PHD滤波器在多目标检测前跟踪中的应用

童慧思,张 颢,孟华东,王希勤
(清华大学电子工程系,北京 100084)

摘 要: 检测前跟踪(TBD)用于对低信噪比目标的雷达检测与跟踪.同时,传统的概率假设密度(PHD)滤波器是解决多目标跟踪问题的有效方法,但它不适用于多目标TBD问题.本文通过分析多目标跟踪问题中PHD滤波器的适用模型和假设,提出了针对TBD的"标准"多目标观测模型,并对噪声进行了"泊松化",设计出一种能解决多目标TBD问题的PHD滤波器,从而使得PHD滤波器可以应用在多目标TBD问题之中,并充分发挥其处理多目标问题的优势.数值仿真结果表明,本文算法在估计的准确度和精度上都要优于经典的多目标粒子滤波器.

关键词: 雷达检测; 多目标跟踪; 检测前跟踪; PHD滤波器
中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 09-2046-06

Probability Hypothesis Density Filter Multitarget Track-Before-Detect Application

TONG Hui-si, ZHANG Hao, MENG Hua-dong, WANG Xi-qin
(*Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing* 100084, *China*)

Abstract: Tracking-before-detection (TBD) is well suitable for radar detection and target tracking of low-observable objects. Probability hypothesis density (PHD) filter is regarded as an efficient solution to multitarget tracking problem. However, PHD filter is hard to use in multitarget TBD problem directly. By discussing the applicable model and hypothesis, a "standard" multitarget measurement model for TBD and "Poisson" noise are presented. Consequently, a PHD filter application to multitarget TBD problem, with analytical weighting coefficient, is deduced and can exploit the power of PHD fully. Numerical simulations show our approach has better performance than multitarget particle filter.

Key words: radar detection; multitarget tracking; track-before-detect; PHD filter

1 引言

在目标检测和跟踪问题中,信噪比低于10dB的目标被称为低信噪比目标[1].对于低信噪比目标,由于检测产生恒虚警损失,使用传统的先检测后跟踪的方法很难成功地建立航迹.而检测前跟踪(TBD, Track-Before-Detect)方法则适合这类目标,因为它既可以充分利用原始观测中的信息从而避免恒虚警损失,又可以把跟踪中积累的收益用于检测,从而提高检测时的信噪比.经研究[2],由于TBD更好地保留了弱目标的信息,因此对于实际雷达系统的性能有一定提高.TBD主要分批处理和递归两种实现方法[1].批处理方法,例如哈夫变换法[3]和动态规划法[4,5],需要等待多帧观测才能开始处理,实时性较差.递归实现TBD的方法非常多,在很多综述文章中[1,6]都有详细的回顾和比较.

对于多目标TBD,不但需要解决单目标TBD中的高度非线性等问题,还需要解决多目标跟踪问题中的数据关联问题,因此可以使用的方法较少.最新的研究成果是广义似然比方法[7],但此方法在低信噪比条件下的效果不理想.多目标粒子滤波方法[8]是目前实现多目标TBD最广泛使用的方法.和现有的其他方法相比,多目标粒子滤波方法在解决多目标引起的如错误关联、断航、目标丢失等问题上都被证明是最有效的[1].但是,多目标粒子滤波方法具有估计精度和准确度较低的特点.

概率假设密度(PHD, Probability Hypothesis Density)滤波器[9]是解决传统多目标跟踪问题的一种有效方法.它不需要进行复杂的数据关联,直接处理观测点迹即可得到多目标航迹[10].一种使用序列蒙特卡罗近似的PHD算法[11]曾被用于TBD.但此方法没有遵循PHD滤波器的两个基本假设:"标准"多目标观测模型和每帧虚警的数目应服从泊松分布[12],从而限制了它的实际应用价值.

