

# 快速新生目标强度自适应贝叶斯滤波

虎小龙<sup>1</sup>, 姬红兵<sup>1</sup>, 张永权<sup>1</sup>

1) 西安电子科技大学, 西安 710071

**摘要:** 在多目标跟踪中, 新生目标准确建模是重要而棘手的问题。通常情况下新生目标强度被设为先验常数, 即推断目标在每一时刻以固定强度新生。由于目标新生的自发性与随机性, 该建模方法并不符合实际, 导致滤波性能下降。本文提出了一种快速新生目标强度自适应贝叶斯滤波, 将观测信息应用于新生目标强度估计, 提高了新生目标强度建模的准确性; 同时, 引入门限消减无用观测似然, 保证了算法的实时性。实验仿真表明, 与传统方法相比, 该方法具有更好的滤波性能。

**关键词:** 多目标跟踪; 随机有限集; PHD 滤波; 目标新生强度; 门限方法

中图分类号: TN953 文献标识码: A

## Fast Bayesian Filters Using Magnitude-adaptive Target Birth Intensity

Xiaolong Hu<sup>1</sup>, Hongbing Ji<sup>1</sup>, Yongquan Zhang<sup>1</sup>

1) Xidian University, Xi'an 710071

**Abstract:** Modeling new-born targets properly is a significant but challenging task in multi-target tracking system. However, the target birth intensity (TBI) is generally assumed to hold for a constant magnitude that needs to be specified in advance, indicating a constant speculation for the number of new targets to be appeared at all scans. This is not always desirable and can be problematic as the TBI magnitude is generally unknown and varies in time. In this paper, a data-driven gating approach is proposed to determine the TBI magnitude in real time based on the information contained in the newest observations and the gating technique which eliminates the contribution of measurements lying outside the gate. Simulations of the sequential Monte Carlo implementation of the probability hypothesis density filter have demonstrated the validity of our approach.

**Key words:** Multi-target tracking; random finite set; PHD filter; target birth intensity; gating technique

### 引言

多目标跟踪是指对存在新生和消失的多个目标进行实时跟踪, 它在军事及商业等领域均有广泛应用。与单目标跟踪相比较, 多目标跟踪具有以下四个方面的挑战: 1. 目标数目未知且时变; 2. 杂波广泛存在于目标场景中并对跟踪产生重要影响; 3. 目标存在漏检; 4. 目标的状态集和观测集均为集合变量。用随机有限集理论对目标状态及观测进行建模可以简明而有效地处理多目标跟踪中的这些具有挑战性的问题。

作为跟踪算法的重要先决条件, 对目标状态及观测的建模应尽量贴近其真实模型。其中包括对新生目标<sup>[1]</sup>, 漏检目标<sup>[2]</sup>, 检测概率<sup>[3]</sup>及真实杂波<sup>[3]</sup>等情况的建模。这些模型对基于随机集的贝叶斯滤波, 如 PHD 滤波, 多贝努利滤波等, 有至关重要的影响。

本文主要关注随机集贝叶斯滤波中新生目标的建模。在各类多目标跟踪器中, 新生目标的建模都

不可或缺。它以目标新生强度 (TBI) 分量的形式出现在贝叶斯滤波过程中并参与每一步预测与更新。对 TBI 建模应能够实时准确的模拟目标的新生并将其与已得到的多目标密度函数整合以便进行随后的“跟踪”。然而, 由于目标新生的自发性与随机性, 使得实时获取目标新息非常困难, 给准确建模造成了巨大挑战。

新生目标建模主要包括两个基本问题: 1. 新生目标函数建模, 这是 TBI 建模的主要问题; 2. 新生目标强度建模。目前的研究中, 多假设新生目标函数为先验, 即目标总是出现于固定区域, 如机场<sup>[4]</sup>, 观测区域边缘<sup>[5]</sup>等。然而更为普遍的情况是目标可以从观测区域中的任何位置出现, 文章[6,7]和[8]结合当前时刻观测信息, 通过 PHD 滤波的粒子和高斯混合形式, 实现了目标新生位置先验信息未知情况下的新生目标函数建模。文章[9]中, 作者又将上述思想拓展于势均衡多贝努利滤波。这些工作均展示了观测信息在跟踪系统参数设定中的重要作用。

