

粒子滤波在卫星轨道确定中的应用

杨旭, 程杨, 曹喜滨, 杨涤
(哈尔滨工业大学 航天工程系, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 卫星轨道确定问题中可能存在初始估计信息误差较大、状态及测量误差分布不是高斯分布等问题, 为了寻求一个能采用解决这两种问题的方法, 本文采用了“采样-重要性-重采样”SIR (Sampling Importance Resampling) 粒子滤波算法作为滤波方法, 以地磁场矢量为测量量, 对低地球轨道卫星的轨道数据进行自主的估计. 为了避免该滤波算法中的采样贫乏的问题, 采用了一个崎岖化方法来克服采样贫乏问题. 最后给出了此方法应用到了卫星轨道确定问题中的数字仿真实例.

关键词: 自主轨道确定; 磁强计; 粒子滤波

中图分类号: **文献标识码:** A

Satellites orbit determination based on particle filtering

YANG Xu, CHENG Yang, CAO Xi-bin, YANG Di

(Aerospace Engineering Department, Harbin Institute of Technology, Harbin Heilongjiang, 150001, China)

Abstract: The great information error of initial estimation and non-Gaussian distribution of state and measurement error may exist in the satellite orbit determination problem. To solve these two problems, the sampling-importance-resampling (SIR) particle filter is used to estimate the satellite orbit. The filter measurement information is obtained from the magnetometer's measurement. To avoid the sampling sparse problem of this filter method, a rough method has been used. Finally a simulation is given to estimate the satellite orbit.

Key words: orbit determination; magnetometer; particle filter

0 引言 (Introduction)

卫星导航是指利用某种测量方式确定卫星在当前时刻的位置和速度, 也称为轨道确定. 一般情况下卫星的轨道需要依靠地面测控网的支持才能确定和预报出来. 卫星自主导航即是指卫星不依赖地面测控站的支持, 利用星上自备的测量设备确定自己的位置和速度, 在轨自主完成飞行任务所要求的功能或操作. 自主导航技术是卫星自主性的一个重要方面, 是当今卫星控制技术发展的趋势, 它在减轻地面测控负担、降低卫星运行费用、提高卫星的生存能力和扩展卫星的应用潜力等方面都具有重要意义.

对于利用地磁场测量信息的自主轨道确定方法, 一般多使用扩展卡尔曼滤波 (EKF) 方法^[1], 还有的用了 Unscented 卡尔曼滤波 (UKF) 方法进行卫星位置和速度的确定, 它们的理论基于状态变量的分布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. 而当状态变量的分布明显不是高斯

分布时, 滤波算法的性能会降低. 另外, 即使位置和速度的初始分布为高斯分布, 过程噪声和测量噪声为高斯白噪声, 由于模型中存在非线性, 位置和速度的实际分布也不是高斯分布. 为了解决模型的非线性以及估计初始偏差过大给滤波带来的负面影响问题, 本文利用粒子滤波算法对卫星的轨道进行了估计, 并通过数学仿真证明了其有效性.

粒子滤波算法是一种基于蒙特卡罗仿真的近似贝叶斯滤波算法, 它的核心思想为用一批有相应权重的离散随机采样点来近似状态变量的后验概率密度函数 (posterior pdf), 这批采样点被称为粒子, 并根据这些粒子以及它们的权重来计算估计值. 当粒子数很多的时候, 这种滤波方法就可以接近最优贝叶斯估计^[2]. 状态变量的概率密度函数提供了有关状态变量分布的所有信息, 一旦获得了概率密度函数, 就可以依照不同的准则函数, 计算得到状态变量的极大似然估计、最小方差估计、最大后验估计等等.

相对于 EKF 和 UKF 算法,粒子滤波算法能够处理任意的非线性函数和非高斯分布,根据采样点就能够得到均值、协方差和其他统计量.在近十几年来,粒子滤波被成功的应用于很多状态估计问题中,例如视觉跟踪和语音识别^[3~6]以及故障诊断方面^[7~10].本文所采用的粒子滤波算法是基于 Gordon 等人在 20 世纪 90 年代提出的“采样-重要性-重采样”SIR (Sampling Importance Resampling) 滤波算法,与其他粒子滤波算法而言,它具有简单、易于实现的特点^[11~13].由于 SIR 滤波算法采用先验概率密度作为重要性函数,存在采样贫乏的问题,在本文的中采用了一个崎岖化方法来克服采样贫乏问题.

