

# 粒子 PHD 滤波存活粒子采样新方法\*

罗少华<sup>1</sup>, 徐 晖<sup>1</sup>, 安 玮<sup>1</sup>, 许 丹<sup>1</sup>, 张志恒<sup>2</sup>

(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073;  
2. 93046 部队, 辽宁 沈阳 110000)

**摘要:**针对多目标跟踪粒子概率假设密度滤波算法中存活粒子的重要性密度采样问题, 给出一种结合最新量测信息的存活粒子重要性密度采样新方法。该方法根据最新量测集中的各个量测与目标粒子的单步预测状态的似然值, 以概率选取量测值, 利用无迹变换获得粒子的重要性密度函数, 并对其进行采样实现粒子概率假设密度滤波中存活粒子的采样, 有效地减轻了粒子的退化现象。3 目标跟踪仿真试验中, 当目标模型与跟踪算法使用的目标模型不匹配时, 采用所提出的存活粒子采样方法的粒子概率假设密度滤波算法最优子模式分配距离下降约 70km。论文给出的存活粒子采样新方法显著地提高了多目标跟踪粒子概率假设密度滤波算法的鲁棒性。

**关键词:** 概率假设密度滤波; 粒子采样; 多目标跟踪; 无迹变换

中图分类号: TN911.7 文献标识码: A 文章编号: 1001-2486(2012)02-0102-05

## New method for survive particle sampling of particle PHD filter

LUO Shaohua<sup>1</sup>, XU Hui<sup>1</sup>, AN Wei<sup>1</sup>, XU Dan<sup>1</sup>, ZHANG Zhiheng<sup>2</sup>

(1. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;  
2. Unit 93046, Shenyang 110000, China)

**Abstract:** For the problem of survive particle importance sampling in multitarget tracking Probability Hypothesis Density particle filter, a new algorithm of survive particle importance sampling is presented. For every particle, the algorithm exploits likelihood between latest measurements, and the particle chooses one measurement of the set of measurement to obtain importance distribution by update particle, and draws samples of survive particle from the importance distribution. The presented algorithm reduced degeneration of particle efficiently. In simulation scenario of 3 targets tracking, the optimal sub-pattern assignment metric of particle probability hypothesis density filter, which adopted the presented survive particle importance sample method, decreases about 70Km when targets model used in target tracking method is different from actual targets model. The proposed method enhances the robustness of multitarget tracking of particle probability hypothesis density filter remarkably.

**Key words:** particle probability hypothesis density; particle sample; multi-target tracking; unscented transformation

Mahler 的基于随机有限集 (Random Finite Set, RFS) 理论的概率假设密度 (Probability Hypothesis Density, PHD) 滤波方法将多个目标的状态和传感器量测表达为 RFS, 通过递推计算目标状态 RFS 的 PHD, 使多目标跟踪问题转化为单传感器单目标跟踪问题, 从而避免了数据关联<sup>[1-3]</sup>。随后, 为了解决实际应用问题, Vo、Zajic 和 Sidenbladh 分别提出粒子概率假设密度 (Particle Probability Hypothesis Density, PPHD) 滤波器<sup>[4-7]</sup>。

重要性密度函数的设计是 PPHD 滤波器中的一个非常重要的问题, 合理的重要性密度函数不仅可以提高算法估计精度, 而且有利于减轻粒子

退化和滤波发散现象<sup>[8]</sup>。为了简化算法, 实际中的 PPHD 滤波器普遍采用系统状态转移概率密度作为重要性密度函数<sup>[9-11]</sup>, 忽略了观测值对于状态估计的修正作用。当被跟踪目标是合作目标时, 具有较好的跟踪效果; 反之, 当目标运动模型未知或目标出现较强的机动运动时, 将引起重要性密度函数与真实的后验概率密度函数产生较大的偏差, 出现滤波算法粒子退化、滤波发散及目标丢失等问题。

文献[12]将无迹变换 (Unscented Transform, UT) 和扩展卡尔曼滤波 (Extend Kalman Filter, EKF) 应用到单目标跟踪的粒子滤波中, 利用最新量测信息生成重要性密度分布函数, 使得重要性

\* 收稿日期: 2011-05-20

基金项目: 国家部委资助项目

作者简介: 罗少华 (1982—), 男, 陕西宝鸡人, 博士研究生, E-mail: luosh\_8@163.com;

