

DOI: 10.7652/xjtuxb201410002

高斯混合扩展目标多伯努利滤波器

张光华^{1,2}, 连峰^{1,2}, 韩崇昭^{1,2}, 姚玲玲^{1,2}

(1. 西安交通大学智能网络与网络安全教育部重点实验室, 710049, 西安;

2. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对杂波环境下多扩展目标跟踪中数据关联过程复杂的问题,提出一种可同时估计扩展目标状态和目标数的高斯混合扩展目标多伯努利(GM-ET-MBer)滤波器,该滤波器无需对测量与扩展目标进行关联。首先采用伯努利随机有限集和泊松随机有限集分别描述扩展目标的状态和观测;然后结合扩展目标状态的预测信息,推导了扩展目标状态的更新方程,并在线性高斯条件下采用高斯混合方法递推地对扩展目标的状态进行估计跟踪。与高斯混合扩展目标概率假设密度(GM-ET-PHD)滤波器相比,GM-ET-MBer 滤波器有效地提高了对目标数的估计精度。仿真结果表明,GM-ET-MBer 滤波器和 GM-ET-PHD 滤波器对目标数估计的标准偏差分别为 0.267 3 和 0.395 3,可知所提滤波器对目标数的估计更稳定。

关键词: 扩展目标跟踪;随机有限集;数据关联;高斯混合

中图分类号: TN929.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2014)10-0009-06

A Gaussian Mixture Extended-Target Multi-Bernoulli Filter

ZHANG Guanghua^{1,2}, LIAN Feng^{1,2}, HAN Chongzhao^{1,2}, YAO Lingling^{1,2}

(1. Ministry of Education Key Lab for Intelligent Networks and Network Security, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A Gaussian mixture extended-target multi-Bernoulli (GM-ET-MBer) filter is proposed to address the complex data association. The filter can simultaneously estimate the state and the number of extended targets without data association between observations and extended targets. States and observations of extended targets are modeled as a Bernoulli random finite set and a Poisson random finite set, respectively. An updated state of extended targets is derived by combining the predicted states, and then, the state of extended targets is recursively estimated in linear Gaussian models. Compared with the Gaussian mixture extended-target probability hypothesis density (GM-ET-PHD) filter, the GM-ET-MBer filter can effectively improve estimation accuracy to the number of extended targets. Simulation results show that estimation of the proposed filter to the number of targets is unbiased and the standard deviations of estimations are 0.267 3 and 0.395 3, respectively, for both the GM-ET-MBer filter and GM-ET-PHD filter.

Keywords: extended-target tracking; random finite set; data association; Gaussian mixture

扩展目标跟踪在沿海监视、机器人定位、自主式武器等近距离跟踪中具有巨大的应用价值^[1-3]。传

统的低分辨率传感器中,由于目标尺寸相对于传感器分辨单元来说很小,只占据一个分辨单元,因此目

收稿日期: 2014-02-20。 作者简介: 张光华(1988—),男,博士生;连峰(通信作者),男,副教授。 基金项目: 国家自然科学基金创新研究群体基金资助项目(61221063,61005026);国家“973 计划”资助项目(2013CB329405)。

网络出版时间: 2014-08-11 网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20140811.1039.003.html>

标一般被视为点目标。随着传感器分辨率的提高,目标会同时占据多个分辨单元,该目标被称为扩展目标。这时,若仍然把扩展目标当作点目标来处理将不再有效,特别是在杂波环境下的多扩展目标跟踪,传统多目标跟踪算法中的数据关联过程将变得非常复杂。

近年来,由于基于随机有限集(RFS)的多目标跟踪算法^[4]可以避免传统多目标跟踪算法中的数据关联过程,因而受到了国内外学者的广泛关注。目前该类算法主要包括概率假设密度(PHD)滤波器^[5-7]、势概率假设密度(CPHD)滤波器^[8-9]和多伯努利(MBer)滤波器^[4,10]。一般地,在线性高斯条件下这类算法采用高斯混合(GM)实现,而在非线性条件下采用序贯蒙特卡洛(SMC)实现。相比 PHD 和 CPHD 滤波器,MBer 滤波器的最大优点是:当采用 SMC 实现时,在状态提取过程中不需要进行聚类运算,有效地降低了算法的计算复杂度。由于可以避免数据关联过程,基于 RFS 的多目标跟踪算法尤其适用于多扩展目标跟踪。Mahler 采用 Gilholm 等建议的扩展目标泊松测量模型^[11],根据有限集合统计(FISST)推导获得了扩展目标概率假设密度(ET-PHD)滤波器^[12],并且 Grandström 等将 ET-PHD 滤波器在线性高斯条件下采用 GM 实现^[13]。随后,Orguner 等同样基于泊松测量模型,根据 FISST 推导获得了扩展目标势概率假设密度(ET-CPHD)滤波器,并将它在线性高斯条件下采用 GM 实现^[14]。相比 GM-ET-PHD 滤波器,GM-ET-CPHD 滤波器对扩展目标状态和目标数的估计精度更优,但它以巨大的计算复杂度为代价。

