

自适应目标新生强度的 SMC-PHD/CPHD 滤波

秦 岭, 黄心汉

(华中科技大学 自动化学院, 武汉 430074)

摘要: 提出一种基于量测驱动的自适应目标新生强度 PHD/CPHD 滤波算法. 该算法认为新生目标是不可检测的, 有效地克服了归一化失衡问题; 同时, 基于量测驱动自适应设计目标新生强度, 利用 PHD/CPHD 滤波分别递归估计存活目标和新生目标的状态及其数目. 最后, 在序列蒙特卡罗框架下实现了该 PHD/CPHD 滤波算法. 算例结果表明, 改进算法可以有效地实时跟踪多个机动目标的状态和数目, 应用前景较好.

关键词: 多目标跟踪; 概率假设密度滤波; 量测驱动; 粒子滤波; 归一化失衡

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Adaptive target birth intensity for SMC-PHD/CPHD filtering

QIN Ling, HUANG Xin-han

(School of Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China. Correspondent: QIN Ling, E-mail: popularqin@163.com)

Abstract: The PHD/CPHD filter with the adaptive target birth intensity driven by measurements is proposed. The result that the newborn targets are not always detected can solve the problem of normalized unbalance. The adaptive target birth intensity can be designed based on measurement-driven and the estimated state and number of persistent targets, and the newborn targets are propagated separately by using the PHD/CPHD filter. The SMC implementation of the improved PHD/CPHD filter is described. The numerical simulation results show that the improved algorithms can efficiently and instantaneously estimate the number of targets and their states, and have great application prospect.

Keywords: multi-target tracking; PHD filter; measurement-driven; particles filter; normalized unbalance

0 引 言

概率假设密度 (PHD) 滤波算法^[1]能有效避免贝叶斯滤波过程中需要求取多维积分等问题, 因此, PHD 滤波逐渐成为了实际工程应用的研究热点^[2-4]. 而势概率假设密度 (CPHD) 滤波算法^[5]能充分利用多目标密度的大部分信息, 并且不需要限定目标的数目服从泊松分布, 所以, CPHD 滤波估计结果具有更好的稳定性和准确性^[6]. 通常采用序列蒙特卡罗 (SMC)^[7-8]方法、高斯混合 (GM)^[9-10]方法以及相应的改进算法^[11-15]对 PHD/CPHD 进行实现. 其中, 基于 SMC 的粒子滤波 (PF) 方法可以为 PHD/CPHD 滤波提供更为一般的实现框架. 但是, 在其实现过程中需要从目标新生强度中抽取样本粒子. 在实际中, 目标新生强度需要覆盖整个状态空间, 因此先验已知的目标新生强度是毫无意义的. 针对此问题, 文献 [16] 对目

标新生强度的可量测部分采用均匀分布近似, 不可量测部分则采用高斯分布表示, 进而推导出后验 PHD/CPHD 的高斯混合逼近. 文献 [17-18] 采用量测驱动的方法产生新生粒子, 即反演每一时刻量测点的位置信息用于近似目标新生强度函数, 再分别对存活粒子与新生粒子进行 PHD/CPHD 滤波, 从而得到目标的数目和状态估计. 然而, 在更新过程中存在着归一化失衡问题, 即量测驱动产生的新生粒子具有相等的权值, 其大小由新生目标期望数决定, 而与量测新息无关. 当期望数值较大时, 会导致在权值归一化中权值较小的存活目标发生丢失, 从而引起滤波精度下降. 对此, 文献 [19] 指出产生归一化失衡的原因是由于新生目标的期望数包含了所有量测的信息, 导致信息的不对等, 并提出了一种修正归一化因子的改进 GM-PHD 滤波算法. 但是, 这种启发式算法没有真正地解

收稿日期: 2015-07-15; 修回日期: 2015-10-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61370180).

作者简介: 秦岭(1976-), 男, 博士生, 从事目标跟踪、信息融合的研究; 黄心汉(1946-), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、信息融合等研究.

决归一化失衡问题,其原因在于没有考虑到用于驱动的量测不仅可能来源于存活目标或者新生目标,还有可能是由杂波或者虚警所产生的.当由杂波反演产生的新生粒子的权值较大时,也有可能引起跟踪失败.

基于以上的研究,本文做了如下工作:首先,从新生目标不可检测出发,推导了基于量测驱动的自适应目标新生强度的 PHD/CPHD 滤波算法,有效地避免了归一化失衡问题.其次,在 SMC 框架下实现了 PHD/CPHD 滤波算法,并且在实现过程中,通过标注由存活目标引起的量测来解决过估计问题,然后利用后续时刻的量测,对似然概率大于阈值的新生目标进行回溯,从而得到上一时刻的新生目标估计数目.算例仿真结果表明,与文献[18]所提出的滤波算法相比,本文所提出的滤波算法不仅消除了归一化失衡问题,而且还可以实时有效地跟踪多目标的变化,滤波精度和稳定性较好.

