光纤陀螺随机漂移误差补偿适用性方法

王新龙 马 闪

(北京航空航天大学 宇航学院, 北京 100191)

摘 要: 针对传统方法在建立时间序列模型基础上应用卡尔曼滤波器去除陀螺随机噪声误差的缺陷,提出了一种适于在线补偿光纤陀螺 FOG(Fiber Optic Gyrosope)随机误差的滤波方法. 当建立的时间序列模型系数出现偏差时,通过引入虚拟噪声,来补偿滤波过程由于系统模型时变和未知噪声而引入的误差,实现了对陀螺随机漂移误差的高精度滤波处理. 其次,利用 Allan 方差分析法分离并确定了光纤陀螺的主要随机误差源,并对建立的光纤陀螺时间序列模型及滤波方法的适用性及精度进行了评估. 通过对光纤陀螺实测数据的分析表明,速率斜坡、速率随机游走和零偏稳定性为 FOG 的主要随机噪声,所提出的自适应滤波算法能够适应陀螺漂移的时变特点,是一种有效的去除光纤陀螺随机漂移噪声方法.

关 键 词: 光纤传感器; 随机误差; 卡尔曼滤波; 模型结构

中图分类号: V 241.5+9

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2008)06-0681-05

Applicability compensation method for random drift of fiber optic gyroscopes

Wang Xinlong Ma Shan

(School of Astronautics, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: Based on the limitation of founding a time-sequence model and using Kalman filter to wipe off the random noise, an adaptive Kalman filtering arithmetic for on-line compensation of the random errors of fiber optic gyroscope (FOG) was presented. As emerging error in a time-sequence model, the time-varied model and unknown noise can be compensated by introducing a pseudo noise. Consequently, an appropriate high-precision filter was designed for the FOG inertial navigation system. The Allan variance was utilized to analyze the output of FOG, and some main noise of FOG can be extracted and confirmed, then the performance and precision of the time-sequence model of FOG can be evaluated. The practical data of FOG was analyzed. It is shown that the main random noise of FOG are the angular rate ramp, the rate random walk and the bias instability, and the proposed adapted Kalman filter arithmetic can adapt to the time-varied characteristic of the FOG drift, and it is an effective method for FOG to wipe off it's random drift noise.

Key words: fiber optic sensors; random errors; Kalman filtering; model structures

光纤陀螺 FOG(Fiber Optic Gyroscope)作为新一代惯性测量系统的理想传感器,近年来在海陆空天及机器人控制等领域得到了广泛应用. 但由于各种条件所限,在一段时间内,中低精度的 FOG 仍将占据大部分市场. 要提高系统精度,一条重要途径就是对 FOG 进行误差分析与建模,按照模型进行校正和补偿.

惯性测量系统的定位精度在很大程度上取决

收稿日期: 2007-05-13

基金项目: 航天创新基金资助项目; 水下信息处理与控制国家重点实验室基金资助项目(51448020105HK0101); 航天支撑基金资助项目

作者简介: 王新龙(1969—),男,陕西渭南人,副教授,xlwang@buaa.edu.cn.

于陀螺仪的测量精度，而陀螺漂移率是决定陀螺精度的主要因素.陀螺的漂移一般分为确定性漂移和随机性漂移两部分.确定性漂移是由系统性干扰引起的，由于具有一定的规律性，可以通过陀螺测试和标定实验，建立其精确数学模型，在使用时加以补偿.补偿确定性漂移后剩下的残差是随机漂移，而随机漂移是由随机干扰引起，它是无规律且随时间变化的.一般方法是通过建立陀螺的时间序列随机漂移模型，然后利用卡尔曼滤波器对建模后 FOG 的残差进行滤波，以降低随机漂移误差对陀螺精度的影响[1-4].但采用卡尔曼滤波要求系统噪声和测量噪声为已知量级的白噪声序列，而实际上由于陀螺漂移的随机时变性，使建立的时序模型及其残差序列在实际应用时往往不能完全满足卡尔曼滤波器的使用要求，从而使这种滤波方法的精度大打折扣.它只适用于对陀螺信号进行事后处理与分析，不适合于在系统工作过程中在线应用.