收稿日期:2010-04-28;修回日期:2011-02-18
基金项目:国家自然科学基金(No.60901057)

本文通过分析传统多目标跟踪问题中 PHD 滤波器的适用模型和假设,提出了针对 TBD 的"标准"多目标观测模型.这是针对传统 TBD 观测模型不符合随机集建模的基本假设而提出的改进的观测模型.并对噪声进行了"泊松化",这是为了解决传统 TBD 观测的噪声数目几乎为常数,而 PHD 滤波器要求杂波数目服从泊松分布这一问题.最终设计出一种能解决多目标 TBD 问题的 PHD 滤波器,推导了其加权系数的解析形式,从而使得 PHD 滤波器可以应用在多目标 TBD 问题之中,并充分地发挥了 PHD 在处理多目标问题中的优势.

本文分为五个部分:第一部分是引言;第二部分描述了多目标动态模型,传统的 TBD 观测模型和针对 TBD 的"标准"多目标观测模型;第三部分推导了如何对噪声进行"泊松化"和具体的 PHD 滤波器的结构和系数;第四部分给出了数值仿真和比较;第五部分总结全文.

2　系统模型

2.1　多目标动态模型

在多目标 TBD 问题中,对于第 k 帧的 N_k 个目标,其中每一个目标的运动模型都可以表示为:

$$\boldsymbol{x}_{k+1}^{(p)} = \varphi_k(\boldsymbol{x}_k^{(p)}, \boldsymbol{v}_k), p = 1, \cdots, N_k \tag{1}$$

其中,目标状态向量 $\boldsymbol{x}_k^{(p)} = [x_k^{(p)}, \dot{x}_k^{(p)}, y_k^{(p)}, \dot{y}_k^{(p)}, I_k^{(p)}]^{\mathrm{T}}$,$(x_k^{(p)}, y_k^{(p)})$,$(\dot{x}_k^{(p)}, \dot{y}_k^{(p)})$ 和 $I_k^{(p)}$ 分别是目标沿 X 轴和 Y 轴方向的位置、速度和目标强度. $\varphi_k(\cdot)$ 是状态转移函数,$\boldsymbol{v}_k$ 是噪声矢量.

2.2　传统的 TBD 多目标观测模型

由于对噪声的假设不同,TBD 的观测模型有很多种,本文采用的是其中应用最广并且最符合实际情况的一类传感器模型[8].一帧观测 z_k 包括 $N_r \times N_d \times N_b$ 个观测 z_k^{ijl}.这里 N_r,N_d 和 N_b 分别是距离,多普勒和方位单元数.为了简化表述,设距离向第 i 个单元,多普勒向第 j 个单元,方位向第 k 个单元内的观测 z_k^{ijl} 为 ζ_k,第 p 个目标在该单元内的目标回波 $h^{ijl}(\boldsymbol{x}_k^{(p)})$ 为 $\eta(\boldsymbol{x}_k^{(p)})$.

ζ_k、$\eta(\boldsymbol{x}_k^{(p)})$ 定义为

$$\zeta_k = \left| \sum_{p=1}^{N_k} I_k^{(p)} \eta(\boldsymbol{x}_k^{(p)}) + n(k) \right|^2 \tag{2}$$

$$\eta(\boldsymbol{x}_k^{(p)}) = \exp\left\{ -\frac{(r_i - r_k^{(p)})^2}{2R} L_r - \frac{(d_j - d_k^{(p)})^2}{2D} L_d - \frac{(b_l - b_k^{(p)})^2}{2B} L_b \right\} \tag{3}$$

$$r_k^{(p)} = \sqrt{(x_k^{(p)})^2 + (y_k^{(p)})^2} \tag{4}$$

$$d_k^{(p)} = \frac{1}{\sqrt{(x_k^{(p)})^2 + (y_k^{(p)})^2}} (x_k^{(p)} \dot{x}_k^{(p)} + y_k^{(p)} \dot{y}_k^{(p)}) \tag{5}$$

$$b_k = \arctan\left(\frac{y_k^{(p)}}{x_k^{(p)}}\right) \tag{6}$$

R,D 和 B 分别表示距离,多普勒,方位单元格的大小,L_r,L_d 和 L_b 分别表示距离,多普勒,方位单元格的损耗常数. $n(k)$ 是复高斯噪声,定义为

$$n(k) = n_I(k) + i n_Q(k) \tag{7}$$

$n_I(k)$ 和 $n_Q(k)$ 为互相独立的,零均值,方差为 σ_n^2 的高斯白噪声.