徐晖 (通信作者), 男, 教授, 博士, 博士生导师, E-mail: simon863@vip.sina.com

密度函数较好地近似粒子后验分布,取得了很好的滤波效果。如果利用最新的量测信息对 PPHD 中的存活粒子进行 UKF 滤波得到其重要性密度函数并采样,就可以在在一定程度上克服 PPHD 滤波算法的估计精度不高、粒子退化和滤波发散等问题,改善算法性能。

文献[13]利用无迹粒子实现 PHD 滤波并结合异质传感器的交替滤波,提出了基于无迹粒子 PHD 滤波(Unscented Particle PHD Filter, UPPHDF)的序贯融合算法,使得目标的状态的估计精度和稳定性明显提高。但是,无迹粒子滤波只针对“轨迹-量测”关联完成后的目标跟踪滤波,而在 PHD 滤波多目标跟踪过程中,PHD 滤波器的输入是由单个或多个传感器探测生成的目标量测集合,包括源于目标的量测和虚警,如何在量测集中关联粒子和量测集中的量测值实现无迹粒子滤波,从而获得用于存活粒子采样的重要性密度函数,当前并没有具体的实现方法。为此,本文提出一种新的基于无迹变换的 PPHD 滤波算法(Unscented Transform PPHD, UT-PPHD)。

## 1 PPHD 滤波算法

### 1.1 概率假设密度滤波

假设  $k$  时刻新生目标的随机有限集  $\Gamma_k$  的 PHD 为  $\gamma_k$ ;  $b_{klk-1}(\cdot|\xi)$  表示前一时刻状态为  $\xi$  的目标衍生生成目标随机有限集  $B_{klk-1}(\{\xi\})$  的 PHD;  $e_{klk-1}(\xi)$  表示前一时刻状态为  $\xi$  的目标当前时刻依然存在的概率;  $f_{klk-1}(\cdot|\cdot)$  表示  $k-1$  时刻到  $k$  时刻的单个目标的状态转移概率密度;  $g_k(\cdot|\cdot)$  表示  $k$  时刻的单个目标的似然函数;  $c_k$  表示杂波概率密度; 每个时刻杂波个数服从参数为  $\lambda_k$  的 Poisson 分布;  $p_D$  表示传感器的检测概率;  $k-1$  时刻多目标 PHD 为  $D_{k-1}$ 。则  $k$  时刻预测多目标 PHD 为

$$D_{klk-1} = \int \varphi_{klk-1}(x, \xi) D_{k-1}(\xi) d\xi + \gamma_k(x) \quad (1)$$

假设  $k$  时刻的多目标量测为  $Z_k$ , 则根据此量测更新后的  $k$  时刻多目标 PHD 为

$$D_k = \left[ \frac{(1 - p_D(x)) + \sum_{z \in Z_k} \psi_{k,z}(x)}{\lambda_k c_k(z) + \langle \psi_{k,z}, D_{klk-1} \rangle} \right] D_{klk-1} \quad (2)$$

式中,  $\varphi_{klk-1}(x, \xi) = e_{klk-1}(\xi) f_{klk-1}(x | \xi) + b_{klk-1}(x | \xi)$ ,  $\langle f, g \rangle = \int f(x) g(x) \lambda(dx)$ ,  $\psi_{k,z}(x) = p_D(x) g_k(z | x)$ 。

## 1.2 PPHD 滤波

文献[4-7]提出 PPHD 算法利用粒子方法实现 PHD 滤波,算法核心思想是用一组带有权值的粒子拟合多目标状态 PHD,通过粒子预测和更新实现目标状态的递推估计。即:假设  $k-1$  时刻的粒子群为  $\{w_{k-1}^{(i)}, x_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{L_{k-1}}$ ,  $L_{k-1}$  为粒子数,则  $k-1$  时刻的多目标 PHD 可表示为

$$D_{k-1} = \sum_{i=1}^{L_{k-1}} w_{k-1}^{(i)} \delta(x - x_{k-1}^{(i)}) \quad (3)$$

