

# 图像目标检测前跟踪的广义多伯努利滤波算法

石志广\*, 周剑雄, 张焱

(国防科技大学电子科学学院 ATR 实验室 湖南 长沙 410073)

**摘要:** 针对目标影响区域重叠时的图像目标检测前跟踪问题, 推导了基于多伯努利滤波器的多目标联合检测与跟踪算法. 在分析多个目标叠加条件下观测似然函数的基础上, 利用预测得到的目标状态对观测似然函数进行估计, 从而消除目标叠加对观测更新带来的影响. 该方法在目标预测与跟踪阶段皆保持了目标状态的多伯努利分布特性, 是较为严格意义上的多伯努利多目标滤波器, 可应用于一般图像观测条件下(目标重叠或非重叠)的目标检测前跟踪. 给出了该算法的实现步骤, 并通过加标签的方法, 更准确地实现目标轨迹提取和虚假目标剔除, 最后通过计算机仿真实验验证了所提算法的有效性.

**关键词:** 多伯努利滤波器; 检测前跟踪; 重叠目标

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A

## Generalized Multi-Bernoulli filter for track-before-detect of objects from image observations

SHI Zhi-Guang\*, ZHOU Jian-Xiong, ZHANG Yan

(ATR Laboratory, School of Electronic Science, University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** A Generalized Multi-Bernoulli Filter for Track-before-detect (GMB-TBD) of objects from image observations when the objects' influence region overlapping is proposed. The overlapping objects' measurement likelihood function is analyzed, the likelihood function is estimated by predicted objects' states, and then objects' overlapping influence is eliminated on objects' states updating by using this estimation. In this filter, the predicted and updated objects' states are strictly assumed as Multi-Bernoulli RFS, so it's a true Multi-Bernoulli based TBD filter and it can be used under both the objects' influence region overlapping and non-overlapping situations. The filter's realization steps are given. Objects' tracks are pruned and extracted by labeling Multi-Bernoulli components. Lastly, GMB-TBD filter's performance is verified by computer Monte-Carlo simulation results.

**Key words:** multi-Bernoulli filter, track before detect (TBD), overlapping objects

**PACS:** 07.05.Pj

### 引言

在基于 TBD 的弱小目标检测方法研究中, 由于随机有限集在解决时变数目目标检测方面所具有的优势, 将随机集滤波与 TBD 相结合的目标检测思路得到了重视. 当目标影响区域没有重叠时, 目前的算法包括基于 PHD 滤波器的 TBD 算法及其改进<sup>[1-2]</sup>、基于多伯努利滤波器的 TBD 算法及其改进<sup>[3]</sup>等. 其

中文献 [1] 最早将随机集滤波器引入 TBD 领域, 但是其对目标个数估计不够准确; 文献 [3] 建立了图像观测的随机集描述, 在目标影响区域没有重叠的前提下, 导出了基于多伯努利滤波器的 TBD 方法.

当目标影响区域相互重叠时, 属于非标准 (Nonstandard) 观测模型下的多目标跟踪问题<sup>[4]</sup>. Mahler 将具有此观测特征的传感器定义为 RFS 框架下的叠加 (Super-positional) 传感器, 导出了该条

收稿日期: 2017-04-11 修回日期: 2017-08-21

基金项目: 国家自然科学基金 (U1630101)

Foundation items: Supported by the National Natural Science Foundation of China (U1630101)

作者简介 (Biography): 石志广 (1975-) 男, 山东淄博人, 副研究员, 博士学位, 主要研究领域为红外自动目标识别、激光雷达信息处理.

\* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: szgstone75@sina.com

Received date: 2017-04-11, revised date: 2017-08-21

件下对应的 PHD 滤波器和 CPHD 滤波器的精确表达式,并给出了这两类滤波器可计算实现的表达式(AS-CPHD)<sup>[5]</sup>. Nannuru<sup>[6]</sup>则导出了适用于叠加传感器的多伯努利滤波器计算表达式以及混合多伯努利 CPHD 滤波器. Nannuru 还给出了叠加传感器 PHD 滤波器、CPHD 滤波器、多伯努利滤波器的粒子滤波实现方法<sup>[7]</sup>. Papi<sup>[8]</sup>基于加标签的 RFS,提出了叠加传感器的粒子滤波多目标跟踪器,该方法基于 AS-CPHD 的结果和标签 RFS 的概念,建立有效的 LMB 和 Vo-Vo 推荐密度(proposal distribution),基于粒子滤波联合估计多目标状态并提取对应的航迹. Papi<sup>[9]</sup>还提出了基于广义标签多伯努利近似的图像目标 TBD 算法,该方法在保持势分布和一阶矩相同的情况下,利用  $\delta$ -GLMB 来近似任意标签多目标分布,从而可以实现目标观测似然函数可分和不可分条件下的状态估计和航迹提取.

针对目标影响区域相互重叠时的情况,基于类似文献[3]的方法,推导了一种目标影响区域相互重叠时的多伯努利检测前跟踪滤波器,其基本思想是基于预测得到的目标状态来估计多个目标之间叠加对目标测量更新的影响并予以消除.该滤波器拓展了文献[3]所提方法的应用范围,使其适合于一般性的目标图像测量情形(目标影响区域交叠或无交叠情形).相较而言,文献[6,9]中的滤波器均采用近似的方法来对测量更新后的目标状态分布进行近似,本文方法则保持了预测与更新过程中多目标状态的多伯努利分布特性,是较为严格意义上的 Multi-Bernoulli-TBD 滤波算法.此外,在基于粒子滤波的算法实现过程中,通过加标签的方法提取目标的航迹,同时可以剔除虚假目标,使得算法更加稳健.

