

一种实现 GEO 卫星自主导航的方法

王常虹, 王存连, 李葆华

(哈尔滨工业大学 空间控制与惯性技术研究中心, 哈尔滨, 150001)

摘要: 针对目前关于 GEO 卫星自主导航方法中存在的精度低、成本高、实现复杂、可行性一般的问题, 提出了一种基于多天体目标信息实现 GEO 卫星自主导航的方法。使用星敏感器敏感恒星信息和紫外地球敏感器敏感地球信息, 建立了高精度 GEO 轨道动力学模型, 并设计了 EKF 算法、UKF 算法以及 MCMCUPF 算法进行导航解算。理论分析和仿真验证表明, 提出的方法精度高、实现易, 是一种切实可行, 有效的卫星自主导航方法。

关键词: GEO 卫星; 自主导航; 星敏感器; 紫外地球敏感器; EKF/UKF; 粒子过滤器

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095-8110 (2014) 02-0012-08

A Method to Realize GEO Satellite Autonomous Navigation

WANG Chang-hong, WANG Cun-lian, LI Bao-hua

(Space Control and Inertial Technology Research Center, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: It devotes to the research of GEO satellite autonomous navigation, aimed at the problems which exist in the present methods of low accuracy, high cost, complexity and poor feasibility, then put forward a new method for GEO satellite autonomous navigation based on multi-celestial information. Through the theoretical analysis and simulation show that the proposed method in this paper is high precision, low cost and easy to realize. It is a feasible and effective method for satellite autonomous navigation. Use the star sensor to sense the star information and the ultraviolet earth sensor to sense the earth information and design EKF algorithm, UKF algorithm and MCMCUPF algorithm for navigation calculation. Through the theoretical analysis and simulation show that the proposed method in this paper is high precision, low cost and easy to realize. It is a feasible and effective method for satellite autonomous navigation.

Key words: GEO satellite; autonomous navigation; star sensor; ultraviolet earth sensor; EKF/UKF; particle filter

0 引言

所谓自主导航, 其严格的定义是: 物体完全依靠自身所载设备, 自主地完成定位导航任务, 不与外界进行信息传输和交换, 否则是非自主导航。美国学者 Lemay 将其概括为以下四个特点^[1]: 1) 自给或者独立; 2) 实时; 3) 不借助与其他星体通讯; 4) 不依靠地面站。实现卫星自主导航, 地面工作人员只需定期检查卫星工作状态, 免除了复杂繁琐的导航计算任务, 从而极大地降低了对人力资源及地面设备的要求, 进而降低了航天计划的成本。在战时, 地面操作控制系统可能遭到敌方的破坏, 导致瘫痪无法继续工作, 而实现自主导航的卫星系统即使在和地面通信联络完全

中断的情况下, 仍然能够完成常规的姿态确定、轨道确定和保持等日常功能, 具有较强的生存能力。此外, 实现自主导航可以极大地扩展卫星的应用潜力, 尤其在深空探测方面, 自主导航将是最好的方式。

地球静止轨道 (GEO) 的卫星由于其覆盖面积大, 且相对于地面是静止的, 在通信、导航、预警与气象等民用和军用领域日益发挥着越来越重要的作用。为了进行 GEO 卫星的定点保持以及共位控制, 必须首先能实时获得卫星的姿态和位置信息, 而且不能对临星产生干扰, 一般的导航方案很难很好地满足这些要求, 这就使得研究 GEO 卫星的自主导航显得重要。

收稿日期: 2014-05-20; 修订日期: 2014-07-25。

基金项目: “十二五预研基金” (51309040101)

作者简介: 王常虹 (1961-), 男, 教授, 研究方向为惯导测试设备、导航与控制。

目前研究的 GEO 卫星自主导航方法通常存在着导航精度低、实现复杂或者成本高的问题，总之可行性一般，因此研究新的高精度、低成本的地心 GEO 卫星自主导航方法就显得迫切和重要。本文即以 GEO 卫星为研究对象，考虑到地球紫外大气特性的特点，准备利用紫外地球敏感器结合目前精度最高的姿态敏感器——星敏感器，研究利用多天体目标信息进行卫星自主导航的方法。

1 自主导航方案设计

本文提出一种基于多天体目标信息的 GEO 卫星自主导航方法。就是通过利用星敏感器敏感恒星信息和紫外地球敏感器敏感地球信息从而获得多天体目标信息，然后应用先进的滤波算法来获得导航信息位置、速度等。由于星敏感器和紫外地球敏感器本身可以达到非常高的测量精度，而且具有非常好的性能，再设计合适的导航算法，就可以获得很高的导航精度。这种方法的基本原理如图 1 所示，星敏感器和紫外地球敏感器各作为一个视场。

