一种改进的GM-C-CPHD空间多目标跟踪算法

谢贝旭,张 艳,陈金涛,张任莉

(中山大学 航空航天学院,广东 深圳 518060)

摘 要:随着空间目标的数目急剧上升,提高空间多目标跟踪精度成为必然要求,但空间多目标跟踪存在轨道 动力学模型不完善的问题。针对该问题,提出一种改进的高斯混合势概率假设密度滤波(GM-C-CPHD)算法。通 过在轨道动力学模型中考虑一个不确定性模型参数,即面质比参数(AMR),基于协方差传递面质比参数对位置、 速度状态估计的影响,提高空间目标跟踪精度。仿真分析表明:相对于GM-CPHD滤波器,目标数量的跟踪和状态 估计性能均有所提高,具有良好的应用前景。

关键词:空间多目标跟踪;高斯混合;势概率假设密度滤波;不确定性参数;面质比(AMR)
 中图分类号:TN 713 文献标志码:A
 DOI: 10.19328/j.cnki.2096-8655.2024.01.012

An Improved GM-C-CPHD Algorithm for Spatial Multi-Target Tracking

XIE Beixu, ZHANG Yan, CHEN Jintao, ZHANG Renli

(School of Aeronautics and Astronautics, Sun Yat-Sen University, Shenzhen 518060, Guangdong, China)

Abstract: With the rapid increase in the number of spatial targets, it is necessary to improve the accuracy of spatial multitarget tracking (MTT).However, the existing orbital dynamics model for MTT is imperfect. To solve this problem, an improved Gaussian-mixture considering cardinalized probability hypothesis density (GM-C-CPHD) algorithm is proposed. By considering an uncertain model parameter, i.e., the area-to-mass ratio (AMR), in the orbital dynamics model, the influence of the AMR parameter on the estimation of position and velocity vector is considered based on covariance, with which the tracking accuracy of spatial targets is improved. The simulation results demonstrate that the performance of the target number and state estimation is improved compared with the Gaussian-mixture cardinalized probability hypothesis density (GM-CPHD) filter, which shows that the proposed algorithm has a good application prospect.

Key words: spatial multi-target tracking; Gaussian mixture; cardinalized probability hypothesis density (CPHD) filter; uncertain parameter; area-to-mass ratio (AMR)

0 引言

随着航天技术不断进步,太空探索活动逐渐增加,新发射的航天器及卫星增多,使得近地空间逐渐拥挤^[1];同时,空间的目标解体频发,产生的碎片数量逐渐增多,对卫星和航天器的运行造成巨大的威胁^[2-3]。针对空间碎片,主要有以下4个应对措施:监测和预警、碰撞规避和防护、离轨和弃置策略,以及主动清除^[4-5]。从应对措施看,对轨道上目标进行精准识别^[6]、定位与跟踪均为应对的必备前提,以此

提前掌握可能发生碰撞的信息,并对应地操控卫星 躲避或提前精确地清除碎片。

多目标跟踪(Multi-Target Tracking,MTT)^[7-10] 是指从含噪声的传感器量测中(存在虚警或杂波), 估计监视区域内的目标数量和状态。MTT算法主 要分为数据关联和非数据关联2类,如图卷积网络 (Graph Convolutional Network,GCN)、联合概率数 据关联(Joint Probabilistic Data Association,JPDA) 和多假设跟踪(Multi-hypothesis Tracking,MHT)是

收稿日期:2022-10-31;修回日期:2023-03-13

基金项目:深圳市空间态势感知基础理论与应用技术研究项目(76150 42100003)

作者简介:谢贝旭(1995-),男,硕士,主要研究方向为多目标跟踪。

通信作者:张 艳(1975—),女,教授,博士,主要研究方向为空间目标探测与识别技术、多源信息融合处理技术。

基于数据关联的MTT算法^[11-12],需先完成量测的分 配步骤,再进行目标状态估计^[13]。非数据关联的方 法,是在随机有限集(Random Finite Set, RFS)的框 架下进行,如概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)和势概率假设密度(Cardinalized Probability Hypothesis Density, CPHD)滤波算法, 可以避开关联运算模块,并直接进行多目标状态估 计,显著缓解了运算的复杂程度^[14-19]。

