doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.05.051

基于MS－IMMIKF的MEMS陀螺输出信号消噪处理

孟红波　王昌明　张爱军　包建东　何博侠
（南京理工大学机械工程学院，南京 210094）

摘要：陀螺用于感知稳定平台相对于惯性空间的角速率，进而得到稳定平台在惯性空间的姿态，通过反馈稳定平台伺服控制机构相应的控制量来实现对稳定平台的稳定控制。通过分析陀螺随机误差对稳定平台精度影响，提出了一种新的陀螺随机漂移处理方法。首先针对机动跟踪领域的 Singer 模型中人为设定机动频率 α 的不合理性，对机动频率 α 进行在线估计，提出基于 Modified Singer（MS）模型直接对陀螺输出进行建模的方法；在此基础上建立基于交互式多模型（IMM）的改进卡尔曼滤波算法（MS－IMMIKF）对陀螺输出随机误差进行处理，并对交互式多模型的改进卡尔曼滤波（IKF）进行理论分析和推导；通过数值仿真分析和稳定平台中某型号陀螺试验验证和仿真计算得出，静态滤波后均方根误差达到 0.022 7°/s，证明了该方法对陀螺漂移处理的有效性与可行性；最后通过稳定平台动静态稳定试验表明，MS－IMMIKF 滤波算法对提高稳定平台精度有效且实用。

关键词：稳定平台；陀螺随机误差；Modified Singer 模型；交互式多模型；改进卡尔曼滤波
中图分类号：U666.1　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2016)05-0372-08

MEMS Gyro's Output Signal De-noising Processing Based on MS－IMMIKF

Meng Hongbo　Wang Changming　Zhang Aijun　Bao Jiandong　He Boxia
(*School of Mechanical Engineering*, *Nanjing University of Science and Technology*, *Nanjing* 210094, *China*)

Abstract: By controlling the amount of feedback to the corresponding stable platform servo control mechanism to achieve stability control for stabilizing the platform, gyro is used to measure angular velocity of stabilized platform with respect to inertial space and then get the gesture of stabilized platform in inertial space. By analyzing the influence of gyro random error on the stabilized platform accuracy in detail, a processing method for gyro random drift was proposed. Firstly, owing to the values of the parameter α is artificially unreasonable of the Singer model in the field of motor tracking, the parameter of α in real time was estimated adaptively, and a new method of gyro modeling output module directly was established based Modified Singer (MS); secondly, on the basis of the established output model, an improved Kalman filter (IKF) based on interacting multiple model (IMM) was applied to the gyro's output random error processing, and the theoretical analysis and derivation of the algorithm were explained in detail. Through numerical simulations and verification experiments of a certain type of gyro stabilized platform analysis, the static filter root mean square error is only 0.022 7°/s, and this method was proved to be feasible and effective with the gyro drift treatments; finally, through the dynamic and static steady experiments of gyro stabilized platform, the MS－IMMIKF filtering algorithm was proved to be effective and practical for improving the accuracy of the stable platform. The dynamic and static steady experiments of gyro stabilized platform results show that the accuracy of the stable platform could be controlled within error of 3° and 2.5° respectively after the MS－IMMIKF algorithm filtering.

Key words: stabilized platform; gyro random error; Modified Singer; interacting multiple model; improved Kalman filter

收稿日期：2015－12－15　修回日期：2016－01－18
基金项目：国家自然科学基金项目(51175267、51475243)
作者简介：孟红波(1989—)，男，博士生，主要从事稳定平台智能控制研究，E-mail：ayzyrs@163.com
通信作者：包建东(1979—)，男，讲师，博士，主要从事智能控制和测试研究，E-mail：baojd025@163.com

引言

稳定平台通过平台反方向的摇摆运动来克服运动载体的姿态变化，在载体机动状态下建立稳定的动态姿态基准，从而使系统相对于惯性空间保持方位不变，因而在现代工程系统中得到了广泛的应用。陀螺用于感知稳定平台相对于惯性空间的角速率，进而得到稳定平台在惯性空间的姿态。而陀螺的随机漂移对稳定平台的精度有很大的影响，因此必须采用合理的滤波方法实现对陀螺随机漂移的抑制，从而提高稳定平台的精度。

文献[1]分析了陀螺随机漂移针对高低频噪声不同滤波方法的比较性能，表明前向线性滤波适合于高带宽光电稳定平台系统的实时在线应用；文献[2]提出了对漂移信号进行 AR 建模的自适应卡尔曼滤波算法对漂移信号进行处理，得到了较好的效果，但是陀螺随机漂移存在非线性干扰噪声，建模不太精确；文献[3－4]在 Sage－Husa 算法基础上进行了改进，并取得了较好的滤波效果；文献[5]中运用前向线性预测滤波对陀螺随机漂移进行滤波处理，对中高频段的噪声进行了有效的消除并有效保留了低频段的有用信号，效果优于卡尔曼滤波器和低通滤波器；文献[6－8]采用了无迹卡尔曼滤波(UKF)对陀螺随机漂移进行处理，消除了环境噪声和陀螺的非线性耦合等引起的随机漂移项，同时也克服了时序处理方法中模型参数的不稳定和不确定性问题；文献[9－11]介绍了一种基于小波滤波在陀螺漂移中的运用，并取得了较好的效果；文献[12－13]运用机动领域的 Singer 模型对陀螺输出建模，并分别运用粒子滤波和交互式卡尔曼滤波进行滤波得到了较好的结果，但是前者粒子滤波存在计算复杂和退化的缺点，后者方法存在人为设定机动频率的不合理性和常规卡尔曼滤波滤波精度差的缺点。文献[14]指出使用 AR(1)模型结合卡尔曼滤波的方法可以有效提高陀螺仪在静态和恒定角速率状态下的精度，但在摇摆情况下，滤波效果会随着振幅的增大而逐渐降低。机动领域中，机动模型的主要研究方法是将目标机动看作是状态噪声方差的加入[15－16]，其中 Singer 模型是描述机动目标状态较精确的模型。但是 Singer 模型中都是人为设定其机动时间常数的倒数 α 为一经验定值，然而实际中 α 很难事先知道，并且有可能是时变的，当机动目标的特性发生变化时，因为 α 不能实时的变化调整，必然会导致模型不匹配和引入模型不匹配的误差。

