

Geodesic 流多伯努利检测前跟踪方法

柳 超^{1,2}, 孙进平¹, 袁常顺³, 王子微¹

(1. 北京航空航天大学电子信息工程学院, 北京 100191; 2. 海军 92853 部队, 辽宁葫芦岛 125106;
3. 北京航空航天大学杭州创新研究院, 浙江杭州 310051)

摘 要: 由于粒子退化, 基于粒子滤波的多伯努利检测前跟踪滤波器对多目标后验密度的估计不准确, 导致量测非相参积累的效果不理想. 为此, 将 Geodesic 粒子流引入多伯努利检测前跟踪算法, 以提升后验密度估计的准确度. 此外, 合并航迹时利用目标的航向信息, 从而降低航迹交叉时不同目标的航迹被错误合并的概率. 通过 Rayleigh 杂波中 Swerling 1 型起伏目标的检测及跟踪结果证明了所提算法的性能.

关键词: 检测前跟踪; 多伯努利滤波器; 粒子流; 航迹合并

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)07-1375-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.07.017

Multi-Bernoulli Track-Before-Detect Method with Geodesic Flow

LIU Chao^{1,2}, SUN Jin-ping¹, YUAN Chang-shun³, WANG Zi-wei¹

(1. School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;
2. PLA 92853 Unit, Huludao, Liaoning 125106, China;
3. Hangzhou Innovation Research Institute, Beihang University, Hangzhou, Zhejiang 310051, China)

Abstract: Due to the particle degeneracy, the particle filter based multi-Bernoulli track-before-detect (TBD) filter has an inaccurate estimate of the multi-target posterior density, which leads to the poor performance of measurement non-coherent integration. In order to solve this issue, the Geodesic particle flow is introduced into the multi-Bernoulli TBD algorithm to improve the estimation of the posterior density. In addition, in the track-merging step, the course information of the target is exploited, which reduces the probability of merging tracks of different targets when they cross. The performance of the proposed algorithm is verified by the simulation results of Swerling 1 fluctuating targets detecting and tracking in Rayleigh clutter.

Key words: track-before-detect; multi-Bernoulli filter; particle flow; track merging

1 引言

随机有限集 (Random Finite Set, RFS) 多目标跟踪方法能够同时估计出目标的数目和状态, 因此基于 RFS 的检测前跟踪 (Track-Before-Detect, TBD) 方法^[1,3] 已成为多目标 TBD 领域的研究热点. 在基于粒子滤波的多伯努利检测前跟踪 (Multi-Bernoulli TBD, MB-TBD) 方法^[1,2] 中, 权重退化^[4] 会导致算法对多目标后验密度的估计不准确, 从而降低量测非相参积累的效果, 影响检测和跟踪性能. Daum 等学者提出了基于同伦的粒子流滤波器^[5], 不更新粒子权重, 直接采用粒子流将粒子迁移到高似然区域, 避免了权重退化. Geodesic 粒子流^[6]

(Geodesic Flow, GF) 是目前解决高维非线性非高斯问题的最佳方法^[7]. 本文提出一种结合 GF 的 MB-TBD 方法: (1) 针对 Rayleigh 杂波和目标幅度为 Swerling 1 型起伏的情况, 推导了 Geodesic 流在 TBD 场景下的滤波公式; (2) 提出结合航向信息与距离门限的航迹合并策略, 以降低航迹交叉时不同目标被错误合并的概率; (3) 利用量测的幅度信息自适应起始新生航迹, 使算法更加符合实际应用的要求.

2 多目标量测似然

假设 k 时刻某个目标进行转弯 (Coordinated Turn, CT) 运动, 则其运动模型可表示为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{CT} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_k \quad (1)$$

其中, \mathbf{F}_{CT} 为 CT 模型的状态转移矩阵, 目标状态 $\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k, w_k, A_k]'$ 是包含位置 (x_k, y_k) 、速度 (\dot{x}_k, \dot{y}_k) 、转弯角速度 w_k 和幅度 A_k 的矢量, \mathbf{v}_k 为零均值高斯过程噪声. k 时刻所有目标的状态构成多目标状态的随机集 X_k . 为方便表示, 我们在后面的公式中不再保留时间索引 k .

