

# 基于箱粒子概率假设密度滤波的弱目标检测与跟踪算法

吴孙勇<sup>1,2†</sup>, 宁巧娇<sup>1</sup>, 蔡如华<sup>1</sup>, 孙希延<sup>2</sup>, 潘福标<sup>1</sup>

(1. 桂林电子科技大学 数学与计算科学学院, 广西 桂林 541004;

2. 广西精密导航技术与应用重点实验室, 广西 桂林 541004)

**摘 要:** 针对低信噪比条件下多弱小目标检测前跟踪算法跟踪效率低、计算复杂度高问题,提出一种基于箱粒子概率假设密度滤波的弱目标检测与跟踪算法. 首先,针对由目标的贡献强度和噪声获得的目标强度量测图像,利用均值滤波抑制强度量测图像中的噪声;其次,以不交叉原则挑选出强度值较大区域作为区间量测;最后,利用箱粒子概率假设密度 (BOX-PHD) 滤波对上述所得的区间量测进行目标跟踪. 仿真结果表明,所提出的方法可以提高跟踪性能,且计算效率高.

**关键词:** 箱粒子; 区间分析; 概率假设密度滤波; 弱目标; 均值滤波

中图分类号: TN953

文献标志码: A

## Small targets detection and tracking algorithm using box particle probability hypothesis density filter

WU Sun-yong<sup>1,2†</sup>, NING Qiao-jiao<sup>1</sup>, CAI Ru-hua<sup>1</sup>, SUN Xi-yan<sup>2</sup>, PAN Fu-biao<sup>1</sup>

(1. School of Mathematics and Computing Science, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. Guangxi Key Laboratory of Precision Navigation Technology and Application, Guilin 541004, China)

**Abstract:** As the track before detect algorithm of small targets has tracking inefficiency and complex computation problems under low signal-to-noise ratio (SNR) condition, a small targets detection and tracking algorithm is proposed by using the box particle probability hypothesis density filter. Firstly, in consideration of the images of the targets' measured intensity within targets' contribution intensity and noise, image noise is restrained using the mean filter. Then, the interval measurements are selected from the region of the larger intensity value based on the uncrossed principle. Finally, according to the interval analysis technology, the proposed interval measurements are used to track the targets using the box particle probability hypothesis density (BOX-PHD) filter. Simulation results show that the proposed method can improve the target tracking performance and computation effectively.

**Keywords:** box particle filter; interval analysis; probability hypothesis density filter; small target; mean filter

## 0 引 言

目标检测与跟踪是侦查检测、交通管制和武器制导等多种系统的重要组成部分. 传感器输出回波信号信噪比较低时利用单帧图像难以提取目标的点迹,而本文将这类回波信号信噪比较低的目标称为弱目标. 针对弱目标的检测与跟踪问题,检测前跟踪 (Track before detect, TBD)<sup>[1]</sup> 是一种有效的解决方法. 相比于传统的直接对传感器所得观测数据预先设定门限的目标检测与跟踪技术而言, TBD 技术通常不用事先设定门限,而是直接利用原始量测数据完成目标的检测和跟踪,这样可以最大限度保留目标的

信息,从而表现出优于传统方法的检测跟踪性能. 但相比于传统目标检测与跟踪技术,采用 TBD 技术直接对原始量测数据进行处理会加大计算量,从而降低计算效率.

随着技术的不断发展和随机有限集的提出,将随机有限集应用于 TBD 领域进行目标跟踪已经越来越受到很多学者的关注. 概率假设密度 (Probability hypothesis density, PHD) 滤波是一种基于随机有限集理论下的滤波, PHD 滤波可以有效避免数据关联问题和解决量测不确定性问题<sup>[2]</sup>. 文献 [3] 将基于随机有限集理论的概率假设密度滤波引入到多目标 TBD

收稿日期: 2017-12-07; 修回日期: 2018-05-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61561016, 61362005); 广西自然科学基金项目 (2016GXNSFAA380073, 2014GXNSFAA118352, 2014GXNSFBA118280); 广西密码学与信息安全重点实验室开放基金项目 (GCIS201611); 广西精密导航技术与应用重点实验室开放基金项目 (DH201502); 大学生创新创业训练计划项目 (201610595036).

†通讯作者. E-mail: wusunyong121991@163.com.

算法中;文献[4]在此基础上通过自适应产生新生粒子和粒子集分割技术,有效改善了多目标检测前跟踪的估计性能;文献[5]通过建立新的量测模型提出了改进的多目标检测前跟踪的SMC-PHD算法,也能有效提高目标的检测和跟踪的精度;文献[6]将基于粒子实现的集势概率假设密度(Cardinalized probability hypothesis density, CPHD)滤波与TBD进行有效结合,实现了目标数目和状态的准确估计;文献[7]提出了基于高斯粒子CPHD滤波的TBD算法,通过更新目标的均值和协方差避免了重采样步骤,从而减少了计算量,提高了估计精度;文献[8]将集势概率假设密度(CPHD)滤波用于脉冲多普勒雷达的多目标TBD算法中,能够精确估计目标的数目和状态.但随机有限集滤波的序贯蒙特卡罗实现在改善跟踪性能的同时也需要大量的粒子,这样就会加大计算量.

针对粒子滤波算法中量测的不精确随机性问题,文献[9]将区间分析的方法引入到粒子滤波中,提出了箱粒子滤波算法.箱粒子滤波是一种广义的粒子滤波,既能够有效地减少粒子数,又能够很好地提高跟踪性能.近年来,箱粒子滤波算法与随机有限集的结合也得到了广泛的应用.如基于箱粒子的PHD滤波的多目标跟踪算法<sup>[10-11]</sup>、基于箱粒子的多扩展目标PHD滤波<sup>[12-13]</sup>、基于箱粒子的CPHD滤波<sup>[14]</sup>、基于箱粒子的伯努利(Bernoulli)滤波<sup>[15]</sup>和基于箱粒子的势平衡多目标多伯努利(CBMeMBer)滤波<sup>[16]</sup>的目标跟踪等.这些算法不仅能准确估计目标的状态,而且所需的粒子数更少,计算效率更高.

