

改进的概率假设密度滤波多目标检测前跟踪算法

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: 基于概率假设密度滤波(Probability Hypothesis Density, PHD)的检测前跟踪(Track before detect, TBD)技术可以有效解决未知目标数的弱小点目标检测前跟踪问题. 文章针对现有 PHD-TBD 算法存在目标数估计不准、目标发现延时较久的问题进行研究. 从标准 PHD 滤波出发, 更为合理地推导出 PHD-TBD 算法的粒子权重更新计算表达式, 实现对目标数的准确估计; 同时利用贝叶斯滤波理论, 推导出基于量测的新生粒子概率密度采样函数, 完成对目标的快速发现. 仿真实验表明, 与现有的 PHD-TBD 相比, 改进算法能够适应目标扩散情况, 准确估计目标数目, 并实现对目标的快速发现和位置准确估计.

关键词: 检测前跟踪; 概率假设密度滤波; 粒子更新; 粒子采样

中图分类号: TN957.51 **文献标识码:** A

Improved multitarget track-before-detect using 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: Track-before-detect (TBD) technology based on the probability hypothesis density (PHD) filter can effectively solve the problem of tracking dim varying number multitarget. The existing PHD-TBD algorithm has two shortcomings, lack of accuracy in the number of targets and long time delay in responding to the targets being detected. The paper studied the PHD-TBD method, deduced the accurate expression of the updated particle weight of the PHD-TBD algorithm, and achieved the precise estimate of the number of targets. Simultaneously, by using Bayesian theory, it deduced the probability density sampling function of new born particles based on measurement, which can quickly and effectively find the targets. In addition, the simulation results demonstrate that the proposed algorithm can effectively estimate the number of targets, detect the targets and accurately estimate their positions with a more rapid speed compared with the existing PHD-TBD algorithm.

Key words: track-before-detect; probability hypothesis density filter; particle update; particle sampling

PACS: 84.40.X6

引言

检测前跟踪^[1-3](TBD)技术正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思想,依赖于具体的实现方法.

Mahler 于 2003 年提出了概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)^[4]滤波器,其中 PHD 是多目标后验概率密度的一阶统计矩,递推地传递目标状态的分布信息,不需要复杂的数据关联就能提取多目标的个数和状态. PHD 滤波器一经提出便成为研究热点,Vo^[5-6]等给出了 PHD 滤波器的粒子

收稿日期:2011-11-29,修回日期:2012-07-16

Received date: 2011-11-29, revised date: 2012-07-16

基金项目:十二五国防预研基金项目(113010203);武器装备预研基金(9140A21041110KG0148)

Foundation items: Support by "Twelve-Fifth" National Defense Advanced Research Foundation of China (113010203) and 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. E-mail: linzaiping@sina.com.

滤波实现(Sequential Monte Carlo PHD, SMC-PHD)和高斯混和实现(Gaussian mixture, GM-PHD). 研究表明^[7] PHD 滤波器比 MHT、JPDA 等传统方法具有更优的多目标跟踪性能,能够避免复杂的数据关联,解决未知目标数的多目标跟踪问题,它尤其适应应用杂波密集,目标数随时间变化的多目标场景. 近年已成为国内外学者的一个研究热点. 但 PHD 滤波器在检测前跟踪(TBD)领域的应用刚刚起步,有许多值的探讨的问题.

K. Punithakumar 等^[2]首次将基于随机集理论的概率假设密度(PHD)滤波引入到红外图像的多目标检测前跟踪(TBD)中,利用序贯蒙特卡罗技术实现对未知目标数的弱小多目标检测并跟踪. 此方法完整引入跟踪的思想,建立目标运动模型和传感器观测模型,同时发挥 PHD 滤波能有效估计目标数的优势,在快速估计目标数的同时,实现对目标状态的准确估计,取得了良好的效果.

