

## 改进的 SMC-CBMeMber 前向后向平滑检测前跟踪算法

裴家正, 黄勇, 董云龙, 陈小龙

(海军航空大学, 山东 烟台 264001)

**摘 要:** 针对在雷达观测下机动弱小目标的检测前跟踪 (TBD) 问题中, 基于序贯蒙特卡洛的势均衡多伯努利检测前跟踪 (SMC-CBMeMber-TBD) 算法存在目标的数目估计不准确及状态估计精度随时间下降的问题, 提出了一种基于 SMC-CBMeMber 前向后向平滑检测前跟踪的改进算法。该算法在预测和更新过程之间加入多目标粒子群优化算法 (MOPSO), 基于观测值设置适应度目标函数, 使粒子集群向后验概率密度较为集中的位置分布, 缓解了粒子贫乏的问题; 在更新步骤之后加入平滑递归方法, 利用观测值平滑滤波值, 算法运算时间虽有一定延长, 但获得了数目和状态估计精度的提升。仿真实验表明, 与 CBMeMber-TBD 方法相比, 所提算法在对机动目标数目估计和目标状态估计的准确度等性能上都有所改进。

**关键词:** 粒子群优化; 粒子滤波; 势均衡多伯努利滤波; 平滑; 检测前跟踪

**中图分类号:** TN953

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2019098

## Improved SMC cardinality-balanced multi-Bernoulli forward-backward smoothing track-before-detect algorithm

PEI Jiazheng, HUANG Yong, DONG Yunlong, CHEN Xiaolong

Naval Aviation University, Yantai 264001, China

**Abstract:** For the tracking problem of multiple maneuvering targets in radar observation, the sequential Monte-Carlo cardinality-balanced multi-Bernoulli track-before-detect (SMC-CBMeMber-TBD) algorithm is inaccurate in the estimation of the number of targets and the precision of state estimation. An improved algorithm based on SMC-CBMeMber forward backward smoothing track-before-detect algorithm was proposed. In the algorithm, the multi target particle swarm optimization (MOPSO) was added between the process of prediction and update, and the fitness function was set up based on the observation value to make the particle set move to the position of the larger posterior probability density distribution, and solve the particle poverty in the heavy sampling process. In the update step, the algorithm was used. Then the smoothing recursive method was added, and the arithmetic operation time was prolonged, but the number and the state estimation precision were improved. The simulation results show that compared with the CBMeMber-TBD method, the proposed algorithm improves the accuracy of the estimation of the number of maneuvering targets and the accuracy of the target state estimation.

**Key words:** particle swarm optimization, particle filter, cardinality-balanced multi-Bernoulli filter, smoothing, track-before-detect

收稿日期: 2018-06-19; 修回日期: 2019-05-25

通信作者: 黄勇, huangyong\_2003@163.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.U1633122, No.61871391, No.61501487, No.61471382, No.61531020); 中国博士后科学基金资助项目 (No.2017M620862); 山东省重点研发计划基金资助项目 (No.2019GSF111004); “泰山学者”和中国科协“青年人才托举工程”基金资助项目 (No.YESS20160115); 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2016YFC0800406)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.U1633122, No.61871391, No.61501487, No.61471382, No.61531020), China Postdoctoral Science Foundation Project (No.2017M620862), The Key Research and Development Program of Shandong Province (No.2019GSF111004), Special Funds of Taishan Scholars of Shandong and Young Elite Scientist Sponsorship Program of CAST (No.YESS20160115), The National Key Research and Development Program of China (No.2016YFC0800406)

## 1 引言

检测前跟踪 (TBD, track-before-detect) 是现今雷达系统对“低慢小”目标进行检测的一类强有力方法。该方法不设置门限, 能充分挖掘多帧原始雷达扫描数据, 通过能量的积累提高信噪比, 根据多帧信息对运动目标建立航迹跟踪, 进而检测到目标的存在<sup>[1-2]</sup>。由于基于随机有限集 (RFS, random finite set) 框架的多目标跟踪具有避免数据关联的理论优势<sup>[3-4]</sup>, 众多学者都将基于 RFS 理论的 TBD 方法作为检测前跟踪领域的研究热点。

多伯努利 (MeMBer, multi-target multi-Bernoulli) 滤波是 Mahler<sup>[5]</sup> 继概率假设密度 (PHD, probability hypothesis density) 和势概率假设密度 (CPHD, cardinalized probability hypothesis density) 滤波后<sup>[6]</sup>, 提出的另一种基于 RFS 的多目标跟踪方法。对于多目标非线性滤波, Vo 等<sup>[7]</sup> 提出了 MeMBer 滤波, 相较于上述 2 种算法, 该算法在滤波精度和计算复杂度方面都更有优势。Vo 等<sup>[7]</sup> 还针对 MeMBer 滤波在更新过程中因对概率生成泛函数近似的不准确而导致的数目过估计问题进行了改进, 即势均衡多伯努利 (CBMeMBer, cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli) 滤波。

平滑操作虽然消耗了更多的时间, 但与滤波相比换来了估计精度的提升, 目前已有将平滑思想应用到检测前跟踪中的理论验证<sup>[9]</sup>。文献[10-11]利用伯努利 RFS 前向后向平滑进行建模, 完成对单目标的跟踪。伯努利前向后向平滑在提高伯努利滤波<sup>[12]</sup>对目标数目变化和状态估计的精度度的同时, 也验证了伯努利滤波前向后向平滑滤波的可行性。孙杰等<sup>[13]</sup>提出了基于多伯努利的平滑方法, 提高了多目标场景下多伯努利 RFS 的跟踪性能。Wong 等<sup>[14]</sup>在地杂波背景下完成对道路机动车辆的平滑检测前跟踪, 从而论证了前向后向平滑 TBD 的可行性和性能优势。

本文针对 CBMeMBer-TBD 算法对目标的数目估计及状态估计精度提高问题, 提出了一种改进的基于势均衡多伯努利平滑的多目标检测前跟踪方法。该算法在 CBMeMBer 滤波的预测过程和更新过程之间加入多目标粒子群优化算法, 使粒子向后验概率密度较大的方向移动; 后向平滑再次采用 CBMeMBer 概率密度近似多目标一步平滑的概率密度, 得到 CBMeMBer 的平滑参数, 继而推算出多目标的 CBMeMBer 平滑状态。仿真实验表明,

在多目标机动运动的场景中, 不同信噪比条件下所提算法的检测性能均优于 CBMeMBer-TBD。

## 2 目标运动模型与观测模型

### 2.1 目标运动模型

假设多目标机动运动遵循协同转弯 (CT, coordinate turn) 模型,  $k$  时刻共  $M_k$  个目标, 第  $t$  个目标的运动状态方程为

$$\mathbf{x}_k^t = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_{k-1}^t + \mathbf{V}_k \quad (1)$$

其中, 目标状态向量  $\mathbf{x}_k^t = [x_k^t, \dot{x}_k^t, y_k^t, \dot{y}_k^t, \omega_k^t, I_k^t]^T$ , 分别为位置、速度、转弯率和目标强度;  $\mathbf{V}_k$  为高斯白

噪声;  $\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{Q} & & & & & \\ & \mathbf{Q} & & & & \\ & & q_2 T & & & \\ & & & & & \\ & & & & & q_3 T \end{bmatrix}$  为协方差矩阵,  $\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \frac{q_1}{3} T^3 & \frac{q_1}{2} T^2 \\ \frac{q_1}{2} T^2 & T \end{bmatrix}$ ,  $T$  为采样周期,  $q_1$  为目标运动

噪声的功率谱密度,  $q_2$  为目标转弯率噪声的功率谱密度,  $q_3$  为目标强度噪声的功率谱密度;  $\mathbf{F}_k$  为状态转移矩阵, 即

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 & \frac{\cos \omega T - 1}{\omega} & 0 & 0 \\ 0 & \cos \omega T & 0 & -\sin \omega T & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 & 0 \\ 0 & \sin \omega T & 0 & \cos \omega T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中,  $\alpha$  为转弯角速度。

### 2.2 观测模型

对于脉冲多普勒雷达,  $k$  时刻一帧扫描的测量信息  $\mathbf{Z}_k$  包含  $N_r \times N_d \times N_b$  个分辨单元<sup>[9]</sup>, 即

$$\mathbf{Z}_k = \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_d} \sum_{l=1}^{N_b} \mathbf{z}_k^{i,j,l} \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{z}_k^{i,j,l}$  表示  $(i, j, l)$  单元的回波能量信息, 可表示为<sup>[9]</sup>

$$\mathbf{z}_k^{i,j,l} = \left| \mathbf{z}_{A,k}^{i,j,l} \right|^2 \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{z}_{A,k}^{i,j,l}$  为目标的复幅度信息<sup>[15]</sup>, 即

$$\mathbf{z}_{A,k}^{i,j,l} = \begin{cases} A_k \sum_{t=1}^{M_k} h_A^{i,j,l}(\mathbf{x}_k^t) + \mathbf{v}_k^{i,j,l}, & (i, j, k) \in T(\mathbf{x}_k^t) \\ \mathbf{v}_k^{i,j,l}, & (i, j, k) \notin T(\mathbf{x}_k^t) \end{cases} \quad (5)$$

针对 Swerling 0 型目标模型而言, 目标 RCS 没有起伏, 复回波幅度的模为定值, 即  $A_k = \bar{A}e^{i\theta}$ ,  $\theta \sim U(0, 2\pi)$ 。  $T(\mathbf{x}_k^t)$  表示第  $t$  个目标在  $k$  时刻对周围分辨单元的影响, 是以  $\mathbf{x}_k^t$  为中心的区域;  $(i, j, k)$  单元处的观测噪声  $\mathbf{v}_k^{i,j,l}$  为复高斯过程, 由均值为 0、方差为  $\sigma^2$  的高斯白噪声的同向分量与正交分量组成。