本文针对低信噪比条件下多个弱小目标的检测前跟踪算法跟踪效率低、计算复杂度高等问题,在已有的箱粒子概率假设密度滤波算法<sup>[10-11]</sup>的基础上,提出一种基于箱粒子PHD滤波的低信噪比图像多目标的联合检测与跟踪算法.该算法通过均值滤波<sup>[17]</sup>处理原始单帧量测图,通过极大值不重叠原则获得区间量测,利用区间分析技术结合箱粒子PHD滤波实现算法,最后通过仿真与序贯蒙特卡罗概率假设密度滤波的多目标检测前跟踪算法<sup>[4]</sup>做比较,仿真实验表明,所提出的算法既能提高目标的跟踪性能,又能提高目标的计算效率.

## 1 系统模型

针对多目标情形,目标 $t$ 的状态为

$$\mathbf{x}_{k+1}^t = f_k(\mathbf{x}_k^t, \mathbf{v}_k), t = 1, 2, \dots, N_k. \quad (1)$$

其中: $\mathbf{x}_k^t = [x_k^t, \dot{x}_k^t, y_k^t, \dot{y}_k^t, I_k^t]^T$ 为 $k$ 时刻第 $t$ 个目标的状态, $(x_k^t, y_k^t)$ , $(\dot{x}_k^t, \dot{y}_k^t)$ 和 $I_k^t$ 分别为目标的位置、速度

和强度; $\mathbf{v}_k$ 为已知的过程噪声; $f_k(\cdot)$ 为已知的非线性函数; $N_k$ 为 $k$ 时刻目标的个数.

假设 $k$ 时刻红外传感器产生一幅关于监测区域的二维图像,雷达观测区域包含 $n \times m$ 的像元,每一个分辨单元对应一个矩形区域 $\Delta_x \times \Delta_y$ ,且每一分辨单元 $(i, j)$ 的中心为 $(i\Delta_x, j\Delta_y)$ , $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m$ ,则分辨单元 $(i, j)$ 的观测强度 $z_k^{(i,j)}$ 可以表示为

$$z_k^{(i,j)} = \begin{cases} \sum_{t=1}^{N_k} h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k^t) + \omega_k^{(i,j)}, & (i, j) \in C; \\ \omega_k^{(i,j)}, & (i, j) \notin C. \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\omega_k^{(i,j)}$ 为零均值高斯白噪声,即 $\omega_k^{(i,j)} \sim \mathcal{N}(\omega; 0, \sigma^2)$ ,并且各个单元之间是相互独立的; $C$ 为目标扩散影响区域 $C = \bigcup_{t=1}^{N_k} C_t(\mathbf{x}_k^t) = \bigcup_{t=1}^{N_k} \{i_0^{(t)} - p, \dots, i_0^{(t)} + p\} \times \{j_0^{(t)} - p, \dots, j_0^{(t)} + p\}$ , $(i_0^{(t)}, j_0^{(t)})$ 为离目标状态 $\mathbf{x}_k^t$ 最近的整数单元; $h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k^t)$ 为目标 $\mathbf{x}_k^t$ 对分辨单元 $(i, j)$ 的贡献强度,一般采用点扩散函数的形式,即

$$h_k^{(i,j)}(\mathbf{x}_k^t) = \frac{\Delta_x \Delta_y I_k^t}{2\pi \Sigma^2} \times \exp \left\{ -\frac{(i\Delta_x - x_k^t)^2 + (j\Delta_y - y_k^t)^2}{2\Sigma^2} \right\}, \quad (3)$$

$\Sigma$ 为传感器引入的模糊参数,一般是已知的.点扩散函数产生的强度大小以目标 $\mathbf{x}_k^t$ 影响最大单元向周围单元减小,所以目标的影响区域是有限的,在最靠近目标的单元取得最大值.从而 $k$ 时刻的量测可以表示为 $z_k = \{z_k^{(i,j)} : i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m\}$ ,从1到 $k$ 时刻的所有量测数据可以表示为 $Z_{1:k} = \{z_i : i = 1, 2, \dots, k\}$ .

## 2 区间量测的产生

图像量测 $z_k^{(i,j)}$ 是目标贡献强度与高斯背景噪声的叠加.在不考虑噪声的情况下,目标只对周围一小部分区域有影响,一般像素点越接近目标的真实位置,其测量强度就越大.在考虑噪声的情况下,目标会淹没在背景噪声中.若是只考虑某单元的强度大小,则难免会增加很多的虚警,因此本文考虑以局部区域代替单点单元,也就是采用区间量测的方式.同样地,若是直接对所获得的单帧图像取区间量测,则也会引入过多的虚警,因此本文考虑对图像噪声进行抑制.考虑到本文中的图像噪声是高斯白噪声,而且每一个目标对于单帧图像的影响是局部的,因此采用均值滤波来降低图像的“尖锐”变化.通过均值滤波处

理的单帧图像能更加突出每个目标对于局部区域的影响,而降低由于噪声使某一像素点的强度过高影响后续区间量测的选取的影响。

均值滤波的主要思想<sup>[17]</sup>:用单帧图像某模板邻域 $S$ 的像素灰度平均值来代替中心像素,即

$$G(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{(i,j) \in S} H(i, j). \quad (4)$$