文章深入研究已有的基于 PHD 检测前跟踪算法,从标准的 PHD 滤波的粒子权重更新表达式出发,结合检测前跟踪的特点与弱小点目标似然函数,对其粒子权重更新计算表达式进行更为严密的推导,推导出更为合理的粒子权重更新计算解析式. 同时对弱小目标扩散现象进行分析,结合当前图像量测信息和目标幅度的先验信息,利用贝叶斯滤波理论,推导出新生粒子幅度的采样生成函数,并给出 PHD-TBD 算法的详细实现步骤. 最后,通过仿真验证文章所提算法的正确性和有效性.

1 目标运动模型和测量模型

(1) 目标运动模型

基于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 .

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

其中 $K_k^t = [x_k^t, \dot{x}_k^t, y_k^t, \dot{y}_k^t, I_k^t]$ 是 K 时刻目标的状态矢量,其中 (x_k^t, y_k^t) 、 $(\dot{x}_k^t, \dot{y}_k^t)$ 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.

(2) 传感器测量模型

红外焦平面探测器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(1)所示^[2-3].

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

$n_k(i, j)$ 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像素区域. 目标采用传感器点扩散函数形式^[2], 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) 的强度贡献为

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

其中 \sum 表示点扩散方差.

2 PHD-TBD 粒子权重更新推导

对任意粒子 $X_{k|k-1}^{(p)}$, 标准 PHD 滤波其权重更新如式(3)和式(4)所示.

$$w_{klk}^{*(p)}(x) = \left[1 - p_D(x) + p_D(x) \sum_{n=1}^{N_k^z} \frac{L_z(x)}{\lambda V c(z) + \psi_k(z_k^n)}\right] w_{klk-1}^{(p)}, \quad (3)$$

$$\psi_k(z_k^i) = \sum_{p=1}^{L_{k-1} + J_k} l_z(z_k^n | X_{klk-1}^{(p)}) w_{klk-1}^{(p)}, \quad (4)$$

其中 $L_z(x)$ 表示粒子与量测的似然函数, $p_D(x)$ 为目标检测概率; λ 为杂波强度; V 为观测区域的面积; $c(z)$ 为杂波的空间分布密度; $\psi_k(z_k^i)$ 表示概率生成泛函; N_k^z 表示第 K 帧量测数; L_{k-1} 表示第 $K-1$ 帧的重采样后的粒子数, J_k 表示为第 K 帧新生粒子数. 考虑检测前跟踪特点, 直接对原始观测数据进行处理, 则 $p_D(x) = 1$, 因此式(3)可以简化为式(5).

$$w_{klk}^{*(p)}(x) = \left[\sum_{z \in Z_k} \frac{L_z(x)}{\lambda V c(z) + \psi_k(z_k(i, j))}\right] w_{klk-1}^{(p)}, \quad (5)$$

k 时刻收到新量测 Z_k , 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, 把量测进行划分.

$$Z_k = V_k(X_{klk-1}^p) \cup \bar{V}_k(X_{klk-1}^p), \quad (6)$$

其中, $V_k(X_{klk-1}^p) \cap \bar{V}_k(X_{klk-1}^p) = \emptyset$

$$V_k(X_{klk-1}^p) = \{z_k(i, j), i \in C_i(X_{klk-1}^p) \text{ 且 } j \in C_j(X_{klk-1}^p)\}, \quad (7)$$

$$\bar{V}_k(X_{klk-1}^p) = \{z_k(i, j), i \notin C_i(X_{klk-1}^p) \text{ 或 } j \notin C_j(X_{klk-1}^p)\}, \quad (8)$$

把量测集合 $V_k(X_{klk-1}^p)$ 视为一个整体, 则式(5)可以表达为式(9).

$$w_{klk}^{*(p)}(x) = \sum_{z \in \bar{V}_k(x_{klk-1}^p)} \frac{L_z(x)}{\lambda Vc(z) + \psi_k(z_k(i,j))} w_{klk-1}^{(p)} + \frac{L_z(x)}{\lambda Vc(z) + \psi_k(z_k(i,j) \in V_k)} w_{klk-1}^{(p)}, \quad (9)$$