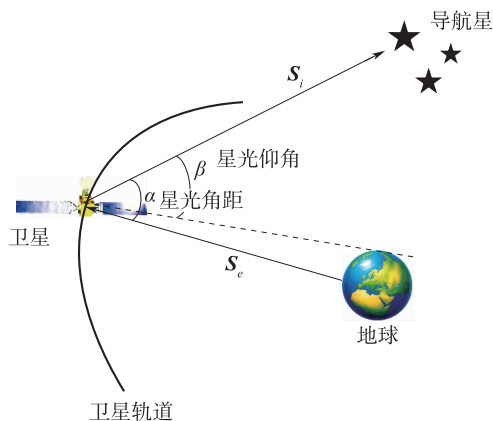


图 1 基于多天体目标信息的自主导航原理
Fig1. Principle of autonomous navigation based on multi-celestial information

视场一利用星敏感器观测恒星可见光，可获得光轴指向在 J2000.0 地心惯性系中的方向矢量 S_i ；视场二利用紫外地球敏感器观测地球紫外地球波段，可以得到地心矢量在 J2000.0 地心惯性系中的方向矢量 S_e 。根据卫星、地球以及方向矢量 S_i 、 S_e 之间的几何关系可以获得不同的观测量，比如星光角距 α 、星光仰角 β 等。

2 自主导航系统的数学模型

2.1 状态方程的获取

卫星自主导航系统的状态模型即卫星轨道动力学方程，有多种表达形式。其中直角坐标系表示的摄动运动方程直接使用卫星的位置和速度作为状态变量，模型简单，计算方便^[2]。本文选用的即是基于 J2000.0 地心赤道惯性直角坐标系的摄动运动方程。

高精度 GEO 卫星轨道动力学方程如下：

$$\begin{cases} \frac{dr}{dt} = \dot{r} \\ \frac{d\dot{r}}{dt} = -\frac{\mu}{r^3}r + \text{grad}(R_{\Sigma}) \end{cases} \quad (1)$$

其中卫星位置矢量为 $r(x, y, z)$ ，卫星速度矢量为 $\dot{r}(\dot{x}, \dot{y}, \dot{z})$ ， $R_{\Sigma} = R_E + R_s + R_m + R_l$ 。

R_E 表示地球非球形摄动势函数，地球引力场系数矩阵中，主项摄动系数见表 1。主项摄动对应的缔合勒让德多项式见表 2。

表 1 地球引力场主项摄动系数
Table 1 earth gravitational field dominant term Perturbation coefficient

N	M	$J_n \times 10^{-6}$	N	M	$C_{nm} \times 10^{-6}$	$S_{nm} \times 10^{-6}$	$J_{nm} \times 10^{-6}$	$\lambda_{nm}/(^{\circ})$
2	0	-1082.627	2	2	1.574536	-0.903868	1.815528	-14.929
3	0	2.532435	3	1	2.192799	0.2680119	2.2091169	6.968
4	0	1.619331	3	3	0.100559	0.197201	0.2213602	20.994

表 2 主摄动项对应的缔合勒让德多项式
Table 2 The associated Legendre polynomial corresponding to dominant Perturbation term

N	M	$P_{nm}(\varphi)$	对静止轨道近似值 $\sin\varphi \approx 0, \cos\varphi \approx 1$
2	0	$\frac{1}{2}(3\sin^2\varphi - 1)$	$-\frac{1}{2}$
2	2	$3\cos^2\varphi$	3
3	0	$\frac{1}{2}(5\sin^3\varphi - 3\sin\varphi)$	0
3	1	$\frac{1}{2}\cos\varphi(15\sin^2\varphi - 3)$	$-\frac{3}{2}$
3	3	$15\cos^3\varphi$	15
4	0	$\frac{1}{8}(35\sin^4\varphi - 30\sin^2\varphi + 3)$	$\frac{3}{8}$

具体表达式如下:

$$R_E = \left(\frac{\mu}{r} \right) \left\{ \begin{array}{l} -\frac{1}{2}J_2 \left(\frac{R_e}{r} \right)^2 + 3J_{22} \cos 2(\lambda - \lambda_{22}) \\ -\frac{3}{2}J_{31} \left(\frac{R_e}{r} \right)^3 \cos(\lambda - \lambda_{31}) + 15J_{33} \left(\frac{R_e}{r} \right)^3 \cos 3(\lambda - \lambda_{33}) \\ + \frac{3}{8}J_4 \left(\frac{R_e}{r} \right)^4 \end{array} \right\}$$

R_s 表示太阳引力摄动势函数, R_m 表示月球引力摄动势函数, 具体表达式如下:

$$R_k = \mu_k \left(\frac{1}{|\mathbf{r}_k - \mathbf{r}|} - \frac{\mathbf{r}_k \cdot \mathbf{r}}{|\mathbf{r}_k|^3} \right) = \mu_k \left(\frac{1}{|\mathbf{r}_k - \mathbf{r}|} - \frac{r}{r_k^2} \cos \theta_k \right)$$

