

Kalman 滤波在 MEMS 陀螺仪随机漂移误差补偿中的应用与实现

马幸, 李杰, 刘俊, 曲芸, 洪慧慧

(电子测试技术国防科技重点实验室, 山西太原, 030051; 中北大学 电子科学与技术院, 山西太原, 030051)

Phone: +86 351 3920330 Fax: +86 351 3922131 E-Mail: nucmx@163.com

摘要: 本文从深空探测领域对惯性器件的实际需求出发, 针对 MEMS 陀螺仪的随机漂移误差, 采用时间序列分析的方法建立其误差模型, 在此基础上, 探讨用 Kalman 滤波降低该随机漂移误差的具体方法, 最后在 TI 公司的 32 位浮点数字信号处理器 TMS320VC33 上实现了该滤波算法。实测滤波数据表明, 该方法能够有效的提高 MEMS 陀螺仪在实际系统中的使用精度, 具有很强的典型性和应用价值。

关键词: MEMS 陀螺仪 随机漂移误差 卡尔曼滤波 TMS320VC33

Application and Implementation of Kalman Filter in MEMS Gyroscope's Random Drift Error Compensation

Ma Xing, LI Jie, LIU Jun, Qu Yun, Hong Huihui

National Key Laboratory for Electronic Measurement Technology, Taiyuan 030051, China

Key Laboratory of Instrumentation Science & Dynamic Measurement (North University of China),

Ministry of Education Taiyuan, 030051.

Phone: +86 351 3920330 Fax: +86 351 3922131 E-Mail: nucmx@163.com

Abstract: According to the practical demand on inertial sensor in the field of Deep Space Exploration, the compensating method for MEMS gyroscope random drift error is discussed in this paper. Its random drift error model are created by using the time-serial analysis, then the process of decreasing this random drift error by using Kalman filter based on the above error model is expounded. Finally, the process is implemented on TMS320VC33, which is Texas Instruments (TI) Incorporated's 32 bits float digital signal processor. The practical testing datum shows that the process can effectively improve MEMS gyroscope's application precision in practical system, and the filtering method presented in this paper has the important practical value.

Key word: MEMS gyroscope; Random Drift Error; Kalman filter; TMS320VC33

1 引言

深空探测是我国继应用卫星、载人飞船之后的第三个空间发展方向, 目前正在紧张实施中的“嫦娥一号探月工程”吹响了我国迈向深空探测的号角^[1]。随着深空探测研究的不断深入以及探索领域的不断扩大, 对惯性器件的精度、微小型化、低功耗、可靠性等提出了更高的要求^[1]。伴随着 MEMS 技术的发展所出现的新型惯性器件: MEMS 陀螺仪, 具有体积小、成本低、重量轻、可靠性高等一系列优点, 非常适合深空探测仪器的高集成、轻小型、低功耗的需求^[2]。然而, 由于目前 MEMS 陀螺仪的精度不高, 致使由其所组成的各类惯性测量系统主要应用于一些精度要求不高的场合, 这极大地

*收稿日期: 2007-04-10

作者简介: 马幸 (1984-), 男, 中北大学硕士研究生, 主要研究方向为微系统集成及应用、微惯性技术研究。

制约了 MEMS 陀螺仪的实际应用领域和深度。如何有效地提高 MEMS 陀螺仪的实际应用精度, 进一步扩展其在深空探测领域的应用范围, 这不仅是当前各国学者所关注和研究的一个热点问题, 也是 MEMS 陀螺仪在实际工程应用中所急需解决的一项技术难题。

目前, 提高 MEMS 陀螺仪精度的技术途径主要有两种: 一是通过优化结构设计、提高加工工艺水平等措施提高器件本身的精度; 二是研究相关的算法, 进行软件补偿。本文重点讨论基于时间序列分析的 Kalman 滤波算法实现对 MEMS 陀螺仪的随机漂移误差补偿。