R.MAHLER从贝叶斯滤波和有限集理论出发, 提出PHD滤波算法^[20],该算法递归多目标后验 I 阶近 似矩,而不是整体地后验概率密度。随后又提出CPHD 滤波算法,联合传递多目标概率密度的 I 阶近似矩及 目标的势分布,进一步提高跟踪精度。但实现PHD、 CPHD算法存在积分的困难;VO等^[21]在此基础上实 现了高斯混合形式的PHD及CPHD滤波算法,降低 了运算难度,并在二维仿真场景中应用。空间多目标 跟踪问题的突出难点之一是由摄动力引起的运动方 程不确定性,与其相关的不确定性参数会导致状态估 计难度加大,进而导致环境对目标的影响不确定,参 数识别效果变差,跟踪性能变差^[22]。为了提高对空间 目标的跟踪性能,MCCABE和DEMARS等^[23-24]推导 了一种考虑不确定性参数的高斯混合势概率假设密 度 (Gaussian-mixture Cardinalized Probability Hypothesis Density, GM-C-PHD) 滤波器; YANG 等^[25]在 无迹卡尔曼滤波框架下推导了考虑面质比(Area-to-Mass Ratio, AMR)不确定性参数(Gaussian-mixture Considering Probability Hypothesis Density, GM-C-PHD)的滤波器,在空间跟踪环境中使用。CPHD滤 波器同时传递多目标概率密度的 I 阶近似矩以及目 标的势分布,因此跟踪精度上,尤其是对目标数目的 估计,其误差小于PHD。

针对空间目标跟踪的模型不确定性问题,本文 提出一种考虑面质比(Area-to-Mass Ratio, AMR) 不确定性参数(Gaussian-mixture Considering Cardinalized Probability Hypothesis Density, GM-C-CPHD)的算法。该算法在轨道动力学模型中考虑 了不确定参数 AMR,在无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)滤波框架下通过协方差传 递的方式传递参数 AMR 对位置、速度状态估计的 影响,以此减弱模型的不确定性影响程度,提高目 标跟踪水平。仿真分析表明,相较于原来的 GM- CPHD滤波器,目标的跟踪性能有所改善。

1 改进的GM-C-CPHD 滤波器

CPHD滤波器在计算上存在积分困难,可通过 高斯混合形式将递归过程中的目标强度函数及势 分布函数进行高斯叠加和处理,进而有效避免积分 困难的问题。本节首先简单分析不确定性参数 AMR对空间目标摄动力模型的影响,随后提出一 种考虑不确定性参数 AMR的 GM-C-CPHD滤波 器,并阐述该算法的具体计算流程。

1.1 AMR与摄动力的影响关系

在地心惯性坐标系中,空间目标的摄动力模型 如下:

$$\ddot{\boldsymbol{r}} + \frac{\mu}{r^2} \frac{\boldsymbol{r}}{r} = \alpha_{\rm arp} + \alpha_{\rm drag} + \alpha_{\Theta} + \alpha_{\Pi} + \alpha_{J_2} \qquad (1)$$

式中:r为空间目标的位置矢量,m; \ddot{r} 为位置矢量加 速度,m/s²; α_{ap} 为太阳光压加速度,m/s²; α_{drag} 为大气 阻力加速度,m/s²; α_{Θ} 为太阳引力加速度,m/s²; α_{Π} 为月球引力加速度,m/s²; α_{J_2} 为J₂摄动加速度,m/s²。

与AMR参数相关的有大气阻力摄动和太阳光 压摄动,本文主要考虑AMR参数对太阳光压摄动 力的影响。其影响关系表达式如下:

$$\alpha_{\rm arp} = C_{\rm r} P_{\rm r} \frac{S}{m} \left(\frac{r_{\rm e,\Theta}}{\|\boldsymbol{r} - \boldsymbol{r}_{\Theta}\|} \right)^2 \frac{\boldsymbol{r} - \boldsymbol{r}_{\Theta}}{\|\boldsymbol{r} - \boldsymbol{r}_{\Theta}\|}$$
(2)

式中:S/m为面质比;r₀为太阳的位置矢量,m;C_r为 无量纲反射系数;P_r为地球表面处的光压强度;r_{e.0} 为地日心平均距离。

1.2 状态增广的系统方程

本文采用高斯混合的实现形式,并在UKF 滤波 框架下传递概率密度函数及势分布函数,以适应非线 性的系统方程。目标的状态方程和量测方程如下:

$$x_{k,c} = f(x_{k-1,c}) + w_k, w_k \sim N(x_{k,c}; 0, Q_k) \quad (3)$$

$$\boldsymbol{z}_{k} = \boldsymbol{g}(\boldsymbol{x}_{k,c}) + \boldsymbol{v}_{k}, \ \boldsymbol{v}_{k} \sim N(\boldsymbol{z}_{k}; 0, \boldsymbol{R}_{k})$$
(4)