本文针对杂波环境下多扩展目标跟踪中数据关联复杂的问题,提出一种无需进行测量与扩展目标之间的关联过程即可同时估计扩展目标状态和目标数的高斯混合扩展目标多伯努利(GM-ET-MBer)滤波器。首先采用伯努利随机有限集和泊松随机有限集分别描述扩展目标的状态和观测;然后结合扩展目标状态的预测信息,推导了扩展目标状态的更新方程;最后在线性高斯条件下采用 GM 方法递推地对扩展目标的状态进行估计跟踪。

1 问题描述

记 k 时刻监控区域内扩展目标的状态集可表示为 $\mathbf{X}_k = \{\mathbf{x}_k^{(i)}\}_{i=1}^{N_k}$,其中 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 表示 k 时刻第 i 个扩展目标的状态, N_k 表示 k 时刻扩展目标数。一般在没有说明的情况下,扩展目标的状态是指目标质心的运

动状态,包括位置、速度和加速度。在文献^[1-3]中,扩展目标的状态还包括目标的形状信息。

记 k 时刻单传感器的测量集为 $\mathbf{Z}_k = \{\mathbf{z}_k^{(i)}\}_{i=1}^{M_k}$,其中 $\mathbf{z}_k^{(i)}$ 表示 k 时刻传感器的第 i 个测量, M_k 表示 k 时刻传感器的测量数。需要说明的是,传感器的测量集由源于目标的测量和杂波构成,两者不可区分。 $\mathbf{Z}_k$ 可描述为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{Z}_k^{(1)}(\mathbf{x}_k^{(1)}) \cup \cdots \cup \mathbf{Z}_k^{(N_k)}(\mathbf{x}_k^{(N_k)}) \cup \mathbf{Z}_k^c \quad (1)$$

式中: $\mathbf{Z}_k^{(i)}(\mathbf{x}_k^{(i)})$ 表示 k 时刻第 i 个扩展目标产生的测量集; $\mathbf{Z}_k^c$ 表示 k 时刻的杂波集(c 表示杂波)。

扩展目标跟踪的目的就是给定 1 到 k 时刻的累积测量集 $\mathbf{Z}^k = \{\mathbf{Z}_1, \cdots, \mathbf{Z}_k\}$,进而对扩展目标的状态集 $\mathbf{X}_k = \{\mathbf{x}_k^{(i)}\}_{i=1}^{N_k}$ 进行估计。

2 ET-MBer 滤波器的递推

本文的研究基于如下模型。

模型 1 扩展目标的状态集建模为多伯努利随机有限集。

由文献^[4,10]可知,扩展目标的状态集可建模为多伯努利随机有限集,其概率密度可由多伯努利参数集 $\pi = \{(r_k^{(i)}, p_k^{(i)})\}_{i=1}^{N_k}$ 完全描述,其中 $r_k^{(i)}$ 表示 k 时刻第 i 个扩展目标为真实目标的概率, $p_k^{(i)}$ 表示概率密度, $\sum_{i=1}^{N_k} r_k^{(i)}$ 表示 k 时刻监控区域内扩展目标数的期望。

模型 2 扩展目标的测量建模为泊松随机有限集。

不同于低分辨率传感器中的点目标,单扩展目标会同时产生多个测量。本文采用 Gilholm 等提出的泊松模型来描述单扩展目标的似然函数^[11]

$$L_{\mathbf{Z}_k^{(i)}(\mathbf{x}_k^{(i)})}(\mathbf{x}_k^{(i)}) = e^{-\gamma(\mathbf{x}_k^{(i)})} \prod_{\mathbf{z}_k \in \mathbf{z}_k^{(i)}(\mathbf{x}_k^{(i)})} \gamma(\mathbf{x}_k^{(i)}) \varphi_{\mathbf{z}_k}(\mathbf{x}_k^{(i)}) \quad (2)$$

式中: $\gamma(\mathbf{x}_k^{(i)})$ 表示状态为 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 的扩展目标在 k 时刻产生测量数的期望; $\varphi_{\mathbf{z}_k}(\mathbf{x}_k^{(i)})$ 表示测量为 $\mathbf{z}_k$ 的似然函数。