1 贝叶斯估计的递推表示 (Recursive Bayesian estimation)

假设一般非线性动力学系统的状态方程和测量方程分别为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k), \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k). \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_k 为系统的状态变量; \mathbf{f}_k 为离散状态传播方程,下标 k 表示其可以是时间的函数; \mathbf{w}_k 为与状态无关的零均值白噪声; \mathbf{y}_k 为测量值, \mathbf{h}_k 为测量方程, \mathbf{v}_k 为独立于系统噪声和状态的量测噪声.假设过程噪声 \mathbf{w}_k 、测量噪声 \mathbf{v}_k 和初始状态 \mathbf{x}_0 的概率密度函数已知.这些概率密度函数可以是任意分布.状态方程和测量方程可以是任意非线性函数.

关于 \mathbf{x}_k 的任意函数 $\mathbf{g}(\mathbf{x}_k)$, 其最小方差意义下的最优估计可由条件均值给出:

$$\begin{aligned} \overline{\mathbf{g}(\mathbf{x}_k)} &= E(\mathbf{g}(\mathbf{x}_k) | \mathbf{Y}_k) = \\ &= \int \mathbf{g}(\mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k) d\mathbf{x}_k \approx \\ &= \int \mathbf{g}(\mathbf{x}_k) \sum_{i=1}^{N_k} w_k^i \cdot \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \cdot d\mathbf{x}_k = \\ &= \sum_{i=1}^{N_k} w_k^i \mathbf{g}(\mathbf{x}_k^i). \end{aligned} \quad (3)$$

其中: $\mathbf{Y}_k = \{\mathbf{y}_i; i = 1, \dots, k\}$ 为包括 \mathbf{y}_k 在内的所有测量信息, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克 δ 函数.

贝叶斯估计的目标是构建状态变量的后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Y}_{k+1})$. 为此有贝叶斯递推滤波算法,该算法每一步递推过程由预测和更新两步组成.具体计算描述如下:

预测 当已知 k 时刻的概率密度函数 pdf $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k)$ 时,利用给定的系统状态方程(1)与过

程噪声的统计特性 $p(\mathbf{w}_k)$, 可以预测状态的前验概率密度 $p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Y}_k)$, 具体算式为

$$p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Y}_k) = \int p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k) d\mathbf{x}_k. \quad (4)$$

式中 $p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k)$ 为马尔科夫模型,可由系统状态方程及过程噪声特性确定如下:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k) &= \\ &= \int p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k) p(\mathbf{w}_k | \mathbf{x}_k) d\mathbf{w}_k = \\ &= \int \delta(\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{f}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k)) p(\mathbf{w}_k) d\mathbf{w}_k. \end{aligned} \quad (5)$$

更新 当 $k+1$ 时刻的测量 \mathbf{y}_{k+1} 获得时,则可利用系统的测量值、测量模型及测量噪声统计特性,对前验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Y}_k)$ 进行修正并给出后验概率密度 $p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Y}_{k+1})$, 具体算式为

$$p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Y}_{k+1}) = \frac{p(\mathbf{y}_{k+1} | \mathbf{x}_{k+1}) p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Y}_k)}{p(\mathbf{y}_{k+1} | \mathbf{Y}_k)}. \quad (6)$$

式中

$$\begin{aligned} p(\mathbf{y}_{k+1} | \mathbf{x}_{k+1}) &= \\ &= \int \delta(\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{h}_{k+1}(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{v}_{k+1})) p(\mathbf{v}_{k+1}) d\mathbf{v}_{k+1}, \quad (7) \\ p(\mathbf{y}_{k+1} | \mathbf{Y}_k) &= \\ &= \int p(\mathbf{y}_{k+1} | \mathbf{x}_{k+1}) p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Y}_k) d\mathbf{x}_{k+1} = \\ &= \iint \delta(\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{h}_{k+1}(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{v}_{k+1})) p(\mathbf{v}_{k+1}) \cdot \\ &= p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Y}_k) d\mathbf{v}_{k+1} d\mathbf{x}_{k+1}. \end{aligned} \quad (8)$$

