

地球卫星自主天文导航滤波方法性能分析

宁晓琳, 马 辛

(北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院, 北京 100191)

摘要: 在系统硬件精度无法改进的条件下, 滤波方法是影响地球卫星自主天文导航精度和实时性的最重要因素, 本文针对地球卫星天文导航工程应用的需求, 研究了目前导航系统中应用最为广泛的扩展卡尔曼滤波(EKF)、Unscented卡尔曼滤波(UKF)、Unscented粒子滤波(UPF)3种滤波方法, 在滤波周期和噪声分布影响下的导航精度和实时性. 半物理仿真结果表明, 在相同仿真条件下, Unscented粒子滤波方法具有最高的导航精度, 但计算量也最大, EKF方法计算量最小, 导航精度最低. 本文结果可为地球卫星自主导航系统中滤波方法的选择提供参考和依据.

关键词: 地球卫星; 天文导航; 自主导航; 滤波方法

中图分类号: V448.22 **文献标识码:** A

Analysis of filtering methods for satellite celestial navigation

NING Xiao-lin, MA Xin

(School of Instrumentation Science and Opto-Electronics Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: The filtering method becomes the most important factor affecting the navigation accuracy and time-consumption, whenever the accuracy of sensors can not be improved anymore. In satellite navigation, the extended Kalman filter(EKF), unscented Kalman filter(UKF) and unscented particle filter(UPF) are the three widely used filtering methods. The performance of the system based on these three methods under different conditions is analyzed. Hardware-in-loop tests show that in the same condition, the UPF provides the highest navigation performance but requires the most computation; meanwhile the EKF gives the lowest navigation performance but needs the least computation. The conclusions drawn by this study are useful in the design and analysis of autonomous navigation system of satellites.

Key words: earth satellites; celestial navigation; autonomous navigation; filter methods

1 引言(Introduction)

地球卫星是目前数量最多的空间飞行器, 在通讯、导航、资源调查与测绘、气象与灾害预报以及军事等领域, 发挥着重要的作用^[1,2]. 随着卫星数量的急剧增多, 地面站测控的负荷也日益繁重, 为了降低地面站的负担, 同时为了提高卫星在轨运行的安全性和可靠性, 自主天文导航受到广泛的关注, 是当前卫星自主导航中的关键技术.

地平方向是地球卫星天文导航中最重要的量测量, 而地平的测量精度则是影响天文测量信息精度, 进而影响天文导航精度的最主要因素. 根据地平敏感方式的不同, 地球卫星的自主天文导航方法主要可分为两种: 直接敏感地平的自主天文导航方法^[3]和利用星光折射间接敏感地平的自主天文导航方法^[4~6]. 地球卫星直接敏感地平的自主天文导航方法简单、可靠、易于实现. 其基本原理如图1所示,

即利用星敏感器观测导航恒星得到星光在星敏感器测量坐标系中的方向, 根据星敏感器安装矩阵可转换得星光在卫星本体坐标系中的方向. 利用红外地球敏感器或空间六分仪测量地心方向或地平方向, 算得地心矢量在卫星本体坐标系中的方向. 根据卫星、所观测的导航星和地球之间的几何关系, 结合轨道动力学方程和先进的滤波方法即可实现地球卫星的自主导航, 获得位置、速度等导航信息.

星光折射间接敏感地平方法利用了大气的光学特性. 当星光通过地球大气时, 由于大气密度不均匀, 因此在卫星上观测到的恒星光线会发生折射弯向地心方向, 从而使恒星的视位置比实际位置上移. 如果测量得到一颗接近地平方向的已知恒星的折射角, 就可计算得到折射光线相对于地球的视高度, 该视高度恰好是地球卫星位置的函数, 通过一系列观测数据并结合轨道动力学方程进行滤波即可获得卫

星的位置、速度等导航信息.

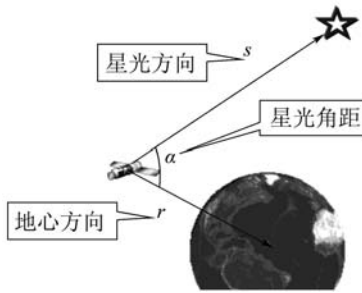


图1 直接敏感地平观测模型

Fig. 1 Diagram of directly sensing horizon celestial measurement.

无论是直接敏感地平还是间接敏感地平的导航方法,其导航传感器如星敏感器、地平仪等均存在测量误差.为了减小测量误差对导航性能的影响,就需采用最优滤波方法对量测信息进行处理.为此就必须建立精确的状态模型和量测模型.状态模型、量测信息和滤波方法是影响自主天文导航系统精度的3个关键因素.状态模型也即轨道动力学模型和量测对导航精度的影响已在文献[7]中进行了详细的分析.在系统硬件确定的条件下,滤波方法是影响导航精度和实时性的最重要因素,不同滤波方法在滤波周期、噪声分布等精度影响因素下的精度和实时性各不相同.如何选择最恰当的滤波方法是天文导航方法工程应用中极具价值的研究内容.本文以一颗以星光角距作为观测量的低轨卫星为例,对基于扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF), Unscented卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF), Unscented粒子滤波(unscented particle filter, UPF)方法的天文导航系统的性能进行了分析比较.