本文研究了一种适合在线补偿陀螺随机漂移误差的方法，并对目前常用的 FOG 时序模型及滤波方法的适用性及精度进行了评估.

1 FOG 随机漂移数学模型的建立

1.1 建模步骤

随机漂移率是衡量陀螺仪精度的最重要指标，它实际上是一个随机过程.根据随机过程的定义，陀螺随机漂移可以看成是由依赖于时间变化的一族随机变量所构成的总体，因而它是一个非平稳随机过程.为了借助数理统计方法对大量漂移数据进行统计分析，建立 FOG 的时序模型，需要对测试的数据样本进行统计检验.

首先对数据样本进行预处理，预处理包括确定性趋势项的分析和奇点的剔除；其次进行平稳性检验，它用来检验漂移数据序列是否具有不随时间推移而变化的统计特性；再次进行周期性检验，周期性检验用来识别陀螺随机漂移数据中是否包含有潜周期分量；然后对去除了趋势项和周期分量的残差序列进行正态性检验.如果经过上述处理得到的残差序列仍为非平稳时间序列，应再进行差分处理，使之成为平稳时间序列，则可利用平稳时间序列分析法建立数学模型.首先确定所要拟和的随机漂移时间序列的类别和阶数，其次估计模型系数并进行适用性检验，从而得到 FOG 的随机漂移模型.

1.2 建模方法

陀螺随机漂移通常由平稳与非平稳随机过程组合而成，能够体现测量数据中同时包含高频和低频噪声的模型是一个二阶自回归和一阶滑动平均过程 ARMA 模型，或单独的二阶自回归 AR 模型[5].

设平稳、正态和零均值时间序列为$\{x_k\}$，则其 ARMA(2,1)模型可表示为

$$x_k=\varphi_1 x_{k-1}+\varphi_2 x_{k-2}+\theta_1 a_{k-1}+a_k \tag{1}$$

式中，φ_1，φ_2 和 θ_1 为待估计的模型系数；a_k 为模型拟和残差.根据输出数据序列，利用最小二乘法估计模型参数 φ_1，φ_2 和 θ_1，确定出 ARMA(2,1)模型，然后建立陀螺随机漂移误差的滤波模型.

如果从系统的观点出发，认为观测到的时间序列 $\boldsymbol{X}_k$ 是以白噪声 $\boldsymbol{V}_k$ 为输入时的系统输出，则系统状态方程可以表示为

$$\boldsymbol{X}_k=\boldsymbol{A}\boldsymbol{X}_{k-1}+\boldsymbol{B}\boldsymbol{V}_k \tag{2}$$

式中，$\boldsymbol{X}_k=[x_k \quad x_{k-1}]^{\mathrm{T}}$；$\boldsymbol{V}_k=[a_k \quad a_{k-1}]^{\mathrm{T}}$；$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}\varphi_1 & \varphi_2\\ 1 & 0\end{bmatrix}$；$\boldsymbol{B}\begin{bmatrix}1 & \theta_1\\ 0 & 0\end{bmatrix}$；$\boldsymbol{E}(\boldsymbol{V}_i\boldsymbol{V}_j^{\mathrm{T}})=\boldsymbol{Q}\delta_{ij}$.

设 $\boldsymbol{W}_k$ 为模型的估计误差，则量测方程为

$$\boldsymbol{Z}_k=\boldsymbol{H}\boldsymbol{X}_k+\boldsymbol{W}_k \tag{3}$$

式中，量测矩阵 $\boldsymbol{H}=[1 \quad 0]$，量测噪声 $\boldsymbol{W}_k=\hat{\boldsymbol{a}}_k$，$E(\boldsymbol{W}_i\boldsymbol{W}_j^{\mathrm{T}})=\boldsymbol{R}\delta_{ij}$.

对于系统方程式(2)和式(3)，将 FOG 的随机漂移数据作为卡尔曼滤波器输入，然后进行滤波处理.实践证明，卡尔曼滤波可以减小陀螺随机漂移对系统精度的影响.但卡尔曼滤波要求知道被研究对象的精确数学模型和噪声统计的先验知识，使用时并不考虑实际测量值，而只根据验前确定的系统矩阵及噪声方差阵的初始数值进行处理.然而对于实际的 FOG，由于工作环境、伺服回路噪声等因素影响，使描述 FOG 随机漂移过程的时序模型系数其实是时变的.因此，通常离线建立的 FOG 漂移时序模型应用时会出现较大偏差甚至使滤波发散.