只考虑对其扩散区域计算似然^[2],当 $z_k(i,j) \in \bar{V}_k$, 则 $L_z(x) = 0$. 粒子与 $V_k(x_{klk-1}^p)$ 计算似然,根据弱小点目标模型计算其联合似然比如式(10)和式(11)所示.

$$L_{Z \in V_k}(X) = \prod_{i \in C_i(x_{klk-1}^p)} \prod_{j \in C_j(x_{klk-1}^p)} L_z(z_k(i,j) | X_{klk-1}^{(p)}), \quad (10)$$

$$L_z(z_k(i,j) | X_{klk-1}^p) = \frac{P_{s+n}(z_k(i,j) | X_{klk-1}^{(p)})}{P_n(z_k(i,j))} = \exp\left(\frac{h_k(i,j)(h_k(i,j) - 2z_k(i,j))}{2\sigma^2}\right), \quad (11)$$

因此粒子权重更新式(9)可以转换式(12)和式(13)所示.

$$w_{klk}^{*(p)}(X) = \frac{\prod_{i \in C_i(x_{klk-1}^p)} \prod_{j \in C_j(x_{klk-1}^p)} L_z(z_k(i,j) | X_{klk-1}^{(p)})}{\lambda Vc(z) + \psi_k(z_k(i,j) \in V_k(X_{klk-1}^{(p)}))} w_{klk-1}^{(p)}, \quad (12)$$

$$\psi_k(z_k \in V_k(X_{klk-1}^{(p)})) = \left\{ \sum_{m=1}^{L_{k-1}+J_k} L_z(z_k(i,j) \in V_k(X_{klk-1}^{(p)}) | X_{klk-1}^{(m)}) w_{klk-1}^{(m)} \right\}, \quad (13)$$

考虑式(13),任意粒子对特定的量测 $z_k(i,j) \in V_k(X_{klk-1}^p)$ 计算似然.

$$\psi_k(z_k(i,j) \in V_k(X_{klk-1}^p)) = \left\{ \sum_{m=1}^{L_{k-1}+J_k} L_z(z_k(i,j) \in V_k(X_{klk-1}^p) | X_{klk-1}^{(m)}) w_{klk-1}^{(m)} \right\}. \quad (14)$$

根据不同粒子 $X_{klk-1}^{(m)}$ 对应的量测区域 $V_k(X_{klk-1}^{(m)})$ 与特定量测 $z_k(i,j) \in V_k(X_{klk-1}^p)$ 相互关系不同,其似然计算如式(15)所示.

$$L_z(z_k(i,j) \in V_k(X_{klk-1}^p) | X_{klk-1}^{(m)}) = \begin{cases} \prod_{i \in C_i(x_{klk-1}^p)} \prod_{j \in C_j(x_{klk-1}^p)} L_z(z_k(i,j) | X_{klk-1}^{(p)}), V_k(X_{klk-1}^{(m)}) \\ = V_k(X_{klk-1}^p) \\ \prod_{z_k(i,j) \in V_k} L_z(z_k(i,j) | X_{klk-1}^{(p)}), V_k(X_{klk-1}^{(m)}) \cap V_k(X_{klk-1}^p), \\ = V_k \\ 0, V_k(X_{klk-1}^{(m)}) \cap V_k(X_{klk-1}^p) = \emptyset \end{cases}, \quad (15)$$

则粒子权重更新如式(16)所示.

$$w_{klk}^{*(p)} = \frac{\prod_{i \in C_i(x_{klk-1}^p)} \prod_{j \in C_j(x_{klk-1}^p)} L_z(z_k(i,j) | X_{klk-1}^{(p)})}{\lambda Vc(z) + \psi_k(z_k(i,j) \in V_k(X_{klk-1}^p))} w_{klk-1}^{(p)}, \quad (16)$$

其中 $\psi_k(z_k(i,j))$ 如式(15)所示.文献[2]认定 $\lambda_k = \lambda Vc(z)$ 为归一化常数,但没有明确其计算表达式.