下面先给出研究中使用的地球卫星自主天文导航系统的状态模型和量测模型.

2 地球卫星天文导航的系统模型(System models of satellite celestial navigation)

地球卫星自主天文导航的状态模型也即轨道动力学模型,在地心惯性坐标系(J2000.0)下可表示为

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = v_x, & \frac{dy}{dt} = v_y, & \frac{dz}{dt} = v_z, \\ \frac{dv_x}{dt} = -\mu \frac{x}{r^3} [1 - J_2 (\frac{R_e}{r}) (7.5 \frac{z^2}{r^2} - 1.5)] + \Delta F_x, \\ \frac{dv_y}{dt} = -\mu \frac{y}{r^3} [1 - J_2 (\frac{R_e}{r}) (7.5 \frac{z^2}{r^2} - 1.5)] + \Delta F_y, \\ \frac{dv_z}{dt} = -\mu \frac{z}{r^3} [1 - J_2 (\frac{R_e}{r}) (7.5 \frac{z^2}{r^2} - 4.5)] + \Delta F_z, \\ r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}. \end{cases} \quad (1)$$

式(1)可简写为

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = f(\mathbf{X}(t), t) + \mathbf{w}(t). \quad (2)$$

式中, x, y, z, v_x, v_y, v_z 分别为地球卫星在 X, Y, Z 3个方向的位置和速度, μ 为地球引力常数, \mathbf{r} 是卫星位置矢量, J_2 为地球引力系数, R_e 是地球的平均赤道半径, $\Delta F_x, \Delta F_y, \Delta F_z$ 为地球非球形摄动的高阶摄动项和日、月摄动, 太阳光压摄动和大气摄动等摄动力的影响.

在此天文观测量选为星光角距, 如图1所示, 相应的量测模型为

$$\mathbf{Z}(t) = \boldsymbol{\alpha} + \mathbf{v}_\alpha = \arccos(-\frac{\mathbf{r} \cdot \mathbf{s}}{r}) + \mathbf{v}_\alpha. \quad (3)$$

式(3)可简写为

$$\mathbf{Z}(t) = h(\mathbf{X}(t), t) + \mathbf{v}(t). \quad (4)$$

式中: \mathbf{r} 是卫星的位置矢量, \mathbf{s} 是导航星星光方向的单位矢量, \mathbf{v} 是量测噪声.

3 滤波方法(Filter methods)

EKF, UKF和UPF是地球卫星自主导航系统中常用的3种滤波方法, 下面简要介绍3种方法的基本原理.

3.1 扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter)

扩展卡尔曼滤波的基本思想是将非线性方程在当前状态估值处展开成泰勒级数, 并取1阶近似, 然后按线性高斯方程进行处理.

具体滤波步骤为:

1) 离散化和线性化.

对式(2)和(4)所描述的连续系统, 需首先将状态方程离散化, 并围绕 $\hat{\mathbf{X}}(k)$ 线性化, 即在 $\hat{\mathbf{X}}(k)$ 附近展开为2阶泰勒级数:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}(k+1) &\approx \hat{\mathbf{X}}(k) + f(\hat{\mathbf{X}}(k), k)T + \\ &\mathbf{A}(\hat{\mathbf{X}}(k))f(\hat{\mathbf{X}}(k), k) \frac{T^2}{2} + \mathbf{w}(k). \end{aligned} \quad (5)$$

将量测方程离散化, 并在 $\hat{\mathbf{X}}(k + \frac{1}{k})$ 附近线性化为

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}(k+1) &\approx h[\hat{\mathbf{X}}(k + \frac{1}{k}), k] + \mathbf{C}[\hat{\mathbf{X}}(k + \frac{1}{k}), k] \cdot \\ &[\mathbf{X}(k+1) - \hat{\mathbf{X}}(k + \frac{1}{k})] + \mathbf{v}(k). \end{aligned} \quad (6)$$

2) $T = 0$ 时, 初始化.

$$\hat{\mathbf{X}}(0, 0) = E\{\mathbf{X}(0)\}, \quad (7)$$

$$\mathbf{P}(0, 0) = \text{var}\{\mathbf{X}(0)\}. \quad (8)$$

3) $T = k$ 时,

第1步 时间更新.

$$\mathbf{P}(k, k-1) =$$

$$\Phi(k, k-1)P(k-1)\Phi^T(k, k-1) + Q(k-1), \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \hat{X}(k, k-1) = \\ \hat{X}(k-1) + f[\hat{X}(k-1), t_{k-1}] \cdot T + \\ A[\hat{X}(k-1)] \cdot [\hat{X}(k-1), t_{k-1}] \cdot \frac{T^2}{2}. \end{aligned} \quad (10)$$

第2步 量测更新.

