

基于SIM-GM-PHD的低可观测目标跟踪算法

郭云飞[†], 潘金星

(杭州电子科技大学 自动化学院, 杭州 310018)

摘要: 针对多传感器协同探测多个低可观测目标问题, 提出一种基于强度叠加的多传感器高斯混合概率假设密度 (SIM-GM-PHD) 滤波器, 并提出目标状态的两步提取策略. 首先, 利用跟踪门对预测强度函数中每个高斯分量选择有效传感器集合; 然后, 利用各传感器量测数据更新其对应的高斯分量, 叠加所有传感器的局部后验强度以及全局漏检强度得到融合后验强度; 最后, 提出目标状态的两步提取策略对目标的个数与状态进行估计. 仿真结果验证了所提出算法的有效性.

关键词: 多传感器多目标跟踪; 低可观测目标; 概率假设密度; 高斯混合

中图分类号: TP953

文献标志码: A

SIM-GM-PHD algorithm for low observable target tracking

GUO Yun-fei[†], PAN Jin-xing

(Automation School, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In order to address the problem of tracking multiple low observable targets with multiple sensors, a superimposed intensity multisensor Gaussian mixture probability hypothesis density (SIM-GM-PHD) filter is proposed, together with a two-step extraction strategy. Firstly, a gate technique is used to choose valid sensors for each Gaussian component of the prediction intensity function. Then, each Gaussian component is updated with measurements from valid sensors, and the fusion posterior intensity is obtained by summing all local posterior intensities, as well as the global miss-detection intensity. Finally, a two-step strategy is proposed to estimate the number and states of the targets. Simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Keywords: Multisensor multitarget tracking; low observable target; probability hypothesis density; Gaussian mixture

0 引言

杂波环境下低可观测目标跟踪一直是预警探测领域的研究热点之一^[1-2]. 国内外学者提出很多有效方法, 如粒子滤波^[3-4]、动态规划^[5]等. 文献[6]提出的基于随机有限集(RFS)理论的概率假设密度(PHD)滤波器, 递归传递多目标状态RFS的一阶矩(或强度函数), 实现了目标个数与状态的同时估计, 而不需要进行复杂的数据关联, 获得广泛关注^[7-10]. 文献[7]和文献[8]分别提出PHD滤波器的序贯蒙特卡罗实现(SMC-PHD)和高斯混合实现(GM-PHD), 其中GM-PHD计算复杂度相对较低. 将PHD应用于多传感器探测系统, 能进一步提高低可观测目标的探测性能. 文献[6]提出多传感器迭代校正PHD(IC-PHD), 该算法采用序贯方式对每个传感器的后验强度进行校正, 其估计性能与传感器的校正顺序有关, 且对

检测概率敏感^[11]. 文献[11]提出了乘积式多传感器PHD(PM-PHD), 对目标个数的估计性能比IC-PHD高且更稳定. 文献[12]提出多传感器多帧数据关联方法, 提高了IC-PHD的鲁棒性. 上述多传感器PHD算法中, IC-PHD的复杂度最低, 更适合工程应用^[11,13]. 为解决杂波环境下多传感器多目标跟踪问题, 本文提出一种基于强度叠加的多传感器GM-PHD(SIM-GM-PHD), 并提出目标状态的两步提取策略. SIM-GM-PHD用高斯混合模型来表示多目标状态RFS的强度函数^[8]. 首先, 利用跟踪门为每个预测高斯分量选择有效传感器集合; 其次, 利用各传感器的量测数据来更新其对应的高斯分量得到局部后验强度, 叠加所有传感器的局部后验强度以及全局漏检强度得到融合后验强度; 最后, 提出目标状态的两步提取策略, 得到目标个数与状态的估计. 所提出方法的创新性

收稿日期: 2016-11-08; 修回日期: 2017-01-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61573123).

作者简介: 郭云飞(1978—), 男, 副教授, 博士, 从事信息融合、目标跟踪等研究; 潘金星(1992—), 男, 硕士生, 从事目标跟踪、随机有限集滤波方法的研究.

[†]通讯作者. E-mail: gyf@hdu.edu.cn

表现在:

1) 仅用有效传感器的量测来更新预测高斯分量, 减少无效传感器的错误更新对探测性能的影响, 有效提高低检测概率下的目标航迹发现概率;

2) 提出目标状态的两步提取策略, 减少了更新过程中虚假航迹个数. 与 IC-PHD 相比, 所提出方法能有效提高低可观测目标航迹发现概率, 跟踪性能更好. 同时, 在计算复杂度上, 所提出算法与 IC-PHD 的 GM 实现 (IC-GM-PHD)^[6,8] 相当.