可以得到其似然函数为如下分布:

$$g_k(\zeta_k \mid \boldsymbol{x}_k^{(1)} \cdots \boldsymbol{x}_k^{(N_k)}) = \frac{1}{2\sigma_n^2} \exp\left\{ -\frac{\zeta_k + \mu_k^2}{2\sigma_n^2} \right\} I_0\left(\frac{\mu_k \sqrt{\zeta_k}}{\sigma_n^2} \right) \tag{8}$$

其中

$$\mu_k = \sum_{p=1}^{N_k} I_k^{(p)} \eta(\boldsymbol{x}_k^{(p)}) \tag{9}$$

2.3　针对 TBD 的"标准"多目标观测模型

PHD 滤波器是对于多目标贝叶斯滤波器的一种近似.这种近似有两个条件:一是多目标观测模型必须是"标准"的;二是每帧虚警的数目服从泊松分布.第二个条件我们将在 3.1 中讨论,本节先讨论第一个条件."标准"多目标观测模型[12]的意义是:每个目标最多只能产生一个观测;同时每个观测最多只由一个目标产生.然而,在传统的 TBD 多目标观测模型中,由式(2)和式(3),可以判断该条件并不满足.因此,需要改进观测模型,一方面将一个目标的回波限制在一个分辨单元内,也就是把目标看作一个"点";另一方面,假设一个分辨单元内只有一个目标.这种改进是合理的,因为在传统的先检测后跟踪的问题中,当检测完成之后,如果对一个目标的观测分布在多个单元格,也需要将观测凝聚为一个点迹,再进行跟踪.更重要的是,如果不考虑扩展目标,通常认为目标的物理尺寸小于分辨单元的尺寸.同时,在传统的先检测后跟踪的问题中,认为一个分辨单元内只有一个目标也是符合一般物理规律并被普遍接受的假设.因此,由式(2)可以得到

$$\zeta_k = \begin{cases} \left| I_k^{(p)} \eta(\boldsymbol{x}_k^{(p)}) + n(k) \right|^2 \left(r_i - \frac{R}{2} \leqslant r_k^{(p)} < r_i + \frac{R}{2}; \right. \\ d_j - \frac{D}{2} \leqslant d_k^{(p)} < d_j + \frac{D}{2}; b_l - \frac{B}{2} \leqslant b_k^{(p)} < b_l + \frac{B}{2} \Big) \\ |n(k)|^2, \text{else} \end{cases} \tag{10}$$

且由式(8)可以推出,似然函数为:

$$g_k(\zeta_k \mid \boldsymbol{x}_k^{(p)}) = \frac{1}{2\sigma_n^2} \exp\left\{ -\frac{\zeta_k + (\mu_k^{(p)})^2}{2\sigma_n^2} \right\} I_0\left(\frac{\mu_k^{(p)} \sqrt{\zeta_k}}{\sigma_n^2} \right) \tag{11}$$

其中

$$\mu_k^{(p)} = I_k^{(p)} \eta(\boldsymbol{x}_k^{(p)}) \tag{12}$$

3　PHD 滤波器的应用

3.1　对噪声进行"泊松化"

在 2.3 中,提到了多目标贝叶斯滤波器近似为 PHD 滤波器的第二个条件,即每帧虚警的数目服从泊松分

布.具体来说,是在第 k 帧传感器检测到的虚警数目,即传统跟踪问题中杂波的数目,是以 λ_k 为均值的泊松分布.在传统的跟踪问题中,一般认为此假设可以近似满足.然而,在2.3所描述的传感器模型中,传感器检测到的虚警是由噪声产生的,虚警数目等于噪声数目.而由式(10)可知,噪声的数目等于总的分辨单元数减去目标数目.所以,当目标数目不变时,噪声的数目近似为常数.显然,这不符合噪声数目服从泊松分布这一要求.因此,需要对观测进行处理使噪声数目服从泊松分布.具体的方法如下:

