

扩展目标 GMPHD 滤波器的航迹维持算法

韩玉兰¹, 任重义²

(1. 西安交通大学 电子与信息工程学院, 陕西 西安 710049; 2. 宁夏大学 机械工程学院, 宁夏 银川 750021)

摘要: 概率假设密度(PHD)滤波器提供了各目标在每个时刻的状态信息,但未形成航迹。该文提出了扩展目标高斯混合 PHD(GMPHD)滤波器的航迹维持算法。首先对后验概率强度的每个高斯分量添加标签;其次在后验概率强度随着时间进行演化时,标签也随之演化;并通过航迹管理方案为扩展目标提供航迹。为提高 GMPHD 滤波器性能,提出了自适应的量测集划分法。最后通过仿真验证了提出算法的有效性。

关键词: 目标跟踪;扩展目标;GMPHD 滤波器;航迹维持;量测集划分

中图分类号: TN274

文献标识码: A

An Algorithm to Maintain the Track Continuity for Extended Target Gaussian-mixture Probability Hypothesis Density Filter

HAN YuLan¹, REN Zhongyi²

(1. School of Electronics and Information Engineering, Xian Jiaotong University Xi'an 710049, China;

2. School of Mechanical Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: The probability hypothesis density (PHD) filter only provides the state estimates of targets at each time step, but the individual tracks for targets were not involved. In this paper, an algorithm to maintain the track continuity for the extended targets is proposed for the extended target Gaussian-mixture probability hypothesis density (GMPHD) filter. First, each individual Gaussian term of the mixture representing the posterior intensity function will be assigned a label, which is evolved through time. Then a track management scheme is developed to form the tracks for the extended targets. Furthermore, to improve the performance of the extended target GMPHD filter we also propose an adaptive measurement set partitioning algorithm for resolving the identities of the extended targets in close proximity. The simulation results show that the proposed tracker can achieve good tracking performance.

Key words: target tracking; extended target; GMPHD filter; track continuity; measurement set partitioning

0 引言

基于随机有限集对多目标进行跟踪的滤波器可递推地对目标的个数及状态进行估计,但未形成航迹,如概率假设密度(PHD)滤波器^[1]、高斯混合 PHD(GMPHD)滤波器^[2]、粒子 PHD 滤波器^[3]、基数 PHD (CPHD)滤波器^[4]等。但很多情况下需目标的航迹以便进行后处理,如判断目标行为或意图。已有学者对基于随机有限集的滤波器的航迹维持算法进行了研究。文献[5]、[6-7]中分别将多假设技术和数据关联与粒子 PHD 滤波器相结合,形成目标的航迹。文献[8-9]通过分析粒子 PHD 滤波器的粒子演化来维持目标的航迹。Clark 为 GMPHD 滤

波器提供了一种航迹维持的算法^[10],并应用于声呐图形跟踪^[11]。Pham 对高斯混合分量与其标签间进行关联假设,通过匈牙利算法寻找最优的关联假设,进而为 GMPHD 滤波器提供航迹^[12]。Panta 为 GMPHD 滤波器提供了一种不影响滤波器递推过程的标签演化和航迹形成的算法^[13]。但这些方法都是针对点目标提出的航迹形成算法。本文将基于文献[13]中点目标 GMPHD 航迹形成的思想推广到扩展目标 GMPHD 滤波器^[14]中。首先将每个高斯分量都添加标签,标签随着后验概率强度的递推而进行演化,且标签的演化不影响扩展目标 GMPHD 滤波器的演化过程。通过相应的航迹管

收稿日期:2015-05-04

基金项目:宁夏回族自治区自然科学基金资助项目(NZ13047)

作者简介:韩玉兰(1982-),女,河南新乡人,博士生,主要扩展目标跟踪与信息融合的研究。E-mail:orchis99@stu.xjtu.edu.cn。导师:韩崇昭,主要从事多源信息融合、多目标跟踪及随机系统的研究。