式中,  $\delta(\cdot)$  表示 Dirac 函数。 $k-1$  时刻的粒子群通过粒子预测、权值更新和粒子重采样可获得  $k$  时刻的粒子群  $\{w_k^{(i)}, x_k^{(i)}\}_{i=1}^{L_k}$ , 则  $k$  时刻的多目标 PHD 可表示为

$$D_k = \sum_{i=1}^{L_k} w_k^{(i)} \delta(x - x_k^{(i)}) \quad (4)$$

最后,对所有粒子权值求和取整获得目标估计个数,而目标状态通过 k-means 方法或期望最大化等聚类方法获得。具体过程可参阅文献[4]。

## 2 UT-PPHD 存活粒子采样方法

### 2.1 基本思想

PPHD 滤波多目标跟踪过程中,传感器的量测集合中包括源于多个目标的量测值及虚警,为了使用适用于单目标跟踪滤波的 UKF 算法获得粒子预测过程中的重要性密度函数  $q_k(\cdot | x_{k-1}^{(i)}, Z_k)$ , 就必须消除目标量测点附近的虚警和源于其他目标的量测点的干扰,在当前时刻量测集合  $Z_k = \{z_k^1, z_k^2, \dots, z_k^{M_k}\}$  中选出合适的量测值  $z_k^j$ , 用于 UKF 中的状态更新。

为此,UT-PPHD 滤波算法借鉴联合概率数据关联方法,认为当前时刻量测集中的任意一个量测都有可能是由进化粒子所表示的目标产生,依据粒子预测状态与当前量所有量测值的似然函数选取量测,对每个存活粒子进行 UKF 滤波,获得该粒子的重要性密度函数。随后,依据该重要性密度函数完成粒子的预测采样。

根据贝叶斯理论,  $k$  时刻任意粒子的重要性密度函数可表示为

$$p(\tilde{x}_{klk-1}^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, Z_k) = \sum_{j=1}^{M_k} p(\tilde{x}_{klk-1}^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, z_k^j, \beta_k^{i,j}) p(\beta_k^{i,j}) + p(\tilde{x}_{klk-1}^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, \Phi, \beta_k^{i,0}) p(\beta_k^{i,0}) \quad (5)$$

式中,  $Z_k = \{\Phi, z_k^1, \dots, z_k^{M_k}\}$  表示  $k$  时刻的所有量测集合,  $M_k$  表示  $k$  时刻传感器获得的量测个数;  $\beta_k^{i,j}$  表示  $k$  时刻量测集合  $Z_k$  中第  $j$  个量测来源于粒子

$x_{k-1}^{(i)}$  所描述目标的事件,  $p(\beta_k^{i,j})$  表示事件  $\beta_k^{i,j}$  的概率, 也就是粒子  $x_{k-1}^{(i)}$  的预测状态与量测集合  $Z_k$  中第  $j$  个量测的似然概率, 且  $\sum_{j=0}^{M_k} p(\beta_k^{i,j}) = 1, p(\beta_k^{i,0}) = 1 - p_D$ , 表示传感器的漏警概率,  $p_D$  是传感器的检测概率。假设(5) 式中的  $p(\tilde{x}_{klk-1}^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, z_k^j, \beta_k^{i,j})$  服从均值为  $m$ 、方差为  $\sigma^2$  高斯分布, 则  $p(\tilde{x}_{klk-1}^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, z_k^j, \beta_k^{i,j})$  可以通过 UKF 算法获得, 而对  $p(\tilde{x}_{klk-1}^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, Z_k)$  的采样可以通过以概率  $p(\beta_k^{i,j})$  对  $p(\tilde{x}_{klk-1}^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, z_k^j, \beta_k^{i,j})$  采样间接实现。

$$p(\beta_k^{i,j}) = \begin{cases} \frac{\exp(-0.5(\tilde{z}_k^j)^T \hat{P}_k^{-1}(\tilde{z}_k^j))}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} |\hat{P}_k|^{\frac{1}{2}}}, & j = 1, \dots, M_k \\ 1 - P_D, & j = 0 \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $\tilde{z}_k^j = z_k^j - \hat{z}_{klk-1}^j, m = \dim(z_k^j), \dim(\cdot)$  表示矢量的维数;  $|\cdot|$  表示矩阵的行列式;  $\hat{z}_{klk-1}^j$  和  $\hat{P}_k$  分别是量测的预测和方差, 可以通过 KF、EKF 或 UKF 等经典滤波算法估计得到。