$$\hat{X}(k) = \hat{X}(k, k-1) + K(k)\{Z_1(k) - h_1[\hat{X}(k, k-1), k]\}, \quad (11)$$

$$\begin{aligned} K(k) = P(k, k-1) \cdot H^T(k) \cdot \\ [H(k)P(k, k-1)H^T(k) + R(k)]^{-1}, \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} P(k) = [I - K(k)H(k)]P(k, k-1)[I - \\ K(k)H(k)]^T + K(k)R(k)K(k)^T. \end{aligned} \quad (13)$$

式中: $A(X(k)) = \frac{\partial f(x)}{\partial x}|_{x=X(k)}$, $H(X(k)) = \frac{\partial h(x)}{\partial x}|_{x=X(k)}$, $E[w(k)w(k)^T] = Q$ 为状态模型噪声的协方差阵, $E[v(k)v(k)^T] = R$ 为量测模型噪声的协方差阵.

EKF存在着数值稳定性和模型偏差等问题. EKF要求有以下两个约束条件: 一个是要求其模型精确已知, 其结构是解析的如状态差分方程; 另一个是要求过程噪声和输出噪声的统计特性已知^[8]. 因此当系统具有较强的非线性或初始误差较大时, EKF滤波精度就会明显下降, 甚至会造成滤波发散^[9, 10].

3.2 Unscented卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter)

针对上述EKF的不足, S.J.Julier和J.K.Uhlman在1997年提出了Unscented卡尔曼滤波方法, 该方法的优点是不须对非线性方程进行线性化, 而是选取一些特殊的样本点, 使其均值和方差等于采样时刻的状态方差和均值, 这些采样点通过该非线性系统, 产生相应的变换采样点, 对这些变换采样点进行计算, 便可得到预测的均值和协方差^[11]. 对于非线性比较严重的系统, 由于UKF不需要计算雅可比矩阵, 不需要对状态方程和量测方程线性化, 因此也就没有对高阶项的截断误差, 与EKF相比可以获得更高的精度.

标准的UKF算法如下^[12, 13]:

1) $T = 0$ 时, 初始化.

$$\hat{x}_0 = E[x_0], \quad (14)$$

$$P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T]. \quad (15)$$

2) $T = k$ 时,

第1步 计算采样点.

$$\begin{aligned} X_{k-1} = [\hat{x}_{k-1} \quad \hat{x}_{k-1} + \sqrt{n+\tau}(\sqrt{P_{k-1}})_i \\ \hat{x}_{k-1} - \sqrt{n+\tau}(\sqrt{P_{k-1}})_i], \end{aligned} \quad (16)$$

$$i = 1, 2, \dots, n.$$

第2步 时间更新.

$$X_{k|k-1} = f(X_{k-1}, k-1), \quad (17)$$

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i X_{i, k|k-1}, \quad (18)$$

$$\begin{aligned} P_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i [X_{i, k|k-1} - \hat{x}_k^-] \cdot \\ [X_{i, k|k-1} - \hat{x}_k^-]^T + Q_k, \end{aligned} \quad (19)$$

$$Z_{k|k-1} = h(X_{k|k-1}, k), \quad (20)$$

$$\hat{z}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i Z_{i, k|k-1}. \quad (21)$$

第3步 量测更新.

$$\begin{aligned} P_{\hat{z}_k \hat{z}_k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i [Z_{i, k|k-1} - \hat{z}_k^-] \cdot \\ [Z_{i, k|k-1} - \hat{z}_k^-]^T + R_k, \end{aligned} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i [X_{i, k|k-1} - \hat{x}_k^-] \cdot \\ [Z_{i, k|k-1} - \hat{z}_k^-]^T, \end{aligned} \quad (23)$$

$$K_k = P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} P_{\hat{z}_k \hat{z}_k}^{-1}, \quad (24)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(Z_k - \hat{z}_k^-), \quad (25)$$

$$P_k = P_k^- - K_k P_{\hat{z}_k \hat{z}_k} K_k^T. \quad (26)$$

式中: Q_k 和 R_k 分别为系统和量测噪声协方差. 当 $x(k)$ 假定为高斯分布时, 通常选取 $n + \tau = 3$.

UKF可以有效地解决系统的非线性问题, 但UKF是基于状态变量近似为高斯分布的假设, 对状态变量的均值和协方差进行估计, 而当状态变量明显不是高斯分布时, 滤波算法的性能会降低^[14].

3.3 Unscented粒子滤波方法(Unscented particle filter)

粒子滤波是一种利用随机样本(粒子)来表示系统状态变量后验概率分布的滤波方法. 随着计算机性能的提高, PF由于其在处理非线性、非高斯系统方面的优势得到日益广泛的应用, 序贯重要采样SIS(sequential importance sampling)方法^[15]是目前应用最广泛也是最基本的一种粒子滤波方法, 该方法是通过蒙特卡罗模拟实现递推贝叶斯滤波, 当样本点数增至无穷大, SIS接近最优贝叶斯估计, 但是该

方法的缺点是存在退化现象,即滤波一段时间后,粒子之间的权值两极分化,仅具有较大权值的少数粒子对结果起主导作用,而其他粒子则对结果几乎没有影响.消除退化主要依赖于两个关键技术:适当选取重要密度函数和进行再采样. Eric Wan等人于2000年提出的UPF滤波方法^[16]就是对前者的改进,该方法利用UKF来得到粒子滤波的重要性采样密度,也就是利用UKF来生成下一代预测粒子,并利用适当的重采样方法解决传统粒子滤波方法中的退化问题.