然而迄今为止, 关于新生目标强度实时估计的

研究却较少有学者涉及。前文所述工作均为对新生目标函数建模的研究，对新生目标强度的估计并未提供准确有效的方案。当前研究中，新生目标强度多被设为常量，由于目标场景复杂多变，新生目标强度几乎不可能为恒定常量，这种简单而盲目的参数推测并不符合实际情况。

本文提出了一种将最新观测信息应用于新生目标强度估计的快速算法。该算法通过预处理有效利用最新观测信息，并通过门限处理减小运算量，从而对新生目标强度做出实时的合乎实际的推测。

## 1 背景及问题描述

### 1.1 随机集滤波模型

在多目标跟踪中，假设  $k$  时刻目标的状态集合为随机有限集  $X_k = \{x_{k,1}, \dots, x_{k,N_k}\}$ ，观测集合为随机有限集  $Z_k = \{z_{k,1}, \dots, z_{k,M_k}\}$ 。

已知  $k-1$  时刻的多目标状态  $X_{k-1}$ ，其状态分量  $x_{k-1} \in X_{k-1}$  以存活概率  $p_{s,k}(x_{k-1})$  继续存活于下一时刻  $k$ ，状态转移概率密度函数为  $f_{k|k-1}(x_k | x_{k-1})$ 。在  $k$  时刻，目标  $x_k \in X_k$  以检测概率  $p_{D,k}(x_k)$  得到一个观测  $z_k \in Z_k$ ，观测似然为  $g_{k|k-1}(z_k | x_k)$ 。

则  $k$  时刻的状态随机集  $X_k$  可表示为

$$X_k = \left( \bigcup_{x \in X_{k-1}} S_{k|k-1}(x) \right) \cup \left( \bigcup_{x \in X_{k-1}} B_{k|k-1}(x) \right) \cup R_k \quad (1)$$

其中， $R_k$  表示  $k$  时刻新生目标随机集； $B_{k|k-1}(x)$  表示  $k$  时刻从目标  $x$  衍生的目标随机集； $S_{k|k-1}(x)$  表示从  $k-1$  时刻到  $k$  时刻仍然存活的目标随机集。

目标的观测随机集  $Z_k$  可表示为

$$Z_k = C_k \cup \left( \bigcup_{x \in X_k} G_k(x) \right) \quad (2)$$

其中， $C_k$  表示虚警或杂波观测集合； $G_k(x)$  表示源于真实目标的观测集合。

用  $\pi_{k|k} = \pi_{k|k}(X_k | Z_{1:k})$  和  $\pi_{k|k-1} = \pi_{k|k-1}(X_k | Z_{1:k-1})$  分别表示多目标联合后验和先验概率密度函数，其中， $Z_{1:k} = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_k\}$ 。由此，多目标贝叶斯公式可以通过如下形式迭代

$$\dots \rightarrow \pi_{k-1|k-1} \rightarrow \pi_{k|k-1} \rightarrow \pi_{k|k} \rightarrow \dots \quad (3)$$

其迭代过程包含两个基本步骤：预测和更新。

### 1.2 PHD 滤波

PHD 滤波需满足如下假设：

- 1) 目标相互独立。
- 2) 杂波满足泊松分布并与观测相互独立。
- 3) 任何时刻，一个目标最多产生一个观测。
- 4) 新生目标服从泊松分布。

其迭代递归可用如下形式表示：

PHD 预测

$$\pi_{k|k-1}(x) = \int_Z \phi_{k|k-1}(x|u) \pi_{k-1|k-1}(u) du + \gamma_k(x) \quad (4)$$

其中，

$$\phi_{k|k-1}(x|u) = p_{s,k}(u) f_{k|k-1}(x|u) + b_k(x|u) \quad (5)$$

$\gamma_k(x)$  表示  $k$  时刻新生目标随机集  $R_k$  的 PHD， $b_k(x|u)$  表示  $k-1$  时刻状态为  $u$  的目标在  $k$  时刻衍生出的目标随机集  $B_k(x|u)$  的 PHD。

PHD 更新

$$\pi_{k|k}(x) = \left[ (1 - p_{D,k}(x)) + \sum_{z \in Z_k} \frac{p_{D,k}(x) g_k(z|x)}{\kappa_k(z) + C_k(z)} \right] \pi_{k|k-1}(x) \quad (6)$$