最后, 为保证  $\sum_{j=0}^{M_k} p(\beta_k^{i,j}) = 1$ , 需要对  $p(\beta_k^{i,j})$  进行归一化。

$$p(\beta_k^{i,j}) = \frac{p(\beta_k^{i,j})p_D}{\sum_{j=1}^{M_k} p(\beta_k^{i,j})} \quad j = 1, \dots, M_k \quad (7)$$

## 2.2 算法实现

为实现 UT-PPHD 滤波算法中存活粒子的重要性采样  $\tilde{x}_k^{(i)} \sim q_k(\cdot | x_{k-1}^{(i)}, Z_k)$ , 并获得相应的粒子权值  $\tilde{w}_{klk-1}^{(i)}$ , 要求 UT-PPHD 滤波算法中的粒子群不仅包括粒子权值, 而且包括每个粒子进化时的方差, 即  $k-1$  时刻的粒子群表示为  $\{w_{k-1}^{(i)}, x_{k-1}^{(i)}, P_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{L_{k-1}}$ , 其中,  $P_{k-1}^{(i)}$  表示粒子  $x_{k-1}^{(i)}$  的方差。按照 2.1 节的基本思路, 在获得  $k$  时刻的量测点集合  $Z_k = \{z_k^1, \dots, z_k^{M_k}\}$  后, 每个存活粒子  $x_{k-1}^{(i)}$  的具体采样方法如下:

步骤 1: 计算  $p(\beta_k^{i,j})$ 。对于给定的  $x_{k-1}^{(i)}, P_{k-1}^{(i)}$ , 用 UT 法求状态一步量测预测  $\hat{z}_{klk-1}^{(i)}$  及量测预测的预测方差  $P_z^{(i)}$ 。随后, 按照(6) 式计算量测集合中各个量测的  $p(\beta_k^{i,j})$ , 并按(7) 式归一化  $p(\beta_k^{i,j})$ 。

步骤 2: 存活粒子重要性采样。随机生成  $L_{k-1}$  个在  $[0,1]$  间服从均匀分布的随机数  $\{r_k^i\}_{i=1, \dots, L_{k-1}}$ 。对于每个  $r_k^i$ , 如果  $r_k^i$  满足  $\sum_{j=1}^{l-1} p(\beta_k^{i,j}) < r_k^i \leq \sum_{j=1}^l p(\beta_k^{i,j})$ , 则将量测  $z_k^l$  代入 UKF 方法获得的粒子  $x_{k-1}^{(i)}$  的预测状态  $\hat{x}_{klk-1}^{(i)}$  和方差  $P_{klk-1}^{(i)}$ 。则

$$p(\tilde{x}_{klk-1}^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, z_k^l, \beta_k^{i,j}) = \mathcal{N}(\tilde{x}_{klk-1}^{(i)}; \hat{x}_k^{(i)}, P_k^{(i)})$$

对其采样获得存活粒子的样本  $x_{klk-1}^{(i)}$ 。存活粒子预测权值通过下式计算得到。

$$w_{klk-1}^{(i)} = \frac{f(x_{klk-1}^{(i)}, x_{k-1}^{(i)})w_{k-1}^{(i)}}{p(x_{klk-1}^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, z_k^l, \beta_k^{i,j})}, \quad i = 1, \dots, L_{k-1} \quad (8)$$

步骤 3: 重复步骤 1 和步骤 2, 直至对所有的存活粒子完成采样。

存活粒子采样完成后, 按照 PPHD 滤波算法获得目标个数及目标状态的估计值。

## 3 仿真试验

### 3.1 试验设置

#### (1) 试验 1 场景设置

本试验中 PPHD 滤波器目标运动模型与目标实际运动模型不匹配, 目标的运动模型为匀速转弯(Constant Turn, CT) 模型:

$$x_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 & -\frac{1 - \cos \omega T}{\omega} \\ 0 & \cos \omega T & 0 & \sin \omega T \\ 0 & \frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} \\ 0 & \sin \omega T & 0 & \cos \omega T \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \end{bmatrix} w_k \quad (9)$$

