

引用格式:王丽娟,王登峰,张玉宏.基于多帧状态估计机制的GM-PHD滤波器[J].电光与控制,2018,25(1):92-97,113. WANG L J, WANG D F, ZHANG Y H. GM-PHD filter based on multi-frame state estimation mechanism[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(1):92-97, 113.

基于多帧状态估计机制的 GM-PHD 滤波器

王丽娟¹, 王登峰², 张玉宏³

(1. 郑州升达经贸管理学院信息工程系, 郑州 451191; 2. 河南广播电视大学, 郑州 450008;
3. 河南工业大学信息科学与工程学院, 郑州 451000)

摘要: 为处理低检测概率情况下目标漏检的情况, 引入一种新的多帧状态估计机制, 提出了一种基于多帧状态估计机制的高斯混合概率假设密度滤波器。该机制依据不同时间步骤的目标权值来构建每个目标的历史权值矩阵和状态提取标识符。在目标跟踪过程中, 当一些连续运动目标在某些时间步骤漏检时, 通过多帧状态估计机制, 充分依据关联目标的权值矩阵和状态提取标识符来对目标的当前状态进行估计。仿真实验表明, 所提算法在保证跟踪有效性的同时, 能够在低检测概率且杂波率相对较高的情况下显著提高目标的跟踪性能, 具有较强的鲁棒性。

关键词: 多目标跟踪; 数据关联; 多帧估计机制; 概率假设密度; 高斯混合滤波; 低检测概率

中图分类号: TN953 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.01.020

GM-PHD Filter Based on Multi-frame State Estimation Mechanism

WANG Li-juan¹, WANG Deng-feng², ZHANG Yu-hong³

(1. Department of Information Engineering, Shengda Economics Trade & Management College of Zhengzhou, Zhengzhou 451191, China; 2. Henan Radio & Television University, Zhengzhou 450008, China;
3. College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 451000, China)

Abstract: A new multi-frame state estimation mechanism is introduced to deal with the situation of target undetected under low detection probability. A Gaussian mixed probability hypothesis density filter based on multi-frame state estimation mechanism is proposed. The mechanism builds the historical weight matrix and the state extraction identifier for each target based on the target weights of the different time steps. In the process of target tracking, when a continuous-moving target is missed at some time steps, the current state of the target is estimated based on the weight matrix of the association target and the state extraction identifier, through the multi-frame state estimation mechanism. The simulation results show that the algorithm proposed has strong robustness, and can improve the target tracking performance greatly under the situation of low detection probability and relatively high clutter rate while ensuring the tracking effectiveness.

Key words: multi-target tracking; data association; multi-frame estimation mechanism; probability hypothesis density; Gaussian hybrid filtering; low detection probability

0 引言

为解决传统多目标跟踪算法数据关联复杂的问题, MAHLER 教授提出了基于随机有限集理论的多目标跟踪方法, 该方法基于系统的、严格的数学基础, 避免了复杂的数据关联问题, 且操作性强, 一经提出就

成为国内外研究的热点^[1]。为处理计算可行性问题, 提出概率假设密度 (PHD)^[2]、基数 PHD (CPHD)^[3] 和多目标多伯努利 (MeMBer)^[4] 3 种次优近似, 与其对应的实现方式包括序列蒙特卡罗 (SMC)^[5] 和高斯混合 (GM)^[4,6]。最近, 引入了标记的 RFS 被提出, 主要实现包括标记的多伯努利方程^[7] 和广义标记的多伯努利方程^[8-9]。这些滤波器被广泛应用于各个领域, 例如雷达目标跟踪^[10-11], 计算机视觉^[12-13] 和传感器网络^[14-15]。

在线性高斯的假设条件下, 作为 PHD 递归闭合形式实现之一的高斯混合 PHD, 由于其目标状态提取容

收稿日期: 2017-03-16 修回日期: 2017-11-02

基金项目: 河南省科技攻关项目 (162102210332)

作者简介: 王丽娟 (1979—), 女, 河南长葛人, 硕士, 副教授, 研究方向为智能控制及计算机通信。

易且易于生成目标轨迹的优点,被广泛应用于多目标跟踪。然而,在目标检测概率较低的情况下,GM-PHD 的目标估计性能较差,特别是在不完全检测概率环境中跟踪紧邻目标时,GM-PHD 跟踪性能严重下降。针对这个问题,文献[16-17]提出了一种用于跟踪多个近邻目标的惩罚 GM-PHD 滤波器,通过引入惩罚权值更新方法来改进 GM-PHD 滤波器更新步骤中近邻目标的权值。与 GM-PHD 滤波器相比,PGM-PHD 滤波器在目标彼此相互接近时能对目标的数量和状态进行相对精确的估计。然而,在密度杂波环境中,PGM-PHD 往往出现目标数目过估计的情况,同时 PGM-PHD 不能产生近邻目标的连续轨迹。为获得近邻目标的连续运动轨迹,文献[18]提出了一种协同惩罚的 GM-PHD 滤波器,通过为每一个目标分配唯一的标签来区分每个目标,继而利用目标表示对 PGM-PHD 滤波器中提出的权值更新方法进行修正。与 PGM-PHD 相比,CPGM-PHD 滤波器改善了近邻目标的跟踪性能。对于密集杂波情况下 PGM-PHD 和 CPGM-PHD 虚警率较高的问题,文献[19]提出了一种基于不规则窗口平滑器的高斯混合概率假设密度滤波器(IRGM-PHD),有效地提高近邻目标情况下跟踪性能。然而,在多目标检测概率差的情况下,PGM-PHDF, CPGM-PHDF, IRGM-PHD 以及 GM-PHD 性能都会出现严重降低。