第  $t$  个目标在  $(i, j, l)$  单元内的能量扩散函数<sup>[16-17]</sup>为

$$h_A^{i,j,l}(\mathbf{x}_k^t) = \frac{r_i d_j b_l I_k^t}{2\pi} \exp \left\{ -\frac{(r_i - r_k^t)^2}{2R} L_r - \frac{(d_j - d_k^t)^2}{2D} L_d - \frac{(b_l - b_k^t)^2}{2B} L_b \right\} \quad (6)$$

$$r_k = \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \quad (7)$$

$$d_k = \dot{r}_k = \frac{1}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2}} (x_k \dot{x}_k + y_k \dot{y}_k) \quad (8)$$

$$b_k = \arctan \left( \frac{y_k}{x_k} \right) \quad (9)$$

其中,  $r_i$ 、 $d_j$  和  $b_l$  表示  $(i, j, l)$  单元的距离、多普勒和方位信息;  $R$ 、 $D$  和  $B$  表示距离、多普勒和方位单元的尺寸系数, 分别与带宽、积累时间和波束宽度有关;  $L_r$ 、 $L_d$  和  $L_b$  分别表示每个观测维度上的损耗系数;  $r_k^t$ 、 $d_k^t$  和  $b_k^t$  分别表示  $k$  时刻目标  $t$  所处的距离、多普勒和方位单元;  $I_k^t$  表示  $t$  时刻目标  $k$  的强度信息。

借助以上观测模型, 目标似然函数可表示为<sup>[18]</sup>

$$\mathbf{g}(\mathbf{Z}^k | \mathbf{x}_k^1, \mathbf{x}_k^2, \dots, \mathbf{x}_k^{M_k}) = \begin{cases} \prod_i \prod_j \prod_l g_1(\mathbf{z}_{i,j,l}^k | \mathbf{x}_k^1, \mathbf{x}_k^2, \dots, \mathbf{x}_k^{M_k}), & H_1 \\ \prod_i \prod_j \prod_l g_0(\mathbf{z}_{i,j,l}^k) & , H_0 \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $H_0$  表示观测单元没有目标的假设,  $H_1$  表示有  $N_k$  个目标的假设,  $g_0$  表示没有目标时  $(i, j, l)$  单元处噪声的似然函数,  $g_1$  表示存在  $M_k$  个目标时  $(i, j, l)$  单元目标加噪声的似然函数<sup>[19]</sup>, 则有

$$g_0(\mathbf{z}_{i,j,l}^k | H_0) = N(\mathbf{z}_{i,j,l}^k; 0, \sigma^2) \quad (11)$$

$$g_1(\mathbf{z}_{i,j,l}^k | H_1) = N\left(\mathbf{z}_{i,j,l}^k; \sum_{t=1}^{M_k} A_k h_A^{i,j,l}(\mathbf{x}_k^t), \sigma^2\right) \quad (12)$$

其中,  $g_0$  和  $g_1$  服从式(11)和式(12)所示的高斯分布,  $N$  表示高斯分布, 得到似然比函数  $L_k$  为

$$L_k(\mathbf{Z}^k) = \frac{\prod_i \prod_j \prod_l g_1(\mathbf{z}_{i,j,l}^k | \mathbf{x}_k^1, \mathbf{x}_k^2, \dots, \mathbf{x}_k^{M_k})}{\prod_i \prod_j \prod_l g_0(\mathbf{z}_{i,j,l}^k)} \quad (13)$$

### 3 CBMeMber 前向后向平滑滤波

同 MeMber 滤波一样, CBMeMber 滤波是对多目标贝叶斯滤波的多阶矩近似, 它根据多伯努利概率密度的参数 (存在概率  $r$  及其概率密度分布  $p$ ) 描述多伯努利滤波的后验概率密度, 并不对利用多伯努利密度与多目标概率密度进行区分, 近似表示为概率密度。但是与 MeMber 滤波不同的是, 在更新过程中 CBMeMber 对概率生成泛函的近似值较 MeMber 滤波更加准确, 不易产生势偏差。

CBMeMber 前向后向平滑滤波算法实质上是在传统势均衡多伯努利滤波算法的基础上增加了 (一步) 平滑递归步骤, 因此更多地利用了观测信息。具体实施步骤如 3.1 节和 3.2 节所示。

#### 3.1 前向滤波阶段

对于单目标而言, 其概率密度函数在伯努利随机集框架下可表示为<sup>[20]</sup>

$$\pi(\mathbf{X}) = \begin{cases} 1 - r, & \mathbf{X} = \emptyset \\ rp(\mathbf{x}), & \mathbf{X} = \{\mathbf{x}\} \end{cases} \quad (14)$$

考虑到  $M$  个目标整体, 概率密度函数则体现为多个单目标并集的形式, 由参数集  $\left\{ \left( r^{(i)}, p^{(i)} \right) \right\}_{i=1}^M$  表示, 即

$$\pi(\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n\}) = \prod_{j=1}^M (1 - r^{(j)}) \sum_{1 \leq i_1 \neq \dots \neq i_n \leq M} \prod_{j=1}^n \frac{r^{(i_j)} p^{(i_j)}(\mathbf{x}_j)}{1 - r^{(i_j)}} \quad (15)$$

#### 1) 预测

假设  $k-1$  时刻后验多目标概率密度是一个多伯努利 RFS 形式  $\pi_{k-1} = \left\{ \left( r_{k-1}^{(i)}, p_{k-1}^{(i)} \right) \right\}_{i=1}^{M_{k-1}}$ ,  $M_{k-1}$  为  $k-1$  时刻滤波估计的目标航迹个数。多目标的预测密度依然为多伯努利的表示形式<sup>[12]</sup>, 且

$$\pi_{k|k-1} = \left\{ \left( r_{P,k|k-1}^{(i)}, p_{P,k|k-1}^{(i)} \right) \right\}_{i=1}^{M_{k-1}} \cup \left\{ \left( r_{\Gamma,k|k-1}^{(i)}, p_{\Gamma,k|k-1}^{(i)} \right) \right\}_{i=1}^{M_{\Gamma,k}} \quad (16)$$

$$r_{P,k|k-1}^{(i)} = r_{k-1}^{(i)} \langle p_{k-1}^{(i)}, p_{S,k} \rangle \quad (17)$$

$$p_{P,k|k-1}^{(i)} = \frac{\langle f_{k|k-1}(\mathbf{x}|\cdot), p_{k-1}^{(i)} p_{S,k} \rangle}{\langle p_{k-1}^{(i)}, p_{S,k} \rangle} \quad (18)$$

其中,  $\left\{ \left( r_{P,k|k-1}^{(i)}, p_{P,k|k-1}^{(i)} \right) \right\}_{i=1}^{M_{k-1}}$  和  $\left\{ \left( r_{\Gamma,k|k-1}^{(i)}, p_{\Gamma,k|k-1}^{(i)} \right) \right\}_{i=1}^{M_{\Gamma,k}}$  分别表示生存目标和新生目标的多伯努利参数集,  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  表示内积计算,  $f_{k|k-1}(\cdot|\xi)$  表示单目标在  $k$  时刻的转移概率,  $p_{S,k}$  表示  $k$  时刻的目标存在概率,  $\left\{ \left( r_{\Gamma,k|k-1}^{(i)}, p_{\Gamma,k|k-1}^{(i)} \right) \right\}_{i=1}^{M_{\Gamma,k}}$  表示  $k$  时刻多伯努利 RFS 的新生参数。

## 2) 更新

在  $k$  时刻, 多目标预测密度以多伯努利 RFS 表示为  $\pi_{k|k-1} = \left\{ \left( r_{k|k-1}^{(i)}, p_{k|k-1}^{(i)} \right) \right\}_{i=1}^{M_{k|k-1}}$ ,  $M_{k|k-1}$  为预测的目标航迹数。则  $k$  时刻的后验概率密度也是一个多伯努利形式<sup>[8]</sup>, 即

$$\pi_{k|k} \approx \left\{ \left( r_{L,k|k}^{(i)}, p_{L,k|k}^{(i)} \right) \right\}_{i=1}^{M_{k|k-1}} \cup \left\{ \left( r_{U,k|k}(\mathbf{z}), p_{U,k|k}(\cdot;\mathbf{z}) \right) \right\}_{\mathbf{z} \in \mathbf{Z}^k} \quad (19)$$

$$r_{L,k|k}^{(i)} = r_{k|k-1}^{(i)} \frac{1 - \langle p_{k|k-1}^{(i)}, p_{D,k} \rangle}{1 - r_{k|k-1}^{(i)} \langle p_{k|k-1}^{(i)}, p_{D,k} \rangle} \quad (20)$$

$$p_{L,k|k}^{(i)}(\mathbf{x}) = p_{k|k-1}^{(i)}(\mathbf{x}) \frac{1 - p_{D,k}(\mathbf{x})}{1 - \langle p_{k|k-1}^{(i)}, p_{D,k} \rangle} \quad (21)$$

$$r_{U,k|k}(\mathbf{z}) = \frac{\sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} \frac{r_{k|k-1}^{(i)} (1 - r_{k|k-1}^{(i)}) \langle p_{k|k-1}^{(i)}, \psi_{k,z} \rangle}{\left( 1 - r_{k|k-1}^{(i)} \langle p_{k|k-1}^{(i)}, p_{D,k} \rangle \right)^2}}{\kappa_k(\mathbf{z}) + \sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} \frac{r_{k|k-1}^{(i)} \langle p_{k|k-1}^{(i)}, \psi_{k,z} \rangle}{1 - r_{k|k-1}^{(i)} \langle p_{k|k-1}^{(i)}, p_{D,k} \rangle}} \quad (22)$$

$$p_{U,k|k}(\mathbf{x}; \mathbf{z}) = \frac{\sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} \frac{r_{k|k-1}^{(i)} p_{k|k-1}^{(i)}(\mathbf{x}) \psi_{k,z}(\mathbf{x})}{1 - r_{k|k-1}^{(i)} \langle p_{k|k-1}^{(i)}, p_{D,k} \rangle}}{\sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} \frac{r_{k|k-1}^{(i)} \langle p_{k|k-1}^{(i)}, \psi_{k,z} \rangle}{1 - r_{k|k-1}^{(i)} \langle p_{k|k-1}^{(i)}, p_{D,k} \rangle}} \quad (23)$$

$$\psi_{k,z}(\mathbf{x}) = L_k(\mathbf{Z}^k | \mathbf{x}) p_{D,k}(\mathbf{x}) \quad (24)$$