由式(11)可知,在没有目标时,噪声的似然函数的分布为

$$g_k(\zeta_k)=\frac{1}{2\sigma_n^2}\exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_n^2}\zeta_k\right\} \tag{13}$$

取一个小门限 θ_k,如 $\theta_k=\sigma_n^2/2$,则噪声超过门限的概率为:

$$\begin{aligned}P(\zeta_k\text{ 存在})&=\int_{\theta_k}^{\infty}\frac{1}{2\sigma_n^2}\exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_n^2}\zeta_k\right\}\mathrm{d}\zeta_k\\&=\exp\left\{-\frac{\theta_k}{2\sigma_n^2}\right\}\end{aligned} \tag{14}$$

如果对于每一帧,θ_k 不变,则 $P(\zeta_k\text{ 存在})$是一个常数;同时每帧的 ζ_k 为常数 $N_r\times N_d\times N_b$ 个,因此每帧超过门限的噪声的数目为二项分布.而当 $N_r\times N_d\times N_b$ 很大时(一般量化单元的个数都在 10^3 以上数量级),二项分布可以近似为泊松分布.因此,通过粗检测,噪声数目就变为以 λ_k 为均值的泊松分布.而且,由式(14)可知,即使噪声的分布不是高斯的,只要 $P(\zeta_k\text{ 存在})$在一帧内是常数,则用此方法即可将噪声数目变为泊松分布.这种处理方法被称为对噪声进行"泊松化".

因此,当 $\zeta_k\geqslant\theta_k$ 时,取观测向量为 $\boldsymbol{z}_k=[r_i,d_j,b_l,\zeta_k]^{\mathrm{T}}$,则该帧所有 $\boldsymbol{z}_k$ 可以构成一个观测集 Z_k.在 Z_k 上,可以实现 PHD 滤波器.

3.2 PHD 滤波器实现

PHD 滤波器的预测和更新公式[9]为

$$\begin{aligned}D_{k|k-1}(\boldsymbol{x}\mid Z_{1:k-1})&=\int e_k(\zeta)f_k(\boldsymbol{x}\mid\zeta)D_{k-1}(\zeta\mid Z_{1:k-1})\mathrm{d}\zeta\\&\quad+\int b_k(\boldsymbol{x}\mid\zeta)D_{k-1}(\zeta\mid Z_{1:k-1})\mathrm{d}\zeta+\gamma_k(\boldsymbol{x})\end{aligned} \tag{15}$$

$$\begin{aligned}D_k(\boldsymbol{x}\mid Z_{1:k})&=[1-p_D(\boldsymbol{x})]D_{k|k-1}(\boldsymbol{x})\\&\quad+\sum_{\boldsymbol{z}_k\in Z_k}\frac{p_D(\boldsymbol{x})g_k(\boldsymbol{z}_k\mid\boldsymbol{x})D_{k|k-1}(\boldsymbol{x})}{\kappa_k(\boldsymbol{z}_k)+\int p_D(\zeta)g_k(\boldsymbol{z}_k\mid\zeta)D_{k|k-1}(\zeta)\mathrm{d}\zeta}\end{aligned} \tag{16}$$

其中,$D(\boldsymbol{x})$是随机状态集的 PHD,$e_k(\boldsymbol{x}_{k-1})$是目标状态 $\boldsymbol{x}_{k-1}$在第 k 帧仍然存在的概率;$f_k(\boldsymbol{x}_k\mid\boldsymbol{x}_{k-1})$是单目标马尔可夫转移概率,可以由动态方程 $\boldsymbol{x}_{k+1}^{(p)}=\varphi_k(\boldsymbol{x}_k^{(p)},\boldsymbol{v}_k)$ 推出;$b_k(\boldsymbol{x}_k\mid\boldsymbol{x}_{k-1})$是目标状态 $\boldsymbol{x}_{k-1}$在第 k 帧分裂为目标状态 $\boldsymbol{x}_k$ 的目标分裂集合的 PHD;$\gamma_k(\boldsymbol{x}_k)$是在目标状态 $\boldsymbol{x}_k$ 处新生目标集合的 PHD;$p_D(\boldsymbol{x}_k)$是检测概率;$\kappa_k(\boldsymbol{z}_k)$是虚警集合的 PHD.