UPF的步骤如下:

1) $T = 0$ 时,初始化.

对 $p(\mathbf{x}_0)$ 进行采样,生成 N 个服从 $p(\mathbf{x}_0)$ 分布的粒子 $\mathbf{x}_0^i, i = 1, 2, \dots, N$,其均值和方差满足

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{x}}_0^i = E[\mathbf{x}_0^i], \\ \mathbf{P}_0^i = E[(\mathbf{x}_0^i - \bar{\mathbf{x}}_0^i)(\mathbf{x}_0^i - \bar{\mathbf{x}}_0^i)^T]. \end{cases} \quad (27)$$

2) $T = k$ 时,

第1步 采样.

用UKF更新粒子 $\{\mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{P}_{k-1}^i\}$ 得到 $\{\bar{\mathbf{x}}_k^i, \mathbf{P}_k^i\}$,采样 $\mathbf{x}_k^i \sim q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k) = N(\bar{\mathbf{x}}_k^i, \mathbf{P}_k^i)$.

第2步 计算并归一化权重.

$$\tilde{w}_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{z}_k | \bar{\mathbf{x}}_k^i) p(\bar{\mathbf{x}}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\bar{\mathbf{x}}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_{k-1})}, \quad w_k^i = \tilde{w}_k^i / \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i.$$

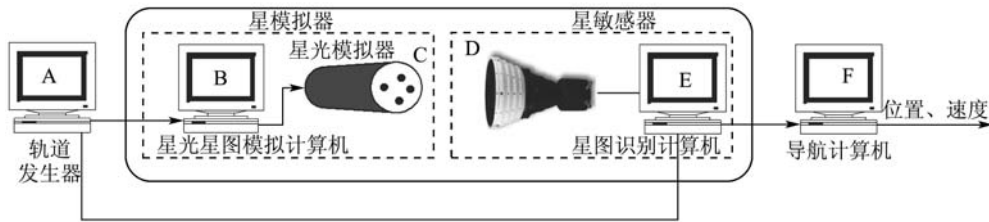


图2 天文导航系统半物理仿真系统总体框架

Fig. 2 Block diagram of the celestial navigation hardware-in-loop simulator platform.

卫星轨道数据由STK生成,考虑了如下摄动因素:

- 1) 地球模型采用JGM-3(joint gravity model),地球非球形摄动考虑前 21×21 阶带谐项与田谐项;
- 2) 太阳引力;
- 3) 月球引力;
- 4) 太阳光压,其中 $C_r = 1$,面质比 $0.02000 \text{ m}^2/\text{kg}$;
- 5) 大气阻力,其中 $C_d = 2$,面质比 $0.02000 \text{ m}^2/\text{kg}$,大气密度模型采用Harris-Priester模型.

坐标系为地心赤道惯性坐标系(J2000.0). 卫星

第3步 重采样.

从离散分布的 $\{\bar{\mathbf{x}}_k^i, w_k^i\}, i = 1, 2, \dots, N$ 中进行 N 次重采样,得到一组新的粒子 $\{\mathbf{x}_k^i, 1/N\}$,仍为 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{0:k})$ 的近似表示. 由于经过重采样后,由可能粒子的多样性会减少,为解决这个问题,用MCMC方法对粒子进行崎岖化.

第4步 输出.

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N W_k^i \mathbf{x}_k^i, \quad (28)$$

$$\mathbf{P}_k = \sum_{i=1}^N W_k^i (\mathbf{x}_k^i - \hat{\mathbf{x}}_k)(\mathbf{x}_k^i - \hat{\mathbf{x}}_k)^T. \quad (29)$$

UPF克服了传统粒子滤波方法中粒子多样性的退化不足,并且有效解决系统的非线性和噪声非高斯分布的问题^[17,18].

4 性能比较(Analysis and comparison)

由于不同滤波方法在滤波周期、噪声分布等精度影响因素下的精度和实时性各不相同,因此本文对基于EKF, UKF和UPF的导航系统在这些相同因素影响下的性能进行了分析比较.

4.1 仿真条件(Simulation condition)

仿真数据由航天器天文导航半物理仿真系统生成. 如图2所示,天文导航半物理仿真系统由轨道发生器、星模拟器、星传感器和导航计算机组成^[19].

轨道半长轴和偏心率分别为

$$a = 7136.635 \text{ km}, \quad e = 1.809 \times 10^{-3},$$

轨道倾角 $i = 65^\circ$,升交点赤经 $\Omega = 30^\circ$,近升角距 $\omega = 30^\circ$. 星传感器的视场为 $10^\circ \times 10^\circ$,星传感器精度 $3''(1\sigma)$,红外地平仪的精度 $0.02^\circ(1\sigma)$,导航星表使用第谷星表.