2 MEMS 陀螺仪随机漂移信号的统计特性检验

按照时间序列的建模要求, 在对 MEMS 陀螺仪的随机漂移信号建立时序模型前, 首先应保证该信号为零均值、平稳、正态时间序列[3]。这就需要对实测的 MEMS 陀螺仪随机漂移信号的统计特性进行检验, 判断其是否为零均值、平稳、正态时间序列, 具体检验过程如下:

2.1 零均值检验

零均值检验是检验时间序列 $\{x\}$ 的均值 $E[x]$ 是否为 0。实测数据表明, MEMS 陀螺仪随机漂移的原始信号中包含常值分量和随机分量, 即其的输出数据序列是非零均值序列。因此, 必须在 MEMS 陀螺仪随机漂移建立时间序列模型前对其进行零均值处理。

2.2 平稳性检验

平稳性检验本文选用了轮次检验法, 具体方法如下:

(1) 将样本记录分为 N 个等间隔区间, 可以认为每个区间上的数据是独立的;

(2) 对每个区间计算其均方值 (或分别计算均值和方差), 将这些子样值列成如下的时间序列:

$$\overline{x_1^2}, \overline{x_2^2}, \overline{x_3^2}, \dots, \overline{x_N^2};$$

(3) 假设其序列中的每个值是均方值 ψ_x^2 的随机变量的独立子样值。如果此假设为真, 则子样值序列的变化将是随机的而且没有趋势项。序列中相对于某个值的轮次数, 将是随机变量独立随机观察值序列的期望值。若轮次数明显与轮次表中的期望数不同, 则拒绝平稳性假设, 否则就接受^[3]。

2.3 正态性检验

检验平稳随机数据是否正态, 最方便的正态性非参数检验方法, 就是卡埃平方拟合优度检验^[3]: 一般方法是用一个近似卡埃平方分布的统计量, 来测量观察值概率密度函数与理论密度函数的差异, 然后研究此统计量的抽样分布, 来检验假设是否成立。用卡埃平方拟合优度检验有两种基本方法。第一种方法是选择分组区间, 使它们每个区间能提供相等的期望频数。第二种方法是选择相等的宽度的分组区间。

图 1 为在 MATLAB7.1 中, 对比实测数据的概率分布与正态分布, 从图中可以看出实测数据近似正态分布。

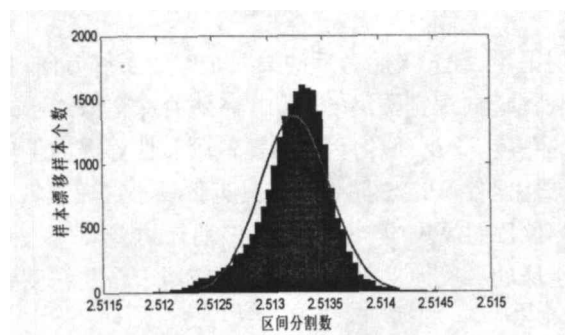


图 1 MEMS 陀螺仪随机漂移信号正态性检验

笔者对 MEMS 陀螺仪的随机漂移信号进行了大量的测试实验, 结果表明: MEMS 陀螺仪的随机漂移信号大都具有正态性, 但因受未知的外部环境及内部因素的干扰, 为弱的非平稳过程。因此, 必须在建模前进行平稳处理。

3 MEMS 陀螺仪随机漂移信号的预处理

经过上述零均值性、平稳性和正态性检验后, MEMS 陀螺仪的随机漂移信号为非零均值、弱非平稳、正态信号。必须在建立时间序列模型前对其进行预处理, 具体过程如下:

3.1 零均值处理

MEMS 陀螺仪随机漂移的原始信号中包含常值分量和随机分量, 可以通过求均值来提取常值分量, 去掉均值 (即常值分量) 的随机漂移信号应为零均值的。图 2 为一段时间内所采集到的某 MEMS 陀螺仪的原始随机漂移信号。图 3 为去掉零均值的 MEMS 陀螺随机漂移信号。