1 自适应 PHD 滤波

简记 PHD 函数 $D_{k|k}(\mathbf{x}|\mathbf{Z}_{1:k}) = D_{k|k}(\mathbf{x})$, 并且忽略衍生目标,则在 k 时刻,标准 PHD 滤波的预测和更新方程可以分别表示为

$$D_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \gamma_{k|k-1}(\mathbf{x}) + \langle p_S(\cdot)D_{k-1}(\cdot), \pi_{k|k-1}(\mathbf{x}|\cdot) \rangle, \quad (1)$$

$$D_k(\mathbf{x}) = [1 - p_D(\mathbf{x})]D_{k|k-1}(\mathbf{x}) + \sum_{z \in \mathbf{Z}_k} \frac{p_D(\cdot)g_k(z|\cdot)D_{k|k-1}(\cdot)}{L(z)}. \quad (2)$$

其中:归一化因子为

$$L(z) = \kappa_k(z) + \langle p_D g_k(z|\cdot), D_{k|k-1}(\cdot) \rangle, \quad (3)$$

$\gamma_{k|k-1}(\mathbf{x})$ 为新生目标的概率强度函数, $p_S(\mathbf{x})$ 为目标存活概率, $\pi_{k|k-1}(\mathbf{x}|\cdot)$ 为存活目标由时刻 $k-1$ 到时刻 k 的状态转移密度函数, $p_D(\mathbf{x})$ 为目标检测概率, $g_k(z|\mathbf{x})$ 为量测似然函数, $\kappa_k(z)$ 为杂波的 PHD 函数,内积表示为 $\langle f, g \rangle = \int f(x)g(x)dx$.

当目标新生强度未知时,首先基于量测驱动提出一种自适应目标新生强度函数的 PHD 滤波.

1.1 预测

假设目标状态变量 \mathbf{x} 由机动目标状态特征向量 \mathbf{y} (例如位移、速度等) 和标识符 β 组成,即 $\mathbf{x} = (\mathbf{y}, \beta)$, 其中 $\beta \in \{0, 1\}$, 且 $\beta = 0$ 为存活目标, $\beta = 1$ 为新生目标.显然,新生目标状态只与当前时刻有关,而与过去时刻无关,则在 k 时刻目标新生强度可以表示为

$$\gamma_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \gamma_{k|k-1}(\mathbf{y}, \beta) = \begin{cases} \gamma_{k|k-1}(\mathbf{y}), & \beta = 1; \\ 0, & \beta = 0. \end{cases} \quad (4)$$

随着目标状态的转移,标识符 β 只能由 1 变为 0

或者保持为 1,而不能由 0 变为 1,则

$$\pi_{k|k-1}(\mathbf{x}|\mathbf{x}') = \pi_{k|k-1}(\mathbf{y}|\mathbf{y}')\pi_{k|k-1}(\beta|\beta'). \quad (5)$$

其中

$$\pi_{k|k-1}(\beta|\beta') = \begin{cases} 0, & \beta = 1; \\ 1, & \beta = 0. \end{cases}$$

进一步,假设目标存活概率与标识符 β 相互独立,只与目标状态有关,即

$$p_S(\mathbf{x}) = p_S(\mathbf{y}, \beta) = p_S(\mathbf{y}), \quad (6)$$

于是,将式(4)~(6)代入(1)中,可得改进的 PHD 滤波预测方程为

$$D_{k|k-1}(\mathbf{y}, \beta) = \begin{cases} \gamma_{k|k-1}(\mathbf{y}), & \beta = 1; \\ \langle p_S(\mathbf{y})D_{k-1}(\cdot, 0), \pi_{k|k-1}(\mathbf{y}|\cdot) \rangle, & \beta = 0, \beta' = 0; \\ \langle p_S(\mathbf{y})D_{k-1}(\cdot, 1), \pi_{k|k-1}(\mathbf{y}|\cdot) \rangle, & \beta = 0, \beta' = 1. \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\beta = 0, \beta' = 0$ 表示目标由 $k-1$ 时刻至 k 时刻持续存活,此时 PHD 记为 $D_{k|k-1}(\cdot, 0|\cdot, 0)$; 而 $\beta = 0, \beta' = 1$ 表示目标在 $k-1$ 时刻产生,在 k 时刻变为存活目标,记 PHD 为 $D_{k|k-1}(\cdot, 0|\cdot, 1)$, 则当前时刻存活目标的 PHD 等于上述两个 PHD 之和,即

$$D_{k|k-1}(\cdot, 0) = D_{k|k-1}(\cdot, 0|\cdot, 0) + D_{k|k-1}(\cdot, 0|\cdot, 1). \quad (8)$$

1.2 更新

目标新生强度函数未知,因此新生目标出现的时刻和位置都是未知的,这意味着无法直接判别量测信号是由新生目标、存活目标还是杂波所引起的,即新生目标是不能被直接检测的,故而检测概率可设定为

$$p_D(\mathbf{x}) = p_D(\mathbf{y}, \beta) = \begin{cases} 0, & \beta = 1; \\ p_D(\mathbf{y}), & \beta = 0. \end{cases} \quad (9)$$

同时假定量测似然概率与标识符 β 无关,即

$$g_k(z|\mathbf{x}) = g_k(z|\mathbf{y}, \beta) = g_k(z|\mathbf{y}). \quad (10)$$

将式(7)~(10)代入(2)中,可得存活目标的 PHD 更新方程为

$$D_k(\mathbf{y}, 0) = \sum_{\beta'=0}^1 \left\{ [1 - p_D(\mathbf{y})]D_{k|k-1}(\mathbf{y}, 0|\mathbf{y}', \beta') + \sum_{z \in \mathbf{Z}_k} \frac{p_D(\mathbf{y})g_k(z|\mathbf{y})D_{k|k-1}(\mathbf{y}, 0|\mathbf{y}', \beta')}{\kappa_k(z) + \langle p_D g_k(z|\cdot), D_{k|k-1}(\cdot, 0) \rangle} \right\}, \quad (11)$$

