

# 基于势概率假设密度滤波的检测前跟踪新算法

林再平, 周一宇, 安 玮

(国防科学技术大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

**摘要:**基于势概率假设密度滤波(Cardinalized Probability Hypothesis Density, CPHD)检测前跟踪(Track before detect, TBD)算法能有效解决未知目标数的弱小目标检测跟踪. 文章深入研究了 CPHD 算法, 从标准 CPHD 滤波的粒子权重更新出发, 结合检测前跟踪的实际, 合理地推导出 CPHD-TBD 算法的粒子权重更新表达式; 分析了 CPHD 滤波目标势分布的物理意义, 实现了目标势分布更新计算在检测前跟踪的应用. 将 CPHD 滤波和 TBD 进行有效结合, 提出了基于势概率假设密度滤波的检测前跟踪算法, 并给出其详细实现步骤. 仿真实验证明提出的 CPHD-TBD 算法与现有概率假设密度检测前跟踪(PHD-TBD)算法相比, 能更详细地传递目标分布信息, 从本质上改变了 PHD-TBD 对目标数估计的方式, 能更准确稳定估计目标数, 实现了对目标的发现和状态准确估计, 性能明显更优.

**关键词:**检测前跟踪; 势概率假设密度滤波; 粒子更新; 势分布更新

中图分类号: TN957.51 文献标识码: A

## Track-Before-Detect algorithm based on cardinalized probability hypothesis density filter

LIN Zai-Ping, ZHOU Yi-Yu, AN Wei

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** On the basis of the cardinalized probability hypothesis density (CPHD), track-before-detect (TBD) algorithm is able to effectively solve the detection and tracking of weak point target with unknown target number. A detailed study of the CPHD algorithm which starts from the standard CPHD filter to the practicalities of TBD is presented. The updated expression for calculating particle weight of CPHD-TBD algorithm was deduced. Meanwhile, according to the physical means of the target distribution of CPHD, its update calculation in TBD has been implemented. Ultimately the combination of the CPHD and TBD has been achieved. The method to use it was introduced. The CPHD-TBD algorithm changes the way of target number estimation essentially compared with the PHD-TBD, resulting in accurate information of target distributions. Simulation results demonstrated that the proposed algorithm can estimate the number and states of targets more stability and accurately than the existing PHD-TBD algorithm.

**Key words:** track-before-detect; cardinalized probability hypothesis density; particle update; cardinalized probability distribution update

**PACS:** 84.40.X6

## 引言

检测前跟踪<sup>[1]</sup> (TBD) 技术是解决低信噪比运动弱小点目标检测的有效方法, 其本质是先不对单帧有无目标进行判断, 而对多帧原始图像可能轨迹进行跟踪, 利用跟踪滤波的思想, 对目标在像平面的

位置进行估计, 然后利用检测思想对各个轨迹进行检测判断, 从而检测出真正的目标, 提取目标轨迹. TBD 本身只是一种数据与信号处理的思想, 依赖于具体的实现方法, 主要包括基于多级假设检验、三维匹配<sup>[2-3]</sup> 和粒子滤波等检测前跟踪算法. 基于多级假设检验和三维匹配滤波等批处理的检测前跟踪算法

收稿日期: 2012-06-07, 修回日期: 2013-01-08

Received date: 2012-06-07, revised date: 2013-01-08

基金项目: 十二国防预研基金项目(113010203); 武器装备预研基金(9140A21041110KG0148)

Foundation items: Support by "Twelve-Fifth" National Defense Advanced Research Foundation of China (113010203); Foundation of Weapon Advanced Research of China(9140A21041110KG0148)

作者简介 (Biography): 林再平(1982-), 男, 浙江台州人, 博士研究生, 主要研究领域为空间红外图像获取与处理. Email: linzaiping@sina.com.

没有真正应用跟踪思想,需要复杂的数据关联,并且存在组合爆炸问题.基于粒子滤波<sup>[2]</sup>的检测前跟踪算法可以递推地实现目标状态估计,得到了较广泛应用,但其无法有效估计目标数,当对目标数量较多且未知时,性能存在一定局限性.

近几年,越来越多专家开始利用基于随机集的 PHD 滤波和 CPHD 滤波来解决多目标跟踪问题. Mahler<sup>[3]</sup>于 2007 提出 CPHD 滤波,它是在传递 PHD 函数同时也传递目标数分布概率密度函数的滤波器,在递推过程中,相比 PHD 更完整的保留了目标个数统计信息,克服 PHD 过于依赖当前量测的特点,能够更稳定的估计目标个数,进一步提高了目标跟踪性能. PHD 和 CPHD 滤波器一经提出便成为研究热点,Vo<sup>[4]</sup>等给出了其序贯蒙特卡罗实现(Sequential Monte Carlo PHD, SMC-PHD)和高斯混和实现(Gaussian mixture, GM-PHD).同时, Davide<sup>[5]</sup>等提出了基于加窗的 PHD 和 CPHD 滤波方法,在保持目标跟踪性能的同时,降低了其计算量.研究表明 PHD 和 CPHD<sup>[6]</sup>滤波方法,相比传统的联合数据关联、多假设跟踪和粒子滤波算法,具有更优的多目标跟踪性能,能够避免数据关联,能够实现未知目标数的多目标跟踪,它尤其适用于杂波密集,目标数随时间变化的多目标场景.