其中，

$$C_k(z) = \int p_{D,k}(u) g_k(z|u) \pi_{k|k-1}(u) du \quad (7)$$

$\kappa_k(z)$  表示  $k$  时刻杂波随机集的 PHD。

### 1.3 新生目标建模

目标新生强度 (TBI) 可以表示为： $\gamma_k^{(i)}(x) = r_k^{(i)} \times p_k^{(i)}$ ，其中， $i$  代表不同的新生目标模型； $r_k^{(i)}$  代表新生目标强度，反映了新生目标的数量信息； $p_k^{(i)}(x)$  代表新生目标函数，反映了新生目标的位置分布信息。 $p_k^{(i)}(x)$  可以以观测驱动<sup>[6,7]</sup>，均匀分布<sup>[10]</sup>等形式建模。

与  $p_k^{(i)}(x)$  相比，新生目标强度  $r_k^{(i)}$  的建模并没有引起足够的关注。 $r_k^{(i)}$  多被设为一个常量，如 20%<sup>[4]</sup>；5%<sup>[11]</sup>；25%<sup>[6]</sup>；10%，1%<sup>[8]</sup>（分别对应 2 个观测区域）；2%，3%，2%，3%<sup>[12]</sup>（分别对应 4 个观测区域）等。这种简单的建模方法往往并不能得到令人满意的结果。在某些时刻目标新生，显然新生目标强度应较大；反之，新生目标强度应较小，甚至逼近于零。为了建立与实际情况相符的新生目标强度模型，本文利用最新观测信息，提出了一种快速自适应的新生目标强度建模方法，该方法并无其他方面的条

件限制，可以很好的与各类新生目标函数建模方式兼容，并可应用于 PHD 及 CPHD 等滤波算法中。

## 2 快速新生目标强度自适应滤波

快速自适应新生目标强度建模可以应用于多种基于随机集的贝叶斯滤波中，由于篇幅原因，本文仅讨论其粒子 PHD 滤波实现形式。

### 2.1 新生目标强度自适应粒子 PHD 滤波

基于目标新生的自发性及随机性，该算法假设新生目标可以在任意时刻出现于观测区域的任意位置。其粒子 PHD 实现如下：

新生目标强度估计：

首先采用传统新生目标强度建模方法提出假设性的新生目标强度  $\tilde{r}_k$ ，比如， $\tilde{r}_k = 0.1$ 。在粒子滤波中，假设每个目标对应的粒子数为  $N_p$ ，则新生目标粒子数为： $J_k = \tilde{r}_k \times N_p$ 。新生目标粒子形式为： $\{x_k^{(i)}, w_k^{(i)}\}$ （新生粒子），其中，粒子状态  $x_k^{(i)}$  由新生目标函数  $p_k(x)$  决定，粒子权值  $w_k^{(i)}$  由下式决定

$$w_{k|k-1}^{(i)} = \frac{\tilde{r}_k}{J_k} = \frac{1}{N_p} \quad (8)$$

根据传统 SMC-PHD 算法，得到如下迭代：

已知重要性密度函数  $p_k(\cdot|Z_k), q_k(\cdot|Z_k)$  并假设在  $k-1$  时刻有  $L_{k-1}$  个存活粒子， $J_k$  个新生粒子如上所述。

PHD 预测的粒子实现

$$\pi_{k|k-1}(x_k) = \sum_{i=1}^{L_{k-1}+J_k} w_{k|k-1}^{(i)} \delta_{x_k^{(i)}}(x_k) \quad (9)$$

其中，

$$x_k^{(i)} \sim \begin{cases} q_k(\cdot|x_{k-1}^{(i)}, Z_k), & i=1, \dots, L_{k-1} \\ p_k(\cdot|Z_k), & i=L_{k-1}+1, \dots, L_{k-1}+J_k \end{cases} \quad (10)$$

$$w_{k|k-1}^{(i)} = \frac{\phi_{k|k-1}(x_k^{(i)}|x_{k-1}^{(i)})}{q_k(x_k^{(i)}|x_{k-1}^{(i)}, Z_k)} w_{k-1}^{(i)}, i=1, \dots, L_{k-1} \quad (11)$$

$$w_{k|k-1}^{(i)} = \frac{\gamma_k(x_k^{(i)})}{J_k p_k(x_k^{(i)}|Z_k)}, i=L_{k-1}+1, \dots, L_{k-1}+J_k \quad (12)$$