针对这个问题,本文提出了一种基于多帧机制的改进 GM-PHD 滤波器。该方法为每个目标添加目标标签、权值矩阵以及状态提取标识符,在目标跟踪过程中,当一些连续运动的目标在某些时间步骤不能被检测出来时,可以通过本文提出的多帧机制,充分利用关联目标的权值矩阵和状态提取标识符来对目标的状态进行估计。仿真实验表明,本文所提的算法在目标检测概率差的情况下能够显著提高目标的跟踪性能。

1 高斯混合 PHD 滤波器

设目标运动模型为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$ 和 $\mathbf{z}_k \in \mathbf{R}^m$ 分别为状态向量和量测向量; \mathbf{F} 和 \mathbf{H} 分别表示状态转移函数和量测方程; $\mathbf{w}_{k-1}, \mathbf{v}_k$ 分别为系统过程噪声和量测噪声,服从高斯分布,方差分别为 \mathbf{Q}_{k-1} 和 \mathbf{R}_k 。

将 $k-1$ 时刻的后验概率假设密度表示成高斯和形式,即

$$D_{k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} \varpi_{k-1}^i N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k-1}^i, \mathbf{P}_{k-1}^i) \quad (2)$$

式中: J_{k-1} 为分量总个数;第 i 个高斯分量的参数为均

值 \mathbf{m}_{k-1}^i 和方差 \mathbf{P}_{k-1}^i 。

PHD 的预测。PHD 可以表示成高斯混合形式,即

$$D_{klk-1}(\mathbf{x}) = D_{klk-1}^s(\mathbf{x}) + D_{klk-1}^\beta(\mathbf{x}) + \gamma_k(\mathbf{x}) \quad (3)$$

$$D_{klk-1}^s(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{klk-1}} \varpi_{klk-1}^i N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{klk-1}^i, \mathbf{P}_{klk-1}^i) \quad (4)$$

式中: $D_{klk-1}^s(\mathbf{x})$ 为存活目标 PHD; $D_{klk-1}^\beta(\mathbf{x})$ 为衍生目标 PHD; $\gamma_k(\mathbf{x})$ 为新生目标 PHD。

存活目标 PHD $D_{klk-1}^s(\mathbf{x})$ 可以根据目标存活率以及预测方程求得,即

$$D_{klk-1}^s(\mathbf{x}) = e_k \sum_{i=1}^{J_{klk-1}} \varpi_{klk-1}^{i-1} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{klk-1}^i, \mathbf{P}_{klk-1}^i) \quad (5)$$

$$\mathbf{m}_{klk-1}^i = \mathbf{F}\mathbf{m}_{k-1}^i \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{klk-1}^i = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}^i \mathbf{F}' + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (7)$$

式中: e_k 表示目标存活概率; $\varpi_{klk-1}^i = e_k \varpi_{k-1}^i$ 。

衍生目标是由某个已经存在的目标产生的,因此 $D_{klk-1}^\beta(\mathbf{x})$ 为

$$D_{klk-1}^\beta(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{klk-1}} \sum_{j=1}^{J_k^i} \varpi_{klk-1}^i \varpi_k^{\beta,j} N(\mathbf{x}; \hat{\mathbf{m}}_{klk-1}^{i,j}, \mathbf{P}_{klk-1}^{i,j}) \quad (8)$$

新生目标的 PHD 同样可以表示成高斯混合形式,即

$$\gamma_k(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_k} \varpi_k^{\gamma,j} N(\mathbf{x}; \hat{\mathbf{m}}_{klk-1}^{\gamma,j}, \mathbf{P}_{klk-1}^{\gamma,j}) \quad (9)$$

如式(7)所示,若量测方程同样可满足线性高斯的条件,则更新后的 PHD 同样可表示为高斯混合的形式。

$$D_k(\mathbf{x}) = (1 - P_d(\mathbf{x}))D_{klk-1}(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^{J_k} \varpi_k^i N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_k^i, \mathbf{P}_k^i) \quad (10)$$

式中, P_d 为检测概率。

将预测 PHD 表示成式(4)后,需要进行量测更新。

权值更新

$$\varpi_k^i = \frac{P_d(\mathbf{x}) \varpi_{klk-1}^i N(\mathbf{z}; \mathbf{z}_{klk-1}^i, \mathbf{S}_k^i)}{\lambda_k(\mathbf{z}) + \sum_{i=1}^{J_{klk-1}} \varpi_{klk-1}^i N(\mathbf{z}; \mathbf{z}_{klk-1}^i, \mathbf{S}_k^i)} \quad (11)$$