其中: $H(i, j)$ 为原图像, $G(x, y)$ 为均值滤波处理后的图像, $M$ 为邻域 $S$ 中像素的个数。

首先,用均值滤波处理每一个时刻的单帧量测图 $z_k^{(i,j)}$ ,这样能够弱化单点尖锐噪声的影响,更能突出目标所在的区域,进而根据量测强度大小来挑选出区间量测,挑出的区间量测一般会以更大的概率包含目标出现的位置. 本文区间量测的挑选方法为:先根据均值滤波得到如下平滑量测:

$$\begin{aligned} \overline{z_k^{(i,j)}} &= \frac{1}{(2p+1)^2} \sum_{r=i-p}^{i+p} \sum_{s=j-p}^{j+p} z_k^{(r,s)}, \\ i &= p+1, p+2, \dots, n-p, \\ j &= p+1, p+2, \dots, m-p. \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $p$ 为预设参数,决定目标的影响区域和区间量测的大小. 因此由目标点扩散函数对区域的局部影响这一特点可知, $p$ 由于目标的影响区域有限,其取值不会很大,一般取 $p=1$ . 在 $p < 1$ 的情况下,均值滤波发挥不了作用;在 $p > 1$ 的情况下,目标影响区域有限,并且区间量测会太大,增加过多的噪声同时也达不到压缩箱粒子的效果,从而估计目标位置更加偏离目标的真实位置。

其次,采用全局阈值处理算法<sup>[17]</sup>来挑选区间量测,该算法的迭代过程如下:

- 1) 为全局阈值 $T$ 选取一个初始阈值,一般图像的平均强度是对于 $T$ 的最好初始选择.
- 2) 用阈值 $T$ 对式(5)进行分割,分割产生两组像素: $G_1$ 由强度大于 $T$ 的所有像素组成, $G_2$ 由强度小于 $T$ 的所有像素组成.
- 3) 对像素 $G_1$ 和 $G_2$ 分别计算平均强度值(均值) $m_1$ 和 $m_2$ .
- 4) 计算一个新的阈值 $T = \frac{1}{2}(m_1 + m_2)$ .
- 5) 重复步骤2)~步骤4),直到连续迭代中的 $T$ 值间的差小于一个预定义的参数 $\Delta T$ 为止.
- 6) 步骤5)获得的最终阈值作为强度挑选的一个门限 $T$ .

根据量测强度大于 $T$ 挑选出 $l_k$ 个较大的量测

$$Z_k = \{\bar{z}_k^{(1)}, \bar{z}_k^{(2)}, \dots, \bar{z}_k^{(l_k)}\}, \quad (6)$$

其中 $Z_k$ 为经强度从大到小排序后的 $l_k$ 个强度量测集合. 每一个分辨单元的强度 $\bar{z}_k^{(e)}$ ( $e = 1, 2, \dots, l_k$ )对应的中心位置为 $(i_e \Delta_x, j_e \Delta_y)$ ,扩展成区间量测为 $[\bar{z}_k^{(e)}] = [i_e \Delta_x - p \Delta_x, i_e \Delta_x + p \Delta_x]^T [j_e \Delta_y - p \Delta_y, j_e \Delta_y + p \Delta_y]^T$ , $[\cdot]$ 表示闭区间。

再次,在这 $l_k$ 个区间量测中根据强度从大到小挑出随机的 $r_k \leq l_k$ 个不重叠的区间作为 $k$ 时刻的区间量测集. 其取法如图1所示,比如先对 $l_k = 5$ 个区间对应强度按从大到小进行排序编号 $1, 2, \dots, l_k$ ,依次去掉与较大区间有交集的区间,保留没有交集的 $r_k = 3$ 个区间。

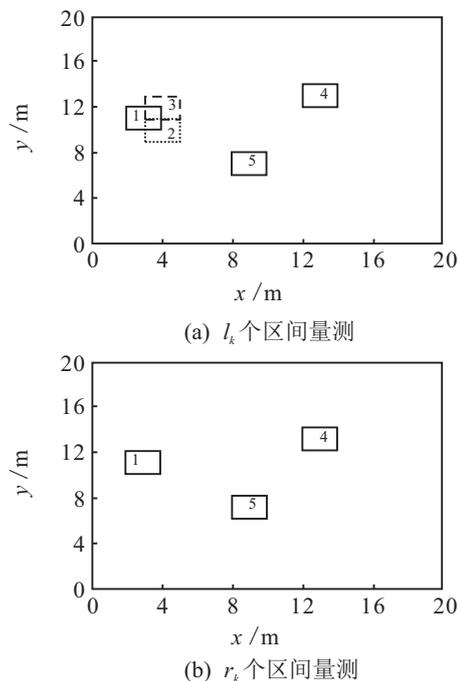


图1  $r_k$ 的取值方法

最后,将这 $r_k$ 个区间量测用于箱粒子概率假设密度滤波中进行目标跟踪。

### 3 箱粒子概率假设密度滤波的实现

箱粒子概率假设密度(BOX-PHD)滤波<sup>[10-11]</sup>的实现与序贯蒙特卡罗概率假设密度(SMC-PHD)滤波是类似的,BOX-PHD滤波采用均匀分布近似后验概率密度函数,即

$$f_{k|k}(\mathbf{x}) \approx \sum_{i=1}^{N_k} w_i U_{[\mathbf{x}_i]}(\mathbf{x}), \quad (7)$$

其中均匀分布为

$$U_{[\mathbf{x}]}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{1}{|[\mathbf{x}]|}, & \mathbf{x} \in [\mathbf{x}]; \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

BOX-PHD滤波的实现步骤如下:

1) 输入:  $k-1$ 时刻的状态以及权重  $\{\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, w_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{N_{k-1}}$ .