多目标粒子滤波算法[8]最适合处理只有目标分裂而没有目标新生的场景.本文为了更好地与该算法分析对比,同样在只有目标分裂而没有目标新生的场景中讨论.

$D_{k-1}(\boldsymbol{x}\mid Z_{1:k-1})$可由一组粒子$\{\omega_{k-1}^{(p)},\boldsymbol{x}_{k-1}^{(p)}\}_{p=1}^{L_{k-1}}$表示为:

$$D_{k-1}(\boldsymbol{x}\mid Z_{1:k-1})=\sum_{p=1}^{L_{k-1}}\omega_{k-1}^{(p)}\delta(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{x}_{k-1}^{(p)}) \tag{17}$$

3.2.1 第一步:预测

预测的粒子通过以下的方式产生

$$\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(p)}\sim\begin{cases}q_k(\cdot\mid x_{k-1}^{(p)}), & p=1,\cdots,L_{k-1}\\ v_k(\cdot\mid x_{k-1}^{(p)}), & p=L_{k-1}+1,\cdots,L_{k-1}+J_k\end{cases} \tag{18}$$

其中 $q_k(\cdot\mid\boldsymbol{x}_{k-1}^{(p)})$ 和 $v_k(\cdot\mid\boldsymbol{x}_{k-1}^{(p)})$都是先验分布.预测集合的 PHD 为

$$D_{k|k-1}(\boldsymbol{x}\mid Z_{1:k-1})=\sum_{p=1}^{L_{k-1}+J_k}\omega_{k|k-1}^{(p)}\delta(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(p)}) \tag{19}$$

权重可由式(15)推出:

$$\omega_{k|k-1}^{(p)}=\begin{cases}\dfrac{e_k(\boldsymbol{x}_{k-1}^{(p)})f_k(\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(p)}\mid\boldsymbol{x}_{k-1}^{(p)})}{q_k(\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(p)}\mid\boldsymbol{x}_{k-1}^{(p)})}, & p=1,\cdots,L_{k-1}\\ \dfrac{b_k(\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(p)}\mid\boldsymbol{x}_{k-1}^{(p)})}{v_k(\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(p)}\mid\boldsymbol{x}_{k-1}^{(p)})}, & p=L_{k-1}+1,\cdots,L_{k-1}+J_k\end{cases} \tag{20}$$

在多目标粒子滤波算法中,粒子状态的转移由转移矩阵决定.转移矩阵的定义为:

$$\mathrm{Prob}\{m_k=i\mid m_{k-1}=j\}=[\Pi(k-1)]_{ij} \tag{21}$$

其中,m_k 是该粒子的一个参数,表示对于目标数目的估计.由于转移矩阵须提前给出,目标最大数目也需要提前给出,因此限制了多目标粒子滤波算法的应用场景.

而本文提出的 PHD 滤波器使用 $e_{k|k-1}(\boldsymbol{x}_{k-1})$,$b_{k|k-1}(\boldsymbol{x}_k\mid\boldsymbol{x}_{k-1})$等概率密度和 PHD 来描述目标状态的转移,它们都是目标状态的函数,而且按照原因不同分别描述了目标数目变化的各种形式,这使得预测模型更加灵活和符合实际.而且,如在 PHD 的定义[8],目标数目的预测通过权重的加和来计算:

$$\hat{n}_k=\sum_{p=1}^{L_{k-1}+J_k}\omega_k^{*(p)} \tag{22}$$

所以,本文提出的 PHD 滤波器还具有目标数目无上限优势.