1 问题描述

考虑 k 时刻有 N_k 个目标在二维探测区域活动, 其中 N_k 是非负的未知变量. 第 t 个目标的状态记为 $x_k^t = [x_{k,t}, \dot{x}_{k,t}, y_{k,t}, \dot{y}_{k,t}]$, $0 \leq t \leq N_k$, $(x_{k,t}, y_{k,t})$ 和 $(\dot{x}_{k,t}, \dot{y}_{k,t})$ 分别表示该目标在 x 、 y 方向的位置和速度, 记全体目标状态集合为 $X_k = \{x_k^i\}_{i=1}^{N_k}$.

假设探测区域内有 M 个时空配准已完成的同质传感器, 每个传感器位置已知且对整个探测区域全覆盖. 在 k 时刻第 q ($1 \leq q \leq M$) 个传感器共有 L_k^q 个量测, 其量测集合记为 $Z_k^q = \{z_{k,i}\}_{i=1}^{L_k^q}$. k 时刻所有传感器的量测集合记为 $Z_k = \{Z_k^i\}_{i=1}^M$, k 个时刻的量测集合记为 $Z_{1:k}$. 在 RFS 框架下, 多目标状态 RFS 及第 q 个传感器的量测 RFS 可以表示为

$$X_k = \left\{ \bigcup_{x_{k-1}^t \in X_{k-1}} S_{k|k-1}(x_{k-1}^t) \right\} \cup \Gamma_k, \quad (1)$$

$$Z_k^q = \left\{ \bigcup_{x_k^t \in X_k} \Theta_k^q(x_k^t) \right\} \cup K_k^q. \quad (2)$$

其中: $S_{k|k-1}(x_{k-1}^t)$ 为 $k-1$ 时刻第 t 个目标在 k 时刻继续存活的状态 RFS, Γ_k 为 k 时刻新生目标的状态 RFS, $\Theta_k^q(x_k^t)$ 为 k 时刻源于第 t 个目标的量测 RFS, K_k^q 为杂波 RFS. 要解决的问题是利用多传感器 k 时刻的量测数据 $Z_{1:k}$ 估计 k 时刻目标状态 RFS 的后验强度, 并通过目标状态提取得到目标个数与状态的估计.

2 SIM-GM-PHD 算法

SIM-GM-PHD 由目标状态 RFS 强度的预测、更新及目标状态提取 3 个步骤组成. 首先, 利用 $k-1$ 时刻的后验强度进行预测, 得到 k 时刻的预测强度; 然后, 叠加各传感器的局部后验强度以及全局漏检强度, 得到 k 时刻的融合后验强度; 最后, 利用 k 时刻的融合后验强度进行目标状态的两步提取, 得到目标个数与状态的估计.

2.1 算法假设条件

1) 目标状态和传感器量测满足线性高斯模型

$$f_{k|k-1}(x_k^t | x_{k-1}^t) = N(x_k^t; F_{k-1}x_{k-1}^t, Q_{k-1}), \quad (3)$$

$$g_k(z_k | x_k^t) = N(z_k; H_k x_k^t, R_k). \quad (4)$$

其中: $f_{k|k-1}(x_k^t | x_{k-1}^t)$ 为目标状态转移密度, $g_k(z_k | x_k^t)$ 为量测似然函数, $N(\cdot; m, P)$ 表示均值为 m 、协方差为 P 的高斯函数, F_{k-1} 为状态转移矩阵, H_k 为量测矩阵, Q_{k-1} 和 R_k 分别为过程和量测的噪声协方差矩阵.

2) $k-1$ 时刻, 状态为 x_{k-1}^t 的目标在 k 时刻以概率 $P_{S,k}$ 存活, 以概率 $1 - P_{S,k}$ 消失. 存活的目标依据概率密度 $f_{k|k-1}(x_k^t | x_{k-1}^t)$ 转移到状态 x_k^t .

3) 每个目标有相同的检测概率 P_d .

4) 杂波个数服从均值为 λ 的泊松分布, 且均匀分布于探测区域.