2) 预测: 包含了新生粒子的产生和持续存活粒子的传递, 对于新生粒子而言,  $\{w_{k-1}^{\text{bir},(n)}, [\mathbf{x}_{k-1}^{\text{bir},(n)}]\}_{n=1}^{N_{k,\text{new}}}$  是由  $k-1$ 时刻的区间量测集  $\mathbf{z}_{k-1}$  产生的  $N_{k,\text{new}}$  个新生的箱粒子,  $\{w_{k-1}^{\text{pre},(m)}, [\mathbf{x}_{k-1}^{\text{pre},(m)}]\}_{m=1}^{N_{k-1}}$  是  $k-1$ 时刻存活的箱粒子. 则  $k$ 时刻要传递的粒子集为  $\{w_k^{(i)}, [\mathbf{x}_k^{(i)}]\}_{i=1}^{N_k} = \{w_{k-1}^{\text{bir},(n)}, [\mathbf{x}_{k-1}^{\text{bir},(n)}]\}_{n=1}^{N_{k,\text{new}}} \cup \{w_{k-1}^{\text{pre},(m)}, [\mathbf{x}_{k-1}^{\text{pre},(m)}]\}_{m=1}^{N_{k-1}}$ ,  $N_k = N_{k,\text{new}} + N_{k-1}$ . 最后通过状态转移函数  $[f_{k|k-1}(\cdot)]$  和存活率  $P_S(\cdot)$  传递目标的状态及权重

$$[\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}] = [f_{k|k-1}(\cdot)]([\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}]), i = 1, 2, \dots, N_k; \quad (8)$$

$$w_{k|k-1}^{(i)} = P_S([\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}])w_{k-1}^{(i)}, i = 1, 2, \dots, N_k. \quad (9)$$

3) 更新: i) 约束箱粒子为  $[\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}]$ , 约束算法<sup>[16]</sup>为

$$[y] = [y] \cap [y_z], [x] = [x] \cap [x_z].$$

其中: 区间量测由第2节获得, 即  $[\tilde{z}_k^{(e)}] = [x_z] \times [y_z]$ ;  $[x_z] = [i_e \Delta_x - p \Delta_x, i_e \Delta_x + p \Delta_x]^T$ ;  $[y_z] = [j_e \Delta_y - p \Delta_y, j_e \Delta_y + p \Delta_y]^T$ .

ii) 似然函数为广义似然函数, 表示为

$$g_k([\mathbf{z}_j] | \mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}) = \frac{|[h_{CP}]([\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}], [\mathbf{z}_j])|}{|[x]|}, \quad (10)$$

其中  $[h_{CP}]([\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}], [\mathbf{z}_j])$  为约束传播算法. 通过对应的区间量测  $[\mathbf{z}_j]$  来约束箱粒子  $[\tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)}]$  的大小得到箱粒子  $[\tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)}]$ .

iii) 更新权值:

$$\hat{w}_k^{(i)} = (1 - P_D([\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}]))w_{k|k-1}^{(i)} + \sum_{j=1}^{m_k} \frac{g_k([\mathbf{z}_j] | \mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)})P_D([\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}])}{\lambda_{k|k-1}([\mathbf{z}_j])} w_{k|k-1}^{(i)}, \quad (11)$$

$$\lambda_{k|k-1} = \lambda_c([\mathbf{z}_j]) + \sum_{i=1}^{N_{k-1} + N_{k,\text{new}}} g_k([\mathbf{z}_j] | \mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)})P_D([\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}])w_{k|k-1}^{(i)}. \quad (12)$$

4) 估计目标状态<sup>[11]</sup>: 先计算出预测箱粒子对应的各个区间量测的更新权值, 即

$$w_k^{(i,j)} = \frac{P_D([\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}])|[h_{CP}]([\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}], [\mathbf{z}_j])|}{|[x_{k|k-1}^{(i)}]| |[\mathbf{z}_j]| \lambda_{k|k-1}([\mathbf{z}_j])} w_{k|k-1}^{(i)},$$

其中  $P_D(\cdot)$  为检测概率. 再求出各个量测的权值和  $W_j = \sum_{i=1}^{N_k} w_k^{(i,j)}$ ,  $\mathcal{J} = \{j | W_j > \tau, j = 1, 2, \dots, m_k\}$ , 一般  $\tau = 0.75$ , 则认为对应的量测为真实目标的量

测. 最后对于所有的  $j \in \mathcal{J}$  提取目标的状态  $\hat{y}_j = \frac{1}{W_j} \sum_{i=1}^{N_k} \text{mid}([\tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)}])w_k^{(i,j)}$ .

5) 重采样: 得到  $\{\mathbf{x}_i, n_k/N_{k+1}\}_{i=1}^{N_{k+1}}$ . 其中  $n_k = \sum_{i=1}^{N_k} \hat{w}_k^{(i)}$ ,  $N_{k+1}$  为重采样的箱粒子数.

本文基于箱粒子概率假设密度滤波的弱目标检测与跟踪算法 (BOX-PHD small targets detection and tracking, BOX-PHD-STDT) 流程如图2所示.

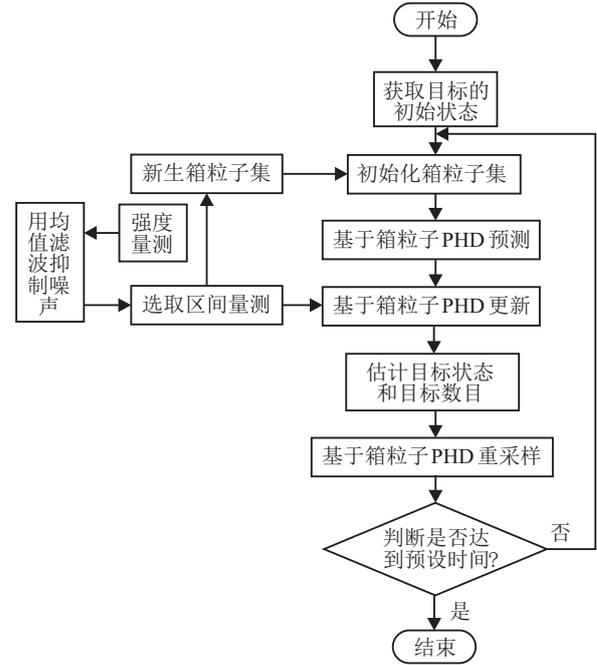


图2 算法流程

## 4 仿真分析与对比

### 4.1 仿真模型

将PHD滤波用于多个弱小目标的检测前跟踪中有一个前提条件, 即图像中的每一个单元不能同时被多个目标影响, 也就是说多个目标之间不能彼此靠近<sup>[18]</sup>. 为验证本文算法的性能, 设计实验与文献[4]中的算法做比较. 仿真中目标的运动模型采用近似匀速直线运动, 目标的强度采用随机游走模型. 目标的运动模型为

