

引用格式:刘艳君,刘祖鹏.基于箱粒子的ET-CBMeMber滤波算法[J].电光与控制,2017,24(8):56-60. LIU Y J, LIU Z P. CBMeMber filter for extended target tracking using box particle[J]. Electronics Optics & Control, 2017, 24(8):56-60.

## 基于箱粒子的 ET-CBMeMber 滤波算法

刘艳君<sup>1</sup>, 刘祖鹏<sup>2</sup>

(1. 新乡学院计算机与信息工程学院,河南 新乡 453003; 2. 河南工学院电子通信工程系,河南 新乡 453000)

**摘要:**为解决扩展目标跟踪算法量测不精确的问题,提出一种基于箱粒子滤波的 ET-CBMeMber 滤波算法。该算法基于随机集理论,首先将扩展目标的状态集和观测集随机化,然后基于区间分析技术,推导了适用于区间量测的多扩展目标伪似然函数和势平衡多伯努利多扩展目标状态更新方程,并提出了适用于区间量测的模糊 ART 区间量测集划分方法,继而在量测集划分的基础上对目标进行持续稳定的跟踪。最后进行了仿真实验,结果表明了所提算法的有效性。

**关键词:** 目标跟踪算法; 扩展目标; 区间量测; CBMeMber 滤波; 箱粒子滤波

**中图分类号:** O213.2 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2017.08.012

## CBMeMber Filter for Extended Target Tracking Using Box Particle

LIU Yan-jun<sup>1</sup>, LIU Zu-peng<sup>2</sup>

(1. School of Computer and Information Engineering, Xinxiang University, Xinxiang 453003, China;

2. Department of Electronics and Communication Engineering, Henan Institute of Technology, Xinxiang 453000, China)

**Abstract:** In order to solve the extended target tracking algorithm in the case of inaccurate measurement, an ET-CBMeMber filter algorithm based on box particle filter is proposed. Based on the stochastic set theory, the state set and the set of observations of the extended target are first randomized. Then, based on the interval analysis technique, the multi-extended target pseudo-likelihood function and the potential balance Bernoulli multi-extended target status updating function are deduced out. A fuzzy ART interval measurement set partitioning method suitable for interval measurement is proposed. Then, continuous and steady target tracking is implemented on the basis of the setting of measurement sets. Finally, the simulation experiment is carried out, and the results show the effectiveness of the proposed algorithm.

**Key words:** target tracking algorithm; extended target; interval measurement; CBMeMber filter; box particle

### 0 引言

扩展目标跟踪随着高分辨率传感器的应用而逐步发展起来,一经提出便成为跟踪领域的研究热点。基于概率假设密度滤波器和势概率假设密度滤波器,学者提出了扩展目标概率假设密度滤波器<sup>[1-4]</sup>(Extended Target Probability Hypothesis Density, ET-PHD)和扩展目标势概率假设密度滤波器<sup>[5-6]</sup>(Extended Target Cardinalised Probability Hypothesis Density, ET-CPHD),并分别用高斯混合和蒙特卡罗方法来实现,取得了较好

的跟踪效果。与 PHD 和 CPHD 相比,伯努利滤波算法(Bernoulli Filter, BF)用于扩展目标跟踪的文献并不多。与 PHD 和 CPHD 不同,伯努利滤波器通过传递多伯努利 RFS 参数可直接获得多目标 RFS 的后验概率密度,对于多目标状态的估计和提取具有巨大的优势。文献[7-8]提出将 BF 分别应用于单扩展目标和多扩展目标的跟踪问题,并用粒子滤波和高斯混合算法进行了实现,然而算法仅考虑了量测集划分的一种结果。同时,这两种基于伯努利滤波的扩展目标跟踪算法均假设量测是点量测,然而在实际应用中,特别是复杂的分布式观测系统中<sup>[9]</sup>,由于系统带宽等各种因素的影响,标准的点量测模型就不再适用。另外,现有的基于 CBMeMber 的扩展目标跟踪算法仅在线性高斯的条件下实现,但在实际系统中,即使是很简单的系统,也是

