

## 自适应容积卡尔曼滤波在空间机动目标跟踪中的应用

黄 璜, 林浩申, 何 兵  
(第二炮兵工程大学, 西安 710025)

**摘要:** 针对目标在线机动时,平方根容积卡尔曼滤波不具有好的鲁棒性,不能够快速发生响应的问题,提出一种自适应容积卡尔曼滤波(CKF)算法,算法利用CKF的平方根形式进行迭代,即SCKF。将强跟踪滤波算法引入平方根容积卡尔曼滤波,引入渐消因子对滤波发散情况进行检测和抑制,有效克服了空间目标发生机动时标准滤波器无法快速准确对其进行跟踪的问题,提高了空间目标定位跟踪的数值稳定性。仿真表明:与标准SCKF相比,自适应SCKF有效地提高了机动目标被动定位跟踪的鲁棒性,具有较高的滤波精度和稳定性,同时具有良好的实时性,能更好地完成对空间机动目标的跟踪任务。

**关键词:** 机动目标; 目标跟踪; 自适应; 容积卡尔曼滤波; 强跟踪滤波

**中图分类号:** V271.4; TN956 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2015)06-0056-04

## Application of Adaptive Cubature Kalman Filter in Spatial Maneuvering Target Tracking

HUANG Huang, LIN Hao-shen, HE Bing  
(The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** Since the square root Cubature Kalman Filter is not robust and unable to give a quick response during target online maneuvering, an algorithm of adaptive Cubature Kalman Filter (CKF) is proposed, which uses the square root form of CKF for iteration, that is, SCKF. This algorithm introduces a strong tracking filtering algorithm into SCKF, and introduces a fading factor for detecting and restraining the filtering divergence, which effectively overcomes the problem that a standard filter cannot quickly and accurately track the spatial target during its maneuvering, and improves the numerical stability of spatial target location and tracking. Simulation result shows that: Compared with standard SCKF, the adaptive SCKF can effectively improve the robustness of maneuvering target passive locating and tracking, has higher filtering accuracy and stability, and good real-time performance, which can better accomplish the tracking task of spatial maneuvering target.

**Key words:** maneuvering target; target tracking; adaptive; cubature Kalman filter; strong tracking filtering

### 0 引言

轨道机动控制在当今空间探索中已经非常常见,涉及导航卫星定轨、载人航天控制、空间目标跟踪等多个航天领域,因此对空间目标机动轨道进行跟踪和精确定轨是空间领域的一个核心关键<sup>[1]</sup>。

空间机动目标被动定位跟踪是典型的非线性滤波问题<sup>[2]</sup>。目前常用的非线性滤波算法有:扩展卡尔曼滤波(EKF)、无迹卡尔曼滤波(UKF)、容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman Filter, CKF)和粒子卡尔曼滤波。

在目标不机动的情形下,EKF和UKF都能表现出满意的跟踪性能<sup>[3]</sup>。但在目标机动时,容易出现滤波算法不稳定以及精度不高甚至发散的问题。平方根容积卡尔曼滤波(SCKF)能较好地解决CKF滤波过程中协方差阵非正定问题,但是当目标在线机动时,SCKF不具有好的鲁棒性,不能够快速发生响应。为此,本文采用了一种自适应容积卡尔曼滤波算法(ASCKF)。该算法将强跟踪滤波算法<sup>[4]</sup>引入容积卡尔曼滤波中,利用渐消因子对过去的数据进行渐消,增大当前观测值在状态估计中的比重,增强了算法的抗扰动能力<sup>[5-6]</sup>。

天基观测平台对非合作空间目标的被动定位和跟踪具有隐蔽性好、观测弧段长、探测距离远等优点<sup>[7]</sup>。本文在天基测角跟踪模型的基础上考虑 $J_2$ 项摄动,针对