而新生目标的 PHD 更新方程为

$$D_k(\mathbf{y}, 1) = D_{k|k-1}(\mathbf{y}, 1) = \gamma_{k|k-1}(\mathbf{y}). \quad (12)$$

由新生目标的 PHD 方程(7)和(12)可知,在 k 时刻新生目标强度保持不变.由存活目标的 PHD 方程(7)和(11)可知,要分别对 $D_{k-1}(\mathbf{y}, 0)$ 和 $D_{k-1}(\mathbf{y}, 1)$ (即

在 $k - 1$ 时刻新生和存活目标的 PHD 进行预测和更新, 其目的是为了估计在 $k - 1$ 时刻所产生的新生目标数目及其状态。

2 自适应 CPHD 滤波

简记 k 时刻目标势分布 $\rho_{k|k}(n|\mathbf{Z}_{1:n}) \stackrel{\text{abbr}}{=} \rho_{k|k}(n)$, k 时刻新生目标势分布为 $\rho_{\Gamma,k|k-1}(n) \stackrel{\text{abbr}}{=} \rho_{\Gamma}(n)$ 。

2.1 预测

假设存活概率与状态无关, 即 $p_S(\mathbf{x}) = p_S$, 则在 k 时刻 CPHD 滤波的预测方程为

$$\rho_{k|k-1}(n) = \sum_{j=0}^n \rho_{S,k|k-1}(j) \rho_{\Gamma}(n-j). \quad (13)$$

其中存活目标的预测势分布为

$$\rho_{S,k|k-1}(n) = \sum_{l=j}^{\infty} \frac{l!}{j!(l-j)!} p_S^j (1-p_S)^{l-j} \rho_{k-1|k-1}(l). \quad (14)$$

与上节 PHD 滤波预测方程推导过程类似, 改进的 CPHD 滤波算法按式 (7) 和 (13) 分别预测新生与存活目标的 PHD 和势分布密度函数。

2.2 更新

在 k 时刻 CPHD 更新方程由下式给出:

$$\rho_{k|k}(n) = \frac{\mathbf{r}_k^0[D_{k|k-1}; \mathbf{Z}_k](n) \rho_{k|k-1}(n)}{\langle \mathbf{r}_k^0[D_{k|k-1}; \mathbf{Z}_k], \rho_{k|k-1} \rangle}, \quad (15)$$

$$\begin{aligned} D_{k|k}(\mathbf{x}) = & (1-p_D) \frac{\langle \mathbf{r}_k^1[D_{k|k-1}; \mathbf{Z}_k], \rho_{k|k-1} \rangle}{\langle \mathbf{r}_k^0[D_{k|k-1}; \mathbf{Z}_k], \rho_{k|k-1} \rangle} D_{k|k-1}(\mathbf{x}) + \\ & \sum_{\mathbf{z} \in \mathbf{Z}_k} \frac{\langle \mathbf{r}_k^1[D_{k|k-1}; \mathbf{Z}_k \setminus \{\mathbf{z}\}], \rho_{k|k-1} \rangle}{\langle \mathbf{r}_k^0[D_{k|k-1}; \mathbf{Z}_k], \rho_{k|k-1} \rangle} \frac{\langle 1, \kappa_k \rangle}{\kappa_k(\mathbf{z})} \times \\ & p_D g_k(\mathbf{z}|\mathbf{x}) D_{k|k-1}(\mathbf{x}). \end{aligned} \quad (16)$$

对于 $u \in \{0, 1\}$, 序列 $\mathbf{r}_k^u[D, \mathbf{Z}](n)$ 定义为

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_k^u[D, \mathbf{Z}](n) = & \sum_{j=0}^{\min(|\mathbf{Z}|, n)} (|\mathbf{Z}| - j)! \rho_{K,k}(|\mathbf{Z}| - j) \times \\ & P_{j+u}^n \frac{\langle 1 - p_D, D \rangle^{n-(j+u)}}{\langle 1, D \rangle^n} e_j(\Xi_k(D, \mathbf{Z})). \end{aligned} \quad (17)$$

其中: $\rho_{K,k}(n)$ 为 k 时刻杂波的势分布, $e_j(\mathbf{Z})$ 为有限集 \mathbf{Z} 的 j 次初等对称函数, 且有如下表示:

$$e_j(\mathbf{Z}) = \sum_{\mathbf{W} \subseteq \mathbf{Z}, |\mathbf{W}|=j} \left(\prod_{\zeta \in \mathbf{W}} \zeta \right), \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \Xi_k(D_{k|k-1}, \mathbf{Z}) = & \left\{ \frac{\langle 1, \kappa_k \rangle}{\kappa_k(\mathbf{z})} \langle p_D D, g(\mathbf{z}|\cdot) \rangle : \mathbf{z} \in \mathbf{Z}_k \right\}, \end{aligned} \quad (19)$$

$$P_{\ell}^n = \frac{n!}{(n-\ell)!}. \quad (20)$$

进一步, 由式 (8) 和 (9) 可得以下内积:

$$\langle 1 - p_D, D \rangle = \langle 1, D(\cdot, 1) \rangle + \langle 1 - p_D, D(\cdot, 0) \rangle, \quad (21)$$

$$\langle 1, D \rangle = \langle 1, D(\cdot, 0) + D(\cdot, 1) \rangle, \quad (22)$$

$$\langle p_D D, g(\mathbf{z}|\cdot) \rangle = \langle p_D D(\cdot, 0), g(\mathbf{z}|\cdot) \rangle. \quad (23)$$