且对 $\psi_k(z_k(i,j))$ 计算时,只考虑粒子的量测区域与特定粒子的量测区域重合的情形 ($V_k(X_{klk-1}^m) = V_k(X_{klk-1}^p)$),没有考虑由扩散引起量测区域相交的情况,因此当目标扩散方差较大时,对粒子权重更新必然会受影响,是一个有偏估计.

3 基于贝叶斯的粒子幅度采样生成

红外焦平面探测器对目标远距离观测成像时,由于传感器光学系统的模糊效应以及传感器自身的抖动,使得点目标在红外焦平面的响应扩散到邻近的若干像素点,如图1所示.

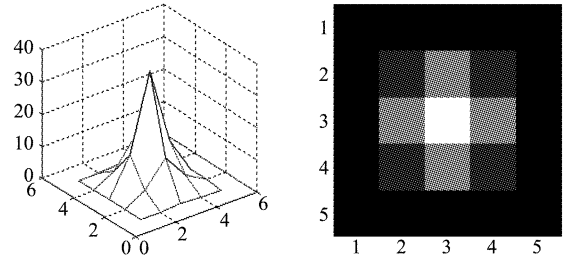


图1 目标像平面能量扩散分布示意图

Fig. 1 The distribution of target energy projected in different position

则以图像 $z_k(i,j)$ 为中心对 $N \times N$ 大小的邻域建

立统计量 $T(i,j) = \sum_{i=-N/2}^{(N-1)/2} \sum_{j=-N/2}^{(N-1)/2} Z_k(x+i, y+i)$, 假定目标落在像元 $z_k(i,j)$ 上,且传感器测量噪声是方差为 σ 的高斯白噪声.则统计量 $T(i,j)$ 的概率分布如下式所示.

$$p(T_k | I_k^t) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma N}} \exp\left(-\frac{T_k - I_k^t}{2N^2\sigma^2}\right). \quad (17)$$

对于弱小目标检测前跟踪,通常假定目标幅度的先验信息可以服从均匀分布^[2] $I_x: U(A_1, A_2)$, 即其先验概率密度 $p(x) = \frac{1}{A_2 - A_1}$. 利用贝叶斯公式,如式(18)所示.

$$p(I_k | T_k) = \frac{p(T_k | I_x)p(I_x)}{p(T_k)} = \frac{1}{p(T_k) \times (A_2 - A_1)} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma N}} \exp\left(-\frac{(T_k - I_k)^2}{2N^2\sigma^2}\right). \quad (18)$$

4 PHD-TBD 算法步骤

对 $K-1$ 时刻,用一组一定权重 $(x_{k-1}^{(p)}, w_{k-1}^{(p)})$ 的粒

子代表 PHD 先验密度.

$$D_{k-1|k-1}(X_{k-1}, Z_{1:k-1}) = \sum_{p=1}^{L_{k-1}} w_{k-1}^p \delta(X_{k-1}, X_{k-1}^p), \quad (19)$$

(1) 预测

$$X_{k|k-1}^{(p)}: \left\{ \begin{array}{l} q_k(\cdot | X_{k-1}, Z_k) p=1, \dots, L_{k-1} \\ p_k(\cdot | Z_k) p=L_{k-1}+1, \dots, L_{k-1}+J_k \end{array} \right\}, \quad (20)$$

$q_k(\cdot | X_{k-1}, Z_k)$ 建议性密度; 目标状态转移密度函数 $f_{k|k-1}(\cdot | X_{k-1}, Z_k)$; $p_k(X_k | Z_k)$ 为新生目标的概率密度函数. 对于粒子幅度的生成, 由文章第三部分所推导的, 如式(21)所示.