收稿日期:2016-07-11

修回日期:2017-06-15

基金项目:河南省高等学校重点科研项目(14A510025,17B510001)

作者简介:刘艳君(1977—),女,河南封丘人,硕士,讲师,研究方向为智能算法和软件工程。

非线性的,因此,现有的基于伯努利滤波的扩展目标跟踪算法很难适用于分布式和实际工程化。文献[10]针对这个问题,提出了基于箱粒子滤波的扩展目标伯努利跟踪算法,然而该算法仅考虑了单目标的情况,对多目标情况未进行讨论。

为解决上述问题,本文提出一种基于箱粒子滤波的扩展目标 CBMeMber 滤波算法。实验验证了所提算法的有效性。

## 1 基于箱粒子滤波的扩展目标 CBMeMber 滤波算法

### 1.1 基于箱粒子滤波的扩展目标 CBMeMber 算法

文献[9]在线性高斯条件下利用高斯混合方法对扩展目标 CBMeMber 算法进行实现,然而在实际系统中,即使是很简单的系统,也是非线性的,因此,亟需研究扩展目标 CBMeMber 算法的蒙特卡罗实现方法。针对基于蒙特卡罗方法实现过程中的诸多问题<sup>[10-11]</sup>,文献[12]提出了一种基于区间分析的箱粒子滤波算法。鉴于箱粒子滤波算法出色的滤波性能,本文考虑将箱粒子滤波应用到扩展目标 CBMeMber 滤波,提出一种基于箱粒子滤波的扩展目标 CBMeMber 滤波算法(Box Particles Extended CBMeMber, BPE-CBMeMber),具体执行步骤如下文所述。

#### 1.1.1 预测

设  $k-1$  时刻的多伯努利多扩展目标后验密度为  $\pi_{k-1} = \{(r_{k-1}^{(i)}, p_{k-1}^{(i)})\}_{i=1}^{M_{k-1}}$ , 其中,  $p_{k-1}^{(i)}, i=1, \dots, M_{k-1}$  由一组带权值的箱粒子集  $\{w_{k-1}^{(i,j)}, [\mathbf{x}_{k-1}^{(i,j)}]\}_{j=1}^{L_{k-1}^{(i)}}$  构成,即

$$p_{k-1}^{(i)}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{L_{k-1}^{(i)}} w_{k-1}^{(i,j)} U_{[\mathbf{x}_{k-1}^{(i,j)}]}(\mathbf{x}) \quad (1)$$

则预测多伯努利多扩展目标密度为  $\pi_{k|k-1} = \{(r_{p,k|k-1}^{(i)}, p_{p,k|k-1}^{(i)})\}_{i=1}^{M_{k-1}} \cup \{(r_{r,k}^{(i)}, p_{r,k}^{(i)})\}_{i=1}^{M_{r,k}}$ 。

用目标状态转移函数来表示重要性密度函数,则持续和新生部分可分别表示为<sup>[13-15]</sup>

$$r_{p,k|k-1}^{(i)} = r_{k-1}^{(i)} \sum_{j=1}^{L_{k-1}^{(i)}} w_{k-1}^{(i,j)} p_{s,k}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i,j)}) \quad (2)$$

$$p_{p,k|k-1}^{(i)} = \sum_{j=1}^{L_{k-1}^{(i)}} \tilde{w}_{p,k|k-1}^{(i,j)} U_{[\mathbf{x}_{p,k|k-1}^{(i,j)}]}(\mathbf{x}) \quad (3)$$

$$\begin{cases} r_{r,k}^{(i)} = \frac{P_B}{|\gamma_{k-1}|} \\ p_{r,k}^{(i)} = \sum_{j=1}^{L_{r,k}^{(i)}} w_{r,k}^{(i,j)} U_{[\mathbf{x}_{r,k}^{(i,j)}]}(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $[\mathbf{x}_{p,k|k-1}^{(i,j)}] = [f_{k|k-1}^{(i,j)}](\cdot | [\mathbf{x}_{k-1}^{(i,j)}], \gamma_k), j=1, \dots, L_{k-1}^{(i)}$ ;