目标个数估计

$$\hat{N}_k = \sum_{i=1}^{J_k} \varpi_k^i \quad (12)$$

目标状态估计,权值较大的 \hat{N}_k 个高斯分量对应的均值为目标状态。

2 基于多帧机制的 GM-PHD 滤波器

2.1 基于多帧机制的多目标状态估计

基本的 GM-PHD 通过给定状态估计阈值 w_{th} ($w_{th} \geq 0.5$) 来估计目标的状态,也就是说,若目标的权值高于状态估计阈值 w_{th} ,则可以提取目标的状态。然而,当目标的检测概率 $p_{D,k}$ 相对较低时,生存目标产生的量测在某些时间内可能不会被传感器检测到,则在 GM-PHD 滤波器的更新步骤中,这些未被检测到的生存目标的权重不能被正确更新,因为在这些时间内没有要

使用的相应测量,并且未检测到的生存目标的更新的权值会非常小,远低于给定状态估计阈值 w_{th} 。因此,不能通过使用 GM-PHD 滤波器的状态提取方法来估计目标的状态。虽然 PGM-PHD, CPGM-PHD 和 IRGM-PHD 滤波器可以在某些情况下修正近邻目标不正确的权重,并且能够获得比 GM-PHD 滤波器更好的估计性能,然而在目标检测概率较低的情况下,若不增加一些辅助的方法,则 3 种滤波器及其 GM-PHD 很难获得满意的跟踪性能。

针对这个问题,本文提出一种适用于低检测概率情况的多目标状态估计方法。该方法基于多帧机制,利用目标先前累积的权值矩阵对目标当前的状态进行估计。为实现多帧目标状态估计方法,需要将状态提取标识符和先前累积权值矩阵作为参数增加到单个目标的高斯混合分量的参数集中。

在本节中,将新的目标状态估计方法引入到用于劣等检测概率场景的 PHD 滤波器中。新颖的目标状态估计方法基于多帧方案,即利用多个先前权重作为估计目标在当前时间的状态。为了实现多帧目标状态估计方法,将 2 个辅助参数(称为状态提取标识符 l 和先前的权重阵列 \mathbf{A})附加到每个单独目标的高斯分量的参数集。具体地,参数 l_k^i 用于判断第 i 个高斯分量的权值是否大于 k 时刻预设的状态提取状态估计阈值 w_{th} ,而时间 k 到 $k - \delta + 1$ 的权值被存储在第 i 个高斯分量的权值矩阵 \mathbf{A}_k^i 中,其中, δ 表示权值矩阵 \mathbf{A}_k^i 中权重的个数。此外,每个目标被分配一个唯一的标签 ℓ 用于和其他目标进行区分,其中每个目标的高斯分量具有相同的标签。

在经过高斯分量的裁剪和合并步骤之后,多目标后验强度 $D_{k|k}(\mathbf{x})$ 可表示为

$$D_{k|k}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_k} w_k^j N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_k^j, \mathbf{P}_k^j) \quad (13)$$

此外,还可以获得第 j 个高斯分量的标签 ℓ_k^j 、状态提取标识符 l_k^j 和先前的权重阵列 \mathbf{A}_k^j 。基于多目标后验强度 $D_{k|k}(\mathbf{x})$,新的目标状态估计方法可以概括如下。

步骤 1 给定 ϕ, ψ, Ξ 这 3 个临时集合,它们可初始化为 $\phi = null, \psi = null, \Xi = \{1, \dots, J_k\}$ 。

步骤 2 用 j_{max} 表示多目标后验强度 $D_{k|k}(\mathbf{x})$ 中具有最大权值的高斯分量,集合 ψ 是由与高斯分量 j_{max} 具有相同标签的高斯分量组成, ψ 中状态提取标识的最大值表示为 $\zeta_{max,k}$,其算式为: $j_{max} = \arg \max_{j \in \Xi} (w_k^j)$, $\Xi = \Xi - \psi$, $\psi = \{j | \ell_k^{j_{max}}, j \in \Xi\}$, $\zeta_{max,k} = \arg \max_{j \in \psi} (\zeta_k^j)$ 。

步骤 3 选择 ψ 中高斯分量的先前权重阵列不同索引位置的最大权重,可以组成最大权值矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}_{max,k}^i$,即

$$\xi_k^i(i, :) = \mathbf{A}_k^i \quad \forall i = \{1, \dots, numel(\psi)\} \quad (14)$$

基于 $\tilde{\mathbf{A}}_{max,k}^i$ 中非零权值的数量以及大于阈值 w_{th} 的权值的数量,量测率 $R_{p,k}$ 可表示为

$$R_{p,k} = \frac{numel(\{i | \tilde{\mathbf{A}}_{max,k}^i(i) > w_{th}\})}{numel(\{i | \tilde{\mathbf{A}}_{max,k}^i(i) \neq 0\})} \quad \forall i \in \{1, \dots, \delta\} \quad (15)$$