$$p(I_k | T_k) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma N}} \exp\left(-\frac{(I_k - A_1)^2}{2N^2\sigma^2}\right) & T_k < A_1 \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma N}} \exp\left(-\frac{(I_k - T_k)^2}{2N^2\sigma^2}\right) & A_1 \leq T_k \leq A_2 \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma N}} \exp\left(-\frac{(I_k - A_2)^2}{2N^2\sigma^2}\right) & T_k > A_2 \end{cases} \quad (21)$$

预测概率密度可以由式(23)所示

$$D_{k|k-1}(X_{k|k-1} | Z_{1:k-1}) = \sum_{p=1}^{L_{k-1}+J_k} w_{k|k-1}^p \delta(X_{k|k-1} - X_{k|k-1}^p), \quad (22)$$

然后计算粒子的权重, 包括转移粒子的权重和新生粒子的权重.

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

其中 $e_{k|k-1}(X_{k-1})$ 代表目标的存活概率, $b_{k|k-1}(X_{k|k-1}^{(p)} | X_{k-1}^{(p)})$ 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.

(2) 更新

根据文章第二部分推导的 PHD-TBD 的粒子权重更新计算表达式, 粒子权重更新式如式(23)和式(24)所示.

$$w_{k|k}^{*(p)}(X) = \frac{\prod_{i \in C_i(X_{k|k-1}^{(p)})} \prod_{j \in C_j(X_{k|k-1}^{(p)})} L_z(z_k(i, j) | X_{k|k-1}^{(p)})}{\lambda V_c(z) + \psi_k(z_k(i, j) \in V_k(X_{k|k-1}^{(p)}))} w_{k|k-1}^{(p)}, \quad (23)$$

$$\psi_k(z_k(i, j) \in V_k) = \left\{ \sum_{m=1}^{L+J_k} l_z(z_k(i, j) \in V_k(X_{k|k-1}^{(p)} | X_{k|k-1}^{(m)})) w_{k|k-1}^{(m)} \right\}, \quad (24)$$

根据不同粒子对应的量测区域 $V_k(X_{k|k-1}^{(m)})$ 与特定量测 $z_k(i, j) \in V_k(X_{k|k-1}^{(p)})$ 相互关系, 其似然计算如式(15)所示.

(3) 重采样和状态提取

序贯蒙特卡罗实现方法也将面临着严重的粒子退化问题, 记重采样后形成的粒子集为 $\{\omega_{k|k}^i, X_{k|k}^i\}_{i=1}^{L_{k|k}}$. 所有粒子权重和为目标数估计, 如式(25)所示.

$$n_k^X = \sum_{p=1}^{L_{k-1}+J_k} w_{k|k}^{(p)}. \quad (25)$$

根据估计的目标数 n_k^X 利用标准 k-means 方法对重采样后的粒子进行聚类^[4-6], 提取各类后验密度的峰值作为目标状态的估计. 则更新后的 PHD $D_{k|k}(X)$ 如式(26)所示.

$$D_{k|k}(X_k | Z_{1:k}) = \sum_{p=1}^{L_k} w_k^{(p)} \delta(X_k - X_k^{(p)}). \quad (26)$$

5 仿真分析

5.1 仿真条件说明

仿真场景与文献[2]类似, 便于算法性能对比. 随机产生 80 帧图像, 帧间时间间隔为 1 s, $\Delta x = \Delta y = 1$, 图像大小为 20×20 的序列图像, $\Sigma = 0.7$, 背景方差噪声 $\sigma = 2$. 目标采用匀速运动模型, 当 $t = 3$ s 时, 目标 1 进入测量区域, 其最初的目标状态 $X_3^1 = [4.2, 0.15, 7.2, 0.1, I_1]^T$. $t = 20$ s, 目标 2 进入量测区域其状态为, $X_{20}^2 = [8.2, 0.10, 0, 0.1, I_2]^T$. $t = 40$ s, 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

仿真实验算法性能评价指标采用最优子模式指派 (Optimal Sub Pattern Assignment, OSPA) 统计量^[8], 目标生存概率为 0.99; 目标出生的概率密度 0.01; 目标分裂概率为 0; 假定目标幅度在 10 与 50 之间; 帧间目标最大速度为 1 像元, 杂波密度为 1.