$$[\mathbf{x}_{k+1}] = F[\mathbf{x}_k] + [\mathbf{v}_k]. \quad (13)$$

其中:  $[\mathbf{x}_k] = [[x_k], [\dot{x}_k], [y_k], [\dot{y}_k], [I_k]]^T$  是目标的状态区间,  $\mathbf{v}_k$  为零均值高斯白噪声, 其协方差为

$$Q = \begin{bmatrix} q_1 T^3/3 & q_1 T^2/2 & 0 & 0 & 0 \\ q_1 T^2/2 & q_1 T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_1 T^3/3 & q_1 T^2/2 & 0 \\ 0 & 0 & q_1 T^2/2 & q_1 T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_2 T \end{bmatrix}.$$

这里  $q_1, q_2$  分别表示目标运动和强度的过程噪声大小. 状态转移函数为

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

### 4.2 初始化参数

$q_1 = 0.001, q_2 = 0.01$ . 传感器以间隔  $T = 1\text{ s}$  接收30帧图像, 其他参数值为  $\Delta_x = \Delta_y = 1, n = m = 20, \Sigma = 0.7$ .  $k$ 时刻的区间量测为由第2节得到的区间量测, 决定区间量测大小参数  $p = 1$ . 目标的存活概率为  $P_S = 0.99$ , 箱粒子PHD滤波中的检测概率为  $P_D = 1$  和  $\lambda_c = 2.5 \times 10^{-3}$ . 新生箱粒子的速度  $u = [\dot{x}, \dot{y}]^T$  均服从  $U[-0.4, 0.4]$  的均匀分布, 强度值服从  $U[I - 5, I + 5]$  的均匀分布,  $I = 12$ . 强度量测图的信噪比<sup>[1]</sup>为

$$\text{SNR} = 10 \log \left[ \frac{I \Delta_x \Delta_y / 2\pi \Sigma^2}{\sigma} \right]^2, \quad (14)$$

其中  $\sigma$  为量测图中噪声强度协方差.

现假设有3个目标, 目标1在  $1\text{ s} \sim 30\text{ s}$  做匀速直线运动, 初始状态为  $[5, 0.5, 15, -0.4, I]^T$ . 目标2在  $10\text{ s} \sim 20\text{ s}$  做匀速直线运动, 初始状态为  $[18, -0.5, 15, 0, I]^T$ . 目标3在  $15\text{ s} \sim 30\text{ s}$  做匀速直线运动, 初始状态为  $[4, 0.4, 10, -0.4, I]^T$ .

### 4.3 区间量测挑选分析

为分析决定区间量测大小的  $p$  的取值, 给出图3所示不同  $p$  下的最优子模式分配(OSPA)统计量<sup>[19]</sup>误差对比分析图, 最优子模式分配(OSPA)统计量同时考虑了位置误差和势误差. 仿真中取阶数为1, 截断误差为10. 给出了  $\text{SNR} = 10\text{ dB}, I = 12$  时, 不同  $p$  下的OSPA误差. 这说明  $p$  的选择是受目标影响区域影响的, 决定区间量测大小, 并影响后续目标状态的估计.

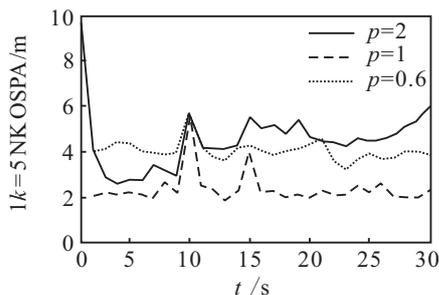


图3 SNR = 10 dB时, 不同  $p$  下的OSPA误差

为说明区间量测选择的合理性, 采用  $k = 17$  时

刻场景, 考虑100次蒙特卡罗仿真中选择的区间量测成功检测3个真实目标的次数与总仿真次数的比率(这里视为目标成功检测概率), 所得结果如图4所示. 当选取的分辨单元个数  $l_k$  在16以上时检测概率都在0.98以上.

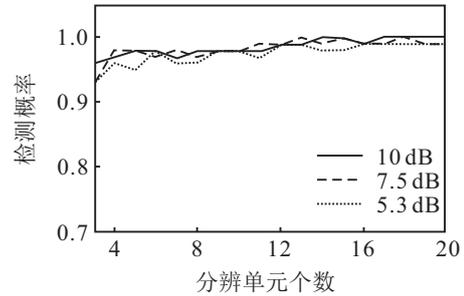


图4 SNR = 10 dB,  $k = 17$  时的检测概率

图5为强度  $I = 12$ , 信噪比为  $7.5\text{ dB}$ ,  $k = 17$  时刻的目标量测图, 分辨单元越亮, 说明受目标影响越大, 目标出现在该分辨单元的可能性就越高.