收稿日期:2014-07-09

修回日期:2014-08-27

作者简介:黄璜(1988—),女,安徽桐城人,硕士生,研究方向为空间系统工程与信息处理。

上述问题,详细叙述了强跟踪算法以及自适应容积分卡尔曼滤波,分析了该方法对空间机动目标的跟踪性能。

## 1 强跟踪滤波基本算法

### 1.1 正交性原理

考虑如下非线性系统 STF 通过在状态预测协方差矩阵  $\mathbf{P}_{k|k-1}$  中引入渐消因子  $\lambda_k$  的方法实时调整增益矩阵  $\mathbf{K}_k$ ,使得下式满足。

$$E[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k})(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k})^T] = \min \quad (1)$$

$$E[\boldsymbol{\gamma}_{k+j}\boldsymbol{\gamma}_k^T] = 0 \quad k=0,1,\dots, \quad j=1,2,\dots \quad (2)$$

上述两个条件即为正交性原理,其中式(1)表示标准 EKF 的性能指标,式(2)要求了残差序列在不同的时刻处处保持相互正交,残差  $\boldsymbol{\gamma}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ 。

文献[8]得出结论:当实际系统与模型完全匹配时,Kalman 滤波器的输出残差为互不相关的高斯白噪声序列,但当模型状态突变时,必然会在滤波残差序列上表现出来。这时,在线调整滤波增益矩阵  $\mathbf{K}_k$ ,强迫式(2)成立,使得残差序列仍然保持处处相互正交,保持输出残差序列的高斯白噪声特性,则可以迫使滤波器保持对实际系统状态量的跟踪。

### 1.2 次优渐消因子

STF 的基本方程为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = f_{k-1}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) + \bar{\mathbf{v}}_{k-1} \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = h_k(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) + \bar{\mathbf{w}}_k \quad (5)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T(\mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (6)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}) \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}_k)\mathbf{P}_{k|k-1} \quad (8)$$

为了提高系统的实时性,通常采用次优算法计算渐消因子  $\lambda_k$ ,故  $\lambda_k$  也被称为次优渐消因子,其具体计算过程为

$$\lambda_k = \begin{cases} 1 & C_k \leq 1 \\ C_k & C_k > 1 \end{cases} \quad (9)$$

$$C_k = \frac{\text{tr}(\mathbf{N}_k)}{\text{tr}(\mathbf{M}_k)} \quad (10)$$

$$\begin{cases} \mathbf{N}_k = \mathbf{V}_k - \mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{Q}\mathbf{H}_k^T - \beta\mathbf{R}_k \\ \mathbf{M}_k = \mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}^T\mathbf{H}_k^T \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵求迹运算; $\mathbf{V}_k$ 为实际输出残差序列的协方差阵。实际情形下  $\mathbf{V}_k$  为未知量,但可由下式进行估算,即

$$\mathbf{V}_k = \begin{cases} \boldsymbol{\gamma}_1\boldsymbol{\gamma}_1^T & k=1 \\ \frac{\rho\mathbf{V}_{k-1} + \boldsymbol{\gamma}_k\boldsymbol{\gamma}_k^T}{1+\rho} & k>1 \end{cases} \quad (12)$$

## 2 自适应平方根容积分卡尔曼滤波

### 2.1 次优渐消因子的等价表述

预测误差协方差  $\mathbf{P}_{k|k-1}$ ,输出预测协方差  $\mathbf{P}_{z,k|k-1}$  及互协方差  $\mathbf{P}_{xz,k|k-1}$  可以表示为

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = E[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T] \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_{z,k|k-1} = E[(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})^T] \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{xz,k|k-1} = E[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})^T] \quad (15)$$

由于状态量与量测噪声互不相关,将式(1)代入式(14)可得

$$\mathbf{P}_{z,k|k-1} = E[(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})^T] = \mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (16)$$

同理可得

$$\mathbf{P}_{xz,k|k-1} = E[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})^T] = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T \quad (17)$$

已知  $\mathbf{P}_{k|k-1}^{(l)}$  为引入渐消因子  $\lambda_k$  之后的状态预测协方差阵,故用  $\mathbf{P}_{k|k-1}^{(l)}$  代替式(16)和式(17)中的  $\mathbf{P}_{k|k-1}$ ,可得

$$\mathbf{P}_{z,k|k-1}^{(l)} = \mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}^{(l)}\mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_{xz,k|k-1}^{(l)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(l)}\mathbf{H}_k^T \quad (19)$$