2 FOG 自适应卡尔曼滤波器设计

考虑到自适应滤波是在利用观测数据进行滤波递推的同时，不断地由滤波器本身去判断系统模型在动态上是否有变化[6].当判断模型有变化时，进一步决定是把这种变化看作随机干扰归到模型噪声中去，还是对原动态模型进行修正，使之适应系统变化后的情况.而且能够利用观测数据带来的信息，由滤波器本身不断地估计和修正噪声统计特性或滤波器增益阵，以减小系统状态估计误差.基于此，本文通过引入虚拟噪声，将 FOG

随机漂移数据离线所建的时序模型出现偏差时的滤波问题转化为带有时变噪声估值器的自适应卡尔曼滤波问题,以提高滤波的精度和可靠性.

应用时,假设由于随机漂移时变的原因,使建立的描述 FOG 随机漂移过程的卡尔曼滤波模型出现误差,即真实系统不是式(2)和式(3),而是

$$\left.\begin{aligned}\boldsymbol{X}_k&=(\boldsymbol{A}+\Delta\boldsymbol{A})\boldsymbol{X}_{k-1}+\boldsymbol{B}\boldsymbol{V}_k\\ \boldsymbol{Z}_k&=(\boldsymbol{H}+\Delta\boldsymbol{H})\boldsymbol{X}_k+\boldsymbol{W}_k\end{aligned}\right\}\tag{4}$$

式中,$\boldsymbol{A}$ 和 $\boldsymbol{H}$ 已知,$\Delta\boldsymbol{A}$ 和 $\Delta\boldsymbol{H}$ 为模型出现的随机偏差.但状态转移及观测误差阵 $\Delta\boldsymbol{A}$ 和 $\Delta\boldsymbol{H}$ 是未知的,定义其为引入的虚拟噪声.将式(4)改写为

$$\left.\begin{aligned}\boldsymbol{X}_{k+1}&=\boldsymbol{A}\boldsymbol{X}_k+\boldsymbol{\xi}_k\\ \boldsymbol{Z}_{k+1}&=\boldsymbol{H}\boldsymbol{X}_k+\boldsymbol{\eta}_{k+1}\end{aligned}\right\}\tag{5}$$

其中

$$\left.\begin{aligned}\boldsymbol{\xi}_k&=\Delta\boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{X}_k+\boldsymbol{B}\boldsymbol{V}_k\\ \boldsymbol{\eta}_{k+1}&=\Delta\boldsymbol{H}\cdot\boldsymbol{X}_k+\boldsymbol{W}_k\end{aligned}\right\}\tag{6}$$

$\boldsymbol{\xi}_k$ 和 $\boldsymbol{\eta}_{k+1}$ 分别称为虚拟系统噪声和虚拟观测噪声.显然,虚拟噪声 $\boldsymbol{\xi}_k$ 补偿了状态模型误差项 $\Delta\boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{X}_k$;虚拟噪声 $\boldsymbol{\eta}_{k+1}$ 补偿了观测模型误差项 $\Delta\boldsymbol{H}\cdot\boldsymbol{X}_k$.通常,模型误差 $\Delta\boldsymbol{A}$,$\Delta\boldsymbol{H}$ 相对于 $\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{H}$ 而言较小,因此可近似地假定虚拟噪声是白噪声.显然虚拟噪声具有未知时变噪声统计的特性.

$$\left.\begin{aligned}&E(\boldsymbol{\xi}_k)=\boldsymbol{q}_k\\ &\mathrm{Var}(\boldsymbol{\xi}_k,\boldsymbol{\xi}_k)=\boldsymbol{Q}_k\end{aligned}\right\}\tag{7}$$

$$\left.\begin{aligned}&E(\boldsymbol{\eta}_k)=\boldsymbol{r}_k\\ &\mathrm{Var}(\boldsymbol{\eta}_k,\boldsymbol{\eta}_k)=\boldsymbol{R}_k\end{aligned}\right\}\tag{8}$$

