

文章编号:1001-9014(2010)06-0465-06

基于随机有限集的中段弹道目标群星载 红外像平面跟踪方法

林两魁^{1,2}, 许丹¹, 盛卫东¹, 安玮¹, 徐晖¹

(1. 国防科学技术大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073; 2. 94810 部队, 江苏 南京 210007)

摘要: 弹道目标进入中段飞行时释放弹头及大量诱饵形成密集目标群, 对星载红外像平面的目标跟踪提出新的挑战。针对像平面对目标群各目标分辨个数的时变性, 及各目标像平面轨迹非线性程度强的特点, 提出基于随机有限集的目标群像平面跟踪方法。随机有限集为最优贝叶斯多目标跟踪提供统一的理论基础, 但直接递推多目标后验分布计算量大, 概率假设密度为多目标后验概率分布的一阶矩, 在随机有限集框架下递推概率假设密度为现实可行的次优多目标跟踪方法。采用序贯蒙特卡罗方法实现多目标概率假设密度递推跟踪滤波, 计算所有粒子权值和估计目标数目, 以 k-means 方法对粒子集进行聚类提取各目标的状态; 最后构建天基光学星座对中段弹道目标群的跟踪仿真场景, 在不同交接跟踪任务、虚警率和目标个数条件下进行对比分析和仿真验证。结果表明, 该方法能同时跟踪星载红外像平面上动态变化目标群各目标的状态和数目。

关键词: 概率假设密度; 红外像平面; 目标群; 跟踪; 中段弹道

中图分类号: TN951 **文献标识码:** A

TRACKING OF MIDCOURSE BALLISTIC TARGET GROUP WITH SPACE-BASED INFRARED FPA BASED ON RANDOM FINITE SET

LIN Liang-Kui^{1,2}, XU Dan¹, SHENG Wei-Dong¹, AN Wei¹, XU Hui¹

(1. School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
2. Unit 94810, People's Liberation Army, Nanjing 210007, China)

Abstract: Midcourse ballistic target, releasing warhead and large numbers of decoys and forming dense cluster, presents a new challenge for target tracking with space-based infrared focal plane array (IRFPA). The numbers of the identified target vary because of the finite resolution of IRFPA. The target trajectory on IRFPA shows strong nonlinear characteristic. To cope with these problems, a tracking algorithm based on random finite set was proposed. Random finite set is a theoretically unified framework of optimal Bayesian multi-target tracking filter, but the recursion of posterior joint multi-target distribution is not practical in use due to the computational hurdle. Probability Hypothesis Density (PHD) is the first moment of multi-target posterior distribution, and the PHD filter is the suboptimal and practical alternative within the framework of random finite set. Sequential Monte Carlo method was proposed to propagate PHD. The target quantity was estimated by summing up all particle's weight. The k-means method was adopted to cluster PHD to estimate the target states. Scenario simulation was set up, where the algorithm was tested under the conditions of different handover tracking tasks, false alarm rates and target numbers. Simulation results show that, the algorithm can simultaneously track the numbers and states of the targets among midcourse ballistic target group on space-based IRFPA.

Key words: probability hypothesis density; infrared focal plane; target group; tracking; midcourse ballistic

引言

天基光学星座利用多个星载红外传感器组网实现对弹道目标的连续探测跟踪^[1,2]。星座系统一般

采用分布式处理结构, 星载红外传感器探测跟踪各自视场内的目标, 跟踪结果输出到融合节点进行立体融合跟踪^[3]。因此, 对中段弹道目标进行二维像平面跟踪是星座信息处理的关键。

收稿日期: 2009-10-14, 修回日期: 2010-06-08

Received date: 2009-10-14, revised date: 2010-06-08

基金项目: 武器装备预研基金项目(9140A21041110KG0148), 中国博士后科学基金(20080430223)

作者简介: 林两魁(1980-), 男, 福建东山人, 博士生, 主要研究方向为空间信息对抗、综合电子战系统与技术, E-mail: kk2buaa@163.com.