步骤 4 集合 ϕ 可以由目标状态估计最可能的高斯分量来近似,同时高斯分量 j_{max} 的状态提取标识符 $\zeta_{max,k}$ 和集合 Ξ 可更新为

$$\phi = \{j_{max} | \zeta_{max,k} = 1 \text{ and } R_{p,k} \geq \alpha_s\} \text{ or } (\zeta_{max,k} = 0 \text{ and } R_{p,k} \geq \alpha_\gamma) \quad (16)$$

$$\zeta_{j_{max},k} = 1 \text{ if } \zeta_{max,k} = 0 \text{ and } R_{p,k} \geq \alpha_\gamma \quad (17)$$

$$\Xi = \Xi - \psi \quad (18)$$

式中, α_s 和 α_γ 是两个预设的阈值。

步骤 5 如果 $\Xi \neq null$, 然后转到步骤 2, 否则 ϕ 中的高斯分量用于目标状态的估计。

2.2 所提算法的完整步骤

1) 初始化步骤。

利用 J_0 高斯分量对多目标先验强度 D_0 进行初始化,并且为每个高斯分量分配唯一的标签 ℓ 。先验强度 D_0 的标签集 T_0 和高斯混合形式近似为

$$D_0(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_0} w_0^i N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_0^i, \mathbf{P}_0^i) \quad (19)$$

$$T_0 = \{\ell_0^1, \dots, \ell_0^i, \dots, \ell_0^{J_0}\} \quad \forall i = 1: J_0 \quad (20)$$

此外,对于多目标先验强度 D_0 的第 i 个高斯分量,对应于先前权重矩阵 \mathbf{A}_0^i 和状态提取标识符 ζ_0^i 可分别初始化为 $\mathbf{A}_0^i = [0_{k-\delta+1}, \dots, 0_{k-1}, w_0^i]$ 和 $\zeta_0^i = 0$ 。

2) 预测步骤。

假设多目标预测强度 $D_{k|k-1}(\mathbf{x})$ 可由式 (5) 进行近似且不考虑分裂目标,生存目标预测强度 $D_{s,k|k-1}(\mathbf{x})$ 和出生目标强度 $\gamma_k(\mathbf{x})$ 的高斯分量权重 w , 平均值 m 和协方差矩阵 \mathbf{P} 可以通过式 (6) 和式 (7) 获得,而两个强度函数的其他参数,如标签 ℓ , 状态提取标识符 ζ 和先前权重数组 \mathbf{A} , 可计算为 $\ell_{s,k|k-1}^i = \ell_{s,k-1}^i, \zeta_{s,k|k-1}^i = \zeta_{s,k-1}^i, \mathbf{A}_{s,k|k-1}^i = \mathbf{A}_{s,k-1}^i, \forall i \in \{1, \dots, J_{s,k-1}\}, \zeta_{\gamma,k}^j = 0, \mathbf{A}_{\gamma,k}^j = [0_{k-\delta+1}, \dots, 0_{k-1}, w_{\gamma,k}^j], \forall j \in \{1, \dots, J_{\gamma,k}\}$, 此外,为每个高斯分量 $J_{\gamma,k}$ 分配唯一的标记。

3) 更新步骤。

假设多目标预测强度 $D_{k|k-1}(\mathbf{x})$ 可用式 (8) 进行近似,则 $D_{s,k|k-1}(\mathbf{x})$ 和 $\gamma_k(\mathbf{x})$ 高斯分量的并集形式预测强度 $D_{k|k-1}(\mathbf{x})$ 可以表示为

$$\{(w_{k|k-1}^i, m_{k|k-1}^i, P_{k|k-1}^i)\}_{i=1}^{J_{s,k|k-1}} = \{(w_{s,k|k-1}^l, m_{s,k|k-1}^l, P_{s,k|k-1}^l)\}_{l=1}^{J_{s,k|k-1}} \cup \{(w_{\gamma,k|k-1}^n, m_{\gamma,k|k-1}^n, P_{\gamma,k|k-1}^n)\}_{n=1}^{J_{\gamma,k}} \quad (21)$$

基于 k 时刻的最新的测量集合 $Z_k = \{z_k^j\}_{N_k}^{j=1}$, 多目标后验

强度 $D_{k|k}(\mathbf{x})$ 可以通过式 (10) 获得。后验概率密度 $D_{k|k}(\mathbf{x})$ 的高斯分量中的航迹标签 $\ell_k^{i,j}$ 、状态提取标识符 $\zeta_k^{i,j}$ 和先权值矩阵 $\mathbf{A}_k^{i,j}$ 可分别更新为 $\ell_k^{i,j} = \ell_{k|k-1}^i, \zeta_k^{i,j} = \zeta_{k|k-1}^i, \mathbf{A}_k^{i,j} = [\mathbf{A}_{k|k-1}^i(2), \dots, \mathbf{A}_{k|k-1}^i(\delta), \mathbf{w}_k^{i,j}]$, 其中, $\mathbf{A}_k^{i,j}$ 表示第 i 个高斯分量通过第 j 个量测更新的结果。