文献[7-8]将基于随机集理论的概率假设密度滤波(PHD)引入到红外图像的弱小点目标检测跟踪领域中,提出 PHD-TBD 算法.此方法完整引入跟踪的思想,建立目标的运动模型和测量模型,避免复杂的数据关联,能够有效的估计目标数,实现对目标状态的准确估计,取得了良好的效果.但由于 PHD 只是递推的传递目标后验概率密度的均值,利用粒子权重和实现对目标数估计,对目标数估计有一定的起伏,进而影响目标状态的准确估计.

文章深入研究已有的基于粒子实现的 CPHD 算法,从标准 CPHD 粒子更新出发,考虑检测前跟踪直接对原始图像处理,目标检测概率趋近于 1,并且粒子只与其扩散小区域计算似然的情况,对其粒子权重更新计算表达式进行推导,然后计算加窗后相应的目标和杂波势分布,推导得到 CPHD-TBD 粒子更新表达式.同时分析 CPHD 滤波中目标势分布更新的物理意义,结合目标扩散现象,对 CPHD 的势分布进行应用改进,进而实现 CPHD 目标势分布在检测前跟踪领域的应用计算,并首次明确阐述了 CPHD-TBD 算法的详细实现步骤.文章最后通过仿真验证 CPHD-TBD 算法的正确性和有效性,仿真实

验表明文章所提的 CPHD-TBD 算法,能够利用目标的势分布实现对目标数的准确稳定估计,从本质上克服 PHD-TBD 利用粒子权重和进行目标数估计存在的起伏现象,实现对目标状态的有效估计,解决未知目标数的弱小目标检测跟踪问题.

## 1 目标运动模型和测量模型

### 1.1 目标运动模型

势概率假设密度滤波可以适应非高斯非线性的目标运动模型,弱小运动点目标在像平面的运动模型,在  $K$  时刻目标的运动状态为  $X_k^t$ .

$$X_{k+1}^t = f_k(X_k^t, v_k) \quad t = 1, \dots, N_k \quad (1)$$

其中  $X_k^t = [x_k^t, x_k'^t, y_k^t, y_k'^t, I_k^t]$  是  $K$  时刻目标的状态矢量,其中  $(x_k^t, y_k^t)$ 、 $(x_k'^t, y_k'^t)$  和  $I_k^t$  分别代表目标的位置、速度和目标能量强度.  $N_k$  是第  $K$  帧的目标数,  $f_k(\cdot)$  是非线性目标状态转移函数,  $v_k$  代表已知的过程处理噪声.

### 1.2 传感器测量模型

红外焦平面探测器测量以一定帧频对监视区域进行观测,焦平面探测器有  $n_x \times m_y$  个感应像元.每一个分辨单元  $(i, j)$ ,  $i = 1, \dots, n_x, j = 1, \dots, m_y$ , 对应矩形区域  $\Delta_x \times \Delta_y$ . 则时刻  $K$  传感器将获取  $n_x \times m_y$  个强度观测,目标像平面的测量模型如式(2)所示<sup>[16,19,20]</sup>.

$$z_k(i, j) = \begin{cases} \sum_{t=1}^{N_k} h_k^{(i,j)}(X_k^t) + n_k(i, j), & (i, j) \in C \\ n_k(i, j), & (i, j) \notin C \end{cases} \quad (2)$$

$n_k(i, j)$  为传感器分辨单元  $(i, j)$  处的观测噪声,为独立高斯白噪声.其中  $h_k^{(i,j)}(X_k^t)$  为目标  $t$  对分辨单元  $(i, j)$  的信号强度贡献,  $C$  表示目标扩散影响的区域.目标采用传感器点扩散函数形式<sup>[11]</sup>,则时刻  $k$ , 位于坐标  $(x_k^t, y_k^t)$ , 强度为  $I_k^t$  的目标  $t$  对于分辨单元  $(i, j)$  的强度贡献如式(3)所示.

$$h_k^{i,j}(X_k^t) \approx \frac{\Delta_x \Delta_y I_k^t}{2\pi \sum^2} \exp\left(-\frac{(i\Delta_x - x_k^t)^2 + (j\Delta_y - y_k^t)^2}{2 \sum^2}\right) \quad (3)$$

其中  $\sum$  表示点扩散方差.在上述传感器观测模型下,目标的似然函数可以近似用式(4)表示.

$$p(z_k | X_k^t) \approx \prod_{i \in C_i(x_k^t)} \prod_{j \in C_j(x_k^t)} p_{s+n}(z_k(i, j) | X_k^t) \prod_{i \notin C_i(x_k^t)} \prod_{j \notin C_j(x_k^t)} p_n(z_k(i, j)) \quad (4)$$

其中  $C_i(X_k^t) = \{R - q, \dots, r - 1, r, r + 1, \dots, r + q\}$ ,  $C_j(X_k^t) = \{s - q, \dots, s - 1, s, s + 1, \dots, s + q\}$ ,  $q$  表示目标

扩散的区域半径. 定义  $(r, s)$  为其主像元, 表示受目标影响最大的像素. 目标信噪比定义  $\text{SNR} = 10 \log$

$$\left[ \frac{I_k^t \Delta x \Delta y / 2\pi \sum^2}{\sigma} \right]^2.$$

## 2 CPHD-TBD 粒子权重更新推导

CPHD 滤波同 PHD 滤波一样, 都可以通过高斯混合或基于粒子实现, 基于粒子实现的 CPHD<sup>[6-7]</sup> 滤波粒子权重更新相关表达式如式(5)~(7)所示.