将上式变形得到

$$\mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{P}_{z,k|k-1}\mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \quad (20)$$

$$\mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1} = (\mathbf{P}_{z,k|k-1}^{(l)})^T(\mathbf{P}_{k|k-1}^{(l)})^{-1} \quad (21)$$

于是,可以得到  $\mathbf{K}_k$  和  $\mathbf{P}_{k|k}$  的等价表达式为

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(l)}(\mathbf{P}_{z,k|k-1}^{(l)})^{-1} \quad (22)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(l)} - \mathbf{P}_{z,k|k-1}^{(l)}(\mathbf{P}_{z,k|k-1}^{(l)})^{-1}(\mathbf{P}_{z,k|k-1}^{(l)})^T = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(l)} - \mathbf{K}_k\mathbf{P}_{z,k|k-1}^{(l)}\mathbf{K}_k^T \quad (23)$$

同理,可以得到  $\mathbf{N}_k$  和  $\mathbf{M}_k$  的等价形式为

$$\mathbf{N}_k = \mathbf{V}_k - \beta\mathbf{R}_k - \mathbf{P}_{z,k|k-1}\mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}\mathbf{Q}_{k-1}\mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}\mathbf{P}_{z,k|k-1} \quad (24)$$

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}^T\mathbf{H}_k^T = \mathbf{P}_{z,k|k-1} - \mathbf{V}_k + \mathbf{N}_k \quad (25)$$

在 SCKF 中, $\mathbf{P}_{k|k-1}$ , $\mathbf{P}_{z,k|k-1}$  和  $\mathbf{P}_{xz,k|k-1}$  有相应的表达式为

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1}\mathbf{S}_{k|k-1}^T \quad (26)$$

$$\mathbf{P}_{z,k|k-1} = \mathbf{S}_{z,k|k-1}\mathbf{S}_{z,k|k-1}^T \quad (27)$$

$$\mathbf{P}_{xz,k|k-1} = \boldsymbol{\chi}_{k|k-1}\mathbf{Z}_{k|k-1}^T \quad (28)$$

式中: $\mathbf{S}_{k|k-1}$  为  $\mathbf{P}_{k|k-1}$  的平方根; $\mathbf{S}_{z,k|k-1}$  为  $\mathbf{P}_{z,k|k-1}$  的平方根。将其代入式(24)和式(25)中, $\mathbf{N}_k$  和  $\mathbf{M}_k$  在 SCKF 中的表达式为

$$\mathbf{N}_k = \mathbf{V}_k - \beta\mathbf{R}_k - \mathbf{P}_{z,k|k-1}^T(\mathbf{S}_{k|k-1}\mathbf{S}_{k|k-1}^T)^{-1} \cdot \mathbf{Q}_{k-1}(\mathbf{S}_{k|k-1}\mathbf{S}_{k|k-1}^T)^{-1}\mathbf{P}_{z,k|k-1} \quad (29)$$

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{S}_{z,k|k-1}\mathbf{S}_{z,k|k-1}^T - \mathbf{V}_k + \mathbf{N}_k \quad (30)$$

求得  $\mathbf{N}_k$  和  $\mathbf{M}_k$  后即可根据式(9)~式(12)计算渐消因子  $\lambda_k$ 。

## 2.2 发散的检测和抑制

目标机动会使滤波不稳定甚至发散,若滤波器始终工作在强跟踪状态会影响到状态估计的精度,针对空间目标机动跟踪问题,目标携带燃料有限,其机动能力和机动次数都受到很大程度限制,所以当目标机动时切换到强跟踪滤波状态,而在目标不机动时应切换至 SCKF 滤波状态,以保持较高的跟踪精度。因此需要建立目标机动检验模型,本文采用检验滤波是否发散的方法进行目标机动检验<sup>[9]</sup>。

