

粒子滤波在机动飞行器轨道确定中的应用

林 健, 林晓辉, 曹喜滨

(哈尔滨工业大学 卫星技术研究所, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要: 对于机动飞行器轨道确定, 由于状态误差及测量误差的分布不是高斯分布, 传统的滤波方法受到了一定的限制, 为了解决这个问题, 本文采用“采样-重要性-采样”粒子滤波算法, 在考虑只有目标位置信息而需对目标速度信息进行估计的情况, 对含 J_2 摄动项机动目标轨道信息进行确定. 滤波过程中, 结合交互式多模型方法, 由多模型输出误差判断当前模型类型, 通过当前模型的快速切换, 提高滤波精度. 最后给出应用此方法进行轨道确定的仿真实例.

关键词: 粒子滤波; 机动目标; 多模型; 轨道确定

中图分类号: V412.41 **文献标识码:** A

Orbit determination based on particle filtering for maneuvering target

LIN Jian, LIN Xiao-hui, CAO Xi-bin

(Research Center of Satellite Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin Heilongjiang 150080, China)

Abstract: The non-Gaussian distribution of state error and measurement error is an important element for accurately modeling the dynamics in satellite orbit determination problem, causing limitations in applying the traditional filtering methods. The sampling-importance-resampling(SIR) particle filter is used in this paper to solve the mentioned problem. The dynamics including the J_2 perturbation is considered in the design. To follow the target's abrupt motion, a multi-model method is used. The residual error is also applied to detect the maneuvering of the target. The model of the target is switched to the current thrust model when the residual error intersects the model aggregates. Finally, a simulation is given to estimate the orbit of a maneuvering target.

Key words: particle filter; maneuvering target; multi-model method; orbit determination

1 引言(Introduction)

当系统可描述为线性模型, 且系统和量测误差均为白噪声时, 通过Kalman滤波可以得到统计意义上的无偏最优估计. 但是在实际应用中, 目标运动模型和量测模型大都是非线性的, 噪声是非高斯的, 特别是针对机动目标时, 传统的Kalman滤波的应用就受到了限制^[1]. 相对轨道确定问题, 通常是在Hill方程基础上应用扩展卡尔曼滤波算法对目标飞行器状态进行估计, 由于需要对状态方程进行线性化, 且Hill方程只适用于相对距离较近的滤波计算, 当相对距离较远, 或初始误差较大, 都容易导致滤波发散, 使其应用范围受到了很大约束, 因此, 适用于相对距离较远的目标轨道确定方法将会是未来研究的一个重要方向. 随着计算速度的提高, 一种崭新的基于贝叶斯原理的序贯蒙特卡洛粒子滤波器(PF)逐渐受到关注并应用到非线性估计的各个领域^[2~4]. 粒子滤波理论的依据是大数定律和中心极限定理, 其

核心思想是每个粒子代表一种对状态的假设, 利用一系列假设的加权和, 表示状态的后验概率密度, 得到状态的估计值^[5]. 粒子滤波算法最基本的要求就是必须已知状态模型, 因此可直接应用到非线性模型的状态估计上而不需要对其状态方程进行近似处理^[6]. 包含各种轨道摄动的飞行器动力学研究已经相当成熟, 考虑到粒子滤波算法的特点, 将其直接应用到轨道确定避免了动力学方程的线性化过程, 能获得更高的滤波精度.

将粒子滤波算法应用到轨道确定, 目标机动将是影响其精度的一个重要因素. 当目标发生机动, 其状态模型也发生了相应的变化, 仍然应用原来的状态方程进行滤波, 机动项会成为一个干扰对滤波结果造成影响. 本文结合多模型方法^[7,8], 通过模型交互获得模型误差, 判断当前目标模型类型, 通过模型切换, 获得目标的状态估计. 仿真表明, 该方法有很好的自适应能力, 可以较快的对目标机动进行判断.