假设雷达扫描区域可以量化为 $M \times N$ 个距离-方位单元, 将所有单元中幅度量测的集合记为 Z . 如果任意两个目标的幅度扩散范围不重叠^[1], 则当某个单元 (i, j) 不在任何目标 \mathbf{x} 的扩散区域 $T(\mathbf{x})$ 时, 该单元的幅度量测为

$$z^{(i,j)} = |n^{(i,j)}| \quad (2)$$

其中, $n^{(i,j)}$ 为杂波. 假设杂波为复高斯分布, 协方差为 σ_n , 则其幅度量测为如下的 Rayleigh 分布

$$\rho(z^{(i,j)}) = \frac{2z^{(i,j)}}{\sigma_n} \exp(-z^{(i,j)2}/\sigma_n) \quad (3)$$

当该单元位于某个目标的扩散区域时, 幅度量测为

$$z^{(i,j)} = |A\hat{h}_{(i,j)}(\mathbf{x}) + n^{(i,j)}| \quad (4)$$

其中, $\hat{h}_{(i,j)}(\cdot)$ 为目标幅度的扩散函数^[1],

$$\begin{aligned} \hat{h}_{(i,j)}(\mathbf{x}) &= \frac{\Delta_x \Delta_y A_k}{2\pi\sigma_h^2} \exp\left(-\frac{1}{\sigma_h^2}\right) \\ &\times \exp\left\{-\frac{(r^{(i)} - r(\mathbf{x}))^2 + (\vartheta^{(j)} - \vartheta(\mathbf{x}))^2}{2}\right\} \end{aligned} \quad (5)$$

其中, Δ_x 和 Δ_y 表示单元尺寸, σ_h 为模糊因子, $r^{(i)}$ 和 $\vartheta^{(j)}$ 为单元 (i, j) 对应的距离和方位坐标, $r(\mathbf{x})$ 和 $\vartheta(\mathbf{x})$ 为目标 \mathbf{x} 对应的距离和方位坐标:

$$\begin{bmatrix} r(\mathbf{x}) \\ \vartheta(\mathbf{x}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2} \\ \arctan(y/x) \end{bmatrix} \quad (6)$$

对 Swerling 1 型起伏目标, 幅度的似然函数为

$$\varphi(z^{(i,j)} | \cdot) = \frac{2z^{(i,j)}}{\sigma_n + \hat{h}_{(i,j)}^2 \sigma_t} \exp\left(-\frac{(z^{(i,j)})^2}{\sigma_n + \hat{h}_{(i,j)}^2 \sigma_t}\right) \quad (7)$$

其中, σ_t 为目标幅度的均方值.

通过式(3)和(7)便可得到量测集 Z 关于多目标状态集 X 的似然函数为

$$\begin{aligned} g(Z | X) &= \left(\prod_{x \in X} \prod_{(i,j) \in T(x)} \varphi(z^{(i,j)} | \mathbf{x}) \right) \left(\prod_{(i,j) \notin \bigcup_{x \in X} T(x)} \rho(z^{(i,j)}) \right) \\ &= f(Z) \prod_{x \in X} g_Z(x) \end{aligned} \quad (8)$$

其中,

$$f(Z) = \prod_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \rho(z^{(i,j)}) \quad (9)$$

$$g_Z(x) = \prod_{(i,j) \in T(x)} \varphi(z^{(i,j)} | \mathbf{x}) / \rho(z^{(i,j)}) \quad (10)$$

3 Geodesic 粒子流

文献[6]将符合贝叶斯准则的粒子流定义为如下

的对数同伦变换:

$$\log p(\boldsymbol{\eta}, \lambda) = \log g(\boldsymbol{\eta}) + \lambda \log h(\boldsymbol{\eta}) - \log K(\lambda) \quad (11)$$