采用基于矩匹配的方法对滤波是否发散进行检验,即

$$\boldsymbol{\gamma}_k \boldsymbol{\gamma}_k^T \leq \text{Str}(\mathbf{S}_{z,k|k-1} \mathbf{S}_{z,k|k-1}^T) \quad (31)$$

式中:  $S \geq 1$  为可调系数;  $\boldsymbol{\gamma}_k$  为残差序列。若该式不成立,按照强跟踪滤波的方法修正  $\mathbf{P}_{k|k-1}$ , 在 SCKF 中直接计算其平方根形式为

$$\mathbf{S}_{k|k-1}^{(i)} = \text{Tria} \{ [\sqrt{\lambda_k} \boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^* \sqrt{\mathbf{Q}_{k-1}}] \} \quad (32)$$

## 2.3 ASCKF 算法的实现

1) 选择初值  $\hat{\mathbf{x}}_{0|0}, \mathbf{P}_{0|0}$ 。对  $\mathbf{P}_{0|0}$  进行分解得到其平方根  $\mathbf{S}_{0|0}$ 。

2) 计算状态一步估计值,并计算残差序列  $\boldsymbol{\gamma}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ 。

3) 根据式(31)判断滤波是否发散,如果检测到滤波发散,进入4),否则进入5)。

4) 根据式(9)~式(12)计算渐消因子  $\lambda_k$ ,由式(32)计算修正后的预测协方差阵的平方根  $\mathbf{S}_{k|k-1}^{(i)}$ 。

5) 计算滤波增益  $\mathbf{K}_k$ ,更新协方差阵平方根  $\mathbf{S}_{k|k}$  和状态估计值  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ ,返回2)。

## 3 空间目标被动跟踪模型

### 3.1 状态模型

考虑低轨的空间目标绕地球做无摄的二体运动。在 J2000.0 坐标系中,选取目标的位置  $\mathbf{r}_T = [x \ y \ z]^T$  和速度  $\dot{\mathbf{r}}_T = [\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]^T$  为状态变量  $\mathbf{X} = [\mathbf{r}_T \ \dot{\mathbf{r}}_T]^T$ 。

根据二体运动规律,目标的运动方程为

$$\ddot{\mathbf{r}} = -\mu \frac{\mathbf{r}}{|\mathbf{r}|^3} \quad (33)$$

式中:  $\mu$  为地球引力常数;  $|\mathbf{r}| = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$  表示卫星到地心的距离。

卫星的状态微分方程可表示为

$$\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{F}(\mathbf{X}(t)) = [\dot{\mathbf{r}}_T \ \ddot{\mathbf{r}}_T]^T \quad (34)$$

对上式离散化,可得到

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{X}(k) + \int_{t_k}^{t_{k+1}} \mathbf{F}(\mathbf{X}(t)) dt \quad (35)$$

$\mathbf{F}(\mathbf{X}(t)) = \mathbf{F}(\mathbf{X}(k)) + \mathbf{A}(\mathbf{X}(k))\mathbf{F}(\mathbf{X}(k))(t - t_k)$ ,将

状态值代入式(19)可得到状态预测方程为

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k) = \hat{\mathbf{X}}(k|k) + \int_{t_{k-1}}^{t_k} \mathbf{F}(\hat{\mathbf{X}}(t)) dt \quad (36)$$

由于空间目标运动的环境是复杂的,因此会受到很多外力作用,其中最主要的就是地球非球形  $J_2$  项摄动力,在考虑  $J_2$  项摄动时,空间目标的状态微分方程表示为

$$\begin{cases} \ddot{x} = -\frac{\mu}{|\mathbf{r}|^3} x \left[ 1 - J_2 \left( \frac{R_e}{|\mathbf{r}|} \right)^2 \left( 7.5 \frac{z^2}{|\mathbf{r}|^2} - 1.5 \right) \right] \\ \ddot{y} = -\frac{\mu}{|\mathbf{r}|^3} y \left[ 1 - J_2 \left( \frac{R_e}{|\mathbf{r}|} \right)^2 \left( 7.5 \frac{z^2}{|\mathbf{r}|^2} - 1.5 \right) \right] \\ \ddot{z} = -\frac{\mu}{|\mathbf{r}|^3} z \left[ 1 - J_2 \left( \frac{R_e}{|\mathbf{r}|} \right)^2 \left( 7.5 \frac{z^2}{|\mathbf{r}|^2} - 4.5 \right) \right] \end{cases} \quad (37)$$