模型 3 杂波建模为泊松随机有限集。

由于杂波的不确定性,通常将其建模为一个泊松随机有限集,强度为 $\kappa_k(\mathbf{z}_k) = \lambda_k c_k(\mathbf{z}_k)$,其中 λ_k 表示 k 时刻监控区域内杂波数的期望, $c_k(\mathbf{z}_k)$ 表示杂波的概率密度。并且,杂波在监控区域内服从均匀分布。

基于上述模型假设,根据 FISST 理论推导获得了 ET-MBer 滤波器^[15]。其中,ET-MBer 滤波器的预测步与传统点目标 MBer 滤波器的预测步相同

(参见文献[10]中命题 1),ET-MBer 滤波器的更新步由命题 1 给出。

命题 1 假设 k 时刻多扩展目标的预测密度已知,且为多伯努利形式

$$\pi_{k|k-1} = \{(r_{k|k-1}^{(i)}, p_{k|k-1}^{(i)})\}_{i=1}^{N_{k|k-1}} \quad (3)$$

式中: $r_{k|k-1}^{(i)}$ 表示 $k-1$ 时刻第 i 个目标在 k 时刻仍然存在的概率; $p_{k|k-1}^{(i)}$ 表示第 i 个目标的概率密度。那么基于 Gillblom 等建议的扩展目标泊松测量模型,多扩展目标的后验密度可由如下多伯努利形式近似

$$\pi_k \approx \{(r_{L,k}^{(i)}, p_{L,k}^{(i)})\}_{i=1}^{N_{k|k-1}} \cup \{(r_{U,k}(W_k), p_{U,k}(\cdot; W_k))\}_{W_k \in \theta_k \angle Z_k} \quad (4)$$

$$r_{L,k}^{(i)} = r_{k|k-1}^{(i)} \frac{1 - \langle p_{k|k-1}^{(i)}, \bar{p}_{D,k} \rangle}{1 - r_{k|k-1}^{(i)} \langle p_{k|k-1}^{(i)}, \bar{p}_{D,k} \rangle} \quad (5)$$

$$p_{L,k}^{(i)} = p_{k|k-1}^{(i)} \frac{1 - \bar{p}_{D,k}(\mathbf{x}_k^{(i)})}{1 - \langle p_{k|k-1}^{(i)}, \bar{p}_{D,k} \rangle} \quad (6)$$

$$r_{U,k}(W_k) =$$

$$\frac{w_{\theta_k}}{d_{W_k}} \sum_{i=1}^{N_{k|k-1}} [r_{k|k-1}^{(i)} (1 - r_{k|k-1}^{(i)}) \langle p_{k|k-1}^{(i)}, \psi_{W_k} \rangle / (1 - r_{k|k-1}^{(i)} \langle p_{k|k-1}^{(i)}, \bar{p}_{D,k} \rangle)^2] \quad (7)$$

$$p_{U,k}(\cdot; W_k) = \frac{\sum_{i=1}^{N_{k|k-1}} [r_{k|k-1}^{(i)} p_{k|k-1}^{(i)}(\mathbf{x}_k^{(i)}) \psi_{W_k}(\mathbf{x}_k^{(i)}) / \sum_{i=1}^{N_{k|k-1}} \frac{r_{k|k-1}^{(i)}}{1 - r_{k|k-1}^{(i)} \langle p_{k|k-1}^{(i)}, \psi_{W_k} \rangle}] \quad (8)$$

$$\bar{p}_{D,k}(\mathbf{x}_k^{(i)}) = p_{D,k}(\mathbf{x}_k^{(i)}) (1 - e^{-\gamma(\mathbf{x}_k^{(i)})}) \quad (9)$$

$$\psi_{W_k}(\mathbf{x}_k^{(i)}) = p_{D,k}(\mathbf{x}_k^{(i)}) e^{-\gamma(\mathbf{x}_k^{(i)})} \prod_{z_k \in W_k} \frac{\gamma(\mathbf{x}_k^{(i)}) \varphi_{z_k}(\mathbf{x}_k^{(i)})}{\lambda_k c_k(z_k)} \quad (10)$$

$$w_{\theta_k} = \frac{\prod_{W_k \in \theta_k} d_{W_k}}{\sum_{\theta_k \angle Z_k} \prod_{W_k \in \theta_k} d_{W_k}} \quad (11)$$

$$d_{W_k} = \delta_{|W_k|,1} + \sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} [r_{k|k-1}^{(i)} \langle p_{k|k-1}^{(i)}, \psi_{W_k} \rangle / (1 - r_{k|k-1}^{(i)} \langle p_{k|k-1}^{(i)}, \bar{p}_{D,k} \rangle)] \quad (12)$$