其中,  $x_k = [x_k, v_k^x, y_k, v_k^y]^T$  为  $k$  时刻目标状态,  $[x_k, y_k]^T$  是目标位置;  $[v_k^x, v_k^y]^T$  是目标速度; 状态转移误差为  $w_k = [w_{1,k}, w_{2,k}]^T$ ;  $w_{1,k}$  和  $w_{2,k}$  是相互独立的均值为零的高斯白噪声, 且  $E[w_k^T w_k] = \text{diag}([0.1, 0.1])$ ;  $\text{diag}(\cdot)$  表示对角矩阵; 时间步进长度  $T = 1$ 。传感器监视区域为  $[0, 400] \times [0, 400] \text{km}^2$  的二维平面; 共有 3 个目标, 初始状态分别为  $[100, 2, 100, 3]^T, [100, 3, 100, 2]^T, [100, 2, 100, 4]^T$ , 3 个目标出现时间分别为第 1s、5s 和 12s, 其中目标 1 在第 43s 消失, 转弯角速度分别为  $\omega_1 = 0.05 \text{rad/s}, \omega_2 = -0.05 \text{rad/s}, \omega_3 = 0.01 \text{rad/s}$ ; 不考虑目标衍生; 目标的存活概率为 0.95; 新生目标随机集服从 Poisson 分布, 其 PHD 为  $0.2 \mathcal{N}(\cdot | x_0, Q_0)$ , 其中,  $\mathcal{N}(\cdot | x_0, Q_0)$  表示均值为  $x_0$ 、方差为  $Q_0$  的标准正态分布, 且  $x_0 = [100, 3, 100, 3]^T, Q_0 = \text{diag}([5, 3, 5, 3])$ 。

场景中只有一个观测传感器, 其观测模型为

$$z_k = \begin{bmatrix} z_x \\ z_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} x_k + v_k \quad (10)$$

其中,  $z_x$  和  $z_y$  是传感器测得目标  $x$  坐标和  $y$  坐标;  $v_k = [v_k^x, v_k^y]^T, v_k^x$  和  $v_k^y$  是独立同分布的均值为 0 的

高斯量测噪声,且  $E[\mathbf{v}_k^T \mathbf{v}_k] = \text{diag}([0.1, 0.1])$ 。

杂波均匀分布在传感器监视区域,每个时间点传感器监视区域杂波个数服从参数  $\lambda = 30$  的 Poisson 分布。PHD 滤波器中每个目标的粒子数为 100 个。传感器检测概率  $p_D = 1$ ; 新生粒子数  $J_k = 100$ 。

UT-PPHD 和 PPHD 跟踪方法使用的目标运动模型不同于目标真实运动模型,其模型为

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & T \end{bmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_k + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \tilde{\mathbf{w}}_k \quad (11)$$

其中,状态转移误差为  $\tilde{\mathbf{w}}_k = [\tilde{w}_{1,k}, \tilde{w}_{2,k}]^T$ ;  $\tilde{w}_{1,k}$  和  $\tilde{w}_{2,k}$  是相互独立的均值为零的高斯白噪声,且  $E[\tilde{\mathbf{w}}_k^T \tilde{\mathbf{w}}_k] = \text{diag}([0.01, 0.01])$ ;

(2) 试验2 场景设置

试验2中,PPHD 滤波器目标运动模型与目标实际运动模型相匹配,目标真实运动模型如式(9),传感器量测模型如式(10)。其中,  $E[\mathbf{w}_k^T \mathbf{w}_k] = \text{diag}([0.1^2, 0.1^2])$ ; 共有 3 个目标,初始状态分别为  $[100.4, 2.6, 100.1, 3]^T$ ,  $[99.3, 99.7, 2]^T$ ,  $[99.5, 2, 100.1, 4]^T$ , 出现时间分别为第 1s、5s 和 16s, 其中目标 1 在第 50s 消失; 新生目标随机集服从 Poisson 分布,其 PHD 为  $0.2 \mathcal{N}(\cdot | \mathbf{x}_0, \mathbf{Q}_0)$ , 其中,  $\mathbf{x}_0 = [100, 3, 100, 3]^T$ ,  $\mathbf{Q}_0 = \text{diag}([5, 3, 5, 3])$ 。其余设置与试验 1 场景相同。

多目标跟踪性能的评价标准选用最优子模型分配距离 (Optimal Subpattern Assignment, OSPA)<sup>[14]</sup>。两组试验仿真中 OSPA 参数取  $p = 2, c = 10, 50$ 。

3.2 试验结果

图 1、图 3 分别是试验 1、试验 2 中 PPHD 滤波算法与 UT-PPHD 滤波算法的 100 次蒙特卡罗仿真的平均 OSPA 对比; 图 2、图 4 分别是试验 1、试验 2 中 PPHD 滤波算法与 UT-PPHD 滤波算法的 100 次蒙特卡罗仿真中估计的目标个数平均值与真实目标个数的对比。