一方面,目标群的密集特性和像平面有限分辨率的矛盾,造成像平面所面临的是一个目标个数时变的多目标跟踪复杂态势;另一方面,星座与目标状态的动态变化,使像平面上目标群各目标的轨迹呈现强非线性特点;此外,传感器视线指向深空区域,视场内的空间驻留物、恒星及宇宙辐射等构成像平面上的杂波点.这些因素严重影响星载红外像平面对目标群的跟踪性能.

贝叶斯多目标滤波原理为多目标跟踪提供了最优方案,但直接对多目标后验分布进行递推计算量大,实际中难以适用^[4,5].传统的多目标跟踪方法则为每个目标分配独立的滤波器进行跟踪,但该方法引入了复杂的量测与目标的关联问题^[3].Mahler^[5]提出的基于随机有限集的多目标跟踪理论为多目标贝叶斯最优滤波提供了实际可行的新方法,通过递推概率假设密度(probability hypothesis density, PHD),可以跟踪时变个数目标的数目和状态,而计算量远低于直接递推多目标后验分布,且由于递推状态中不包含目标属性信息,从而避免了量测与目标的数据关联问题.Ba-Ngu Vo^[4]成功运用序贯蒙特卡罗(sequential monte carlo, SMC)方法实现 PHD 递推.基于随机有限集框架下的 PHD 跟踪方法已在声纳、雷达和地面车辆跟踪等方面得到成功应用^[5].针对星载红外像平面对中段弹道目标群的跟踪特点,提出了基于随机有限集的中段弹道目标群星载红外像平面跟踪方法,在不同交接跟踪任务、虚警率和目标个数条件下,进行仿真验证和对比分析.

1 问题描述

1.1 中段弹道目标群的像平面跟踪特点

天基光学星座各平台均搭载窄视场长波红外跟踪传感器,星座调度各星载红外传感器协同工作,实现对中段冷目标的全程连续跟踪^[1].

星载红外像平面对不同时刻下的中段弹道目标群具有不同的跟踪特点.主动段目标关机进入中段飞行之际,导弹将陆续释放弹头和大量诱饵形成密集目标群并逐渐扩散,目标互相之间距离近;像平面分辨出来的目标个数不断增多,必须对这些邻近目标不断进行跟踪起始、维持和合并.当目标群即将离开传感器视场时,系统调度星座其它传感器对中段目标进行接续跟踪.而此阶段目标群已扩散到一定范围,调度的传感器像平面面临的是几乎已分辨的多目标环境,跟踪传感器必须迅速捕获并接续跟踪多目标.

此外,星座和中段目标群之间相对几何关系的快速动态变化,造成像平面上目标轨迹的非线性特点以及轨迹交叉、分裂等现象,进一步加剧了杂波条件下的目标群像平面跟踪难度.

1.2 像平面目标跟踪模型

星座对目标群的跟踪将首先维持一个以目标群为整体的滤波器,跟踪群质心和形状,以引导传感器视线指向,将目标群维持在视场范围内,在此基础上进行像平面目标跟踪.文中研究目标群的像平面跟踪方法,假定跟踪传感器视线始终指向目标群质心.

以线性高斯动力学对红外像平面上的单目标运动建模.记 $x_k = [x_k \ y_k \ vx_k \ vy_k]^T$ 为 k 时刻目标状态向量,包括目标在像平面上的位置和速度,则运动方程如下

$$x_k = \mathbf{F}x_{k-1} + v_k \quad (1)$$

记 z_k 为像平面信号处理结果,则量测模型为

$$z_k = \mathbf{H}x_k + w_k \quad (2)$$

式(1)、式(2)中, \mathbf{F} 和 \mathbf{H} 分别为过程转移矩阵和量测矩阵

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

T 为传感器测量周期; v_k 和 w_k 则分别为过程噪声和量测噪声,服从零均值高斯分布,互不相关,且不同时刻的噪声不相关.

1.3 星载红外像平面的数据分割与特征提取

星载红外像平面的原始成像除了目标群,还包括视场内的恒星、空间驻留物,以及宇宙粒子辐射、噪声等.对原始图像进行信号处理提取特征数据,作为跟踪滤波器的量测值集合 Z_k .像平面信号处理包括三个方面^[6]:自适应门限分割、目标聚类 and 特征提取.如图 1 所示.