这样,真实系统式(4)的卡尔曼滤波问题转化为自适应滤波问题,即转化为带有时变噪声统计系统的卡尔曼滤波问题.因此,对 FOG 时间序列模型产生偏差时的滤波问题应采用带有时变噪声估计器的卡尔曼滤波算法,其自适应卡尔曼滤波方程为

$$\hat{\boldsymbol{X}}_k=\hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1}+\boldsymbol{K}_k\widetilde{\boldsymbol{Z}}_k\tag{9}$$

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1}=\boldsymbol{A}\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1}+\hat{\boldsymbol{q}}_{k-1}\tag{10}$$

$$\widetilde{\boldsymbol{Z}}_k=\boldsymbol{Z}_{k1}-\boldsymbol{H}\hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1}+\hat{\boldsymbol{r}}_{k-1}\tag{11}$$

$$\boldsymbol{K}_k=\boldsymbol{P}_{k,k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_{k,k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_k)^{-1}\tag{12}$$

$$\boldsymbol{P}_{k,k-1}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}+\hat{\boldsymbol{Q}}_{k-1}\tag{13}$$

$$\boldsymbol{P}_k=(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H})\boldsymbol{P}_{k,k-1}\tag{14}$$

$$\hat{\boldsymbol{q}}_k=(1-\widetilde{\boldsymbol{Z}})\hat{\boldsymbol{q}}_{k-1}+\widetilde{\boldsymbol{Z}}(\hat{\boldsymbol{X}}_k-\boldsymbol{A}\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1})\tag{15}$$

$$\boldsymbol{Q}_k=(1-\widetilde{\boldsymbol{Z}})\hat{\boldsymbol{Q}}_{k-1}+\widetilde{\boldsymbol{Z}}(\boldsymbol{K}_k\widetilde{\boldsymbol{Z}}_k\widetilde{\boldsymbol{Z}}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{P}_k-\boldsymbol{A}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\tag{16}$$

$$\hat{\boldsymbol{r}}_k=(1-\widetilde{\boldsymbol{Z}})\hat{\boldsymbol{r}}_{k-1}+\widetilde{\boldsymbol{Z}}(\boldsymbol{Z}_k-\boldsymbol{H}\hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1})\tag{17}$$

$$\hat{\boldsymbol{R}}_k=(1-\widetilde{\boldsymbol{Z}})\hat{\boldsymbol{R}}_{k-1}+\widetilde{\boldsymbol{Z}}(\boldsymbol{Z}_k\boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_{k,k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}})\tag{18}$$

式中,$\widetilde{\boldsymbol{Z}}=(1-b)/(1-b^{k+1})$,$0<b<1$,$b$ 是遗忘因子.采用遗忘因子可以限制滤波器的记忆长度,加强新近观测数据对现时估计的作用,b 的选择应在对时变参数的跟踪性能与噪声的不敏感性之间考虑.式(9)~式(18)就构成了自适应卡尔曼滤波器,其中式(15)~式(18)构成了时变噪声统计特性估值器.交替运用上述公式,便可估计出系统状态和噪声统计特性.

3　FOG 的 Allan 方差分析法

Allan 方差是一种在时域上对频域稳定性进行分析的一种有效方法,根据 Allan 方差特征图,不同的噪声项出现在不同的频段上.通常,FOG 漂移数据中包含的基本噪声有角随机游走、偏差不稳定性、速率随机游走、速率斜坡和量化噪声等 5 项噪声源[1],则

$$\sigma^2_{\mathrm{total}}(\tau)=\sigma^2_{\mathrm{ARW}}(\tau)+\sigma^2_{\mathrm{BI}}(\tau)+\sigma^2_{\mathrm{RRW}}(\tau)+\sigma^2_{\mathrm{QN}}(\tau)+\sigma^2_{\mathrm{RR}}(\tau)\tag{19}$$

式中,下标 ARW,BI,RRW,QN 和 RR 分别表示角随机游走、偏差不稳定性、速率随机游走、量化噪声和速率斜坡,其相应的误差系数分别为 N,B,K,Q 和 R.那么式(19)可近似地表示为 τ 的 -2~$+2$ 次幂的系数表达式:

$$\sigma^2_A(\tau)=\frac{R^2}{2}\tau^2+\frac{K^2}{3}\tau+\frac{2B^2\ln 2}{\pi}+N^2\tau^{-1}+3Q^2\tau^{-2}\tag{20}$$

由于 Allan 方差数值较小,因此可用 Allan 标准差近似,以便拟合时确定各噪声源系数,则

$$\sigma_A(\tau)=\sum_{n=-2}^{2}C_n\tau^{n/2}\tag{21}$$

式中,C_n($n=-2,-1,0,1,2$)分别是与量化噪声、角度随机游走、偏差不稳定性、速率随机游走、速率斜坡噪声相关的多项式系数.