从图 1 可以看出,在 100 次蒙特卡罗仿真中,PPHD 滤波算法随着时间的推移和目标个数的增加,平均 OSPA 显著增大,而本文给出的 UT-PPHD 滤波算法平均 OSPA 在  $[0, 5]$  区间抖动,比较稳定,当  $c = 50$  时,较之 PPHD 滤波算法平均 OSPA 下降了约 70,跟踪性能得到明显提高,特别是在 3 个目标同时存在的时间段效果更明显。造成 UT-

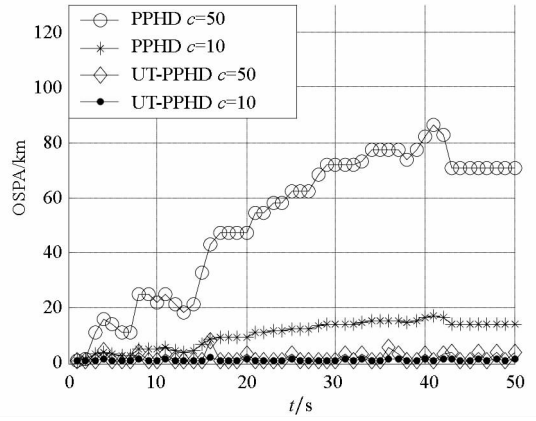


图 1 试验 1 UT-PPHD 滤波与 PPHD 滤波平均 OSPA  
Fig. 1 Average OSPA use different method in simulation 1

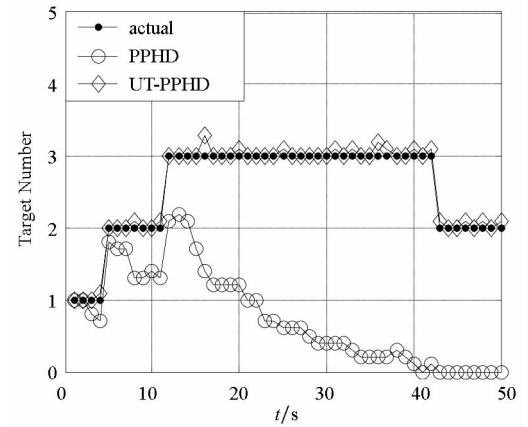


图 2 试验 1 UT-PPHD 与 PPHD 目标数估计平均值  
Fig. 2 Estimated average target number use different method in simulation 1

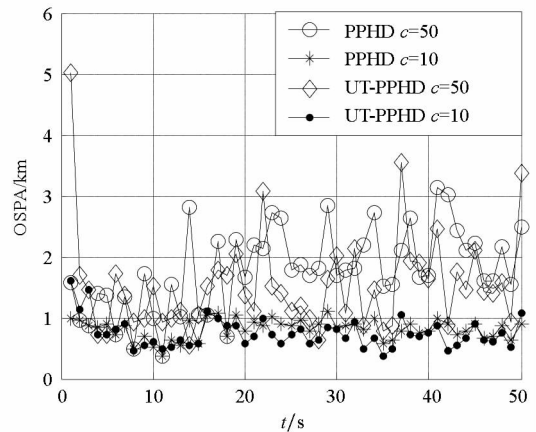


图 3 试验 2 UT-PPHD 滤波与 PPHD 滤波平均 OSPA  
Fig. 3 Average OSPA use different method in simulation 2

PPHD 滤波算法优于 PPHD 滤波算法的主要原因是,UT-PPHD 滤波算法中存活粒子重要性采样方法在粒子的进化过程中有效地利用了当前最新的量测信息,使得重要性密度分布能够最大限度地逼近目标后验分布,预测采样后的粒子能够较好地拟合目标的后验分布,显著地减小了目标丢失的概率。从图 2 中可以看出,UT-PPHD 的目标估