$$\tilde{w}_{p,k|k-1}^{(i,j)} = \frac{w_{k-1}^{(i,j)} p_{s,k}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i,j)})}{\sum_{j=1}^{L_{k-1}^{(i)}} (w_{k-1}^{(i,j)} p_{s,k}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i,j)}))}; [\mathbf{x}_{r,k}^{(i,j)}] = [(\mathbf{P}_{r,k}^{(i,j)})]^T,$$

$$([\mathbf{U}_{r,k}^{(i,j)}])^T; [\mathbf{x}_{r,k}^{(i,j)}] = [f_{k|k-1}^{(i,j)}](\cdot | [\mathbf{x}_{r,k-1}^{(i,j)}], \gamma_k), j=1, \dots, L_{r,k}^{(i)}; w_{r,k}^{(i,j)} = 1/L_{r,k}^{(i)}。$$

本文中对于每个量测集  $[\mathbf{z}] \in \gamma_{k-1}$ ,  $k$  时刻新生粒子数目都取为 1, 即  $L_{r,k}^{(i)} = 1$ 。

#### 1.1.2 更新

设  $k$  时刻预测的多伯努利多扩展目标密度可表示为

$$\pi_{k|k-1} = \{(r_{k|k-1}^{(i)}, p_{k|k-1}^{(i)})\}_{i=1}^{M_{k|k-1}} \quad (5)$$

其中, 每个  $p_{k|k-1}^{(i)}, i=1, \dots, M_{k|k-1}$  可由一组带权值的箱粒子集  $\{w_{k|k-1}^{(i,j)}, [\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}]\}_{j=1}^{L_{k|k-1}^{(i)}}$  近似表示, 即

$$p_{k|k-1}^{(i)}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{L_{k|k-1}^{(i)}} w_{k|k-1}^{(i,j)} U_{[\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}]}(\mathbf{x}) \quad (6)$$

则更新的后验密度

$$\pi_k \approx \{(r_{L,k}^{(i)}, p_{L,k}^{(i)})\}_{i=1}^{M_{k|k-1}} \cup \{(r_{U,k}(W), p_{U,k}(\cdot; W))\}_{W \in \mathcal{P}} \quad (7)$$

$$\text{式中: } r_{L,k}^{(i)} = r_{k|k-1}^{(i)} \frac{1 - \rho_{L,k}^{(i)}(1 - e^{-\gamma})}{1 - r_{k|k-1}^{(i)} \rho_{L,k}^{(i)}(1 - e^{-\gamma})}; p_{L,k}^{(i)} = \sum_{j=1}^{L_{k|k-1}^{(i)}} \tilde{w}_{L,k}^{(i,j)} \cdot$$

$$U_{[\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}]}(\mathbf{x}); r_{U,k}(W) = \frac{\omega_p \sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} r_{k|k-1}^{(i)} (1 - r_{k|k-1}^{(i)}) \beta_{U,k}^{(i)}(W)}{d_w \sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} [1 - r_{k|k-1}^{(i)} \rho_{L,k}^{(i)}(1 - e^{-\gamma})]^2}; p_{U,k}(\mathbf{x};$$

$$W) \approx \sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} \sum_{j=1}^{L_{k|k-1}^{(i)}} \tilde{w}_{U,k}^{(i,j)}([\mathbf{z}]) U_{[\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}]}(\mathbf{x})。$$

$$\text{其中: } \rho_{L,k}^{(i)} = \sum_{j=1}^{L_{k|k-1}^{(i)}} w_{k|k-1}^{(i,j)} p_{D,k}(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}); \tilde{w}_{L,k}^{(i,j)} = w_{k|k-1}^{(i,j)} (1 -$$