式中: $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 为非线性函数; w_k 和 v_k 均为高斯 白噪声;c为面质比参数,即c = S/m; $x_{k,c}$ 为考虑 AMR参数的增广状态矢量; z_k 为观测矢量。

 $x_{k,c}$ 和 z_k 如下:

$$\boldsymbol{x}_{k,c} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}, \boldsymbol{z}, \dot{\boldsymbol{x}}, \dot{\boldsymbol{y}}, \dot{\boldsymbol{z}}, \boldsymbol{c} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
(5)

$$\boldsymbol{z}_{k} = \left[\boldsymbol{A}, \boldsymbol{E}, \dot{\boldsymbol{A}}, \dot{\boldsymbol{E}}\right]^{\mathrm{T}}$$
(6)

式中:A,E分别为方位角及俯仰角,rad; \dot{A} , \dot{E} 分别为 两者的角速度,rad/s;x、y、z分别为以观测站为原点 的三维空间坐标,m; \dot{x} , \dot{y} , \dot{z} 分别为对应的速度,m/s。

1.3 高斯混合实现形式

1) 初始化

在非线性跟踪系统中,为了降低计算难度,利 用高斯近似方法,将后验强度中的非高斯分量拆解 成若干高斯分量形式。这里将满足均值为*m*、协方 差为*P*的高斯概率密度记为*N*(•;*m*,*P*)。假设*k*时 刻新生目标的强度函数是高斯混合形式:

$$v_{\mathrm{B},k}(x_{\mathrm{c}}) = \sum_{i=1}^{J_{\mathrm{B},k}} \omega_{\mathrm{B},k}^{(i)} N(x_{\mathrm{c}}; m_{\mathrm{B},k}^{(i)}, P_{\mathrm{B},k}^{(i)})$$
(7)

2) 预测步

记k-1时刻真实目标的后验强度函数为

$$v_{k-1}(\boldsymbol{x}_{c}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} \omega_{k-1}^{(i)} N(\boldsymbol{x}_{c}; \boldsymbol{m}_{k-1}^{(i)}, \boldsymbol{P}_{k-1}^{(i)}) \quad (8)$$

则 k 时刻的预测强度函数可计算如下:

$$v_{k|k-1}(x_{c}) = v_{S,k|k-1}(x_{c}) + v_{B,k}(x_{c})$$
 (9)

式中: $v_{s,kk-1}(x_c)$ 为存活目标的强度。

存活目标的强度计算如下:

$$p_{\mathrm{S},k|k-1}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{c}}) = p_{\mathrm{S},k} \sum_{i=1}^{J_{k-1}} \omega_{k-1}^{(i)} N(\boldsymbol{x}_{\mathrm{c}}; m_{\mathrm{S},k|k-1}^{(i)}, P_{\mathrm{S},k|k-1}^{(i)})$$
(10)

式中:ps, *为新生目标存活概率。

均值 $m_{s,kk-1}^{(i)}$ 和协方差 $P_{s,kk-1}^{(i)}$ 可计算如下:

$$m_{\mathrm{S},k|k-1}^{(i)} = \sum_{j=0}^{2n} \omega_{\chi}(j) f(\chi_{k-1}^{(i)}(j))$$
(11)

$$P_{\mathrm{S},k|k-1}^{(i)} = \sum_{j=0}^{2n} \omega_{\mathrm{P}}(j) \left(f\left(\chi_{k-1}^{(i)}(j)\right) - m_{\mathrm{S},k|k-1}^{(i)} \right) \right)$$

$$\left[f\left(\chi_{k-1}^{(i)}(j)\right) - m_{\mathrm{S},k|k-1}^{(i)}\right]^{\mathrm{T}} + Q_{k-1}$$
(12)

记后验势分布为 $p_{k-1}(\cdot)$,则k时刻的预测势分 布函数如下:

$$p_{k|k-1}(n) = \sum_{j=0}^{n} p_{\Gamma,k}(n-j) \sum_{\ell=j}^{\infty} C_{j}^{\ell} p_{k-1}$$

$$(\ell) p_{S,k}^{j} (1-p_{S,k})^{\ell-j}$$
(13)

式中: $p_{\Gamma,k}(\cdot)$ 为k时刻新生目标的势分布函数; $p_{S,k}$ 为新生目标存活概率; C_j^ℓ 为组合系数; J_{k-1} 和 J_{kk-1} 为高斯混合分量的个数; ω 为分量权重。