以上各式中: $\langle \cdot | \cdot \rangle$ 表示内积运算,即 $\langle \alpha, \beta \rangle = \int \alpha(x) \beta(x) dx$; $|W|$ 表示 W 中的元素个数; $\delta_{i,j}$ 表示若 $i=j$, 则 $\delta_{i,j}=1$, 否则 $\delta_{i,j}=0$; $\theta_k \angle Z_k$ 表示 θ 对集合 Z 的划分^[13]; $\psi_{W_k}(\mathbf{x}_k^{(i)})$ 表示测量单元 W_k 关于状态 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 的似然函数; w_{θ_k} 表示划分 θ_k 对应的权值。

需要说明的是,式(9)中 $e^{-\gamma(\mathbf{x}_k^{(i)})}$ 表示状态为 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 的扩展目标没有产生测量的概率,则 $1 - e^{-\gamma(\mathbf{x}_k^{(i)})}$ 表示状态为 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 的扩展目标至少产生一个测量的概

率;那么结合传感器的检测概率 $p_{D,k}(\mathbf{x}_k^{(i)})$,可知 $p_{D,k}(\mathbf{x}_k^{(i)})(1 - e^{-\gamma(\mathbf{x}_k^{(i)})})$ 表示状态为 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 的扩展目标至少产生一个测量并且被传感器检测到的概率,即 $p_{D,k}(\mathbf{x}_k^{(i)})$ 表示传感器对状态为 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 的扩展目标的有效检测概率。命题 1 是在 $\bar{p}_{D,k}(\mathbf{x}_k^{(i)}) \approx 1$ 的假设条件下获得的。

由命题 1 以可以看出,多扩展目标后验密度 π_k 对应的多伯努利参数集由两部分组成:一是传统航迹对应的多伯努利参数集,对应式(4)中的前一部分;二是测量更新航迹对应的多伯努利参数集,对应式(4)中的后一部分。所有后验假设航迹数为

$$N_k = N_{k|k-1} + \sum_{\theta_k \angle Z_k} |\theta_k| \quad (13)$$

式中: $|\theta_k|$ 表示 θ_k 中的单元数。

3 GM-ET-MBer 滤波器

GM-ET-MBer 滤波器基于如下模型假设。

假设 1 每个扩展目标的状态衍化模型均为线性高斯模型,并且目标之间相互独立。第 i 个扩展目标的状态衍化模型可描述为

$$\mathbf{x}_k^{(i)} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1}^{(i)} + \mathbf{w}_k^{(i)} \quad (14)$$

式中: $\mathbf{F}_{k-1}$ 表示状态转移矩阵; $\mathbf{w}_k^{(i)}$ 表示均值为 $\mathbf{0}$ 、方差为 $\mathbf{Q}_k^{(i)}$ 的高斯过程噪声。

假设 2 扩展目标测量模型为线性高斯模型,且测量之间互不相关。状态为 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 的扩展目标的测量模型可描述为

$$\mathbf{z}_k^{(j)} = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k^{(i)} + \mathbf{v}_k^{(j)} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{H}_k$ 表示测量矩阵; $\mathbf{v}_k^{(j)}$ 表示均值为 $\mathbf{0}$ 、方差为 $\mathbf{R}_k^{(j)}$ 的高斯测量噪声; $j=1, \dots, M_k^{(i)}$, 其中 $M_k^{(i)}$ 表示状态为 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 的扩展目标在 k 时刻产生的测量数。

基于上述线性高斯模型假设,获得了 GM-ET-MBer 滤波器。GM-ET-MBer 滤波器的预测步与传统点目标 GM-MBer 滤波器的预测步相同,下面给出了 GM-ET-MBer 滤波器的更新步。

假设多扩展目标的预测密度 $\pi_{k|k-1}$ 已知,且 $p_{k|k-1}^{(i)}$ 为 GM 形式

$$p_{k|k-1}^{(i)}(\mathbf{x}_k^{(i)}) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}^{(i)}} w_{k|k-1}^{(i,j)} N(\mathbf{x}_k^{(i)}; m_{k|k-1}^{(i,j)}, P_{k|k-1}^{(i,j)}) \quad (16)$$