3.2.2 第二步:更新

设定 $p_D(\boldsymbol{x}_k)\equiv 1$,则由式(16)和式(19)可以得到更新集合的 PHD 为

$$D_{k|k}(\boldsymbol{x}\mid Z_{1:k}) = \sum_{p=1}^{L_{k-1}+J_k}\omega_k^{*(p)}\delta(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(p)}) \quad (23)$$

其中的权重为

$$\omega_k^{*(p)} = \sum_{z_k\in Z_k}\frac{g_k(z_k\mid \boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(p)})\omega_{k|k-1}^{(p)}}{\kappa_k(z_k)+\sum_{p=1}^{L_{k-1}+J_k}g_k(z_k\mid \boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(p)})\omega_{k|k-1}^{(p)}} \quad (24)$$

而在多目标粒子滤波算法中,归一化的更新权重为:

$$\tilde{\omega}_k^{(p)} = \frac{\prod_{z_k\in Z_k}g_k(z_k\mid \boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(p)})\omega_{k|k-1}^{(p)}}{\sum_{p=1}^{L_{k-1}}\prod_{z_k\in \mathbf{z}_k}g_k(z_k\mid \boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(p)})\omega_{k|k-1}^{(p)}} \quad (25)$$

比较式(24)和式(25)可以看出,$\tilde{\omega}_k^{(p)}$ 总是比 $\omega_k^{*(p)}$ 小(因为 $g_k(z_k\mid \boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(p)})\leqslant 1$).所以,和本文提出的 PHD 滤波器比,多目标粒子滤波算法中描述目标的粒子的权重将被分散得更加严重.

更重要的是,TBD 问题具有噪声数量大导致虚警率很高的特点.而在本文提出的 PHD 滤波器中,加入了表示虚警密度的 $\kappa_k(z_k)$.从式(24)中可以看出,当虚警密度较大时,通过调整 $\kappa_k(z_k)$,可使虚警的影响被减弱.而多目标粒子滤波算法并没有相应的机制.

3.2.3 第三步:重采样

将 $\{\omega_k^{*(p)},\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{(p)}\}_{p=1}^{L_{k-1}+J_k}$ 按照权重大小重采样为 $\{\omega_k^{(p)},\boldsymbol{x}_k^{(p)}\}_{p=1}^{L_k}$.

此外,在 3.2.2 中分析过,多目标粒子滤波算法描述目标的粒子的权重相对较小,甚至描述目标的粒子的权重可能小于描述噪声的粒子的权重;同时多目标粒子滤波算法中粒子权重的总和恒定为 1,因此经过重采样,描述目标的粒子可能被丢弃,最终只剩下描述噪声的粒子.本文提出的 PHD 滤波器描述目标的粒子的权重相对较大,同时权重的总和会随着目标数目的增加而增加,因此经过重采样,描述目标的粒子将被加强,描述噪声的粒子将被减弱.

4 数值仿真

4.1 仿真场景

考虑目标的距离单元均匀分布在[80000,90000]米,多普勒单元均匀分布在[-400,-100]米/秒.为了便于计算,方位单元只取一个格.设定 $N_r=50$,$N_d=16$ 和 $N_b=1$.扫描间隔 $T=1$ 秒.

在第 1 帧中,第一个目标的出现,初始状态为 $[89000\quad -300\quad 0\quad 0\quad 2.24]^{\mathrm{T}}$.在第 12 帧,第二个目标以 -200 米/秒的 X 方向速度,0 米/秒的 Y 方向速度和 0.99 的目标强度从第一个目标分裂.观测噪声 σ_n 为 0.25.最后一帧观测,即第 25 帧观测,如图 1 所示:第一个目标很难从噪声中检测出来,第二个目标完全被淹没在噪声中.