其中, $p(\boldsymbol{\eta}, \lambda)$ 为 $\boldsymbol{\eta}$ 的条件概率密度, $\boldsymbol{\eta}$ 为粒子状态且为伪时间步 λ 的函数, $h(\boldsymbol{\eta})$ 为似然函数, $g(\boldsymbol{\eta})$ 为 $\boldsymbol{\eta}$ 的先验密度, $K(\lambda)$ 为条件概率密度的归一化. 当 λ 由 0 变化到 1 时, 根据贝叶斯准则, 条件概率密度 $p(\boldsymbol{\eta}, \lambda)$ 从先验变换到后验. 文献[6]指出粒子从先验到后验的流动服从如下的 Ito 随机微分方程:

$$d\boldsymbol{\eta} = \mathbf{f}(\boldsymbol{\eta}, \lambda) d\lambda + \mathbf{Q}(\boldsymbol{\eta}, \lambda) d\mathbf{w} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{f}(\boldsymbol{\eta}, \lambda)$ 为流函数, \mathbf{w} 为 Wiener 过程, $\mathbf{Q}(\boldsymbol{\eta}, \lambda)$ 为扩散矩阵.

由式(12)可知 $\mathbf{f}(\boldsymbol{\eta}, \lambda)$ 和 $\mathbf{Q}(\boldsymbol{\eta}, \lambda)$ 共同定义了粒子流, 但是 $\mathbf{f}(\boldsymbol{\eta}, \lambda)$ 的解法并不唯一. 通过对一个矢量 Riccati 方程进行求解, Daum 和 Huang 推导出 Geodesic 流函数^[6]:

$$\mathbf{f}(\boldsymbol{\eta}, \lambda) = - \left[\frac{\partial^2 \log p(\boldsymbol{\eta}, \lambda)}{\partial \boldsymbol{\eta}^2} \right]^{-1} \left(\frac{\partial \log h(\boldsymbol{\eta})}{\partial \boldsymbol{\eta}} \right)^T \quad (13)$$

4 基于 Geodesic 流的 MB-TBD 方法

4.1 Geodesic 流的应用

在文献[8]中, 每个时刻当粒子权重更新后采用粒子流对粒子状态进行二次更新, 引导粒子向高似然区域迁移. 在 MB-TBD 中, 粒子都包含于伯努利项内, 因此 Geodesic 流应当在每个伯努利项内完成.

根据式(13), Geodesic 流函数由 $p(\boldsymbol{\eta}, \lambda)$ 和 $h(\boldsymbol{\eta})$ 决定; 根据式(11), $p(\boldsymbol{\eta}, \lambda)$ 由 $g(\boldsymbol{\eta})$ 和 $h(\boldsymbol{\eta})$ 决定, 因此求解流函数的首要工作是确定 $h(\boldsymbol{\eta})$. 基于现有多目标 TBD 量测模型^[1], 根据式(7)写出关于 $\boldsymbol{\eta}$ 的似然为

$$\begin{aligned} h(\boldsymbol{\eta}) &= \prod_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \varphi(z^{(i,j)} | \boldsymbol{\eta}) \\ &= \prod_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \frac{2z^{(i,j)}}{\sigma_n + \hat{h}_{(i,j)}^2(\boldsymbol{\eta}) \sigma_t} \exp\left(-\frac{(z^{(i,j)})^2}{\sigma_n + \hat{h}_{(i,j)}^2(\boldsymbol{\eta}) \sigma_t}\right) \end{aligned} \quad (14)$$

对 $h(\boldsymbol{\eta})$ 取对数并令 $\varphi^{(i,j)} = \varphi(z^{(i,j)} | \boldsymbol{\eta})$ 可得

$$\log h(\boldsymbol{\eta}) = \sum_{i,j} \log \varphi^{(i,j)} \quad (15)$$

其中,

$$\begin{aligned} \log \varphi^{(i,j)} &= \log(2z^{(i,j)}) \\ &- \log(\sigma_n + \hat{h}_{(i,j)}^2(\boldsymbol{\eta}) \sigma_t) - \frac{(z^{(i,j)})^2}{\sigma_n + \hat{h}_{(i,j)}^2(\boldsymbol{\eta}) \sigma_t} \end{aligned} \quad (16)$$