文章安排如下,第1节对算法的主要结论进行推导,第2节给出了算法的基本步骤,第3节采用两种仿真场景,基于蒙特卡洛仿真实验检验算法的性能,最后总结全文并给出进一步研究方向.

## 1 滤波算法推导

通过分析图像观测的似然函数形式,给出滤波器测量更新的一般公式.

### 1.1 图像观测模型及其似然函数

一般情况下,图像中的目标均具有一定的扩展型,其影响区域可能相互独立,也可能相互交叠.图1表示  $k$  时刻观测区域内目标的分布情况,图中有3个目标,其中 T1、T2 目标的影响区域相互重叠.可

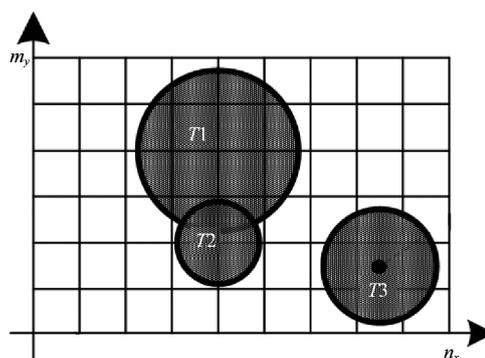


图1 图像观测模型  
Fig. 1 Image observation model

以建立该时刻图像观测模型如下

$$z_k = \gamma(X_k) + w_k \quad (1)$$

其中  $z_k = [z_{k,1}, \dots, z_{k,M}]^T$  为按列重排后的图像观测数据,  $M = n_x \cdot m_y$ ,  $n_x$  为图像的横向分辨单元个数,  $m_y$  为图像的纵向分辨单元个数.  $w_k = [w_{k,1}, \dots, w_{k,M}]^T$  为服从高斯分布的观测噪声,即  $w_k \sim N(0, \Sigma)$ .  $X_k$  为  $k$  时刻的目标状态集,可建模为随机有限集.  $\gamma(X_k) = \sum_{x \in X_k} h_k(x)$  表示图像中所有目标的图像测量之和的空间分布,其中  $h_k(x) = [h_{k,1}(x), \dots, h_{k,M}(x)]^T$  表示状态为  $x$  的目标图像测量空间分布.

则可以写出观测的似然函数如下:

$$L(z_k | X_k) = N(z_k - \sum_{x \in X_k} h_k(x), \Sigma_r) \quad (2)$$

进一步可将似然函数写为:

$$L(z_k | X_k) = N(z_k, \Sigma_r) \cdot \prod_{x \in X_k} g_z(x) \quad (3)$$

其中

$$g_z(x) = \exp(h_k^T(x) \sum_r^{-1} (z_k - u - o)) \quad (4)$$

$$\begin{cases} u = h_k(x) / 2 \\ o = \sum_{y \in X_k, y \neq x} h_k(y) / 2 \end{cases} \quad (5)$$

### 1.2 滤波公式推导

采用文献[3]中类似的方法进行滤波公式的推导,多目标状态的后验分布可以写为

$$\pi(X | z) = \frac{L(z | X) \pi(X)}{\int L(z | X) \pi(X) \delta X} \quad (6)$$

其中  $\int f(X) \delta X = \sum_{i=0}^{\infty} \frac{1}{i!} \int f(\{x_1, \dots, x_i\}) dx_1 \dots dx_i$ .

在已知  $\pi(X)$  的情况下,从概率产生泛函的角度可以推导得到多目标状态后验分布的具体形式.

随机集的概率产生泛函 p. g. fl. s 定义为<sup>[11]</sup>

$$G[h] \equiv E[h^X] \quad , \quad (7)$$

其中  $h^X \equiv \prod_{x \in X} h(x)$ .

将式(3)、式(6)代入式(7) 得到多目标后验分布随机集的概率产生泛函为

$$G[h|z] = \int h^X \pi(X|z) \delta X = G[hg_z]/G[g_z] \quad . \quad (8)$$

利用式(8)可以得到如下结论<sup>[3]</sup>: 对于目标先验分布为多伯努利分布的随机有限集(其参数集为  $\{r^{(i)} p^{(i)}\}_{i=1}^N$  概率产生泛函为  $G[h] = \prod_{i=1}^N (1 - r^{(i)} + r^{(i)} \langle p^{(i)} h \rangle)$  ,假设没有衍生目标产生的情况下,则更新后的目标状态仍为服从多伯努利分布的随机有限集,其分布参数及概率产生泛函分别为

$$\left\{ \frac{r^{(i)} \langle p^{(i)} g_z \rangle}{1 - r^{(i)} + r^{(i)} \langle p^{(i)} g_z \rangle}, \frac{p^{(i)} g_z}{\langle p^{(i)} g_z \rangle} \right\}_{i=1}^N \quad , \quad (9)$$

$$G[h|z] = \prod_{i=1}^N \left[ 1 - \frac{r^{(i)} \langle p^{(i)} g_z \rangle}{1 - r^{(i)} + r^{(i)} \langle p^{(i)} g_z \rangle} + \frac{r^{(i)} \langle p^{(i)} g_z \rangle}{1 - r^{(i)} + r^{(i)} \langle p^{(i)} g_z \rangle} \left( \frac{p^{(i)} g_z}{\langle p^{(i)} g_z \rangle} h \right) \right] \quad . \quad (10)$$

### 1.3 $g_z$ 的估计

由式(9)可以看出,为了得到更新后目标集的后验分布,需要对  $g_z$  进行估计. 由式(4)可知,在  $g_z(x)$  中  $h_k(x)$ 、 $\sum_r^{-1} z_k \cdot u(x)$  是已知的,而  $o$  是未知的. 由式(5)可知  $\rho$  为一矢量,不失一般性,利用多元高斯分布来近似  $P(o)$ ,即假设  $P(o) \approx N(\mu_o, \Sigma_o)$ .