3) 更新步

k时刻目标的后验势分布及后验强度也是高斯

混合形式,且两者的更新如下:

$$p_{k}(n) = \frac{\psi_{k}^{0} \left[\omega_{k|k-1}, Z_{k} \right](n) p_{k|k-1}(n)}{\left\langle \psi_{k}^{0} \left[\omega_{k|k-1}, Z_{k} \right], p_{k|k-1} \right\rangle}$$
(14)

$$v_{k}(\boldsymbol{x}_{c}) = \frac{\left\langle \psi_{k}^{0} \left[\boldsymbol{\omega}_{k|k-1}, \boldsymbol{Z}_{k} \right], \boldsymbol{p}_{k|k-1} \right\rangle}{\left\langle \psi_{k}^{0} \left[\boldsymbol{\omega}_{k|k-1}, \boldsymbol{Z}_{k} \right], \boldsymbol{p}_{k|k-1} \right\rangle} \left(1 - p_{\mathrm{D},k}\right) v_{k|k-1}(\boldsymbol{x}_{c}) + \sum_{\boldsymbol{z} \in \boldsymbol{Z}_{k}} v_{\mathrm{D},k}(\boldsymbol{x}_{c}, \boldsymbol{z})$$
(15)

式中:v_D(•)为检测概率下的更新强度函数。

$$v_{\mathrm{D},k}(x_{\mathrm{c}}, z) = \sum_{j=1}^{J_{kk-1}} \omega_{k}^{(j)}(z) N(x; m_{k}^{(j)}(z), P_{k}^{(j)}),$$

$$\omega_{k}^{(j)}(z) = \frac{P_{\mathrm{D},k} \omega_{k|k-1}^{(i)} q_{k}^{(i)}(z)}{\kappa_{k} + P_{\mathrm{D},k} \sum_{\ell}^{J_{kk-1}} \omega_{k|k-1}^{(\ell)} q_{k}^{(i)}(z)},$$

$$q_{k}^{(i)}(z) = N(z; z_{k}^{(i)}, P_{zz,k}^{(i)})$$
(16)

1.4 滤波器实现

在使用高斯混合形式描述后验强度和后验势 分布后,使用UKF滤波公式传递各个高斯分量,更 新目标强度函数和势分布,并实现GM-C-CPHD滤 波器。具体的滤波实现过程如下。

1) 基于 k - 1 时刻的状态估计量开始 Sigma 点 采样,获取1组 Sigma 点及其相对应的权值 w_l : $\chi_{l,k-1,c} =$

$$\begin{cases} \hat{x}_{k-1,c} + \sqrt{(n+\lambda)\hat{P}_{k-1}}, & l = 1, 2, \cdots, n \\ \hat{x}_{k-1,c} - \sqrt{(n+\lambda)\hat{P}_{k-1}}, & l = n+1, 2, \cdots, 2n \end{cases}$$
(17)

2)将Sigma点代进运动方程,获取Sigma点的 预测情况:

$$\chi_{l,k|k-1,c} = f(\chi_{l,k-1,c}), \ l=1,2,\cdots,2n$$
 (18)

3)根据权值 w_i 及各 Sigma 点的预测值获取状态变量及协方差矩阵的预测情况如下:

$$\begin{cases} \bar{\boldsymbol{x}}_{k|k-1,c} = \sum_{l=0}^{2n} w_l \boldsymbol{\chi}_{l,k|k-1,c} \\ \bar{\boldsymbol{P}}_{k|k-1,c} = \sum_{l=0}^{2n} w_l (\boldsymbol{\chi}_{l,k|k-1,c} - \bar{\boldsymbol{x}}_{k|k-1,c}) \\ [\boldsymbol{\chi}_{l,k|k-1,c} - \bar{\boldsymbol{x}}_{k|k-1,c}]^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_{k-1} \end{cases}$$
(19)

4)根据上一步计算的状态变量预测值再次进行 Sigma 点采样获取另一组 Sigma 点及相对应的权值 w_l:

 $\chi_{l, k|k-1, c} =$

$$\begin{cases} \bar{x}_{k|k-1,c} + \sqrt{(n+\lambda) P_{k|k-1,c}}, & l=1,2,\cdots,n \\ \bar{x}_{k|k-1,c} - \sqrt{(n+\lambda) P_{k|k-1,c}}, & l=n+1,2,\cdots,2n \end{cases}$$
(20)

5) 将上一步获取的 Sigma 点代入观测方程,求 得各 Sigma 点的观测预测值为

$$\mathbb{Z}_{l,k} = g\left(\boldsymbol{\chi}_{l,k|k-1,c}\right), \ l = 1, 2, \cdots, 2n \qquad (21)$$