本文在前人基础上，将机动跟踪模型引入到陀螺滤波当中，针对机动跟踪领域的 Singer 模型中人为设定机动频率 α 的不合理性，对机动频率 α 进行在线估计，提出一种基于 Modified Singer(MS)模型直接对陀螺输出进行建模的方法；在此基础上，对常规卡尔曼滤波器在滤波过程中容易发生滤波发散和误差方差阵估计不准确导致的滤波精度不高等缺点进行改进优化，建立基于交互式多模型(IMM)的改进卡尔曼滤波算法(MS－IMMIKF)对陀螺输出随机误差进行处理；最后通过数值仿真分析和稳定平台中某型号陀螺动静态试验验证算法的有效性和实用性。

1　陀螺随机漂移对稳定平台精度的影响

在稳定平台控制回路中，陀螺信号的随机漂移会通过控制回路影响控制量，对整个稳定平台伺服系统的精度影响很大。稳定平台伺服控制回路如图 1 所示。

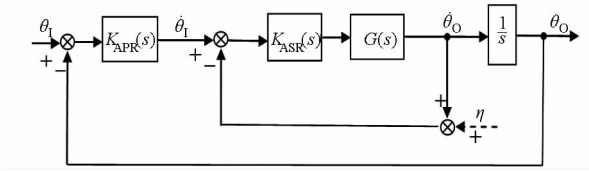

图 1　稳定平台伺服控制结构框图

Fig. 1　Servo control structure of stabilized platform

图 1 中，$K_{\mathrm{APR}}(s)$ 为位置跟踪控制器，$K_{\mathrm{ASR}}(s)$ 为速率稳定控制器，$G(s)$ 为前向通道传递函数，θ_{I} 为输入角度，$\dot{\theta}_{\mathrm{I}}$ 为输入角速度，$\dot{\theta}_{\mathrm{O}}$ 为输出角速度，θ_{O} 为输出角度，η 为陀螺噪声。

不考虑跟踪回路的影响下，稳定平台速率回环传递函数为

$$G_{\mathrm{vc}}(s)=\frac{\dot{\theta}_{\mathrm{O}}(s)}{\dot{\theta}_{\mathrm{I}}(s)}=\frac{K_{\mathrm{ASR}}(s)G(s)}{1+K_{\mathrm{ASR}}(s)G(s)} \tag{1}$$

由此得到，稳定平台输出 θ_{O} 对陀螺随机漂移 η 的传递函数为

$$G_{\mathrm{r}}(s)=G_{\mathrm{vc}}(s)\frac{1}{s}=\frac{K_{\mathrm{ASR}}(s)G(s)}{1+K_{\mathrm{ASR}}(s)G(s)}\frac{1}{s} \tag{2}$$

输出均方差为

$$\overline{\varepsilon}^2=\int_{-\infty}^{+\infty}|G(\mathrm{j}\omega)|^2\phi_{\mathrm{x}}(\omega)\,\mathrm{d}\omega \tag{3}$$

其中　　$\phi_{\mathrm{x}}(\omega)=\sigma^2$

令 $s=\mathrm{j}\omega$，不考虑跟踪控制回路的影响时，系统在带限白噪声作用下，角度输出均方差为

$$\overline{\varepsilon}_{\mathrm{r}}^2=\int_{-\omega_g}^{\omega_g}|G_{\mathrm{r}}(\mathrm{j}\omega)|^2\phi_{\mathrm{x}}(\omega)\,\mathrm{d}\omega \tag{4}$$

陀螺随机噪声对系统角度输出的影响为

$$\overline{\varepsilon}_{\mathrm{r1}}^2=\int_{-\omega_g}^{\omega_g}|G_{\mathrm{r1}}(\mathrm{j}\omega)|^2\phi_{\mathrm{x}}(\omega)\mathrm{d}\omega=\int_{-\omega_g}^{\omega_g}|-G_{\mathrm{r}}(\mathrm{j}\omega)|^2\phi_{\mathrm{x}}(\omega)\mathrm{d}\omega \tag{5}$$

式中 $\phi_{\mathrm{x}}(\omega)$——陀螺随机噪声的谱密度

ω_g——陀螺的带宽

因此,不考虑跟踪回路时,有

$$\overline{\varepsilon}_{\mathrm{r1}}^2=\overline{\varepsilon}_{\mathrm{r}}^2 \tag{6}$$

式(6)表明,陀螺随机噪声对平台稳定角度的影响相当于在输入信号上叠加了一个带限白噪声。

同样分析可得,在跟踪控制回路的影响下,系统在带限白噪声作用下,角度输出均方差为

$$\overline{\varepsilon}_{\mathrm{rc}}^2=\int_{-\omega_g}^{\omega_g}|G_{\mathrm{rc}}(\mathrm{j}\omega)|^2\phi_{\mathrm{x}}(\omega)\mathrm{d}\omega \tag{7}$$

陀螺随机噪声对系统角度输出的影响为

$$\overline{\varepsilon}_{\mathrm{rc1}}^2=\int_{-\omega_g}^{\omega_g}|G_{\mathrm{rc1}}(\mathrm{j}\omega)|^2\phi_{\mathrm{x}}(\omega)\mathrm{d}\omega=\int_{-\omega_g}^{\omega_g}\left|-\frac{1}{K_{\mathrm{APR}}(\mathrm{j}\omega)}G_{\mathrm{rc}}(\mathrm{j}\omega)\right|^2\phi_{\mathrm{x}}(\omega)\mathrm{d}\omega \tag{8}$$