由于  $k$  时刻目标状态集是未知的,因此利用  $k-1$  时刻预测得到的目标状态集进行上述参数的估计. 根据 Linear Campbell's theorem 以及文献[6-7]中的相关结论,有如下估计式:

$$\mu_o = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N_k|k-1} r_j s_j \quad , \quad (11)$$

$$\Sigma_o = \frac{1}{4} \sum_{j=1}^{N_k|k-1} (r_j v_j - r_j^2 s_j s_j^T) \quad , \quad (12)$$

其中  $i$  表示当前目标  $x$  所属的多伯努利分量标号  $s_j = \langle p_{k|k-1}^j h_k \rangle$   $v_j = \langle p_{k|k-1}^j h_k h_k^T \rangle$ .

基于上述结论,可以采取以下两种方法对  $g_z$  进行估计:

第一种方法是利用  $\mu_o$  作为  $o$  的估计值,将式(11)代入式(4)中得到  $g_z$  的估计值:

$$\hat{g}_z = \exp(h_k^T(x) \sum_r^{-1} (z_k - u - \mu_o)) \quad . \quad (13)$$

第二种方法是利用  $P(o) \approx N(\mu_o, \Sigma_o)$ , 将  $E_o(g_z)$  作为  $g_z$  的估计值. 有以下结论:

$$\hat{g}_z = \exp(h_k^T(x) \sum_r^{-1} (z_k - u - \mu_o + \sum_o (h_k^T \sum_r^{-1})^T / 2)) \quad . \quad (14)$$

证明:

$$\hat{g}_z = \int g_z P(o) do = \exp(h_k^T(x) \sum_r^{-1} (z_k - u)) \cdot \Delta \quad , \quad (15)$$

$$\text{其中 } \Delta = \int \exp(-h_k^T \sum_r^{-1} o) P(o) do .$$

令  $x = Ao$   $A = -h_k^T \sum_r^{-1}$ , 则  $x \sim N(\mu_x, \sigma_x^2)$   $\mu_x = A\mu_o$   $\sigma_x^2 = A \Sigma_o A^T$ , 则有:

$$\Delta = \int \exp(x) P(x) dx = \exp(A\mu_o + A \Sigma_o A^T / 2) \quad . \quad (16)$$

将式(16)代入式(15) 则可以得到

$$\hat{g}_z = \exp(h_k^T(x) \sum_r^{-1} (z_k - u - \mu_o + \sum_o (h_k^T \sum_r^{-1})^T / 2)) \quad . \quad (17)$$

式(13-14)给出了多目标叠加条件下  $g_z$  的估计表达式,该表达式表明:通过预测得到目标状态,可以实现对多目标叠加影响的消除,从而可用于目标状态的测量更新.

## 2 滤波算法步骤

基于式(9-10)给出的结论,可以进行基于多伯努利滤波器的多目标跟踪. 此处的滤波器与参考文献[3]中的类似,分为预测与更新两个步骤,不同之处在于更新过程中的  $g_z$  计算方法以及目标状态的提取方法上,为了提高估计性能,为每一个多伯努利目标分量加上标签,利于提取目标航迹和剔除虚假目标<sup>[10]</sup>. 基本步骤如下.

### 2.1 多伯努利预测

假设  $k-1$  时刻目标的多伯努利分布参数为  $\pi_{k-1} = \{ (r_{k-1}^{(i)} p_{k-1}^{(i)} L_{k-1}^{(i)}) \}_{i=1}^{M_{k-1}}$ , 其中  $r^{(i)}$  表示  $i$  分量的存在概率,  $p^{(i)}$  表示  $i$  分量的概率分布,  $L^{(i)}$  表示  $i$  分量的标签,每个标签为一个二维向量,第一维表示该分量的起始时刻,第二维表示该分量在起始时刻所有目标中的序号. 则预测得到的目标分布多伯努利参数为

$$\pi_{k|k-1} = \{ (r_{P_{k|k-1}}^{(i)} p_{P_{k|k-1}}^{(i)} L_{P_{k|k-1}}^{(i)}) \}_{i=1}^{M_{k-1}} \cup \{ (r_{\Gamma_k}^{(i)} p_{\Gamma_k}^{(i)} L_{\Gamma_k}^{(i)}) \}_{i=1}^{M_{\Gamma_k}} \quad , \quad (18)$$

其中  $p_{P_{k|k-1}}^{(i)} = \langle f_{k|k-1}(x|\cdot) | p_{k-1}^{(i)} p_{S_k} \rangle / \langle p_{k-1}^{(i)} p_{S_k} \rangle$   $r_{P_{k|k-1}}^{(i)} = r_{k-1}^{(i)} \langle p_{k-1}^{(i)} | p_{S_k} \rangle$   $L_{P_{k|k-1}}^{(i)} = L_{k-1}^{(i)}$   $f_{k|k-1}(\cdot|\varsigma)$  表示  $k-1$  时刻状态为  $\varsigma$  的单个目标状态

转移概率密度函数.  $p_{S_k}(\varsigma)$  表示  $k-1$  时刻状态为  $\varsigma$  的目标在  $k$  时刻的生存概率.  $\{(r_{k|k-1}^{(i)}, p_{k|k-1}^{(i)}, L_{k|k-1}^{(i)})\}_{i=1}^{M_{k|k-1}}$  表示  $k$  时刻新生多伯努利分量的分布参数.