其中,  $\left\{ \left( r_{L,k|k}^{(i)}, p_{L,k|k}^{(i)} \right) \right\}_{i=1}^{M_{k|k-1}}$  和  $\left\{ \left( r_{U,k|k}(\mathbf{z}), p_{U,k|k}(\cdot;\mathbf{z}) \right) \right\}_{\mathbf{z} \in \mathbf{Z}^k}$

分别表示更新过程中遗留航迹和观测纠正航迹的多伯努利参数集<sup>[8]</sup>,  $\mathbf{Z}^k$  表示  $k$  时刻的观测集合,  $g_k(\cdot)$  和  $p_{D,k}(\mathbf{x})$  分别表示鉴于当前  $k$  时刻状态的单目标观测似然函数和目标检测概率,  $\kappa_k(\cdot)$  表示  $k$  时刻数量满足泊松分布的杂波强度。

## 3.2 后向平滑阶段

平滑是为了利用  $l$  时刻的数据溯前估计  $k$  时刻的状态值 ( $l > k$ )。给定一个从  $l$  到  $k$  的一步平滑的多伯努利密度参数  $\left\{ \left( r_{k|l}^{(i)}, p_{k|l}^{(i)} \right) \right\}_{i=1}^{M_{kl}}$ 。后向平滑递归可表示为<sup>[10-11]</sup>

$$r_{k-1|l}^{(i)} = 1 - \left( 1 - r_{k-1|l-1}^{(i)} \right) \cdot \left( \alpha_{B,k|l}^{(i)} + \beta_{B,k|l}^{(i)} \int \frac{p_{k|l}^{(i)}(\zeta)}{p_{k|k-1}^{(i)}(\zeta)} b_{k|k-1}(\zeta) d\zeta \right) \quad (25)$$

$$p_{k-1|l}^{(i)}(\mathbf{x}) \propto p_{k-1|k-1}^{(i)} \cdot$$

$$\left( \alpha_{S,k|l}^{(i)}(\mathbf{x}) + \beta_{S,k|l}^{(i)}(\mathbf{x}) \int \frac{p_{k|l}^{(i)}(\zeta)}{p_{k|k-1}^{(i)}(\zeta)} f_{k|k-1}(\zeta | \mathbf{x}) d\zeta \right) \quad (26)$$

其中, 有

$$\alpha_{B,k|l}^{(i)} = (1 - p_b) \frac{1 - r_{k|l}^{(i)}}{1 - r_{k|k-1}^{(i)}} \quad (27)$$

$$\beta_{B,k|l}^{(i)} = p_b \frac{r_{k|l}^{(i)}}{r_{k|k-1}^{(i)}} \quad (28)$$

$$\alpha_{S,k|l}^{(i)}(\mathbf{x}) = (1 - p_{S,k|k-1}(\mathbf{x})) \frac{1 - r_{k|l}^{(i)}}{1 - r_{k|k-1}^{(i)}} \quad (29)$$

$$\beta_{S,k|l}^{(i)}(\mathbf{x}) = p_{S,k|k-1}(\mathbf{x}) \frac{r_{k|l}^{(i)}}{r_{k|k-1}^{(i)}} \quad (30)$$

其中,  $p_b$  表示目标新生概率,  $p_{S,k|l}$  表示平滑过程中的目标存活概率,  $b_{k|k-1}$  表示新生进程的空间分布函数,  $\alpha_{B,k|l}^{(i)}$ 、 $\beta_{B,k|l}^{(i)}$ 、 $\alpha_{S,k|l}^{(i)}$ 、 $\beta_{S,k|l}^{(i)}$  分别表示代入计算的辅助变量, 没有实际意义。

## 3.3 SMC 方法实现 CBMeMber 滤波的问题

序贯蒙特卡洛 (SMC, sequential Monte-Carlo), 即粒子滤波采用序贯重要性采样方法<sup>[21]</sup>, 根据粒子的权重近似估计后验概率密度。为了克服迭代造成的权值退化, 粒子滤波进行重采样舍弃小权重, 复制大权重, 造成的最大问题就是粒子贫乏。当实际

系统初始状态未知，且粒子数目比较小时，没有足够数量的粒子分布在真实状态附近，经过几轮滤波，粒子难以收敛到目标状态。当观测信息非常准确时，似然函数的峰值将会变窄。更新后，只有小部分粒子权重增加，重要的粒子很可能在估计结果中丢失，并错过良好的假设<sup>[22]</sup>。

#### 4 结合粒子群优化算法的改进平滑 CBMeMber-TBD

为了解决 3.3 节所描述的问题，本节将粒子群优化 (PSO, particle swarm optimization) 算法与势均衡多伯努利平滑滤波相结合，改善粒子贫化的问题，增加粒子多样性，提高粒子的使用效率，并将该方法应用到检测前跟踪场景。

##### 4.1 多目标粒子群优化算法

粒子群优化算法是由 Kennedy 等<sup>[23]</sup>提出的一种群体优化算法，通过粒子之间的相互信息寻求群体中的最优值。与粒子滤波中的粒子类似，算法需要初始化粒子集群，集群中的粒子都将代表寻优中最优值的可能位置，通过定义适应度目标函数，作为衡量最优值的标准，进行  $n$  次循环迭代，得出使目标函数值最大/最小的最优解。第  $k(k \leq n)$  步按式(31)和式(32)来更新群体中每个粒子的状态，将粒子移动至全局最优解周围，提高整个粒子集群的适应度<sup>[24]</sup>。

$$v_k^{(j)} = av_{k-1}^{(j)} + b_1 \text{rand}(p_{k-1}^{(j)} - x_{k-1}^{(j)}) + b_2 \text{Rand}(g_{k-1} - x_{k-1}^{(j)}) \quad (31)$$

$$x_k^{(j)} = x_{k-1}^{(j)} + cv_k^{(j)} \quad (32)$$

其中， $x_{k-1}^{(j)}$  和  $x_k^{(j)}$  表示粒子  $j$  在第  $k-1$  次和第  $k$  次优化迭代的状态； $v_k^{(j)}$  表示粒子  $j$  搜索最优解的搜索速度，更新搜索速度需要在迭代过程中利用粒子  $j$  的历史最优解  $p_{k-1}^{(j)}$  和当前集群中的全局最优解  $g_{k-1}$ ，并为之赋予相应的权重系数  $b_1$  和  $b_2$ ； $\text{rand}$  和  $\text{Rand}$  均是介于(0,1)的随机数， $a$  表示维持原本搜索速度的惯性权重， $r$  表示状态更新的约束常数。

在进行多目标优化跟踪的步骤中，本文运用的是多目标粒子群优化 (MOPSO, multi-object particle swarm optimiton)。对于多个目标同时存在的情况，由于各个目标之间的冲突，往往对一个目标的最优解并不能满足其他剩余目标最优解的要求，导致每一个目标的最优解只会陷入局部最优。多目标优化问题的设计关键在于将粒子引导、移动以求得非支配最优解集<sup>[25-26]</sup>。

MOPSO 依据多个目标函数筛选粒子，并依赖于 NSGA-II 算法实现，NSGA-II 算法是常规遗传算法上的改进<sup>[27]</sup>，关键步骤介绍如下。

**步骤 1** 快速非支配的排序。每一个粒子的解都必须与粒子群中其他粒子的解进行比较，为根据粒子的非劣解水平对种群分层，从而得出支配关系，引导搜索向非支配最优解集方向进行。

**步骤 2** 个体拥挤距离的计算。计算拥挤距离便于将相同非支配层的粒子进行选择排序。同一非支配层中粒子  $j$  的拥挤距离  $\text{dis}_j$ <sup>[28]</sup>为

$$\text{dis}_j = \sum_m W_m \text{dis}_{j,m} \quad (33)$$

$$\text{dis}_{j,m} = \text{dis}_{j,m} + \frac{\text{dis}_{j+1,m} - \text{dis}_{j-1,m}}{f_{\max,m} - f_{\min,m}} \quad (34)$$

其中， $\text{dis}_{j+1,m}$ 、 $\text{dis}_{j-1,m}$  分别表示粒子  $j$  相邻的  $j+1$ 、 $j-1$  粒子对第  $m$  个目标函数的函数值， $f_{\max,m}$ 、 $f_{\min,m}$  分别表示层中粒子对第  $m$  个目标函数的最大值和最小值。基于所有的适应度目标函数，都需要循环上述步骤，每一个目标函数拥有与之相对应的函数权重  $W_m$ ，对所有的  $W_m \text{dis}_{j,m}$  求和，得到粒子  $j$  的拥挤距离。