$$p_{D,k}(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)})) / \sum_{j=1}^{L_{k|k-1}^{(i)}} w_{k|k-1}^{(i,j)} (1 - p_{D,k}(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)})); \beta_{U,k}^{(i)}(W) =$$

$$e^{-\gamma} \rho_{L,k}^{(i)} \sum_{j=1}^{L_{k|k-1}^{(i)}} w_{k|k-1}^{(i,j)} \prod_{z \in W} \frac{\gamma \varphi([\mathbf{z}] | [\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}])}{\lambda c([\mathbf{z}])}; \tilde{w}_{U,k}^{(i,j)}([\mathbf{z}]) =$$

$$w_{U,k}^{(i,j)}([\mathbf{z}]) / \sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} \sum_{j=1}^{L_{k|k-1}^{(i)}} w_{U,k}^{(i,j)}([\mathbf{z}]); w_{U,k}^{(i,j)}([\mathbf{z}]) = w_{k|k-1}^{(i,j)} r_{k|k-1}^{(i)} \rho_{L,k}^{(i)} e^{-\gamma} \cdot$$

$$\prod_{[\mathbf{z}] \in W} [\gamma \varphi([\mathbf{z}] | [\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}]) / \lambda c([\mathbf{z}])] / [1 - r_{k|k-1}^{(i)} \rho_{L,k}^{(i)}(1 -$$

$$e^{-\gamma})]; \omega_p = \frac{\prod_{p \in \mathcal{P}} d_w}{\sum_{p \in \mathcal{P}} \prod_{W \in \mathcal{P}} d_w}; d_w = \delta_{|W|,1} + \sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} [r_{k|k-1}^{(i)} \beta_{U,k}^{(i)}(W) / (1 -$$

$$r_{k|k-1}^{(i)} \rho_{L,k}^{(i)}(1 - e^{-\gamma}))]。$$

#### 1.1.3 约束传播算法

对于任一个箱粒子  $[\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}]$ , 当  $\{\mathbf{x} \in [\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i,j)}] | [\mathbf{z}] \cap h_k(\mathbf{x}) + [\varepsilon] \neq \emptyset\}$  时, 需要通过约束处理得到新的箱粒子  $[\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i,j)}]$ , 从而提高滤波精度。假设量测函数为  $h_k(\mathbf{x}) = \mathbf{z}$ , 且:  $[\mathbf{z}] = [\mathbf{x}_z] \times [\mathbf{y}_z], [\mathbf{x}] = [\mathbf{x}] \times [\dot{\mathbf{x}}] \times [\mathbf{y}] \times [\dot{\mathbf{y}}]$ 。则约束步骤如下:  $[\mathbf{x}] = [\mathbf{x}] \times [\mathbf{x}_z], [\mathbf{y}] = [\mathbf{y}] \times [\mathbf{y}_z]$ 。

针对粒子退化问题, 同样需要进行重采样。其具体操作方式与 CBMeMber 滤波类似。同时针对量测划分数随量测集增加而急剧增加的问题, 文献[16]提出了一种基于模糊自适应共振理论(Adaptive Resonance Theory, ART)的量测集划分方法, 相比于距离划分<sup>[3]</sup>

和其他聚类算法相比,模糊 ART 划分具有快速和稳定学习的优点。然而,该算法是在量测值为点值的背景下提出的,并不适用于本文区间量测的情况,为了解决这个问题,本文对基于模糊 ART 的量测集划分方法进行改进,使其适用于区间量测。

### 1.2 基于模糊 ART 的区间量测划分方法

基于模糊 ART 的区间量测划分方法与点量测的模糊 ART 划分方法在步骤上是一致的<sup>[16]</sup>,只是在类选择、谐振以及学习步骤的具体求解方法上有所不同,下面先给出区间数以及区间矢量相似度计算方法。