理方案形成各扩展目标的航迹。为提高有目标相距较近时扩展目标 GMPHD 滤波器的性能,对文献[14]量测集划分方法进行改进,并提出了自适应的量测集划分方法。

1 问题描述

扩展目标 GMPHD 滤波器^[14]假设目标状态演化方程服从线性高斯混合模型

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

式中: $i=1, \dots, N_{x,k}$, $N_{x,k}$ 为 k 时刻扩展目标的个数; $\mathbf{x}_k$ 为 k 时刻目标状态向量; $\mathbf{F}_k$ 为状态转移矩阵; $\mathbf{G}_k$ 为噪声矩阵; $\mathbf{w}_k^{(i)}$ 是均值为 0、协方差为 $\mathbf{Q}_k^{(i)}$ 的量测噪声。源于目标 i 的量测 $\mathbf{z}_k$ 服从高斯线性模型可表示为

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k^{(i)} + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

式中: $\mathbf{H}_k$ 为量测矩阵; $\mathbf{v}_k$ 是协方差为 $\mathbf{R}_k$ 的高斯白噪声。各目标量测的产生互不相关。目标 i 的量测个数假设服从均值为 $\gamma(\mathbf{x}_k^{(i)})$ 的泊松分布。杂波均匀地分布在监测区域量测,个数也服从泊松分布。

扩展目标 GMPHD 滤波器^[14]对各个时刻各扩展目标状态进行估计,但没有形成各目标的航迹。本文对扩展目标 GMPHD 提出航迹维持的算法,使其获得各扩展目标的航迹 $\Gamma_k = \{T_k^{(i)}\}_{i=1}^{N_k^T}$, 其中 N_k^T 为 k 时刻获得目标航迹的个数。每个航迹 $T_k^{(i)}$ 包含其目标的状态估计集 $X_k^{(i)}$ 、航迹存在的时间集 $l_k^{(i)}$ 、航迹标签 $l_k^{(i)}$, 其中 $X_k^{(i)}$ 中包含了从航迹起始到航迹终止标签为 $l_k^{(i)}$ 的扩展目标的状态估计。

2 扩展目标 GMPHD 滤波器的航迹形成算法

2.1 扩展目标 PHD 和标签的演化

2.1.1 标签的初始化

设 $k=0$ 时刻的扩展目标 PHD 的强度函数具有如下形式

$$v_0(x) = \sum_{i=1}^{J_0} \omega_0^{(i)} N(x; m_0^{(i)}, P_0^{(i)}) \quad (3)$$

式中: $N(\cdot; m, P)$ 为均值 m 、方差 P 的高斯函数; $\omega_0^{(i)}$ 为权重。对式(3)中的每个高斯混合分量设置一标签,形成的集合记为

$$L_0 = \{l_0^{(1)}, \dots, l_0^{(J_0)}\} \quad (4)$$

式中 $l_0^{(j)}$ 为第 j 个高斯分量的标签,每个分量的标签具有唯一性。标签的演化可由图 1 所示。

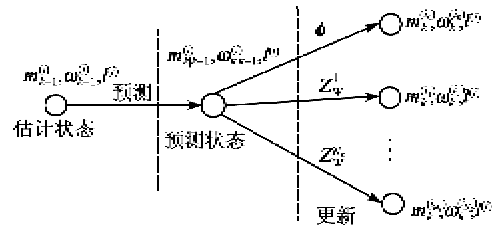


图1 高斯混合分量及其标签的演化

2.1.2 目标 PHD 的预测强度及标签演化

若 $k-1$ 时刻 PHD 的后验强度为高斯混合形式

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

那么 k 时刻 PHD 的预测强度也为高斯混合形式,可表示为

$$v_{k|k-1}(x) = v_{S,k|k-1}(x) + v_{\beta,k|k-1}(x) + \eta_k(x) \quad (6)$$

式中: $v_{S,k|k-1}(x)$ 为存活目标 PHD 的预测强度; $v_{\beta,k|k-1}(x)$ 为衍生目标的 PHD 的预测强度; $\eta_k(x)$ 为新生目标 PHD 的预测强度。且