**步骤 3** 精英粒子的筛选策略。虽然经过式(31)和式(32)更新之后的粒子普遍拥有更高的适应度目标函数值，但是为了避免漏过未更新时函数值较高的粒子，有必要将更新前后的粒子合并为一个整体筛选。按照非支配排序从低到高、拥挤距离从大到小的顺序，将  $2N$  大小的粒子筛选出新一轮的粒子种群，直到粒子群总数为  $N$ 。为了避免陷入局部最优解，再加入变异机制增加粒子的多样性。将粒子分为三部分，第一部分不变异，第二部分统一增加变异量，第三部分随机增加变异量。

##### 4.2 改进的 CBMeMber 平滑滤波 TBD

改进的势均衡多伯努利平滑滤波器平滑滤波的过程如图 1 所示。

###### 1) 预测

假设  $k-1$  时刻的后验 (滤波) 密度参数以伯努利 RFS 参数给出，为  $\{r_{k-1}^{(i)}, p_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{M_{k-1}}$ ，其中， $p_{k-1}^{(i)}$  利用粒子  $\{x_{k|k-1}^{(i,j)}, w_{k|k-1}^{(i,j)}\}_{j=1}^{N_{k-1}^{(i)}}$ <sup>[10]</sup>可表示为

$$p_{k|k-1}^{(i)} \approx \sum_{j=1}^{N_{k-1}^{(i)}} w_{k-1}^{(i,j)} \delta_{x_{k-1}^{(i,j)}}(x) \quad (35)$$

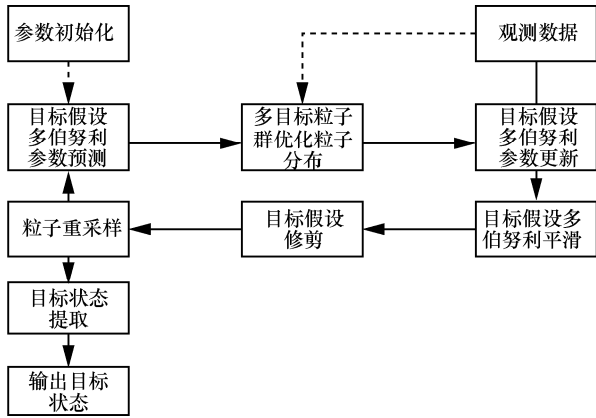


图 1 改进的势均衡多伯努利平滑滤波器平滑滤波的过程

则预测的伯努利参数为

$$r_{k-1}^{(i)} \approx p_b (1 - r_{k-1}^{(i)}) + r_{k-1}^{(i)} \sum_{j=1}^{N_{k-1}^{(i)}} w_{k-1}^{(i,j)} p_{S,k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i,j)}) \quad (36)$$

$$p_{k|k-1}^{(i)} = \sum_{j=1}^{N_{k-1}^{(i)} + J_k^{(i)}} w_{k|k-1}^{(i,j)} \delta_{\mathbf{x}_k^{(i,j)}}(\mathbf{x}) \quad (37)$$

对应的粒子状态及权重按照式(38)和式(39)进行计算。

$$\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)} \sim \begin{cases} q_k(\cdot | \mathbf{x}_{k-1}^{(i,j)}, \mathbf{Z}^k), & j = 1: N_{k-1}^{(i)} \\ s_k(\cdot | \mathbf{Z}^k), & j = N_{k-1}^{(i)} + 1: N_{k-1}^{(i)} + J_k^{(i)} \end{cases} \quad (38)$$

$$w_{k|k-1}^{(i,j)} = \begin{cases} \frac{r_{k-1}^{(i)} p_{S,k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i,j)}) f_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i,j)}) w_{k-1}^{(i,j)}}{r_{k|k-1}^{(i)} q_k(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i,j)}, \mathbf{Z}^k)}, & j = 1: N_{k-1}^{(i)} \\ \frac{1 - r_{k|k-1}^{(i)} p_b b_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)})}{r_{k|k-1}^{(i)} J_k^{(i)} s_k(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}, \mathbf{Z}^k)}, & j = N_{k-1}^{(i)} + 1: N_{k-1}^{(i)} + J_k^{(i)} \end{cases} \quad (39)$$

其中,  $N_{k-1}^{(i)}$  为目标  $k-1$  时刻的粒子数,  $J_k^{(i)}$  为目标  $k$  时刻的新生粒子数,  $N_{k-1}^{(i)} + J_k^{(i)}$  为目标  $k$  时刻预测的粒子总数,  $p_b$  为目标新生或重新进入的概率,  $b_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)})$  为新生过程的空间密度,  $f_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i,j)})$  为单目标转移密度,  $q_k$  为生存目标建议分布密度,  $s_k$  为新生目标建议分布密度。

## 2) 优化

已知由预测过程得到  $\{r_{k|k-1}^{(i)}, p_{k|k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{M_{k|k-1}}$ , 对于每一个  $p_{k-1}^{(i)}$ , 对应有粒子集  $\{\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}, w_{k|k-1}^{(i,j)}\}_{j=1}^{N_{k-1}^{(i)} + J_k^{(i)}}$ , 受文献[22]的启发, 粒子群优化算法应用于多伯努利滤波的预测步骤之后, 借助于多目标跟踪的场景, 在

进行多个目标跟踪的过程中, 结合当前时刻的观测, 将粒子与观测之间的马氏距离考虑在内, 制定多维的目标函数。针对目标  $i$  ( $1 \leq i \leq M_{k|k-1}$ ), 对于第  $n$  个观测, 第  $j$  个粒子的目标函数值为

$$\text{fit}_n^{(i,j)} = \exp\left[-\frac{1}{2c\sigma^2} \text{Dis}_M^2(\mathbf{x}_{k|k-1,n}^{(i,j)}, \mathbf{Z}_n^k)\right], \quad (40)$$

$$n = 1, \dots, \text{length}(\mathbf{Z}^k), j = 1, \dots, N_{k-1} + J_k$$

其中,  $\text{fit}_n^{(i,j)}$  为第  $j$  个粒子对  $\mathbf{Z}_n^k$  的目标函数,  $\sigma^2$  为观测噪声方差,  $c$  为修正系数,  $\mathbf{Z}^k$  为观测集合,  $\mathbf{Z}_n^k$  为第  $n$  个分辨单元的观测值,  $\mathbf{x}_{k|k-1,n}^{(i,j)}$  为第  $j$  个粒子对  $\mathbf{Z}_n^k$  的预测信息,  $\text{Dis}_M$  为马氏距离,  $N_{k-1}^{(i)} + J_k^{(i)}$  为目标  $i$  的粒子总数。粒子群优化算法不断根据观测信息并利用式(31)和式(32)更新粒子集的状态, 将所有的粒子朝向多目标最优解集更新移动。粒子群优化算法用来进行寻优操作获取最优值, 而本文将观测信息中高似然点作为已知的最优值, 希望通过移动粒子群向观测值接近, 将所有的粒子向高似然概率区域重新排布。优化过程以目标函数值达到函数阈值  $\text{Th}_{\text{pso}}$  为结束条件。当粒子群中每个粒子的个体最优值都没有达到  $\text{Th}_{\text{pso}}$  时, 说明粒子集还需要继续优化以得到所期望的粒子分布, 直到粒子集分布在高似然比区域附近, 此时每个粒子的适应度目标函数值都达到  $\text{Th}_{\text{pso}}$ , 则粒子群将停止优化。具体步骤如下。

**步骤 1** 父代种群粒子  $P_i$  经过式(31)和式(32)更新得到子代种群  $Q_i$ , 同时父代粒子的权重  $w_{k|k-1}^{(i,j)}$  也传递给子代对应的粒子。

**步骤 2** 对  $Q_i$  中的粒子进行变异操作。

**步骤 3** 将  $P_i$  和  $Q_i$  合并, 进行非支配排序。

**步骤 4** 运用式(33)和式(34)计算种群拥挤度。

**步骤 5** 筛选生成新的父代种群粒子  $P_{i+1}$ 。

**步骤 6** 继续利用  $P_{i+1}$  进行下一轮的优化操作, 直到适应度函数值达到阈值  $\text{Th}_{\text{pso}}$ 。利用目标函数  $\text{fit}_n^{(i,j)}$  和目标函数权重  $W_n$  计算加权和, 得到目标  $i$  中粒子  $j$  的最终目标函数  $\text{Fit}^{(i,j)}$ , 并根据目标函数值对粒子权重进行重新分配, 而后进行归一化处理, 得到优化后的粒子权重  $w_{\text{pso},k|k-1}^{(i,j)}$ 。

$$\text{Fit}^{(i,j)} = \sum_n W_n \text{fit}_n^{(i,j)}, \quad w_{\text{pso},k|k-1}^{(i,j)} = \frac{\text{Fit}^{(i,j)}}{\sum_{j=1}^{N_{k-1} + J_k} \text{Fit}^{(i,j)}} \quad (41)$$

通过优化过程, 粒子集在权重值更新前更加集

中于高似然区域，从而解决了上一时刻重采样导致的粒子贫乏问题。面对初始状态未知的情形，借助优化过程，即使在粒子数较少的情况下，也同样可以提高粒子的利用效率，从而进行准确估计。