设  $a = [a^-, a^+]$ ,  $b = [b^-, b^+]$  为两个区间数,则  $a$  相对于  $b$  的相似度计算方法为

$$[a \approx b]_b = [(a \wedge b)^+ - (a \wedge b)^-] / (b^+ - b^-) \quad (8)$$

而  $b$  相对于  $a$  的相似度计算方法为

$$[a \approx b]_a = [(a \wedge b)^+ - (a \wedge b)^-] / (a^+ - a^-) \quad (9)$$

式中,

$$(a \wedge b) = \begin{cases} [\max(a^-, b^-), \min(a^+, b^+)] & \text{若 } a, b \text{ 有交集} \\ [0, 0] & \text{若 } a, b \text{ 无交集} \end{cases}$$

基于上述区间数的相似度定义,下面给出区间矢量相似度算式,设  $A = [a_1, a_2, \dots, a_n]$ ,  $B = [b_1, b_2, \dots, b_n]$  为两个区间矢量,则  $A$  相对于  $B$  的区间相似度定义为

$$[A \approx B]_B = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [a_i \approx b_i]_{b_i} \quad (10)$$

基于以上定义,在模糊 ART 聚类中,第  $i$  个输入矢量  $A^i$  相对于输出神经元  $j$  的连接权重  $W_j$  的相似度可表示为

$$[A^i \approx W_j]_{W_j} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n [a_k \approx w_k]_{w_k} \quad (11)$$

连接权重  $W_j$  相对于输入矢量  $A^i$  的相似度可表示为

$$\rho_j = [A^i \approx W_j]_{A^i} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n [a_k \approx w_k]_{a_k} \quad (12)$$

一旦类  $j$  满足警戒准则,则权值的更新公式为

$$W_j = \beta(A \wedge W_j) + (1 - \beta)W_j \quad (13)$$

至此,给出了基于模糊 ART 的区间量测划分方法主要步骤的计算方法,具体参数选择和过程可参考文献[16]。

## 2 算法分析及仿真实验

为考察本文所提算法的有效性,将本文所提 BPE-CBMeMber 滤波算法与基于粒子滤波的扩展目标 CBMeMber 滤波算法 (Particles Extended CBMeMber, PE-CBMeMber) 进行比较分析。区间分析工具采用 INTLAB 工具箱。

### 2.1 实验场景设计

设二维观测区域为  $x \sim [0 \text{ m}, 1100 \text{ m}]$ ,  $y \sim [0 \text{ m}, 1100 \text{ m}]$ , 传感器坐标为  $S = (0 \text{ m}, 0 \text{ m})$ , 采样周期为  $1 \text{ s}$ , 运动持续为  $60 \text{ s}$ 。目标状态表示为  $x = [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y}]^T$ , 其中,  $(x, y)$  和  $(\dot{x}, \dot{y})$  表示目标的位置和速度。监视空域中共有 3 个目标, 其出示状态分别为  $x_0^{(1)} = [850 \quad -10 \quad 500 \quad -25.5]^T$ ,  $x_0^{(2)} = [150 \quad 10 \quad 300 \quad -20]^T$ ,  $x_0^{(3)} = [200 \quad 20 \quad 400 \quad -15]^T$ 。目标 1 在  $t = 3 \text{ s}$  时刻出现, 在  $t = 60 \text{ s}$  时刻消失; 目标 2 在  $t = 6 \text{ s}$  时刻出现, 在  $t = 50 \text{ s}$  时刻消失; 目标 3 在  $t = 15 \text{ s}$  时刻出现, 在  $t = 45 \text{ s}$  刻消失。三目标均做匀速运动, 其转移密度为

$$\pi_{k+1k}(x|x') = N(x; Fx', Q) \quad (14)$$

目标外形参数为  $\Theta$ , 服从

$$\Theta_k = \Theta_{k-1} + \eta_{\Theta, k} \quad (15)$$

本文跟踪的目标外形参数半径  $R = 20 \text{ m}$ , 则目标的状态可表示为  $X = [x^T \quad R^T]^T$ 。

量测方程  $h(x)$  定义为

$$h(x) = \left[ \sqrt{x^2 + y^2} \quad \frac{x\dot{x} + y\dot{y}}{\sqrt{x^2 + y^2}} \quad \arctan\left(\frac{y}{x}\right) \right]^T \quad (16)$$