2.2 预测

SIM-GM-PHD 的预测方程与 GM-PHD 的预测方程相同, 详细公式参见文献 [8]. k 时刻预测强度的高斯混合为

$$v_{k|k-1}(x_{k|k-1}) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} \omega_{k|k-1}^{(i)} N(x_{k|k-1}; m_{k|k-1}^{(i)}, P_{k|k-1}^{(i)}). \quad (5)$$

其中: $J_{k|k-1}$ 为预测高斯分量总个数, $\omega_{k|k-1}^{(i)}$ 、 $m_{k|k-1}^{(i)}$ 、 $P_{k|k-1}^{(i)}$ 分别为第 i 个预测高斯分量的权重、均值和协方差.

2.3 基于 SIM 的更新

在 GM-PHD 中, 传感器个数为 1, k 时刻量测为 Z_k^1 , 后验强度 $v_k^*(x_k)$ 由漏检强度 $v_{k|k,(m)}^*(x_k)$ 和检测到的强度 $v_{k|k,(d)}^*(x_k)$ 组成, 即

$$v_k^*(x_k) = v_{k|k,(m)}^*(x_k) + v_{k|k,(d)}^*(x_k). \quad (6)$$

其中

$$v_{k|k,(m)}^*(x_k) = (1 - P_d) v_{k|k-1}(x_{k|k-1}), \quad (7)$$

$$v_{k|k,(d)}^*(x_k) = \sum_{z \in Z_k^1} \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} \omega_k^{(i)}(z) N(x_k; m_k^{(i)}(z), P_k^{(i)}), \quad (8)$$

$$\omega_k^{(i)}(z) = \frac{P_d \omega_{k|k-1}^{(i)} g_k(z | m_{k|k-1}^{(i)})}{\lambda u(z) + P_d \sum_{t=1}^{J_{k|k-1}} \omega_{k|k-1}^{(t)} g_k(z | m_{k|k-1}^{(t)})}, \quad (9)$$

$$m_k^{(i)}(z) = m_{k|k-1}^{(i)} + K_k^{(i)}(z - H_k m_{k|k-1}^{(i)}), \quad (10)$$

$$P_k^{(i)} = [I - K_k^{(i)} H_k] P_{k|k-1}^{(i)}, \quad (11)$$

$$K_k^{(i)} = P_{k|k-1}^{(i)} H_k^T (H_k P_{k|k-1}^{(i)} H_k^T + R_k)^{-1}, \quad (12)$$

$u(z)$ 为杂波空间分布概率密度函数.

本文利用加权融合的思想,将GM-PHD运用于多传感器,提出了SIM-GM-PHD. 类似于式(6),SIM-GM-PHD的后验强度 $v_k(x_k)$ 由全局漏检强度和检测到的强度组成,即

$$v_k(x_k) = v_{k|k,(m)}(x_k) + \sum_{q=1}^M v_{k|k,(d)}^q(x_k). \quad (13)$$

其中: $v_{k|k,(m)}(x_k)$ 为全局漏检强度, $v_{k|k,(d)}^q(x_k)$ 为第 q 个传感器的局部后验强度. 多传感器下

$$v_{k|k,(m)}(x_k) = (1 - P_d)^M v_{k|k-1}(x_{k|k-1}). \quad (14)$$

考虑到GM-PHD的更新过程,利用每个量测对预测强度函数中每个高斯分量进行更新,当检测概率较低,若按照这种更新方法来计算各传感器的局部后验强度,则融合后的结果会受到漏检传感器的影响,导致目标个数估计不准. 为了充分利用各传感器的有效量测信息,减少无效量测对估计性能的影响,本文利用跟踪门为预测强度函数中每个高斯分量选择有效传感器集合,然后在每个传感器的局部更新过程中只对其对应的高斯分量进行更新,即

$$v_{k|k,(d)}^q(x_k) = \sum_{z \in Z_k^q} \sum_{i \in \Phi_k^q} \frac{\omega_k^{(i)}(z) N(x_k; m_k^{(i)}(z), P_k^{(i)})}{|\Pi_k^{(i)}|}. \quad (15)$$