4) 删减和合并步骤。

假设更新后的多目标强度可由混合分量集合 $\{w_k^i, m_k^i, p_k^i, \ell_k^i, \zeta_k^i, \mathbf{A}_k^i\}_{i=1}^L$ 表示, 则利用 PHD 滤波器中的常规修剪和合并方法, 新的高斯分量可表示为 $\tilde{w}_k^n = \sum_{i \in L} w_k^i$, $\tilde{m}_k^n = \frac{1}{\tilde{w}_k^n} \sum_{i \in L} w_k^i m_k^i$, $\tilde{p}_k^n = \frac{1}{\tilde{w}_k^n} \sum_{i \in L} w_k^i (p_k^i + (\tilde{m}_k^n - m_k^i)(\tilde{m}_k^n - m_k^i)^T)$, $\tilde{\ell}_k^n = \ell_k^n$, $\tilde{\beta}_k^n = \operatorname{argmax}_{i \in L} (\beta_k^i)$, $\tilde{A}_k^n = \max(\mathbf{M}_k^i)$, where $\mathbf{M}_k^i(j, :) = \mathbf{A}_k^i, \forall j = 1 : \operatorname{numel}(L)$, 其中, L 表示要合并高斯分量的集合。经过高斯分量的修剪和合并步骤后, 多目标后验强度可以由混合分量集合表示为 $\{\tilde{w}_k^i, \tilde{m}_k^i, \tilde{p}_k^i, \tilde{\ell}_k^i, \tilde{\zeta}_k^i, \tilde{\mathbf{A}}_k^i\}_{i=1}^n$ 。

5) 目标状态估计步骤。

2.1 节中的多帧状态估计方案用于提取目标的状态估计。

从整个跟踪流程可以看出, 在低检测概率情况下, 当目标无法被检测到时, 基于每个目标先前的多个权值, 利用多帧目标状态估计机制来提取目标的状态。在常规检测概率情况下, 由于目标先前经验的积累, 目标所对应的高斯分量会很明显, 同样可以对目标状态进行提取, 获得较好的跟踪效果。另外, 为了在低检测概率场景中跟踪间隔密集的近邻目标, 需要将所提算法与其他文献中提出的密集近邻目标跟踪算法相结合以提高目标的估计精度, 即在更新步骤中, 通过分别使用在 PGM-PHD, CPGM-PHD 和 IRGM-PHD 滤波器中提出的不同的更新算法来计算多目标的后验强度 $D_{k|k}(\mathbf{x})$ 。

3 仿真实验

为了在低检测概率环境中跟踪密集近邻目标, 将所提的算法分别集成到 PGM-PHDF, CPGM-PHDF 和 IRGM-PHDF 中, 形成 3 种改进的算法, 分别称为多帧 PGM-PHDF、多帧 CPGM-PHDF 和多帧 IRGM-PHDF。为验证算法的有效性, 通过 3 个实验将 3 种改进算法与 PGM-PHDF, CPGM-PHDF 和 IRGM-PHDF 进行比较。

在时间 k , 每个目标的状态 $\mathbf{x}_k = [p_{x,k} \ p_{y,k} \ \tilde{p}_{x,k} \ \tilde{p}_{y,k}]^T$ 包含位置信息 $[p_{x,k} \ p_{y,k}]^T$ 和速度信息 $[\tilde{p}_{x,k} \ \tilde{p}_{y,k}]^T$ 。每个目标的生存概率 $p_{s,k}$ 和采样时间 T 分别表示为 $p_{s,k} = 0.99, T = 1$ s。状态噪声和量测噪声的协方差矩阵分别表示为 $\mathbf{Q} = \operatorname{diag}([0.5, 0.5])$ 和 $\mathbf{R} = \operatorname{diag}([2500, 2500])$, 依据多次实验经验, 多帧状态估计

机制的两个阈值分别设置为 $\alpha_s = 0.4$ 和 $\alpha_y = 0.6$, 先权值矩阵的长度 $\delta = 5$ 。

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} \mathbf{w}_k \quad (22)$$

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (23)$$

对于每个实验, 蒙特卡罗仿真次数为 100, 同时采用最优子模式分配 (OSPA) 距离 $L_{\text{OSPA}, p, c}$ [20] 和目标数量 (权重之和) 的估计值来评估所提出的算法的性能。

$$L_{\text{OSPA}, p, c}(X_k, \hat{X}_k) = \left(\frac{1}{|\hat{X}_k|} \right) \min_{\sigma \in \Pi(|\hat{X}_k|)} \sum_{i=1}^{|\hat{X}_k|} (d_c(x^i, \hat{x}^{\sigma(i)}))^p + c^p \times (|\hat{X}_k| - |X_k|)^{1/p} \quad (24)$$

式中, 真实目标集合和目标估计集合分别表示为 X_k 和 \hat{X}_k 。OSPA 距离的阶参数 p 和截断参数 c 被分别设置为 $p = 1$ 和 $c = 200$ 。

OSPA 距离是用于评估多目标跟踪算法性能的综合度量, 其反映了估计值与真实值之间的差异程度, 估计结果包括目标状态及其数量。 $p = 1$ 和 $c = 200$ 是 OSPA 距离的两个经典经验参数, 广泛应用于多目标跟踪。一般来说, OSPA 距离越低, 目标状态的估计精度越高。