扩展目标的存活概率  $p_s = 0.99$ , 传感器的检测概率  $p_D = 0.99$ 。扩展目标在每一时刻产生的量测个数服从均值为 5 的泊松分布, 杂波个数也服从均值为 5 的泊松分布, 其余参数设置均与文献[10]相同。

### 2.2 仿真实验

仿真实验结果如图 1 ~ 图 3 所示。

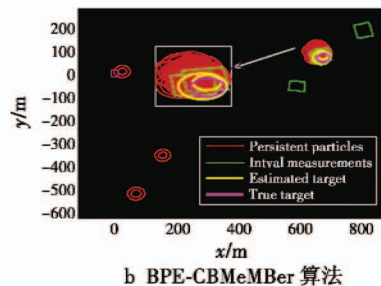
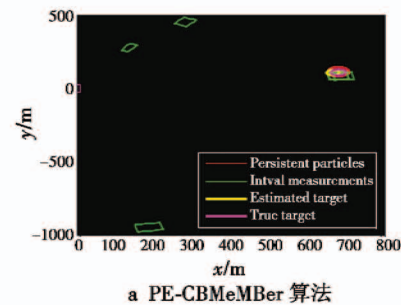


图1 跟踪示意图

Fig.1 The tracking diagram

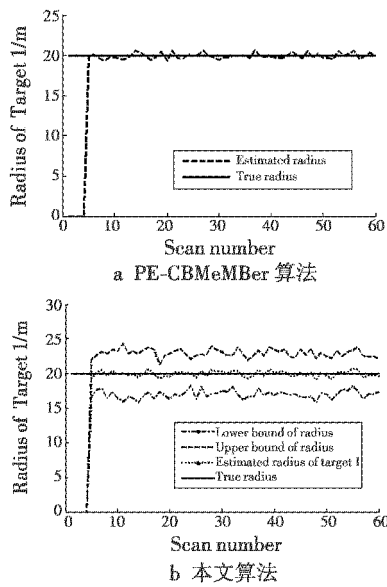


图 2 两种算法的目标半径估计

Fig. 2 Target radius estimation of two algorithms

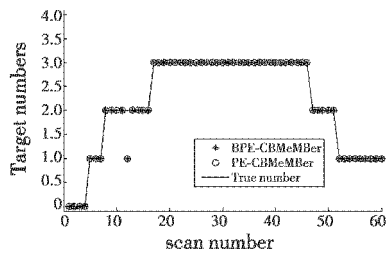


图 3 目标数目估计

Fig. 3 Estimation of target number

图 1a 表示粒子数  $N = 5000$  时, PE-CBMeMber 算法在  $k = 20$  s 时刻目标跟踪结果图。图中, 绿色四边形代表区间量测, 粉色圆形代表真实目标, 红色圆形代表区间粒子, 黄色圆形代表当前时刻对目标的估计。图 1b 为区间粒子数  $N = 50$  时, 本文所提算法在  $k = 20$  s 时刻跟踪目标的结果图。图中, 四边形代表区间量测, 粉色圆形代表真实目标, 红色同心圆代表区间粒子, 黄色同心圆代表当前时刻对目标的估计。虽然当前时刻对目标状态的估计有一定的偏差, 但从图中可以看出, 整个区间粒子的分布涵盖了目标实际的位置, 且在实际位置附近密集分布。图 2a 给出了 PE-CBMeMber 算法对扩展目标半径较为准确的估计, 图 2b 给出了本文算法对扩展目标半径的估计图, 图中, 黑色曲线表示目标的半径, 另外两条曲线分别表示半径估计的上限和下限。对比图 2a 和图 2b 可知, 本文所提的算法可以同时估计出目标半径的上下界, 对目标半径估计误差较小。图 3 给出了每一时刻目标数量的真实值和两种算法的估计值, 可以看出, 两种算法都能够对多扩展目标的数目进行准确的估计。综合单次仿真结果可以看出, 两种算法均能对扩展目标的运动状态、目标数量以