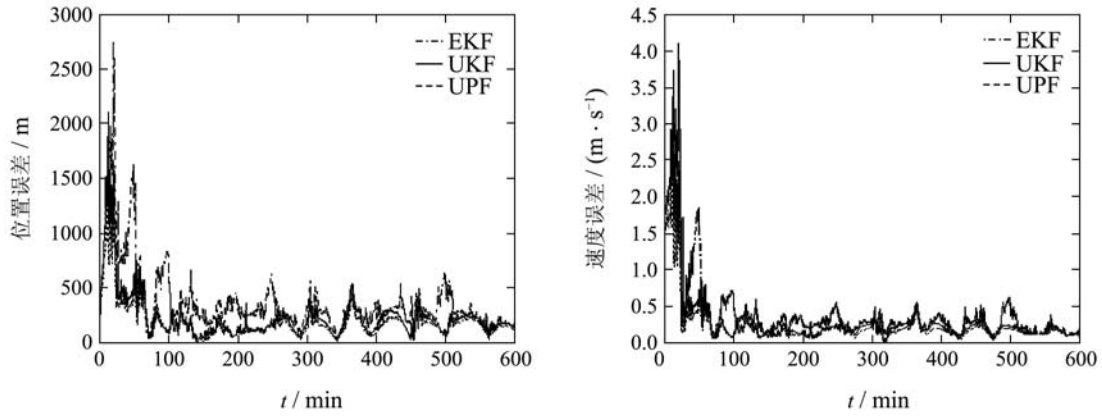
4.2 不同滤波周期下的导航性能(Navigation performances under different filter periods)

滤波周期是影响导航系统滤波精度的重要因

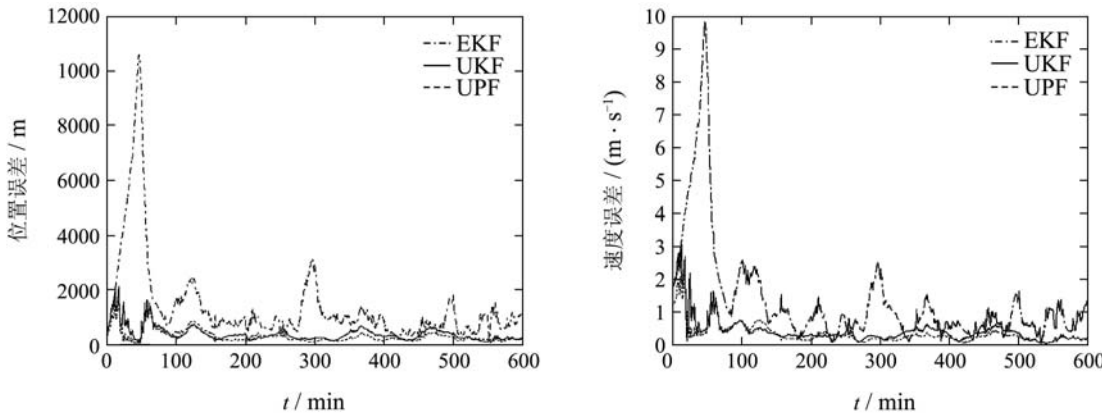
素之一. 下面给出滤波周期分别为 3 s, 30 s 和 60 s 时, 在 600 min(6 个轨道周期)内基于 EKF, UKF 和 UPF 的自主天文导航系统的导航结果.

从图 3 和表 1 可以看出, 随着滤波周期的延长, 基于 EKF, UKF 和 UPF 的 3 种滤波方法的自主天文

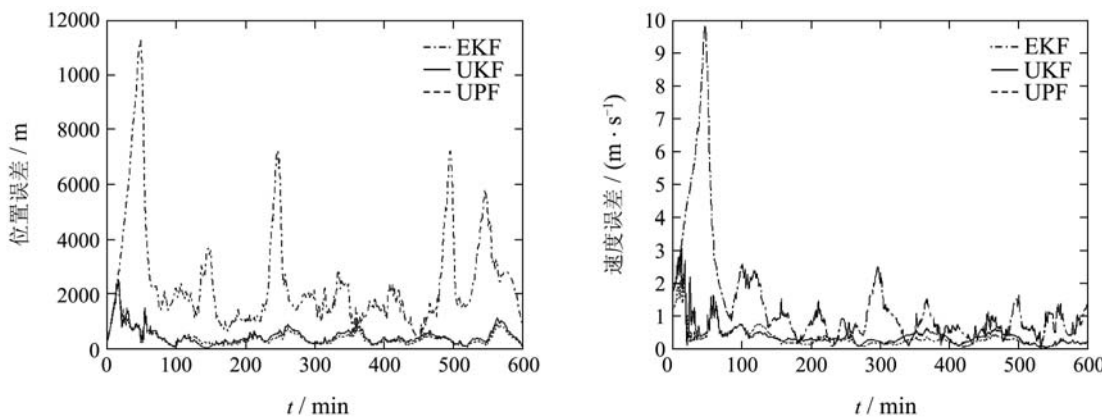
导航系统的精度都会降低. 但滤波周期对 EKF 导航系统的影响最为显著, 这主要是由于非线性误差随滤波周期的延长迅速增大, 而 EKF 对此最为敏感. 滤波周期对 UKF 和 UPF 也有影响, 但相比 EKF 要小.