由式(7)、(8)可知,在跟踪回路的作用下,陀螺随机漂移与指令信号之间存在一个 $1/K_{\mathrm{APR}}(s)$ 的衰减关系。跟踪回路控制器 $K_{\mathrm{APR}}(s)$ 可以较好地补偿陀螺中的低频分量,但对系统带宽范围内的较高频率扰动信号无法抑制,扰动信号将直接影响稳定平台系统的响应速度和精度,因此必须对陀螺随机漂移进行消噪处理。

2 Modified Singer 模型

在 Singer 模型中,由经验可知其机动时间常数的倒数 α 可以表示为一非零均值白噪声[17],即 $\dot{\alpha}$ 是一零均值白噪声,对 α 建模,即 $\dot{\alpha}(t)=\varepsilon(t)$,其中 $\varepsilon(t)$ 是零均值白噪声。将 α 作为一个未知量加入到目标状态向量中一起估计,根据 Singer 模型[17]思路,目标状态变量离散化的状态方程为

$$\boldsymbol{X}(k)=\boldsymbol{F}(k,k-1)\boldsymbol{X}(k-1)+\boldsymbol{\Gamma}(k)\boldsymbol{W}(k) \tag{9}$$

$$\boldsymbol{F}=\begin{bmatrix}1&T&q(T)&0\\0&1&r(T)&0\\0&0&s(T)&0\\0&0&0&1\end{bmatrix} \tag{10}$$

其中 $\boldsymbol{X}(k)=[x\quad\dot{x}\quad\ddot{x}\quad\alpha]^{\mathrm{T}}$

$\boldsymbol{W}(k)=[0\quad0\quad w(t)\quad\varepsilon(t)]^{\mathrm{T}}$

$$\begin{cases}T=t_k-t_{k-1}\\q(T)=(\mathrm{e}^{-\alpha(k)T}-1+\alpha(k)T)/\alpha(k)^2\\r(T)=(1-\mathrm{e}^{-\alpha(k)T})/\alpha(k)\\s(T)=\mathrm{e}^{-\alpha(k)T}\end{cases} \tag{11}$$

式中 T——采样周期

$\boldsymbol{F}(k,k-1)$——系统状态转移矩阵

x、$\dot{x}$、$\ddot{x}$、α——目标的位置、速度、加速度和机动频率

$\boldsymbol{\Gamma}(k)$——噪声驱动阵

$\boldsymbol{X}(k)$——系统状态向量

$\boldsymbol{W}(k)$——系统噪声

量测方程为

$$\boldsymbol{Z}(k)=\boldsymbol{H}(k)\boldsymbol{X}(k)+\boldsymbol{V}(k) \tag{12}$$

式中 $\boldsymbol{Z}(k)$——系统观测向量

$\boldsymbol{H}(k)$——系统量测阵

$\boldsymbol{V}(k)$——观测噪声

由于在陀螺输出滤波过程中,观测值为陀螺的角速率,故对陀螺角速率积分的结果——角度值进行估计没有意义[12],因此可将四维量测方程和状态转移方程简化为三维方程且量测方程为

$$\boldsymbol{H}(k)=[1\quad0\quad0] \tag{13}$$

状态转移矩阵简化为

$$\boldsymbol{F}=\begin{bmatrix}1&r(T)&0\\0&s(T)&0\\0&0&1\end{bmatrix} \tag{14}$$

系统噪声 $\boldsymbol{W}(k)$ 的方差阵为

$$\boldsymbol{Q}(k)=E\{\boldsymbol{W}(k)\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}(k)\}=\begin{bmatrix}q_{11}\sigma_w^2&q_{12}\sigma_w^2&0\\q_{21}\sigma_w^2&q_{22}\sigma_w^2&0\\0&0&T\sigma_\varepsilon^2\end{bmatrix} \tag{15}$$

其中

$$\begin{cases}q_{11}=\dfrac{1}{2\alpha(k)^3}(4\mathrm{e}^{-\alpha(k)T}-\mathrm{e}^{-2\alpha(k)T}+2\alpha(k)T-3)\\q_{12}=q_{21}=\dfrac{1}{2\alpha(k)^2}(1-2\mathrm{e}^{-\alpha(k)T}+\mathrm{e}^{-2\alpha(k)T})\\q_{22}=\dfrac{1}{2\alpha(k)}(1-\mathrm{e}^{-2\alpha(k)T})\end{cases} \tag{16}$$

3 IMMIKF 算法

3.1 改进卡尔曼滤波算法

由于常规卡尔曼滤波器在滤波过程中容易发生滤波发散和误差方差阵估计不准确导致滤波精度不高等缺点,本文对卡尔曼滤波进行改进,由式(12),首先构造误差方差阵

$$\boldsymbol{\Delta}(k)=\frac{\sqrt{2}}{2}\boldsymbol{Z}(k)\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}(k) \tag{17}$$

根据误差方差阵的估计值求取渐消因子 $\lambda(k)$,即

$$C(k)=\frac{\|\mathrm{Tr}(\boldsymbol{\Delta}(k)-\boldsymbol{H}(k)\boldsymbol{Q}(k-1)\boldsymbol{H}(k)-\boldsymbol{R}(k))\|}{\|\mathrm{Tr}(\boldsymbol{H}(k)\boldsymbol{F}(k)\boldsymbol{P}(k-1)\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(k))\|} \tag{18}$$

$$\lambda(k)=\begin{cases}C(k) & (C(k)>1)\\ 1 & (C(k)\leqslant 1)\end{cases} \tag{19}$$

式中，$\boldsymbol{Q}(k)=E(W_{k-1},W_{k-1})$，$\boldsymbol{R}(k)=E(V_{k-1},V_{k-1})$。将渐消因子 $\lambda(k)$ 代入式(19)得到 $\boldsymbol{P}(k)$，将状态估计误差方差阵进行加权计算，从而得到滤波优化估计。

$$\boldsymbol{P}(k|k-1)=\lambda(k)\boldsymbol{F}(k)\boldsymbol{P}(k-1)\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(k)+\boldsymbol{\Gamma}(k-1)\boldsymbol{Q}(k-1)\boldsymbol{\Gamma}^{\mathrm{T}}(k-1) \tag{20}$$