$$w_k^{(p)} = w_{klk-1}^{(m)} \Gamma(1 - p_{Dk}(X_{klk-1}^p)) \frac{(\psi_k^1[w_{klk-1}; Z_k], \rho_{klk-1})}{(\psi_k^0[w_{klk-1}; Z_k], \rho_{klk-1})} + \sum_{z \in Z_k} g_k(z | X_{klk-1}^{(p)}) \rho_{Dk}(X_{klk-1}^{(j)}) \frac{\langle 1, \kappa_k \rangle}{\kappa_k(z)} \frac{(\psi_k^1[w_{klk-1}; Z_k - \{z\}], \rho_{klk-1})}{(\psi_k^0[w_{klk-1}; Z_k], \rho_{klk-1})} \quad (5)$$

$$\psi_k^u[w, Z](n) = \sum_{j=0}^{\min(|Z|, n)} (|Z| - j)! \rho_{K,k}(|Z| - j) \times P_{j+u}^n \frac{(1 - p_{D,k}^{1:L_{klk-1}})^{n-(j+u)}}{(1, w)^n} e_j(\Lambda_k(w, z)) \quad (6)$$

其中

$$\left\{ \begin{aligned} \Lambda(w, z) &= \langle w, \phi_{k,z}^{1:L_{klk-1}} \rangle; z \in Z \\ w_{klk-1} &= [w_{klk-1}^{(1)}, \dots, w_{klk-1}^{(L_{klk-1})}]^T \\ p_{D,k}^{1:L_{klk-1}} &= [p_{D,k}(X_k^{(1)}), \dots, p_{D,k}(X_k^{(L_{klk-1})})]^T \\ \phi_{k,Z}^{1:L_{klk-1}} &= \frac{(1, \kappa_k)}{\kappa_k(z)} [g_k(z | X_{klk-1}^{(1)}) p_{D,k}(X_{klk-1}^{(1)}), \\ &\dots, g_k(z | X_{klk-1}^{(L_{klk-1})}) p_{D,k}(X_{klk-1}^{(L_{klk-1})})]^T \end{aligned} \right. \quad (7)$$

$w_k^{(p)}$  为粒子  $X_{klk-1}^{(p)}$  更新后的权重,  $\rho_k(n)$  为  $k$  帧目标的势分布函数,  $\rho_{K,k}$  为杂波的势分布函数,  $g_k(z | X_{klk-1}^{(p)})$  表示粒子与量测的似然函数,  $p_{D,k}(z | X_{klk-1}^{(p)})$  为目标检测概率;  $\kappa_k$  为杂波强度函数;  $L_k$  为  $k$  帧的粒子数;  $|Z|$  表示与粒子  $X_{klk-1}^{(p)}$  计算似然的量测数.

$k$  时刻收到新量测, 然后根据量测通过似然计算对每一粒子权重进行更新, 对一个特定粒子  $X_{klk-1}^{(p)}$  计算似然时, 可把量测进行划分.

$$Z_k = V_k^p(X_{klk-1}^p) U \bar{V}_k^p(X_{klk-1}^p) \quad (8)$$

其中

$$\left\{ \begin{aligned} V_k(X_{klk-1}^p) I \bar{V}_k(X_{klk-1}^p) &= \emptyset \\ V_k(X_{klk-1}^p) &= \{z_k(i, j), i \in C_i(X_{klk-1}^p) \\ &\text{且 } j \in C_j(X_{klk-1}^p)\} \\ \bar{V}_k(X_{klk-1}^p) &= \{Z_k(i, j), i \notin C_i(X_{klk-1}^p) \\ &\text{且 } j \notin C_j(X_{klk-1}^p)\} \end{aligned} \right. \quad (9)$$

当  $Z_k(i, j) \in \bar{V}_k^p$ , 则  $g_k(z | X_{klk-1}^p) = 0$ , 则  $V_k^p$  为特定粒子  $X_{klk-1}^p$  对应的似然计算域. 因此引进加窗 CPHD<sup>[9]</sup> 的思想, 粒子只与其对应的似然域  $V_k$  计算似然, 且把似然域内的量测视为整体. 同时检测前跟踪直接对原始数据处理, 目标检测概率  $P_{D,k} \approx 1$ . 则式(5)和式(6)可以近似表达为式(10)和式(11).

$$w_k^{(j)} = w_{klk-1}^{(j)} \frac{\langle 1, \kappa_k \rangle}{\kappa_k(z)} \frac{g_k(V_k^p | X_{klk-1}^p)}{(\psi_k^0[w_{klk-1}; V_k^p], \rho'_{klk-1})} \quad (10)$$

$$\psi_k^0[w, V_k^p](n) = (|Z| - j)! \rho_{K,k}(|Z| - j) P_j^u \frac{e_j(\Lambda_k(w, V_k^p))}{(1, w)^n} \quad j = n \quad (11)$$

其中

$$g_k(V_k^p | X_{klk-1}^{(p)}) = \prod_{i \in C_i(X_{klk-1}^{(p)})} \prod_{j \in C_j(X_{klk-1}^{(p)})} L_z(z_k(i, j) | X_{klk-1}^{(p)}) \quad (12)$$

$$L_z(z_k(i, j) | X_{klk-1}^{(p)}) @ \frac{p_{s+n}(z_k(i, j) | X_{klk-1}^{(p)})}{p_n(z_k(i, j))} = \exp\left(\frac{h_k(i, j)(h_k(i, j) - 2z_k(i, j))}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