### 2.2 多伯努利更新

根据式(9), 给定预测的目标多伯努利分布参数集  $\pi_{k|k-1} = \{(r_{k|k-1}^{(i)}, p_{k|k-1}^{(i)}, L_{k|k-1}^{(i)})\}_{i=1}^{M_{k|k-1}}$ , 则更新后的目标多伯努利分布参数集合如下:

$$\pi_k = \{(r_k^{(i)}, p_k^{(i)}, L_k^{(i)})\}_{i=1}^{M_k}, \quad (19)$$

其中  $r_k^{(i)} = r_{k|k-1}^{(i)} < p_{k|k-1}^{(i)}, g_z > / (1 - r_{k|k-1}^{(i)} < p_{k|k-1}^{(i)}, g_z >)$ ,  $p_k^{(i)} = p_{k|k-1}^{(i)} g_z / < p_{k|k-1}^{(i)}, g_z >$ ,  $L_k^{(i)} = L_{k|k-1}^{(i)}$ .

$g_z$  可以由式(13) 或式(14) 估计得到.

### 2.3 目标删减与融合

设定目标存在概率门限, 对于  $r_k^{(i)}$  小于该门限的多伯努利分量予以剔除;

设定距离门限, 对于相互间距离小于该门限的目标, 则认为是同一个目标, 并将其相关分布参数放于同一集合中.

### 2.4 目标状态提取

对于独立存在的多伯努利分量, 提取其状态参数和航迹标号;

对于融合为一个目标的多个多伯努利分量, 将相关目标分量的  $r_k^{(i)}$ 、 $p_k^{(i)}$  结合, 形成一个目标的状态, 提取其状态参数, 而航迹标号取为出现最早目标的标号;

对于当前帧中的目标, 如果前、后帧均不存在相同标号的目标, 表明其为虚警目标, 予以删除.

## 3 仿真实验结果

基于 SMC(Sequential Monte Carlo) 方法对该方法进行仿真统计分析. 仿真软件环境为 Matlab R2013, 基本的 Bernoulli 滤波器算法采用 Ba-Tuong Vo 教授提供的 rfs\_tracking\_toolbox\_beta 软件包(可在 <http://ba-tuong.vo.au.com/codes.html> 下载) 中的代码实现.

### 3.1 算法性能评价标准

采用 OSPA(Optimal Subpattern Assignment) 指标来评价算法的性能, 关于 OSPA 的定义详见文献[3], 如下式所示:

$$\bar{d}_p^{(c)}(X, Y) = \left( \frac{1}{n} \left( \min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^m d^{(c)}(x_i, y_{\pi(i)})^p + c^p(n-m) \right) \right)^{1/p}, \quad (20)$$

其中  $c > 0$  为截断参数,  $p \geq 1$ ,  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ ,  $Y = \{y_1, \dots, y_m\}$ , 且  $n \geq m$ ,  $\Pi_n$  表示  $\{1, \dots, n\}$  上所有排

列的组合,  $d^{(c)}(x, y) = \min(c, \|x - y\|)$ . 如果  $n < m$ , 则有  $\bar{d}_p^{(c)}(X, Y) = \bar{d}_p^{(c)}(Y, X)$ ; 如果  $n = m = 0$ , 则有  $\bar{d}_p^{(c)}(X, Y) = \bar{d}_p^{(c)}(Y, X) = 0$ .

为了说明该算法的有效性, 下面通过 Monte-Carlo 仿真实验, 将文献[3]中的算法(记为 MB-TBD, Multi-Bernoulli based TBD) 与该算法(记为 GMB-TBD, Generalized MB-TBD) 的性能进行对比分析.

### 3.2 图像观测模型

假设观测区域覆盖范围为  $64 \times 64 \text{ m}^2$ , 图像大小为  $64 \text{ 像素} \times 64 \text{ 像素}$ , 即每个像素所代表的区域大小为  $\Delta_x \times \Delta_y = 1 \text{ m} \times 1 \text{ m} = 1 \text{ m}^2$ ,  $i$  为图像按列重排后的元素标号,  $1 \leq i \leq 64 \times 64$ , 其对应原图像的像素标号为  $(a, b)$ , 即  $i = (a - 1) \times 64 + b$ ; 对于状态为  $X_k$  的目标集合, 其观测模型如式(1)所示. 其中  $\Sigma_r = \sigma_n^2 I$ ,  $I$  为单位矩阵,  $\sigma_n = 1$ .

$h_k(x) = [h_{k,1}(x), \dots, h_{k,M}(x)]^T$  为图像的点扩展函数, 其形式如下

$$h_{k,i}(x) = \frac{\Delta_x \Delta_y A}{2\pi\sigma_h^2} \times \exp\left(-\frac{(a\Delta_x - p_{k,x})^2 + (b\Delta_y - p_{k,y})^2}{2\sigma_h^2}\right), \quad (21)$$

其中  $A = 30$  为目标强度,  $\sigma_h^2 = 1$  为点扩展函数的模糊因子,  $(p_{k,x}, p_{k,y})$  为  $k$  时刻状态为  $x$  的目标在观测区域中的位置. 由这些参数可以看出, 目标的有效影响范围约为以  $x$  为中心的  $5 \text{ 像素} \times 5 \text{ 像素}$  的方形区域.