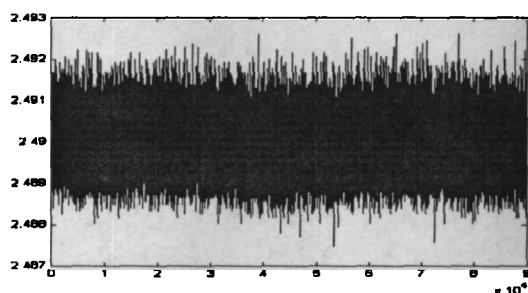


图 2 MEMS 陀螺仪原始随机漂移信号

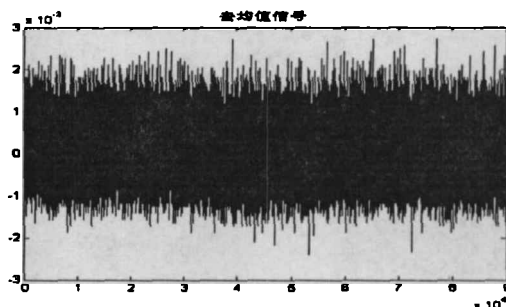


图 3 去掉零均值的陀螺随机漂移信号

3.2 去趋势项

大量测试数据表明: MEMS 陀螺仪的随机漂移信号为弱的非平稳信号, 并呈现出明显的趋势性或季节性^[4]。图 4 为在去掉零均值后所表现的趋势性, 趋势主要表现出一次或二次多项式关系。对 MEMS 陀螺仪随机漂移信号进行多项式拟合后, 知其具有一阶线性趋势。图中近似水平的实线即为为一维拟合的趋势线, 可以看出该线有一个向下的趋势。图 5 为去掉线性趋势项后的 MEMS 陀螺仪随机漂移信号。

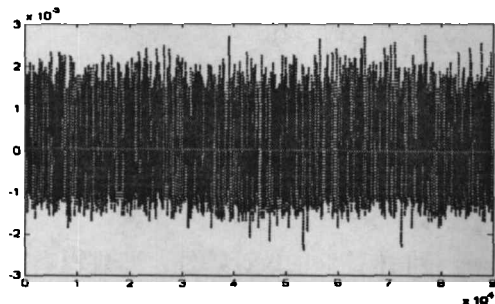


图 4 MEMS 陀螺仪随机漂移信号的趋势

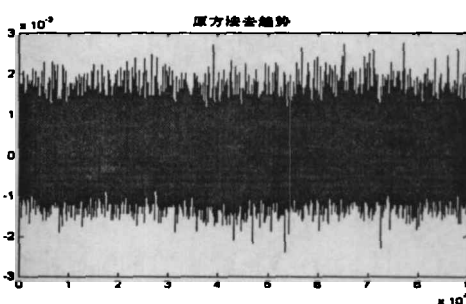


图 5 去掉线性趋势项的随机漂移信号

在完成 MEMS 陀螺仪的随机漂移信号的预处理后, 可以采用本文前述的统计特性检验的方法, 对预处理后的数据进行平稳性和正态性检验, 以确定预处理后的数据确实符合时间序列的建模要求。

4 基于时间序列的 MEMS 陀螺仪随机漂移信号建模

由于 MEMS 陀螺仪的随机漂移模型阶次比较低, 一般不超过 2 到 3 阶, 所以, 笔者在实际建模中, 选用了 AR (1), AR (2), AR (3), ARMA (1, 1) 和 ARMA (2, 1) 五种时间序列模型。然后依据模型残差值越小模型准确度越高的原则 (即模型对信号的拟合效果越好)^[5], 从所建立的误差模型中选取残差最小的模型, 作为本文所研究 MEMS 陀螺仪随机漂移误差的最终模型。表 1 是原始信息的时间序列和各误差模型输出的时间序列, 各自所对应的均值和方差。