3.2　交互式多模型改进卡尔曼滤波算法

交互式多模型算法假定目标的运动状态可以用两个或者多个运动模型描述，并为每个运动模型分配一个相应的概率和滤波算法，根据当前采样时刻的测量信息在不同的运动模型之间进行交互与更新，可以很好地克服单模型不准确的问题，从而实现对目标的跟踪[18]。具体算法步骤为[19]：

(1)输入交互

在无约束条件下，模型之间的转换按照一阶 Markov 链进行。交互计算后，滤波器 i 在 k 时刻的输入状态和误差协方差初值分别为

$$\boldsymbol{X}_i(k-1)=\sum_{j=1}^{N}\boldsymbol{X}_j(k-1)\mu_{ji}(k-1) \tag{21}$$

$$\boldsymbol{P}_i(k-1)=\sum_{j=1}^{N}\mu_{ji}(k-1)[\boldsymbol{P}_j(k-1)+(\boldsymbol{X}_j(k-1)-\boldsymbol{X}_i(k-1))(\boldsymbol{X}_j(k-1)-\boldsymbol{X}_i(k-1))^{\mathrm{T}}] \tag{22}$$

式中　N——模型总数

$\boldsymbol{X}_j$、$\boldsymbol{P}_j$——滤波器 j 的状态估计及协方差

μ_{ji}——模型之间实际的转移概率

μ_{ji} 具体形式为

$$\begin{cases}\mu_{ji}(k-1)=\dfrac{1}{\overline{C}_i}\pi_{ji}u_j(k-1)\\ \overline{C}_i=\displaystyle\sum_{j=1}^{N}\pi_{ji}u_j(k-1)\end{cases}$$

其中，π_{ji} 为 Markov 转移概率，$0<\pi_{ji}<1$，$\sum\pi_{ji}=1$。

(2)改进卡尔曼滤波计算

基于混合初始状态 $\boldsymbol{X}_i(k-1)$ 及协方差 $\boldsymbol{P}_i(k-1)$，应用改进卡尔曼滤波计算，得到 k 时刻模型 i 的滤波结果 $\boldsymbol{X}_i$、$\boldsymbol{P}_i$。

$$\boldsymbol{P}_i(k|k-1)=\boldsymbol{F}_i(k,k-1)\boldsymbol{X}_i(k-1) \tag{23}$$

$$\boldsymbol{P}_i(k|k-1)=\lambda(k)\boldsymbol{F}_i(k,k-1)\boldsymbol{P}_i(k-1)\boldsymbol{F}_i(k,k-1)^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{\Gamma}_i(k-1)\boldsymbol{Q}_i(k-1)\boldsymbol{\Gamma}_i(k-1)^{\mathrm{T}} \tag{24}$$

$$\boldsymbol{K}_i(k)=\boldsymbol{P}_i(k|k-1)\boldsymbol{H}_i(k)^{\mathrm{T}}\cdot[\boldsymbol{H}_i(k)\boldsymbol{P}_i(k|k-1)\boldsymbol{H}_i(k)^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_i(k)]^{-1} \tag{25}$$

$$\boldsymbol{X}_i(k)=\boldsymbol{X}_i(k|k-1)+\boldsymbol{K}_i(k)[\boldsymbol{Z}_i(k)-\boldsymbol{H}_i(k)\boldsymbol{X}_i(k|k-1)] \tag{26}$$

$$\boldsymbol{P}_i(k)=[\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_i(k)\boldsymbol{H}_i(k)]\boldsymbol{P}_i(k|k-1) \tag{27}$$

式中　$\boldsymbol{\Phi}_i$——模型 i 的状态转移阵

$\boldsymbol{Q}_i$——系统噪声协方差　　$\boldsymbol{H}_i$——量测阵

$\boldsymbol{R}_i$——观测噪声协方差

(3)模型概率更新计算

若模型 i 在 k 时刻的滤波残差为零均值的高斯白噪声，则模型的概率更新为

$$\mu_i(k)=\frac{\sqrt{2\pi|\boldsymbol{S}_i(k)|}\exp\left(-\frac{1}{2}(\boldsymbol{\varepsilon}_i(k))^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_i(k)\boldsymbol{\varepsilon}_i(k)\right)\overline{C}_i}{\sum_{i=1}^{N}\sqrt{2\pi|\boldsymbol{S}_i(k)|}\exp\left(-\frac{1}{2}(\boldsymbol{\varepsilon}_i(k))^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_i(k)\boldsymbol{\varepsilon}_i(k)\right)\overline{C}_i} \tag{28}$$

式中　$\boldsymbol{\varepsilon}_i$——模型 i 的滤波残差

$\boldsymbol{S}_i$——残差的协方差阵

(4)状态与协方差的融合估计

最后通过对各模型滤波器的输出进行加权融合，得到 IMMIKF 最终的状态估计 $\boldsymbol{X}(k)$ 与协方差 $\boldsymbol{P}(k)$。

$$\begin{cases}\boldsymbol{X}(k)=\displaystyle\sum_{i=1}^{N}\boldsymbol{X}_i(k)\mu_i(k)\\ \boldsymbol{P}(k)=\displaystyle\sum_{i=1}^{N}\mu_i(k)[\boldsymbol{P}_i(k)+(\boldsymbol{X}_i(k)-\boldsymbol{X}(k))(\boldsymbol{X}_i(k)-\boldsymbol{X}(k))^{\mathrm{T}}]\end{cases} \tag{29}$$