(a) $T = 3\text{ s}$ 时的导航精度比较



(b) $T = 30\text{ s}$ 时的导航精度比较



(c) $T = 60\text{ s}$ 时的导航精度比较

图 3 滤波周期对导航性能的影响

Fig. 3 Navigation performances of three different filter periods.

表1 滤波周期对导航精度的影响

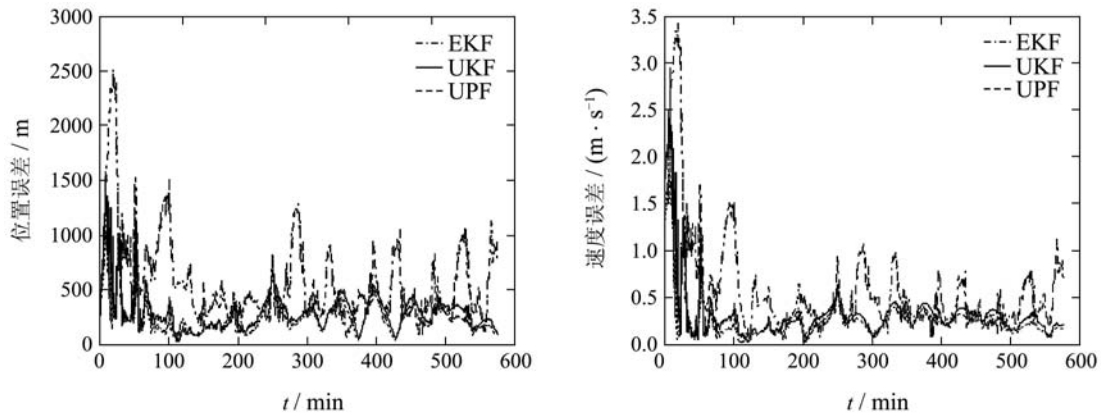
Table 1 Navigation precision of three different filter periods

滤波周期		滤波收敛后的平均误差		滤波收敛后的最大误差	
		位置/m	速度/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	位置/m	速度/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)
$T = 3 \text{ s}$	EKF	181.1141	0.1700	731.3966	0.6570
	UKF	150.2162	0.1444	540.5632	0.5472
	UPF	135.7285	0.1432	489.9312	0.5287
$T = 30 \text{ s}$	EKF	646.1042	0.5844	2967.5	2.3047
	UKF	238.9116	0.2330	684.4990	0.6246
	UPF	193.9783	0.1897	547.5536	0.5434
$T = 60 \text{ s}$	EKF	1792.1	1.8340	7235.5	6.6416
	UKF	338.5030	0.3355	1127.6	1.0432
	UPF	305.7217	0.3270	1007.1	1.0186

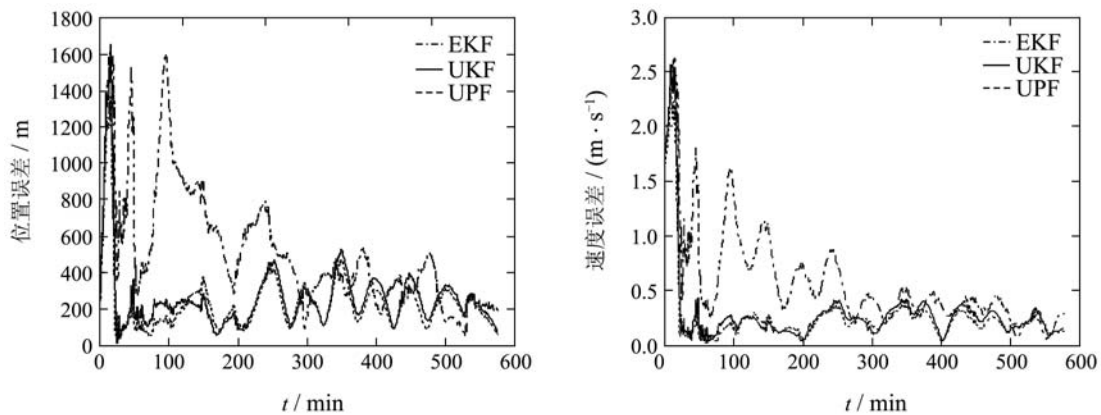
4.3 不同噪声分布下的导航性能(Navigation performances under different noise distributions)