2 粒子滤波(Particle filtering)

2.1 SIR粒子滤波算法(SIR particle filtering)

粒子滤波算法是在贝叶斯估计基础上发展起来的, 又称序列蒙特卡罗方法(SMC), 最早出现的是序列重要采样算法(SIS), 并由此发展出SIR(sampling importance sampling)算法、ASIR(auxiliary sampling importance resampling)算法、RPF(regularized partial filter)算法等. 粒子滤波算法已被广泛应用到机动目标的跟踪问题上, 本文将应用SIR算法, 对机动飞行器的轨道参数进行跟踪.

基于SIR的粒子滤波算法可以归纳如下:

1) 初始化.

对 $p(x_0)$ 进行采样, 生成 N 个服从 $p(x_0)$ 分布的随机样本 $(x_0(i), i = 1, \dots, N)$.

2) 预测.

首先生成 N 个服从 $p(e_k)$ 分布的随机变量 $(e_{k-1}(i))$, 然后按下式进行预测.

$$x_k^+(i) = f_{k-1}(x_{k-1}(i), e_{k-1}(i)). \quad (1)$$

3) 更新.

在得到新的预测 y_k 后计算每个样本(粒子)的似然化, 从而获得归一化的权值

$$\omega_i = \frac{p(Y_k | x_k^+(i))}{\sum_{i=1}^n p(Y_k | x_k^+(i))}. \quad (2)$$

似然函数 $p(Y_k | x_k^+(i))$ 按如下方法计算:

$$p(Y_k | x_k^+(i)) = p_v(Y_k - h(x_k^+(i))). \quad (3)$$

其中 $p_v(\cdot)$ 表示量测噪声 v_k 的概率密度函数. 对于高斯观测过程, 上式可以写成

$$p(Y_k | x_k^+(i)) = \left(\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |R_v|}} \right) \exp \left\{ -\frac{1}{2} [Y_k - h_k(x_k^+(i))]^T R_v^{-1} [Y_k - h_k(x_k^+(i))] \right\}. \quad (4)$$

其中 $|R_v|$ 表示量测噪声方差阵的行列式.

任意函数 $g(x)$ 的最小方差估计可以表示为

$$\overline{g(x)} = \sum_{i=1}^n \omega_i g(x_k^+(i)). \quad (5)$$

4) 重采样.

对于由 $\{x_k^+(i), \omega_i\}$ 表示的离散分布进行采样, 获得一组新样本 $|x_k(i), i = 1, \dots, N|$, 使得

$$p_r | x_k(i) = x_k^+(i) | = \omega_i, \quad (6)$$

即新样本中 $x_k^+(i)$ 出现的概率为 ω_i . 该过程首先产生 N 个在 $(0, 1)$ 上均匀分布的随机数 $\{u_i : i = 1, \dots, N\}$, 然后通过搜索找到满足以下条件的整数 M :

$$\sum_{i=0}^{M-1} \omega_j < u_i \leq \sum_{i=0}^M \omega_i. \quad (7)$$

记录对应的样本 $x_k^+(M)$, 并将其作为一个新的样本. 根据SIR算法进行抽样, 权值较大的样本将被复制多次, 而小权值的样本将可能被抛弃.

本文以目标三维速度矢量作为样本, 由于位置矢量与速度矢量在动力学方程中的相关性, 通过预测的位置矢量计算似然函数, 并将三维的权值扩展到六维, 获得目标位置和速度的估计值, 将其作为新的样本.

2.2 应用特殊数列构建粒子群(Particle construction with special sequence)

粒子滤波通过随机采样构成粒子群, 其精度随着粒子数量的增加而增加. 但有一点值得注意, 随机采样所构成的样本群, 会有很大一部分存在重复或者非常接近的情况, 大量重复的粒子极大的降低了计算效率. 本文提出了利用特殊数列构建粒子群的方法, 通过该数列, 构建目标三维速度矢量, 只需要较少的粒子数量, 就可以对目标参数进行较好的估计.