比较式(20)与式(21),得到多项式系数 C_n 与各噪声源系数的关系为

$$\left.\begin{aligned}&N=\sqrt{C_{-1}}/60((^\circ)/\mathrm{h}^{1/2})\\ &B=\sqrt{C_0}/0.6643((^\circ)/\mathrm{h})\\ &K=60\sqrt{3C_1}/((^\circ)/\mathrm{h}^{3/2})\\ &R=3\,600\sqrt{2C_2}/((^\circ)/\mathrm{h}^2)\\ &Q=10^6\pi\sqrt{C_{-2}}/(180\times3\,600\times\sqrt{3}(\mu\mathrm{rad})\end{aligned}\right\}\tag{22}$$

4 实测数据的分析

为了确定FOG的随机噪声源并验证不同时序模型及滤波方法的有效性，下面对FOG的实测数据及滤波输出数据进行Allan方差分析，步骤如下：

1) 计算Allan方差和标准差

数据采样个数为30 000，将其分组，每组 k 个点，共得到 M 组. 每组平均时间为 τ_k，$\tau_k=kT_0$，T_0 为采样时间，对 M 组数据分别求其均值 m_1，m_2，…，m_M，然后由下式计算其Allan方差

$$\sigma_A^2(\tau_k)=\frac{1}{2(k-1)}\sum_{i=1}^{M-1}(m_{i+1}(k)-m_i(k))^2 \tag{23}$$

开方得Allan标准差.

2) 绘制Allan标准差/相关时间双对数曲线

通过改变每组数据的点数 k，得到不同的组相关时间 τ，可根据式(23)得到相应的Allan方差及标准差的值. 绘制Allan标准差/相关时间双对数曲线(以下简称双对数曲线)，通过分析曲线各部分的斜率，来分离和辨识各项随机噪声. 利用不同模型得到的双对数曲线如图1～图6.

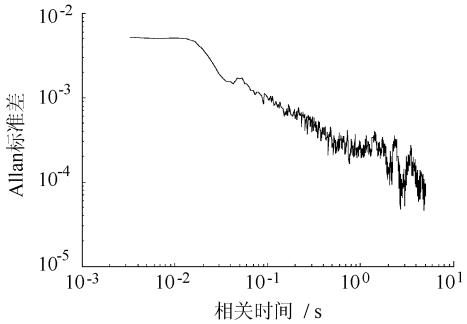


图1 原始数据的双对数曲线

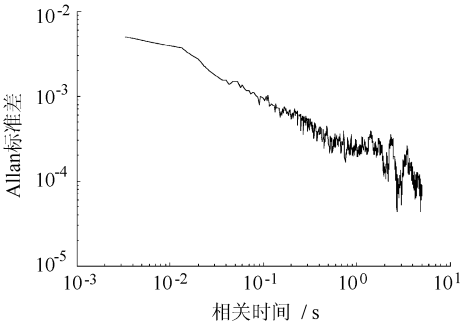


图2 预处理后数据的双对数曲线

从图1可以看出，FOG原始数据的双对数曲线形状比较复杂，说明其中含有多种噪声. 在0.003 3～0.013 s和0.036～0.1 s相关时间内，曲线趋于平直，主要表现为零偏稳定性噪声. 在0.013～0.036 s相关时间内，斜率约为－1，主要表现为量化噪声. 在0.1～10 s相关时间内，斜率约为－1/2，主要表现为角度随机游走. 在10～50 s相关时间内，斜率约为1/2或1，主要表现为速率斜坡噪声或速率斜坡.