其中: $\Pi_k^{(i)}$ 为第 i 个预测高斯分量的有效传感器集合, $|\Pi_k^{(i)}|$ 为 $\Pi_k^{(i)}$ 的势; Φ_k^q 为第 q 个传感器对应的预测高斯分量索引集合, $\Phi_k^q = \bigcup_{i=1}^{J_{k|k-1}} \{i | q \in \Pi_k^{(i)}\}$. $\Pi_k^{(i)}$ 计算方法如下:

$$\Pi_k^{(i)} = \bigcup_{q=1}^M \{q | \exists z_{k,j} \in Z_k^q, \text{使 } J_{z_{k,j}}^{(i)} \leq g\}; \quad (16)$$

$$J_{z_{k,j}}^{(i)} = [\delta_{z_{k,j}}^{(i)}]^T [S_k^{(i)}]^{-1} \delta_{z_{k,j}}^{(i)}, \quad (17)$$

$$\delta_{z_{k,j}}^{(i)} = z_{k,j} - H_k m_{k|k-1}^{(i)}, \quad (18)$$

$$S_k^{(i)} = H_k P_{k|k-1}^{(i)} H_k^T + R_k. \quad (19)$$

其中: g 为跟踪门参数,由正确量测落入跟踪门内的概率 P_G 确定,满足概率分布函数 $P(\chi_D^2 \leq g) = P_G$, χ_D^2 为服从 D 维的卡方分布, D 为 $z_{k,j}$ 的维数. 与式(8)进行对比可以发现,式(15)在单个传感器的局部更新过程中,仅更新了该传感器对应的预测高斯分量. 结合式(13)可知,所提出算法在各传感器为同质传感器的假设下,根据各预测高斯分量的有效传感器个数对高斯分量的更新结果取平均.

每个传感器的量测数据局部更新后,都会导致高斯分量的个数增多,因此,在得到融合后验强度后需

要进行高斯分量的低权重修剪和临近合并,限制高斯分量个数以减少计算负担. 最终得到 k 时刻更新后的高斯分量集合 $\{\omega_k^{(i)}, m_k^{(i)}, P_k^{(i)}\}_{i=1}^{J_k}$.

2.4 目标状态两步提取

考虑到所提出算法的更新步骤中仅使用有效传感器的量测数据更新对应的预测高斯分量,会导致融合后验强度中由杂波量测更新的强度比重增大,因此,本文提出一种两步目标状态提取策略. 该策略通过计算第1步提取的各状态存在概率,结合自适应门限对虚假目标状态进行剔除,从而避免了杂波更新强度比重增大时目标个数估计不准的问题. 首先,设置权重阈值,提取融合强度中的高斯分量作为目标状态的预估计;然后,计算预估计目标状态的存在概率,并利用自适应门限得到目标状态估计,进而得到目标个数估计.

Step 1 目标状态预估计. 根据 k 时刻高斯分量表示的融合后验强度,依据下式提取高斯分量:

$$\hat{Y}_k = \bigcup_{i=1}^{J_k} \{\omega_k^{(i)}, m_k^{(i)}, P_k^{(i)}\} | \omega_k^{(i)} > W_T, \quad (20)$$

其中 W_T 为预估计状态权重阈值. 当 $\hat{Y}_k$ 非空,其每个高斯分量的均值 $m_k^{(j)}$ 都可能是真实目标的状态时,记 $m_k^{(j)}$ 为预估计目标状态.

Step 2 目标状态提取. 首先计算预估计目标状态 $m_k^{(j)} (m_k^{(j)} \in \hat{Y}_k)$ 的存在概率

$$P_e^{(j)} = \frac{|\Xi_{\hat{Y}_k}^{(j)}|}{MP_k(q \in \Xi_{\hat{Y}_k}^{(j)})}. \quad (21)$$

其中 $\Xi_{\hat{Y}_k}^{(j)}$ 为第 j 个预估计目标状态的有效传感器集合,计算方法与式(16)~(19)相似,且跟踪门参数相同. $|\Xi_{\hat{Y}_k}^{(j)}|$ 为 $\Xi_{\hat{Y}_k}^{(j)}$ 的势, $P_k(q \in \Xi_{\hat{Y}_k}^{(j)})$ 为第 q 个传感器属于 $\Xi_{\hat{Y}_k}^{(j)}$ 的概率,即

$$P_k(q \in \Xi_{\hat{Y}_k}^{(j)}) = 1 - (1 - P_d P_G)[1 - P_{k,q}^{(j)}(c)]. \quad (22)$$

c 为杂波落入预估计目标状态的跟踪门内的事件, $P_{k,q}^{(j)}(c)$ 为对第 q 个传感器, k 时刻有杂波落入第 j 个预估计目标状态跟踪门内的概率. 由全概率公式得

$$P_{k,q}^{(j)}(c) = \sum_{\beta_k=1}^{L_k^q} P_k^{(j)}(c | \beta_k) P(\beta_k) = \sum_{\beta_k=1}^{L_k^q} \left[1 - \left(1 - \frac{S_{C_k}^{(j)}}{S_G} \right)^{\beta_k} \right] \frac{\lambda^{\beta_k}}{\beta_k!} e^{-\lambda}. \quad (23)$$

β_k 为 k 时刻杂波数, $S_{C_k}^{(j)}$ 为 k 时刻第 j 个预估计目标状态的跟踪门大小, S_G 为观测区域大小.