CPHD 滤波与 PHD 滤波最大区别是更新粒子权重过程中引入目标和杂波势分布, 根据加窗的物理意义, 加窗后的目标势分布  $\rho'_{klk-1}$  和杂波势分布  $\rho_{K,k}$  需要重新计算. 假定图像面积为  $s$ , 目标在像平面均匀分布, 目标势分布为  $\rho_{klk-1}$ , 加窗后的面积为  $s'$ , 可近似得到加窗后  $\rho'_{klk-1}$  与目标势分布  $\rho_{klk-1}$  关系.

$$\left\{ \begin{aligned} \rho'_{klk-1}(0) &= \frac{\frac{s'}{s} \rho_{klk-1}(0)}{\frac{s'}{s} \rho_{klk-1}(0) + \frac{s'}{s} \sum_{i=1}^{N_1} i \rho_{klk-1}(i)} \\ \rho'_{klk-1}(1) &= \frac{\frac{s'}{s} \sum_{i=1}^{N_1} i \rho_{klk-1}(i)}{\frac{s'}{s} \sum_{i=1}^{N_1} i \rho_{klk-1}(i) + \frac{s}{s'} \rho_{klk-1}(0)} \end{aligned} \right. \quad (14)$$

其中  $N_1$  为目标势分布中的最大目标数. 同理, 假定杂波势分布为  $\rho_{K,k}$ ,  $N_2$  为杂波势分布的最大杂波数, 可得加窗后的杂波势分布.

通过以上分析推导得到基于势概率假设密度滤波检测前跟踪算法的粒子权重更新表达式, 由粒子权重更新表达式(10)可知, 当粒子附近有目标时, 其似然值  $g_k(V_k | X_{klk-1}^{(p)})$  必定会提高, 相应的粒子权重也会提高. 随着粒子数和粒子权重的增加, 式(10)中的  $(\psi_k^0[w_{klk-1}; V_k], \rho'_{klk-1})$  会起到类似归一化作用, 其粒子权重和数目会稳定, 进而收敛. 特别

要指出的是加窗后目标势分布和杂波势分布需要重新推导计算,以适应加窗后的 CPHD-TBD 粒子权重更新. 本节推导的 CPHD-TBD 粒子权重更新表达式有相应的物理意义和合理性,但其准确性需要通过仿真实验进一步验证.

### 3 目标势分布在检测前跟踪的推导与说明

CPHD 滤波相比 PHD 滤波更完整的保留了目标个数统计信息,其目标数估计不是采用粒子权重和实现,而是对目标势分布采用后验概率准则<sup>[6]</sup>实现,CPHD 滤波的势分布更新计算如式(15)和(16)所示.

$$\rho_k(n) = \frac{\psi_k^0[w_{k|k-1}; Z_k](n)\rho_{k|k-1}(n)}{(\psi_k^0[w_{k|k-1}; Z_k], \rho_{k|k-1})}, \quad (15)$$

$$\psi_k^0[w, Z](n) = \frac{[|Z| - j]! p_{K,k}(|Z| - j) P_j^n e_j(\Lambda_k(w, z))}{(1, w)^n}, \quad (16)$$

式(17)中,其中  $Z_k$  指整个量测集,预测的目标势分布  $\rho_{k|k-1}(n)$  对应于整个观测空间.

考虑检测前跟踪的应用实际,目标在原始图像有扩散现象,多个邻近观测数据可能来自同一个目标. 因此在进行目标势分布更新计算时,必须把邻近观测数据以目标扩散区域为大小进行划分,得到多个量测,则其相应的目标势分布表达式更新如式(17)所示.

$$\left\{ \begin{aligned} \psi_k^0[w, Z](n) &= (|Z| - j)! p_{K,k}(|Z| - j) \\ & P_j^n \frac{e_j(\Lambda_k(w, V_k^p))}{(1, w)^n} \quad j = n \\ \Lambda_k(w, V_k^p) &= \{ \langle w, \phi_k^{1:L_{k|k-1}} \rangle : V_k^p \in Z \} \\ \phi_k^{1:L_{k|k-1}} &= \frac{\langle 1, \kappa_k \rangle}{\kappa_k(z)} [g_k(V_k^p | x_k^{(1)}), \dots, \\ & g_k(V_k^p | x_k^{(L_{k|k-1})}) ]^T \end{aligned} \right. \quad (17)$$

此节对 CPHD 目标势分布的基本物理意义进行深入分析,同时考虑目标点扩散现象,对 CPHD 目标势分布在检测前跟踪进行应用改进,得到 CPHD-TBD 的目标势分布更新表达式,使其具有相应的物理概念和意义,与粒子权重更新相对应. 但其准确性需要进一步通过仿真进行验证.

### 4 CPHD-TBD 算法步骤

下面结合检测前跟踪处理特点,对采用序贯蒙特卡罗技术实现的 CPHD-TBD 算法步骤进行详细说明. 在  $K-1$  时刻,其先验概率密度为  $v_{k-1}$ , 势分布

为  $\rho_{k-1}$ .