6)根据权值 w_i 及各 Sigma 的观测预测值获取 系统观测及协方差的预测值为

$$\bar{\boldsymbol{z}}_{k|k-1} = \sum_{l=0}^{2n} w_l \mathbb{Z}_{l,k}$$
(22)

$$P_{k,zz} = \sum_{l=0}^{2n} w_l (\mathbb{Z}_{l,k} - \bar{z}_{l,k}) [\mathbb{Z}_{l,k} - \bar{z}_{l,k}]^{\mathrm{T}} + R_k \quad (23)$$

$$P_{k,xz} = \sum_{l=0}^{2n} w_l \left(\boldsymbol{\chi}_{l,k|k-1,c} - \bar{\boldsymbol{z}}_{k|k-1} \right) \left[\boldsymbol{\mathbb{Z}}_{l,k} - \bar{\boldsymbol{z}}_{k|k-1} \right]^{\mathrm{T}}$$
(24)

7) 计算增益矩阵K_k为

$$\boldsymbol{K}_{k} = \boldsymbol{P}_{k,xz} \boldsymbol{P}_{k,zz}^{-1} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{K}_{k,x} \\ \boldsymbol{K}_{k,c} \end{bmatrix}$$
(25)

8) 计算状态变量及协方差矩阵的更新值:

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k,c} = \bar{\boldsymbol{x}}_{k|k-1,c} + \begin{bmatrix} K_{k,x} \\ 0 \end{bmatrix} (\boldsymbol{z}_k - \bar{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}) \quad (26)$$

$$\widehat{P}_{k} = \overline{P}_{k|k-1,c} - \begin{bmatrix} K_{k,x}P_{k,zz}K_{k,x}^{\top} & K_{k,x}P_{k,zz}K_{k,c}^{\top} \\ K_{k,c}P_{k,zz}K_{k,x}^{\top} & 0 \end{bmatrix}$$
(27)

2 仿真分析

为了比较 GM-C-CPHD 滤波器与 GM-CPHD 滤波器在不同空间目标跟踪环境下的跟踪效果, 共设置 3 组仿真实验,其变量控制见表 1,3 个目标 初始轨道根数见表 2。其中目标 1 存在时间为第 1 至第 30 时刻;目标 2 存在时间为第 1 至第 21 时刻; 目标 3 存在时间为第 5 至第 30 时刻。目标的滤波 初始状态标准差设置为:x,y,z方向的位置标准差 为 $\sigma_{xx} = \sigma_{y} = \sigma_{z} = 1 \text{ km}; x, y, z$ 方向的速度标准差为 $\sigma_{wx} = \sigma_{yy} = \sigma_{z} = 1 \text{ km}; x, y, z$ 方向的速度标准差为 $\sigma_{wx} = \sigma_{yy} = \sigma_{xz} = 1 \text{ m/s}$ 。地心地固坐标系 (Earthcentered, Earth-fixed, CEF)测站参数设置见表 3。 使用最优子模式分配 (Optimal Subpattern Assignment, OSPA) — 致性度量进行性能评估,其中惩罚 参数 c = 50 km,阶次参数 p = 2。

表1 仿真实验参数设置

Tab.1 Parameter settings of the simulation tests

实验 分组	目标数	检测概率 $P_{\rm D}$	杂波参数 λ	真实模型 AMR	滤波模型 AMR
1	3	0.99	1×10^{-6}	0.7	0.2
2	3	0.95	1×10^{-6}	0.7	0.2
3	3	0.95	1	0.7	0.2

表2 地球同步轨道目标的初始轨道根数

目标	半长轴/km	偏心率	倾角/rad	近地点幅角/rad	升交点赤经/rad	真近点角/rad
1	42 164.573	2.878×10^{-4}	1.047×10^{-4}	4.864	2.441	1.596
2	41 169.822	$2.1 imes 10^{-4}$	0.023	3.300	0.172	-0.891
3	42 164.567	0.001 5	4.520×10^{-6}	4.863	2.441	1.791

Tab.2 Initial Keplerian elements of the geosynchronous orbit objects

表3 地心地固坐标系下测站参数说明

Tab.3 Description of the ground station parameters in the coordinate system

测站位置信息/km	$\begin{bmatrix} -1 519.509, -5 077.663, \\ 3 550.820 \end{bmatrix}$
测站速度信息/(m•s ⁻¹)	[0,0,0]
角度标准偏差/arcsec	$\sigma_{\rm a} = \sigma_{\rm e} = 2.00$
角速率标准差/(arcsec•s ⁻¹)	$\dot{\sigma}_{a} = \dot{\sigma}_{e} = 0.35$