### 3.3 仿真场景 1

首先考察目标数目时变, 且目标之间交叉重叠不严重条件下的多目标跟踪场景. 单个目标的状态向量为  $x_k = [\tilde{x}_k^T, \omega_k]^T$ , 其中  $\tilde{x}_k^T = [p_{x,k}, p_{y,k}, \dot{p}_{x,k}, \dot{p}_{y,k}]$  为位置和速度矢量,  $\omega_k$  为转弯率. 目标运动模型如下

$$\begin{cases} x_k = F(\omega_{k-1}) x_{k-1} + Gw_{k-1} \\ \omega_k = \omega_{k-1} + \Delta u_{k-1} \end{cases}, \quad (22)$$

其中  $\Delta = 1 \text{ s}$ ,  $w_k \sim N(\cdot; 0, \sigma_w^2 I_2)$ ,  $\sigma_w = 0.1 \text{ m/s}^2$ ,  $u_k \sim N(\cdot; 0, \sigma_u^2)$ ,  $\sigma_u = (\pi/90) \text{ rad/s}$ ,

$$F(\omega) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{\sin\omega\Delta}{\omega} & -\frac{1-\cos\omega\Delta}{\omega} \\ 0 & 1 & \frac{1-\cos\omega\Delta}{\omega} & \frac{\sin\omega\Delta}{\omega} \\ 0 & 0 & \cos\omega\Delta & -\sin\omega\Delta \\ 0 & 0 & \sin\omega\Delta & \cos\omega\Delta \end{bmatrix},$$

$$G = \begin{bmatrix} \Delta^2 & 0 \\ 2 & \Delta^2 \\ 0 & 2 \\ \Delta & 0 \\ 0 & \Delta \end{bmatrix}$$

在基于 SMC 的算法仿真过程中, 每一个目标分量的最大粒子数取为 1 000, 最小粒子数取为 300, 同时设定跟踪目标个数最大为 100; 目标新生概率为 0.01, 目标存活概率为 0.99. 进行目标融合时, 采用目标坐标之间的欧氏距离作为距离度量, 距离门限设为 1.2 m. 目标场景设置如表 1 所示, 其中  $w_{turn} = 2 * \pi / 180$ , 其中第一行 [ ] 中给出了各个量的单位. 图 2( a) 中用圆圈(以目标真实位置为圆心, 以  $2\sigma_b$  为半径)的形式表示了目标出现交叉时的情形, 可以看到目标 2 与目标 3 在 10 ~ 13 帧出现交叉, 目标 3 与目标 4 在 19 ~ 20 帧出现交叉; 图 2( b) 为某次仿真时的第 10 帧图像, 此时图像中含有 3 个目标(即第 1、2、3 个目标).

表 1 目标场景设置 1

Table 1 The objects settings of scene 1

目标序号	初始坐标 [m m m m rad/s]	产生时刻 [s]	结束时刻 [s]
目标 1	[ 7; 25; 1; -1; $w_{turn}/4$ ]	1	10
目标 2	[ 2; 2; 1; 1; $-w_{turn}/2$ ]	5	15
目标 3	[ 10; 10; 1; 1; $w_{turn}/4$ ]	10	25
目标 4	[ 25; 30; -1; -1; $w_{turn}/4$ ]	13	25

图 3 给出了两种方法的仿真实验统计结果, 横轴为时间, 纵轴为估计误差; 最上面一幅图为总体估计 OSPA 误差曲线, 中间一幅图为位置估计 OSPA 误差曲线, 下面一幅图为目标个数估计 OSPA 曲线, 计算 OSPA 时  $c$  取为 1,  $p$  取为 1. 由图中可以看到在目标有交叉重叠区域, GMB-TBD 算法的目标个数 OSPA 误差明显小于 MB-TBD, 而位置 OSPA 误差相差不大; 在非交叉重叠区域, MB-TBD 算法的性能略优于 GMB-TBD 算法.

图 4、图 5 分别给出了基于 GMB-TBD 方法和 MB-TBD 方法进行估计时的某一次仿真实验结果, 其中每一幅图中, 图( a) 为估计得到目标位置与实际目标位置轨迹的对比结果, 图( b) 为估计得到的 OSPA 曲线, 图( c) 为实际目标个数与估计目标个数的对比曲线. 由图中可以看出, 基于 GMB-TBD 的方法在第 7、8 帧图像时发生目标个数错误估计的现象, 估计得到的目标个数大于实际目标个数, 观察图 4( a) 可以看出, 此时错误估计的目标状态与真实目标状态非常接近, 但是又不符合多个目标状态融合

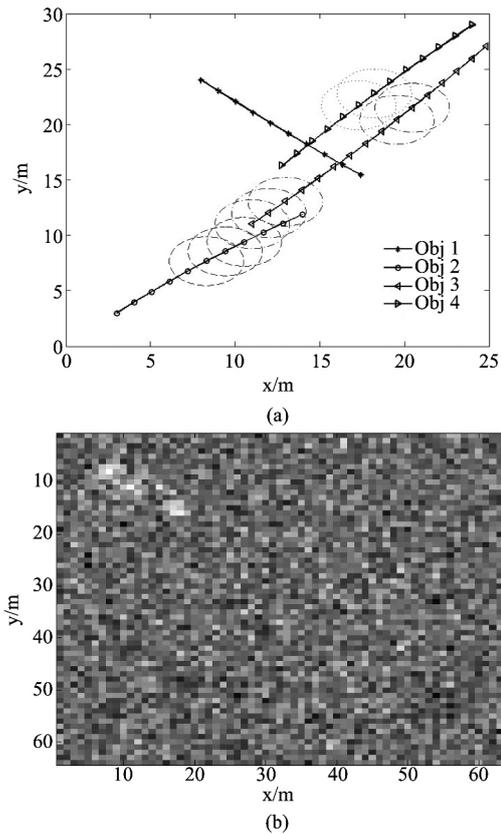


图 2 仿真场景 1

Fig. 2 Simulation scenario 1

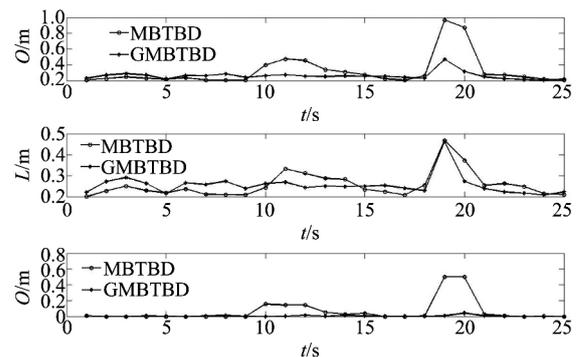


图 3 场景 1 下的算法统计性能对比曲线

Fig. 3 OSPA curves of two algorithms under scenario 1

的标准, 因此发生误判; 基于 MB-TBD 的方法在第 10、11 以及 19、20 帧发生目标个数错误估计的现象, 估计得到目标个数小于实际的目标个数, 这是因为在目标交叉情况下, 基于该方法进行估计时, 将距离较近的目标合并成一个目标所致.