3) 根据预测过程得到  $\{r_{k|k-1}^{(i)}, p_{k|k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{M_{k|k-1}}$  以及每一  $p_{k-1}^{(i)}$  对应的粒子集  $\{\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}, w_{\text{pso},k|k-1}^{(i,j)}\}_{j=1}^{N_{k-1}^{(i)}+J_k^{(i)}}$ ，更新经过优化之后的粒子状态<sup>[14]</sup>，更新后的参数按照粒子滤波实现方法可简化为<sup>[29]</sup>

$$r_{k|k}^{(i)} = \frac{r_{k|k-1}^{(i)} \sum_{j=1}^{N_{k-1}^{(i)}+J_k^{(i)}} \tilde{w}_{k|k}^{(i,j)}}{1 - r_{k|k-1}^{(i)} + r_{k|k-1}^{(i)} \sum_{j=1}^{N_{k-1}^{(i)}+J_k^{(i)}} \tilde{w}_{k|k}^{(i,j)}} \quad (42)$$

$$p_{k|k}^{(i)} \approx \frac{\sum_{j=1}^{N_{k-1}^{(i)}+J_k^{(i)}} w_{\text{pso},k|k}^{(i,j)} L_k(\mathbf{Z}^k | \mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}) \delta_{\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}}(\mathbf{x})}{\sum_{j=1}^{N_{k-1}^{(i)}+J_k^{(i)}} \tilde{w}_{k|k}^{(i,j)}} \quad (43)$$

$$\tilde{w}_{k|k}^{(i,j)} \propto L_k(\mathbf{Z}^k | \mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}) w_{\text{pso},k|k-1}^{(i,j)} \quad (44)$$

为了保持粒子在平滑过程中的多样性，此处更新完毕之后先不进行重采样操作，等到平滑完成之后再行。

#### 4) 平滑

已知  $r_{k|l}^{(i)}$  和  $\{\mathbf{x}_{k|l}^{(i,j)}, w_{k|l}^{(i,j)}\}_{j=1}^{N_{k|l}^{(i)}}$ ，且  $p_{k|l}^{(i)} =$

$$\sum_{j=1}^{N_{k|l}^{(i)}} w_{k|l}^{(i,j)} \delta_{\mathbf{x}_{k|l}^{(i,j)}}(\mathbf{x})$$

求取  $r_{k-1|l}^{(i)}$  和  $p_{k-1|l}^{(i)}$  <sup>[11]</sup>。

$$p_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k|l}^{(i,j)}) = \sum_{j=1}^{N_{k|k-1}^{(i)}} w_{k-1|k-1}^{(i,j)} f_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k|l}^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k-1|k-1}^{(i,j)}) \quad (45)$$

$$\tilde{w}_{k-1|l}^{(i,j)} \propto \frac{1 - r_{k|l}^{(i)}}{1 - r_{k|k-1}^{(i)}} \left(1 - p_{S,k|k-1} w_{k-1|k-1}^{(i,j)}\right) + \frac{r_{k|l}^{(i)} \sum_{j=1}^{N_{k|k-1}^{(i)}} p_{S,k|k-1} w_{k|l}^{(i,j)} \frac{f_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k|l}^{(i,j)} | \mathbf{x}_{k-1|k-1}^{(i,j)})}{p_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k|l}^{(i,j)})} w_{k-1|k-1}^{(i,j)}}{r_{k|k-1}^{(i)}} \quad (46)$$

$$r_{k-1|l}^{(i)} \approx 1 - \left(1 - r_{k|k-1}^{(i)}\right)$$

$$\left( \frac{1 - r_{k|l}^{(i)}}{1 - r_{k|k-1}^{(i)}} (1 - p_b) + \frac{r_{k|l}^{(i)}}{r_{k|k-1}^{(i)}} p_b \sum_{j=1}^{N_{k|l}^{(i)}} w_{k|l}^{(i,j)} \frac{b_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k|l}^{(i,j)})}{p_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k|l}^{(i,j)})} \right) \quad (47)$$

$$p_{k-1|l}^{(i)} \approx \sum_{j=1}^{N_{k-1|k-1}^{(i)}} \tilde{w}_{k-1|l}^{(i,j)} \delta_{\mathbf{x}_{k-1|k-1}^{(i,j)}}(\mathbf{x}) \quad (48)$$

#### 5) 航迹修剪与重采样

对存在概率  $r_{k-1|l}$  与修剪门限进行比较，只有大于门限的航迹才能被保留。同时还要解决粒子权值退化问题<sup>[21]</sup>，所以对粒子集进行重采样。

$$\{\mathbf{x}_k^{(i,j)}, w_k^{(i,j)}\}_{j=1}^{N_k^{(i)}} = \text{resample}\{\mathbf{x}_k^{(i,j)}, w_k^{(i,j)}\}_{j=1}^{N_{k-1}^{(i)}+J_k^{(i)}} \quad (49)$$

在重采样之后，真实状态附近大权重值的粒子将会被复制，数目增多。之后一直循环上述步骤，直到完成时间迭代。

### 5 仿真实验

实验仿真主要针对多目标机动的脉冲雷达跟踪场景，不考虑目标衍生的情况雷达位于原点处。探测区域设置为  $[0, 2000] \text{ m} \times [0, 2000] \text{ m}$ ，采样间隔  $T=1 \text{ s}$ ，探测时间长度为  $100 \text{ s}$ ，并进行  $100$  次蒙特卡洛仿真。传感器可实时获取探测区域内目标的位置和速度信息，观测模型为 CT 模型。假设在探测时间内，有多个目标在探测区域内做连续运动，目标强度  $I_k' = I = 20$ ， $q_1 = 0.001$ ， $q_2 = 0.01$ ， $q_3 = 0.1$ ，

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{p}{2\sigma_n^2}$$

$p$  为目标功率，是目标复幅度取

模的平方值。借此可以根据信噪比(本文设置为  $9 \text{ dB}$ 、 $7 \text{ dB}$  和  $5 \text{ dB}$ )推导观测噪声方差  $\sigma_n^2$ 。目标存活概率  $p_{S,k} = p_S = 0.99$ ，检测概率  $p_{D,k} = p_D$ ，具体赋值在下文进行详细说明。表 1 设定了各目标初始状态及其起止时刻，其中，角速度为正则顺时针转弯，为负则为逆时针转弯。

表 1 目标初始状态及其起止时刻

| 目标序号 | 初始时刻/s | 终止时刻/s | 初始状态  |
|------|--------|--------|---|
|      |        |        | /[m,m·s <sup>-1</sup> ,m,m·s <sup>-1</sup> ,rad·s <sup>-1</sup> ,-] |
| 1    | 1      | 100    | $[1\ 000, -10, 1\ 500, -10, \frac{\pi}{36}]$                        |
| 2    | 10     | 70     | $[-250, 20, 1\ 000, 3, -\frac{\pi}{225}]$                           |
| 3    | 20     | 80     | $[-250, 11, 750, 5, \frac{\pi}{180}]$                               |
| 4    | 40     | 100    | $[-500, -12, 1\ 000, -12, -\frac{\pi}{90}]$                         |

为了描述简便，仿真中将常规 CBMeMBer-TBD 算法记为 CB-TBD，结合平滑的 CBMeMBer-TBD 算法记为 SCB-TBD，结合粒子群优化和平滑的 CBMeMBer-TBD 算法记为 PSCB-TBD。

任意  $k$  时刻单个目标航迹  $i$  的生存粒子  $N_{k-1}^{(i)}$  和新生粒子  $J_k^{(i)}$  的粒子数设置区间为  $[300, 1\ 000]$ 。新生进程建模遵循多伯努利随机集分布  $\pi_r = \left\{ \left( r_r^{(i)}, p_r^{(i)} \right) \right\}_{i=1}^4$ , 其中,  $r_r^{(1)} = r_r^{(2)} = 0.02$ ,  $r_r^{(3)} = r_r^{(4)} = 0.03$ , 新生进程的空间分布  $p_r^{(i)}(x) = N(x; m_r^{(i)}, P_r)$  满足高斯分布,  $m_r^{(1)} = [200\text{ m}, 0\text{ m/s}, 800\text{ m}, 0\text{ m/s}, 0\text{ rad/s}, I_1]$ ,  $m_r^{(2)} = [400\text{ m}, 0\text{ m/s}, 600\text{ m}, 0\text{ m/s}, 0\text{ rad/s}, I_2]$ ,  $m_r^{(3)} = [1\ 200\text{ m}, 0\text{ m/s}, 1\ 800\text{ m}, 0\text{ m/s}, 0\text{ rad/s}, I_3]$ ,  $m_r^{(4)} = [1\ 000\text{ m}, 0\text{ m/s}, 1\ 000\text{ m}, 0\text{ m/s}, 0\text{ rad/s}, I_4]$ ,  $P_r = \text{diag}([20\text{ m}, 20\text{ m/s}, 20\text{ m}, 20\text{ m/s}, \frac{\pi}{60}\text{ rad/s}, 0.5])^2$ 。新生进程的目标强度  $I_1, I_2, I_3, I_4$  分别是 15~25 的随机数。粒子群优化过程中, 一个时刻  $k$  内的迭代次数  $\text{gen} = 10$ , 目标函数阈值  $\text{Th}_{\text{pso}} = 0.5$ 。状态提取过程中, 设置航迹的修剪门限  $\text{Th}_{\text{prune}} = 10^{-3}$ , 最大航迹数目  $T_{\text{max}} = 100$ , 航迹之间的合并距离  $D = 4\text{ m}$ 。

探测区域内, 杂波服从泊松分布, 每次扫描平均产生 20 个杂波点, 杂波密度  $\lambda_c = 5 \times 10^{-6}$  个/m<sup>2</sup>。图 2 给出了表 1 所列出的多目标实际运动状态, 图中三角形表示目标的起始位置, 正方形表示终止位置。