本文所构建数列主体为0.1, 0.191, 0.382, 0.5, 0.618, 0.809, 以0为中心, 左右最小分别为 ± 0.001 , 两端最大为 ± 0.618 , 构成35个数组成的比例数列, 数列曲线图形如图1所示:

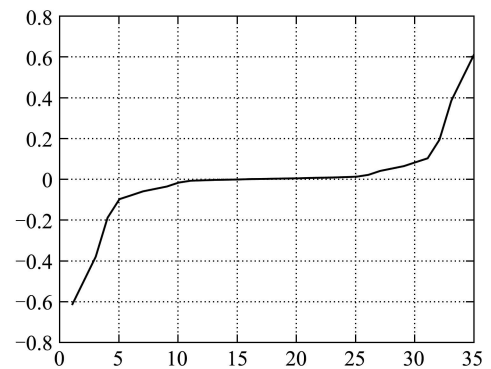


图1 数列分布曲线

Fig. 1 Curve of sequence distribution

粒子群以 $x_j(i) = x_j^+(i-1) + K_s C$ 进行构建, 其中 K_s 为与残差相关的参量, C 为之前构建的比例数列. 选取这样一组序列, 通过残差大小调整 K_s , 可得状态估计更快地收敛于中心区域. 当粒子状态误差始终分布在曲线的中心区域, 则系统达到了给定模型的稳态; 当误差跳出中心区域, 表示目标发生了机动, 目标模型发生变化, 为判断目标机动开始时刻提供了一个依据.

3 状态方程分析(Analysis of state equations)

飞行器动力学方程可表示为

$$\begin{cases} \dot{x} = v_x, \\ \dot{y} = v_y, \\ \dot{z} = v_z, \\ \dot{v}_x = -\frac{\mu}{x^2 + y^2 + z^2} \frac{x}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}} + f_T \alpha_x + f_{px}, \\ \dot{v}_y = -\frac{\mu}{x^2 + y^2 + z^2} \frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}} + f_T \alpha_y + f_{py}, \\ \dot{v}_z = -\frac{\mu}{x^2 + y^2 + z^2} \frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}} + f_T \alpha_z + f_{pz}. \end{cases} \quad (8)$$

其中: x, y, z 为目标在惯性系下的位置矢量分量, v_x, v_y, v_z 为目标在惯性系下的速度矢量分量, μ 为地球引力参数, f_{px}, f_{py}, f_{pz} 表示摄动加速度, f_T 为推力加速度大小, $\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z$ 为推力加速度矢量分量.

考虑 J_2 摄动的影响, 地球扁率位函数为:

$$U_{J_2} = \frac{\mu}{r^3} R_e^2 J_2 \frac{1}{2} (3 \sin^2 \phi - 1). \quad (9)$$

其中: R_e 为赤道半径, $\sin \phi = \frac{z}{r}$, J_2 为 2 阶带谐系数, ϕ 为球坐标系下定义的位置角. J_2 摄动在笛卡儿坐标系下的分量分别为 $f_{J_2,x} = -\frac{\partial U_{J_2}}{\partial x}$, $f_{J_2,y} = -\frac{\partial U_{J_2}}{\partial y}$ 和 $f_{J_2,z} = -\frac{\partial U_{J_2}}{\partial z}$.

目标的状态模型可以分为非机动和机动模型两类, 其区别就在于推力加速度的影响, 通常情况下, 目标机动的能力可以大致获得或者在一个范围内, 本文假定目标最大推力加速度为 0.2 m/s^2 , 利用等差数列构建加速度模型.

4 多模型方法(Multi-model method)

多模型方法作为一种有效的自适应跟踪滤波算法, 在机动目标跟踪领域已经获得了广泛的应用. 通过选择或设计一个集合来描述系统的状态模式, 集合中的每个模型与一个特定的系统状态相对应, 通过并行的滤波过程, 给出系统的总体估计.

针对本文的应用, 假设目标机动加速度沿着速度方向施加, 将目标机动加速度限制在小于 0.2 m/s^2 , 模型集的机动加速度以等差数列选取, 最小为 0.02 m/s^2 , 最大为 0.2 m/s^2 .

分别以 A, B 表示不带加速度和带加速度的状态模型, 两个集合通过交互, 关系如式(10)所示.