以上为严格的贝叶斯滤波公式,对于线性高斯系统, pdf 可由均值和方差来表示,状态的最小方差估计可以由卡尔曼滤波得到,而对于非线性、非高斯系统,则无法求得上述概率密度函数的解析解^[12]. 为此,需要寻找适于更多实际系统应用的状态概率密度函数的近似求解法.其中粒子滤波则为一种有效的近似方法.

2 SIR 粒子滤波方法 (SIR particle filtering)

过去 10 年来在非线性贝叶斯估计的基础上发展了几种粒子滤波方法,例如: SIS (Sequential Importance Sampling) 算法以及派生的 SIR (Sampling Importance Resampling) 算法、ASIR (Auxiliary Sampling Importance Resampling) 算法、RPF (Regularized Partial Filter) 算法等^[2]. 本文主要对 SIR 算法及其应用展开研究,现将其基本原理介绍如下:

根据蒙特卡罗近似方法,后验概率密度函数

$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k)$ 可由一批离散的采样点 $\{\mathbf{x}_k^i, \mathbf{w}_k^i\}$ 近似, $i = 1, \dots, N_s$. 其中 \mathbf{x}_k^i 称为粒子, \mathbf{w}_k^i 为 \mathbf{x}_k^i 相应的权值, $\sum_{i=1}^{N_s} \mathbf{w}_k^i = 1$. 下标 k 代表时间. $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k)$ 是待求的分布,一般从 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_k)$ 中进行采样是不可能的,则在SIR算法中粒子的采样基于重要性采样方法(importance sampling)^[2],具体滤波算法简单介绍如下(除初始化外,其他步骤以 $[t_k, t_{k+1}]$ 测量采样周期为例):

1) 初始化.

对 $p(\mathbf{x}_0)$ 进行抽样,生成 N_s 个服从 $p(\mathbf{x}_0)$ 分布的随机样本 $\{\mathbf{x}_0^i, i = 1, 2, 3, \dots, N_s\}$, $p(\mathbf{x}_0)$ 为已知概率密度函数,即 $\mathbf{x}_0^i \sim p(\mathbf{x}_0)$.

2) 预测.

生成 N_s 个服从 $p(\mathbf{w}_k)$ 分布的随机变量 $\{\mathbf{w}_k^i\}$,按照状态方程 $\mathbf{x}_{k+1}^i = \mathbf{f}_k(\mathbf{x}_k^i, \mathbf{w}_k^i)$ 进行预测得到 $\mathbf{x}_{k+1}^i \sim p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k^i), i = 1, \dots, N_s$. 式中 \mathbf{x}_k^i 由上一个时刻的更新得到,为已知量. 各个粒子 \mathbf{x}_{k+1}^i 对应的权值为 $\mathbf{w}_{k+1}^i = 1/N_s \cdot \left\{ \mathbf{x}_{k+1}^i, \frac{1}{N_s} \right\}, i = 1, \dots, N_s$, 近似表示 $p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Y}_k)$.

3) 对应权值的计算.

在SIR算法中,重要性函数取为 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)^{[2]}$,再根据测量值 \mathbf{y}_{k+1} 和 \mathbf{x}_{k+1}^i ,依照如下两式计算从而得到归一化的权值:

$$\tilde{\mathbf{w}}_{k+1}^i = p(\mathbf{y}_{k+1} | \mathbf{x}_{k+1}^i), \quad (9)$$

$$\mathbf{w}_{k+1}^i = \frac{\tilde{\mathbf{w}}_{k+1}^i}{\sum_{i=1}^{N_s} \tilde{\mathbf{w}}_{k+1}^i}. \quad (10)$$

至此,得到 $\{\mathbf{x}_{k+1}^i, \mathbf{w}_{k+1}^i\} (i = 1, \dots, N_s)$ 为 $p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Y}_{k+1})$ 的近似表示. 其中似然函数 $p(\mathbf{y}_{k+1} | \mathbf{x}_{k+1}^i)$ 按下式计算:

$$p(\mathbf{y}_{k+1} | \mathbf{x}_{k+1}^i) = p_v(\mathbf{y}_{k+1} - h(\mathbf{x}_{k+1}^i)). \quad (11)$$

其中 $p_v(\cdot)$ 表示测量噪声的概率密度函数.