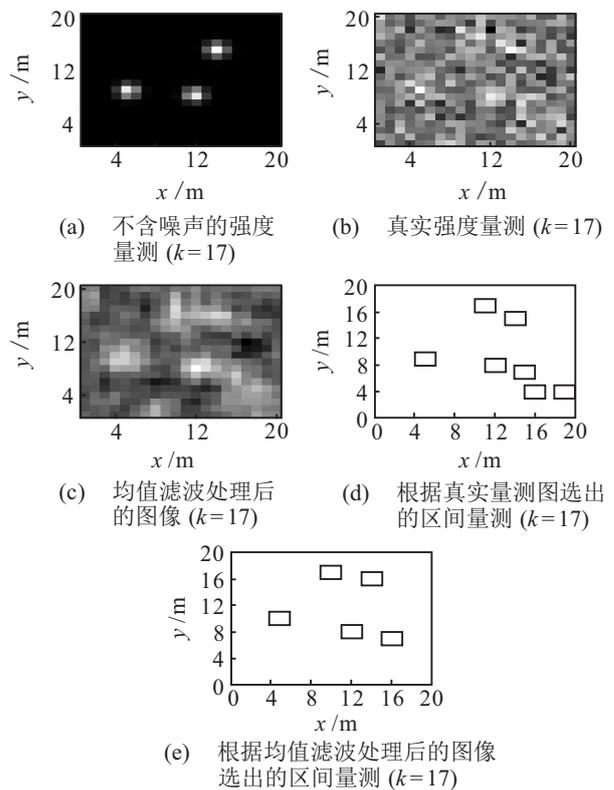


图5 SNR = 7.5 dB,  $k = 17$  时的目标量测

图5(a)为在无噪声条件下的目标强度量测图, 此时目标只对周边邻近有影响; 由图5(b)可以看出, 在有噪声的情况下, 目标淹没在噪声之中; 图5(c)是通过均值滤波处理后的量测图, 图像会变得模糊, 但相比于图5(b)更能凸显目标所在区域; 图5(d)为直接对图5(b)进行单元选取扩展成区间量测, 再通过  $r_k$  取值方式获得的区间量测; 根据第2节方法挑出的区间量测如图5(e)所示, 也就是对图5(c)进行单元选取扩展

成区间量测,再通过 $r_k$ 取值方式获得的区间量测,可以看出挑出的量测包含了真实目标所在的区域以及由噪声影响而得到的部分虚假量测,但明显得到的虚假量测相比于图5(d)数量更少,这样会有效降低系统的虚警率,从而提高目标的检测性能。

4.4 预测和更新

预测主要是对状态进行转移,预测的箱粒子由存活10个箱粒子和随机新生箱粒子构成,更新则是根据区间量测对箱粒子的权值进行更新,根据权值的大小对箱粒子进行重采样,保留权值大的箱粒子最后估计目标的状态。图6分别给出第6和第12时刻箱粒子的分布情况。

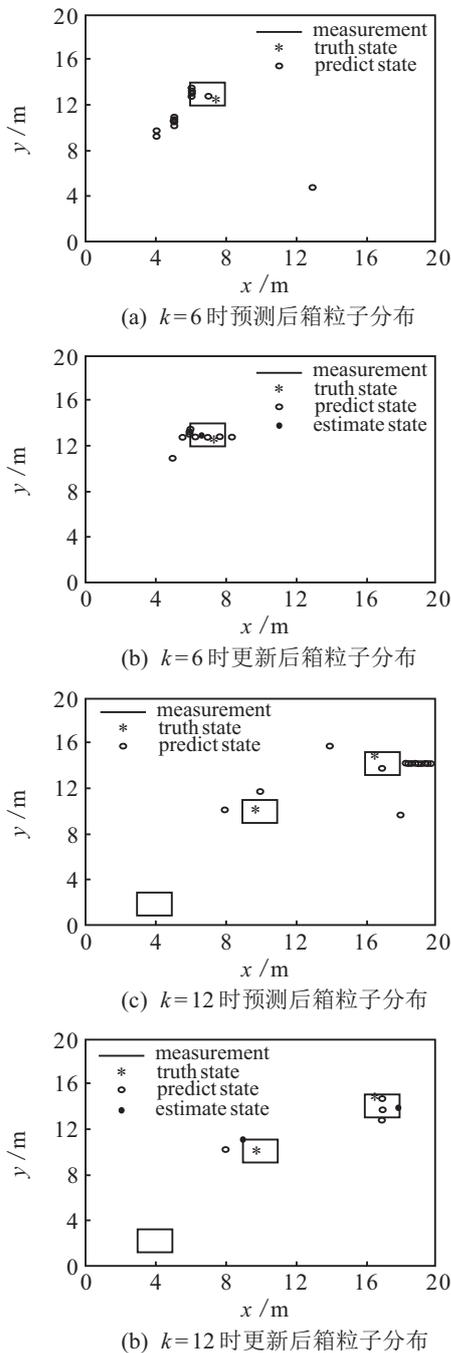


图6 箱粒子分布

在图6中:采用箱粒子的中点值表示箱粒子,即空心圆表示,方框表示当前时刻的区间量测,星表示真实目标所在位置,实心圆表示最后估计出来的目标的位置。

4.5 估计结果分析

图7为 $SNR = 10\text{ dB}$ ,  $I = 12$ 时根据提取的目标状态给出其位置的估计图。从图7中可以看出,目标估计的状态基本上都在真实目标的附近。为描述目标的跟踪精度,接下来通过目标状态的最优子模式分配(OSPA)统计量<sup>[19]</sup>误差和目标的数目估计进行描述。最优子模式分配(OSPA)统计量同时考虑位置误差和势误差。仿真中取阶数为1,截断误差为10。