$k = s$ 表示太阳摄动; $k = m$ 表示月球摄动。为方便分析日月摄动函数, 现给出日月运动的基本常数和一些中间量, 如表 3 所示。

表 3 日月运动摄动分析的基本常数

Table 3 sun and moon perturbation basic constants

引力体	太阳	月球
视运动周期	1 年	27. 3 天
相对地球赤道夹角/ (°)	23. 45	18. 3 ~ 28. 6
相对黄道夹角/ (°)	0	5. 15
引力常数 $\mu_k / (\text{m}^3/\text{s}^2)$	$1. 327124 \times 10^{20}$	$4. 90280 \times 10^{12}$
平均地心距 r_k / km	$149. 6 \times 10^6$	$385. 0 \times 10^3$
对静止轨道, 地心距比 (r/r_k)	$2. 8185 \times 10^{-4}$	0. 1095

R_l 表示太阳光光压摄动势函数, 具体表达式如下:

$$R_l = -C_l \left(\frac{S}{m} \right) P_0 (xx_s + yy_s + zz_s)$$

C_l 为光压系数, 与卫星表面材料、形状有关 (通常取 1.5); P_0 为每平方米光照面积上太阳辐射压力 ($4. 56 \times 10^{-6} \text{ N/m}^2$); S 是垂直太阳光的卫星截面积; m 是卫星的质量。为方便分析, 近似认为卫星到太阳的指向与地心到太阳的指向一致, 设卫星地心矢量 $\mathbf{r} = (x, y, z)^T$, 太阳地心方向矢量 $\frac{\mathbf{r}_s}{r} = (x_s, y_s, z_s)^T$ 。

定义自主导航系统的状态变量 \mathbf{X} 为卫星的位置和速度矢量, 即 $\mathbf{X} = [x, y, z, v_x, v_y, v_z]^T$, 则自主导航系统的状态方程可表示为:

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

$$\text{其中: } f[\mathbf{X}(t), t] = \begin{bmatrix} v \\ -\frac{\mu}{r^3} \mathbf{r} + \text{grad}(R_\Sigma) \end{bmatrix},$$

$\mathbf{w}(t)$ 为过程噪声。

如果有输入控制量 $\mathbf{u}(t)$, 非加性噪声 $\mathbf{w}(t)$, 则可以得到系统的状态方程的一种扩维形式, 也是状态方程最一般的表达形式为:

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = f[\mathbf{X}(t), t, \mathbf{u}(t), \mathbf{w}(t)] \quad (3)$$

2.2 量测方程的获取

观测量可以有多种形式, 本文根据使用的敏感器所能得到的测量信息, 选择星光角距和星光仰角构成观测量组合, 理论表明这要比单独使用其中任何一个观测量的精度更高。

观测方程为:

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arccos\left(-\frac{\mathbf{r} \cdot \mathbf{S}}{r}\right) \\ \arccos\left(-\frac{\mathbf{r} \cdot \mathbf{S}}{r}\right) - \arcsin\left(\frac{R_e}{r}\right) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_\alpha \\ v_\beta \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中 \mathbf{r} 是卫星在 J2000. 0 地心赤道惯性系中的位置矢量, \mathbf{S} 是导航星星光方向的单位矢量。

以状态变量 \mathbf{X} 表示, 则自主导航系统的观测方程可表示为:

$$\mathbf{z}(t) = h[\mathbf{X}(t), t] + \mathbf{v}(t) \quad (5)$$

其中

$$h[\mathbf{X}(t), t] = \begin{bmatrix} \arccos\left(-\frac{\mathbf{r} \cdot \mathbf{S}}{r}\right) \\ \arccos\left(-\frac{\mathbf{r} \cdot \mathbf{S}}{r}\right) - \arcsin\left(\frac{R_e}{r}\right) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{v}(t) = \begin{bmatrix} v_\alpha(t) \\ v_\beta(t) \end{bmatrix} \text{ 为量测噪声。}$$

如果 $\mathbf{v}(t)$ 是非加性噪声, 则可以得到系统的观测方程的一种扩维的形式, 也是观测方程最一般的表达形式为:

$$\mathbf{z}(t) = h[\mathbf{X}(t), t, \mathbf{v}(t)] \quad (6)$$

3 自主导航滤波算法设计

导航算法的核心是滤波问题, 现在主流的导航滤波算法中基本都是以扩展卡尔曼滤波 (EKF)、无味卡尔曼滤波 (UKF) 以及粒子滤波 (PF) 为基本, 在其基础上衍生出其它性能更加优