下面,根据预估计目标状态的存在概率利用自适应门限得到目标状态 $\hat{X}_k$ 与目标个数 $\hat{N}_k$ 的估计,即

$$\hat{X}_k = \bigcup_{m_k^{(j)} \in \hat{Y}_k} \left\{ \underbrace{[m_k^{(j)}, \dots, m_k^{(j)}]_{\text{round}(\omega_k^{(j)})}}_{\text{round}(\omega_k^{(j)})} \mid P_e^{(j)} > \eta(M) \right\}, \quad (24)$$

$$\hat{N}_k = \sum_{m_k^{(j)} \in \hat{X}_k} \text{round}(\omega_k^{(j)}). \quad (25)$$

其中: $\eta(M)$ 为估计目标状态的自适应提取门限, $\eta(M) = \text{fix}(M/2)/M$, $\text{fix}(\cdot)$ 为向零取整, $\text{round}(\cdot)$ 为取最近整数.

利用 SIM-GM-PHD 估计目标状态 RFS 的融合后验强度, 结合目标状态两步提取策略, 可以有效估计目标个数, 提高检测跟踪性能.

2.5 计算复杂度分析

SIM-GM-PHD 的计算过程主要分为 3 个步骤, 分别为有效传感器筛选、各传感器局部更新以及两步目标状态提取, 各步骤的时间频度分别为

$$\begin{aligned} T^{(1)} &\leq J_{k-1}|Z_k|, \\ T^{(2)} &\leq J_{k-1}|Z_k|, \\ T^{(3)} &\leq 2|\hat{Y}_k||Z_k| \leq 2J_{k-1}|Z_k|. \end{aligned}$$

其中: J_{k-1} 为 $k-1$ 时刻后验强度 $v_{k-1}(x_{k-1})$ 中高斯分量总个数, $|Z_k| = \sum_{q=1}^M L_k^q$ 为 M 个传感器在 k 时刻总的量测个数, $|\hat{Y}_k|$ 为预估计目标状态个数. 可得所提出算法的时间频度为

$$\begin{aligned} T'(J_{k-1}, |Z_k|) &= T^{(1)} + T^{(2)} + T^{(3)} \leq \\ &J_{k-1}|Z_k| + J_{k-1}|Z_k| + 2J_{k-1}|Z_k| = \\ &O(J_{k-1}|Z_k|). \end{aligned} \quad (26)$$

由 IC-GM-PHD 的复杂度 $O(J_{k-1}|Z_k|)^{[6,14]}$ 可知, 所提出算法的计算复杂度与 IC-GM-PHD 相当.

3 仿真分析

仿真设置了杂波环境下多传感器协同探测多个低可观测目标的应用场景, 利用所提出算法实现了对目标个数与状态的实时估计. 分析了检测概率、传感器个数对所提出算法检测跟踪性能的影响. 通过与 IC-GM-PHD^[6,8] 相比较, 验证了所提出算法在低检测概率下具有更好的检测跟踪性能.

3.1 参数设置

探测区域为 $[-500, 500] \text{ m} \times [-500, 500] \text{ m}$, 场景内共有 3 个目标, 每个目标作近似匀速直线运动, 目标出现时间、消失时间及初始状态如表 1 所示. 每个目标取相同的过程噪声, 过程噪声在 x, y 方向的标准差为 $\sigma_v = 0.1 \text{ m/s}^2$, 采样间隔 $T = 1 \text{ s}$. 状态转移矩阵 F_{k-1} 和过程噪声协方差 Q_{k-1} 分别为

$$\begin{aligned} F_{k-1} &= \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes I_2, \\ Q_{k-1} &= \sigma_v^2 \begin{bmatrix} \frac{T^4}{4} & \frac{T^3}{2} \\ \frac{T^3}{2} & T^2 \end{bmatrix} \otimes I_2. \end{aligned}$$

其中: $\otimes$ 为 Kronecker 积, I_2 为二阶单位矩阵.