2.1 仿真实验1

GM-C-CPHD和GM-CPHD滤波的位置、速度 OSPA误差及目标数目估计结果如图1所示。其 中,第30时刻的位置、速度OSPA误差统计值及目标数目错误估计的时刻数见表4。可以看到,随着时间的迭代,2个滤波器最后均能收敛,但GM-C-CPHD滤波器的位置及速度OSPA误差的最后收敛数值分别为130.311和0.019,而GM-CPHD滤波器则为3951.62和0.74。在目标数目估计方面,图1显示2个滤波器在大部分时间均可以准确估计,其中GM-C-CPHD在第15时刻目标数目估计错误,估计错误时刻数为1;而GM-CPHD滤波器在第15和18时刻均估计错误,错误估计时刻数为2。2个滤波器在第30时刻不同分位值的

OSPA误差见表5。由表5可知,GM-C-CPHD滤 波器在第30时刻的估计精度更高,显示出所提方 法的有效性。



图1 OSPA误差和目标数目估计



- 表 4 第 30 时刻位置、速度 OSPA 误差和目标数目错误估计 时刻数
- Tab.4OSPA errors of the position and velocity at the 30th
moment and the total moment number of false
estimation regarding the target number

算法	位置OSPA 误差	速度 OSPA 误差	错误估计 时刻数
GM-CPHD	3 951.620	0.740	2
GM-C-CPHD	130.311	0.019	1

2.2 仿真实验2

仿真实验2进一步降低了检测概率,设置为 0.95,其他实验参数设置与仿真实验1一致。 GM-C-CPHD和GM-CPHD滤波的仿真结果如 图2、表6和表7所示。由图2可知,2个滤波器的跟 踪误差值最后同样收敛,GM-C-CPHD滤波器的位 置及速度OSPA误差收敛于更小的数值。由表6可 知,本文方法收敛数值分别为189.751和0.0253,而 GM-CPHD滤波器则为7548.05和1.4638。在目标 的数目估计方面,由于检测概率减小,2个滤波器的 估计效果相比于仿真1有所降低。其中GM-C-CPHD滤波器在第11、15和第22时刻估计不准确; 而GM-CPHD滤波器在第11、12、15和第22时刻估 计不准确。此外,表7表明在5%分位值情况下, 2个滤波器的OSPA误差较为接近,但其他分位值 情况下,GM-C-CPHD滤波器的位置及速度估计误 差小于GM-CPHD滤波器。







表 5 第 30 时刻不同分位值的 OSPA 误差

Tab.5 OSPA errors regarding different quantile values at the 30th moment

指标		5%	25%	50%	75%	95%
GM-CPHD	位置/m	241.684 9	390.623 7	491.627 7	553.787 5	3535.654 4
	速度/(m•s ⁻¹)	0.021 0	0.028 4	0.039 1	0.045 9	0.071 1
GM-C-CPHD	位置/m	17.214 7	94.268 1	139.065 7	164.474 9	203.206 0
	速度/(m•s ⁻¹)	0.010 8	0.011 6	0.017 7	0.025 9	0.031 5

表 6 第 30 时刻位置、速度 OSPA 误差和目标数目错误估 计时刻数

Tab.6OSPA errors of the position and velocity at the 30th
moment and the total moment number of false
estimation regarding the target number

算法	位置OSPA 误差	速度 OSPA 误差	错误估计时 刻数
GM-CPHD	7 548.050	1.463 8	4
GM-C-CPHD	189.751	0.025 3	3

2.3 仿真实验3

在仿真2的基础上,进一步考虑杂波的情况,杂波 的产生服从泊松分布,泊松分布参数 $\lambda = 1$,其他参数 设置与仿真实验2保持一致。GM-C-CPHD和GM-CPHD滤波的仿真结果如图3、表8和表9所示。

如图 3 所示, GM-C-CPHD 滤波器的位置及速 度 OSPA 误差更小, 跟踪精度更优。由表 8 可知, 本文方法位置及速度 OSPA 误差收敛数值分别为 154.473 0 和 0.023 2, 而 GM-CPHD 滤波器则为 13 843.3 和 2.737 4。在目标数目估计方面,由于跟 踪场景存在杂波,估计效果相比于仿真 2 均有所减 小。其中 GM-CPHD 滤波器在第 11、14、15、19、20 和 21 时刻有估计错误情况, 而 GM-C-CPHD 滤波 器只在第 14 和 15 时刻估计存在偏差。此外,表 9 显示, 2 个滤波器在第 30 时刻不同分位值的 OSPA 误差,可知 GM-C-CPHD 滤波器在各分位值情况下 的 位 置 及 速 度 估 计 误 差 均 小 于 GM-CPHD 滤 波器。