#### 4.1 目标势分布预测

$$\rho_{k|k-1}(n) = \sum_{j=0}^n \rho_{\tau,k}(n-j) \sum_{l=j}^{\infty} c_j^l \frac{(p_{s,k}^{1:L_{k-1}}, w_{k-1})^j (1-p_{1:L_{k-1},k}, w_{k-1})}{(1, w_{k-1})^l} \rho_{k-1}, \quad (18)$$

其中

$$w_{k-1} = [w_{k-1}^{(1)}, \dots, w_{k-1}^{(L_{k-1})}]^T, \\ P_{S,k}^{(1:L_{k-1})} = [p_{s,k}(x_{k-1}^{(1)}), \dots, p_{s,k}(x_{k-1}^{(L_{k-1})})]^T,$$

其中  $w_{k-1}^{(j)}$  表示第  $j$  个粒子的权重;  $p_{s,k}(x_{k-1}^{(L_{k-1})})$  表示粒子  $x_{k-1}^{(L_{k-1})}$  在第  $k$  帧的存活概率;  $\rho_{\tau,k}(k)$  为新生目标的势分布;  $c_j^l = \frac{l!}{j!(l-j)!}, P_{j+u}^n = \frac{n!}{(n-j-u)!}$ .

#### 4.2 CPHD-TBD 目标强度概率密度分布预测

$$V_{k|k-1}(x) = \sum_{p=1}^{L_{k-1}} w_{k|k-1}^{(p)} \delta_{x_k^{(p)}}(x) + \sum_{p=L_{k-1}+1}^{L_{k-1}+J_k} w_{k|k-1}^{(p)} \delta_{x_k^{(p)}}(x), \quad (19)$$

$$w_{k|k-1}^{(p)} = \begin{cases} \frac{P_{s,k}(X_{k-1}^{(p)}) f_k(X_{k|k-1}^{(p)} | X_{k-1}^{(p)}) + b_{k|k-1}(X_{k|k-1}^{(p)})}{q_k(X_{k|k-1}^{(p)} | X_{k-1}^{(p)}, Z_k)} & p = 1, \dots, L_{k-1} \\ \frac{r_k(X_{k|k-1}^{(p)})}{p_k(X_{k|k-1}^{(p)} | Z_k)} & p = L_{k-1} + 1, \dots, L_{k-1} + J_k \end{cases}, \quad (20)$$

$b_{k|k-1}(X_{k|k-1}^{(p)} | X_{k-1}^{(p)})$  代表分裂目标的概率假设密度,  $r_k(X_{k|k-1}^{(p)})$  代表新生目标的概率假设密度,  $p_k(X_{k|k-1}^{(p)} | Z_k)$  代表新生目标的粒子采样密度函数  $q_k(\cdot | X_{k-1}^{(p)}, Z_k)$  建议性密度; 目标状态转移密度函数  $f_{k|k-1}(\cdot | X_{k-1}^{(p)}, Z_k)$ .

#### 4.3 粒子权重更新

根据文章第二节推导的 CPHD-TBD 粒子权重更新计算表达式,对任意一个粒子  $X_{k|k-1}^{(p)}, V_k^p$  为特定粒子  $X_{k|k-1}^{(p)}$  对应的似然计算域,其粒子权重更新式如式(23).

$$w_k^{(j)} = w_{k|k-1}^{(j)} \frac{\langle 1, \kappa_k \rangle}{\kappa_k(z)} \frac{g_k(V_k^p | x_{k|k-1}^{(p)})}{\langle \psi_k^0[w_{k|k-1}; V_k^p], \rho'_{k|k-1} \rangle}, \quad (21)$$

其中似然  $g_k(V_k | x_{k|k-1}^{(p)})$  由式(12)所示,  $\psi_k^0[w_{k|k-1}; V_k]$  由式(11)所示,其中加窗后目标预测势分布  $\rho'_{k|k-1}$  和加窗后预测的目标势分布  $\rho'_{\kappa,k}$  由第二节所推导,由式(13)和式(14)所示.

#### 4.4 目标势分布更新

根据文章第 3 节推导的目标势分布更新表达式,其目标势分布更新表达式如式(22)所示.

$$\rho_k(n) = \frac{\psi_k^0[w_{k|k-1}; Z_k](n)\rho_{k|k-1}(n)}{\langle \psi_k^0[w_{k|k-1}; Z_k], \rho_{k|k-1} \rangle}, \quad (22)$$

其中相应的  $\psi_k^0[w_{k|k-1}; Z_k]$  如式(19)所示,式(19)中所涉及到的似然  $g_k(V_k^i | x_{k|k-1}^{(m)})$  同粒子权重的表达式如式(12)所示.

#### 4.5 重采样

序贯蒙特卡罗实现方法也将面临着粒子退化问题,因此在第 K 帧更新后,需要对粒子集  $\{\omega'_{k|k}, X_{k|k-1}^i\}_{i=1}^{L_{k|k-1}}$  进行重采样,保持粒子的多样性.

#### 4.6 目标个数估计

CPHD-TBD 可采用最大后验概率密度<sup>[6]</sup>对目标数进行估计

$$n_k = \arg \max \rho(n) \quad (23)$$

#### 4.7 目标状态提取

根据计算得到的目标个数估计,结合重采样更新后的粒子,用标准的 Kmeans 算法对粒子进行聚类,实现对目标的状态准确估计.