其中: $x_{k|A1}^+(i)$ 为 A 集的状态估计作为自身的状态输入, $x_{k|A2}^+(i)$ 为 B 集的输出 $B2$ 交互输

入 A 集, $x_{k|B1}^+(i)$ 为 A 集的输出 $A1$ 交互输入 B 集, $x_{k|B2}^+(i)$ 为 B 集的状态估计作为自身的状态输入.

$$\begin{cases} x_{k|A1}^+(i) = f_{k-1|A}(x_{k-1|A1}(i)), \\ x_{k|A2}^+(i) = f_{k-1|A}(x_{k-1|B2}(i)), \\ x_{k|B1}^+(i) = f_{k-1|B}(x_{k-1|A1}(i)), \\ x_{k|B2}^+(i) = f_{k-1|B}(x_{k-1|B1}(i)). \end{cases} \quad (10)$$

模型的输出通过相应模型加权获得, 模型切换逻辑如下:

1) 当目标无机动, A 集自身的状态估计能较好的预测出目标的轨道参数; A 集的自身估计 $A1$ 输入到 B 集中, 由于 B 中为带加速度的模型, 会使残差加大; B 集的估计 $B1$ 输入到 B 集中, 会使残差累计加大. 输出加权后 A 集的误差会小于 B 集, 下一步滤波过程以 A 集的输出作为参考输入. (若以 B 集的输出作为参考输入, 再次经过 B 集的滤波过程, 会使滤波发散, 不具备机动判别能力).

2) 当目标机动, 使用 A 集进行状态估计, 残差会增大; $A1$ 输入到 B 集, 通过机动模型, 残差会比 A 集小; $B1$ 作为 B 集的输入, 获得的残差会进一步减小. 加权后 B 集的误差小于 A 集, 以 B 集的输出作为滤波的参考输入.

3) 当目标停止机动, 过程与开始机动的情况相反, A 集的输出小于 B 集的输出, 重新转换为以 A 集的输出作为滤波结果.

5 仿真分析(Simulation)

为了验证本文所提出的滤波方法的效果, 这里给出机动目标跟踪的仿真实例. 给定目标飞行器和跟踪飞行器的初始轨道参数如表 1 所示.

表 1 目标星和追踪星轨道参数

Table 1 The orbit elements of target and tracking satellites

轨道参数	追踪星	目标星
a/km	7129.5179	7071.5541
e	0.0161	0.0239
i/deg	34.9681	34.9640
Ω/deg	359.8968	359.8926
ω/deg	35.9816	0.9005
θ/deg	56.8734	93.2366

由于目标初始速度未知, 以跟踪星的速度矢量作为其速度初始值, 以较大的 K_s 构建粒子群. 假设相对位置的测量误差为 30 m . 目标星在跟踪 500 s 时发生机动, 800 s 机动结束, 给定机动常值推力加速度为 0.1 m/s^2 , 推力方向指向速度矢量方向. 以目标速度矢量为样本, 通过采样, 产生误差分布满足文中所给数列的样本, 仿真步长 10 s , 仿真时间 1200 s , 在目

标不机动的情况下,目标速度估计误差如图2所示.

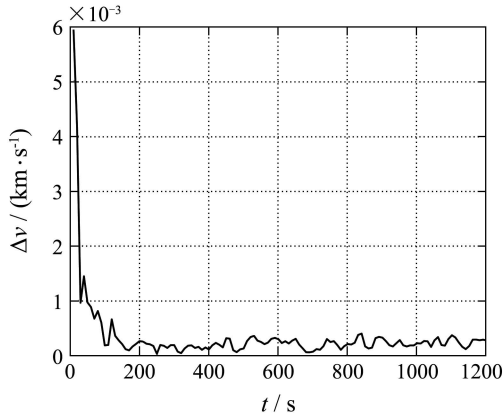


图2 目标无机动条件下速度估计误差

Fig. 2 Curve of velocity error with non-maneuvering

应用该算法,能对无机动目标进行快速的跟踪.

当目标出现机动,模型集A和模型集B的输出残差 U_a , U_b 的曲线和速度估计误差 ΔV_a , ΔV_b 分别如图3和图4所示.