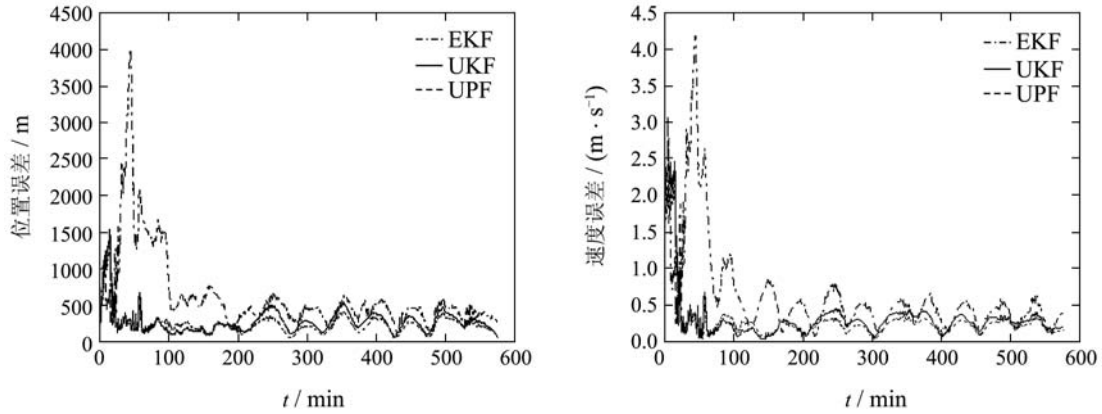
噪声及其分布特性也是影响导航系统滤波估计精度的重要因素之一. 下面给出当量测噪声分别为正态分布、 t 分布和均匀分布, 滤波周期为

15 s时, 在600 min内基于EKF, UKF和UPF的天文导航系统的导航结果. 从图4和表2可看出, 量测噪声分布特性不同, 滤波结果也不一样, 但总的说来, 不论量测噪声的分布特性怎样, 基于EKF的导航系统精度最差, 而基于UPF的导航系统精度最高.



(a) 量测噪声为正态分布时的比较结果

(b) 量测噪声为 t 分布时的比较结果



(c) 量测噪声为均匀分布的比较结果
图 4 量测噪声分布对导航性能的影响

Fig. 4 Navigation performances of three different noise distributions

4.4 3种方法的计算量(Computation cost of three methods)

在工程应用中, 衡量导航性能的指标不仅有精度还有实时性, 因此还需对3种滤波方法的计算量进行分析, 表3给出了3种滤波方法的计算复杂度和在滤波周期为3 s, 噪声分布为正态分布时每轨道的实际仿真计算时间。

其中 F 状态转移矩阵, n 为状态转移矩阵的阶

数. 对卫星自主天文导航系统而言, F 接近对角阵 ($n = 6$), 因此UKF的计算复杂度约为EKF的4倍, 而UPF的计算复杂度约为粒子个数与UKF的计算复杂度的乘积, 实际仿真结果也基本与此接近. 虽然UPF的计算量较大, 但每轨道实际仿真计算时间也仅有60 s, 而实际卫星每轨道运行时间为1 h, 因此随着星载计算机的发展基于UPF的卫星自主天文导航系统也可满足实时性的要求。

表 2 量测噪声分布对导航精度的影响

Table 2 Navigation precision of three different noise distributions

噪声分布		滤波收敛后的平均误差		滤波收敛后的最大误差	
		位置/m	速度/(m · s ⁻¹)	位置/m	速度/(m · s ⁻¹)
正态分布	EKF	374.3222	0.3331	1235.8	1.1195
	UKF	217.3204	0.2089	540.5632	0.4631
	UPF	198.7682	0.2015	534.8064	0.4598
t 分布	EKF	223.1578	0.2362	533.4111	0.5328
	UKF	194.2001	0.1849	528.8101	0.4195
	UPF	187.3548	0.1846	519.1896	0.4133
均匀分布	EKF	294.0916	0.2881	629.9934	0.7346
	UKF	205.4600	0.2007	527.5990	0.4219
	UPF	197.3377	0.1919	501.2496	0.4146

表 3 3种滤波方法的计算量比较

Table 3 Comparison of computation cost of three filtering methods

滤波方法	计算复杂度		每轨道实际仿真 计算时间/s
	F 为满阵	F 为对角矩阵	
EKF	$C_{EKF} = 3n^3 + 3n^2 + 4n$	$C'_{EKF} = 6n^2 + 4n$	1.5
UKF	$C_{UKF} = 2n^3 + 12n^2 + 14n + 5$	$C'_{UKF} = 2n^3 + 12n^2 + 14n + 5$	3.5
UPF(粒子个数=20)	$C_{UPF} = \text{粒子个数} \cdot C_{UKF}$	$C'_{UPF} = \text{粒子个数} \cdot C'_{UKF}$	60

5 结论(Conclusions)

本文针对地球卫星自主天文导航工程应用中滤波方法的选择及优化问题进行了研究. 分析比较了地球卫星自主天文导航系统中常用的3种滤波方法EKF, UKF和UPF在滤波周期和噪声分布特性等影响下的性能. 半物理仿真结果表明, 在滤波周期和噪声分布完全相同的条件下基于UPF的自主天文导航系统具有最高的导航精度, 基于UKF的导航系统精度略差, 基于EKF的导航系统精度最差. 这主要是由于地球卫星天文导航系统的状态模型和量测模型均为严重的非线性, 并且模型噪声也不是高斯噪声. 本文最后还对3种方法的实时性进行了分析, 虽然UPF的计算量较大, 但随着星上计算机的发展, 未来应可满足系统实时性的要求.