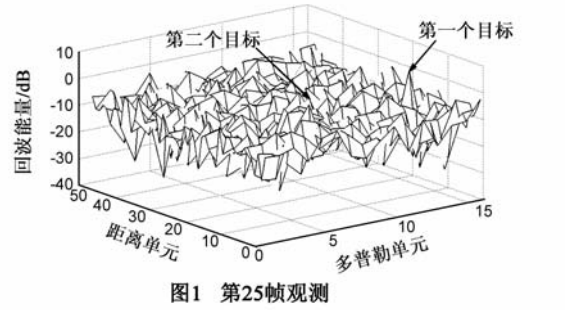


图1 第25帧观测

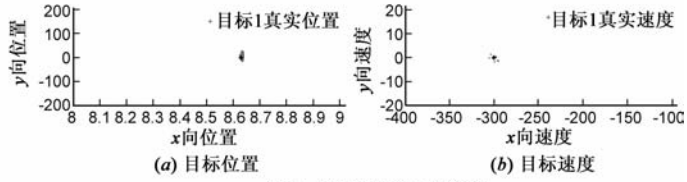
初始化,$L_k=2000$ 个粒子的 X 轴位置均匀分布在[86000,90000]米之间,速度均匀分布在[-320,-180]米/秒之间;Y 轴位置均匀分布在[-50,50]米之间,速度均匀分布在[-10,-10]米/秒之间.对于多目标粒子滤波,其他的假设和文[8]中相同,包括 m_k 的最大值为 2 和目标强度已知.然而,对本文提出的 PHD 滤波器,条件更为苛刻,认为目标的强度和最大数目未知,所有粒子的强度都是在[0.75,2.5]之间分布.描述分裂目标的粒子数量 $J_k=50$,目标存在的概率为 0.99,目标分裂的概率为 0.01,不考虑目标新生.

按照上述描述,产生相同的目标场景,分别使用本文提出的 PHD 滤波器和多目标粒子滤波器进行数据处理,来比较估计的准确度和精度.估计的准确度指真值的和粒子云中心的距离,距离越小,准确度越高;估计的精度指粒子云的大小,粒子云范围越小,估计的精度越高.

4.2 对单一目标的估计

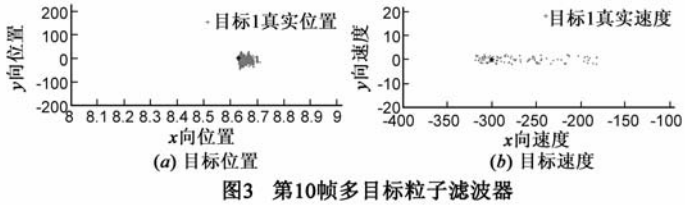
在图 2 和图 3 中,粒子云描述了第 10 帧的跟踪结果.此时目标尚未分裂.

对比图2和图3可以看出,PHD滤波器对于位置和



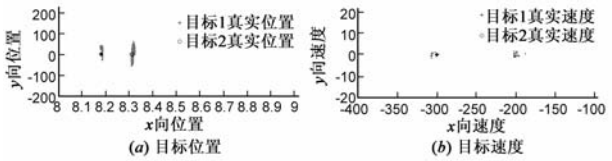
(a) 目标位置　(b) 目标速度

图2 第10帧PHD滤波器



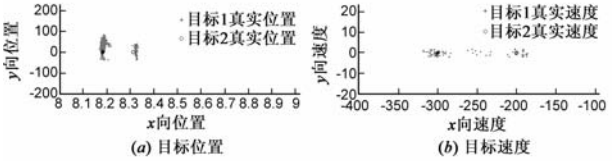
(a) 目标位置　(b) 目标速度

图3 第10帧多目标粒子滤波器



(a) 目标位置 (b) 目标速度

图4 第25帧PHD滤波器



(a) 目标位置 (b) 目标速度

图5 第25帧多目标粒子滤波器

速度的估计都要优于多目标粒子滤波器,特别是在速度估计的精度方面.

4.3 对分裂目标的估计

在图 4 和图 5 中,粒子云描述了第 25 帧的跟踪结果.此时目标已经分裂为 2 个.

对比图 4 和图 5 可以看出,在位置估计方面,PHD 滤波器和多目标粒子滤波器的精度和准确度相当;在速度估计方面,PHD 滤波器要优于多目标粒子滤波器.

4.4 运算量比较

表 1 显示了 PHD 滤波器和多目标粒子滤波各自所需的运算量.仿真是在使用 Intel (R) Core TM2 Duo CPU E4500 @ 2.20 GHz 处理器的电脑上进行的.仿真场景如 4.1 所述.运算量是 50 次仿真得到的平均值.显然,PHD 滤波器在节约运算量方面优于多目标粒子滤波器.