实例 1 图 1 给出了杂波情况下 5 个彼此交叉目标的真实位置和量测情况, 杂波服从泊松 RFS 分布, 均值 λ_c 为 $5 \times 10^{-6}/\text{m}^2$, 检测概率 $P_d = 0.95$ 。

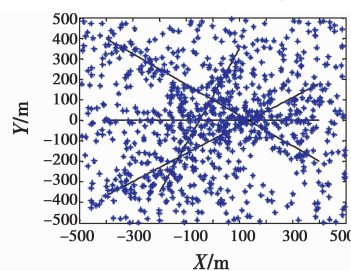


图 1 量测和目标位置分布图

Fig. 1 Measurement and target position distribution

不同算法的 OSPA 距离和估计目标数估计结果如图 2 所示。显然, 通过加入本文所提的多帧目标估计机制, PGM-PHDF, CPGM-PHDF 和 IRGM-PHDF 的跟踪性能在不同程度上得到改进。具体来说, 多帧 PGM-PHDF 和多帧 CPGM-PHDF 得到的 OSPA 距离和估计目标数明显优于 PGM-PHDF 和 CPGM-PHDF。这是由于通过使用本文所提的多帧状态估计机制能够在相对较低的检测概率下提取出未被检测到的幸存目标。如图 2b 所示, 多帧 IRGM-PHDF 的估计目标数与 IRGM-PHDF 的估计目标数几乎相同, 这意味着两种算法都

可以很好地估计出当前跟踪场景中的目标数量。然而,从图2a所示的OSPA距离来看,多帧IRGM-PHDF可以获得比IRGM-PHDF更好的目标状态估计性能。从3种改进算法的OSPA距离和目标数量估计结果来看,本文所提的多帧目标状态估计方法是有效的,并且可适当地提高低检测概率条件下目标跟踪算法性能。

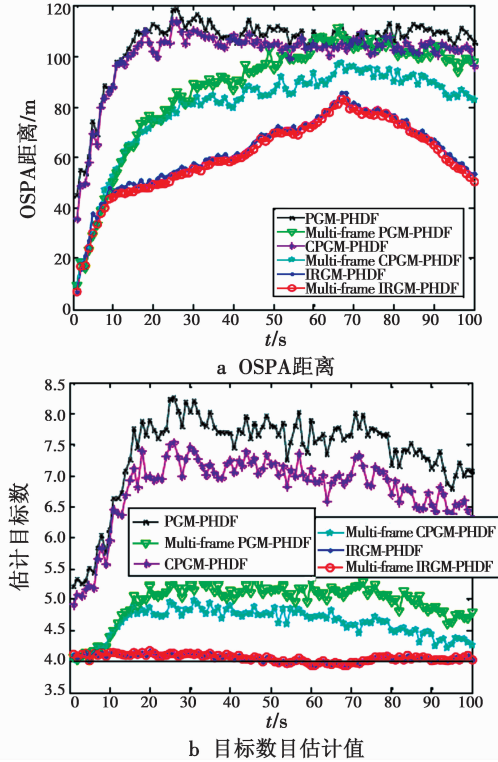


图2 不同算法结果比较图

Fig. 2 Comparison of the results of different algorithms

实例2 在本实验中,将3种改进算法和原始算法在不同检测概率下的性能进行了比较。检测概率从0.8~1进行变化。杂波概率 λ_c 固定为 $5 \times 10^{-6}/\text{m}^2$ 。图3所示为不同算法在不同检测概率情况下的跟踪性能结果。从图中可以看出,3种改进算法和原始算法的跟踪性能都随着检测概率 P_d 的增加而提高。然而不同检测概率情况下,多帧PGM-PHDF、多帧CPGM-PHDF和多帧IRGM-PHDF能获得比原始3种算法更好的性能。虽然在不同检测概率下,IRGM-PHDF和多帧IRGM-PHDF在目标数量估计上的能力相似,但是多帧IRGM-PHDF估计的OSPA距离却明显优于IRGM-PHDF,特别是检测概率保持在相对较低的值时。多帧IRGM-PHDF分别在 P_d 为0.8和0.9时均能获得更好的OSPA距离,意味着多帧IRGM-PHDF可以比IRGM-PHDF给出更准确的目标位置估计。

从多帧PGM-PHDF、多帧CPGM-PHDF和多帧IRGM-PHDF的跟踪结果来看,本文所提的多帧状态估计

机制适用于在低检测概率场景中跟踪多个目标。

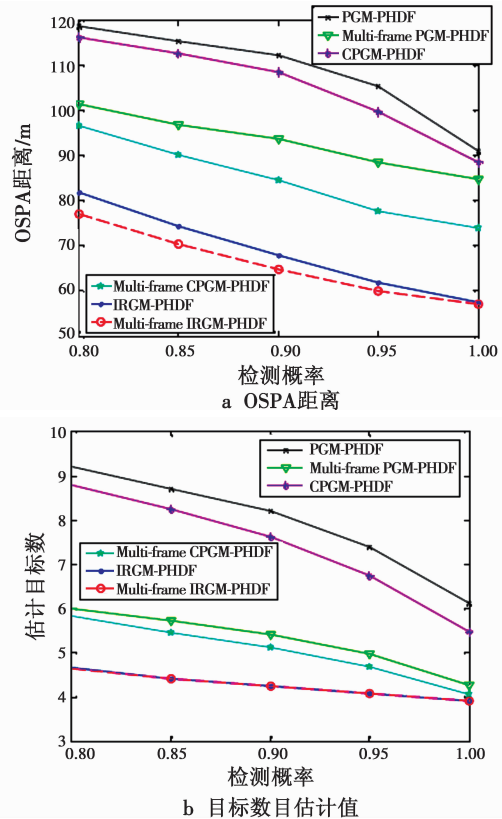


图3 不同检测概率情况下算法表现

Fig. 3 Performance of different algorithms under different detection probabilities