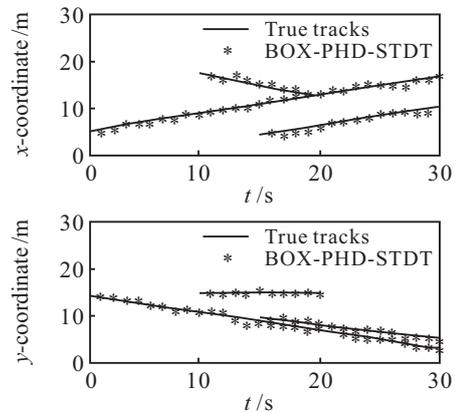


图7  $SNR = 10\text{ dB}$ ,  $I = 12$ 时目标轨迹的估计

BOX-PHD-STDT算法中箱粒子个数为 $N_p = 10$ 个,且每一时刻每一个区间量测产生1个新生箱粒子。对比SMC-PHD-TBD下,粒子个数为 $N = 500$ 个,每一时刻新生粒子根据强度量测产生 $M = 30$ 个。使用Matlab R2013a单次仿真平均耗时如表1所示,运行100次蒙特卡罗实验得到的OSPA误差如图8和图9所示,估计的目标数目如图10所示。

表1 单次仿真平均耗时比较

信噪比/dB	BOX-PHD-STDT/s	SMC-PHD-TBD/s
10	3.403 952	80.676 559
7.5	3.884 825	72.315 041
5.3	4.552 055	72.362 776

由于区间分析和箱粒子滤波的优势,所提算法只需用数十个箱粒子就可以达到数百个点粒子就能达到的效果,而且该算法采用有限的区间量测代替单帧量测数据对粒子的权值进行更新,在求解似然函数时采用广义似然函数代替TBD算法中的似然比,从而能有效地降低算法的复杂度,提高执行效率。

表1给出不同信噪比,两种算法在相同参数条件下的单次仿真平均耗时也就是图2整个算法流程执

行所需的时间.

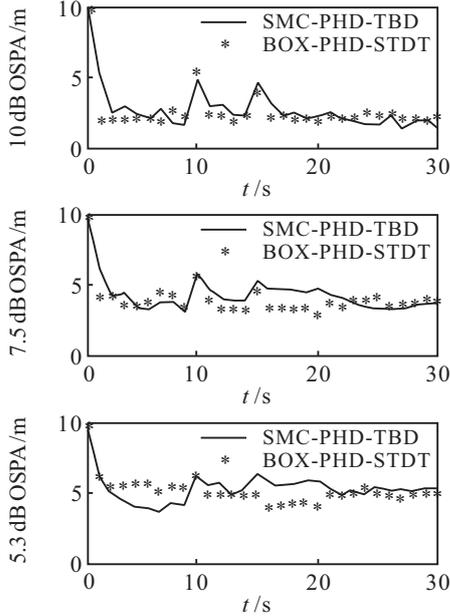


图8 信噪比分别为10 dB, 7.5 dB, 5.3 dB下的OSPA误差估计

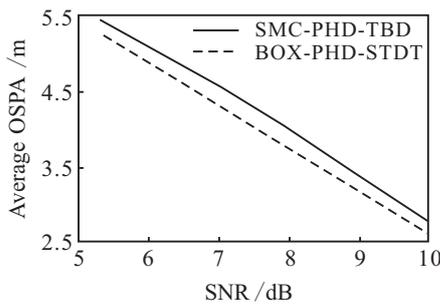


图9 不同信噪比下的平均OSPA总体误差

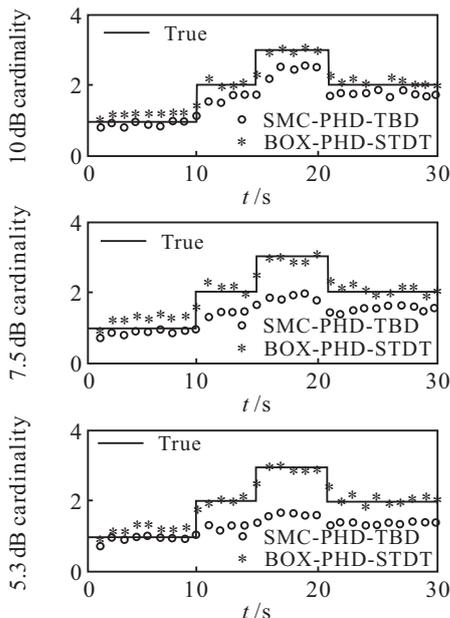


图10 信噪比分别为10 dB, 7.5 dB, 5.3 dB下的目标数目估计

本文算法在执行效率上显示了一定的优势,在跟踪性能较优的情况下,还明显地减少了粒子数,且其

运行时间相比于SMC-PHD-TBD算法大大缩短了几十倍,有效提高了跟踪效率. 执行效率的有效提高在于采用较少的箱粒子代替较多的点粒子,并且新生粒子都是根据区间量测产生的,比较集中于真实目标所在位置.

图8中横坐标为时间,纵坐标为随时间变化的总体OSPA误差. 图8中由于在初始时刻,目标的初始状态选取为空集的情况,所以两种算法在开始时都还不能估计出目标的状态. 而在 $t = 10\text{ s}$ 和 $t = 15\text{ s}$ 时,第2个和第3个目标出现,这时会对目标的状态和数目的估计产生一定的影响,故而此时目标总体估计误差会偏大. 图9中横坐标为信噪比,纵坐标为不同信噪比条件下的平均总体OSPA误差. 由图8和图9可知:本文算法与SMC-PHD-TBD算法都可以实现目标的检测与跟踪,且跟踪性能会随着信噪比的降低而降低,但本文算法的总体跟踪误差优于SMC-PHD-TBD算法.

图10中横坐标为时间,纵坐标为目标的目标估计数目. 通过比较可以看出,本文算法估计的目标数目比较稳定,但在目标出现或消失的时刻,由于目标的检测存在一定的时延,导致目标数目的估计存在比较大的偏差. 信噪比对于该算法目标数目估计的影响比较小,是因为估计箱粒子的目标状态不再是采用k-means聚类算法,有效地降低了错误提取的可能性.