表1 各模型残差对比

	原始数据	AR(1)	AR(2)	AR(3)	ARMA(1,1)	ARMA(2,1)
均值	2.4899	2.4899	2.4899	2.4899	2.4899	2.4899
方差	4.3452e-007	3.0385e-007	2.3612e-007	1.5664e-007	2.0431e-008	1.1516e-008

从表1中可以看出, ARMA(2,1)模型的残差值最小, 因此, 本文将作为MEMS陀螺仪的随机漂移误差模型。借助MATLAB7.1中的armax()函数可以方便的求出MEMS陀螺仪的随机漂移信号的数学表达式及其相关参数, 本组实验数据的数学表达式^[6]:

$$\hat{x}_{(k)} = 1.023\hat{x}_{(k-1)} - 0.042\hat{x}_{(k-2)} + a_{(k)} - 0.997a_{(k-1)} \quad (1)$$

式(1)中, $x_{(k)}$ 为 ARMA(2,1)模型的输出, 即模型估计的时间序列, $a_{(k)}$ 是白噪声序列。

5 Kalman 滤波在 MEMS 陀螺仪随机漂移误差补偿中的应用

用时间序列模型来描述 MEMS 陀螺仪随机漂移的数学模型为:

$$\hat{x}_{(k)} = \varphi_1 \hat{x}_{(k-1)} + \varphi_2 \hat{x}_{(k-2)} + a_{(k)} + \theta_1 a_{(k-1)} = 1.023\hat{x}_{(k-1)} - 0.042\hat{x}_{(k-2)} + a_{(k)} - 0.997a_{(k-1)}$$

写出与其相应的卡尔曼滤波方程的状态空间模型^[7]:

状态方程:

$$X_{(k)} = AX_{(k-1)} + BV_{(k)} \quad (2)$$

输出方程:

$$Y_{(k)} = CX_{(k)} + W_{(k)} \quad (3)$$

其中, $V(k)$, $W(k)$ 的统计特性为:

$$E(W_{(k)}) = 0; E(V_{(k)}) = 0; E(W_{(k)} W_j^T) = Q_k \delta_{kj}; E(V_{(k)} V_j^T) = R_k \delta_{kj}; E(W_{(k)} V_j^T) = 0.$$

从系统的观点出发, 可以认为 MEMS 陀螺仪的随机漂移是以白噪声为输入的系统输出。

设系统状态向量为: $X_{(k)} = [\hat{x}_{(k)}, \hat{x}_{(k-1)}]^T$; 过程噪声为 $V_{(k)} = [a_{(k)}, 0]^T$, 则式(2)中的系数 A、B 为:

$$A = \begin{bmatrix} \varphi_1 & \varphi_2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.023 & -0.042 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 1 & \theta_1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -0.997 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

设 $W_{(k)}$ 为模型的估计误差, 则有:

$$x_{(k)} = \hat{x}_{(k)} + W_{(k)},$$

设系统的输出为: $Y_{(k)} = x_{(k)}$, 则输出方程为: $Y_{(k)} = CX_{(k)} + W_{(k)}$,

其中: $C = [1 \ 0]$; $V(k)$, $W(k)$ 的统计特性为符合卡尔曼滤波的统计特性, 即过程噪声 $W(k)$ 与量测噪声 $V(k)$ 是互不相关的零均值白噪声序列。

对上述系统方程, 可写出如下的卡尔曼滤波递推表达式^[7]:

$$\begin{cases} \hat{X}_{k,k-1} = A\hat{X}_{k-1,k-1} \\ \hat{X}_{k,k} = \hat{X}_{k,k-1} + K_k [Y_k - C_k \hat{X}_{k,k-1}] \\ K_k = P_{k,k-1} C^T [C P_{k,k-1} C^T + R_k]^{-1} \\ P_{k,k-1} = A P_{k-1,k-1} A^T + B Q_{k-1} B^T \\ P_{k,k} = [I - K_k C] P_{k,k-1} \\ \hat{Y}_k = C \hat{X}_{k,k} \end{cases}$$