(1) 不同信噪比下的算法性能仿真分析

在不同的信噪比下, 即目标强度分别取 16、14 和 12 时, 每帧新生粒子数 2000, 利用 50 次蒙特卡罗仿真, 在不同的粒子采样函数下, 采用文章提出的粒子权重更新表达式, 对比算法的性能. 文章的改进算法记为 IPHD-TBD, 仿真结果如图 2 到图 4 所示.

仿真实验中 $p = 2, c = 40$. 对有扩散现象的目标信噪比定义^[2]: $\text{SNR} = 10 \log \left[\frac{I \Delta x \Delta y / 2 \pi \Sigma^2}{\sigma} \right]^2$. I 表示目标的强度, 通常情况下信噪比 10 dB 以下即为弱

目标.

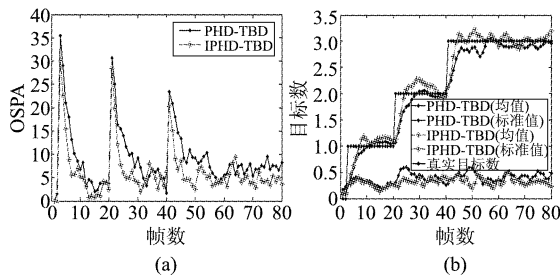


图2 不同粒子生成方法的性能对比图(SNR = 8.3) (a) OSPA 曲线 (b) 目标数估计
Fig. 2 Performance comparison of different methods of particle generation (SNR = 8.3). (a) The curve of OSPA and (b) the estimated number of targets

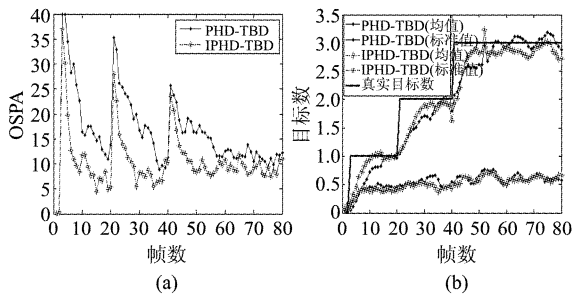


图3 不同粒子生成方法的性能对比图(SNR = 7.1) (a) OSPA 曲线 (b) 目标数估计
Fig. 3 Performance comparison of different methods of particle generation (SNR = 7.1) (a) The curve of OSPA and (b) the estimated number of targets

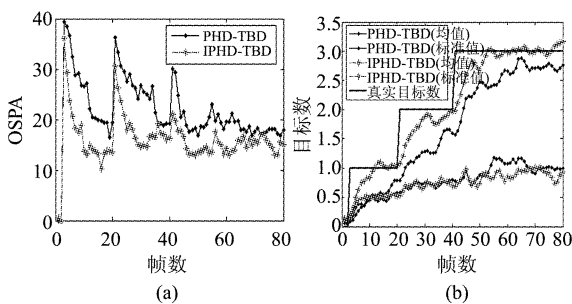


图4 不同粒子生成方法的性能对比图(SNR = 5.8) (a) OSPA 曲线 (b) 目标数估计
Fig. 4 Performance comparison of different methods of particle generation (SNR = 5.8) (a) The curve of OSPA and (b) the estimated number of targets

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,由于PHD-TBD算法需要经过多帧跟踪估计,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,OSPA迅速变大,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指数迅速收敛.