$$v_{S,k|k-1}(x) = p_{S,k} \sum_{i=1}^{J_{k-1}} \omega_{k-1}^{(i)} N(x; m_{S,k|k-1}^{(i)}, P_{S,k|k-1}^{(i)}) \quad (7)$$

$$m_{S,k|k-1}^{(i,j)} = \mathbf{F}_{k-1} m_{k-1}^{(i)} \quad (8)$$

$$P_{S,k|k-1}^{(i)} = \mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{F}_{k-1} P_{k-1}^{(i)} (\mathbf{F}_{k-1})^T \quad (9)$$

$$v_{\beta,k|k-1}(x) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} \sum_{j=1}^{J_{\beta,k}} \omega_{k-1}^{(i)} \omega_{\beta,k}^{(j)} N(x; m_{\beta,k|k-1}^{(i,j)}, P_{\beta,k|k-1}^{(i,j)}) \quad (10)$$

$$m_{\beta,k|k-1}^{(i,j)} = \mathbf{F}_{\beta,k-1}^{(j)} m_{k-1}^{(i)} \quad (11)$$

$$P_{\beta,k|k-1}^{(i,j)} = \mathbf{Q}_{\beta,k-1}^{(j)} + \mathbf{F}_{\beta,k-1}^{(j)} P_{k-1}^{(i)} (\mathbf{F}_{\beta,k-1}^{(j)})^T \quad (12)$$

$$\eta_k(x) = \sum_{i=1}^{J_{\eta,k}} \omega_{\eta,k}^{(i)} N(x; m_{\eta,k}^{(i)}, P_{\eta,k}^{(i)}) \quad (13)$$

k 时刻 PHD 的预测强度的高斯分量的标签集为

$$L_{k|k-1} = L_{k-1} \cup \{l_{\eta,k}^{(1)}, \dots, l_{\eta,k}^{(J_{\eta,k})}\} \cup \{l_{\beta,k}^{(1,1)}, \dots, l_{\beta,k}^{(J_{\beta,k-1}, J_{\beta,k})}\} \quad (14)$$

式中: 存活目标 PHD 强度的高斯混合项 $N(x; m_{S,k|k-1}^{(i)}, P_{S,k|k-1}^{(i)})$ 与其先验的强度的高斯项 $N(x; m_{k-1}^{(i)}, P_{k-1}^{(i)})$ 具有相同的标签; $l_{\eta,k}^{(i)}$ 为新生目标 PHD 的预测强度第 i 高斯混合分量 $N(x; m_{\eta,k}^{(i)}, P_{\eta,k}^{(i)})$ 设置的标签; $l_{\beta,k}^{(i,j)}$ 为先验 PHD 强度的第 i 个高斯混合分量 $N(x; m_{k-1}^{(i)}, P_{k-1}^{(i)})$ 衍生的第 j 个高斯混合分量 $N(x; m_{\beta,k|k-1}^{(i,j)}, P_{\beta,k|k-1}^{(i,j)})$ 的标签,为新设置的标签。

2.1.3 目标 PHD 的后验强度及标签演化

为表达方便,将式(6)的目标 PHD 的预测强度

表示为标准的高斯混合形式:

$$v_{k|k-1}(x) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} \omega_{k|k-1}^{(i)} N(x; m_{k|k-1}^{(i)}, P_{k|k-1}^{(i)}) \quad (15)$$

则 PHD 后验强度也为高斯混合形式:

$$v_{k|k}(x) = v_{k|k}^{ND}(x) + \sum_{p \angle Z_k} \sum_{W \in p} v_{k|k}^D(x, W) \quad (16)$$