为了考察噪声对估计方法的影响, 对不同信噪比下的估计性能进行了仿真, 结果如图 6 所示, 其中 ( a) 为本文 GMBTBD 方法的估计性能曲线, ( b) 为 MBTBD 方法的估计性能曲线. 从两幅图中可以看

到 随着信噪比的增加 在目标相互分离的区域 OS-PA 误差变小,但是在目标交叉区域,误差变小的趋势不明显,这主要是因为当 SNR 较高时,目标交叠区域的估计误差主要取决目标之间的交叠程度,而随信噪比的变化不大.对比 (a)、(b) 两幅图,可以看到不同 SNR 下 GMB-TBD 方法的估计性能均优于 MB-TBD 方法的估计性能.

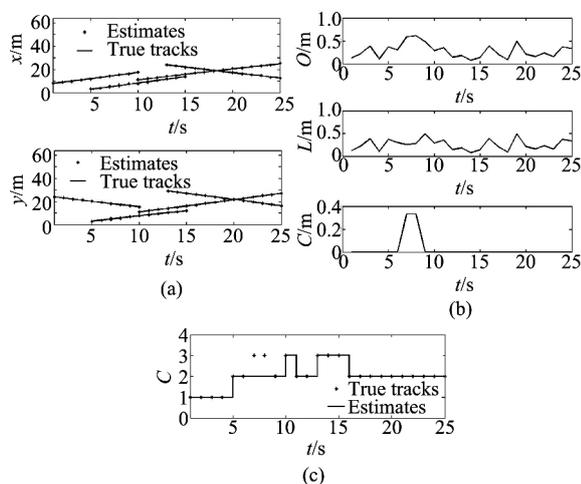


图 4 基于 GMB-TBD 的一次仿真实验结果  
Fig. 4 A simulation result based on GMB-TBD

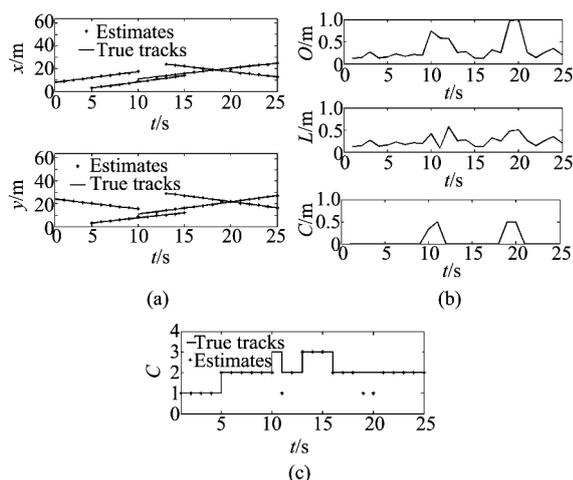


图 5 基于 MB-TBD 的一次仿真实验结果  
Fig. 5 A simulation result based on MB-TBD

### 3.4 仿真场景 2

为了进一步考察本文所提算法在目标交叉重叠下的跟踪性能,考虑 4 个目标同时交叠出现在场景中的情景.目标设置如表 2 所示,其它设置与场景 1 中相同,其中第一行 [ ] 中给出了各个量的单位.图 7 (a) 中用圆圈(以目标真实位置为圆心,以  $2\sigma_h$  为半径)的形式表示了目标出现交叉时的情形,可以看

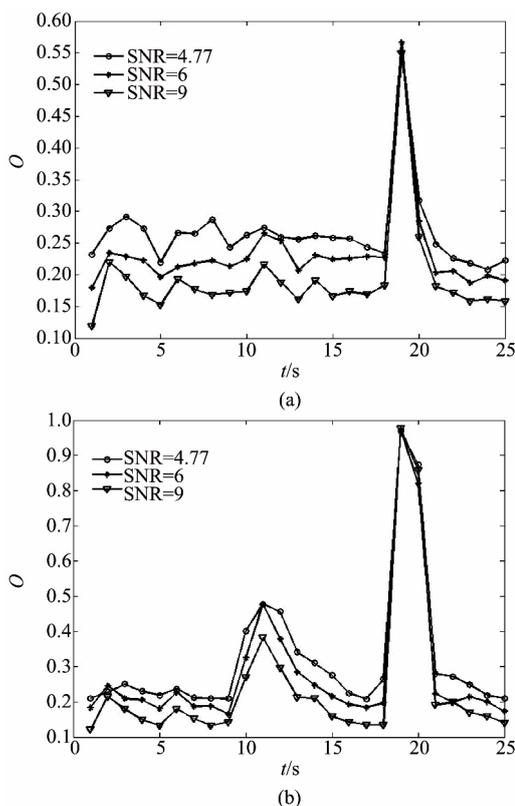


图 6 不同 SNR 下的 OSPA 曲线  
Fig. 6 OSPA curves under different SNR

到在 1~15 帧的时候,四个目标之间交叉重叠较为严重;图 (b) 为某次仿真时的第 18 帧图像,此时图像中含有 4 个目标,但是目标之间仍然较难区分.