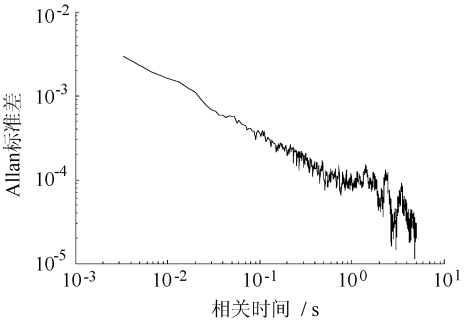


图3 AR(2模型卡尔曼滤波后的双对数曲线

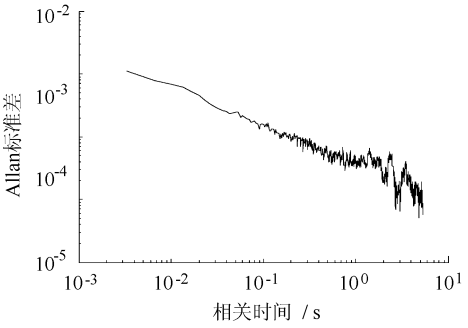


图4 AR(2)模型自适应滤波后的双对数曲线

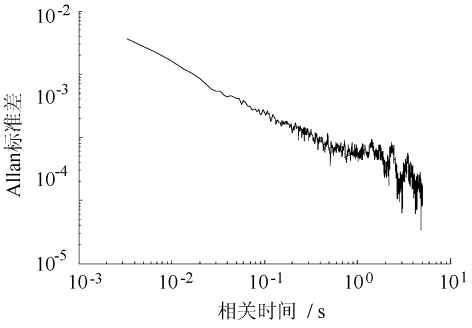


图5 ARMA(2,1)模型卡尔曼滤波后的对数曲线

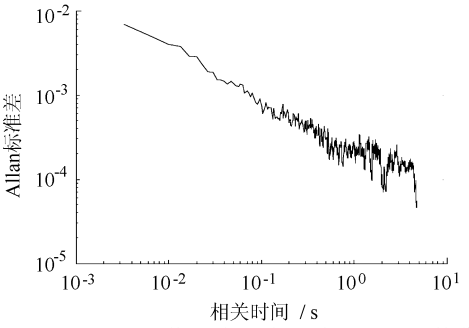


图6 ARMA(2,1)模型自适应滤波后的双对数曲线

在图2经过预处理数据的双对数曲线中，0.003 3～0.013 s和0.036～0.1 s相关时间内零偏稳定性噪声以及0.013～0.036 s相关时间内的量化噪声都已变的不太明显，即高频噪声幅度衰减. 在0.1～10 s和10～50 s相关时间内，与图1基本一致，分别表现为角度随机游走和速率斜坡

噪声;由图 3 和图 5 经过卡尔曼滤波后数据的双对数曲线与图 2 相比,曲线形状没有明显变化,而各噪声的 Allan 标准差的幅值都有所下降,说明卡尔曼滤波可对各种噪声起到了一定的抑制作用.为了使自适应滤波算法同时体现对时变参数的跟踪性以及噪声的不敏感性,仿真时取遗忘因子 $b=0.5$.由图 4 和图 6 可见,通过引入虚拟噪声的自适应卡尔曼滤波后数据与图 2 相比,Allan 标准差的幅值有了大幅度下降,Allan 标准差下降幅度达 10 倍之多.说明通过引入虚拟噪声的自适应卡尔曼滤波器,使数据中的各主要噪声都受到较大程度的抑制.从而使非基本噪声——正弦噪声的影响也在数据中明显表现出来.

以上分析可见,FOG 数据中量化噪声分布在高频,角随机游走分布在略低频段,偏差不稳定性在更低频段,速率随机游走和速率斜坡频段最低.

3) 用 Allan 标准差确定各噪声项系数

分别对 FOG 的原始数据、预处理后数据、卡尔曼滤波后数据和利用虚拟噪声的自适应卡尔曼滤波后数据的 Allan 标准差,用式(21)进行最小二乘拟合,得到拟合后的系数 C_{-2},C_{-1},C_0,C_1,C_2.然后,由式(22)计算各噪声项系数 Q,N,B,K,R,比较其大小,可确定 FOG 的主要噪声源,并根据滤波前后系数的变化情况,定量分析滤波效果.拟合的各噪声源系数如表 1 所示.