异的导航滤波算法。

3.1 EKF 算法

对于本文提出的非线性自主导航模型，可以设计基于 EKF 的自主导航算法^[3]。本文给出基于 EKF 导航算法流程如下：

- 初始化 $k = 0$ 时

$$\hat{x}_0 = E[x_0]$$

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

Q_0, R_0 取值

- 当 $k = 1, 2, \dots, \infty$ 时

(1) 预测步

计算状态方程的 Jacob 矩阵：

$$A_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial x_{[j]}}(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}, 0)$$

$$W_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial w_{[j]}}(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}, 0)$$

时间更新：

$$\tilde{x}_k = f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}, 0)$$

$$\tilde{P}_k = A_{k-1} \hat{P}_{k-1} A_{k-1}^T + W_{k-1} Q_{k-1} W_{k-1}^T$$

(2) 校正步

计算观测方程的 Jacob 矩阵：

$$H_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial x_{[j]}}(\tilde{x}_k, 0)$$

$$V_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial v_{[j]}}(\tilde{x}_k, 0)$$

测量更新：

$$K_k = \tilde{P}_k H_k^T (H_k \tilde{P}_k H_k^T + V_k R_k V_k^T)^{-1}$$

$$\hat{x}_k = \tilde{x}_k + K_k (z_k - h(\tilde{x}_k, 0))$$

$$\hat{P}_k = (I - K_k H_k) \tilde{P}_k$$

3.2 UKF 算法

UKF 在处理非线性问题上有着独特的优势^[4-6]，对于本文的自主导航模型，给出一种基于比例修正采样策略的扩维 UKF 导航算法流程如下：

- 初始化 $k = 0$ 时

$$\hat{x}_0 = E[x_0]$$

$$P_{x_0} = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T]$$

$$\hat{x}_0^a = E[x_0^a] = [\hat{x}_0 \quad 0 \quad 0]^T$$

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

$$\begin{pmatrix} P_{x_0} & 0 & 0 \\ 0 & P_w & 0 \\ 0 & 0 & P_v \end{pmatrix}$$

- 当 $k = 1, 2, \dots, \infty$ 时

(1) 比例修正采样 sigma 点集

采用比例修正采样策略计算 $2N + 1$ 个 sigma 点集：

$$\chi_{i,k-1}^a = \begin{cases} \triangleq \hat{x}_{k-1}^a & i = 0; \\ \triangleq \hat{x}_{k-1}^a + \gamma S_i & i = 1, \dots, N; \\ \triangleq \hat{x}_{k-1}^a - \gamma S_i^{\sim} & i = N + 1, \dots, 2N \end{cases}$$

权值为：

$$\begin{cases} w_m^{(0)} = \frac{\lambda}{N + \lambda} & i = 0; \\ w_c^{(0)} = \frac{\lambda}{N + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) & i = 1; \\ w_m^{(i)} = w_c^{(i)} = \frac{1}{2(N + \lambda)} & i = 1, \dots, 2N \end{cases}$$

(2) 时间更新

扩展状态 sigma 点集经过状态方程的非线性映射：

$$\chi_{i,kl,k-1}^x = f(\chi_{i,k-1}^x, u_k, \chi_{i,k-1}^w) \quad i = 0, 1, \dots, 2N$$

计算先验估计均值及协方差：

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2N} w_m^{(i)} \chi_{i,kl,k-1}^x$$

$$P_{x_k}^- = \sum_{i=0}^{2N} w_c^{(i)} (\chi_{i,kl,k-1}^x - \hat{x}_k^-) (\chi_{i,kl,k-1}^x - \hat{x}_k^-)^T$$

(3) 测量更新

扩展状态 sigma 点集经过观测方程的非线性映射：

$$z_{i,kl,k-1} = h(\chi_{i,kl,k-1}^x, \chi_{i,kl,k-1}^v) \quad i = 0, 1, \dots, 2N$$

计算观测向量的均值和协方差：

$$\hat{z}_k^- = \sum_{i=0}^{2N} w_m^{(i)} z_{i,kl,k-1}$$

$$P_{z_k}^- = \sum_{i=0}^{2N} w_c^{(i)} (z_{i,kl,k-1} - \hat{z}_k^-) (z_{i,kl,k-1} - \hat{z}_k^-)^T$$

计算互协方差：

$$P_{x_k z_k}^- = \sum_{i=0}^{2N} w_c^{(i)} (\chi_{i,kl,k-1}^x - \hat{x}_k^-) (z_{i,kl,k-1} - \hat{z}_k^-)^T$$

计算卡尔曼增益

$$K_k = P_{x_k z_k}^- (P_{z_k}^-)^{-1}$$

计算后验估计（最优估计）和其协方差：

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - \hat{z}_k^-)$$

$$P_{x_k} = P_{x_k}^- - K_k P_{z_k}^- (K_k)^T$$

采样粒子更新：

$$\hat{x}_k^a = [\hat{x}_k \quad 0 \quad 0]^T$$

$$P_k^a = \begin{pmatrix} P_{x_k} & 0 & 0 \\ 0 & P_w & 0 \\ 0 & 0 & P_v \end{pmatrix}$$