及目标的外形轮廓进行较为准确的估计。

为进一步比较两种算法对扩展目标的跟踪性能, 进行 100 次蒙特卡罗仿真, 结果如图 4 ~ 图 6 所示。平均 OSPA 距离随杂波的变化情况如图 4 所示。图 5 和图 6 分别给出了两种算法在不同新生粒子数  $N_0$  和不同粒子数  $N$  的组合情况下平均运行时间。

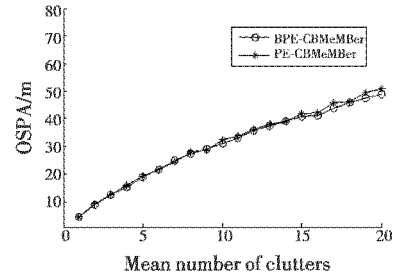


图 4 平均 OSPA 随杂波的变化

Fig. 4 Variation of average OSPA with the clutter

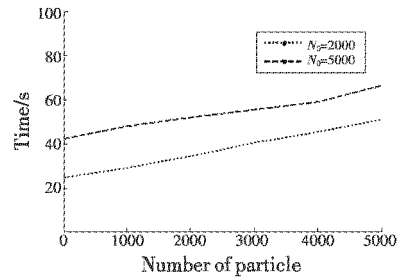


图 5 PE-CBMeMber 运行时间与粒子数关系

Fig. 5 Operation time vs particle number of PE-CBMeMber

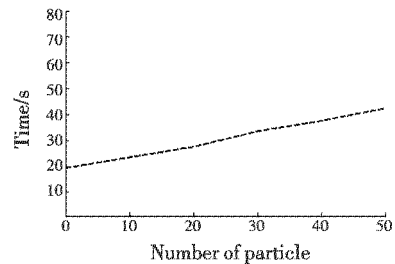


图 6 本文算法运行时间与粒子数关系

Fig. 6 Operation time vs particle number of our algorithm

从图中可以得出以下结论。

1) 对两种算法而言, 平均 OSPA 受  $N_0$  和  $N$  影响较大。图 4 给出了 100 次蒙特卡罗仿真实验情况下 OSPA 均值随杂波均值的变化情况, 从图中可以看出, 随着杂波均值的增大, 两种算法的 OSPA 均值均增大, 但本文所提算法的 OSPA 均值略低于 PE-CBMeMber 滤波器的 OSPA 均值, 平均降低约 2%。

2) 图 5 给出了在  $N_0 = 2000, N_0 = 5000$  时, PE-CBMeMber 算法粒子与时间的对应图。图 6 表示  $N_0 = 1$  时, 本文所提算法粒子数与运算时间图。从结果可知, 当  $N_0$  固定时, 两种算法的运行时间与粒子数成正比。进一步分析可知, 虽然区间分析消耗了本文所提算法

的部分时间,但两种算法要达到相同的滤波精度,本文所提算法所需粒子数远远小于 PE-CBMeMber 算法的粒子数,大大节省了运行时间。

### 3 结束语

为解决多扩展目标跟踪量测不精确问题,提出了一种基于区间分析的联合检测和跟踪的多伯努利多扩展目标滤波算法。实验分析表明,本文所提的算法由于采用了箱式粒子加权的方法,减少了算法的采样粒子数,有效降低了算法的运算量,并依据每个时刻的量测产生新生粒子,从而能够对多扩展目标进行稳定的跟踪。下一步将研究更加复杂外形的扩展目标的跟踪方法。