对于量测模型 (9) 和 (10), 更新势分布方程 (15), 则存活目标的 PHD 更新方程可写为

$$\begin{aligned} D_{k|k}(\mathbf{y}, 0) = & \sum_{\beta'=0}^1 \left\{ \left[(1-p_D) \frac{\langle \mathbf{r}_k^1[D_{k|k-1}; \mathbf{Z}_k], \rho_{k|k-1} \rangle}{\langle \mathbf{r}_k^0[D_{k|k-1}; \mathbf{Z}_k], \rho_{k|k-1} \rangle} \times \right. \right. \\ & D_{k|k-1}(\mathbf{y}, 0|\mathbf{y}', \beta') \Big] + \\ & \left. \sum_{\mathbf{z} \in \mathbf{Z}_k} \left[\frac{\langle \mathbf{r}_k^1[D_{k|k-1}; \mathbf{Z}_k \setminus \{\mathbf{z}\}], \rho_{k|k-1} \rangle}{\langle \mathbf{r}_k^0[D_{k|k-1}; \mathbf{Z}_k], \rho_{k|k-1} \rangle} \times \right. \right. \\ & \left. \left. \frac{\langle 1, \kappa_k \rangle}{\kappa_k(\mathbf{z})} p_D g_k(\mathbf{z}|\mathbf{y}) D_{k|k-1}(\mathbf{y}, 0|\mathbf{y}', \beta') \right] \right\}. \end{aligned} \quad (24)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_k^u[D_{k|k-1}, \mathbf{Z}](n) = & \sum_{j=0}^{\min(|\mathbf{Z}|, n)} (|\mathbf{Z}| - j)! \rho_{K,k}(|\mathbf{Z}| - j) P_{j+u}^n \times \\ & \frac{(\langle 1, D_{k|k-1}(\cdot, 1) \rangle + \langle 1 - p_D, D_{k|k-1}(\cdot, 0) \rangle)^{n-(j+u)}}{(\langle 1, D_{k|k-1}(\cdot, 0) + D_{k|k-1}(\cdot, 1) \rangle)^n} \times \\ & e_j(\Xi_k(D_{k|k-1}, \mathbf{Z})), \\ \Xi_k(D_{k|k-1}, \mathbf{Z}) = & \left\{ \frac{\langle 1, \kappa_k \rangle}{\kappa_k(\mathbf{z})} \langle p_D (D(\cdot, 0), g(\mathbf{z}|\cdot)) : \mathbf{z} \in \mathbf{Z}_k \right\}. \end{aligned}$$

同理, 新生目标的 PHD 更新方程为

$$D_{k|k}(\mathbf{y}, 1) = \frac{\langle \mathbf{r}_k^1[D_{k|k-1}; \mathbf{Z}_k], \rho_{k|k-1} \rangle}{\langle \mathbf{r}_k^0[D_{k|k-1}; \mathbf{Z}_k], \rho_{k|k-1} \rangle} D_{k|k-1}(\mathbf{y}, 1). \quad (25)$$

3 SMC-PHD/CPHD 滤波实现

首先给出自适应目标新生强度 SMC-PHD 实现。

3.1 预测

在 $k - 1$ 时刻, 假设存活和新生目标的 PHD 分别近似为

$$D_{k-1}(\mathbf{y}, 0) = \sum_{i=1}^{N_{k-1}^p} w_{k-1,p}^i \delta_{\mathbf{y}_{k-1,p}^i}(\mathbf{y}), \quad (26)$$

$$D_{k-1}(\mathbf{y}, 1) = \sum_{i=1}^{N_{k-1}^b} w_{k-1,b}^i \delta_{\mathbf{y}_{k-1,b}^i}(\mathbf{y}). \quad (27)$$

其中: $\mathbf{y}_{k-1,p}^i$ 、 $w_{k-1,p}^i$ 和 N_{k-1}^p 表示存活粒子的状态、权值及其个数, $\mathbf{y}_{k-1,b}^i$ 、 $w_{k-1,b}^i$ 和 N_{k-1}^b 表示新生粒子的状态、权值及其个数, $\delta(\cdot)$ 为 Dirac Delta 函数。

在 k 时刻, 存活粒子集应包含 $k-1$ 时刻的存活粒子集和新生粒子集两个部分, 为了估计在 $k-1$ 时刻新生目标的数目及其状态, 应分别对上述粒子集进行预测和更新, 则 k 时刻存活目标的预测 PHD 为

$$D_{k|k-1}(\mathbf{y}, 0|\mathbf{y}', 0) = \sum_{i=1}^{N_{k-1}^p} w_{k|k-1,p \rightarrow p}^i \delta_{\mathbf{y}_{k|k-1,p \rightarrow p}^i}(\mathbf{y}), \quad (28)$$