3.3 MCMUPF 算法

在研究基本粒子滤波的基础上^[7-10], 本文给出一种融合的粒子滤波算法 MCMCUPF 算法, 一方面通过 UKF 来获得粒子滤波的重要性密度函数, 一方面通过 MCMC 移动来保持粒子的多样性, 而且只增加了部分计算量, 理论上这种方法对处理复杂导航系统模型比 UKF、UPF 性能更佳。

本文给出 MCMCUPF 的导航滤波算法流程如下:

- 初始化 $k = 0$ 时

采样 $x_0^i \sim p(x_0)$, 即根据先验分布 $p(x_0)$ 采样得到 $x_0^i, i = 1, 2, \dots, N_s$, 计算 \bar{x}_0^i, \bar{P}_0^i 。

- 当 $k = 1, 2, \dots, \infty$ 时

(1) 使用 UKF 算法更新粒子

$$[\{\bar{x}_k^i, \bar{P}_k^i\}_{i=1}^{N_s}] = \text{UKF}[\{\bar{x}_{k-1}^i, \bar{P}_{k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}, z_k]$$

(2) 重要性采样

采样粒子:

$$\tilde{x}_k^i \sim q(x_k | x_{k-1}^i, z_k) = N(\tilde{x}_k^i, P_k^i), i = 1, 2, \dots, N_s$$

其中 $N(\cdot)$ 表示高斯函数。

计算重要性权值:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(z_k | \tilde{x}_k^i) p(\tilde{x}_k^i | \tilde{x}_{k-1}^i)}{q(\tilde{x}_k^i | \tilde{x}_{k-1}^i, z_k)}, i = 1, 2, \dots, N_s$$

归一化重要性权值:

$$\tilde{w}_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i$$

(3) 判断重采样

若 $\hat{N}_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^{N_s} (\tilde{w}_k^i)^2 < N_{\text{threshold}}$, 则需要进行重采样, 将原来的样本 $\{\tilde{x}_k^i, \tilde{w}_k^i\}_{i=1}^{N_s}$ 映射成新的样本 $\{\hat{x}_k^i, \hat{w}_k^i\}_{i=1}^{N_s}$, 且令 $w_k^i = \hat{w}_k^i = N_s^{-1}$ 。

(4) M-H 采样 (MCMC 移动)

对重采样后的样本粒子进行 M-H 采样:

$$\{\tilde{x}_k^i\}_{i=1}^{N_s} = M - H[\{\hat{x}_k^i\}_{i=1}^{N_s}]$$

(5) 输出

$$\text{状态估计: } \hat{x}_k \approx \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{w}_k^i \tilde{x}_k^i$$

$$\text{方差估计: } P_k = \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{w}_k^i (\tilde{x}_k^i - \hat{x}_k) (\tilde{x}_k^i - \hat{x}_k)^T$$

4 数值仿真及分析

为了验证 GEO 卫星自主导航算法的有效性, 在 PC 机上利用 STK (v8) + MATLAB (r2013a) 组合仿真的形式进行了编程验证, 仿真的初始条件选择如下:

1) 参考坐标系: J2000.0 地心赤道惯性坐标系;

2) 仿真时间: 选择了历元时刻 1 Jan 2001 00:00:00:00 到 2 Jan 2001 00:00:00:00 一天内 24h; 初始采样周期: $T = 10\text{s}$;

3) 轨道动力学模型: 采用 JGM-3 力学模型;

4) 标称轨道参数: 由 STK 软件产生, 采用 HPOP 轨道预报模型;

轨道周期: $T = 86164.09\text{sec}$, 偏向率: $e = 0$

轨道倾角: $i = 0^\circ$, 近地点幅角: $w = 0^\circ$

升交点经度: $\Omega = 260^\circ$

真近点角 $f = 0.702295^\circ$

5) 导航敏感器的精度:

星传感器精度: $5'' (3\sigma)$

紫外地球敏感器精度: $20'' (3\sigma)$

6) 导航星的设定: 假定视场中总存在一颗导航星;

7) 卫星姿态: 假定卫星对地定向并且三轴姿态稳定。

在上述仿真条件下, 以 $T = 10\text{s}$ 以及此时的传感器精度和噪声 (高斯白噪声) 为基准, 设计仿真程序。仿真程序主要包含 STK + MATLAB 两部分, STK 主要用来产生仿真所需的数据, MATLAB 主要进行仿真计算, 各种算法得到的仿真结果如图 2-7 所示, 表 4 给出了各种滤波算法的收敛精度统计结果。