式(16)等号两边同时对 $\boldsymbol{\eta}$ 求偏导数, 得到

$$\begin{aligned} \frac{\partial \log \varphi^{(i,j)}}{\partial \boldsymbol{\eta}} &= 2\hat{h}_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta}) \sigma_t \\ &\times \frac{\sigma_n + \hat{h}_{(i,j)}^2(\boldsymbol{\eta}) \sigma_t + (z^{(i,j)})^2}{(\sigma_n + \hat{h}_{(i,j)}^2(\boldsymbol{\eta}) \sigma_t)^2} \times \frac{\partial \hat{h}_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta})}{\partial \boldsymbol{\eta}} \end{aligned} \quad (17)$$

将式(17)代入式(15)并替换 $\log \varphi^{(i,j)}$ 从而得到

$$\frac{\partial \log h(\boldsymbol{\eta})}{\partial \boldsymbol{\eta}} = \sum_{i,j} 2\tilde{h}_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta})\sigma_t \quad (18)$$

$$\times \frac{\sigma_n + \tilde{h}_{(i,j)}^2(\boldsymbol{\eta})\sigma_t + (z^{(i,j)})^2 \partial \tilde{h}_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta})}{(\sigma_n + \tilde{h}_{(i,j)}^2(\boldsymbol{\eta})\sigma_t)^2 \partial \boldsymbol{\eta}}$$

式(17)等号两边再对 $\boldsymbol{\eta}$ 求偏导数可得 $\log h(\boldsymbol{\eta})$ 的二阶导数, 令 $\sigma_h^{(i,j)} = \sigma_n + \tilde{h}_{(i,j)}^2(\boldsymbol{\eta})\sigma_t$ 并经整理得到

$$\frac{\partial^2 \log h(\boldsymbol{\eta})}{\partial \boldsymbol{\eta}^2} =$$

$$\sum_{i,j} 2\sigma_t \left(\frac{\partial \tilde{h}_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta})}{\partial \boldsymbol{\eta}} \right)^2 \frac{(\sigma_h^{(i,j)} + (z^{(i,j)})^2)(\sigma_h^{(i,j)} - 2\tilde{h}_{(i,j)}^2(\boldsymbol{\eta})\sigma_t)}{(\sigma_h^{(i,j)})^3}$$

$$+ 2\tilde{h}_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta})\sigma_t \frac{\sigma_h^{(i,j)} + (z^{(i,j)})^2 \partial^2 \tilde{h}_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta})}{(\sigma_h^{(i,j)})^2 \partial \boldsymbol{\eta}^2} \quad (19)$$

现在计算 $\frac{\partial \tilde{h}_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta})}{\partial \boldsymbol{\eta}}$. 从式(5)可知, $\tilde{h}_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta})$ 的指数函数部分为文献[7]中目标脉冲响应(Target Impulse Response, IPR)函数 $I_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta})$ 在形状矩阵为 $\mathbf{C} = \text{diag}([1 \ 1])$ 时的特例, 从而所求偏导数为

$$\frac{\partial \tilde{h}_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta})}{\partial \boldsymbol{\eta}} = \frac{\Delta_x \Delta_y \Delta_k}{2\pi\sigma_h^2} \exp\left(\frac{1}{\sigma_h^2}\right) \mathbf{J} \mathbf{C}^{-1} \delta_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta}) I_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta}) \quad (20)$$

其中, $\delta_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta}) = \begin{bmatrix} r(\boldsymbol{\eta}) - r^{(i)} \\ \vartheta(\boldsymbol{\eta}) - \vartheta^{(i)} \end{bmatrix}$, \mathbf{J} 为 $\delta_{(i,j)}(\boldsymbol{\eta})$ 的雅克比矩阵.