图 1(a) 为第 3 节仿真的像平面原始成像,图 1(b) 中的各像素点为对原始图像进行恒虚警自适应门限分割结果,对分割结果进行四邻域聚类提取目标特征,每个目标特征由位置点和位置误差协方差描述,分别对应图 1(b) 中的点和椭圆.

2 基于随机有限集的多目标跟踪方法

以有限集表示多目标的状态和传感器的量测.记 E_s 、 E_o 分别为目标状态空间和量测空间,则 k 时刻的多目标状态和量测表示如下

$$X_k = \{x_{k,1}, x_{k,2}, \dots, x_{k,M(k)}\} \subseteq E_s \quad (3)$$

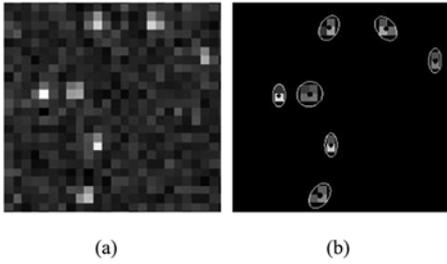


图1 红外像平面信号处理结果示意图 (a)原始成像 (b)图像分割与特征提取

Fig.1 Results of IRFPA signal processing (a) Original image (b) Segmentation and feature extraction

$$Z_k = \{z_{k,1}, z_{k,2}, \dots, z_{k,N(k)}\} \subseteq E_o, \quad (4)$$

$M(k)$ 和 $N(k)$ 分别为 k 时刻目标个数和传感器接收的量测个数.

2.1 多目标最优贝叶斯滤波

多目标最优贝叶斯滤波以随机有限集 Ξ_k 、 Σ_k 分别对多目标的状态和量测进行建模. 记 X_{k-1} 为 $k-1$ 时刻 Ξ_{k-1} 的实现, 则 k 时刻的多目标状态以 Ξ_k 建模如下^[4,5],

$$\Xi_k = S_k(X_{k-1}) \cup B_k(X_{k-1}) \cup \Gamma_k, \quad (5)$$

式中, $S_k(X_{k-1})$ 为 $k-1$ 时刻的目标中, 在 k 时刻仍存在的那些目标所构成的随机集; $B_k(X_{k-1})$ 为 $k-1$ 时刻的目标中, 在 k 时刻分离出的目标随机集; Γ_k 则为 k 时刻生成的目标随机集. 采用多目标转移密度 $f_{k|k-1}(X_k | X_{k-1})$ 描述 Ξ_k 的概率统计.

传感器量测建模为如下随机集^[4,5],

$$\Sigma_k = E_k(X_k) \cup C_k(X_k), \quad (6)$$

式中, $E_k(X_k)$ 为源于目标的量测集; $C_k(X_k)$ 为源于杂波的量测集. 采用多目标量测似然函数 $g_k(Z_k | X_k)$ 描述 Ξ_k 的概率统计行为.

以 $p_{k|k-1}(X_k | Z_{1:k})$ 表示多目标的联合后验密度函数. 则最优贝叶斯滤波递归式如下^[4,5],

$$p_{k|k-1}(X_k | Z_{1:k-1}) = \int f_{k|k-1}(X_k | X) p_{k-1|k-1}(X | Z_{1:k-1}) \mu_s(dX), \quad (7)$$

$$p_{k|k}(X_k | Z_{1:k}) = \frac{g_k(Z_k | X_k) p_{k|k-1}(X_k | Z_{1:k-1})}{\int g_k(Z_k | X) p_{k|k-1}(X | Z_{1:k-1}) \mu_s(dX)}, \quad (8)$$

式中, μ_s 为定义于状态空间 E_s 的勒贝格测度.

式(7)、式(8)包含了有限集空间的多维积分, 无法解析求解, 多目标情况下计算量非常大, 无法实时运行. 而递推多目标后验分布的一阶矩即概率假设密度, 为随机有限集框架下现实可行的多目标跟

踪滤波方法^[5].