$$D_{k|k-1}(\mathbf{y}, 0|\mathbf{y}', 1) = \sum_{i=1}^{N_{k-1}^b} w_{k|k-1,b \rightarrow p}^i \delta_{\mathbf{y}_{k|k-1,b \rightarrow p}^i}(\mathbf{y}). \quad (29)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_{k|k-1,p \rightarrow p}^i &\sim q_k(\cdot|\mathbf{y}_{k-1,p}^i, \mathbf{Z}_k), \\ w_{k|k-1,p \rightarrow p}^i &= \\ &\frac{p_S(\mathbf{y}_{k-1,p}^i) \pi_{k|k-1}(\mathbf{y}_{k|k-1,p \rightarrow p}^i|\mathbf{y}_{k-1,p}^i)}{q_k(\mathbf{y}_{k|k-1,p \rightarrow p}^i|\mathbf{y}_{k-1,p}^i, \mathbf{Z}_k)} w_{k-1,p}^i, \\ \mathbf{y}_{k|k-1,b \rightarrow p}^i &\sim q_k(\cdot|\mathbf{y}_{k-1,b}^i, \mathbf{Z}_k), \\ w_{k|k-1,b \rightarrow p}^i &= \\ &\frac{p_S(\mathbf{y}_{k-1,b}^i) \pi_{k|k-1}(\mathbf{y}_{k|k-1,b \rightarrow p}^i|\mathbf{y}_{k-1,b}^i)}{q_k(\mathbf{y}_{k|k-1,b \rightarrow p}^i|\mathbf{y}_{k-1,b}^i, \mathbf{Z}_k)} w_{k-1,b}^i; \end{aligned}$$

$q_k(\cdot, \mathbf{Z}_k)$ 为重要性密度函数, 在本文中取 $q_k(\cdot, \mathbf{Z}_k) = \pi_{k|k-1}(\cdot|\cdot, \mathbf{Z}_k)$ 为 k 时刻量测集, 下标 $p \rightarrow p$ 表示从 $k-1$ 时刻至 k 时刻均为存活粒子, 下标 $b \rightarrow p$ 表示 $k-1$ 时刻产生的新生粒子在 k 时刻变为存活粒子.

k 时刻新生目标预测 PHD 由量测驱动^[18]得到.

3.2 更 新

为简单考虑, 在不致混淆的情况下省略下标 $k|k-1$, 则 k 时刻存活目标的预测粒子可表示为 $\{(w_{p \rightarrow p}^i, \mathbf{y}_{p \rightarrow p}^i)\}_{i=1}^{N_{k-1}^p}$ 和 $\{(w_{b \rightarrow p}^j, \mathbf{y}_{b \rightarrow p}^j)\}_{j=1}^{N_{k-1}^b}$ 的并集, 即

$$\{(w_p^i, \mathbf{y}_p^i)\}_{i=1}^{N_k^p} = \{(w_{p \rightarrow p}^i, \mathbf{y}_{p \rightarrow p}^i)\}_{i=1}^{N_{k-1}^p} \cup \{(w_{b \rightarrow p}^j, \mathbf{y}_{b \rightarrow p}^j)\}_{j=1}^{N_{k-1}^b}. \quad (30)$$

对于 m_k 个量测, 存活粒子的权值按下式进行更新:

$$w_{k,p}^{i,n} = \begin{cases} (1 - p_D(\mathbf{y}_p^i)) w_p^i, & n = 0; \\ \frac{p_D(\mathbf{y}_p^i) g(\mathbf{z}_{k,n}|\mathbf{y}_p^i) w_p^i}{L(\mathbf{z}_{k,n})}, & n = 1, 2, \dots, m_k. \end{cases} \quad (31)$$

其中归一化因子为

$$\begin{aligned} L(\mathbf{z}) &= \kappa_k(\mathbf{z}) + \sum_{i=1}^{N_{k-1}^p} p_D(\mathbf{y}_{p \rightarrow p}^i) w_{p \rightarrow p}^i g(\mathbf{z}|\mathbf{y}_{p \rightarrow p}^i) + \\ &\sum_{i=1}^{N_{k-1}^b} p_D(\mathbf{y}_{b \rightarrow p}^i) w_{b \rightarrow p}^i g(\mathbf{z}|\mathbf{y}_{b \rightarrow p}^i). \end{aligned} \quad (32)$$

注 1 量测是由存活目标、新生目标或者杂波所引起的, 因此在量测驱动过程中, 如果用存活目标

所引起的量测信号反演产生新生粒子, 则会产生目标数目过估计问题. 为了避免此问题, 必须剔除在量测集 \mathbf{Z}_k 中由存活目标所引起的量测, 然后再利用剩下的量测产生目标新生强度. 同时, 由式 (8) 和 (12) 可知, 新生粒子 PHD 不参与滤波过程, 故而可以在更新完成后, 再由量测驱动产生 k 时刻的目标新生强度函数. 考虑到由存活目标引起的量测, 其似然概率具有较大的值, 反之似然概率会趋于 0. 记 $w_{k,p}^n = \sum_{i=1}^{N_k^p} w_{k,p}^{i,n}$, 且定义 $n_{k,p} = \lfloor \sum_{i=1}^{N_k^p} w_{k,p}^n \rfloor$ 表示 k 时刻存活目标的数目估计, 其中符号 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整. 若对于任意阈值 $\tau \in (0, 1)$, $w_{k,p}^n > \tau$ 成立, 则表明该量测是由存活目标所引起的, 不再反演产生新生粒子. 显然, 在 k 时刻有且只有 $(m_k - n_{k,p})$ 个量测可以用来随机采样新生粒子. 值得注意的是, 在实际工程中, 传感器只能观测到目标的位置信息, 因此新生粒子的速度信息依赖于先验知识.