表 2 目标场景设置 2  
Table 2 The objects settings of scene 2

目标序号	初始坐标 [m, $\mu$ , $\mu$ , $\mu$ , rad/s]	产生时刻 [s]	结束时刻 [s]
目标 1	[5; 50; 1.2; -0.75; 0]	1	25
目标 2	[5; 50; 1.05; -0.9; 0]	1	25
目标 3	[5; 50; 0.9; -1.05; 0]	1	25
目标 4	[5; 50; 0.75; -1.2; 0]	1	25

图 8 给出了两种方法的仿真实验统计结果,每一幅图的含义与图 3 中相同.由图中可以看到在第 1~7 帧,目标严重交叠在一起,此时 GMB-TBD 与 MB-TBD 均难于区分多个目标的状态;在 8~20 帧,目标的交叠性逐渐降低,但是仍然难于区分,此时 GMB-TBD 对于目标个数的估计性能远优于 MB-TBD 方法,体现出该方法的优势;在 21~25 帧,目标逐渐分离,此时 GMB-TBD 与 MB-TBD 方法的估计性能基本相当.此外通过对单次仿真实验结果分析,我们发现基于 GMB-TBD 的方法在第 1~15 帧图像时随着目标之间逐渐远离,目标个数估计逐渐趋于正确,

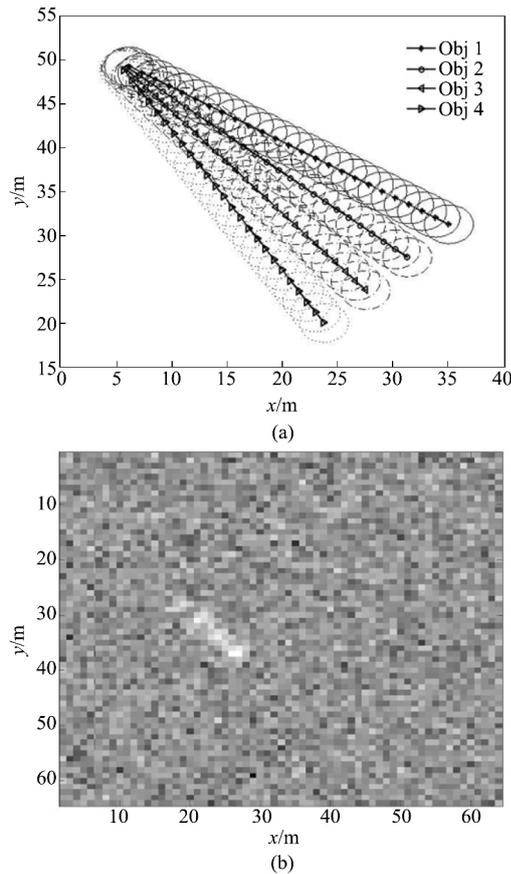


图7 仿真场景2

Fig. 7 Simulation scenario 2

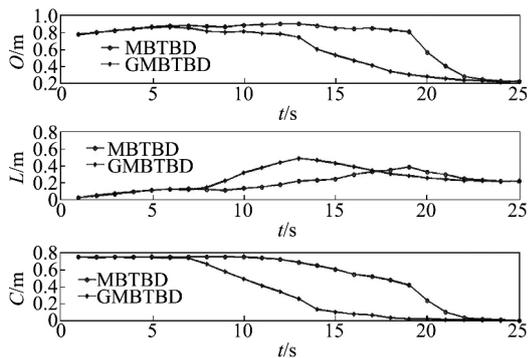


图8 场景2下的算法统计性能对比曲线

Fig. 8 OSPA curves of two algorithms under scenario 2

15 帧以后,目标个数较为准确;基于 MB-TBD 的方法在第 1~20 帧图像时随着目标之间逐渐远离,目标个数估计逐渐趋于正确,20 帧以后,目标个数估计较为准确。

#### 4 结论

研究了一般观测条件下(目标影响区域交叠或非交叠情况)的图像目标联合检测与跟踪问题,提

出了一种 Generalized Multi-Bernoulli based Track-before-Detect 方法。该方法基于预测得到的目标状态集来估计多个目标之间叠加对观测似然函数的影响,并通过对观测似然函数的估计来消除目标交叠对测量更新带来的影响,从而使其适合于一般观测条件下的多目标跟踪。该滤波器可以看作是文献[3]所提滤波器的推广,在推导过程中保持了预测与更新过程中多目标状态的多伯努利分布特性,是较为严格意义上的多伯努利滤波算法。在基于粒子滤波的算法实现过程中,通过加标签的方法获取目标的航迹,同时可以剔除虚假目标,使得算法更加稳健。仿真结果验证了算法的有效性。

在算法仿真过程中,发现该方法在目标跟踪过程中,往往出现目标个数的过估计问题,对于该问题可以通过以下三种思路加以解决:①多个目标状态融合标准的改进,目前假设当目标之间位置距离小于某一门限时进行融合,可以将其改为基于目标位置、速度等状态加权距离进行判断;②基于航迹关联的目标剔除,可以通过多帧航迹关联结果,对较短航迹的虚假目标进行剔除;③改进用于产生新生目标的分布函数,降低虚假目标的产生概率。在后续的研究中,将对这些思路进行实验验证。