其中, $\hat{X}_{k,k-1}$ 为滤波器状态的一步预测估计, $\hat{X}_{k,k}$ 为 k 时刻滤波器的状态, K_k 为 k 时刻滤波器的增益矩阵, R 为系统量测噪声方差, 其值为模型估计误差的方差, Q 为系统的过程噪声方差, 其值取为 $\begin{bmatrix} \delta_a^2 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, $P_{k,k}$ 为滤波误差的协方差阵, $P_{k,k-1}$ 为一步预测误差的协方差阵, P 的初值为单位 $\begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}$, \hat{Y}_k 为 k 时刻滤波器的输出。

6 Kalman 滤波算法的实现

笔者在由以 TI 公司的 32 位浮点数字信号处理器 TMS320VC33 为核心的姿态解算电路上实现了 Kalman 滤波算法。将实测的 MEMS 陀螺仪随机漂移的实时数据作为该卡尔曼滤波器的输入, 对其进行实时滤波处理, 滤波处理结果如图 6 所示, 其中, 虚线表示滤波前的原始信号, 实线表示在 ARMA(2, 1) 模型基础上, 用 Kalman 滤波方法对其进行滤波处理的结果, 表 2 中给出了滤波前后各自的数据统计特性对比。

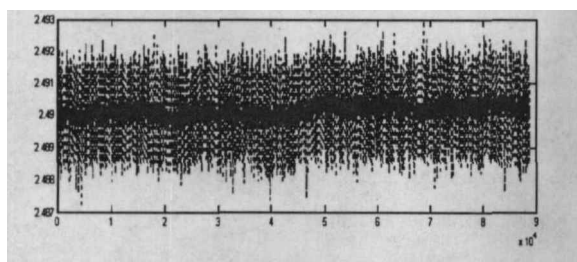


图 6 Kalman 滤波算法在 DSP 中的滤波结果

表 2 原始数据与滤波后数据比较

	原始数据	Kalman 滤波
均 值	2.4899	2.4899
协方差	3.2716e-007	1.6352e-009
方 差	6.6358e-004	3.6743e-005

从图 6 中可以看出, 经过滤波处理的 MEMS 陀螺仪随机漂移信号的噪声和信号的波动性明显变小。

从表 2 中可以看出, 滤波前后数据的均值没有发生变化, 方差比滤波前小了一个数量级, 说明滤波后的数据分散程度有明显减小。由于 kalman 滤波属于线性无偏最优滤波, 所以经过滤波后的信号仍能保证均值不变。

7 结束语

本文从工程实用的角度出发, 结合深空探测领域对惯性器件的实际需求, 详细讨论了基于时间序列分析的 Kalman 滤波算法在 MEMS 陀螺仪随机漂移误差补偿中的应用和实现。该方法可以有效地减小 MEMS 陀螺仪的随机漂移误差, 对提高 MEMS 陀螺仪的实际应用精度十分有益。

参考文献:

- [1] 邓湘金, 柳忠尧, 彭兢. 多目标多任务深空探测技术讨论[J]. 中国宇航学会深空探测技术第三届学术会议论文集, 2006, 11: 18-21
- [2] 刘俊, 石云波, 李杰. 微惯性技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005. 281-287
- [3] 邓自立. 最优滤波理论及其应用: 现代时间序列分析方法[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2000
- [4] 赵伟臣, 付梦印, 张启鸿, 邓志红. 微机械 IMU 数据建模与滤波方法研究[J]. 中国惯性技术学报, 2005, 12(6): 13-17
- [5] 潘鸿飞, 杨柏军, 王立强. 陀螺仪随机漂移的测量及其数学模型的建立[J]. 上海航天, 2003, 3, 20-23
- [6] 臧荣春, 崔平远. 陀螺随机漂移时间序列建模方法研究[J]. 系统仿真学报, 2005, 18(4), 1845-1847
- [7] 付梦印, 邓志红, 张继伟. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003. 8-40