表 1 运算量比较

算法	PHD 滤波器	多目标粒子滤波器
计算量(秒)	28.12	84.20

5 结论

为了解决多目标 TBD 问题,本文分析了传统多目标跟踪问题中 PHD 滤波器的适用模型和假设,提出了针对 TBD 问题的"标准"多目标观测模型,并提出了如何噪声进行"泊松化",设计出一种能解决多目标 TBD 问题的 PHD 滤波器,推导了其加权系数的解析形式,从而使得 PHD 滤波器可以应用在多目标 TBD 问题之中,并充分地发挥了 PHD 滤波器在处理多目标问题中优势.同时,本文在理论推导中,与多目标粒子滤波器进行分析比较,说明了本文算法的优越之处.数值仿真对比表明,本文提出的 PHD 滤波器不论在位置估计还是速度估计,都要优于多目标粒子滤波器.因此,本算法是一种解决多目标 TBD 问题较先进的算法.

参考文献

[1] Eason G, Noble B, Sneddon I N. Track-Before Detect methods in tracking low-observable: Survey [J]. Sensors & Transducers Magazine (S&T e-Digest), 2005, Special Issue: 374 – 380.

[2] Zwaga J H, Driessen J N, Meijer W J H. Track-Before-Detect for surveillance radar: A recursive filter based approach [A]. Small Targets Conference at SPIE AEROSENSE 2002 [C]. Orlando, Fl: SPIE, 2002. 103 – 115.

[3] Carlson B D, Evans E D, Wilson S L. Search radar detection and track with the Hough transform, part I: System concept [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(1): 102 – 108.

[4] 强勇,焦李成,保铮.一种有效的用于雷达弱目标检测的算法[J].电子学报,2003,31(03):440 – 443.
QIANG Yong, JIAO Li-cheng, BAO Zheng. An effective track-before-detect algorithm for dim target detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(3): 440 – 443. (in Chinese)

[5] 曲长文,黄勇,苏峰.基于动态规划的多目标检测前跟踪算法[J].电子学报.2006,34(12):2138 – 2141.
QU Chang-we, HUANG Yong, SU Feng. Radar track-before-detect algorithm of multitarget based on the dynamic programming[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12): 2142 – 2145. (in Chinese)

[6] Davey J S, Rutten G M, Cheung B. A comparison of detection performance for several track-before-detect algorithms [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2008, 2008(10): 493 – 500.

[7] Buzzi S, Lops Ma, Venturino L. Track-before-detect procedures in a multi-target environment [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(3): 1135 – 1150.

[8] Boers Y, Driessen J N. Multitarget particle filter track before detect application [J]. IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, 2004, 151(6): 351 – 357.

[9] Mahler R. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152 – 1178.

[10] Vo B N, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions Signal Processing, 2006 54(11): 4091 – 4104.

[11] Punithakumar K, Kirubarajan T, Sinha A. 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.

[12] Mahler R. PHD filters for nonstandard targets, I: Extended targets [A]. 12th International Conference on Information Fusion [C]. Seattle, WA: IEEE, 2009. 915 – 921.

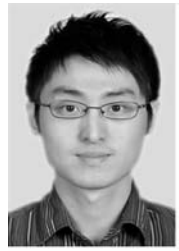
作者简介



童慧思　女,1986 年 6 月出生于北京.现为清华大学电子系博士研究生.研究方向为雷达目标跟踪,雷达信号处理.
E-mail:tonghs08@mails.tsinghua.edu.cn



张　颢　男,1972 年 5 月出生于四川成都.现为清华大学电子工程系副教授.主要研究方向为雷达信号处理,复杂随机信号分析.
E-mail:haozhang@tsinghua.edu.cn



孟华东　男,1977 年 9 月出生于湖北武汉.现为清华大学电子工程系副教授.主要研究方向为雷达信号处理,统计信号处理.
E-mail:menghd@tsinghua.edu.cn



王希勤　男,1968 年 6 月出生于江苏泰县.现为清华大学电子工程教授、博士生导师.2006 年 12 月起至今任电子工程系主任.长期从事雷达信号处理理论、算法与系统实现方面的研究工作.获得过三项省部级科技进步奖(二等奖两项、三等奖一项),发表文章 70 多篇.
E-mail:wangxq_ee@tsinghua.edu.cn