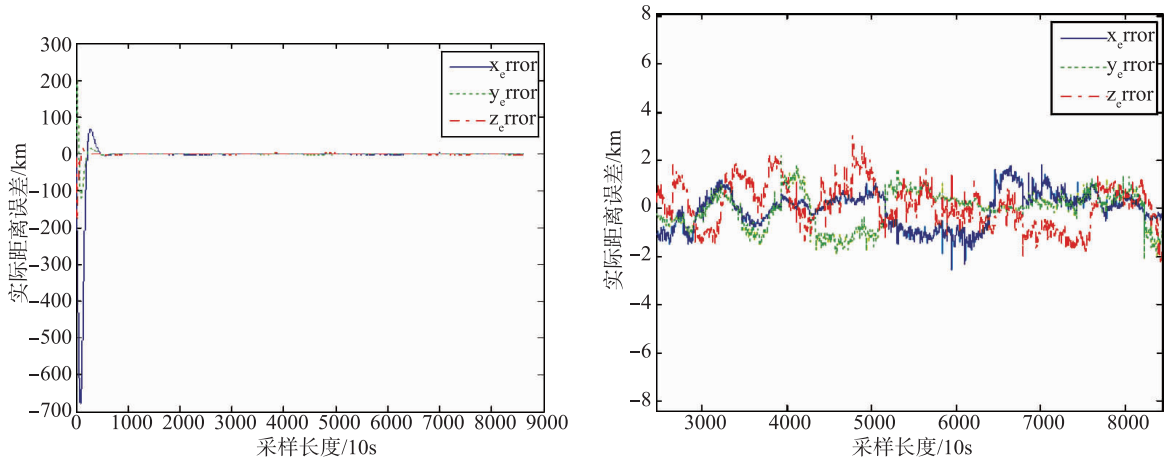


图2 EKF滤波位置误差及相应的细节放大

Fig.2 EKF position error and the details zoom in

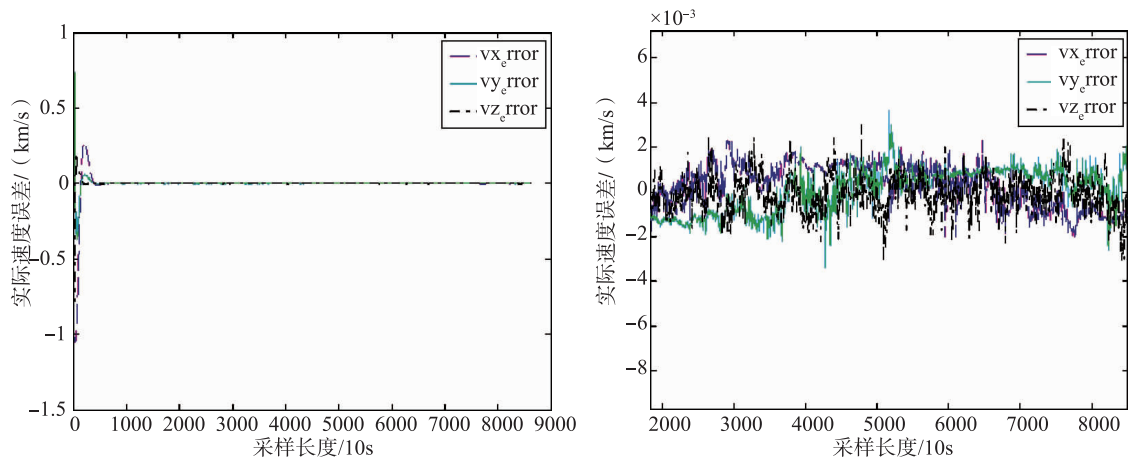


图3 EKF滤波速度误差及相应的细节放大

Fig.3 EKF velocity error and the details zoom in

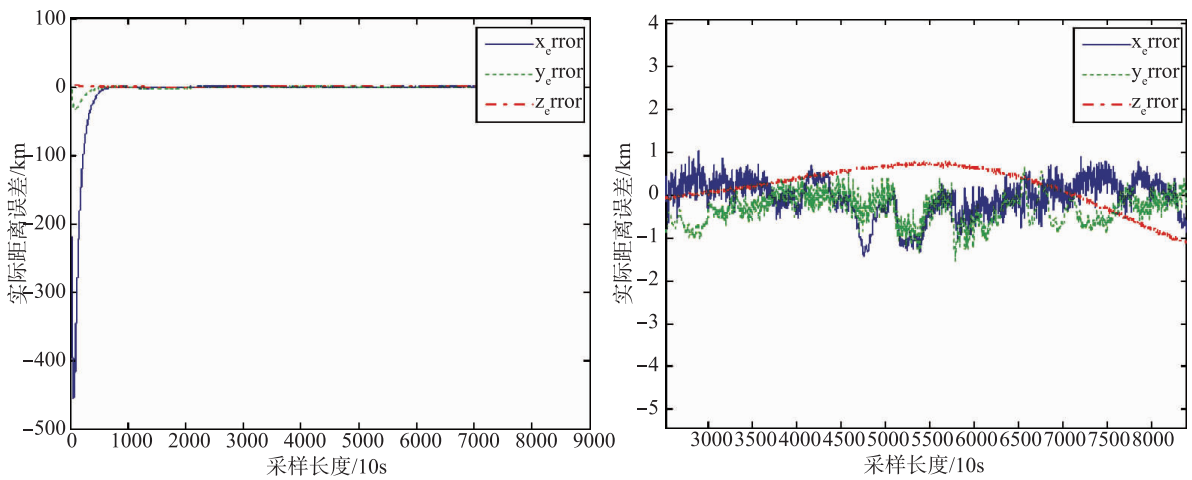