参考文献(References):

- [1] 闵桂荣. 空间技术的成就与发展趋势(上)[J]. 知识就是力量, 1999, (9): 46 – 47.
(MIN Guirong. Achievement and future development of space technology(I)[J]. *Knowledge is Power*, 1999, (9): 46 – 47.)
- [2] 闵桂荣. 空间技术的成就与发展趋势(下)[J]. 知识就是力量, 1999, (10): 46 – 47.
(MIN Guirong. Achievement and future development of space technology(II)[J]. *Knowledge is Power*, 1999, (10): 46 – 47.)
- [3] LONG A, LEUNG D, FOLTA D, et al. Autonomous navigation of high-earth satellites using celestial objects and doppler measurements[C] // *AIAA Astrodynamics Specialist Conference*. Denver: AIAA, 2000: 1 – 9.
- [4] NING X L, FANG J C. An autonomous celestial navigation method for LEO satellite based on unscented Kalman filter and information fusion[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2007, 11(2): 222 – 228.
- [5] WHITE R L, GOUNLEY R B. *Satellite autonomous navigation with SHAD*[R]. Cambridge, MA: The Charles Stark Draper Laboratory, 1987.
- [6] FERGUSON J R. *Autonomous navigation of USAF spacecraft*[D]. Austin: The University of Texas, 1983.
- [7] 房建成, 宁晓琳, 田玉龙. 航天器自主天文导航原理与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006.
(FANG Jiancheng, NING Xiaolin, TIAN Yulong. *Spacecraft Autonomous Celestial Navigation Principle and Method*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2006.)
- [8] 齐国元, 陈增强, 袁著社. 非线性系统智能状态估计研究进展与展望[J]. 控制理论与应用, 2003, 20(6): 813 – 818.
(QI Guoyuan, CHEN Zengqiang, YUAN Zhuzhi. Evolution and prospect of intelligent state estimation for nonlinear system[J]. *Control Theory & Applications*, 2003, 20(6): 813 – 818.)
- [9] FARINA A, BENVENUTI D. Tracking a ballistic target: comparison of several nonlinear filters[J]. *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(3): 477 – 482.
- [10] 房建成, 张瑜, 曾琪明. 基于天体敏感器的自主导航技术[R]. 北京: 北京航空航天大学, 国防科学技术报告, 2003.
(FANG Jiancheng, ZHANG Yu, ZENG Qiming. *Autonomous navigation technology based on celestial sensors*[R]. Beijing: Beihang University, National Defense Scientific and Technical Report, 2003.)
- [11] JULIER S J, UHLMANN J K. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems[C] // *Proceedings of the 11th International Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls*. Orlando, Florida, USA: SPIE, 1997.
- [12] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2004, 92(3): 401 – 422.
- [13] WAN E A, VAN DER MERWE R. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation[C] // *Proceedings of the IEEE Symposium on Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control*. Lake Louise, Alberta, Canada: IEEE, 2000: 153 – 158.
- [14] 杨旭, 程杨, 曹喜滨, 等. 粒子滤波在卫星轨道确定中的应用[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(4): 573 – 577.
(YANG Xu, CHENG Yang, CAO Xibin, et al. Satellites orbit determination based on particle filtering[J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(4): 573 – 577.)
- [15] MICHAEL A H. *Sequential importance sampling algorithms for dynamic stochastic programming*[R]. Cambridge: Dempster Centre for Financial Research, Judge Institute of Management Studies, University of Cambridge, England and Cambridge Systems Associates Limited, 2006.
- [16] VAN DER MERWE R, DOUCET A, FREITAS N DE, et al. The unscented particle filter[C] // *Proceedings of NIPS: Advances in Neural Information Processing Systems 13*, Denver, USA, MIT Press: 2000, 584 – 590.
- [17] 杨小军, 潘泉, 王睿, 等. 粒子滤波进展与展望[J]. 控制理论与应用, 2006, 23(2): 261 – 267.
(YANG Xiaojun, PAN Quan, WANG Rui, et al. Development and prospect of particle filtering[J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(2): 261 – 267.)
- [18] NING X L, FANG J C. Spacecraft autonomous navigation using unscented particle filter-based celestial/Doppler information fusion[J]. *Measurement Science & Technology*, 2008, 19(9): 095203.
- [19] QUAN W, FANG J C, XU F, et al. Hybrid simulation system study of SINS/CNS intergrated navigation[J]. *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 23(2): 17 – 24.

作者简介:

宁晓琳 (1979—), 女, 讲师, 主要研究方向为航天器的自主导航技术, E-mail: ningxiaolin@buaa.edu.cn;

马辛 (1985—), 女, 博士研究生, 目前研究方向为深空探测器的自主天文导航技术, E-mail: maxin@aspe.buaa.edu.cn.