实例3 为了更好地评估不同算法的跟踪性能,考察算法在不同杂波概率下跟踪多个近邻目标的情况,检测概率保持在相对较低的值,即 $P_d = 0.9$ 。图4所示为不同杂波概率下的实验结果。从图中可以看出,多帧PGM-PHDF、多帧CPGM-PHDF和多帧IRGM-PHDF的跟踪性能同样是由于其对应的原始算法,从而进一步说明本文所提的多帧状态估计机制的有效性。当杂波概率相对较低时,3种改进算法及其原始版本具有更好的跟踪性能,同时改进算法的性能也优于其原始算法。当杂波概率连续增加时,PGM-PHDF, CPGM-PHDF,多帧PGM-PHDF和多帧CPGM-PHDF的OSPA距离增加较快,意味着4种算法的状态估计相对较差。显然,多帧IRGM-PHDF和IRGM-PHDF的跟踪性能优于其他算法,同时由于集成了本文所提的多帧状态估计机制,相比于IRGM-PHDF算法,多帧IRGM-PHDF能够获得相对较低的OSPA距离。3种改进算法的跟踪性能表明本文所提的多帧状态估计方法具有很强的鲁棒性,能够在低检测概率且杂波概率相对较高的情况下获得好的跟踪性能。

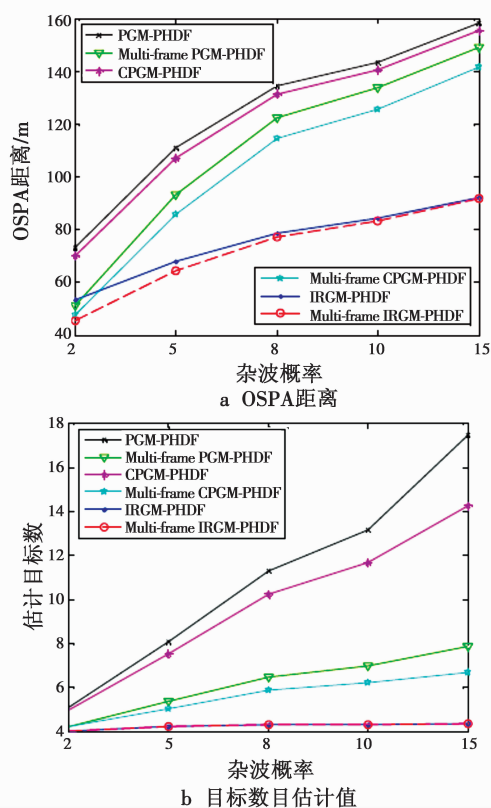


图4 不同杂波概率情况下算法表现

Fig. 4 Performance of different algorithms under different clutter rates

4 结论

为了在低检测概率环境中跟踪多个目标,本文提出了一种基于多帧状态估计的高斯混合概率假设滤波器。在低检测概率情况下,当目标无法被检测到时,基于每个目标先前的多个权值,利用多帧目标状态估计机制来提取目标的状态。同时将所提出的算法集成到 PGM-PHDF, CPGM-PHDF 和 IRGM 中,并用于在相对低的检测概率环境中跟踪紧密间隔的目标。仿真实验表明,与原始滤波器相比,本文所提算法可以提高 OSPA 距离和估计目标数量的跟踪性能,并且在复杂跟踪环境中具有强鲁棒性。

参考文献

[1] MAHLER R P S. Statistical multisource-multitarget information fusion[M]. Norwood: Artech House, 2007:185-195.
 [2] MAHLER R P S. Multi-target Bayes filtering via first-order multi-target moments[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4):1152-1178.
 [3] MAHLER R P S. PHD filters of higher order in target number[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic

Systems, 2007, 43(4):1523-1543.