图4 UKF滤波位置误差及相应的细节放大

Fig.4 UKF position error and the details zoom in

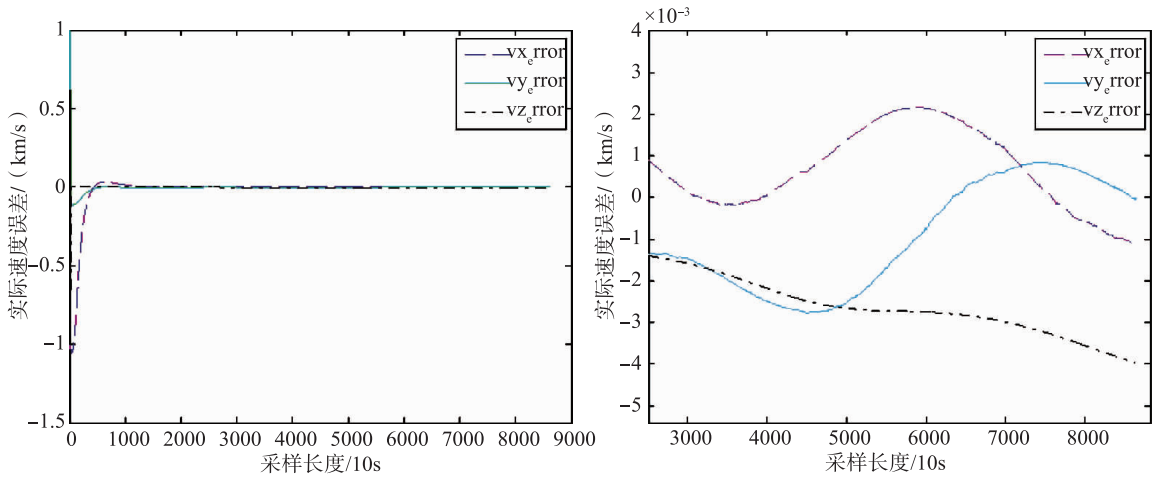


图 5 UKF 滤波速度误差及相应的细节放大

Fig. 5 UKF velocity error and the details zoom in

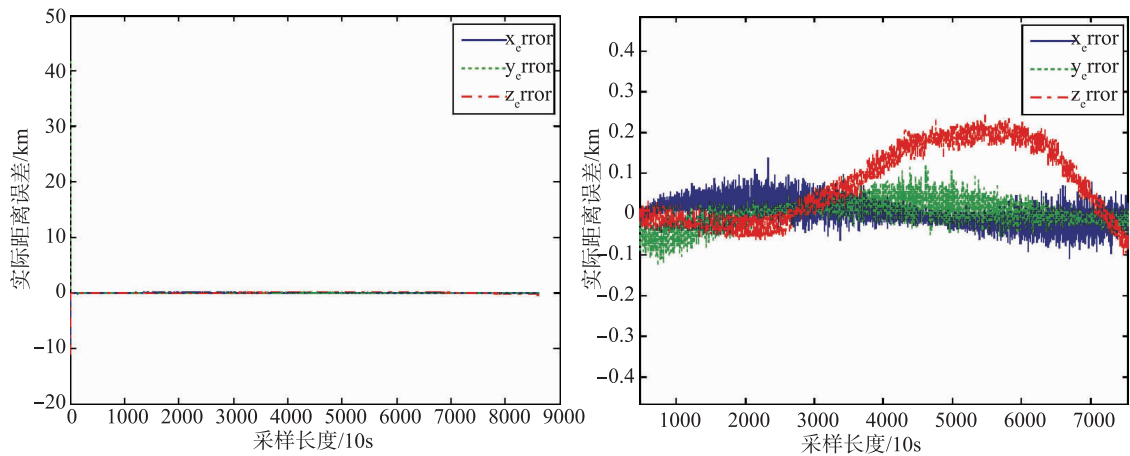


图 6 MCMCUPF 滤波位置误差及相应的细节放大 (n = 150)