本文共设置了检测概率  $P_D$  分别为 0.98、0.95 和 0.90 时在 3 种信噪比场景 (信噪比分别为 9 dB、7 dB 和 5 dB) 下的仿真实验。

当检测概率  $P_D = 0.98$  时, 3 种算法在不同信噪比场景下的目标数目如图 3 所示。从图 3 可以看出, 三者都可以对目标数目进行较为准确的估计, 结合图 3(a)和图 3(b), 随着信噪比的降低,

相比于另 2 种方法在第 80 帧之后对目标数目的过估, PSCB-TBD 方法对目标数目的估计效果更好。从图 3 中细节处还可以看出, 当目标数目变化时, 2 种平滑 TBD 算法都优于传统的 CB-TBD, 但是 PSCB-TBD 算法要优于 SCB-TBD 算法。

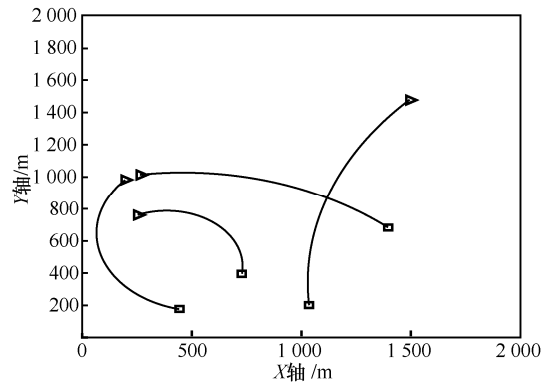


图 2 目标真实的运动状态

得益于 100 次蒙特卡洛实验的数据, 在每一个测量时刻, 都会产生对多目标数目的估计, 进行求取标准差得到关于目标数目估计的标准差分布, 如图 4 所示。

借助于蒙特卡洛仿真实验, 继续计算每一时刻的 OSPA 距离<sup>[30]</sup>, 如图 5 所示。从图 5 可以较为直观地看出, PSCB-TBD 方法的 OSPA 误差在 3 种算法中最低, 从而证实了 PSCB-TBD 算法的优越性。

当检测概率  $P_D = 0.95$  时, 随机集理论受检测概率的影响较大, 如图 6 所示。随着检测概率的降低, 3 种算法的性能都表现出不同程度的损失, 但是算法之间比较来看, PSCB-TBD 依然是其中最稳定、性能最好的选择, SCB-TBD 方法次之, CB-TBD 在信噪比逐渐降低时性能越来越不稳定

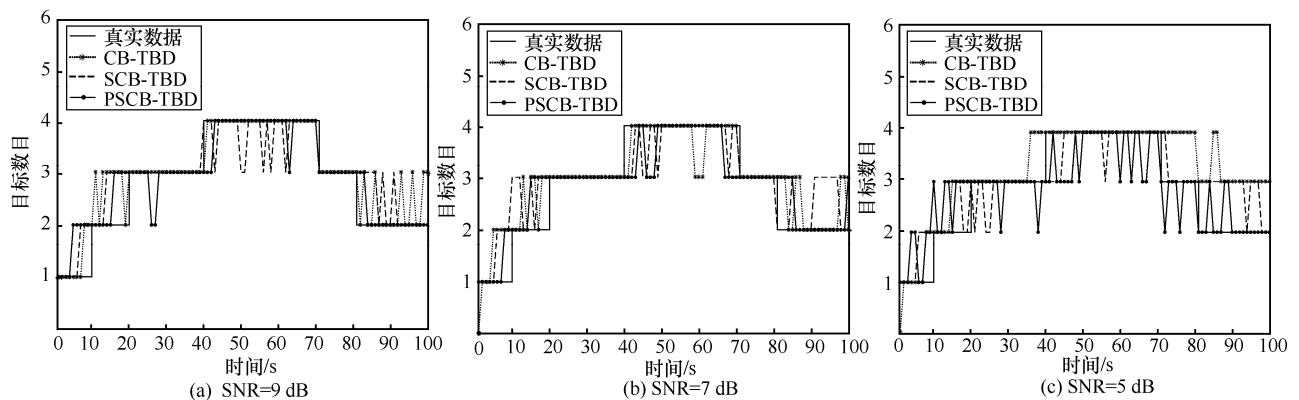


图 3 3 种算法在不同信噪比场景下的目标数目 ( $P_D=0.98$ )

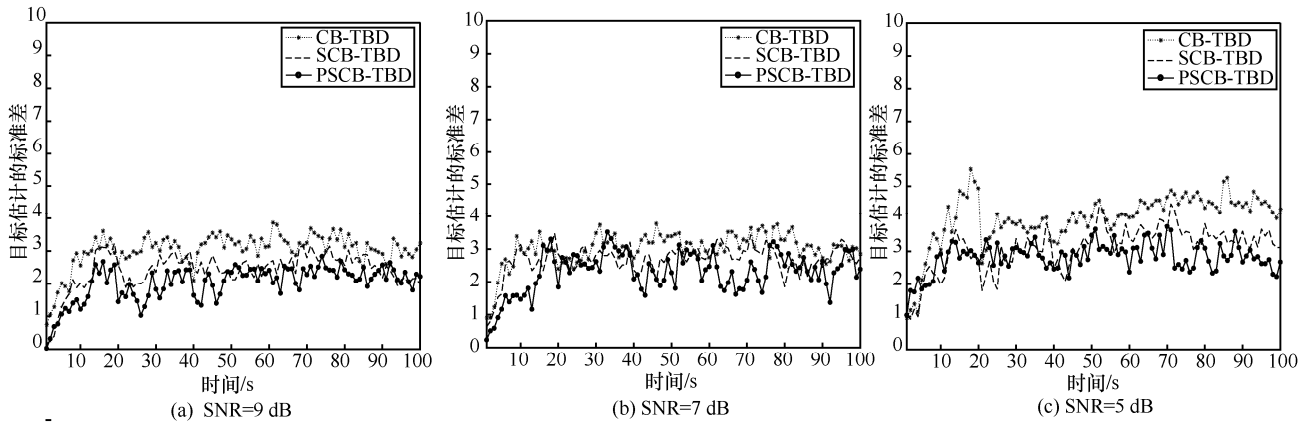


图 4 目标数目估计的标准差分布 ( $P_D=0.98$ )

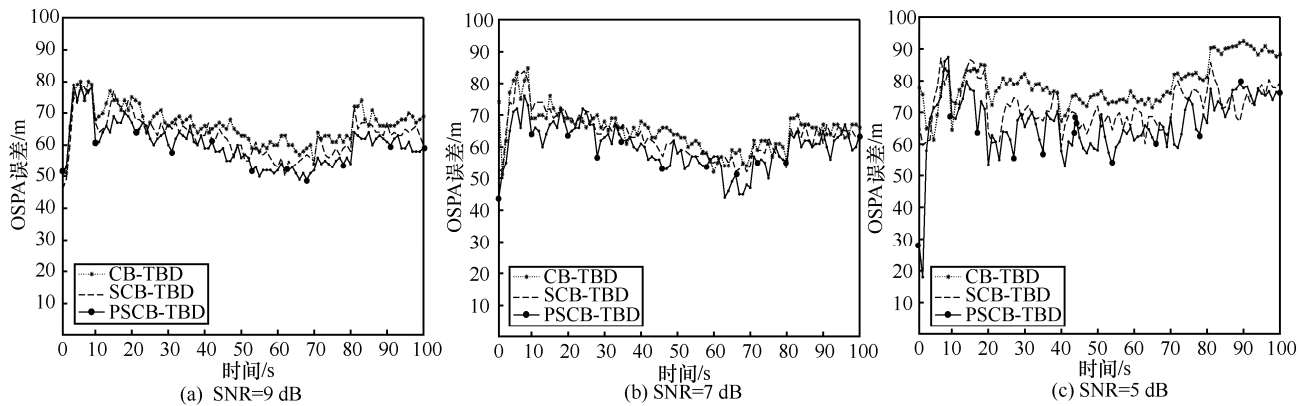


图 5 OSPA 距离分布 ( $P_D=0.98$ )

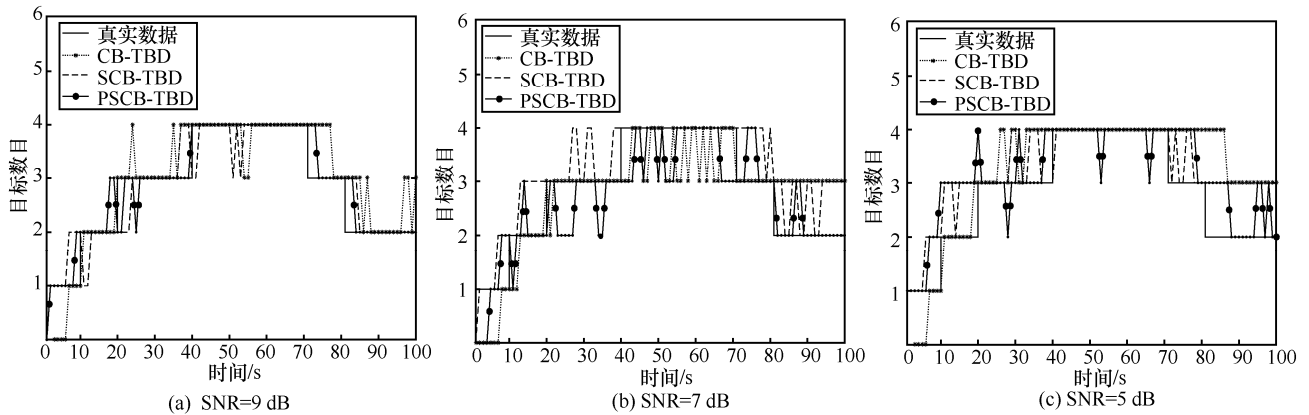


图 6 3 种算法在不同信噪比场景下的目标数目 ( $P_D=0.95$ )