现在再来计算粒子流先验密度 $g(\boldsymbol{\eta})$ 的偏导数. $g(\boldsymbol{\eta})$ 同时也是 MB-TBD 中粒子的预测密度, 通常采用高斯密度来近似. 假设 $\boldsymbol{\mu}$ 和 \mathbf{P} 分别为 $g(\boldsymbol{\eta})$ 的均值和协方差, 在高斯近似条件下^[6]有

$$\frac{\partial \log g(\boldsymbol{\eta})}{\partial \boldsymbol{\eta}} = -\mathbf{P}^{-1}(\boldsymbol{\eta} - \boldsymbol{\mu})^T \quad (21)$$

$$\frac{\partial^2 \log g(\boldsymbol{\eta})}{\partial \boldsymbol{\eta}^2} = -\mathbf{P}^{-1} \quad (22)$$

在式(11)中对等号两边同时取 $\boldsymbol{\eta}$ 的二阶导数可得

$$\frac{\partial^2 \log p(\boldsymbol{\eta}, \lambda)}{\partial \boldsymbol{\eta}^2} = \lambda \frac{\partial^2 \log h(\boldsymbol{\eta})}{\partial \boldsymbol{\eta}^2} + \frac{\partial^2 \log g(\boldsymbol{\eta})}{\partial \boldsymbol{\eta}^2} \quad (23)$$

将式(19)和(22)代入式(23)可得 $\log p(\boldsymbol{\eta}, \lambda)$ 的二阶导数, 然后将式(23)与(18)代入式(13)可得 $f(\boldsymbol{\eta}, \lambda)$ 的解.

4.2 考虑航向信息的航迹合并策略

目前公开的文献中均采用距离波门对 MB-TBD 滤波后的航迹进行合并^[1,2]. 一方面, 这些文献都没有提出具体的航迹合并算法; 另一方面, 当多个目标的航迹交叉时, 如果只采用距离波门, 则有可能将多个目标的航迹合并为一条航迹, 从而得到错误的状态估计. 图 1 为采用距离波门对交叉航迹进行合并的示意图. 其中黑色和蓝色的椭圆分别表示两个伯努利项, 红色点迹表示伯努利项中的粒子, 绿色矩形表示设定的距离波

门. 从图中可以看到这两个伯努利项产生了交叉, 且在交叉点处落入了距离波门, 从而两个伯努利项被合并为一个, 两条航迹被合并为一条航迹.

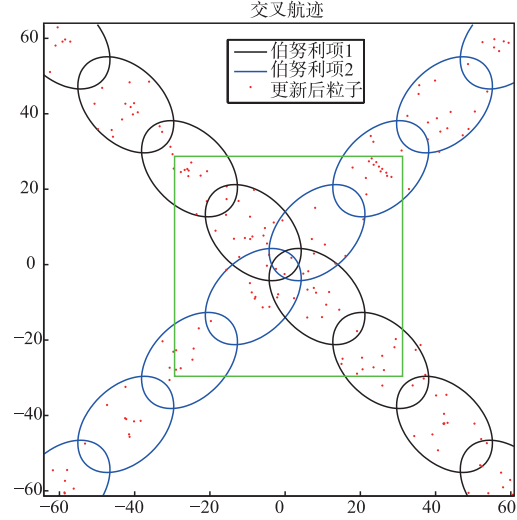


图1 交叉航迹合并示意图

为解决航迹交叉时目标航迹被错误合并的问题, 合并航迹时不能只考虑航迹之间的距离信息, 还应结合目标的航向信息(Course Information, CI). 具体做法如下:

步骤 1 根据某个航迹 i 内所有 N_i 个粒子的状态 $\{\mathbf{x}_i^j\}_{j=1, \dots, N_i}$ 计算该航迹的状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}_i$:

$$\hat{\mathbf{x}}_i = \sum_{j=1}^{N_i} w_i^j \mathbf{x}_i^j \quad (24)$$

步骤 2 根据航迹在 X 轴和 Y 轴的速度估计值 \hat{v}_x^i 和 \hat{v}_y^i 计算目标的航向:

$$\theta_i = \arctan(\hat{v}_y^i / \hat{v}_x^i) \quad (25)$$

步骤 3 根据状态估计值和航向估计值计算任意两条航迹的距离和航向差, 对于给定的距离合并波门 R_{merge} 和航向合并波门 θ_{merge} , 统计同时落入距离波门和航向波门的航迹, 并将这些航迹的存在概率相加, 而对于航迹的后验密度, 则采用存在概率最大的航迹的后验密度作为合并后航迹的后验密度.

