3g4200D)	MEMS 陀螺 (MPU3300)	6 个 MEMs 陀螺融合 滤波系统(MPU3300)
测量范围/ $(^{\circ}) \cdot s^{-1}$	300	250	250	225	225
尺寸/mm	66×64.5×62.5	4×4×1.1	<40×40×5	4×4×0.9	<40×40×5
角速度测量精度/ $(^{\circ}) \cdot s^{-1}$	0.0014	0.5	0.1	0.02	0.004
重量/g	220	<10	<50	<10	<50
零偏稳定性/ $(^{\circ}) \cdot h^{-1}$	4	8.94	<3	0.12	<0.06
随机游走/ $(^{\circ}) \cdot h^{-1}$	0.04	0.936	<0.3	0.014	<0.008
功耗/W	3.5	<0.01	<0.03	<0.01	<0.03

5 结 论

本文基于微纳卫星的应用需求,采用 MEMS 陀螺阵列,提出在线时变陀螺输入数据的最优融合滤波算法,利用时间序列建模方法和卡尔曼滤波技术,对陀螺误差信号进行滤波处理,有效地减小 MEMS 陀螺仪误差。同时,为了

验证算法的在动态条件下的可用性,在转台转速变化情况下的陀螺输出进行滤波处理。实验表明,滤波后的噪声抑制效果优于分层式卡尔曼滤波,运算量减少,并从根本上降低了阵列求逆计算复杂度增长的问题,具有很好的动态滤波效果。本文提出的方法简单可行,满足实时系统处理要求,对星载 MEMS 陀螺系统的实际应用十分有益。

参考文献:

- [1] TANENHAUS M, CARHOUN D, GEIS T, *et al.*. Miniature IMU/INS with optimally fused low drift MEMS gyro and accelerometers for applications in GPS-denied environments[J]. *Fiber Optic Sensors & Systems*, 2012;259-264.
- [2] PLOEN S R, BAYARRD D S. High accuracy inertial sensors from inexpensive components[P]. US: US 6882964 B2. 2005.
- [3] WEI W, LV X, FENG S. Design of a novel MEMS gyroscope array [J]. *Sensors*, 2013, 13(2):1651-1663.
- [4] 刘明雍,朱立,董海霞. 基于卡尔曼滤波的陀螺仪阵列技术研究[J]. *兵工学报*, 2016(2): 272-278.
LIU M Y, ZHU L, DONG H X. Research on Gyroscope array based on Kalman filter[J] *Acta Armamentarll*, 2016(2): 272-278. (in Chinese)
- [5] 曲从善,许化龙,谭营,等. 基于 ARM 的多陀螺融合算法仿真研究[J]. *计算机测量与控制*, 2007, 15(12):1804-1806.
QU C SH, XU H L, TAN Y, *et al.*. Simulation of multi-gyroscope data fusion algorithm based on ARM [J]. *Computer Measurement & Control*, 2007, 15(12):1804-1790. (in Chinese)
- [6] 刘洁瑜,沈强,李灿,等. 基于优化 KF 的 MEMS 陀螺阵列信号融合方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2016, 38(12):2705-2710.
LIU J Y, SHEN Q, LI C, *et al.*. Fusion method of MEMS gyro array signals based on optimal KF [J]. *Systems Engineering & Electronics*, 2016, 38(12):2705-2710. (in Chinese)
- [7] XUE L, JIANG C Y, CHANG H L, *et al.*. A novel Kalman filter for combining outputs of MEMS gyroscope array [J]. *Measurement*, 2012, 45(4): 745-754.
- [8] JIANG C, XUE L, CHANG H, YUANG G, *et al.*. Signal processing of MEMS gyroscope arrays to improve accuracy using a 1st order markov for rate signal modeling [J]. *Sensors*, 2012, 12:1720-1737.
- [9] WAEGLI A, SKALOUD J, GUERRIER S, *et al.*. Noise reduction and estimation in multiple micro-electro-mechanical inertial systems [J]. *Meas. Sci. and Technol.*, 2010, 4(21): 1-11.
- [10] YANG P P, LI Q. Kalman filtering of MEMS gyro based on time-series model[C]. *Internation-*

- al Conference on Electronic Measurement & Instruments*. IEEE, 2009, 2:367-370.
- [11] CHANG H, XUE L, JIANG C, *et al.*. Combining Numerous uncorrelated MEMS gyroscopes for accuracy improvement based on an optimal kalman filter [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 2012, 61(11):3084-3093.
- [12] 张印强, 吉训生, 王寿荣. 硅微阵列陀螺仪的信号滤波技术[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2013, 43(6):1222-1226.
Zhang Y Q, JI X SH, WANG SH R. Signal filtering method of silicon micro-gyroscope array[J]. *Journal of Southeast University*, 2013, 43(6):1222-1226. (in Chinese)
- [13] 陈明明, 高国伟, 毕新磊, 等. 基于 ARMA 建模的 MEMS 陀螺随机误差补偿改进算法研究[J]. *传感器世界*, 2014, 20(5):7-13.
CHEN M M, GAO G W, BI X L, *et al.*. An improved algorithm for random error compensation of MEMS gyroscopes based on ARMA model [J]. *Sensor World*, 2014, 20(5):7-13. (in Chinese)
- [14] 吉训生, 王寿荣. 硅微陀螺阵列信号处理技术研究[J]. *宇航学报*, 2009, 30(1):235-239.
JI X SH, WANG SH R. Research on signal procession of silicon micro-gyroscope array [J]. *Journal of Astronautics*, 2009, 36(11):1314-1319. (in Chinese)
- [15] SEOKYU K, KUKJIN C. A gyroscope array with capacitive detection[J]. *Journal- Korean Physical Society*, 2002, 40(40):595-600.

作者简介:



陈雯雯(1985—),女,山东淄博人,博士,副研究员,2010年、2013年于上海交通大学获得分别获得硕士、博士学位,现为上海微小卫星工程中心微纳卫星研究所主任设计师,主要从事精密仪器设计、测试方法的研究。E-mail: color-1234@163.com

(本栏目编辑:秦 思)