Fig. 6 MCMCUPF position error and the details zoom in (n = 150)

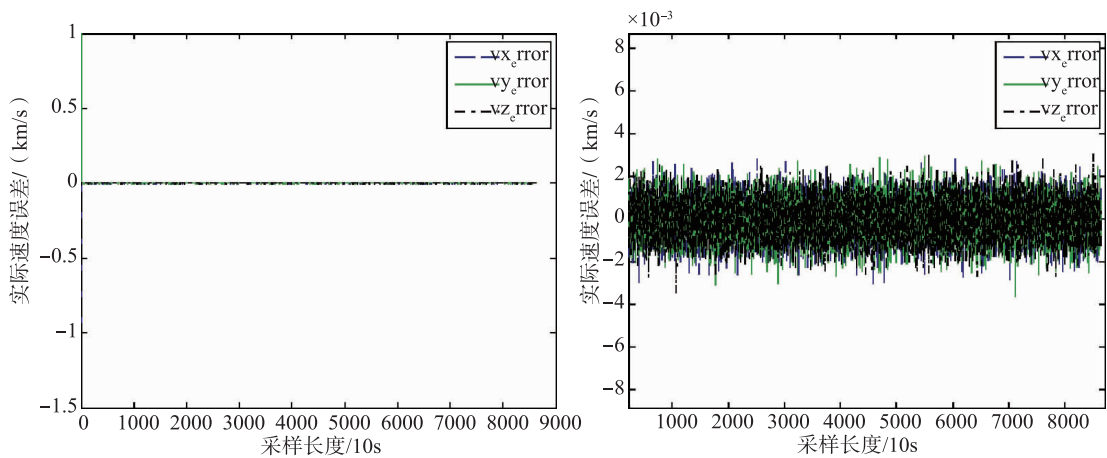


图 7 MCMCUPF 滤波速度误差及相应的细节放大 (n = 150)

Fig. 7 MCMCUPF velocity error and the details zoom in (n = 150)

表4 滤波结果比较
Table4 filter results comparison

性能参数 滤波算法	位置收敛精度 范围/km	速度收敛精度 范围/(m/s)
EKF	(-2, 2)	(-2.5, 2.5)
UKF	(-1.2, 1)	(-4, 2)
MCMCUPF	(-0.1, 0.25)	(-2, 2)

从以上仿真结果可以看出本文给出的 EKF 算法、UKF 算法以及 MCMCUPF 都能获得很好的结果。EKF 算法精度相对较差；UKF 算法位置精度有所提高，但速度精度下降，不过其计算量最小；其中基于改进粒子滤波算法的 MCMCUPF 的综合性能最优。

5 结论

本文研究 GEO 卫星的自主导航，针对目前 GEO 卫星自主导航方法存在的精度低、成本高、实现复杂、可行性一般的问题，提出了一种基于多天体目标信息的 GEO 卫星自主导航方法。该方法利用目前精度最高的姿态敏感器——星敏感器敏感恒星信息以及紫外地球敏感器敏感地球信息从而获得多天体目标观测信息，进而设计了 EKF 算法、UKF 算法以及 MCMCUPF 算法等进行导航参数解算。通过实际的算法仿真结果表明本文提出的方法精度高、实现易且成本低，是一种切实可行可靠的自主导航方法。

参考文献

- [1] Chory M A, Hoffman D P, LeMay J L. Satellite autonomous navigation status and history [J]. IEEE Position Location and Navigation Symposium, NV, 1986 (47): 110-121.
- [2] 李恒年. 地球静止卫星轨道与共位控制技术 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.
- [3] Welch G, Bishop G. An introduction to the Kalman filter [J]. 1995.
- [4] Julier S J, Uhlmann J K. A general method for approximating nonlinear transformations of probability distributions [R]. Technical report, Robotics Research Group, Department of Engineering Science, University of Oxford, 1996.
- [5] Julier S J, Uhlmann J K. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems [C] //Int. symp. aerospace/defense sensing, simul. and controls. 1997, 3 (26): 3-2.
- [6] Julier S J, Uhlmann J K, Durrant-Whyte H F. A new approach for filtering nonlinear systems [C] //American Control Conference, Proceedings of the 1995. IEEE, 1995, 3: 1628-1632.
- [7] A. Doucet, N. De Freitas, N. Gordon. Sequential Monte Carlo Methods in Practice [M]. New York: Springer, 2001.
- [8] R van der Merwe, J. F. G de Freitas, A. Doucet et al. The Unscented Particle Filter [M]. Cambridge: Cambridge University Engineering Department, 2000.
- [9] Spall J C. Estimation via markov chain monte carlo [J]. IEEE Control Systems Magazine, 2003, 23 (2): 34-45.
- [10] B. A. Berg. Markov chain monte carlo simulations and their statistical analysis [M]. Singapore: World Scientific, 2004.