那么,多扩展目标的更新密度的参数由如下方程给出

$$r_{L,k}^{(i)} = \frac{r_{k|k-1}^{(i)} (1 - \bar{p}_{D,k})}{(1 - r_{k|k-1}^{(i)} \bar{p}_{D,k})} \quad (17)$$

$$p_{L,k}^{(i)}(\mathbf{x}_k^{(i)}) = p_{k|k-1}^{(i)}(\mathbf{x}_k^{(i)}) \quad (18)$$

$$r_{U,k}(W_k) = \frac{w_{\theta_k}}{d_{W_k}} \sum_{i=1}^{N_{k|k-1}} \frac{r_{k|k-1}^{(i)} (1 - r_{k|k-1}^{(i)}) \rho_{U,k}^{(i)}}{(1 - r_{k|k-1}^{(i)} (p_{D,k} - p_{D,k} e^{-\gamma}))^2} \quad (19)$$

$$p_{U,k}(\bullet; W_k) = \frac{\sum_{i=1}^{N_{k|k-1}} \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} w_{U,k}^{(i,j)} N(\mathbf{x}_k^{(i,j)}; \mathbf{m}_{U,k}^{(i,j)}, \mathbf{P}_{U,k}^{(i,j)})}{\sum_{i=1}^{N_{k|k-1}} \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} w_{U,k}^{(i,j)}} \quad (20)$$

$$\rho_{U,k}^{(i)} = p_{D,k} e^{-\gamma} \gamma^{|W_k|} \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(i,j)} \Phi_k^{(i,j)}(W_k) \quad (21)$$

$$w_{U,k}^{(i,j)}(W_k) = \frac{r_{k|k-1}^{(i)}}{1 - r_{k|k-1}^{(i)}} p_{D,k} e^{-\gamma} \gamma^{|W_k|} w_{k|k-1}^{(i,j)} \Phi_k^{(i,j)}(W_k) \quad (22)$$

$$\Phi_k^{(i,j)}(W_k) = \prod_{z_k \in W_k} (\varphi_{z_k}(m_{k|k-1}^{(i,j)}) / \lambda_k C_k(z_k)) \quad (23)$$

单元 W_k 中测量 z_k 对应的概率为

$$\varphi_{z_k}(m_{k|k-1}^{(i,j)}) = N(\mathbf{z}_k; \mathbf{H}_k m_{k|k-1}^{(i,j)}, \mathbf{R}_k + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i,j)} \mathbf{H}_k^T) \quad (24)$$

划分 θ_k 对应的权值为

$$w_{\theta_k} = \frac{\prod_{W_k \in \theta_k} d_{W_k}}{\sum_{\theta_k \in \mathcal{Z}_k} \prod_{W_k \in \theta_k} d_{W_k}} \quad (25)$$

$$d_{W_k} = \delta_{|W_k|,1} + \sum_{i=1}^{N_{k|k-1}} \frac{r_{k|k-1}^{(i)} p_{D,k} e^{-\gamma} \gamma^{|W_k|} \Phi_k^{(i,j)}(W_k)}{1 - r_{k|k-1}^{(i)} \bar{p}_{D,k}} \quad (26)$$

更新步中 GM 项的均值和方差可由标准 Kalman 滤波器的测量更新方程获得

$$\mathbf{m}_{U,k}^{(i,j)}(W_k) = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i,j)} + \mathbf{K}_{U,k}^{(i,j)} (\mathbf{z}_{W_k} - \bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i,j)}) \quad (27)$$

$$\mathbf{P}_{U,k}^{(i,j)} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{U,k}^{(i,j)} \bar{\mathbf{H}}_k) \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i,j)} \quad (28)$$

$$\mathbf{K}_{U,k}^{(i,j)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i,j)} \bar{\mathbf{H}}_k^T (\bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i,j)} \bar{\mathbf{H}}_k^T + \bar{\mathbf{R}}_k)^{-1} \quad (29)$$

式中: $\mathbf{K}_{U,k}^{(i,j)}$ 表示第 i 个目标的第 j 个高斯项的增益矩阵; $\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i,j)}$ 表示第 i 个目标的第 j 个高斯项的一步预测方差矩阵; $\mathbf{z}_{W_k} = [\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_{|W_k|}]^T$; $\mathbf{I}$ 为单位矩阵; $\bar{\mathbf{H}}_k$ 和 $\bar{\mathbf{R}}_k$ 分别表示扩维后的测量矩阵和测量噪声协方差矩阵

$$\bar{\mathbf{H}}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \vdots \\ \mathbf{H}_k \end{bmatrix}_{|W_k| \times 1}, \bar{\mathbf{R}}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_k & & \\ & \ddots & \\ & & \mathbf{R}_k \end{bmatrix}_{|W_k| \times |W_k|} \quad (30)$$

不同于点目标 GM-MBer 滤波器, GM-ET-MBer 滤波器引入了 $\bar{\mathbf{H}}_k$ 和 $\bar{\mathbf{R}}_k$, 式(29)增益矩阵 $\mathbf{K}_{U,k}^{(i,j)}$ 中包含了高维矩阵求逆运算, 其计算量会显著增加。