采用上述方法, 能够合并距离和航向都接近的航迹, 当距离和航向有一个因素不满足要求时合并都不会发生, 因而显著降低了航迹交叉时不同航迹被合并的概率. 同时, 合并后的航迹采用被合并航迹中存在概率最高的航迹, 从而避免了真实航迹被一些存在概率较低的虚假航迹合并所造成的状态估计偏差, 最大程度上保持了状态估计的准确度.

5 仿真

为检验所提方法的效果, 通过仿真实验对如下三

种方法进行对比,即标准的 MB-TBD 方法,仅采用 Geodesic 粒子流的 MB-TBD 方法(GF-MB-TBD),采用 Geodesic 粒子流并且在合并航迹时考虑航向信息的 MB-TBD 方法(CIGF-MB-TBD).

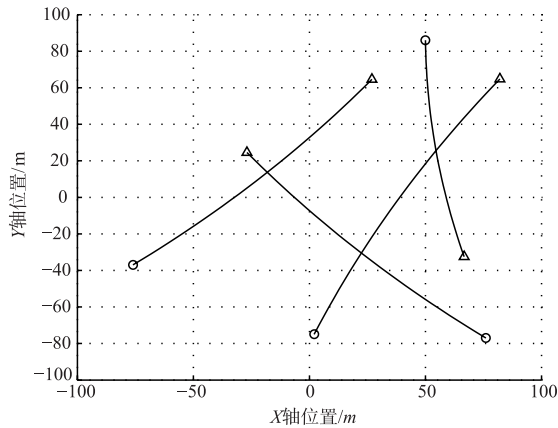


图2 目标真实航迹

雷达观测区域的面积为 $[-100, 100] \text{ m} \times [-100, 100] \text{ m}$. 在总计 40s 的观测时间内先后有四个目标进入观测区域,且每个目标存在和消失的时刻不尽相同,因此观测期内目标数目是变化的. 每个目标根据不同的速度进行协调转弯(Coordinated Turn, CT)运动,目标的真实航迹如图 2 所示,其中,“○”表示航迹起点,“△”表示航迹终点.

本文设置信杂比(Signal to Clutter Ratio, SCR)为 10dB,并设置点扩散函数中单元尺寸为 $\Delta_x = \Delta_y = 1$,模糊因子为 $\sigma_h^2 = 1$.

目前所见的 MB-TBD 方法均假设航迹起始位置已知^[1,2],而这在实际应用中是难以实现的. 为考察本文所提算法在实际 TBD 场景中的效果,配置新生伯努利项时,首先统计每一帧中幅度超过量测门限的单元,然后将这些单元作为新生航迹的起始位置. 为了尽可能减少虚假航迹,本文中设置初始量测门限为 5,而当没有量测超过门限时,门限自动减 1,直到有量测超过门限.

图 3 为本文所提算法在第 1 帧采样的新生粒子的分布图. 可以看到,此时存在 1 个目标,但新生粒子并未在该目标附近采样,而是在远离目标的两个杂波单元周围采样. 这是因为目标的幅度存在起伏,在这一帧没有超过给定的量测门限,但远离该目标的杂波单元的幅度却超过了量测门限,因而粒子从杂波单元采样. 这种情况在实际应用中是很可能发生的.

合并航迹时,MB-TBD 和 GF-MB-TBD 都只采用距离波门 R_{merge} ,其值为 5 个距离单元;CIGF-MB-TBD 同时采用 R_{merge} 和航向波门 $\theta_{\text{merge}} = 30^\circ$. 本文通过 OSPA 误差^[9]来评价算法的跟踪性能.