2.2 概率假设密度滤波器

记随机有限集 Ξ 的概率密度为 P_Ξ , 其一阶矩 v_Ξ 称为 PHD. PHD 具有下式属性^[4,5],

$$\int_S v_\Xi(x) \lambda(dx) = \int |X \cap S| P_\Xi(dX) \quad (9)$$

$|X|$ 为 X 的势, 式(9)表示 PHD 在任一区域 S 的积分给出区域内 Ξ 中目标的个数估计, v_Ξ 的本地尖峰值则给出目标状态估计值.

PHD 滤波为最优多目标联合后验概率分布递推的次优方法, 其状态定义在单目标的状态空间, 因此相比于多目标联合后验分布的递推其计算量大大降低.

引入如下符号表示: γ_k 为新生成的目标集的 PHD; $\beta_{k|k-1}(\cdot | \xi)$ 为 $B_k(\{\xi\})$ 的 PHD; $e_{k|k-1}(\xi)$ 表示前一时刻目标在当前时刻仍存在的概率; $f_{k|k-1}(\cdot | \cdot)$ 为单目标转移密度; $p_D(x)$ 为目标检测概率; $g_k(\cdot | \cdot)$ 为单目标似然函数; λ_k 为 Poisson 杂波模型的平均杂波个数, c_k 则为杂波密度. 记 $v(x)$ 为 PHD, 递推关系式如下^[4,5]

$$\begin{aligned} v_{k|k-1}(x) &= \int \varphi_{k|k-1}(x, \xi) v_{k-1|k-1}(\xi) \lambda(d\xi) + \gamma_k(x), \quad (10) \\ v_{k|k}(x) &= [1 - p_D(x) + \sum_{z \in Z_k} \frac{\psi_{k,z}(x)}{\kappa_k(z) + \langle \psi_{k,z}, v_{k|k-1} \rangle}] v_{k|k-1}(x), \quad (11) \end{aligned}$$

式中,

$$\varphi_{k|k-1}(x, \xi) = e_{k|k-1}(\xi) f_{k|k-1}(x | \xi) + \beta_{k|k-1}(x | \xi)$$

$$\psi_{k,z}(x) = p_D(x) g_k(z | x)$$

$$[f, g] = \int f(x) g(x) \lambda(dx)$$

$$\kappa_k(z) = \lambda_k c_k(z)$$

式(10)、式(11)仍然包含高维积分计算, 文中采用 SMC 方法实现 PHD 递推, 流程如下^[4]:

假设在 $k-1$ 时刻, 以粒子集 $\{\omega_{k-1}^{(i)}, x_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{L_{k-1}}$ 表示 $v_{k-1|k-1}$, L_{k-1} 和 J_k 分别为 $k-1$ 时刻粒子数和 k 时刻的新生成粒子数, 则 k 时刻的 PHD 计算为

步骤1 PHD 的预测

采样并计算粒子权值,

$$\tilde{x}_k^{(i)} \sim \begin{cases} q_k(\cdot | x_{k-1}^{(i)}, Z_k), & i = 1, \dots, L_{k-1} \\ p_k(\cdot | Z_k), & i = L_{k-1} + 1, \dots, L_{k-1} + J_k \end{cases}, \quad (12)$$

$$\tilde{\omega}_{k|k-1}^{(i)} \sim \begin{cases} \frac{\varphi_k(x_k^{(i)}, x_{k-1}^{(i)}) \omega_{k-1}^{(i)}}{q_k(\tilde{x}_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, Z_k)}, & i = 1, \dots, L_{k-1} \\ \frac{\gamma_k(\tilde{x}_k^{(i)})}{J_k p_k(\tilde{x}_k^{(i)} | Z_k)}, & i = L_{k-1} + 1, \dots, L_{k-1} + J_k \end{cases}, \quad (13)$$

式中, q_k 和 p_k 分别为仍存在和新生成粒子的采样建议性分布.