如图2所示,在SNR = 8.3所示,传统算法要6~9帧,才能对目标数有一个稳定估计,进而OSPA指数收敛稳定,实现对目标状态准确估计.改进算法只要4~7帧就能快速收敛.在SNR = 7时,如图3所示,现有算法可能要到15~20帧左右,才能对目标数有一个稳定估计,改进算法10帧左右就能快速收敛稳定,准确估计目标状态.在SNR = 6时,如图4所示,现有算法需要20~30帧左右,才能对目标数稳定估计.改进算法仍较现有算法要好,只需要15帧左右就能稳定估计目标数,但由于信噪比较低,无论改进算法和现有PHD-TBD算法的OSPA数值都比较大,且对目标个数估计的标准差也相应较大.

综合图2~4所示,在信噪比较高时,基于贝叶斯的粒子采样生成方法与传统的均匀分布粒子生成方法相比,性能提升不大,都能快速发现目标,进而估计目标个数和目标位置.随着处理的图像信噪比越来越低时,基于贝叶斯的粒子采样生成方法相对现有方法,优势越来越明显,能够更快速估计目标数,进而实现对目标状态的准确估计.

(2) 不同扩散条件下的算法性能分析

采用基于贝叶斯的粒子采样函数,每帧新生粒子数2000,且 $\lambda_k = 1, I_1 = I_2 = I_3 = 16$.在不同扩散方差下,采用50次蒙特卡罗仿真,对比算法性能,仿真结果如图5~7所示.

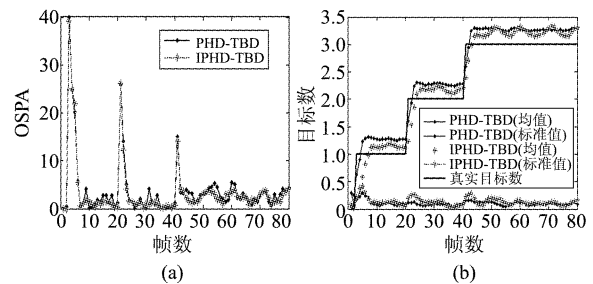


图5 不同粒子权重更新性能对比($\sum = 0.2$) (a) OSPA 曲线, (b) 目标数估计
Fig. 5 Performance comparison of different updated particle weights ($\sum = 0.2$) (a) The curve of OSPA and (b) the estimated number of targets

如图5所示,在扩散方差为0.2时,由于目标扩散到周围能量很少,且信噪比较高,基于目标扩散的粒子权重更新算法与现有算法性能都比较好,目标数估计比较准确,目标数估计的标准差较少,大概为0.1左右,且OSPA能快速收敛,能准确估计目标状态.如图6所示,在扩散方差为0.5时,由于扩散方差增加,目标扩散到周围多个像元,只利用落在同一

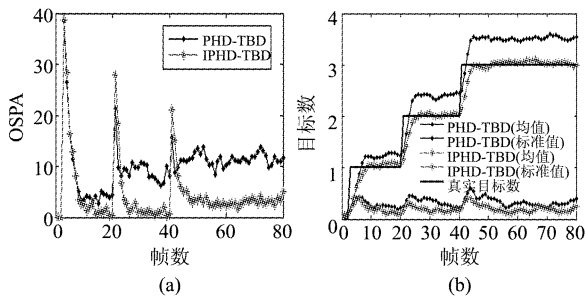


图6 不同粒子权重更新性能对比($\sum = 0.5$) (a) OSPA 曲线, (b) 目标数估计
Fig. 6 Performance comparison of different updated particle weights($\sum = 0.5$) (a) The curve of OSPA and (b) the estimated number of targets

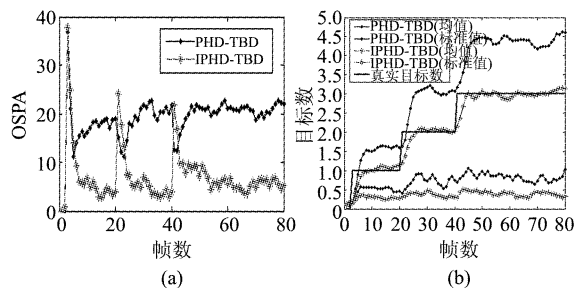


图7 不同粒子权重更新性能对比($\sum = 0.7$) (a) OSPA 曲线, (b) 目标数估计
Fig. 7 Performance comparison of different updated particle weights($\sum = 0.7$) (a) The curve of OSPA and (b) the estimated number of targets