式中: $p \angle Z_k$ 划分 p 将量测集划分为几个簇; $W \in p$ 是集合 W 为划分 p 中的一个簇; 第一个求和理论上需要对量测集 Z_k 的所有可能划分进行, 但由于当量测个数增加所有可能划分的个数急速增加, 计算量过大不易实现, 文献[14]中提出了距离划分法(DP)和距离-辅助划分法(DPSP)来减少划分的个数。

$v_{k|k}^{ND}(x)$ 处理未检测到量测情况, 具有高斯混合形式:

$$v_{k|k}^{ND}(x) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} \omega_{k|k}^{(j)} N(x; m_{k|k-1}^{(j)}, P_{k|k-1}^{(j)}) \quad (17)$$

$$\omega_{k|k}^{(j)} = [1 - (1 - e^{-\gamma^{(j)}}) p_D^{(j)}] \omega_{k|k-1}^{(j)} \quad (18)$$

$v_{k|k}^{ND}(x, W)$ 处理检测到量测的情况, 具有如下高斯混合形式:

$$v_{k|k}^D(x, W) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} \omega_{k|k}^{(j)} N(x; m_{k|k}^{(j)}, P_{k|k}^{(j)}) \quad (19)$$

$$\omega_{k|k}^{(j)} = \omega_p \frac{\Gamma^{(j)} p_D^{(j)} \Phi_W^{(j)} \omega_{k|k-1}^{(j)}}{d_W} \quad (20)$$

$$\Gamma^{(j)} = e^{-\gamma^{(j)}} (\gamma^{(j)}) |W| \quad (21)$$

$$\Phi_W^{(j)} = \prod_{z \in W} \frac{\phi_z(m_{k|k}^{(j)})}{\lambda_k c_k(z)} \quad (22)$$

式中: 似然函数 ϕ_z 为量测似然函数; λ_k 杂波量测个数均值; $c_k(\cdot)$ 为杂波分布函数; 划分权重 ω_p 为划分 p 正确的概率, 可表示为

$$\omega_p = \frac{\prod_{W \in p} d_W}{\sum_{p' \angle Z_k} \sum_{W' \in p'} d_{W'}} \quad (23)$$

$$d_W = \delta_{|W|, 1} + \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} \Gamma^{(i)} p_D^{(i)} \Phi_W^{(i)} \omega_{k|k-1}^{(i)} \quad (24)$$

式中 $\delta_{i,j}$ 为克罗内克函数。通过标准的卡尔曼滤波, 即可获得各高斯分量的均值和方差

$$m_{k|k}^{(j)} = \omega_{k|k-1}^{(j)} + K_k^{(j)} (z_W - H_W m_{k|k-1}^{(j)}) \quad (25)$$

$$P_{k|k}^{(j)} = (I - K_k^{(j)} H_W) P_{k|k-1}^{(j)} \quad (26)$$

$$K_k^{(j)} = P_{k|k}^{(j)} H_W^T (H_W P_{k|k}^{(j)} H_W^T + R_W)^{-1} \quad (27)$$

式中 z_W 为属于簇 W 的量测集扩维形成的向量。

H_W, R_W 分别定义为

$$H_W = [H_k^T, H_k^T, \dots, H_k^T]^T \quad (28)$$

$$R_W = \text{blkdiag}(\underbrace{R_k, R_k, \dots, R_k}_{|W| \uparrow}) \quad (29)$$

PHD 的预测强度按式(16)进行更新, 获得 PHD 的后验强度。由式(16)及图 1 可知, 由于 PHD 预测强度的每个高斯分量经过每个簇的更新都会产生一个高斯分量, 加上 $v_{k|k}^{ND}(x)$ 中没有检测到量测情况中的一项, 那么 PHD 预测强度的每个高斯分量经过更新可获得 $(1 + N_k)$ 个高斯分量。其中, N_k 为所有划分的所有簇的个数, 即