注 2 文献 [16-19] 均认为新生目标总是可以被检测的, 于是新生目标的检测概率 $p_D(\mathbf{y}, 1) = 1$. 然而, 实际中量测信号不仅可能来源于新生目标, 而且还可能来源于存活目标或者杂波. 所以无法直接判别量测信号是否是由新生目标所引起的. 再者, 更新过程中还会产生归一化失衡问题, 即新生目标的期望数较大时, 有可能导致存活粒子的权值在归一化过程中变小, 从而在重采样过程中被剔除, 进而引起滤波精度下降. 在 SMC 实现中, 采用量测驱动产生新生粒子后, 由 $p_D(\mathbf{y}, 1) = 1$ 和式 (3) 易知

$$\begin{aligned} L(\mathbf{z}) &= \\ \kappa_k(\mathbf{z}) &+ \sum_{j=1}^{N_k^b} w_{k,b}^j + \sum_{i=1}^{N_k^p} p_D(\mathbf{y}_p^i) w_{k,p}^i g(\mathbf{z}|\mathbf{y}_p^i) = \\ \kappa_k(\mathbf{z}) &+ v_{k|k-1,b} + \sum_{i=1}^{N_k^p} p_D(\mathbf{y}_p^i) w_{k,p}^i g(\mathbf{z}|\mathbf{y}_p^i), \end{aligned} \quad (33)$$

其中 $w_{k,p}^i = \sum_{n=1}^{m_k} w_{k,p}^{i,n}$. 与式 (32) 相比, 式 (33) 的左端多了先验已知的新生目标期望数. 当期数较大时, 其在归一化因子中所占的比重也较大, 有可能导致其余两项式子之和被忽略, 此时式 (31) 中存活粒子的权值则会减小, 这部分粒子在重采样过程中, 有可能由于权值过小而被剔除. 这也意味着, 即使量测是来自于存活目标, 也很难被跟踪到. 这种现象称之为归一化失衡. 而在式 (32) 中, 由于不存在新生目标期望数, 因此也就不存在归一化失衡问题.

注 3 本文认为用于驱动的量测都是由杂波所引起的, 由此产生的新生粒子不参与当前时刻的滤

波, 而是在下一时刻根据新接收的量测再对这些粒子进行预测和更新. 如果用于采样粒子的量测是来源于杂波, 则似然概率必定很小; 如果似然概率较大, 则表明该粒子集为存活粒子, 也就表明前一刻产生该粒子集的量测是来源于新生目标的. 所以, 为了估计 $k-1$ 时刻新生目标的数目, 还需要在更新过程中计算下列权值:

$$w_{k,b \rightarrow p}^i = (1 - p_D(\mathbf{y}_{b \rightarrow p}^i)) w_{b \rightarrow p}^i + \sum_{z \in \mathbf{Z}_k} \frac{p_D(\mathbf{y}_{b \rightarrow p}^i) g(z | \mathbf{y}_{b \rightarrow p}^i) w_{b \rightarrow p}^i}{L(z)}. \quad (34)$$

记 $n_{k,b} = \left[\sum_i w_{k,b \rightarrow p}^i \right]$, $k-1$ 时刻目标估计数为

$$n_{k-1} = n_{k-1,p} + n_{k,b}. \quad (35)$$

更新后分别对存活目标和新生目标粒子进行重采样, 然后聚类得到存活目标的估计状态和数目.

接着, 再给出自适应目标新生强度的SMC-CPHD实现. 在 k 时刻预测阶段, SMC-CPHD 首先要按式(13)预测势分布, 分别对 $k-1$ 时刻的存活目标和新生目标计算预测PHD. 在更新阶段, SMC-CPHD 需要先计算3个内积(21)~(23); 然后分别计算势分布更新方程(15)以及PHD更新方程(24); 再分别估计 k 时刻存活目标和 $k-1$ 时刻新生目标的数目, 并对相关量测进行标注; 最后基于量测驱动采样得到 k 时刻新生粒子集, 在此不再赘述.

4 仿真研究

采用二维空间中4个机动目标为仿真对象, 对其进行跟踪. 目标机动状态的状态向量定义为

$$\mathbf{X}_k = (x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k)^T,$$

其中 (x_k, y_k) 和 (\dot{x}_k, \dot{y}_k) 分别表示在直角坐标系中的目标位置和速度. 将传感器的位置选择在坐标原点, 目标状态和量测方程分别为

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_k &= F \mathbf{X}_{k-1} + G \mathbf{w}_{k-1}, \\ z_k &= H \mathbf{X}_k + \mathbf{v}_k. \end{aligned}$$

其中

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \end{bmatrix},$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{w}_k \sim N\left(0, \begin{pmatrix} \sigma_w^2 & 0 \\ 0 & \sigma_w^2 \end{pmatrix}\right),$$

$$\mathbf{v}_k \sim N\left(0, \begin{pmatrix} \sigma_v^2 & 0 \\ 0 & \sigma_v^2 \end{pmatrix}\right).$$

实验参数设置如下: 观测时间 $t = 40$ s, 采样周期 $T = 1$ s, 过程噪声方差 $\sigma_w = 0.1$, 量测噪声方差 $\sigma_v = 0.1$ m, 检测概率 $p_D = 0.98$, 存活概率 $p_S = 0.95$, 杂波个数服从均值为10的泊松分布. 每个目标采样的粒子数为3000. 假设初始目标数估计为1, 并且强度函数服从高斯分布, 即

$$D_0(x, 0) = N(x; x_0, P_0),$$

$$x_0 = (0 \ 3 \ 0 \ 3)^T,$$

$$P_0 = \text{diag}(10 \ 1 \ 10 \ 1).$$

对于每一个量测 $z \in \mathbf{Z}_k$, 新生目标粒子的位置信息通过量测驱动^[18]得到, 而速度信息服从高斯分布 $\dot{x}_k^j, \dot{y}_k^j \sim N(\cdot; 0, \sigma_v^2)$, 其中 $\sigma_v = 3$ m/s.