### 参 考 文 献

- [1] MAHLER R. Multitarget Bayes filtering via first-order multi target moments [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4):1152-1178.
- [2] MAHLER R. PHD filters for nonstandard targets, I: extended targets [C]//The 12th International Conference on Information Fusion, 2009:915-921.
- [3] GRANSTRÖM K, LUNDQUIST C, ORGUNER U. A Gaussian mixture PHD filter for extended target tracking [C]//The 13th International Conference on Information Fusion, 2010:1-8.
- [4] 连峰,韩崇昭,刘伟峰. 高斯混合扩展目标概率假设密度滤波器的收敛性分析[J]. 自动化学报,2012,38(8):1343-1352.
- [5] ORGUNER U, LUNDQUIST C, GRANSTRÖM K. Extended target tracking with a cardinalized probability hypothesis density filter [C]//The 14th International Conference on Information Fusion, 2011:1-8.
- [6] LI Y X, XIAO H T, SONG Z Y, et al. A new multiple extended target tracking algorithm using PHD filter[J]. Signal Processing, 2013, 93(12):3578-3588.
- [7] RISTIC B, SHERRAH J. Bernoulli filter for joint detection and tracking of an extended object in clutter [J]. IET Radar Sonar Naving, 2013, 7(1):26-35.
- [8] 连峰,马东东,元向辉,等. 扩展目标 CBMeMber 滤波器及其高斯混合实现[J]. 控制与决策,2015,30(4):611-616.
- [9] GNING A, RISTIC B, MIHAYLOVA L. Bernoulli/box-particle filters for detection and tracking in the presence of triple measurement uncertainty[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(5):2138-2151.
- [10] 孔云波,冯新喜,刘钊. 基于箱粒子滤波的扩展目标伯努利跟踪算法[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2015,43(11):63-67.
- [11] GILHOLM K, SALMOND D. Spatial distribution model for tracking extended objects [J]. IEE Proceedings-Radar, Sonar, Navigation, 2005, 152(5):364-371.
- [12] GNING A, MIHAYLOV L. Mixture of uniform probability density functions for non-linear state estimation using interval analysis [C]//The 13th International Conference on Information Fusion, 2010. doi:10.1109/ICIF.2010.57/2085.
- [13] JAULIN L, KIEFFER M, DIDRIT O, et al. Applied interval analysis, with examples in parameter and state estimation, robust control and robotics [M]. London: Springer, 2001.
- [14] ABDALLAH F, GNING A, BONNIFAIT B. Box particle filtering for nonlinear state estimation using interval analysis [J]. Automatica, 2008, 44:807-815.
- [15] ZHANG Y Q, JI H B. A novel fast partitioning algorithm for extended target tracking using a Gaussian mixture PHD filter [J]. Signal Processing, 2013, 93(11):2975-2985.
- [16] GRANSTROM K, LUNSKITST C, ORGUNER U. A Gaussian mixture PHD filter for extended target tracking [C]//The 13th International Conference on Information Fusion, 2010:1-8.
- [13] 廖煜雷,庄佳园,庞永杰,等. 单喷泵无人滑翔艇航向的反步自适应滑模控制[J]. 智能系统学报,2012,7(3):246-250.
- [14] 李鹏,马建军,郑志强. 采用幂次趋近律的滑模控制稳态误差界[J]. 控制理论与应用,2011,28(5):619-624.
- [15] 姜君,陈庆伟,郭健,等. 基于新型趋近律的动中通系
- 统滑模稳定跟踪控制 [J]. 控制与决策, 2011, 26(12):1904-1908.
- [16] 张瑶,马广富,郭延宁,等. 一种多幂次滑模趋近律设计与分析 [J]. 自动化学报,2016,42(3):466-472.
- [17] 胡田文,吴庆宪,姜长生,等. 指数趋近律单向辅助面滑模控制 [J]. 电光与控制,2013,20(7):36-41.
- [18] 张巍巍,王京. 基于指数趋近律的非奇异 Terminal 滑模控制 [J]. 控制与决策,2012,27(6):909-913.

(上接第 32 页)