- 图 3 GM-CPHD 和 GM-C-CPHD 的 OSPA 误差和目标数 目估计
- Fig.3 OSPA errors and the estimated target number by GM-CPHD and GM-C-CPHD

Tab.7OSPA errors regarding different quantile values at the 30th moment								
指标		5%	25%	50%	75%	95%		
	位置/m	81.027 7	293.949 4	753.285 9	1304.826 6	3535.712 9		
GM-CPHD	速度/(m•s ⁻¹)	0.011 2	0.026 5	0.074 2	0.136 8	7.071 1		
	位置/m	80.228 2	105.232 1	162.924 7	251.058 9	372.153 6		
GM-C-CPHD	速度/(m•s ⁻¹)	0.006 1	0.013 9	0.022 9	0.035 2	0.047 9		

表 7 第 30 时刻不同分位值的 OSPA 误差

表 8 第 30 时刻位置、速度 OSPA 误差和目标数目错误估计 时刻数

Tab.8 OSPA errors of the position and velocity at the 30th moment and the total moment number of false estimation regarding the target number

算法	位置OSPA 误差	速度 OSPA 误差	错误估计 时刻数
GM-CPHD	13 843.3	2.737 4	6
GM-C-CPHD	154.473	0.023 2	2

2.4 其他指标比较及分析

除了使用OSPA指标评价滤波器的性能外,还 统计了2个滤波器在所有时刻的OSPA误差均值、 标准差及均方根误差,统计结果见表10。由表10可 知,GM-C-CPHD滤波器的OSPA误差标准差比 GM-CPHD滤波器的标准差大,说明后期误差减小 幅度更大,而平均值及均方根误差均比GM-CPHD 滤波器小,表明了GM-C-CPHD滤波器对目标状态 估计的整体误差水平更低。

Tab.9OSPA errors regarding different quantile values at the 30th moment								
指标		5%	25%	50%	75%	95%		
OM ODUD	位置/m	229.219 6	288.106 6	524.894 7	3 535.607 2	5 000.000 0		
GM-CPHD	速度/(m•s ⁻¹)	0.011 0	0.030 9	0.047 3	7.071 1	10.000 0		
	位置/m	49.377 1	106.873 2	167.031 6	172.457 5	258.583 3		
GM-C-CPHD	速度/(m•s ⁻¹)	0.001.7	0.023.6	0.025.1	0.028.3	0.029.7		

0.0017

表9 第30时刻不同分位值的OSPA误差

表10 OSPA误差统计值 Tab.10 Statistical OSPA errors for all the tests

0.023 6

0.0251

0.0283

	指标		平均值	标准差	均方根误差
	合吉 1	位置/km	13.340 0	9.369 6	16.211 6
	切具1	速度/(m•s ⁻¹)	1.974 2	1.388 6	2.400 3
CM CDUD	仕 声 9	位置/km	16.279 7	9.853 7	18.944 4
GM-CPHD	10 具 2	速度/(m•s ⁻¹)	2.507 5	1.457 5	2.888 1
	仿真3	位置/km	18.837 3	9.151 7	20.876 0
		速度/(m•s ⁻¹)	2.939 3	1.443 0	3.263 8
	分 古 1	位置/km	10.481 0	10.368 4	15.322 6
	切具1	速度/(m•s ⁻¹)	1.464 9	1.683 6	2.210 4
CM C CDUD	仕 古 9	位置/km	13.448 8	13.426 5	18.845 0
ӨМ-С-СРПД	切具2	速度/(m•s ⁻¹)	1.983 5	2.080 4	2.849 2
	<i>け</i> ; 古 9	位置/km	12.460 9	13.216 8	18.003 8
	1/11月3	速度/(m•s ⁻¹)	1.698 4	1.935 5	2.550 6

综合仿真结果及其他指标进行分析,由于不确 定性参数 AMR 对轨道动力学模型存在影响,使得 滤波过程的协方差矩阵不能清晰地反映多目标跟 踪的精度。其中,GM-CPHD滤波器在递归过程中 将AMR参数假设为常数,参数的影响效果就会确 定化,那么滤波器估计参数的不确定性也会受到影 响,进而在协方差中表现出来。而GM-C-CPHD滤 波器通过协方差增广的方式将 AMR 参数考虑到协 方差传递过程中,提高该不确定性参数的可观性, 进而降低其对滤波估计的影响,使得目标跟踪精度 得到改善。

速度/(m•s⁻¹)