- [4] 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.
 [5] VO B N, SINGH S, DOUCET A. Sequential Monte Carlo implementation of the PHD filter for multi-target tracking [C]//The 6th International Conference on Information Fusion, 2003:792-799.
 [6] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 4(11):4091-4104.
 [7] REUTER S, VO B T, VO B N, et al. The labeled multi-Bernoulli filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(12):3246-3260.
 [8] VO B N, VO B T, PHUNG D. Labeled random finite sets and Bayes multi-target tracking filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(24):6554-6567.
 [9] PAPI F, VO B N, VO B T, et al. Generalized labeled multi-Bernoulli approximation of multi-object densities [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(20):5487-5497.
 [10] TANG X, CHEN X, MCDONALD M, et al. A multiple-detection probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(8):2007-2019.
 [11] ZHANG H Q, GE H W, YANG J L. Adaptive Gaussian mixture probability hypothesis density for tracking multiple targets[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(8):3918-3924.
 [12] ZHOU X L, LI Y F, HE B W, et al. GM-PHD-based multi-target visual tracking using entropy distribution and game theory[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(2):1064-1076.
 [13] SHI C M, ZHAO L L, WANG J J, et al. Micro-object motion tracking based on the probability hypothesis density particle tracker [J]. Journal of Mathematical Biology, 2016, 72(5):1225-1254.
 [14] 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.
 [15] GOSTAR A K, HOSEINNEZHAD R, BAB-HADIASHAR A. Multi-Bernoulli sensor-selection for multi-target tracking with unknown clutter and detection profiles[J]. Signal Processing, 2016, 119(c):28-42.
 [16] YAZDIAN-DEHKORDI M, AZIMIFAR Z, MASNADI-SHI-

息,并上报给显示控制系统模拟器,在显示控制界面进行显示。

武器插件加载至宿主程序进程后,宿主程序就获得了悬挂物管理软件的基本功能,此时的工作模式与传统的悬挂物管理软件类似,通过显示控制界面发送加电、准备、投放等一系列指令,演示武器的加载、生成武器清单、武器投放等一系列功能。工作完成后卸载武器插件,释放内存空间。与传统的悬挂物管理软件开发模式相比,插件技术将武器管理功能的调用和实现分离开来,实现了不修改宿主程序的前提下武器管理功能的扩展,体现了采用插件技术进行悬挂物管理软件开发的优势。

4 结束语

随着武器种类的增多,载机的武器需求也越来越大,传统的软件开发模式已经不能满足悬挂物管理系统的扩展要求。基于插件的武器综合平台软件开发模式作为实现机载武器即插即用的雏形,能有效解决这个问题,根据用户需求增加新的武器插件,且无需对软件的主程序进行大规模的修改,具有良好的扩展性。

载机对所携带的武器具有最直观的扩展需求,武器插件的形式能有效地满足该需求。未来还可以把悬挂物管理软件中其他的可修改模块和不可修改模块分离开,将那些功能稳定、适合标准化的模块转化成功能型插件。针对单个武器插件,也可以分解为更小的插件,便于修改和移植,使整个系统的设计更加合理。

参考文献

- [1] 郑磊刚, 聂光成, 许凌权, 等. 支持 PnP 集成的开放式 SMS 软件模型与结构设计[J]. 弹箭与制导学报, 2011, 31(2): 207-210.
- [2] 沈培顺, 蒋俊辉, 史兆明, 等. 即插即用武器综合技术在悬挂物管理系统设计中的实现[J]. 电光与控制, 2013, 20(5): 77-80.
- [3] 张胜文, 刘金菊, 方喜峰. 基于平台/插件软件架构的 CAPP 系统研究[J]. 江苏科技大学学报: 自然科学版, 2009, 23(2): 133-137.
- [4] 姜昌华. 插件技术及其应用[J]. 计算机应用与软件, 2003, 20(10): 10-11, 62.
- [5] 于珊珊. 软件插件技术及其应用研究[J]. 电脑学习, 2007(4): 55-56.
- [6] 张建东, 吴勇, 史国庆, 等. 悬挂物管理仿真系统的设计与实现[J]. 测控技术, 2011, 30(1): 48-51.
- [7] 王朝阳, 季晓光, 丁全心. 机载悬挂物管理系统技术发展分析[J]. 电光与控制, 2009, 16(3): 1-6.
- [8] 祖兆研. 基于插件技术的软件架构设计及应用[D]. 南京: 河海大学, 2007.
- [9] 范海涛, 常克武, 金煌煌, 等. 基于插件的卫星集成平台软件开发技术[J]. 航天制造技术, 2014(3): 45-48.
- [10] 张宇, 刘忠汉, 林佳伟, 等. 应用插件技术的北斗卫星控制系统模拟器设计[J]. 航天器工程, 2015, 24(6): 27-33.
- [11] ized Gaussian mixture PHD tracker for close target tracking[J]. Signal Processing, 2014, 102(9): 1-15.
- [12] ZHANG H Q, GE H W, YANG J L, et al. A GM-PHD algorithm for multiple target tracking based on false alarm detection with irregular window[J]. Signal Processing, 2016, 120(c): 537-552.
- [13] SCHUHMACHER D, VO B T, VO B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(8): 3447-3457.
- [14] RAZI M A. An improvement on GM-PHD filter for occluded target tracking[C]//The IEEE 36th International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2011: 1773-1776.
- [15] YAZDIAN-DEHKORDI M, AZIMIFAR Z, MASNADI-SHIRAZI M A. Penalized Gaussian mixture probability hypothesis density filter for multiple target tracking[J]. Signal Processing, 2013, 92(5): 1230-1242.
- [16] WANG Y, MENG H D, LIU Y M, et al. Collaborative penal-

(上接第 97 页)