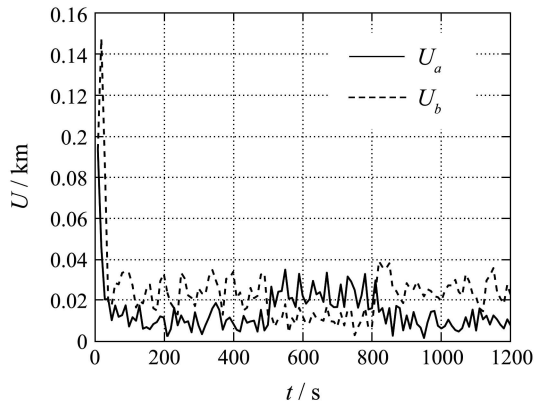


图3 模型集A和模型集B输出残差曲线

Fig. 3 Residual errors of model set A and B

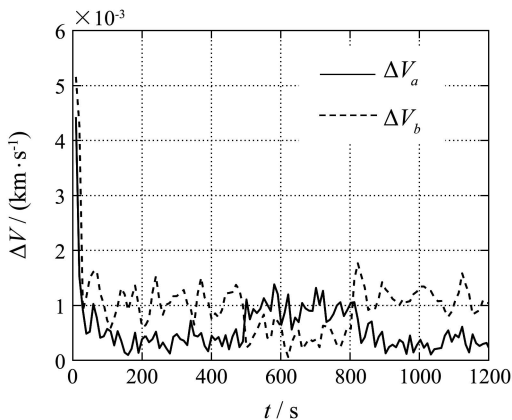


图4 模型集A和模型集B速度估计误差

Fig. 4 Velocity errors of model set A and B

从图中可知,模型集A和模型集B的残差曲线首先在仿真时刻510 s交叉,判断为目标已经出现机动,从该时刻开始,以模型集B的估计值作为当前时刻的目标轨道参数的估计值;在800 s残差曲线反向交叉,判断为目标机动结束,重新以模型集A的估计值作为当前目标轨道参数的估计值.

6 结论(Conclusion)

本文应用粒子滤波算法和多模型方法对机动飞行器的轨道参数进行估计,应用特殊数列构建粒子,在获得较高精度的基础上,有效降低了运算量,通过多模型交互,在非机动和机动模型间快速切换,有很好的自适应能力,能有效的对机动目标进行跟踪.

参考文献(References):

- [1] ARULAMPALAM S, RISTIC B. Comparison of the particle filter with range parameterized and modified polar EKF's for angle-only tracking[C]//*Proceedings SPIE of the Conference on Signal and Data Processing of Small Targets*. Orlando, Florida, USA: SPIE, 2000: 288 - 299.
- [2] VERMAAK J, ANDRIEU C, DOUCET A, et al. Particle methods for Bayesian modeling and enhancement of speech signals[J]. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 2002, 10(3): 173 - 185.
- [3] CHANG C, ANSARI R. Kernel particle filter for visual tracking[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 12(3): 242 - 245.
- [4] WARD D B, LEHMANN E A, WILLIAMSON R C. Particle filtering algorithms for tracking an acoustic source in a reverberant environment[J]. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 2003, 11(6): 826 - 836.
- [5] FREDRIK G, NICLAS B, URBAN F, et al. Particle filters for positioning, navigation and tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 425 - 437.
- [6] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(3): 174 - 188.
- [7] MCGINNITY S, IRWIN G W. Multiple model bootstrap filter for maneuvering target tracking[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, 2000, 36(3): 1006 - 1012.
- [8] BOERS Y, DRIESSEN J N. Interacting multiple model particle filter[J]. *IEE Proceedings: Radar Sonar Navig*, 2003, 150(5): 334 - 349.

作者简介:

林健 (1980—),男,博士研究生,主要研究方向为飞行器自主导航与自主轨道控制, E-mail: imission80@yahoo.com.cn;

林晓辉 (1966—),男,教授,主要研究方向为卫星轨道理论, E-mail: linxiaohui@hit.edu.cn;

曹喜滨 (1963—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为小卫星总体设计, E-mail: xbcao@hit.edu.cn.