像元的粒子计算概率生成泛函,进而实现粒子权重更新,有一定偏差,因此现有算法对目标数进行估计时,目标数估计偏大.改进算法能准确估计目标数,且 OSPA 收敛后,数值较小.在扩散方差为 0.7 时,如图 7 所示,由于扩散方差进一步增加,现有算法的粒子权重更新方式,把扩散到多个像元的目标估计成多个目标,如图 7b 所示,当真实目标为 3 个时,最高估计为 5 个目标,且目标数估计标准差比较大,达 0.8 左右.改进算法通过多帧累积,依然能准确估计目标数.

综合图 5 到图 7 所示,文章推导出的粒子权重更新新表达式,考虑了目标扩散模型,通过多帧累积,能有效估计目标数,准确估计目标状态,有较好的检测和跟踪性能.现有算法基于主像元更新粒子权重,有明显的局限性,当扩散方差较大时,估计的目标数明显偏大,常把一个目标估计成多个目标,无法准确估计目标数,进而影响其性能.

6 结论与展望

文章对红外序列图像 PHD-TBD 的问题进行了深入的研究,把标准 PHD 滤波的思想应用到弱小目标的检测前跟踪中,在文献[2]的基础上,推导出了 PHD-TBD 的粒子权重更新表达式,完善了基于 PHD 滤波的检测前跟踪算法.同时利用贝叶斯思想,联合量测实现对粒子幅度后验概率密度函数估计,提出了一种新的粒子采样生成方法.仿真实验表明,文章提出的基于贝叶斯的粒子权重更新式,不受扩散方差大小的影响,能准确估计弱小目标个数,同时文章提出的粒子生成方法能实现对目标的快速发现和估计.基于 PHD-TBD 的改进算法,克服现有算法存在的两个问题,目标数估计准确,且能快速收敛,能很好地实现对弱小目标的检测并跟踪.

REFERENCES

- [1] QU Chang-Wen, HUANG Yong, SU Feng. Track-Before-Detect Algorithm of Multitarget Based on the Dynamic Programming. *ACTA ELECTRONIC SINICA* (曲长文, 黄勇, 苏峰. 基于动态规划的多目标检测前跟踪算法, *电子学报*) 2006, **34**(12): 2138 - 2141.
- [2] Punithakumar K, Kirubarajan T. A sequential Monte Carlo probability hypothesis density algorithm for multitarget track-before-detect [C]. *Signal Data Processing Small Targets*. San Diego, CA: SPIE, 2005. 5913: 1 - 8.
- [3] Deng X, Pi Y, Morelande M. *et al*, Track-before-detect procedures for low pulse repetition frequency surveillance radars [J]. *IET Radar Sonar Navigation*, 2011, Vol. 5, Iss. 1: 65 - 73.
- [4] Mahler R P S. Multi-target Bayes Filtering via First-Order Multi-target Moments [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, **39**(4): 1152 - 1178.
- [5] Vo B N, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, **41**(4): 1224 - 1245.
- [6] Vo B N, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, **54**(11): 4091 - 4104.
- [7] Juang R, Burlina P. Comparative Performance Evaluation of GM-PHD Filter in Clutter [C]. 12th International Conference on Information Fusion, Seattle, WA, USA: IEEE, 2009: 1195 - 1202.
- [8] Dominic Schuhmacher, Ba-Tuong Vo, Vo B. A Consistent Metric for Performance Evaluation of Multi-Object Filters [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 2008, vol. **56**(8): 3447 - 3457.
- [9] Vo B T, Vo B N, Cantoni A. Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, **55**(7): 3553 - 3567.