步骤2 PHD 的更新

对每个量测 $z \in \mathbf{Z}_k$, 计算 $C_k(z)$,

$$C_k(z) = \sum_{j=1}^{L_{k-1}+J_k} \psi_{k,z}(\tilde{x}_k^{(j)}) \tilde{\omega}_{klk-1}^{(j)}, \quad (14)$$

对每个粒子 $i = 1, \dots, L_{k-1} + J_k$, 更新权值,

$$\tilde{\omega}_k^{(i)} = [1 - P_D(\tilde{x}_k^{(i)}) + \sum_{z \in \mathbf{Z}_k} \frac{\psi_{k,z}(\tilde{x}_k^{(i)})}{\kappa_k(z) + C_k(z)}] \tilde{\omega}_{klk-1}^{(i)}, \quad (15)$$

步骤3 重采样

计算所有粒子权值估计目标个数 \hat{N}_{klk} , 重采样粒子集, 以 \hat{N}_{klk} 对重采样后的粒子权值进行加权, 获得描述 v_{klk} 的粒子集 $\{\omega_k^{(i)}, x_k^{(i)}\}_{i=1}^{L_k}$.

步骤4 状态估计

将 \hat{N}_{klk} 取整为 \hat{N}_k , 采用 k-means 将粒子集聚类为 \hat{N}_k 个聚类, 聚类中心给出目标状态估计.

3 仿真结果

3.1 仿真场景、参数及性能指标

采用文献[7]星座参数: $T/P/F/h/i$ 为 28/4/2/1596km/77.8°; 像平面大小为 128×128 , 目标平均信噪比取 10, 成像周期为 1 秒. 导弹以不同的相对速度同时释放弹头及诱饵.

构建两组仿真, 测试算法对不同跟踪特点的适应性; 传感器 LOS 均随动指向目标群质心. 仿真 1 中, 卫星“STSS-23”对释放后的目标群持续跟踪 400 秒; 仿真 2 中, 卫星“STSS-14”对释放后 400~800 秒目标群进行接续捕获跟踪.

多目标跟踪性能评价标准包括两个方面: 目标个数估计和多目标位置估计精度. 前者指标为目标个数估计均值和标准差; 多目标位置估计误差以多目标状态真值的集合和估计值的集合之间的 Was-

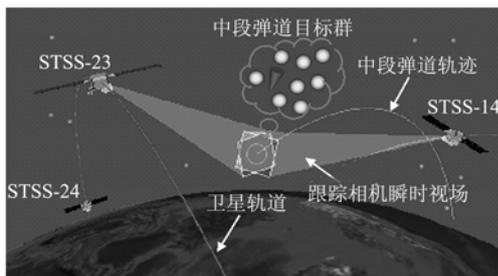


图2 仿真场景示意
Fig. 2 Sketch of Scenario Simulation

sersteijn距离表示, 以文献[8]的 OSPA (optimal sub-pattern assignment) 测度为评价指标, 该评价指标引入了截断常数 c , 能灵活处理两个随机集之间势不一致时性能的评价, 定义式如下^[8]

$$\bar{d}_p^{(c)}(X, Y) = \left(\frac{1}{n} \left(\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^m d^{(c)}(x_i, y_{\pi(i)})^p + c^p(n-m) \right) \right)^{1/p}, \quad (16)$$

式(16)中其它参数意义可参照文献[8]. 仿真中, p 取值为 2.

仿真中, 过程噪声和量测噪声的误差协方差阵分别取为: $R = \text{diag}[0.64 \ 0.64]$, $Q = \text{diag}[0.04 \ 0.04 \ 0.0025 \ 0.0025]$, 标准差单位为 pixel; 像平面信号处理恒虚警率为 0.001. 采用与目标估计成比例的粒子数策略, 每个目标分配粒子 500 个, 生成目标粒子数在仿真 1 中取 2000、在仿真 2 中取 5000; $p_D = 0.99$, $\lambda_k = 5$.

3.2 仿真 1 结果

目标群中目标个数取为 10, 设置两种不同的杂波密度: $\lambda_{c1} = 0.0005$ 和 $\lambda_{c2} = 0.001$. 杂波点在像平面上均匀分布.