表 1 目标场景设置

目标编号	初始位置/m	初始速度/(m/s)
1	(100, 200)	(-4, -13)
2	(300, -350)	(-12, 15)
3	(-400, -300)	(8, 14)

探测区域内传感器个数 $M = 5$, 均位于探测区域坐标原点, 传感器量测值为目标的位置. 量测噪声在 x, y 方向的标准差为 $\sigma_z = 10 \text{ m}$, 检测概率 $P_d = 0.7$, 杂波个数 $\lambda = 10$, 其空间分布已假设为均匀分布. 传感器量测矩阵和量测噪声协方差分别为

$$H_k = [1 \ 0] \otimes I_2, \quad R_k = \sigma_z^2 I_2.$$

正确量测落入跟踪门内的概率 $P_G = 0.99$, 跟踪门参数 $g = 9.2$, 目标生存概率 $P_s = 0.98$, 高斯权重修剪阈值 $T_p = 10^{-4}$, 合并阈值 $T_m = 4 \text{ m}$, 高斯分量最大个数 $J_m = 100$, 预估计状态权重阈值 $W_T = 0.5$. 新生目标强度函数为 $\gamma_k(x_k) = \sum_{i=1}^3 0.1N(x_k; m_\gamma^{(i)}, P_\gamma)$, 其中 $m_\gamma^{(1)} = [100, 0, 200, 0]^T$, $m_\gamma^{(2)} = [300, 0, -350, 0]^T$, $m_\gamma^{(3)} = [-400, 0, -300, 0]^T$, $P_\gamma = \text{diag}(100, 225, 100, 225)$. 蒙特卡罗仿真次数为 100, 每次仿真时间为 50 s. 计算机参数如下: Intel (R) Core (TM) i5-2450 CPU @ 2.50 GHz, 内存 6.00 GB, 64 位操作系统; 仿真软件为 Matlab 2015a.

3.2 算法性能分析

图 1 给出了真实的与估计的目标航迹, 以及单传感器的量测数据. 可以看出, 所提出方法可以有效跟踪低可观测目标.

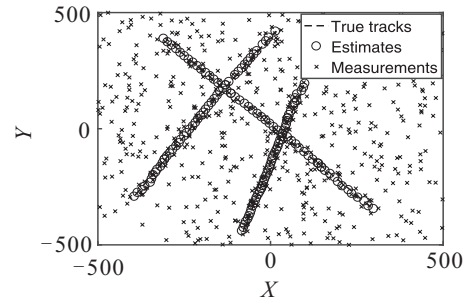


图 1 SIM-GM-PHD 单次仿真效果

进一步, 将所提出算法与 IC-GM-PHD 进行比较, 分析检测概率、传感器个数等参数对算法性能的影响. 性能指标为: 目标个数估计, 平均 OSPA 距离, 单帧

计算耗时. 其中平均OSPA距离为

$$\bar{D}_p^{(c)} = \frac{1}{LK} \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^K \bar{d}_p^{(c)}(X_k, \hat{X}_{l,k}).$$

L 、 K 分别为蒙特卡罗仿真次数和仿真时间, $\hat{X}_{l,k}$ 为第 l 次蒙特卡罗仿真第 k 时刻的目标状态估计集合, $\bar{d}_p^{(c)}(X_k, \hat{X}_{l,k})$ 为集合 X_k 与 $\hat{X}_{l,k}$ 之间的OSPA距离, 定义^[15]如下:

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

X, Y 为任意有限子集, 维数分别为 m 和 n ; A_n 为 $\{1, 2, \dots, n\}$ 的所有排列组成的集合; $d^{(c)}(x, y) = \min\{c, d(x, y)\}$, $d(x, y) = \|x - y\|$, c 和 p 分别为截断距离和评价指标阶数, $c > 0, 1 \leq p < \infty$. 本文仿真设置 $c = 20 \text{ m}$, $p = 2$.