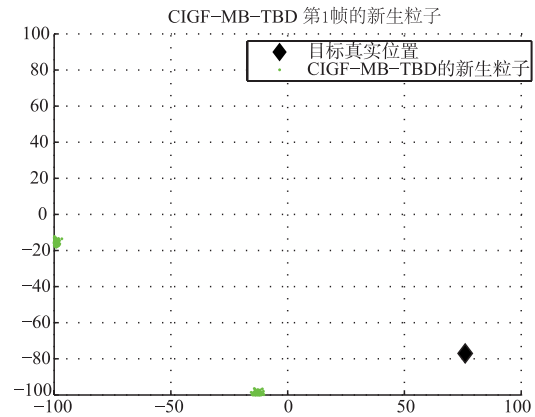


图3 新生粒子采样示意图

图 4 给出了三种算法在 100 次仿真后得到的平均 OSPA 误差距离. 可以看到,除第 1~8 帧以及第 31、36 帧外,GF-MB-TBD 和 CIGF-MB-TBD 两种滤波器的误差明显小于 MB-TBD,并且 GF-MB-TBD 和 CIGF-MB-TBD 的误差总体上随着滤波时间的增加而逐渐降低. 在第 1~8 帧 GF-MB-TBD 和 CIGF-MB-TBD 的误差高于 MB-TBD,这是因为新生伯努利项采用了 Geodesic 流,使得所有粒子向高似然区域流动,从而使粒子保持了高权重,而新生伯努利项有可能源于杂波而非目标,从而导致状态估计误差较大. 但是经过若干帧积累后,与目标航迹相近的粒子将获得越来越高的权重,其他粒子的权重将迅速下降,从而使状态估计精度逐步提升. 在第 31 和第 36 帧,由于目标消失导致目标数减少,这 3 种方法都没有准确估计出目标数目,因而误差增大. 此外,大部分时间中 GF-MB-TBD 和 CIGF-MB-TBD 的 OSPA 误差比较接近,而在航迹交叉的第 15 帧和第 26 帧, CIGF-MB-TBD 的误差显著小于 GF-MB-TBD.

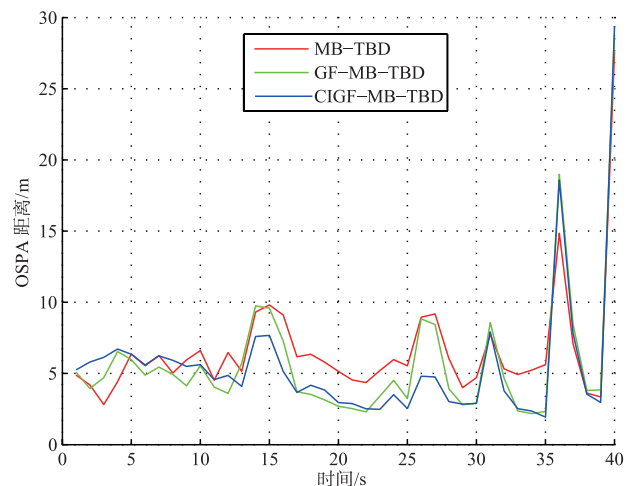


图4 平均 OSPA 距离 (SCR=10 dB)

图 5 是三种算法在 100 次仿真后得到的平均势估计结果. 可以看到,在第 1~5 帧这三种算法都能给出比

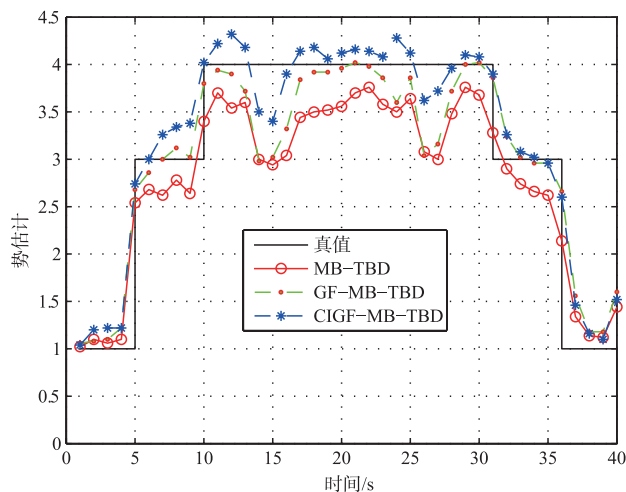


图5 平均势估计 (SCR=10dB)