图 3(a)、(b) 的左分图分别为 400 秒内不同杂波条件下星载红外像平面信号处理输出的量测在同一幅图上的迭加, 可以看出释放后初期由于目标互相之间距离近, 像平面无法分辨出各个目标, 随着目标群的扩散像平面信号处理得以逐渐分辨出部分目标. 图 3(a)、(b) 的右分图则为 SMC-PHD 跟踪的多目标状态估计在同一幅图上的迭加, 实线为目标在像平面上的真实轨迹.

对比图 3(a)、(b) 可明显看出, 两种杂波条件下, SMC-PHD 均滤除了大量杂波点, 且目标的状态估计与真值接近.

3.3 仿真 2 结果

杂波密度设置同 3.2 节, 目标数取为 20; 图 4(a)、(b) 分别为释放后 400~800 秒“STSS-14”星载红外像平面的所有量测和 SMC-PHD 多目标跟踪结果. 图 4(a)、(b) 左分图为量测点, 右分图中的实线为目标在像平面的真实轨迹, 可以看出像平面上目标运动轨迹的非线性特点明显.

对比图 4(a)、(b) 结果, 表明在两种杂波条件下 SMC-PHD 方法均能滤除大量杂波点, 且对多目标状态的估计与真值接近.

3.4 Monte Carlo 仿真结果

对两组场景各进行 50 次 Monte Carlo 仿真, 以统计评价算法性能. 其中, 目标真实个数由对未添加

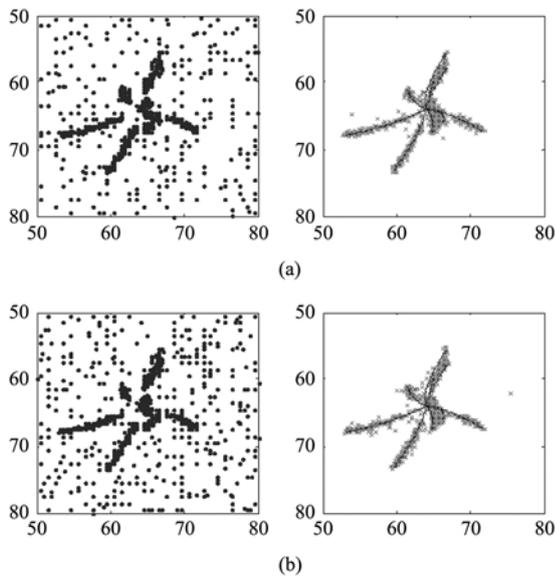


图3 不同条件下的量测和跟踪结果 (a) λ_{c1} (b) λ_{c2}
Fig.3 Results of tracking and measurements under different clutter density (a) λ_{c1} (b) λ_{c2}

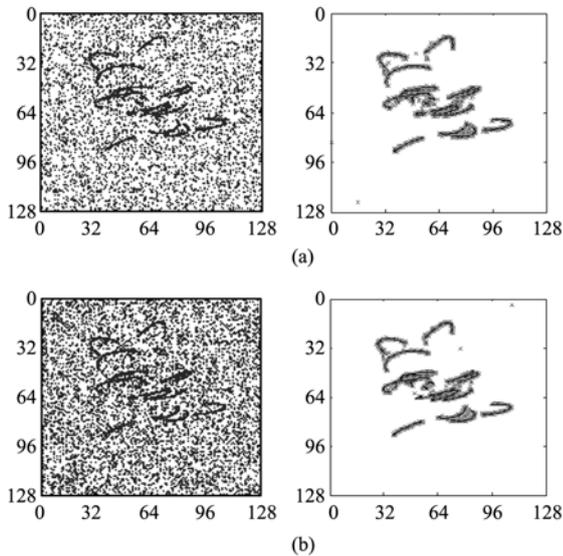


图4 不同杂波密度条件下的量测与跟踪结果 (a) λ_{c1} (b) λ_{c2}
Fig.4 Results of tracking and measurements under different clutter density (a) λ_{c1} (b) λ_{c2}

噪声和杂波的原始红外图像进行信号处理提供,目标个数在 50 次仿真后取平均值,故目标个数真值和估计值不为整数。

图 5 为仿真 1 统计结果。

由图 5 看出:(1)算法对目标群的跟踪精度总体上小于 1pixel,维持在 0.5pixel,目标个数估计为无偏估计,标准差小于 2 总体维持在 1 以下;(2)目