4 仿真结果

监控区域 $[-1\ 000\ \text{m}, 1\ 000\ \text{m}] \times [-1\ 000\ \text{m}, 1\ 000\ \text{m}]$ 内扩展目标的状态为 $\mathbf{x}_k = [p_{x,k}, p_{y,k}, p_{x,k}, p_{y,k}]^T$, 包括目标质心的位置 $[p_{x,k}, p_{y,k}]^T$ 和速度 $[p_{x,k}, p_{y,k}]^T$ 。目标的状态演化模型为线性高斯模型(参见式(14)), 其中

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_2 & \Delta \mathbf{I}_2 \\ \mathbf{0}_2 & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{Q}_k = \sigma_w^2 \begin{bmatrix} \frac{\Delta^4}{4} \mathbf{I}_2 & \frac{\Delta^3}{2} \mathbf{I}_2 \\ \frac{\Delta^3}{2} \mathbf{I}_2 & \Delta^2 \mathbf{I}_2 \end{bmatrix} \quad (31)$$

式中: $\mathbf{I}_n$ 和 $\mathbf{0}_n$ 分别表示 $n \times n$ 的单位矩阵和零矩阵, 采样周期 $\Delta = 1\ \text{s}$, $\sigma_w = 2\ \text{m/s}^2$ 。扩展目标的测量模型为线性高斯模型(参见式(15)), 其中

$$\mathbf{H}_k = [\mathbf{I}_2 \quad \mathbf{0}_2]; \quad \mathbf{R}_k = \sigma_v^2 \mathbf{I}_2 \quad (32)$$

式中: $\sigma_v = 20\ \text{m}$ 。

扩展目标的存活概率为 $p_{S,k} = 0.99$ 。传感器的检测概率为 $p_{D,k} = 0.99$ 。单个扩展目标每一时刻产生的测量数服从均值为 10 的泊松分布。设新生目标密度为 $\pi_\Gamma = \{(r_\Gamma, p_\Gamma^{(i)})\}_{i=1}^2$, 其中新生目标的概率 $r_\Gamma = 0.1$, 状态 $\mathbf{m}_\Gamma^{(1)} = [250, 250, 0, 0]^T$ 、 $\mathbf{m}_\Gamma^{(2)} = [-250, -250, 0, 0]^T$, 方差 $\mathbf{P}_\Gamma^{(1)} = \mathbf{P}_\Gamma^{(2)} = \text{diag}([100, 100, 25, 25])$ 。杂波数服从均值为 10 的泊松分布, 在监控区域内均匀分布。

在 GM-ET-MBer 滤波器递推算法中, 每一条假设航迹的 GM 项的概率截断阈值 $T = 10^{-3}$, 状态合并阈值 $M = 4\ \text{m}$, GM 项的最大数 $J_{\max} = 100$ 。另外, 为了避免假设航迹数的不断增加, 设其存在概率的阈值 $P = 10^{-3}$, 最大航迹数 $T_{\max} = 50$ 。并且, 测量集的划分采用文献[13]所提出的基于距离的划分方法。

图 1 给出了目标在 x 和 y 轴随时间变化的真实轨迹、测量值和 GM-ET-MBer 滤波器的状态估计; 图 2 给出了每一时刻目标数的真实值和估计值。可以看出, 本文滤波器可对杂波环境下的多个扩展目标的状态和目标数准确估计。针对图 2 中某些时刻目标数估计出现偏差的问题, 建议采用滑动窗来提高其稳定性。