### 3.2 观测模型

假设高轨的观测卫星可通过红外或截获目标卫星发射的信号测角。目标在观测卫星轨道坐标系下测得的俯仰角  $\beta_k$  和方位角  $\delta_k$  定义为

$$\begin{cases} \beta_k = \arctan \frac{\varphi_y}{\varphi_x} \\ \delta_k = \arctan \frac{\varphi_z}{\sqrt{\varphi_x^2 + \varphi_y^2}} \end{cases} \quad (38)$$

其中,  $\boldsymbol{\varphi} = [\varphi_x \ \varphi_y \ \varphi_z]^T$ , 表示目标卫星在观测卫星质心轨道坐标系下的坐标。

定义观测量  $\mathbf{Z}(k) = [\beta_k \ \varphi_k]^T$ , 则观测方程可表示为

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(\mathbf{X}(t)) + \mathbf{n}_k \quad (39)$$

式中:  $\mathbf{n}_k = [n_{\beta_k} \ n_{\varphi_k}]^T$  为观测噪声;  $\mathbf{H}(\cdot)$  表示量测非线性函数。

### 3.3 目标机动的跟踪模型

在目标机动的时刻,认为运动状态模型不变,仅考虑速度改变量而忽略位置改变量。

$$\begin{cases} x_k = x_k \\ y_k = y_k \\ z_k = z_k \\ \dot{x}_k = \dot{x}_k + \Delta v_x \\ \dot{y}_k = \dot{y}_k + \Delta v_y \\ \dot{z}_k = \dot{z}_k + \Delta v_z \end{cases} \quad (40)$$

式中,  $\Delta v_x, \Delta v_y, \Delta v_z$  为目标卫星质心轨道坐标系内的速度增量。

## 4 仿真结果分析

假定观测卫星通过测角的方式对低轨的空间目标进行跟踪。设高轨的观测卫星轨道根数为: (10508.1, 0.0005778, 63.2447, 231.7335, 144.1608, 0), 分别表

示半长轴、偏心率、轨道倾角(度)、升交点赤经(度)、近地点幅角(度)、过近地点时刻,空间目标轨道根数为(6708.9,0.0004903,42.7826,66.6248,315.3706,0)。仿真数据由 Matlab 根据龙格库塔转阿达姆斯积分方法得到。

假定滤波周期为  $T=2\text{ s}$ ,观测弧段时长为 3000 s,初始误差为  $[100\ 100\ 100\ 0.1\ 0.1\ 0.1]^T$ ,位置  $r$  单位为 km,速度  $\dot{r}$  单位为 km/s,仿真均为 100 次蒙特卡罗仿真的结果。假设目标在 1500 s 时进行脉冲式轨道机动,考虑到空间目标的机动能力,假设机动速度增量  $\Delta v=100\text{ m/s}$ ,速度增量方向为横向。SCKF 与 ASCKF 算法的仿真对比如图 1、图 2 所示。