较准确的目标数目估计,但是当目标数目增加时,MB-TBD 就会产生明显的欠估计,而 GF-MB-TBD 和 CIGF-MB-TBD 则要好很多.这是由于 Geodesic 流提升了 GF-MB-TBD 和 CIGF-MB-TBD 对多目标后验密度估计的准确度,从而使目标的航迹能够被正确检测和跟踪,没有明显的丢失航迹.同时,相较 GF-MB-TBD, CIGF-MB-TBD 在航迹交叉的第 15 帧和第 26 帧左右能够给出更加准确的势估计.

6 结束语

基于粒子滤波的多伯努利检测前跟踪方法是用于时变多目标检测和跟踪的重要手段,在雷达低可观测目标探测中具有很高的应用价值.但由于粒子对建议密度的过度依赖,该方法对多目标状态的估计效果不理想,从而严重制约了检测及跟踪性能.此外,由于航迹合并时仅采用距离波门,导致不同目标的航迹被错误合并的概率很高,从而造成航迹漏检.针对第一个问题,本文在多伯努利检测前跟踪方法中引入 Geodesic 粒子流,通过粒子流将权重更新后的粒子迁移到高似然区域,从而提升算法对多目标状态的估计性能,并进而提升量测积累效果,实现算法对低可观测目标的更好检测和跟踪.针对第二个问题,在采用距离合并波门的同时采用航向波门,从而在很大程度上降低了不同目标的航迹被错误合并的概率.

参考文献

- [1] VO B N, VO B T, PHAM N, et al. Joint detection and estimation of multiple objects from image observations [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 61 (13): 3460 - 3475.
- [2] 李翠芸, 李宁, 姬红兵. 多伯努利滤波的快速红外弱小目标检测与跟踪 [J]. 西安电子科技大学学报(自然科学

版), 2016, 43(4): 69 - 74.

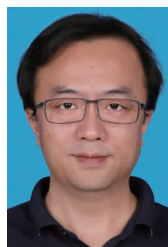
LI Cui-yun, LI Ning, JI Hong-bing. Fast IR dim small targets detection and tracking based on the multi-Bernoulli filter [J]. Journal of Xidian University, 2016, 43(4): 69 - 74. (in Chinese)

- [3] PAPI F, VO B N, VO B T, et al. Generalized labeled multi-Bernoulli approximation of multi-object densities [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63 (20): 5487 - 5497.
- [4] LI Y, COATES M. Particle filtering with invertible particle flow [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65 (15): 4102 - 4116.
- [5] DAUM F, HUANG J. Nonlinear filters with log-homotopy [A]. Proceedings of SPIE [C]. The International Society for Optical Engineering, 2007. 669918.
- [6] DAUM F, HUANG J. Particle flow for nonlinear filters, Bayesian decisions and transport [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Information Fusion [C]. Istanbul, Turkey, 2013. 1072 - 1079.
- [7] KREUCHER C, BELL K. A geodesic flow particle filter for non-thresholded measurements [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54 (6): 3169 - 3175.
- [8] 柳超, 王子微, 孙进平. 粒子流粒子滤波检测前跟踪方法 [J]. 信号处理, 2019, 35(3): 342 - 350.
LIU Chao, WANG Zi-wei, SUN Jin-ping. Particle flow particle filter track-before-detect method [J]. Journal of Signal Processing, 2019, 35(3): 342 - 350. (in Chinese)
- [9] 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.

作者简介



柳超 男, 1984 年 5 月生, 山东宁阳人, 博士研究生, 主要研究方向为雷达数据处理.
E-mail: LC2016@buaa.edu.cn



孙进平 男, 1975 年 1 月生, 甘肃天水人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为高分辨率雷达信号处理、数据处理、稀疏微波成像.
E-mail: sunjinping@buaa.edu.cn