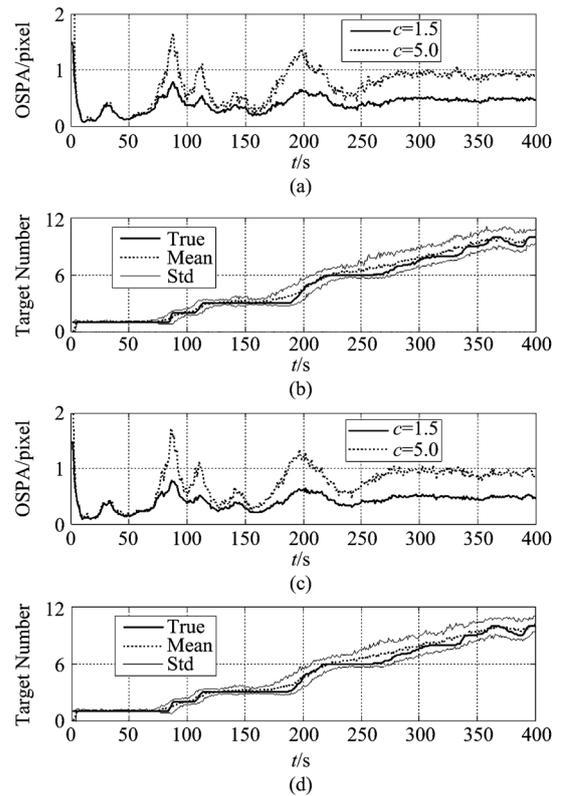


图5 仿真 1 的统计结果 (a) λ_{c1} 条件下 OSPA 统计结果 (b) λ_{c1} 条件下目标个数估计统计结果 (c) λ_{c2} 条件下 OSPA 统计结果 (d) λ_{c2} 条件下目标个数估计统计结果
Fig.5 Statistical results of simulation-1 (a) OSPA under λ_{c1} (b) target number estimation under λ_{c1} (c) OSPA under λ_{c2} (d) target number estimation under λ_{c2}

标分辨个数变化时跟踪精度下降,如 70 ~ 120 秒、180 ~ 220 秒时段,随着目标逐渐分辨,目标群的跟踪精度趋于稳定;(3)算法对杂波密度的适应性强,这从图 5(b)、(d)和图 3 明显可见,杂波基本都被滤除。

图 6 为仿真 2 统计结果。

由图 6 看出:(1)算法保持稳定的目标群跟踪精度,精度小于 0.5pixel;(2)算法能稳定跟踪目标个数变化,估计接近无偏,标准差小于 2;(3)算法对杂波密度的适应性强;(4)算法的多目标同时跟踪起始能力强,在 10 帧(采样周期 1s)数据内即正确起始 20 个目标。

分析 SMC-PHD 算法流程,发现算法大部分运算时间用于式(14)中的似然函数计算,运算时间将与量测个数成比例关系。仿真计算机 CPU 2.4G,内存 4G,仿真软件为 Matlab(R2007b),图 7、图 8 分别给出算法的平均运行时间。