并出现了目标数目过估计的情况。当  $P_D = 0.95$  时，目标数目估计标准差分布和 OSPA 距离分布分别如图 7 和图 8 所示。

当检测概率  $P_D = 0.90$  时，3 种算法在不同信噪比场景下的目标数目、目标数目估计标准差分布和 OSPA 距离分布分别如图 9~图 11 所示。由于杂波的影响，仿真过程中算法都出现了目标过估计的情

况，具体而言，CB-TBD 方法的过估计情况最为严重，已经不能提供较为准确的目标估计，致使 OSPA 误差距离过大，直接逼近截断距离 100 m。

为了更加直观地分析统计数据，本文将 3 种算法在不同信噪比和检测概率下的标准差与 OSPA 距离分别按 100 帧进行算数平均，其结果如表 2 所示。根据表 2 提供的数据可以很直观地看出，随着检测

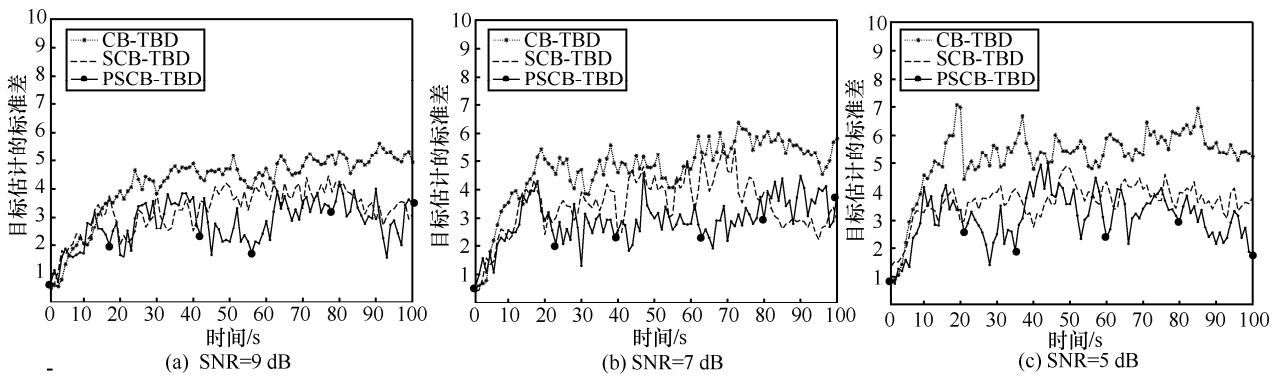


图 7 目标数目估计标准差分布 ( $P_D=0.95$ )

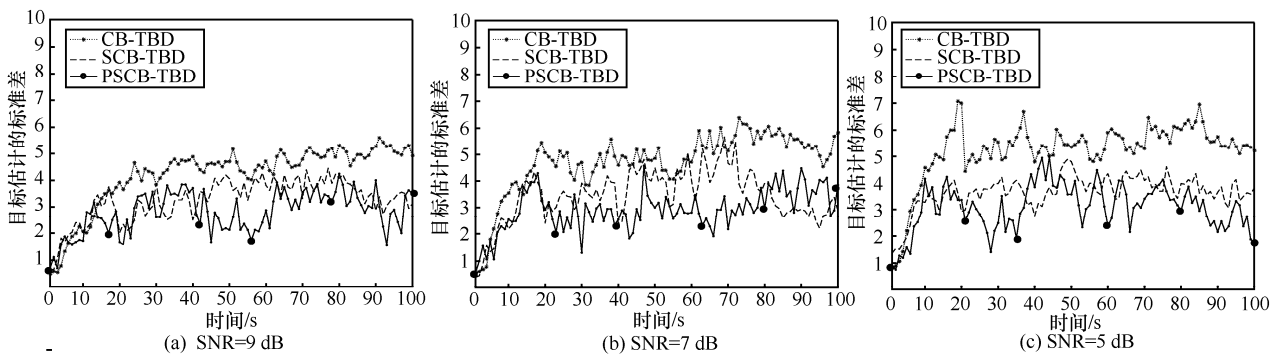


图 8 OSPA 距离分布 ( $P_D=0.95$ )

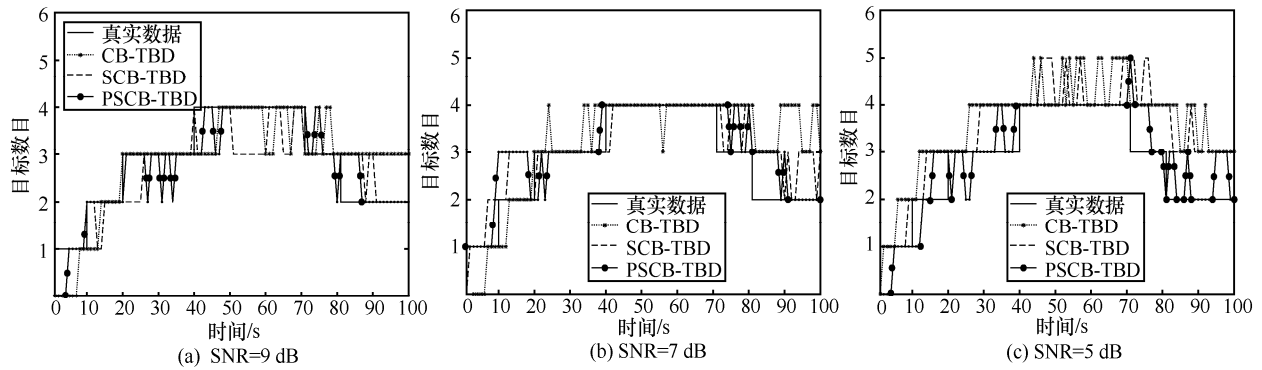


图 9 3 种算法在不同信噪比场景下的目标数目 ( $P_D=0.90$ )

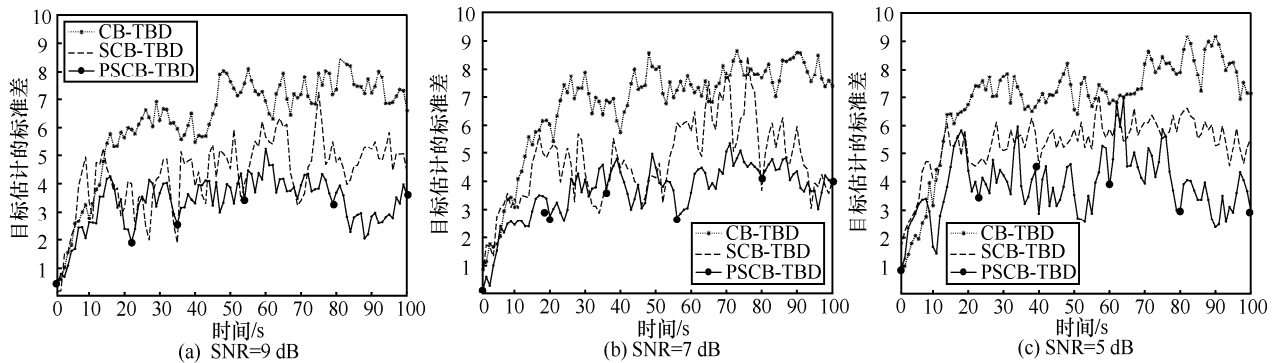


图 10 目标数目估计标准差分布 ( $P_D=0.90$ )

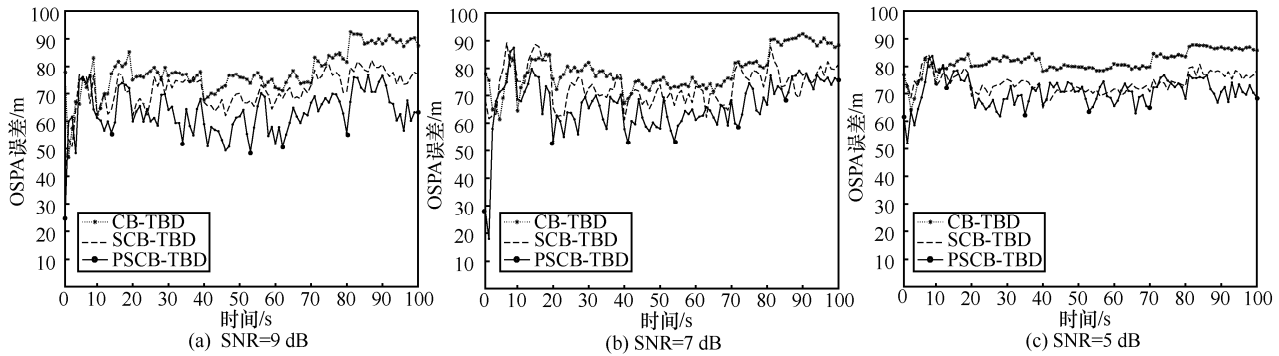


图 11 OSPA 距离分布 ( $P_D=0.90$ )