在仿真中, 比较了3种基于量测驱动的滤波算法:

1) PHDFMY^[18](PHD filter with the measurement-driven birth intensity for the case when the newborn targets are always detected), 此算法中, 新生目标的检测概率设为 $p_D(\mathbf{y}, 1) = 1$. 为了说明归一化失衡, 分别考虑新生目标期望数为 $v_{k|k-1,b} = 0.0001$ 和 $v_{k|k-1,b} = 0.1$ 两种情况.

2) PHDFMN(PHDFM when the newborn targets are not detected), 即 $p_D(\mathbf{y}, 1) = 0$, 且 $v_{k|k-1,b} = 0.1$.

3) CPHDFMN, 即 $p_D(\mathbf{y}, 1) = 0$, 且 $v_{k|k-1,b} = 0.1$.

为了比较3种滤波器平均性能, 运行200次MC实验.

图1为目标的真实航迹, 符号“o”表示航迹的起点. 其中: 某个目标在 $t = 10$ s时出现, 在 $t = 30$ s时消失; 一个目标在 $t = 20$ s时出现, 一直持续观测完成; 一个目标在 $t = 5$ s时出现, 在 $t = 15$ s时消失.

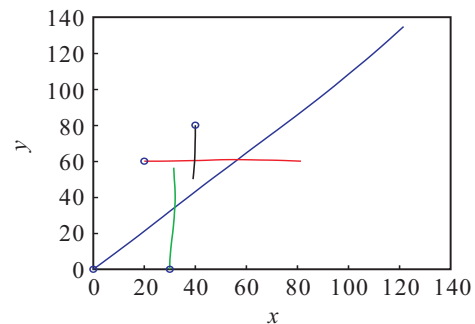


图1 目标航迹

图2为真实目标数目与滤波器的估计数目的比较. 其中实线表示真实目标数目的变化, “*”表示平均估计数目, 虚线表示 \pm 均方误差. 由此可以看出: 1) 当有新生目标产生时(如5 s, 10 s, 20 s), PHDFMY 存在着跟踪滞后, 而PHDFMN能够及时地跟踪目标数目的变化. 这是因为PHDFMY中, 由量测驱动产生的新生目标粒子的权值由期望数决定, 与当前的量测

新息无关, 而 PHDFMN 中, 由量测驱动产生的新生目标粒子虽然不参加当前时刻的滤波, 但是利用下一时刻的量测新息来判别是否为存活粒子, 进而回溯对目标数目进行修正. 2) 当新生目标期望数较大时, PHDFMY 跟踪精度明显下降, 这是由于产生了归一化失衡问题导致存活目标发生丢失. 3) PHDFMN 和 CPHDFMN 都能及时跟踪新生目标产生时的变化, 然而当有目标消失时, CPHDFMN 存在着一定的滞后, 这与文献 [6] 的论述一致. 另一方面, CPHDFMN 的正负均方差与 PHDFMN 相比较小, 表明算法的跟踪精度以及稳定性更好.

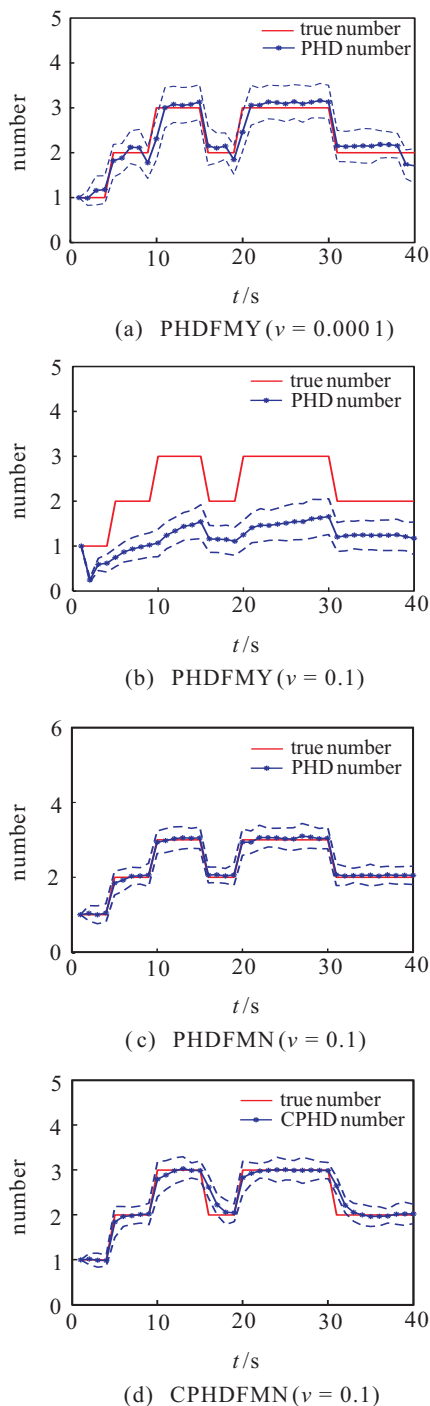


图 2 目标数目平均估计

选用最优子模型分配距离 (OSPA)^[20] 作为多目标跟踪性能的评价标准, 其中 OSPA 距离矩阵范数为 $p = 2$, 截断参数取 $c = 5 \text{ m}$. 图 3 为平均 OSPA 距离, 可以看出, 3 种滤波算法在目标产生和消失的时刻 OSPA 距离较大, 并且 PHDFMY 的 OSPA 距离最大, PHDFMN 的距离次之, CPHDFMN 的 OSPA 距离最小, 这表明 CPHDFMN 的跟踪性能和算法稳定性最好.