表 1　不同模型及滤波方法处理后的噪声源系数

数据模式	R/((°)/h^2)	K/((°)/h$^{3/2}$)	B/((°)/h)	N/((°)/h$^{1/2}$)	Q/(μrad)
原数据	317.25	66.1080	2.3164	0.0317	0.0871
预处理后数据	267.09	54.5000	1.7785	0.0268	0.0729
AR(2)KF 后	119.03	24.184	0.7792	0.0118	0.0186
AR(2)AKF 后	28.054	7.4648	0.4101	0.0082	0.0053
ARMA(2,1) KF 后	61.679	12.982	0.4747	0.0057	0.0766
ARMA(2,1) AKF 后	8.7249	1.8568	0.0639	0.0013	0.0006

从表 1(表中 KF 指卡尔曼滤波,AKF 指自适应卡尔曼滤波)可以看出,通过预处理直接用 AR 或 ARMA 模型对 FOG 随机漂移数据进行预报,虽然各噪声项系数都有所下降,但由于不能引入当前的噪声特性导致了预报值与实际有较大偏离,各噪声项系数下降幅度较小.而基于 AR 或 ARMA 模型的卡尔曼滤波则能够在所建模型的基础上,引入系统噪声和量测噪声的统计特性,更好地对 FOG 随机漂移数据进行预报,使得各噪声项系数下降幅度较大.由于引入虚拟噪声的自适应卡尔曼滤波是在利用量测数据进行滤波的同时,不断地对未知或时变的系统噪声和量测噪声方差进行修正,滤波效果得到了明显改进,使得滤波后各噪声系数下降幅度最大.由表 1 可明显看出,该陀螺的主要噪声为速率斜坡和速率随机游走噪声,其次为零偏稳定性噪声,而所含角度随机游走和量化噪声相对很少.

5　结　论

由于描述 FOG 随机漂移过程的时序模型是时变的,通常离线建立的 FOG 时序模型实际应用时会出现较大偏差甚至使滤波发散.本文通过引入虚拟噪声,将 FOG 建模误差造成的影响作为系统噪声和观测噪声处理,同时又通过对噪声的实时估计,实现对模型偏差的补偿,从而可提高滤波的精度.另外可以看出,建立 AR 模型后对 FOG 随机漂移数据的滤波处理,可以使各噪声项系数普遍下降.而基于 ARMA 模型的滤波处理,不仅可以使噪声项系数普遍下降,而且对主要噪声(即速率斜坡和速率随机游走噪声)的滤波效果尤其突出.因此,利用 ARMA 建模结合自适应卡尔曼滤波是减小 FOG 随机漂移误差的一种有效方法.

参考文献(References)

[1] IEEE Std 952－1997, IEEE standard specification format guide and test procedure for single-Axis interferometric fiber optic gyros[S]

[2] 姬伟,李奇.光纤陀螺信号误差分析与滤波算法的研究[J].传感技术学报,2007, 20(4):847－852
Ji Wei, Li Qi. Research on signal analysis and processing of FOG[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuator,2007, 20(4):847－852(in Chinese)

[3] 王海,陈家斌,黄威,等.光纤陀螺随机漂移测试及分析[J].光学技术,2004, 30(5):623－627
Wang Hai,Chen Jiabin,Huang Wei, et al. Detection and analysis of the fiber optic gyroscope's random drift[J]. Optical Technique,2004,30(5):623－627(in Chinese)

[4] 朱奎宝,张春熹,张小跃.光纤陀螺随机漂移 ARMA 模型研究[J].宇航学报,2006,27(5):1118－1121
Zhu Kuibao,Zhang Chunxi,Zhang Xiaoyue. Study on modeling and identif ication of random drift for FOG[J]. Journal of Astronautics,2006,27(5):1118－1121(in Chinese)

[5] Reddy PB,Dushman A. Development of long-term stability models for ring laser gyros[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems,1992,28(1):92－96

[6] 孙枫,袁赣南,张晓红. 组合导航系统[M].哈尔滨:哈尔滨工程大学出版社,1996
Sun Feng, Yuan Gannan, Zhang Xiaohong. Intergrated navigation System[M]. Harbin: Harbin Engineering University Press,1996(in Chinese)

(责任编辑:张　嵘)