PHD 更新的粒子实现

$$\pi_{k|k}(x_k) = \sum_{i=1}^{L_{k-1}+J_k} w_{k|k}^{(i)} \delta_{x_k^{(i)}}(x_k) \quad (13)$$

其中，

$$w_{k|k}^{(i)} = \left[ \left( 1 - P_{D,k}(x_k^{(i)}) \right) + \sum_{z \in Z_k} \frac{p_{D,k}(x_k^{(i)}) g_k(z|x_k^{(i)})}{\kappa_k(z) + C_k(z)} \right] w_{k|k-1}^{(i)} \quad (14)$$

$$C_k(z) = \sum_{j=1}^{L_{k-1}+J_k} p_{D,k}(x_k^{(j)}) g_k(z|x_k^{(j)}) w_{k|k-1}^{(j)} \quad (15)$$

随后基于  $\tilde{r}_k$  和  $Z_k$ ，进行对新生目标强度  $r_k$  的估计。

由公式(9)-(15)，可以得到更新后的新生粒子权值和

$$\hat{r}_k = \sum_{i=1}^{J_k} w_{k|k}^{(i)} \quad (16)$$

上式可以看做一种对新生目标强度的贝叶斯估计。

由于新生目标区域中可能包含杂波，将有概率导致新生粒子权值偏高，进而造成新生目标强度过估。对于由式(16)得到的强度过高的  $\hat{r}_k$ ，采用门限  $r_{\max}$  限制其强度。由此，我们得到修正后的新生目标强度估计

$$\hat{r}_k = \min \left( \sum_{i=1}^{J_k} w_{k|k}^{(i)}, r_{\max} \right) \quad (17)$$

使用  $\hat{r}_k$  替换  $\tilde{r}_k$ ，再次进行 SMC-PHD 迭代，得到正式的滤波过程。其中，新生目标粒子数  $J'_k = \hat{r}_k \times N_p$ ；粒子权值  $w_{k|k-1}^{(i)} = \hat{r}_k / J'_k = 1/N_p$ ；粒子状态  $x_k^{(i)}$  由目标新生函数  $p_k(x)$  决定。

### 2.2 快速新生目标强度自适应粒子 PHD 滤波

上述算法中，由于正式滤波前需对新生目标强度  $r_k$  进行估计，使得算法复杂度增加，运算量增大，

对算法实时性产生了负面影响。基于此，本节引入一种门限方法对目标更新的观测似然函数进行判定，使得 PHD 更新仅针对于门限范围内的预测目标，从而减少大量不必要的运算。

对于每一个目标状态  $x \in X_k$ ，均存在一个观测空间的映射  $z = g_k(x)$ 。在目标状态更新中，由于观测值仅对距离其较近的目标预测产生较大影响，故在此方法中，如果目标观测与目标状态在观测空间中的映射距离过大，则此观测值将不用于对目标预测的更新。其核心思想是将更新过程中的观测似然变为

$$\hat{L}_z(x) \square \begin{cases} g_k(z|x) & \text{if } d(z, g_k(x)) \leq T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

其中  $d(a,b)$  定义为向量  $a$  和  $b$  的欧几里德距离,  $T$  为基于观测噪声的门限值。

假设  $k$  时刻的观测集合  $z = [z_1, \dots, z_n]^T$ , 其距离条件满足

$$d(z, g_k(x)) \leq T \Leftrightarrow \begin{cases} d(z_1, g_k(x)) \leq t_1 \\ \dots \\ d(z_n, g_k(x)) \leq t_n \end{cases} \quad (19)$$

其中, 门限  $T = [t_1, \dots, t_n]^T$ 。假设观测噪声为零均值高斯分布, 其标准差矩阵为  $\Sigma = [\sigma_1, \dots, \sigma_n]^T$ , 得到  $t_i = l \times \sigma_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ 。其中,  $l$  为非负的置信度参量。