结合图 5(b)、(d)、图 6(b)、(d)结果,由图 7、

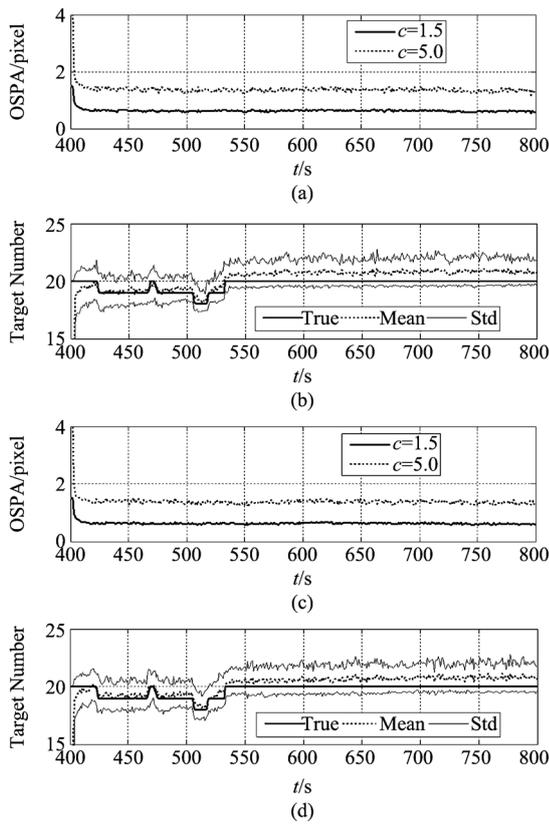


图6 仿真2的统计结果(a) λ_{c1} 条件下OSPA统计结果 (b) λ_{c1} 条件下目标个数估计统计结果 (c) λ_{c2} 条件下OSPA统计结果 (d) λ_{c2} 条件下目标个数估计统计结果

Fig.6 Statistical results of simulation-2 (a) OSPA under λ_{c1} (b) target number estimation under λ_{c1} (c) OSPA under λ_{c2} (d) target number estimation under λ_{c2}

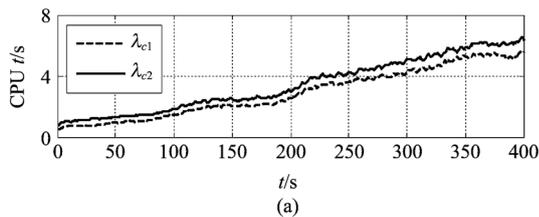


图7 仿真1的平均运算时间

Fig.7 Average CPU time of Simulation-1

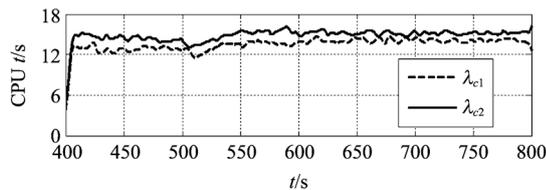


图8 仿真2的平均运算时间

Fig.8 Average CPU time of simulation-2

图8可见SMC-PHD运行时间确实与目标和杂波点个数成正比关系。

4 结论

基于随机有限集的PHD递推多目标跟踪滤波方法为最优贝叶斯多目标跟踪的次优方法,其综合考虑了目标的分离、生成、维持和消失四种情况,切合天基光学星座的星载红外像平面对中段弹道目标群的不同跟踪特点.仿真结果表明,SMC-PHD跟踪方法对目标群中分离和生成的目标跟踪起始速度快、目标状态估计精度维持在0.5pixel之内,目标个数估计为近似无偏估计,对不同目标个数和杂波密度适应性强,运算量与量测点个数成线性比例关系.但SMC-PHD跟踪方法并不维持目标轨迹信息,故研究如何在PHD递推方法基础上建立并维持目标的轨迹信息将是下一步研究的工作。

REFERENCES

- [1] Morgan B. L. Exploratory model analysis of the space based infrared system (SBIRS) low global scheduler problem [C]. ADA-309027, 1999.
- [2] Rago C, Landau H. Stereo patial super-resolution technique for multiple reentry vehicles [C]. In IEEE Aerospace Conference Proceedings, 2004: 1834—1841.
- [3] Popoli B R. Design and analysis of modern tracking systems [M]. Artech House, 1999.
- [4] Vo B N, Singh S, Doucet A. Sequential monte methods for multi-target filtering with random finite sets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41 (4): 1224—1245.
- [5] Mahler R P. S. Statistical multisource—multitarget information fusion [M]. Artech House, 2007.
- [6] Macumbe D, Gadaleta S, Floyd A, et al. Hierarchical closely-spaced objects (CSO) resolution for IR sensor surveillance [J]. Proc. of SPIE, 2005, 5913: 591304.
- [7] Budianto I A, Olds J R. A collaborative optimization approach to design and deployment of a space based infrared system constellation [C]. IEEE, NAECON, Mar. 2000: 385—393.
- [8] Schuhmacher D, Vo B T, Vo B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56 (8): 3447—3457.