#### References

- [1] Punithakumar K, Kirubarajan T. A sequential monte carlo probability hypothesis density algorithm for multitarget track-before-detect: *Proceedings of the SPIE Signal and Data Processing of Small Targets*, 2005 [C]. San Diego, CA, USA: SPIE, 2015: 59131S-1-59131S-8.
- [2] LIN Zai-Ping, ZHOU Yi-Yu, AN Wei, et al. Track-Before-Detect Algorithm Based on Probability Hypothesis Density Smoother [J]. *ACTA OPTICA SINICA*, (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) 2012, 32(10): 1012003-1-1012003-8.
- [3] Ba-Ngu Vo, Ba-Tuong Vo, Nam-Trung Pham, et al. Joint detection and estimation of multiple objects from image observations [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(10): 5129-5141.
- [4] LI Yun-Xiang. Research on Multi-target Tracking Technologies using Random Finite Set [D], (李云湘. 随机有限集多目标跟踪技术研究. 长沙: 国防科技大学). Changsha: National University of Defense Technology, 2016.
- [5] Mahler R, El-Fallah A. An approximate CPHD filter for superpositional sensors: *Proceedings of SPIE Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XXI*, 2012 [C]. Baltimore, MD, USA: SPIE, 2012: 83920K-1-83920K-11.
- [6] Nannuru S, Coates M. Hybrid Multi-Bernoulli and CPHD Filters for Superpositional Sensors [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(4): 2847-2863.

(下转第 384 页)

- 天文研究与技术) 2016, **13**(03): 326-332.
- [16] Feng Baicheng, Li Zhaohui, Shi Yafan, *et al.* Laser ranging with large dynamic range based on dual-mode detectors [J]. *Acta Optica Sinica* (冯百成, 李召辉, 师亚帆, 等. 基于双模式探测器的大动态范围激光测距. 光学学报) 2016, **36**(05): 16-21.
- [17] Xiaoyan Yang, Hao Li, Weijun Zhang, *et al.* Superconducting nanowire single photon detector with on-chip band-pass filter [J]. *Optics Express*, 2014(22), 16267-16272.
- [18] Wei Lu, Michael A. Krainak, Guangning Yang, *et al.* Low-Noise Free-Running High-Rate Photon-Counting for Space Communication and Ranging [J]. *Spie Commercial + Scientific Sensing & Imaging*, 2016, **9858**: 98580S.
- [19] Grein M E, Kerman A J, Dauler E A, *et al.* An optical receiver for the Lunar Laser Communication Demonstration based on photon-counting superconducting nanowires [C]. *Proc. SPIE*. 2015, **9492**: 949208.
- [20] Markman A, Javidi B, Tehranipoor M. Photon-counting security tagging and verification using optically encoded QR codes [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2014, **6**(1): 1-9.
- [21] Destrepes F, Cloutier G. A critical review and uniformized representation of statistical distributions modeling the ultrasound echo envelope [J]. *Ultrasound in medicine & biology*, 2010, **36**(7): 1037-1051.
- [22] Al-Habash M A, Andrews L C, Phillips R L. Mathematical model for the irradiance probability density function of a laser beam propagating through turbulent media [J]. *Optical Engineering*, 2001, **40**(8): 1554-1562.
- [23] Korneev A, Kouminov P, Matvienko V, *et al.* Sensitivity and gigahertz counting performance of NbN superconducting single-photon detectors [J]. *Applied Physics Letters*, 2004, **84**(26): 5338-5340.
- [24] Divochiy A, Marsili F, Bitauld D, *et al.* Superconducting nanowire photon-number-resolving detector at telecommunication wavelengths [J]. *Nature Photonics*, 2008, **2**(5): 302-306.
- [25] Labao Zhang, Sen Zhang, Xu Tao, *et al.* Quasi-Gated Superconducting Nanowire Single-Photon Detector [J]. *IEEE Transactions on Applied Superconductivity*, 2017, **27**(2): 1-6.
- [26] Labao Zhang, Xiachao Yan, Chengtao Jiang, *et al.* SNSPDs on a magnesium fluoride substrate for high system efficiency and ultra-wide band [J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2016, **28**(22): 2522-2525.
- [27] Rosfjord K M, Yang J K W, Dauler E A, *et al.* Nanowire single-photon detector with an integrated optical cavity and anti-reflection coating [J]. *Optics Express*, 2006, **14**(2): 527-534.
- [28] Labao Zhang, Cao Wan, Min Gu, *et al.* Dual-lens beam compression for optical coupling in superconducting nanowire single-photon detectors [J]. *Science bulletin*, 2015, **60**(16): 1434-1438.
- [29] Labao Zhang, Min Gu, Tao Jia, *et al.* Multimode fiber coupled superconductor nanowire single-photon detector [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2014, **6**(5): 1-8.
- [30] ZHANG Sen, TAO Xu, FENG Zhi-Jun, *et al.* Enhanced laser ranging with superconducting nanowire single photon detector for low dark count rate [J]. *Acta Physica Sinica*. (张森, 陶旭, 冯志军, 等. 超导单光子探测器暗计数对激光测距距离的影响. 物理学报), 2016, **65**(18): 320-325.

(上接第 377 页)

- [7] Nannuru S, Coates M, Mahler R. Computationally-Tractable Approximate PHD and CPHD Filters for Superpositional Sensors [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2013, **7**(3): 410-420.
- [8] Papi F, Kim D Y. A particle multi-target tracker for superpositional measurements using labeled random finite sets [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, **63**(16): 4348-4358.
- [9] Papi F, Ba-Ngu Vo, Ba-Tuong Vo, *et al.* Generalized Labeled Multi-Bernoulli Approximation of Multi-Object Densities [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, **63**(20): 5487-5497.
- [10] Clark D, Bell J. Multi-target state estimation and track continuity for the particle PHD filter [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, **43**(4): 1441-1453.
- [11] Mahler R. Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion [M]. BOSTON London: ARTECH HOUSE, INC. 2007: 371-372.