图2和图3分别给出了两种算法在不同检测概率(传感器个数 $M = 5$)和不同传感器个数(检测概率 $P_d = 0.7$)下的目标个数估计. 由图2可以看出, 在目标个数估计性能方面, 所提出算法对检测概率的变化具有更好的鲁棒性, 在检测概率较低时($P_d = 0.7$)仍能正确估计目标个数. 这是因为所提出算法排除了无效传感器对高斯分量的更新. 不同时刻不同预测高斯分量的有效传感器集合都是动态变化的, 如第5个时刻, 第2个高斯分量的有效传感器集合为 $\{1, 3, 4\}$, 其无效传感器集合为 $\{2, 5\}$. 由图3可以看出, 两种算法的目标个数估计性能与传感器个数相关性较弱.

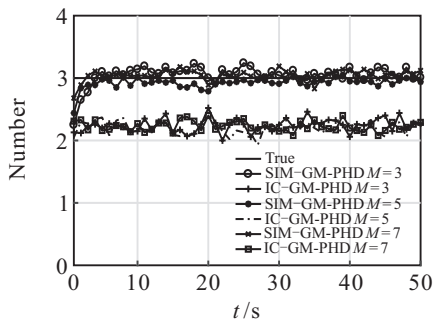


图2 不同检测概率下的目标个数估计($M = 5$)

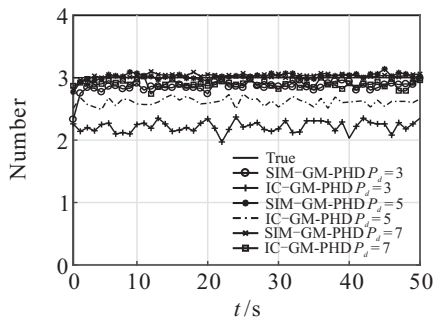


图3 不同传感器个数下的目标个数估计($P_d = 0.7$)

图4和图5分别给出了两种算法在不同检测概率(传感器个数 $M = 5$)和不同传感器个数(检测概率 $P_d = 0.7$)下的平均OSPA距离. 由图4可以看出, 当检测概率小于0.8时, 所提出算法的平均OSPA距离比IC-GM-PHD小, 当检测概率大于0.8时, 随着检测概率增加, 两者的平均OSPA距离逐渐接近. 由图5可以看出, 传感器个数的增加可以降低平均OSPA距离, 其中SIM-GM-PHD的平均OSPA距离始终比IC-GM-PHD的平均OSPA距离小, 且下降更快.

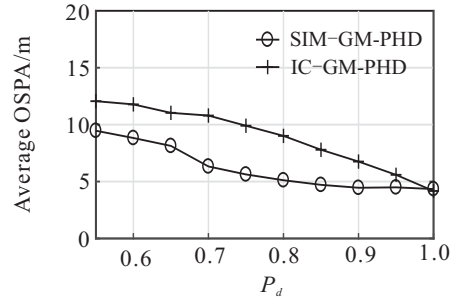


图4 不同检测概率下的平均OSPA距离($M = 5$)

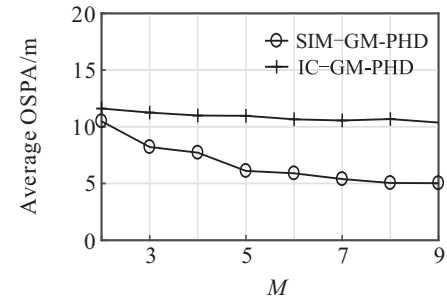


图5 不同传感器个数下的平均OSPA距离($P_d = 0.7$)

图6给出了两种算法在不同传感器个数下的单次运行平均耗时曲线. 可以看出, 两种算法计算耗时均随传感器个数增加呈线性增长. 当 $M < 8$ 时, 所提出算法耗时较少, 这是因为所提出算法去除了无效传感器量测对高斯分量的更新过程, 减少了计算耗时.

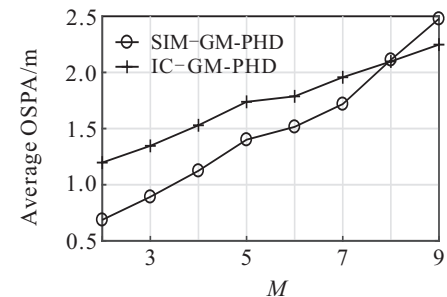


图6 算法耗时比较($P_d = 0.7$)

4 结论

本文针对多传感器协同探测低可观测目标问题, 提出了SIM-GM-PHD算法. 该算法在各个预测高斯分量更新过程中, 仅使用有效传感器量测集合进行更新, 并通过多传感器局部后验强度叠加改善了探测性

能.同时,在目标状态提取过程中考虑目标状态存在概率,提出两步提取策略,改善了估计性能.在实时性能上,该算法与IC-GM-PHD大体相当.