综上所述,CPHD-TBD 算法递推地传递目标强度函数和势分布函数,主要包括预测与更新等 7 个步骤,其具体流程如图 1 所示.

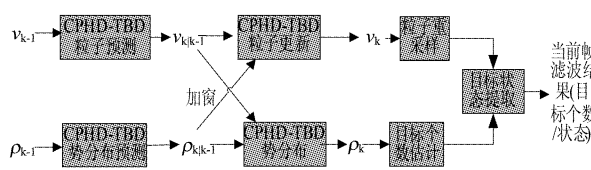


图 1 CPHD-TBD 算法流程示意图  
Fig. 1 The program of CPHD-TBD algorithm

### 5 仿真分析

#### 5.1 仿真条件说明

目标采用匀速运动模型,其状态方程  $X_{k+1} = FX_k + R_k$ ,其中  $R_k$  是一个零均值高斯噪声,其方差阵为  $Q$ .

目标检测概率  $p_{D,k} = 1$ ,目标生存概率为 0.99;目标出生的概率 0.01;目标消失概率 0.001,目标分裂概率为 0. 随机产生 80 帧图像,帧间时间间隔为 1s,  $\Delta x = \Delta y = 1$ ,图像大小为  $20 \times 20$  的序列图像,  $\Sigma = 0.7$ ,背景方差噪声  $\sigma = 2$ . 当时  $t = 3s$ ,目标 1 进入测量区域,其最初的目标状态  $X_3^1 = [4.2, 0.15, 7.2, 0.1, I_1]^T$ ;  $t = 20s$ ,目标 2 进入量测区域其状态为,  $X_{20}^2 = [8.2, 0.10, 0, 0.1, I_2]^T$ .  $t = 40s$ ,目标 3 进入量测区域,其状态  $X_{40}^3 = [0, 0.10, 8.2, 0.10, I_3]^T$ .

#### 5.2 仿真结果与分析

特设计两组仿真实验对 CPHD-TBD 算法的过

程与性能进行说明,仿真实验 1,进行单次仿真实验,结合中间实验数据对文章提出 CPHD-TBD 算法的步骤进行形象的说明与展示. 仿真实验 2,进行多次蒙特卡罗仿真,重点对 CPHD-TBD 算法的性能进行分析研究.

#### 5.2.1 仿真实验 1

##### 1) 初始化

目标强度取  $I_k^1 = I_k^2 = 16$ ,初始目标势分布  $\rho_1 = [0.8, 0.1, 0.06, 0.04, 0]$ ,杂波势分布  $\rho_{K,k}$  服从参数  $\lambda$  的泊松分布,取  $\lambda = 15$ . 通常结合目标一定的先验信息,假定粒子的位置、速度和幅度都服从均匀分布,  $x_1: u(0, 20)$ ,  $y_1: u(0, 20)$ ,  $x_1: u(-v_{max}, v_{max})$ ,  $y_1: u(-v_{max}, v_{max})$ ,  $I_1: u(I_{min}, I_{max})$ ,取  $v_{max} = 1$ ,  $I_{min} = 10$ ,  $I_{max} = 20$ . 随机初始化产生 500 个粒子,其初始粒子权重为  $10^{-4}$ .

##### 2) 预测

预测步骤由目标状态预测和势分布的预测组成,对每一个粒子根据目标状态转移方程进行状态预测,并产生 1 000 个新粒子,粒子分布如图 2 所示

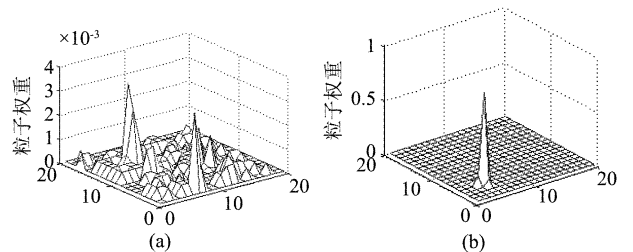


图 2 粒子权重预测示意图 (a)第 3 帧 (b)第 15 帧  
Fig.2 The predicted weight of particle, (a) the third frame, (b) the 15th frame

第 2 帧没有目标,所以预测的第 3 帧粒子权重都较低,均匀分布在像平面,如图 2a 所示. 由于第 14 有目标,已经稳定收敛,因此预测得到第 15 帧粒子权重和趋近为 1,如图 2b 所示,同时预测过程中产生新生粒子,其权重为  $10^{-4}$ ,均匀分布在像平面.

目标势分布预测,结合新生目标的势分布对目标势分布进行预测,其预测的第 3 帧和第 15 帧的势分布结果如图 3 所示.

##### 3) 粒子权重更新

粒子权重更新时,粒子只与对应似然域计算似然,窗口大小为像元.