基于上述仿真场景, 通过 500 次蒙特卡洛仿真实验对 GM-ET-MBer 和 GM-ET-PHD 滤波器进行了比较。

(1) 图 3 给出了 2 种滤波器对势估计的统计特性。结果表明, 2 种滤波器对目标数的估计都是无偏的, 而 GM-ET-MBer 滤波器对目标数估计的标

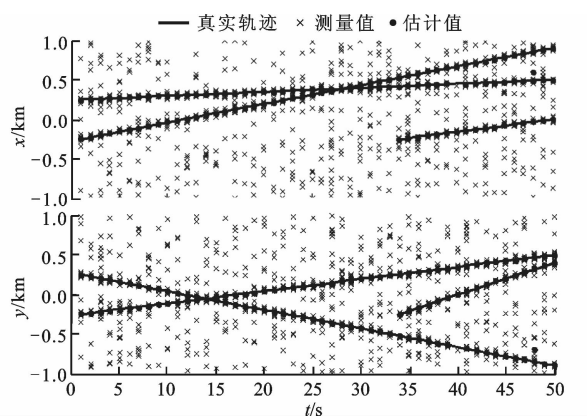


图 1 目标真实轨迹、测量值和 GM-ET-MBer 滤波器状态估计

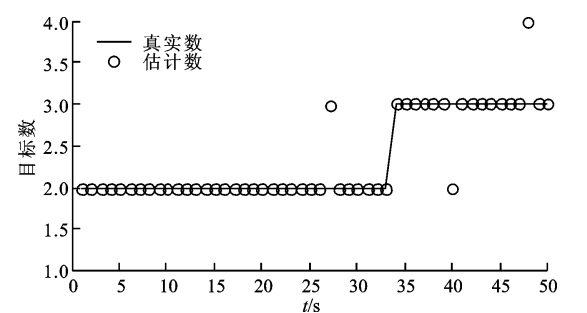


图 2 GM-ET-MBer 滤波器目标数估计

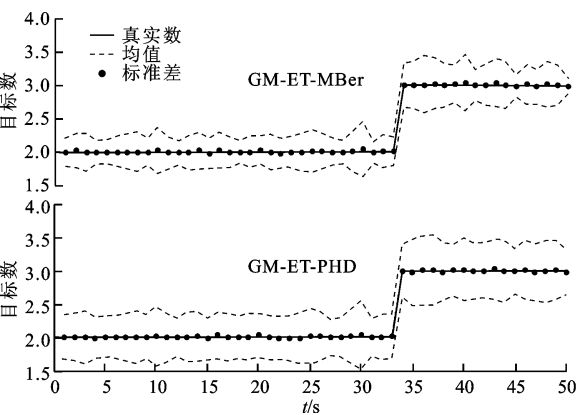


图 3 2 种滤波器的势统计特性

准偏差小于 GM-ET-PHD 滤波器对目标数估计的标准偏差,即前者对目标数的估计更稳定。

(2)本文引入了最优次模型分配(OSPA)距离 $D_{\text{OSPA}}^{[16]}$,用以同时评价 2 个集合之间势和元素的差异性。即对于任意 2 个集合 $X=\{x_1,\cdots,x_m\}$ 和 $Y=\{y_1,\cdots,y_n\}$,它们的 OSPA 距离为

$$D_{\text{OSPA}} = \left\{ \frac{1}{n} \left[\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^m d^{(c)}(x_i, y_{\pi(i)})^p + c^p(n-m) \right] \right\}^{1/p}$$

(33)

其中

$$d^{(c)}(x_i, y_{\pi(i)}) = \min(c, \|x_i - y_{\pi(i)}\|) \quad (34)$$
式中: Π_n 表示集合 $\{1,2,\cdots,n\}$ 的全部排列, $\pi(i)$ 表示其中第 i 种排列方式; c 表示水平调节参数,用于调节集合势误差的影响; p 是距离敏感性参数。

表 1 给出了当杂波数 $\lambda=5,10,15,20,25$ 时 2 种滤波器经 500 次蒙特卡洛仿真实验后的 OSPA 距离均值的比较结果,其中 $p=2,c=200$ 。可以看出:①随着杂波密度的增大,2 种滤波器的 OSPA 距离均逐渐增大;②相同杂波密度条件下,GM-ET-MBer 滤波器的 OSPA 距离稍小于 GM-ET-PHD 滤波器的 OSPA 距离。但由于 GM-ET-MBer 滤波器对目标数估计的标准偏差更小,可知 2 种滤波器对目标状态的估计性能近似。

表 1 2 种滤波器的平均 OSPA 距离随平均杂波数的变化

λ	D_{OSPA}/m	
	GM-ET-MBer	GM-ET-PHD
5	7.899 1	7.979 0
10	9.093 9	9.348 7
15	11.355 3	11.423 2
20	13.674 1	14.471 3
25	16.362 0	17.061 0

综上所述,本文所提的 GM-ET-MBer 滤波器能够对杂波环境下的多扩展目标的状态和目标数进行准确估计。并且,GM-ET-MBer 滤波器与 GM-ET-PHD 滤波器对目标状态的估计性能近似,但是前者对目标数的估计更稳定。

5 结束语

本文采用伯努利随机有限集和泊松随机有限集别描述扩展目标的状态和观测,在线性高斯条件下推导了 GM-ET-MBer 滤波器。仿真结果表明,该滤波器可同时对扩展目标的状态和目标数进行估计;相比 GM-ET-PHD 滤波器,GM-ET-MBer 滤波器对目标数的估计更稳定。

MBer 滤波器的最大优点在于它在状态提取的过程中不需要进行聚类,因此下一步将致力于 SMC-ET-MBer 滤波器的研究。

参考文献:

[1] KOCH J W. Bayesian approach to extended object and cluster tracking using random matrices [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,