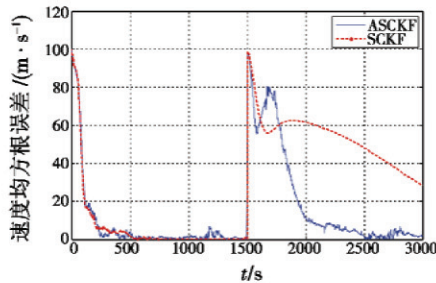


图 1 机动目标的速度均方根误差对比

Fig. 1 Speed root mean square error of maneuvering target

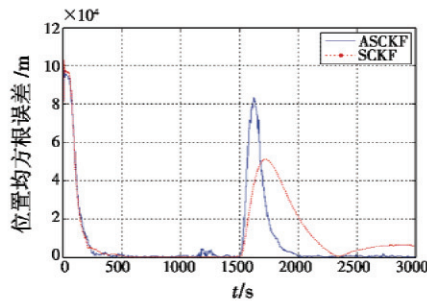


图 2 机动目标的位置均方根误差对比

Fig. 2 Position root mean square error of maneuvering target

由上图可以看出,在目标机动前,ASCKF 处于非强跟踪状态,收敛速度和跟踪精度与 SCKF 相当,但在目标机动之后,SCKF 发散并无法在观察时段内再次收敛,而 ASCKF 自主切换至强跟踪模式,能在短时间内再次收敛,体现了 ASCKF 的自适应能力,充分证明了 ASCKF 跟踪机动目标的能力优于 SCKF,能较好完成对空间机动目标的跟踪任务。

## 5 结束语

本文针对空间目标在线机动的问题,应用一种基于自适应容积卡尔曼滤波的空间目标被动测角跟踪算法,将强跟踪滤波中的次优渐消因子引入 SCKF 算法中,同时采用矩匹配的方法进行了目标机动检验,当检测到目标机动时切换到强跟踪状态,当未检测到目标

机动时滤波器工作在最优状态。仿真结果表明,在考虑地球非球形  $J_2$  项摄动的条件下,当目标不机动时,标准的 SCKF 算法略优于 ASCKF 算法;在目标机动的情况下,ASCKF 算法的跟踪精度明显优于 SCKF 算法,表现出了更快的收敛速度、更高的跟踪精度和更强的抗干扰能力并具有较好的实时性。

## 参考文献

- [1] 李恒年. 卫星机动轨道确定[M]. 北京:国防工业出版社,2013:75-95. (LI H N. Orbit determination for maneuvering satellite [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013:75-95.)
- [2] LI X R, JILKOV V P. A survey of maneuvering target tracking—Part II: Ballistic target models [C]//Proceeding of SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Target, San Diego, CA, USA:SPIE Press, 2001:1-23.
- [3] 涂文斌,杨永生,敬忠良. 闪烁噪声下轨道机动目标自适应鲁棒跟踪算法[J]. 计算机工程,2012,38(18):11-18. (TU W B, YANG Y S, JING Z L. Adaptive robust tracking algorithm for orbit maneuvering target under glint noise[J]. Computer Engineering, 2012, 38(18):11-18.)
- [4] 陈敏泽,周东华. 一种基于强跟踪滤波器的自适应故障预报方法[J]. 上海海运学院学报,2001,22(3):35-41. (CHEN M Z, ZHOU D H. An adaptive fault prediction method based on strong tracing filter[J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2001, 22(3):35-41.)
- [5] 周东华,席裕庚,张钟俊. 非线性系统带次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波[J]. 控制与决策,1990(5):1-6. (ZHOU D H, XI Y G, ZHANG Z J. Suboptimal fading extended Kalman filter for nonlinear system[J]. Control and Decision, 1990(5):1-6.)
- [6] 周东华,席裕庚,张钟俊. 一种带多重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波器[J]. 自动化学报,1991,17(6):689-695. (ZHOU D H, XI Y G, ZHANG Z J. An extended Kalman filter with a multiple fading factoring [J]. Acta Automatica Sinica, 1991, 17(6):689-695.)
- [7] 李强. 单星对卫星目标的被动定轨与跟踪关键技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2007. (LI Q. Research of satellite-to-satellite passive locating and tracking with bearings only measurements [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2007.)
- [8] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82:35-45.
- [9] 石勇,韩崇朝. 自适应 UKF 算法在目标跟踪中的应用[J]. 自动化学报,2011,37(6):755-759. (SHI Y, HAN C Z. Adaptive UKF method with applications to tracking target[J]. Acta Automatic Sinica, 2011, 37(6):755-759.)