由于有杂波的影响,第 3 帧没有目标的情况下,也有粒子权重较高达 0.1 的粒子存在,如图 4a 所示,当第 70 帧时,有三个目标存在,通过多帧累积更

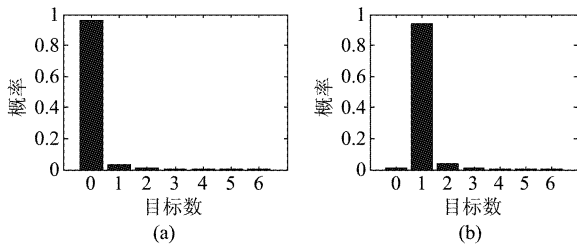


图3 目标势分布预测示意图(a)第3帧(b)第15帧  
Fig. 3 The predicted cardinalized distribution of target, (a) The third frame and (b) the 15th

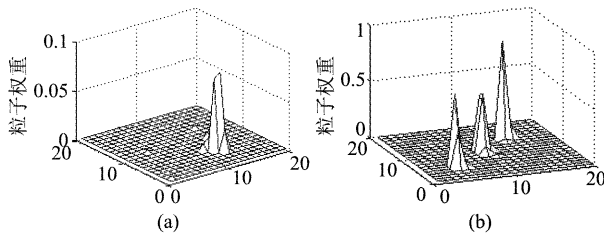


图4 粒子权重更新示意图(a)第3帧(b)第70帧  
Fig. 4 The update of particle weight, (a) the third frame, and (b) the 70th frame

新,在目标附近的粒子权重都趋近于1,能稳定收敛,如图4b所示.

4) 势分布更新

利用预测的粒子与最新的量测,结合预测的目标势分布,进行目标势目标的更新.多帧累积后,本文提出的CPHD目标势分布可以有效估计目标数,结果如图5所示.

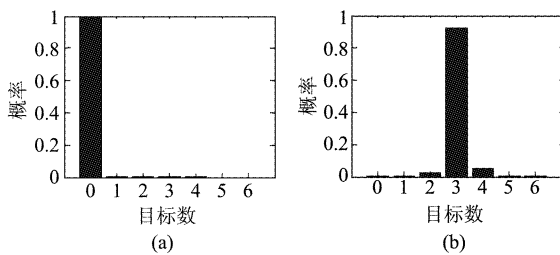


图5 目标势分布更新结果(a)第3帧(b)第15帧(c)第70帧  
Fig. 5 The update cardinalized distribution of target (a) the third frame, (b) the 15th frame, and (c) the 70th frame

综上所述,通过仿真实验的中间数据,对CPHD-TBD算法的关键步骤进行体现,验证文章所提CPHD-TBD算法的合理性和有效性.如图4所示,文章推导的粒子权重更新能够有效的体现目标的状态,且能有效收敛,目标所对应的粒子权重和趋近于1,验证了文章第2部分推导CPHD-TBD粒子

权重的准确性.如图5所示,验证了文章第3部分推导势分布表达式的有效性,能有效估计的目标数.CPHD-TBD对目标数估计稳定,而PHD-TBD算法对目标数估计有起伏现象,在目标数估计正确的情况下,CPHD-TBD和PHD-TBD算法对目标状态的位置都比较准确,因此对目标数估计的准确性是算法关键,也是下节分析的重点.

5.2.2 仿真实验2

目标信噪比直接决定目标的检测与跟踪性能,因此文章在不同的信噪比下,即目标强度分别取18、14和12时,对目标检测与跟踪结果统计分析,验证其性能.每帧新生粒子数1000,利用50次蒙特卡罗仿真,对比算法的性能.本文算法记为CPHD-TBD,仿真结果如图6到图8所示.

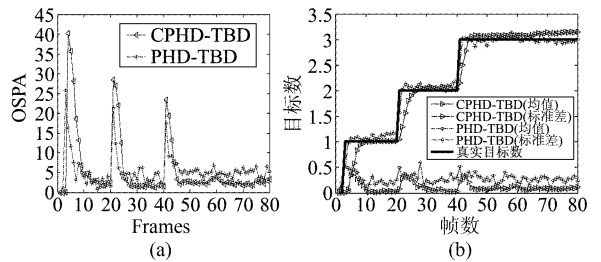


图6 CPHD-TBD和PHD-TBD算法性能对比图( $I=18$ ,  $SNR=9.3$ )  
Fig. 6 Performance comparisons of CPHD-TBD and PHD-TBD with intensity of target as 18 and SNR 9.3 (a) OSPA and (b) number of estimate targets

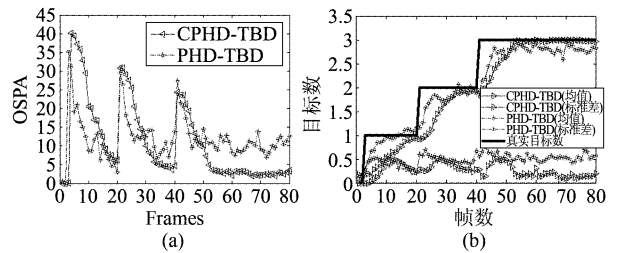


图7 CPHD-TBD和PHD-TBD算法性能对比图( $I=14$ ,  $SNR=7.1$ )  
Fig. 7 Performance comparisons of CPHD-TBD and PHD-TBD with intensity of target as 14 and SNR 7.1 (a) OSPA and (b) number of estimate targets

由于新生目标在第3帧、第20帧和第40帧出现在视场内,在出现的时刻,无论CPHD-TBD和PHD-TBD算法都需要经过多帧跟踪估计累积,才能检测到目标,对目标数估计有延后效应.因此在目标首次出现时刻,如图9到图14所示,其相应的OSPA迅速增大,但随着处理帧数的增加,通过多帧累积,实现对目标数的准确估计,进而OSPA指数迅速收

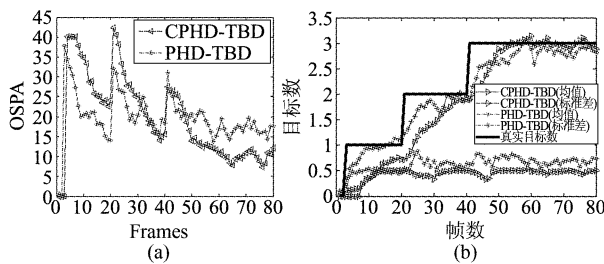


图8 CPHD-TBD 和 PHD-TBD 算法性能对比图 ( $I = 12$ ,  $SNR = 5.7$ )

Fig. 8 Performance comparisons of different CPHD-TBD and PHD-TBD with intensity of target as 12 and SNR 5.7  
(a) OSPA (b) number of estimate targets

敛.