4　数值仿真和试验分析

4.1　静态验证

为了验证 MS－IMMIKF 方法的有效性与可行性，进行静态试验。在静态试验中，将稳定平台放置于水平地面，MEMS 微机械硅微陀螺分别安置在稳定平台俯仰轴和横滚轴两根敏感轴上，以俯仰轴为例，此时直接采集 MEMS 微机械硅微陀螺的输出信号，即采集一组稳定平台俯仰轴中的某型号陀螺在静态水平时的输出，取俯仰输出的 3 000 数据点进行滤波处理，在使用 MS－IMMIKF 滤波方法前，考虑到陀螺仪的工作环境，主要针对静态和动态情况建立系统的 MS 模型集。静态情况下，根据陀螺实际工作状态，机动频率为 α_1 且为极小值，假设 α_1 初始值为 0.001，最大正角加速度为 1.5°/s²；机动状态时，机动频率 α_2 比静止时的机动频率 α_1 要大，取初始值 $\alpha_2=10\alpha_1$，同时根据试验情况取机动状态下的最大正角加速度为 300°/s²。为了验证交互式多模型的性能，设置模型判别阈值 α_3（以实际需求精度设置），当机动频率 $\alpha<\alpha_3$ 时判别为静态模型，$\alpha\geqslant\alpha_3$ 判别为动态模型。其中 Singer－IMM 使用固定的机动频率 α_1 和 α_2，取 $\alpha_3=(\alpha_1+\alpha_2)/2$。使用均值估计法对漂移原始数据进行补偿，初设两模型

的初始概率为 $\mu_1(0)=\mu_2(0)=0.5$。并比较基于常规 AR 时序建模的 KF 方法、Singer－IMMK 方法和 MS－IMMIKF方法的滤波效果,结果如图 2～6。

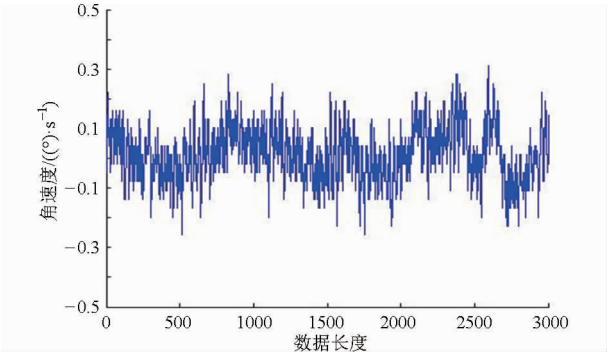

图 2 静态滤波前陀螺随机误差

Fig. 2 Gyro random errors before static experiment filtering

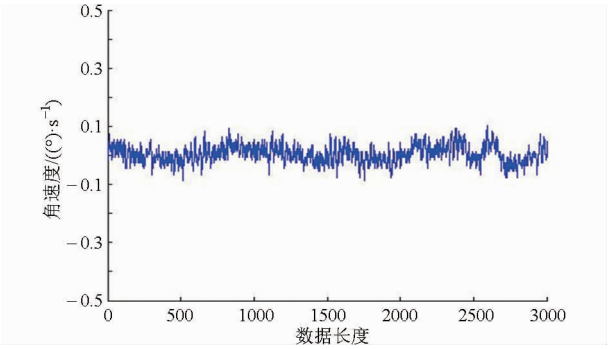

图 3 KF 滤波后陀螺误差

Fig. 3 Gyro errors after KF filtering

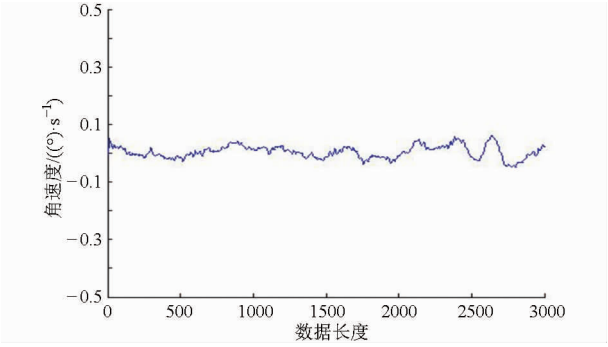

图 4 Singer－IMMKF 滤波后陀螺误差

Fig. 4 Gyro errors after Singer－IMMKF filtering

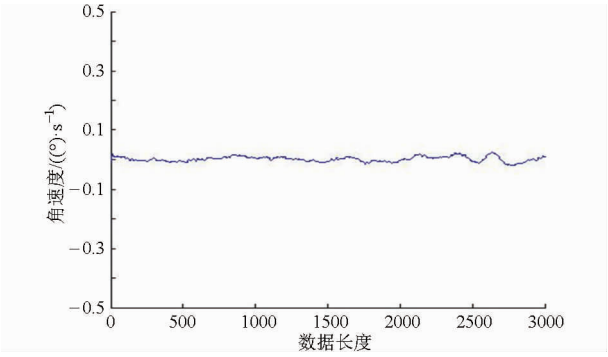

图 5 MS－IMMIKF 滤波后陀螺误差

Fig. 5 Gyro errors after MS－IMMIKF filtering

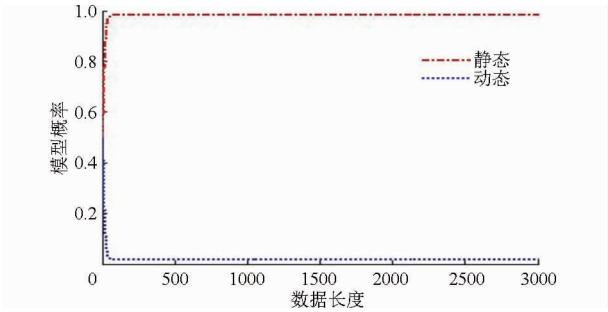

图 6 静态试验模型概率曲线

Fig. 6 Model probabilities of static experiment

静态分析:静态试验中,经过 KF 滤波和 IMMKF 滤波后的误差明显减小,且 IMMKF 的滤波曲线较 KF 的滤波曲线光滑。由滤波前后的数据可以算出,滤波前均方根误差为 0.107 4°/s,KF 方法、Singer－IMMKF 方法和 MS－IMMKF 方法分别为 0.060 8°/s、0.046 2°/s 和 0.022 7°/s,由于减少了人为设定机动频率的人为误差影响,MS－IMMKF 方法比Singer－IMMKF 方法滤波精度较高。由图 6 可看出,IMMKF 滤波过程中,静态绝对占优,其稳定概率高达 0.976,说明交互式多模型算法可以根据系统状态选择合适的模型并赋予较高的模型概率,表明 IMM 方法更能实现对陀螺动静状态的准确描述。