4) 重采样.

从离散分布 $\{\mathbf{x}_{k+1}^i, \mathbf{w}_{k+1}^i\} (i = 1, \dots, N_s)$ 中进行 N_s 次重采样:权值较大的 \mathbf{x}_{k+1}^i 被复制多次,权值很小的 \mathbf{x}_{k+1}^i 被舍弃.得到一组新的 $\{\mathbf{x}_{k+1}^{i*}, 1/N_s\}$,仍为 $p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Y}_{k+1})$ 的近似表示.

5) 崎岖化(roughening).

经过重采样后,有可能会出现问题,为了解决这个问题,按以下方法在每个粒子上加一个抖动值进行崎岖化^[12]:

$$\mathbf{x}_{k+1}^i \leftarrow \mathbf{x}_{k+1}^{i*} + \mathbf{c}_i. \quad (12)$$

式中: $\mathbf{c}_i \sim N(0, \mathbf{D}_{k+1}), N(\cdot, \cdot)$ 为高斯分布, $\mathbf{D}_{k+1} = \sqrt{\mathbf{P}_{k+1}}, \mathbf{P}_{k+1}$ 为根据采样点 $\{\mathbf{x}_{k+1}^{i*}, \mathbf{w}_{k+1}^i\}$ 计算得到的协方差矩阵.

经以上步骤,得到有相应权值的粒子,在粒子数目足够大的时候就可以近似相应时刻的 $p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Y}_{k+1})$. 若状态变量的最优估计取为条件均值,则为

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \mathbf{x}_k^i. \quad (13)$$

3 数学仿真(Simulation)

在本算例中,目的是通过对磁场强度的测量来估计出低轨运行的空间飞行器轨道,动力学方程中的状态变量取为轨道6根数,假设飞行器的轨道运动只考虑中心引力的影响,忽略其他摄动项,则轨道六根数中半长轴等5个参数都是常数,只有真近点角 f 随时间变化,通过求解下面的开普勒方程以及真近点角和偏近点角 E 之间的关系式即可得到每时刻的真近点角,再通过得到的轨道六根数计算出所需要的位置和速度^[14]:

$$E_{k+1} = M + e \sin E_k, \quad k = 0, 1, \dots, \quad (14)$$

$$\sin f = \frac{\sqrt{1 - e^2} \sin E}{1 - e \cos E}. \quad (15)$$

其中: E 为偏近点角, M 为平近点角, e 为偏心率, f 为真近点角.

地磁场强度的测量可通过飞行器上的磁强计来实现,由于没有姿态信息,所以只能使用磁场强度的幅值大小来估计飞行器的轨道,在测量时间点上磁强计给出的测量量是飞行器轨道的非线性函数,它可表示为

$$\mathbf{z}_k = \|\mathbf{b}(x_{t_k})\|_2 + v_k. \quad (16)$$

其中: $\|\cdot\|_2$ 表示向量的2范数, \mathbf{b} 为地磁场强度, v_k 为测量误差,此即为滤波的测量模型.地磁场强度的幅值可表示为

$$\|\mathbf{b}(x)\|_2 = \sqrt{B_r^2(r, \theta, \phi) + B_\theta^2(r, \theta, \phi) + B_\phi^2(r, \theta, \phi)}. \quad (17)$$