该门限方法并非去除任何观测, 而是减少相应观测的似然计算。在已知的观测模型和置信条件下, 每一个观测所保留的似然信息量

$$p_i \square p_i(l \times \sigma_i) = P(d \leq t_i) \quad (20)$$

可以方便的通过概率分布函数算出。对于一般的高斯模型, 可得到  $p_{l=1} \approx 68.27\%$ ,  $p_{l=2} \approx 95.45\%$ ,

$p_{l=3} \approx 99.73\%$ ,  $p_{l=4} \approx 99.994\%$ ,  $p_{l=5} \approx 99.99994\%$  等。

假设杂波均匀分布于整个观测区域, 由上述可知, 其对目标状态更新的影响为原来的  $p_l$  倍。因此在滤波中, 杂波密度项应改为

$$\hat{\kappa}_k(z) = p_l \times \kappa_k(z) \quad (21)$$

从而使更新过程与实际情况相符。

基于门限方法的 PHD 更新公式如下

$$D_{k|k}(x) = L_{z_k}(x) D_{k|k-1}(x) \quad (22)$$

其中,

$$L_{z_k}(x) = 1 - p_D(x) + \sum_{z \in Z_k} \frac{p_D(x) \hat{L}_z(x)}{\hat{\kappa}_k(z) + D_{k|k-1}[p_D \hat{L}_z]} \quad (23)$$

将其应用于新生目标强度自适应粒子PHD滤波中, 可得其更新公式为

$$\pi_{k|k}(x_k) = \sum_{i=1}^{L_{k-1}+J_k} w_{k|k}^{(i)} \delta_{x_k^{(i)}}(x_k) \quad (24)$$

其中,

$$w_{k|k}^{(i)} = \left[ \left( 1 - P_{D,k}(x_k^{(i)}) \right) + \sum_{z \in Z_k} \frac{p_{D,k}(x_k^{(i)}) \hat{L}_z(x_k^{(i)})}{\hat{\kappa}_k(z) + C_k(z)} \right] w_{k|k-1}^{(i)} \quad (25)$$

$$C_k(z) = \sum_{j=1}^{L_{k-1}+J_k} p_{D,k}(x_k^{(j)}) \hat{L}_z(x_k^{(j)}) w_{k|k-1}^{(j)} \quad (26)$$

### 3 仿真结果与分析

在仿真场景中, 新生目标可以在任意时刻出现于两个特定区域, 目标状态转移方程如下

$$x_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1} + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_{k,1} \\ w_{k,2} \end{bmatrix} \quad (27)$$

其中, 采样间隔  $T=1$ ,  $x_k = [x_{k,1}, x_{k,2}, x_{k,3}, x_{k,4}]^T$ ,  $[x_{k,1}, x_{k,3}]^T$  为  $k$  时刻目标位置,  $[x_{k,2}, x_{k,4}]^T$  为  $k$  时刻目标速度, 过程噪声  $w_{k,1}, w_{k,2}$  为相互独立的零均值高斯白噪声, 标准差均为 0.5。目标观测方程为

$$y_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} v_{k,1} \\ v_{k,2} \end{bmatrix} \quad (28)$$

其中, 观测噪声  $v_{k,1}, v_{k,2}$  为相互独立的零均值高斯白噪声, 标准差  $\sigma_1 = \sigma_2 = 1.5$ , 即  $\sigma = 1.5$ 。杂波均匀分布于观测场景中, 密度为:  $\kappa = r/200^2$ ,  $r$  为每时刻的杂波平均数,  $r=5$ 。

目标真实轨迹如图 1 所示。目标 1 在  $k=1$  时刻出现, 其初始状态为  $[20, -2.6, -10, -1.2]^T$ 。目标 2,3,4 均为新生目标。在 SMC-PHD 滤波中, 新生目标建模为:  $m_1 = [1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ ,  $m_2 = [0, 0, 0, 0]^T$ ,  $Q = \text{diag}([10, 1, 10, 1]^T)$ ,  $r_{k,1} = 0.1$ ,  $r_{k,2} = 0.2$ 。