4.2 动态验证

为继续验证 MS－IMMIKF 算法在机动状态下实用性能,在开放式水靶道(110 m×2.5 m×2.5 m)中进行了动态试验。动态试验中,将密封好的稳定平台安置于浮筒平台上并浮在水中,通过人工造浪方式制造一定的水浪扰动,从而对稳定平台造成激励,此时开始采集数据,激励一定时间后停止人工造浪作业,人工造浪频率大约 2 Hz,待水波平静后,继续采集一段时间,此时关闭电源停止试验,将稳定平台姿态数据保存整理。以 50 Hz 的采样频率采集一组数据。仍以俯仰轴陀螺的输出为例进行分析,结果如图 7～10。

动态分析:结合试验情况和图 7 可知,采样初期机动状态较为剧烈,在第 6 210 个采样点左右,逐渐进入一种较平静的状态。从图 8、9 中可知, MS－IMMIKF 滤波效果比 Singer－IMMKF 较好,这是因为对机动频率 α 进行合理建模,减少了人为设定造成的误差,从而提高了建模和滤波精度,为稳定平台的稳定控制提供精确的姿态测量。从图 10 中可看出,在前期剧烈的机动情形下,机动状态占优;在后段较平静的状态下,静态占据了主导地位,但由于水面不是绝对静止,故静态模型的概率并不如图 6 中的那样高。

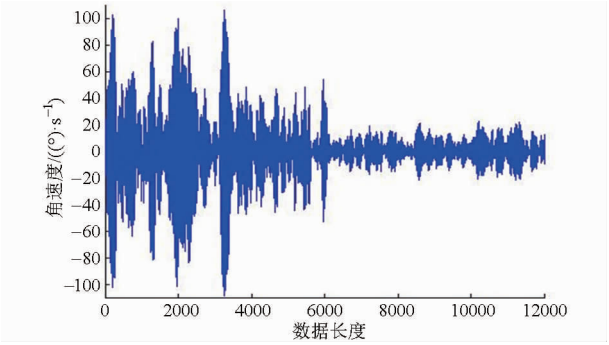

图 7　动态滤波前陀螺输出

Fig. 7　Gyro outputs before dynamic experiment filtering

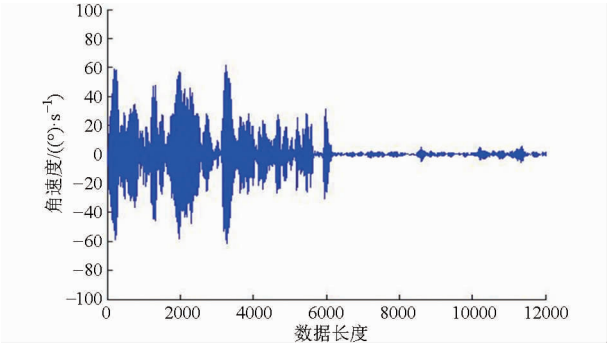

图 8　Singer－IMMKF 滤波后陀螺输出

Fig. 8　Gyro outputs after Singer－IMMKF filtering

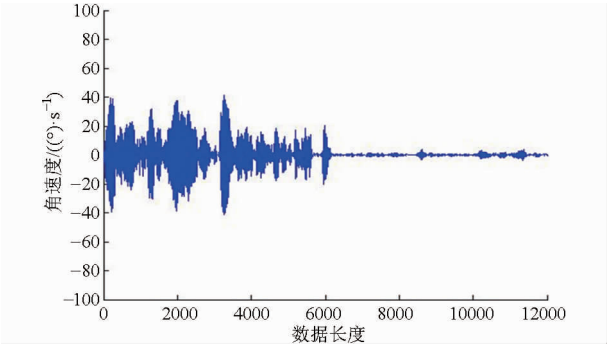

图 9　MS－IMMIKF 滤波后陀螺输出

Fig. 9　Gyro outputs after MS－IMMIKF filtering

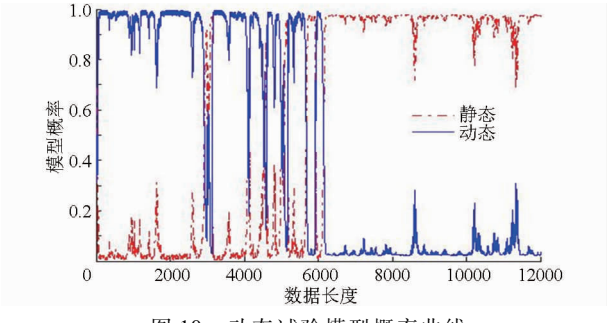

图 10　动态试验模型概率曲线

Fig. 10　Model probabilities of dynamic experiment

为了进一步验证算法的有效性和实用性，以某型号多功能稳定平台为实际研究背景，进行稳定平台动静态稳定试验。其中稳定平台负载 $m \approx 30$ kg，平台直径 $d = 450$ mm，调节轴（俯仰轴和横滚轴）轴心与平台中心距离 $l = 200$ mm，稳定平台频率 $f = 1$ Hz，稳定平台调节范围：－20°～20°，电动缸推杆量程 $h = 200$ mm，并在稳定平台上进行试验验证。其中，图 11 为稳定平台系统。



图 11　实验室高精度稳定平台系统

Fig. 11　Laboratory stabilized platform system with high precision

4.3　静态稳定试验

首先进行稳定平台静态稳定试验，目的是考核本文方法在提高稳定平台的控制精度上的性能。将稳定平台系统放置于试验摇摆台上，稳定平台底座与摇摆台机械固连，试验摇摆台底座调节角度范围为－20°－ 20°，首先从－20°开始，每 5°为一个调节单位，一直到 20°结束。其中伺服电动机转速设置为 720 r/min，然后稳定平台进行调平工作。为了测得更加精确的稳定平台姿态角，采用高精度的惯性测姿传感器——GPS 卫信杰－ INS1200 型传感器来测量稳定平台的实时稳定姿态。分别采用无滤波和 KF 模型滤波、Singer － IMMKF 模型滤波、MS － IMMIKF 模型滤波算法对陀螺输出信号进行滤波处理并进行对比，伺服控制算法采用 PID 算法，静态试验结果如表 1。