- 2008, 44(3): 1042-1059.
- [2] FELDMANN M, FRANKEN D, KOCH J W. Tracking of extended objects and group targets using random matrices [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(4): 1409-1420.
 - [3] 韩玉兰, 朱洪艳, 韩崇昭, 等. 多扩展目标的高斯混合概率假设密度滤波器 [J]. 西安交通大学学报, 2014, 48(4): 95-101.
HAN Yulan, ZHU Hongyan, HAN Chongzhao, et al. Gaussian-mixture probability hypothesis density filter for multiple extended targets [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2014, 48(4): 95-101.
 - [4] MAHLER R. Statistical multisource multitarget information fusion [M]. Norwood, MA, USA: Artech House, 2007.
 - [5] MAHLER R. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178.
 - [6] VO B N, SINGH S, DOUCET A. Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1224-1245.
 - [7] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
 - [8] MAHLER R. PHD filters of higher order in target number [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(4): 1523-1543.
 - [9] VO B T, VO B N, ANTONIO C. Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3553-3567.
 - [10] VO B T, VO B N, CANTONI A. The cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filter and its implementations [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(2): 409-423.
 - [11] GILHOLM K, MASKELL S, SALMOND D, GODSILL S. Poisson models for extended target and group tracking [C]//Proceedings of Signal and Data Processing of Small Targets. San Diego, CA, USA: SPIE, 2005: 1-12.
 - [12] MAHLER R. PHD filters for nonstandard targets: I extended targets [C]//Proceeding of 12th International Conference on Information Fusion. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 915-921.
 - [13] GRANSTRÖM K, LUNDQUIST C, ORGUNER U. A Gaussian mixture PHD filter for extended target tracking [C]//Proceedings of the 13th International Conference on Information Fusion. Edinburgh, UK: EICC, 2010: 1-8.
 - [14] ORGUNER U, LUNDQUIST C, GRANSTRÖM K. Extended target tracking with a cardinalized probability hypothesis density filter [C]//Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 1-8.
 - [15] ZHANG Guanghua, LIAN Feng, HAN Chongzhao. CBMeMber filters for nonstandard targets: I extended targets [C]//Proceedings of the 17th International Conference on Information Fusion. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 1295-1300.
 - [16] 刘伟峰, 文成林. 随机集多目标跟踪性能评价指标比较与分析 [J]. 光电工程, 2010, 37(9): 14-20.
LIU Weifeng, WEN Chenglin. Performance Comparison and analysis of multitarget tracking indices based on random set [J]. Opto-Electronic Engineering, 2010, 37(9): 14-20.
- [本刊相关文献链接]**
- 连峰, 马冬冬, 韩崇昭. 扩展目标联合检测与估计的误差界. 2014, 48(4): 8-14. [doi:10.7652/xjtuxb201404002]
- 韩玉兰, 朱洪艳, 韩崇昭, 等. 多扩展目标的高斯混合概率假设密度滤波器. 2014, 48(4): 95-101. [doi:10.7652/xjtuxb201404017]
- 问翔, 刘宏伟, 包敏. 距离扩展目标回波序列的慢时间谱积累检测器. 2013, 47(10): 18-24. [doi:10.7652/xjtuxb201310004]
- 屠礼芬, 仲思东, 彭祺. 自然场景下运动目标检测与阴影剔除方法. 2013, 47(12): 26-31. [doi:10.7652/xjtuxb201312005]
- 张进华, 郭锋, 洪军, 等. 应用眼电图的人眼注视目标运动信息线性解码方法. 2013, 47(12): 123-129. [doi:10.7652/xjtuxb201312021]
- 李亚超, 周瑞雨, 全英汇, 等. 采用自适应背景窗的舰船目标检测算法. 2013, 47(6): 25-30. [doi:10.7652/xjtuxb201306005]
- 李世忠, 王国宏, 白晶, 等. 压制干扰下雷达网目标概率多假设跟踪算法. 2012, 46(10): 101-106. [doi:10.7652/xjtuxb201210018]
- 张慧, 韩崇昭, 闫小喜. 概率假设密度滤波的谱聚类目标状态提取方法. 2012, 46(2): 1-5. [doi:10.7652/xjtuxb201202001]
- 王静, 黄建国, 侯云山. 采用峰值平均功率比的低信噪比水下多目标检测方法. 2012, 46(2): 124-129. [doi:10.7652/xjtuxb201202021]
- 常国宾, 许江宁, 李安, 等. 迭代无味卡尔曼滤波的目标跟踪算法. 2011, 45(12): 70-74. [doi:10.7652/xjtuxb201112013]

(编辑 刘杨)