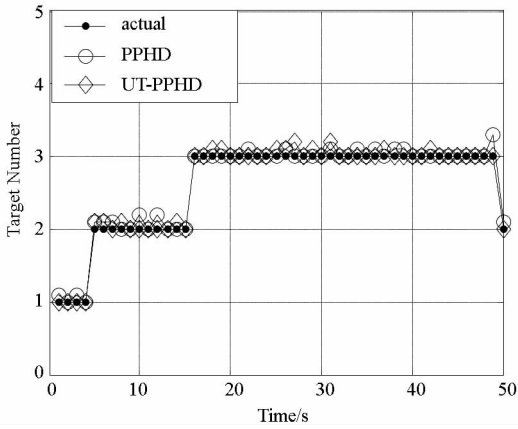


图 4 试验 2 UT-PPHD 与 PPHD 目标数估计平均值  
Fig. 4 Estimated average target number use different method in simulation 2

计个数与真实目标个数非常接近,这样从另一方面证实了 UT-PPHD 滤波算法的优越性。

从图 3 和图 4 可以看出,PPHD 滤波算法和 UT-PPHD 滤波算法的平均 OSPA 基本相同,目标的估计个数与真实目标个数很接近。这主要是因为仿真试验 2 中,PPHD 滤波算法的目标运动模型与真实的目标运动模型相同,存活粒子采样后能够较好地拟合目标的真实后验分布,有效地减轻了粒子的退化现象。此时,与 PPHD 滤波算法相比较,UT-PPHD 滤波算法无法体现出其优越性。但是,在实际的多目标跟踪中,由于多种原因,特别是在军事应用环境中,目标的真实运动模型是无法获得的,即使能够确切地知道目标的运动模型,也无法获得运动模型参数。另外,当目标突然出现机动时,必将造成滤波算法目标运动模型与目标真实运动模型不一致。所以,试验 1 所设置的仿真环境更切合实际,更能够真实地模拟实际中的多目标跟踪过程。这也充分说明本文给出的 UT-PPHD 多目标跟踪滤波算法具有较高的实际应用价值。

## 4 结 论

新的 UT-PPHD 滤波算法依据一定的似然概率,合理地利用当前量测信息更新重要性密度函数,从而实现存活粒子采样,显著地增强了 PPHD 滤波算法的鲁棒性,提高了 PPHD 滤波算法对模型误差的适应性。同时,该存活粒子采样方法还可以应用到基于卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波的 PHD 滤波算法中,具有非常重要的参考意义。

## 参考文献 (References)

- [1] Mahler R. Multi-target Bayes filtering via first-order multi-target moments [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152 - 1178.
- [2] Goodman I, Mahler R, Nguyen H. Mathematics of data fusion [M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1997.
- [3] Mahler R. Random set theory for target tracking and identification [M]. Boca Raton, FL: CRC Press, 2002.
- [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] Vo B N, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo implementation of the PHD filter for multi-target tracking [C]// Proc of the 6th International Conference on Information Fusion, Cairns, Queensland, Australia, July 8 - 11, 2003.
- [6] Zajic T, Ronald P S, Mahler R. Particle-systems implementation of the PHD multitarget tracking filter [C]// Processing of SPIE, Orlando, FL, USA, April 21, 2003.
- [7] Sidenbladh H. Multi-target particle filtering for the probability hypothesis density [C]// Proc of the 6th International Conference on Information Fusion, Cairns, Australia, July 8 - 11, 2003.
- [8] Mahler R. Statistic multi-source multi-target data fusion [M]. Boston: Artech House Publishers, 2007.
- [9] Lin X R, Zhu L H, Li Z X. Probability hypothesis densities for multi-sensor multi-target tracking with application to acoustic sensors array [C]// Proc of the 2nd International Conference, Shenyang, China, March 27 - 29, 2010.
- [10] Kusha P. Multi-target tracking using 1st moment of random finite sets [D]. Melbourne: Department of Electrical and Electronic Engineering, University of Melbourne, Australia, 2007.
- [11] Ristic B, Clark D, Vo B N. Improved SMC implementation of the PHD filter [C]// Proc of the 13th International Conference Information Fusion, Edinburgh, UK, July 2010.
- [12] Merwe R, Doucet A, Freitas N, et al. The unscented particle filter [R]. Technical Report, Cambridge University Engineering Department, USA, August 2000.
- [13] 孟凡彬,郝燕玲,张崇猛,等. 基于无迹粒子 PHD 滤波的序贯融合算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(1): 30 - 34.  
MENG Fanbin, HAO Yanling, ZHANG Chongmeng, et al. Sequential fusion algorithm based on unscented particle probability hypothesis density filter [J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(1): 30 - 34. (in Chinese)
- [14] 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.