表 1　静态试验结果

Tab. 1　Result of static experiment　（°）

调节角度	滤波前误差	KF 滤波误差	Singer－IMMKF 滤波误差	MS－IMMIKF 滤波误差
－20	6. 73	5. 98	5. 16	4. 75
－15	5. 24	4. 86	3. 65	3. 24
－10	4. 07	3. 95	2. 86	2. 07
－5	2. 16	1. 97	1. 74	1. 32
5	2. 35	1. 89	1. 47	1. 26
10	3. 86	3. 23	2. 90	2. 54
15	5. 48	4. 65	3. 59	3. 78
20	6. 32	5. 89	5. 12	4. 81

在表 1 中，随着稳定平台调节角度增大，3 种方法滤波后稳定平台的稳定误差都会有一定程度的增大，这是因为稳定平台机械调节轴间隙误差累积和伺服电动机摩擦力矩干扰等外界干扰所致。通过误差分析可以发现 3 种滤波算法中，KF 滤波后稳定平

台精度得到一定的提高,但是提高效果一般,个别最大误差高达 5.98°;经过 Singer - IMMKF 滤波后,稳定平台精度相比较于 KF 滤波算法,稳定精度又得到一定的提高,在 ±10°调节范围内,基本误差控制在 3°之内;而经过 MS - IMMIKF 算法后,稳定平台稳定误差最小,在 ±10°调节范围内,稳定误差基本控制在 2.5°左右。静态稳定试验表明,本文算法提高了稳定平台的稳定精度,证明了该算法的有效性和实用性。

4.4 动态稳定试验

静态稳定试验后,为了进一步验证算法的实用性能,进行稳定平台动态稳定试验。将稳定平台系统放置于试验摇摆台上,通过人工摇摆,以频率约为 1 Hz 和幅值 10°的干扰进行分析。分别采用无滤波、KF 模型滤波、Singer - IMMKF 模型滤波和 MS - IMMIKF 模型滤波算法对陀螺输出信号进行滤波处理并进行对比,伺服控制算法采用 PID 算法,稳定平台在 10°幅值干扰条件下的稳定能力如图 12、13 所示。

当干扰幅值 10°时,在图 12、13 结果中,稳定平台的俯仰角和横滚角在滤波前误差最大,稳定平台的稳定精度最差,个别最大误差高达 5.17°。KF 滤波算法效果不明显,在摇摆情况下,滤波效果会随着振幅的增大而逐渐降低,稳定平台的动态精度较差,最大误差为 4.86°。经过 Singer - IMMKF 滤波后,稳定平台的精度得到一定程度的提高,误差基本控制在 3°之内,稳定平台稳定精度比前两者要高。而经过 MS - IMMIKF 滤波算法后,稳定平台的稳定误差除个别点外基本控制在 2.5°之内,相比于滤波前,稳定平台的稳定精度提高了 1.5°左右。由于稳定平台系统负载惯性较大以及时滞原因,稳定平台调节具有一定的滞后,在反向调节时出现一定的抖动,所以曲线毛刺较多。由图 12、13 综合比较,可知 MS - IMMIKF 滤波算法对于提高稳定平台的精度效果最好,其次是 Singer - IMMKF 滤波算法,较差的是 KF 滤波算法。稳定平台动态稳定试验结果表明,MS - IMMIKF 滤波算法具有一定的有效性和实用性。通过稳定平台动静态稳定试验分析可以发现,MS - IMMIKF 算法通过对陀螺随机漂移滤波处理,在一定程度上提高了稳定平台的稳定精度。

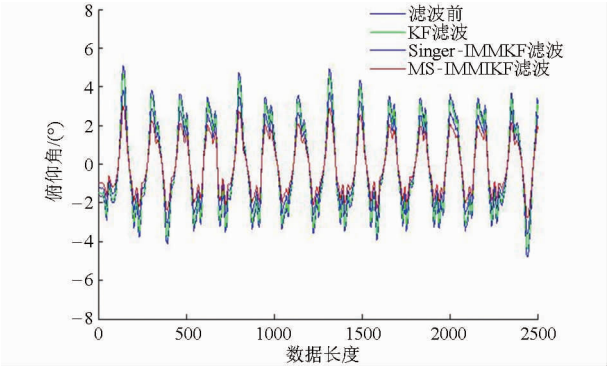

图 12 俯仰角变化曲线

Fig. 12 Changing curves of pitch angle

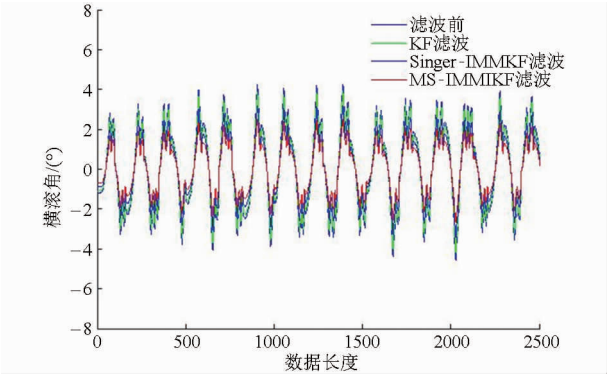

图 13 横滚角变化曲线

Fig. 13 Changing curves of roll angle

5 结论

(1) 提出了一种基于 Modified Singer(MS)模型的交互式多模型改进卡尔曼滤波(MS - IMMIKF)算法,对陀螺的随机漂移进行消噪处理。通过对机动频率 α 在线估计,MS 模型对陀螺随机漂移进行机动建模,并改进卡尔曼滤波器,提高了滤波的精度,同时克服了时序 AR 建模在稳定平台实时控制中较难实现的不足。