下一步将进行所提出算法在非均匀杂波以及非同质传感器下的研究.

参考文献(References)

- [1] Bar-Shalom Y, Kirubarajan T, Lin X. Probabilistic data association techniques for target tracking with applications to sonar, radar and EO sensors[J]. IEEE Aerospace & Electronic Systems Magazine, 2005, 20(8): 37-56.
- [2] 孙殿星, 王国宏, 李迎春, 等. 距离多假目标干扰下低可观测目标跟踪处理[J]. 电子学报, 2016, 44(4): 826-837.
(Sun D X, Wang G H, Li Y C, et al. Low observable target tracking processing in the presence of multi-range-false-target jamming[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(4): 826-837.)
- [3] 吴瑕, 陈建文, 鲍拯, 等. 混合估计多模粒子滤波的机动弱目标检测前跟踪算法[J]. 控制与决策, 2014, 29(3): 523-527.
(Wu X, Chen J W, Bao Z, et al. Track-before-detect for maneuvering weak target based on mixture estimation of multi model particle filter algorithm[J]. Control and Decision, 2014, 29(3): 523-527.)
- [4] Radosavljevic Z, Musicki D, Kovacevic B, et al. Integrated particle filter for target tracking in clutter[J]. IET Radar Sonar Navigation, 2015, 9(8): 1063-1069.
- [5] Grossi E, Lops M, Venturino L. A novel dynamic programming algorithm for track-before-detect in radar systems[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2013, 61(10): 2608-2619.
- [6] Mahler R. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments[J]. IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [7] Vo B N, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo methods for multitarget filtering with random finite sets[J]. IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems, 2005, 41(4): 1224-1245.
- [8] Vo B N, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [9] 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.)
- [10] Dehkordi M Y, Azimifar Z. Novel N -scan GM-PHD-based approach for multi-target tracking[J]. IET Signal Processing, 2016, 10(5): 493-503.
- [11] Mahler R. Approximate multisensor CPHD and PHD filters[C]. The 13th Conf on Information Fusion(FUSION). Edinburgh, 2010: 1-8.
- [12] Battistelli G, Chisci L, Morrocchi S, et al. Robust multisensor multitarget tracker with application to passive multistatic radar tracking[J]. IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems, 2012, 48(4): 3450-3472.
- [13] 杨威, 付耀文, 龙建乾, 等. 基于有限集统计学理论的目标跟踪技术研究综述[J]. 电子学报, 2012, 40(7): 1440-1448.
(Yang W, Fu Y W, Long J Q, et al. The FISST-based target tracking techniques: A survey[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(7): 1440-1448.)
- [14] Pasha S A, Vo B N, Tuan H D, et al. A Gaussian mixture PHD filter for jump Markov system models[J]. IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems, 2009, 45(3): 919-936.
- [15] Schuhmacher D, Vo B T, Vo B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2008, 56(8): 3447-3457.

(责任编辑: 孙艺红)

《控制与决策》被评为“2017中国最具国际影响力学术期刊”

本刊讯 2017年11月22日~23日,由中国期刊协会、中国科学技术期刊编辑学会、中国高校科技期刊研究会、全国高等学校文科学报研究会、《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司等5家单位联合主办、同方知网承办的“2017中国学术期刊未来论坛”在北京会议中心隆重举行.中国学术期刊(光盘版)电子杂志社有限公司和清华大学图书馆在会上联合发布了《2017中国学术期刊国际引证年报》,公布了2017年度“中国最具国际影响力学术期刊”和“中国国际影响力优秀学术期刊”名单.从此次大会上获悉,《控制与决策》在“2017中国学术期刊影响因子年

报”全国3818种自然科学与工程技术类期刊中,国际影响力指数排名TOP5%,被评为“2017中国最具国际影响力学术期刊”;在133种自动化技术、计算机技术类期刊中影响力指数排名第6,位居Q1区.

“国际影响力品牌期刊”的遴选采用更为科学的综合评价指标——期刊影响力指数(CI),该指数同时考虑了期刊影响因子(IF)、总被引频次(TC)两个指标,有效避免了使用影响因子单指标评价期刊的局限性,可综合反映学术期刊的学术影响力和质量水平.“最具”、“优秀”分别选自按CI正排序的TOP5%和TOP5%~TOP10%期刊.