### 5 结论

本文对低信噪比条件下的弱小目标进行深入分析和研究,把经过处理的量测转化成区间量测,再实现箱粒子概率假设密度滤波. 在不同信噪比条件下与SMC-PHD-TBD进行比较,在提高跟踪性能的同时,该算法还有效提高了计算效率. 由于受均值滤波的影响,会存在真实目标出现在所挑选区间量测的边缘的情况,这样的区间量测用于压缩箱粒子时会产生压缩不是最优的情况,而且最后目标位置的估计是直接采用区间的中间值,这样会使得估计有偏. 如何才能避免这一问题是下一步的研究方向.

### 参考文献(References)

[1] Ristic B, Arulampalam M S, Gordon N. Beyond the Kalman filter: Particle filter for tracking applications [M]. London: Artech House, 2004: 239-258.

[2] B N Vo, Wingkin Ma. A closed-form solution for the probability hypothesis density filter[C]. The 8th Int Conf on Information Fusion. Philadelphia: IEEE Computer Society, 2005: 25-28.

[3] Punithakumar K, Kirubarajan T, Sinha A. A sequential

- Monte Carlo probability hypothesis density algorithm for multi-target track-before-detect[J]. Proc of SPIE-Signal and Data Processing of Small Targets. San Diego: SPIE, 2005: 1-8.
- [4] 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): 2593-2599.  
(Zhan R H, Liu S Q, Ou J P, et al. Improved multi-target track before detect algorithm using the sequential Monte Carlo probability hypothesis density filter[J]. J of Electronics & Information Technology, 2014, 36(11): 2593-2599.)
- [5] Luo X, Yang C Q, Chen R Y, et al. Improved SMC-PHD filter for multi-target track-before-detect[C]. The 84th Vehicular Technology Conf. Montréal: IEEE, 2016: 1-6.
- [6] 林再平, 周一宇, 安玮. 基于势概率假设密度滤波的检测前跟踪新算法[J]. 红外与毫米波学报, 2013, 32(5): 437-443.  
(Lin Z P, Zhou Y Y, An W. Track-before-detect algorithm based on cardinalised probability hypothesis density filter[J]. J of Infrared and Millimeter Waves, 2013, 32(5): 437-443.)
- [7] Wei Shuai, Feng Xin-xi, Wang Quan. Track-before-detect algorithm based on Gaussian particle cardinalised probability hypothesis density[C]. The 2nd Int Conf on Information Technology and Management Engineering. Beijing: DEStech Publications, 2017: 54-60.
- [8] Feng Xun, Jiang Jing, Wang Zhi-bin, et al. A multi-target track before detect algorithm based on CPHD for pulse doppler radar[C]. IEEE Int Conf on Computer Communication and the Internet. Wuhan: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2016: 181-185.
- [9] Abdallah F, Gning A, Bonnifai P. Box particle filtering for nonlinear state estimation using interval analysis[J]. Automatica, 2008, 44(3): 807-815.
- [10] Schikora M, Gning A. Box-particle PHD filter for multi-target tracking[C]. IEEE Int Conf on Information Fusion. Singapore: IEEE Computer Society, 2012: 106-113.
- [11] Schikora M, Gning A. Box particle probability hypothesis density filter[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(3): 1660-1672.
- [12] Zhang Yong-quan, Ji Hong-bing, Hu Qi. A box-particle implementation of standard PHD filter for extended target tracking[J]. Information Fusion, 2017, 34(2017): 55-69.
- [13] 宋骊平, 严超, 姬红兵, 等. 基于箱粒子的多扩展目标 PHD 滤波[J]. 控制与决策, 2015, 30(10): 1759-1765.  
(Song L P, Yan C, Ji H B, et al. PHD filter for tracking multiple extended targets using box particle[J]. Control and Decision, 2015, 30(10): 1759-1765.)
- [14] Liang Meng, Song Li-ping, Ji Hong-bing, et al. Box-particle CPHD filter for multi-target tracking[C]. 2015 Int Conf on Control, Automation and Information Sciences. Changshu: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2015: 80-84.
- [15] Gning A, Ristic B, Mihaylova L. Bernoulli particle/Box-particle filter for detection and tracking in the presence of triple measurement uncertainty[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2012, 60(5): 2138-2151.
- [16] Zhao Xue-gang, Song Li-ping. Box-particle implementation for cardinality balanced multi-target multi-bernoulli filter[C]. IEEE China Summit & Int Conf on Signal and Information Processing. Beijing: IEEE Computer Society, 2013: 11-15.
- [17] Gonzalez R C, Woods R E. 数字图像处理[M]. 第3版. 北京: 电子工业出版社, 2011: 92-100.  
(Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing[M]. 3rd ed. Beijing: Publishing Housing of Electronics Industry, 2011: 92-100.)
- [18] 林再平, 周一宇, 安玮. 改进的概率假设密度滤波多目标检测前跟踪算法[J]. 红外与毫米波学报, 2012, 31(5): 475-480.  
(Lin Z P, Zhou Y Y, An W. Improved multi-target track-before-detect using probability hypothesis density filter[J]. J of Infrared and Millimeter Waves, 2012, 31(5): 475-480.)
- [19] Ristic B. Particle filter for random set model[M]. New York: Springer, 2013: 10-26.

### 作者简介

吴孙勇(1981—), 男, 副教授, 博士, 从事雷达信号处理, 多目标检测与跟踪等研究, E-mail: wusunyong121991@163.com;

宁巧娇(1992—), 女, 硕士生, 从事多目标检测与跟踪的研究, E-mail: 1317048891@qq.com;

蔡如华(1971—), 男, 副教授, 从事小波分析、目标跟踪与检测方向等研究, E-mail: ruhuac@guet.edu.cn;

孙希延(1973—), 女, 教授, 博士, 从事卫星导航、室内定位方向等研究, E-mail: sunxiyan1@163.com;

潘福标(1997—), 男, 本科, 从事目标检测与跟踪方向的研究, E-mail: 1455490698@qq.com.

(责任编辑: 闫妍)