(2)提出的 MS - IMMIKF 滤波算法对陀螺动、静两种状态下的随机漂移滤波,克服了单一模型和常规卡尔曼滤波导致的滤波效果较低的缺点。

(3)通过稳定平台中某型号陀螺进行动静态试验和稳定平台动静态稳定试验验证了本算法的有效性和可行性,结果表明提出的方法有较好的滤波性能,为稳定平台姿态进行精确测量和稳定控制提供了基础,具有一定的工程应用价值。

参 考 文 献

1 朱华征,周晓尧,张文博,等. 光电稳定平台中陀螺随机漂移的处理方法[J]. 中国惯性技术学报, 2009,17(2): 225 - 230.
ZHU Huazheng, ZHOU Xiaoyao, ZHANG Wenbo, et al. Processing of gyro drift for opto-electtronic stabilization platform[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2009, 17(2): 225 - 230. (in Chinese)

2 吉训生,王寿荣. 硅微陀螺信号的自适应 UKF 滤波处理[J]. 高技术通讯,2010, 20(6): 623 - 627.
JI Xunsheng, WANG Shourong. An adaptive UKF algorithm for silicon micro-machined gyroscopes[J]. High Technology Letters, 2010, 20(6): 623 - 627. (in Chinese)

3　李杨,胡柏青,覃方君,等. 光纤陀螺信号的解耦自适应 Kalman 滤波降噪方法[J]. 中国惯性技术学报,2014,22(2):260－264.
LI Yang, HU Baiqing, QIN Fangjun, et al. De-noising method of decoupling adaptive Kalman filter for FOG signal[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2014, 22(2):260－264. (in Chinese)

4　魏伟,秦永元,张晓冬,等. 对 Sage－Husa 算法的改进[J]. 中国惯性技术学报,2012,20(6):678－686.
WEI Wei, QIN Yongyuan, ZHANG Xiaodong, et al. Amelioration of the Sage－Husa algorithm[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2012, 20(6): 678－686. (in Chinese)

5　陈熙源,许常燕. 基于前向线性预测算法的光纤陀螺零偏的神经网络建模[J]. 中国惯性技术学报,2007, 15(3):334－337.
CHEN Xiyuan, XU Changyan. Neural network modeling for FOG zero point drift based on forward linear prediction algorithm[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2007, 15(3):334－337. (in Chinese)

6　SHIN E H,EL-SHEIMY N. An unscented Kalman filter forin-motion alignment of low-cost IMUs [C]// Proceedings of the Position Location and Navigation Symposium, 2004:273－279.

7　潘泉,杨峰,叶亮,等. 一类非线性滤波器——UKF 综述[J]. 控制与决策,2005, 20(5): 481－490.
PAN Quan, YANG Feng, YE Liang, et al. Surey of a kind of nonlinear filters—UKF[J]. Control and Decision, 2005, 20(5): 481－490. (in Chinese)

8　刘旭,张其善,杨东凯. 一种用于 GPS/DR 组合定位的非线性滤波算法[J]. 北京航空航天大学学报,2007,33(3) :184－187.
LIU Xu, ZHANG Qishan, YANG Dongkai. Nonlinear filter algorithm for GPS / DR integrated positioning[J]. JournaI of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2007, 33(3): 184－187. (in Chinese)

9　柯熙政, 任亚飞. 多尺度多传感器融合算法在微机电陀螺数据处理中的应用[J]. 兵工学报,2009,30(7):994－998.
KE Xizheng, REN Yafei. The application of multi scale sensor fusion algorithm to MEMS gyroscope data processing[J]. Acta Armamentarii, 2009, 30(7):994－998. (in Chinese)

10　黄凤荣,高峰,付中泽,等. 基于小波滤波的激光陀螺 SINS 晃动基座初始对准[J]. 中国惯性技术学报,2014, 22(2):157－160.
HUANG Fengrong, GAO Feng, FU Zhongze, et al. Wavelet used in initial alignment of SINS on a rocking base[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2014, 22(2):157－160. (in Chinese)

11　LLYAS M, YANG Yunchun, ZHANG Ren. SINS initial alignment using wavelet de-noising method for aircraft navigation[C]// Proceedings of the 10th World Congression on Intelligent Control and Automation, 2012:3921－3926.

12　崔铭. 粒子滤波在 MEMS 陀螺仪初始对准中的应用[J]. 传感技术学报,2011, 24(9): 1275－1278.
CUI Ming. The usage of particle filtering algorithm in initial alignment of MEMS gyro[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2011, 24(9): 1275－1278. (in Chinese)

13　WANG Meng, WANG Xiaofeng, ZHANG He, et al. Application of interacting multiple model in gyro signal processing[J]. High Technology Letters, 2014,20(4):436－441.

14　钱华明,夏全喜,阙兴涛,等. 基于 Kalman 滤波的 MEMS 陀螺仪滤波方法[J]. 哈尔滨工程大学学报,2010,31(9):1217－1221.
QIAN Huaming, XIA Quanxi, QUE Xingtao, et al. The MEMS gyro filtering method based Kalman[J]. Journal of Harbin University of Engineering and Technology, 2010, 31(9):1217－1221. (in Chinese)

15　LI X R,JILKOV V P. Survey of maneuvering target tracking part Ⅰ: dynamic models[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2003, 39(4): 134－136.

16　QIAO X D, WANG B S. A motion model for tracking highly maneuvering targets[C]// IEEE National Radar Conference-Proceedings, 2002: 493－499.

17　周宏仁,敬忠良,王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京:国防工业出版社,1991:109－153.

18　BOERS Y, DRIESSEN J N. Interacting multiple model particle filter [J]. IEE Proceedings of Radar, Sonar and Navigation, 2003, 150(5):334－349.

19　陆建山,王昌明,宋高顺,等. 基于卡尔曼滤波的交互式多模型 GPS 定位方法研究[J]. 兵工学报,2011,32(6): 770－774.
LU Jianshan, WANG Changming, SONG Gaoshun, et al. Interacting multiple model based on Kalman filter applied in GPS point positioning[J]. Acta Armamentarii, 2011, 32(6): 770－774. (in Chinese)