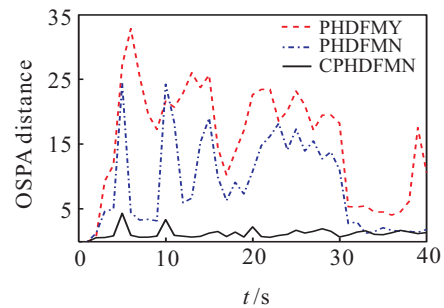


图 3 平均 OSPA 距离

仿真结果表明, 在杂波环境下, 本文所提出的滤波算法可以较为准确地估计多个机动目标的状态和数目, 实时性较好.

5 结 论

当新生目标的概率分布未知时, 可以利用量测的位置和似然信息逼近新生目标的概率密度函数, 然后基于 PHD/CPHD 滤波分别对存活目标和新生目标的状态和个数进行估计. 然而, 由于是对所有的量测根据似然信息反演产生新生目标, 该算法在更新阶段中会产生归一化失衡问题以及过估计问题. 针对上述问题, 本文主要完成了以下几方面的研究:

1) 从新生目标不可检测出发, 推导了自适应目标新生强度的 PHD/CPHD 滤波算法, 有效地避免了归一化失衡问题;

2) 利用后续时刻的量测, 计算新生目标粒子的似然概率, 通过对似然概率大于阈值的量测进行回溯, 从而得到上一时刻的新生目标数目;

3) 在 SMC 框架下对 PHD/CPHD 算法进行了实现, 并且在实现过程中通过标注由存活目标引起的量测来解决过估计问题.

最后的仿真结果表明, 在杂波环境下本文所提出的算法可以实时有效地跟踪多个目标, 滤波精度和稳定性较好.

参考文献 (References)

- [1] Mahler R. Multi-target Bayes filtering via first-order multi-target moments[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178.

- [2] Clark D, Ruiz I T, Petillot Y, et al. Particle PHD filter multiple target tracking in sonar image[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(1): 409-416.
- [3] Maggio E, Taj M, Cavallaro A. Efficient multi-target visual tracking using random finite sets[J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology*, 2008, 18(8): 1016-1027.
- [4] Tobias M, Lanterman A D. Probability hypothesis density based multi-target tracking with bistatic range and Doppler observations[J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2005, 152(3): 195-205.
- [5] Mahler R. PHD filters of higher order in target number[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(4): 1523-1543.
- [6] Vo B T, Vo B N, Cantoni A. Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2007, 55(7): 3553-3567.
- [7] Vo B N, Ma W K. Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(4): 1224-1245.
- [8] Whiteley N, Singh S, Godsill S. Auxiliary particle implementation of the probability hypothesis density filter[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(7): 1437-1454.
- [9] Vo B N, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [10] Clark D, Vo B N. Convergence analysis of the Gaussian mixture PHD filter[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2007, 55(4): 1204-1212.
- [11] Clark D, Vo B T, Vo B N. Gaussian particle implementations of probability hypothesis density filters[C]. *IEEE Aerospace Conference*. Montana: Big Sky, 2007: 1-11.
- [12] Clark D, Vo B T, Vo B N, et al. Gaussian mixture implementations of probability hypothesis density filters for non-linear dynamical models[C]. *IET Seminar on Target Tracking and Data Fusion*. London: IET, 2008: 21-28.
- [13] Yin J J, Zhang J Q, Zhuang Z S. Gaussian sum PHD filtering algorithm for nonlinear non-Gaussian models[J]. *Chinese J of Aeronautics*, 2008, 21(4): 341-351.
- [14] Vo B N, Vo B T, Mahler R. Closed-form solutions to forward-backward smoothing[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2012, 60(1): 2-17.
- [15] Yazdian D M, Azimifar Z, Masnadi S M A. Competitive Gaussian mixture probability hypothesis density filter for multiple target tracking in the presence of ambiguity and occlusion[J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2012, 6(4): 251-262.
- [16] Beard M, Vo B N, Vo B T, et al. A partially uniform target birth model for Gaussian mixture PHD/CPHD filtering[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2013, 49(4): 2835-2844.
- [17] Tobias M, Lanterman A. Techniques for birth particle placement in the probability hypothesis density particle filter applied to passive radar[J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2008, 2(5): 351-365.
- [18] Ristic B, Clark D, Vo B N, et al. Adaptive target birth intensity for PHD and CPHD filters[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(2): 1656-1668.
- [19] 欧阳成, 华云, 高尚伟. 改进的自适应新生目标强度 PHD 滤波[J]. *系统工程与电子技术*. 2013, 35(12): 2452-2458.
(Ouyang C, Hua Y, Gao S W. Improved adaptive target birth intensity for PHD filter[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(12): 2452-2458.)
- [20] 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)