表 2 3 种算法在不同信噪比和检测概率下的标准差与 OSPA 误差均值

| 信噪比  | 算法       | 标准差均值      |            |            | OSPA 均值/m  |            |            |
|------|----------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
|      |          | $P_D=0.98$ | $P_D=0.95$ | $P_D=0.90$ | $P_D=0.98$ | $P_D=0.95$ | $P_D=0.90$ |
| 9 dB | CB-TBD   | 3.03       | 4.22       | 6.29       | 65.10      | 73.43      | 78.28      |
|      | SCB-TBD  | 2.68       | 3.25       | 4.36       | 62.98      | 66.71      | 71.40      |
|      | PSCB-TBD | 2.22       | 2.79       | 3.33       | 59.77      | 60.82      | 62.95      |
| 7 dB | CB-TBD   | 3.11       | 4.47       | 6.74       | 66.25      | 76.44      | 79.20      |
|      | SCB-TBD  | 2.71       | 3.45       | 4.70       | 63.64      | 69.59      | 73.80      |
|      | PSCB-TBD | 2.31       | 2.92       | 3.65       | 59.89      | 65.68      | 66.39      |
| 5 dB | CB-TBD   | 4.01       | 5.24       | 6.87       | 73.08      | 81.69      | 84.76      |
|      | SCB-TBD  | 3.09       | 3.66       | 5.37       | 69.40      | 73.86      | 77.20      |
|      | PSCB-TBD | 2.82       | 3.09       | 3.87       | 67.76      | 70.65      | 74.56      |

概率和信噪比条件的降低, 3 种算法的性能都有一定程度的下降, 但是不同算法的性能损失情况不同, CB-TBD 算法的稳定性最弱, 在仿真条件恶劣的情况下已经无法提供正确的检测结果, SCB-TBD 算法性能稍好, 相比较而言, PSCB-TBD 算法最具稳定性, 算法性能较前 2 种算法更优异。

## 6 结束语

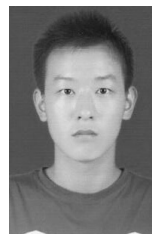
为了解决多机动目标的跟踪问题, 提高 CBMeMber-TBD 算法估计目标数目和状态的精度, 本文提出了带多目标粒子群优化的 SMC-CBMeMber 平滑滤波器。仿真结果表明, 粒子群优化算法的引入, 使 CBMeMber 平滑滤波算法针对机动目标的收敛性能又有新的提升, 使估计目标数目和位置的准确性得到了提高。同时, 在不同检测概率和信噪比条件下的对比结果验证了本文算法的稳定性。下一步研究计划将预测之后的粒子进行选择性的优化, 通过设定目标函数的阈值完成自适应的优化, 并着重于提高粒子群优化算法应用于 TBD 算法中的效率, 节约计算成本。

## 参考文献:

- [1] 蒋鹏, 宋华华, 林广. 基于粒子群优化和 M-H 抽样粒子滤波的传感器网络目标跟踪方法[J]. 通信学报, 2013, 34(11): 8-17.  
JIANG P, SONG H H, LIN G. Target tracking algorithm for wireless sensor networks based on particle swarm optimization and metropolis-hasting sampling particle filter[J]. Journal on Communications, 2013, 34(11): 8-17.
- [2] 戴江安, 邱天爽. 基于检测前跟踪的声源跟踪算法[J]. 通信学报, 2017, 38(2): 67-73.  
DAI J A, QIU T S. Acoustic source tracking algorithm using track before detect[J]. Journal on Communications, 2017, 38(2): 67-73.
- [3] MAHLER R. Statistical multisource-multitarget information fusion[M]. Boston: Artech House, 2007.
- [4] MAHLER R. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [5] MAHLER R. PHD filters of higher order in target number[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(4): 1523-1543.
- [6] 王慧斌, 陈哲, 王鑫, 等. 基于随机有限集的 UPF-CPHD 多目标跟踪[J]. 通信学报, 2012, 33(12): 147-153.  
WANG H B, CHEN Z, WANG X, et al. Random finite sets based UPF-CPHD multi-object tracking[J]. Journal on Communications, 2012, 33(12): 147-153.
- [7] VO B T, VO B N, CAMTONI A. Bayesian filtering with random finite set observations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018,

- 56(4): 1313-1326.
- [8] VO B T, VO B N, CANTONI A. The cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filter and its implement[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(2): 409-423.
- [9] 朱红鹏, 黄勇, 修建娟, 等. 基于 GM-PHD 平滑器的检测前跟踪技术[J]. 雷达科学与技术, 2016, 14(6): 648-653.  
ZHU H P, HUANG Y, XIU J J, et al. Track-before-detect algorithm using GM-PHD smoothing filter[J]. Radar Science and Technology, 2016, 14(6): 648-653.
- [10] VO B T, CLARK D, VO B N, et al. Bernoulli forward-backward smoothing for joint target detection and tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(9): 4473-4477.
- [11] WONG S, VO B T, PAPI F. Bernoulli forward-backward smoothing for track-before-detect[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(6): 727-731.
- [12] VO B T, SEE C M, MA N, et al. Multi-sensor joint detection and tracking with the Bernoulli filter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(2): 1385-1402.
- [13] 孙杰, 李冬. 多目标的多伯努利平滑方法[J]. 数字通信, 2014, 41(2): 8-11.  
SUN J, LI D. Multi-Bernoulli smoother for multi-target tracking[J]. Digital Communication, 2014, 41(2): 8-11.
- [14] WONG J, VO B T, VO B N, et al. Multi-Bernoulli based track-before-detect with road constraints[C]//International Conference on Information Fusion. IEEE, 2012: 840-846.
- [15] 柳超, 关键, 黄勇, 等. 基于 PHD 的多目标检测前跟踪改进方法[J]. 雷达科学与技术, 2016, 14(1): 1-6.  
LIU C, GUAN J, HUANG Y, et al. An improved multitarget track-before-detect algorithm based on probability hypothesis density filter[J]. Radar Science and Technology, 2016, 14(1): 1-6.
- [16] 占荣辉, 刘盛启, 欧建平, 等. 基于序贯蒙特卡罗概率假设密度滤波的多目标检测前跟踪改进算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(11): 2593-2598.  
ZHAN R H, LIU S Q, OU J P, et al. Improved multitarget track before detect algorithm using the sequential Monte Carlo probability hypothesis density filter[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(11): 2593-2598.
- [17] 林再平, 周一宇, 安玮, 等. 基于概率假设密度滤波平滑器的检测前跟踪算法[J]. 光学学报, 2012, 32(10): 124-131.  
LIN Z P, ZHOU Y Y, AN W, et al. Track-before-detect algorithm based on probability hypothesis density smoother[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(10): 124-131.
- [18] 李宁. 基于 MeMber 滤波器的弱小目标检测前跟踪方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.  
LI N. Research on tracking before detection algorithms of dim-small targets based on MeMber filter[D]. Xi'an: Xidian University, 2015.
- [19] 曹潇男. 基于随机有限集理论的检测前跟踪方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.  
CAO X N. Study of tracking before detection based on random finite set theory[D]. Xi'an: Xidian University, 2014.
- [20] YANG C Q, SHI Z G, HAN K, et al. Optimization of particle CBMeMber filters for hardware implement[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, PP(99): 1.
- [21] LIU J S, CHEN R, LOGVINENKO T. A theoretical framework for sequential importance sampling with resampling[M]// Sequential Monte Carlo Methods in Practice. New York: Springer, 2001.
- [22] 方正, 佟国锋, 徐心和. 粒子群优化粒子滤波方法[J]. 控制与决策, 2007, 22(3): 273-277.  
FANG Z, TONG G F, XU X H. Particle swarm optimized particle filter[J]. Control and Decision, 2007, 22(3): 273-277.
- [23] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//IEEE International Conference on Neural Networks. IEEE, 1995: 1941-1948.
- [24] 汲清波, 耿丽群, 任超. 高斯粒子群优化粒子滤波的检测前跟踪算法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(17): 205-209.  
JI Q B, GENG L Q, REN C. Track before detect algorithm based on Gaussian particle swarm optimization particle filter[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(17): 205-209.
- [25] 余晓东, 雷英杰, 岳韶华, 等. 基于粒子群优化的直觉模糊核聚类算法研究[J]. 通信学报, 2015, 36(5): 74-80.  
YU X D, LEI Y J, YUE S H, et al. Research on PSO-based intuitionistic fuzzy kernel clustering algorithm[J]. Journal on Communications, 2015, 36(5): 74-80.
- [26] 康岚兰, 董文永, 宋婉娟, 等. 无惯性自适应精英变异反向粒子群优化算法[J]. 通信学报, 2017, 38(8): 66-78.  
KANG L L, DONG W Y, SONG W J, et al. Non-inertial opposition-based particle swarm optimization with adaptive elite mutation[J]. Journal on Communications, 2017, 38(8): 66-78.
- [27] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [28] LI H, ZHANG Q. Multiobjective optimization problems with complicated Pareto sets, MOEA/D and NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(2): 284-302.
- [29] VO B N, VO B T, PHAM N T, et al. Joint detection and estimation of multiple objects from image observations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(10): 5129-5241.
- [30] RISTIC B, VO B N, CLARK D, et al. A metric for performance evaluation of multi-target tracking algorithms[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(7): 3452-3457.

## [作者简介]



裴家正 (1994- ), 男, 河南郑州人, 海军航空大学博士生, 主要研究方向为检测前跟踪。

黄勇 (1979- ), 男, 湖南汨罗人, 博士, 海军航空大学副教授, 主要研究方向为雷达信号处理。

董云龙 (1974- ), 男, 天津人, 海军航空大学副研究员, 主要研究方向为雷达组网、多传感器信息融合。

陈小龙 (1985- ), 男, 山东烟台人, 博士, 海军航空大学副教授, 主要研究向为智能雷达信号处理、动目标检测、杂波抑制等。