其中 $B_r(r, \theta, \phi), B_\theta(r, \theta, \phi), B_\phi(r, \theta, \phi)$ 是飞行器位置和速度的函数,分别为

$$\left\{ \begin{aligned} B_r &= - \sum_{n=1}^k \left(\frac{a}{r} \right)^{n+2} (n+1) \sum_{m=0}^n (g_n^m \cos m\phi + \\ &\quad h_n^m \sin m\phi) p_n^m(\cos\theta), \\ B_\theta &= - \sum_{n=1}^k \left(\frac{a}{r} \right)^{n+2} \sum_{m=0}^n (g_n^m \cos m\phi + \\ &\quad h_n^m \sin m\phi) \frac{\partial P_n^m(\cos\theta)}{\partial \theta}, \\ B_\phi &= \frac{-1}{\sin\theta} \sum_{n=1}^k \left(\frac{a}{r} \right)^{n+2} \sum_{m=0}^n m (-g_n^m \sin m\phi + \\ &\quad h_n^m \cos m\phi) P_n^m(\cos\theta). \end{aligned} \right. \quad (18)$$

本文选取 $k = 10$ 的地磁场模型,参考轨道参数为: $a = 6478 \text{ km}$, $e = 0.01$, $i = 98^\circ$, $\Omega = 60^\circ$, $\omega = 60^\circ$, $f_0 = 60^\circ$; 其初始方差为: $p_0 = \text{diag}([300^2, 0.01^2, 0.01^2, 0.01^2, 0.01^2, 60^2])$; 给定轨道 6 根数的初始误差换算成初始位置误差和速度误差分别为: $[976, 682, -200] \text{ km}$ 和 $[853, -597, 380] \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$; 每个轴的测量噪声为: $\sigma_v = 50 \text{ nT}$. 利用粒子滤波对所需要的轨道的位置及速度进行估计的具体方法为先对 $p(x_0)$ 进行抽样,生成 4000 个服从 $p(x_0)$ 分布的随机初始粒子,然后根据 $E_{k+1} = M + e \sin E_k$ 进行预测,生成新的时间点上的轨道 6 根数,在得到测量值后按式(10)计算权值 w_{k+1}^i ,最后进行重采样并崎岖化.以上各步除了初始粒子的产生外,其余的进行循环递推可得到仿真时间内的粒子及其相应的权值,按照式(13)计算得出其最优估值.

对于上述给定的参考轨道以及滤波的初始条件,得到的飞行器位置 ΔR 和速度的估计误差 ΔV 如图 1,2 所示(为了图形显示,截断了初始段中 y 轴的部分曲线).对于同类研究,若给定初始误差如本例中所给,则利用扩展卡尔曼方法进行轨道的估计,其收敛时间及估计精度都不如这个结果,甚至还有可能发散^[15].

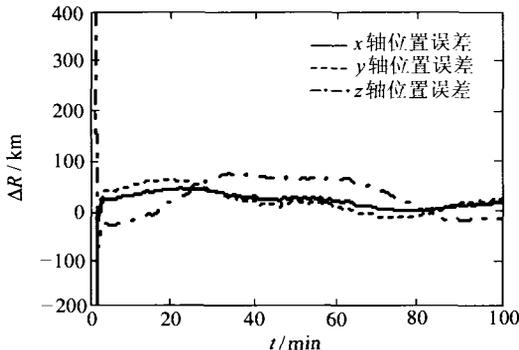


图 1 3 轴位置估计误差曲线

Fig. 1 Position error plot of three axes

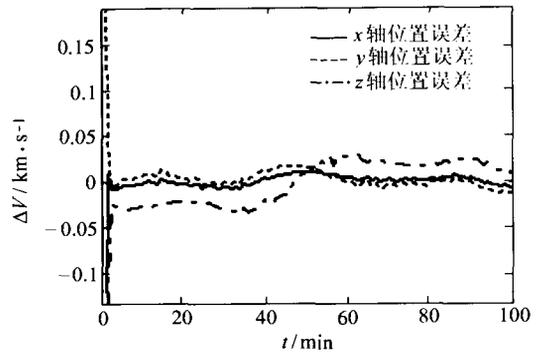


图 2 3 轴速度估计误差曲线

Fig. 2 Velocity error plot of three axes

4 结论(Conclusion)

蒙特卡罗粒子滤波作为贝叶斯估计的一种近似算法,实质利用了大数定理使样本均值逼近被估变量的条件均值,从而获得状态的最小方差估计.它的算法避免了对非线性方程的线性化,而且受初始状态误差影响小,只要粒子数目足够多,就可以估计出状态变量的均值,而且收敛时间比较短,定轨精度也比较高.