3 结束语

本文针对空间目标运动模型的不确定性问题, 提出一种考虑面质比不确定性参数的GM-C-CPHD多目标跟踪算法,该算法在轨道动力学模型 中考虑了面质比不确定参数,并在UKF滤波框架 下,通过协方差传递的方式传递该参数对位置、速 度状态估计的影响,以此缓解空间目标运动模型的 不确定性影响。通过考虑降低检测概率、增加杂波 率等条件设置3组仿真实验,仿真结果表明,与GM- CPHD 滤波器相比,GM-C-CPHD 滤波器在OSPA 误差及其均值、均方根误差等指标方面均有所改 善。未来,主要从以下2个方面开展工作:1) 跟踪 更多数量且密集的空间多目标;2)进一步优化算 法,考虑检测概率的不确定性影响。

参考文献

- [1] 邹云龙.高轨道空间目标自动搜索与识别技术研 究[D].北京:中国科学院大学(中国科学院长春光学 精密机械与物理研究所),2021.
- [2] 陶江,曹云峰,丁萌.空间碎片检测技术研究进展[J]. 激光与光电子学进展,2022,59(14):126-136.
- [3] 胡永勤,边志强,兰胜威,等.空间碎片撞击卫星影响分 析及验证[J].上海航天(中英文),2022,39(4): 147-153.
- [4]汤靖师,程昊文.空间碎片问题的起源、现状和发 展[J].物理,2021,50(5):317-323.
- [5]徐坤,董桂宇,乔安伟,等.航天器在轨服务捕获装置技 术研究综述与展望[J].上海航天(中英文),2022, 39(6):12-28.
- [6] 陈霈然,张晓龙,刘晓峰,等.基于点云的空间非合作目 标结构识别问题研究[J].上海航天(中英文),2022,

39(4):128-138.

- [7] BAR-SHALOM Y. Multitarget-multisensor tracking: applications and advances [M]. Norwood Ma: Artech House, 1990.
- [8] BLACKMAN S, POPOLI R. Design and analysis of modern tracking systems[M].Boston:Artech House, 1999.
- [9] HE Y, XIU J J, GUAN X.Radar Data Processing with Applications [M]. USA: John Wiley & Publishing House of Electronics Industry, 2016:53-71.
- [10] 朱昀,梁爽,吴晓军,等.基于随机有限集的非齐次马尔 可夫链联合概率数据关联滤波器(英文)[J].Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2021,22(8):1114-1127.
- [11] 达凯,李天成,朱永锋,等.基于随机有限集的多传感器多 目标跟踪研究进展(英文)[J].Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2021, 22(1):5-25.
- [12] MAHLER R. Advances in statistical multisourcemultitarget information fusion[M].USA:Artech House, 2014.
- [13] VO B, MALLICK M, BAR-SHALOM Y, et al. Multitarget tracking[J]. Wiley encyclopedia of electrical and electronics engineering, 2015, 1(1):1-15.
- [14] 王奎武,张秦,虎小龙.基于多目标不确定性改进的GM-PHD滤波器[J].兵工学报,2022,43(12):3113-3121.
- [15] MAHLER R. Statistical Multisource-multitarget information fusion[M].USA: Artech House, 2007.
- [16] MAHLER R. Exact Closed-Form Multitarget Bayes Filters[J].Sensors, 2019, 19(12):2818.
- [17] MAHLER R. Multitarget bayes filtering via first-order multitarget moments [J]. IEEE Transactions on

Aerospace and Electronic systems, 2003, 39(4):1152-1178.

- [18] MAHLER R. PHD filters of higher order in target number [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems, 2007, 43(4):1523-1543.
- [19] DA K, LI T, ZHU Y, et al. Recent advances in multisensory multitarget tracking using random finite set[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2021, 22(1):5-24.
- [20] VO B N, MA W K. The gaussian mixture probability hypothesis density filter[J].IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11):4091-4104.
- [21] VO B N, VO B T, CANTONI A.Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter[J].
 IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3553-3567.
- [22] 肖金科,杜云,李为民,等.弹道导弹防御系统及其关键 技术发展分析[J].战术导弹技术,2017(3):18-22.
- [23] MCCABE J S, DEMARS K J. Considering uncertain system parameters in multitarget space surveillance tracking[C] // International Conference on Information Fusion.IEEE, 2016:170-177.
- [24] MCCABE J S, DEMARS K J. Considering uncertain parameters in non-Gaussian estimation for single-target and multitarget tracking[J].Journal of Guidance, Control, and Dynamics.2017, 40(9):2138-2150.
- [25] YANG Y, GEHLY S, CAI H, et al. Consider probability hypothesis density filtering for multiple space objects tracking [C] // 18th Australian International Aerospace Congress.2019;1603-1618.