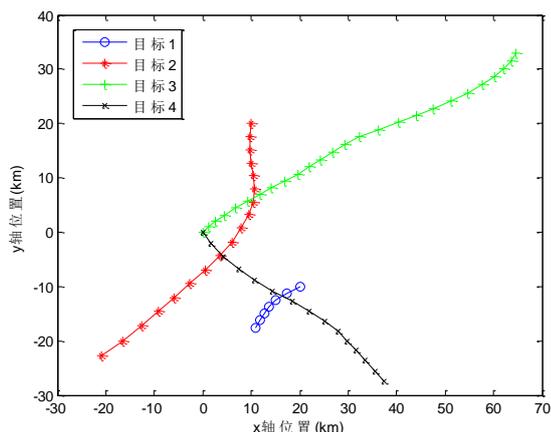


图1 目标真实轨迹

目标的存活概率为  $p_s = 0.95$ ，检测概率为  $p_{D,k}(x) = 0.95$ 。在粒子滤波中，每一个目标的粒子采样数为 1000。采用 OSPA 距离衡量目标估计误差， $p = 100$ ， $c = 2$ 。

分别对 SMC-PHD 滤波，新生目标强度自适应 SMC-PHD 滤波，快速新生目标强度自适应 SMC-PHD 滤波进行实验仿真。在两种改进算法中，假设性新生目标强度设为： $\tilde{r}_{k,1} = \tilde{r}_{k,2} = 0.1$ ，新生目标强度门限  $r_{max} = 0.8$ 。在快速新生目标强度自适应 SMC-PHD 滤波中，为了保证不丢失真实目标并有效减小运算量，取置信度参数  $l = 3$ ，杂波密度  $\hat{\kappa}_{l=3} = (p_{l=3} \times \kappa) = 0.9973\kappa$ 。共进行 100 次蒙特卡罗实验。

图 2 所示为 3 种方法的新生目标强度估计。可以看出，本文提出的 2 种算法仅在第 8,12,26 时刻有目标新生时，及其后 1 或 2 时刻大于 SMC-PHD 算法中固定的新生目标强度假设，其余时刻均小于该常数，较好的对新生目标强度进行了实时自适应估计，其估计值基本贴近实际情况。在新生目标出现后 1 或 2 时刻对新生目标强度估计依然偏大是由于新生目标此刻距目标新生区域依然较近。有其它存活目标靠近目标新生区域时亦会造成此种情况。

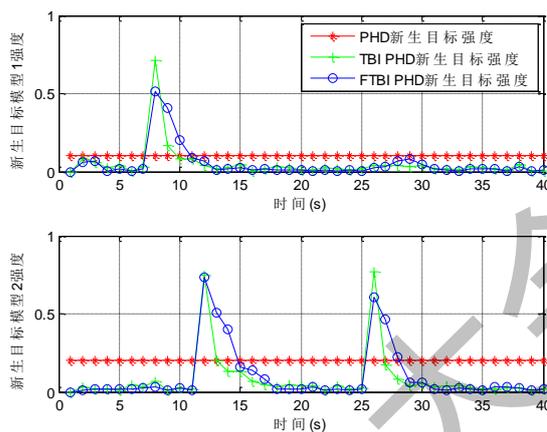


图2 新生目标强度估计

图 3 和图 4 分别为 3 种方法的目标数估计和 OSPA 距离。可以看出由于新生目标强度建模不准确，原始粒子 PHD 滤波性能明显低于文中提出的 2 种方法。与新生目标强度自适应粒子 PHD 滤波方法相比，其快速门限算法滤波性能略有下降然而并不明显，这是由于该算法在大量减少无用信息的同时某种程度上也极小的减少了有效观测似然信息。两种算法的平均运算时间分别为 7.670990s 和 3.395420s，缩减了 55.74%。可以看出，快速新生目标强度自适应粒子 PHD 滤波在滤波性能差别不大的情况下使运算时间大为缩减，有效的缓解了由新生目标强度估计所带来的计算量增大的问题，使得算法实时性得到显著提升。