参考文献(References):

- [1] WIEGAND M. Autonomous satellite navigation via Kalman filtering of magnetometer data [J]. *Acta Astronautica*, 1996, 38(4-8): 395-403.
- [2] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filter for online nonlinear/non-gaussian Bayesian tracking [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.
- [3] ISARD M, BLAKE A. Condensation - conditional density propagation for visual tracking [J]. *Int J of Computer Vision*, 1998, 29(1): 5-28.
- [4] VERMAAK J, ANDRIEU C, DOUCET A, et al. Particle methods for Bayesian modeling and enhancement of speech signals [J]. *IEEE Trans on Speech and Audio Processing*, 2002, 10(3): 173-185.
- [5] CHANG C, ANSARI R. Kernel particle filter for visual tracking [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 12(3): 242-245.
- [6] SHAOHUA K Z, CHELLAPPA R, MOGHADDAM B. Visual tracking and recognition using appearance-adaptive models in particle filters [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2004, 13(11): 1491-1506.
- [7] WARD D B, Lehmann E A, WILLIAMSON R C. Particle filtering algorithms for tracking an acoustic source in a reverberant environment [J]. *IEEE Trans on Speech and Audio Processing*, 2003, 11(6): 826-836.
- [8] LI Ping, KADIRK V. Particle filtering based likelihood ratio approach to fault diagnosis in nonlinear stochastic systems [J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 2001, 31(3): 337-343.

- [9] DENG R H, LAZAR A A, WANG W. A probabilistic approach to fault diagnosis in linear lightwave networks [J]. *IEEE J of Selected Areas in Communications*, 1993, 11(9): 1438 - 1448.
- [10] CHIEN Chen-Fu, CHEN Shi-Lin, LIN Yih-Shin. Using Bayesian network for fault location on distribution feeder [J]. *IEEE Trans on Power Delivery*, 2002, 17(3): 785 - 793.
- [11] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. *IEE Proceedings-F*, 1999, 140(2): 107 - 113.
- [12] GORDON N, SALMOND D. Bayesian state estimation for tracking and guidance using the Bootstrap filter [J]. *J of Guidance, Control and Dynamics*, 1995, 18(6): 1434 - 1443.
- [13] GUSTAFSSON F, GUNNARSSON F, BERGMAN N, et al. Particle filters for positioning navigation and tracking [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50(2): 425 - 437.
- [14] 刘林. 航天器轨道理论[M]. 北京: 国防工业出版社, 2000: 132 - 280.
- (LIU Lin. *Spacecraft Orbit Theory* [M]. Beijing: National Industry Press, 2000: 132 - 280.)
- [15] 王淑一, 杨旭, 程杨, 等. 近地卫星磁测自主导航算法研究[J]. 宇航学报, 2003, 24(6): 634 - 637.
- (WANG Shuyi, YANG Xu, CHENG Yang, et al. Algorithm for autonomous navigation of low earth orbit satellite using magnetic measurements [J]. *J of Astronautics*, 2003, 24(6): 634 - 637.)

作者简介:

杨旭 (1970—), 女, 博士研究生, 主要从事飞行器轨道及姿态确定问题研究, E-mail: yangx_yangx@yahoo.com;

程杨 (1975—), 男, 博士, 从事飞行器轨道与姿态确定问题研究, E-mail: yangc0@yahoo.com;

曹喜滨 (1963—), 男, 博士生导师, 从事卫星总体设计方面的研究, E-mail: xbcao@hit.edu.cn;

杨滌 (1937—), 男, 博士生导师, 从事飞行气动力学与控制方面的研究, E-mail: dyang@hit.edu.cn.