综合图6到图8所示,在信噪比为9.3时,当经过多帧累积检测后,CPHD-TBD算法和PHD-TBD算法都能很好的发现目标,并准确估计目标个数和状态,CPHD-TBD的OSPA值和目标个数估计标准相对更小,表明其对目标数的估计更准确和稳定,性能相对更优.在信噪比为7.1时,CPHD-TBD算法和PHD-TBD算法都能较好发现目标,并估计目标状态,但PHD-TBD对目标数估计的标准差较大,有起伏现象,其OSPA也明显增大,但CPHD-TBD算法的目标个数估计的标准和OSPA都没有明显增加,通过多帧累积,依旧能很好检测并跟踪目标.当信噪比为5.7时,由于随着信噪比的降低,CPHD-TBD和PHD-TBD算法的性能都有明显下降,PHD-TBD算法对目标数估计明显偏差,已经难以准确稳定的实现目标发现和跟踪,CPHD-TBD需要累积20帧左右才能实现对目标发现,其对目标数估计的标准差也相应变大,OSPA值也增大,但仍然具有一定的目标检测与跟踪能力,相对于PHD-TBD算法其性能明显更优.在目标数估计正确的条件下,CPHD-TBD和PHD-TBD算法都能精确的估计目标状态,

## 6 结论

文章对红外序列图像CPHD-TBD的问题进行了深入分析和研究,把标准CPHD滤波的思想应用

到弱小目标的检测前跟踪中,推导出了CPHD-TBD的粒子权重更新表达式,得到了CPHD-TBD的目标势分布表达式,并给出CPHD-TBD的详细步骤与说明.在不同信噪比下,文章首次提出的CPHD-TBD的算法相比现有的PHD-TBD算法,利用目标势分布完成目标数估计,目标数估计标准差更小,能更稳定地估计目标个数,能很好地实现对弱小目标的检测并跟踪,但同时CPHD-TBD算法也增加对图像检测帧数的需求.作者的后续工作主要针对更低目标的信噪比条件下,研究基于融合的PHD-TBD算法和CPHD-TBD算法,更好地实现对弱小目标个数和目标状态的准确估计.

## REFERENCES

- [1] Buzzi S, Lops Ma, Venturino L. Track-before-detect procedures in a multi-target environment [J]. *IEEE Transactions on Aero space and Electronic Systems*, 2008, **44**(3): 1135 - 1150.
- [2] Boer s Y, Driessen J N. Multitarget . particle filter track-before -detect application [J] . *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, 2004, **151**(6): 351 - 357.
- [3] Mahler R. PHD Filters of Higher Order in Target Number [J]. *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*. 2007, **43**(4): 1523 - 1543.
- [4] Vo B N, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets [J] . *IEEE Trans-actions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, **41**(4): 1224 - 1245.
- [5] Davide Macagnano, Giuseppe Thadeu. Gating for Multitarget Tracking with the Gaussian Mixture PHD and CPHD Filters [J]. *IEEE*, 2011.
- [6] Ouyang Cheng, Ji Hong-bing, Zhang Jun-gen. Improved CPHD Filter for Multitarget Tracking. [J] *Journal of Electronics & Information Technology* (欧阳成, 姬红兵, 杨金龙. 一种改进的CPHD多目标跟踪算法. *电子与信息学报*). 2010, vol **32**(9): 2112 - 2117.
- [7] Punithakumar K, Kirubarajan T. A sequential Monte Carlo probability hypothesis density algorithm for multitarget track-before-detect [A]. *Signal Data Processing Small Targets [C]*. San Diego. CA: SPIE, 2005. 5913: 1 - 8.
- [8] Lin Zaiping, Zhou Yiyu, An wei. improved multitarget Track-Before-Detect using probability hypothesis density filte [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (林再平, 周一宇, 安玮. 基于改进的概率假设密度滤波的检测前跟踪算法. *红外与毫米波学报*) 2012, **31**(5): 103 - 108.

(上接 399 页)

- [14] CHENG Teng, ZHANG Qing-chuan, CHEN Da-peng, *et al.* Performance analysis of the substrate-free focal plane array in infrared imaging [J]. *Acta Physica Sinica* (程腾, 张青川, 陈大鹏, 等. 无基底焦平面阵列的红外成像性能分析, *物理学报*), 2009, **58**(2): 852 - 859.

- [15] JIANG Xing-kai, ZHANG Qing-chuan, SHI Hai-tao, *et al.* Analysis of theoretical model of thermal infrared imager based on the substrate-free focal plane array [J]. *Acta Physica Sinica* (蒋兴凯, 张青川, 史海涛, 等. 基于无基底焦平面阵列红外热像仪的理论模型分析, *物理学报*), 2011, **60**(5): 054401.