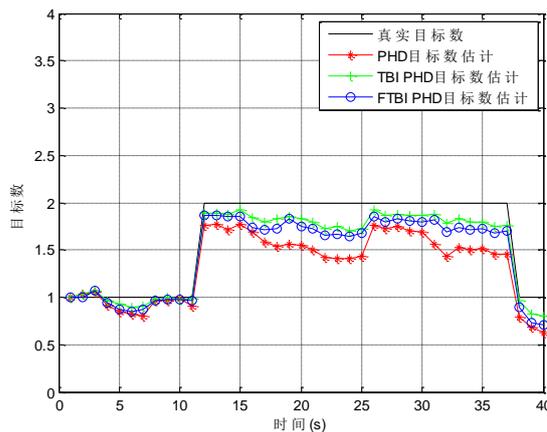


图3 目标数估计

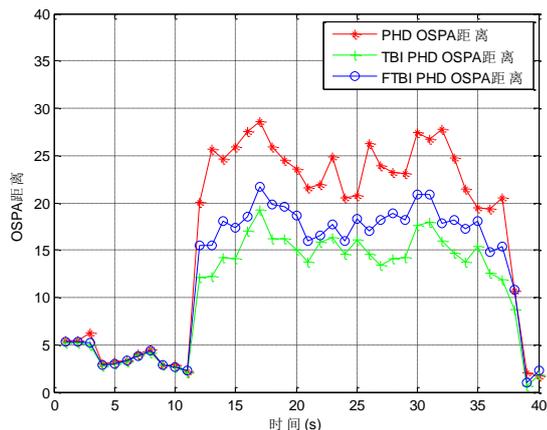


图 4 OSPA 距离

## 结论

在多目标跟踪中，新生目标的准确建模十分重要。本文提出了一种快速新生目标强度自适应滤波，通过利用最新时刻观测信息对新生目标强度实时估计，并在更新过程中引入门限方法，在不牺牲运算时间的前提下，得到较好的跟踪性能。其 SMC-PHD 滤波仿真实验结果很好的证明了所提算法的上述优点。由于不需要新生目标强度的先验信息即可得到准确的强度估计及良好的跟踪效果，该方法相比于传统方法具有更好的实际应用前景。

## 参考文献

- [1] B Ristic,D Clark,B N Vo,B T Vo. Adaptive target birth intensity for PHD and CPHD filters [J]. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*,2012,48(2):1656-1668.
- [2] J L Williams. Hybrid Poisson and multi-Bernoulli filters [C]. *FUSION 2012*,Singapore,2012:1103-1110.
- [3] R Mahler,B T Vo,B N Vo. CPHD filtering with unknown clutter rate and detection profile [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*,2011,59(8):3497-3513.
- [4] B N Vo,S Singh,A Doucet. Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets [J]. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2005, 41(4):1224-1245.

- [5] M Tobias,A D Lanterman. Techniques for birth-particle placement in the probability hypothesis density particle filter applied to passive radar [J]. *IEE Proc. Radar Sonar Navig.*,2008, 2(5):351-365.
- [6] B Ristic,D Clark,B N Vo. Improved SMC implementation of the PHD filter [C]. *Proc. 13th Annual Conf. Information Fusion*, UK:Edinburgh, 2010.
- [7] E Maggio,M Taj,A Cavallaro. Efficient multi-target visual tracking using random finite sets [J]. *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, 2008, 18(8):1016-1027.
- [8] J Houssineau,D Laneuville. PHD filter with diffuse spatial prior on the birth process with applications to GM-PHD filter [C]. *Proc. 13th Int. Conf. Information Fusion*,UK: Edinburgh, 2010.
- [9] S Reuter,D Meissner,B Wilking,K Dietmayer. Cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filtering using adaptive birth distributions [C]. *FUSION 2013*, 2013:1608-1615.
- [10] M Beard,B T Vo,B N Vo,S Arulampalam. Gaussian mixture PHD and CPHD filtering with partially uniform target birth [C]. *Proc. 15th Int. Conf. Information Fusion*,Singapore, 2012.
- [11] M Tobias,A D Lanterman. Probability hypothesis density-based multi-target tracking with bistatic range and Doppler observations [J]. *IEE Proc. Radar Sonar Navig.*,2005,152(3):195-205.
- [12] B T Vo,B N Vo,A Cantoni. The cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filter and its implementations [J]. *IEEE Trans. Signal processing*,2009, 57(2):409-423.

## 作者简介:

虎小龙 (1989-), 男, 西安, 博士研究生, 研究方向: 复杂环境下多目标跟踪。

E-mail: huxiaolong0@126.com

通讯作者: 姬红兵 (1963-), 男, 教授。

E-mail: hbji@xidian.edu.cn

## 基金项目:

国家自然科学基金 (61372003)