$$N_k = \sum_{i=1}^{N_p} N_W^{(i)} \quad (30)$$

式中: N_p 为 k 时刻量测集 Z_k 的划分个数; $N_W^{(i)}$ 为第 i 个划分中的簇的个数。这 $(1 + N_k)$ 个高斯分量的标签与其相应的预测 PHD 的高斯分量的标签相同, 如图 1 所示, 更新的高斯分量 $N(x; m_k^{(j)}, P_k^{(j)})$ ($0 \leq j \leq N_k$) 与其相应的预测 PHD 的高斯分量 $N(x; m_{k|k-1}^{(j)}, P_{k|k-1}^{(j)})$ 的标签相同。因此每个预测 PHD 的高斯分量获得了多个与其标签相同、不同权重的高斯分量。

可将图 1 所示相同标签的高斯分量的演化过程看作一个树, 每个树具有其特有的标签, 树的每个支路代表一个目标可能的航迹, 航迹的可能性由权重表示。随着时间的演化树的路径越来越多, 为控制计算的复杂度, 这里通过删除低权重的高斯分量, 并合并一些距离较近的高斯分量, 具体算法如表 1 所示。

表 1 扩展目标 GMPHD 滤波器的删除合并算法

给定: $\{\omega_k^{(i)}, m_k^{(i)}, P_k^{(i)}, l_k^{(i)}\}_{i=1}^{J_{k|k-1}}$, 截断阈值 U_T ; 合并阈值 U_M

1) 设置初值: $n=0, I=\{i=1, \dots, J_k | \omega_k^{(i)} > T\}$

2) $j := \arg \max_{i \in I} \omega_k^{(i)}$

$$M_j = \{i \in I | l_k^{(i)} = l_k^{(j)}\}$$

$$n := n + 1$$

$$\tilde{l}_k^{(n)} = l_k^{(j)}$$

$$N_j = \{i \in M_j | (m_k^{(i)} - m_k^{(j)})^T (P_k^{(i)})^{-1} (m_k^{(i)} - m_k^{(j)}) \leq U\}$$

$$\tilde{\omega}_k^{(n)} = \sum_{i \in N_j} \omega_k^{(i)}$$

$$\tilde{m}_k^{(n)} = \frac{1}{\tilde{\omega}_k^{(n)}} \sum_{i \in N_j} \omega_k^{(i)} m_k^{(i)}$$

$$\tilde{P}_k^{(n)} = \frac{1}{\tilde{\omega}_k^{(n)}} \sum_{i \in N_j} \omega_k^{(i)} [P_k^{(i)} + (\tilde{m}_k^{(n)} - m_k^{(i)}) (\tilde{m}_k^{(n)} - m_k^{(i)})^T]$$

$$I := I \setminus M_j$$

直到: $I = \emptyset$

3) 若 $n > J_{\max}$, $\{(\tilde{\omega}_k^{(i)}, \tilde{m}_k^{(i)}, \tilde{P}_k^{(i)}, \tilde{l}_k^{(i)})\}_{i=1}^{J_{\max}}$

输出: $\{(\tilde{\omega}_k^{(i)}, \tilde{m}_k^{(i)}, \tilde{P}_k^{(i)}, \tilde{l}_k^{(i)})\}_{i=1}^{J_{\max}}$ $\tilde{J}_k = \min(J_{\max}, n)$

将经过高斯项的删除合并后的高斯混合项作为 k 时刻目标 PHD 的后验强度, 记为

$$\bar{v}_k = \sum_{i=1}^{\tilde{J}_k} \bar{\omega}_k^{(i)} N(x; \bar{m}_k^{(i)}, \bar{P}_k^{(i)}) \quad (31)$$

k 时刻扩展目标的状态集及其标签集可由式 (31) 提取, 若某个高斯项的权重大于某一给定阈值 ω_{Th} , 则此高斯项对应一目标

$$\hat{X}_k = \{m_k^{(i)} : \omega_k^{(i)} > \omega_{Th}, i=1, \dots, \tilde{J}_k\} \quad (32)$$

$$\hat{L}_k = \{l_k^{(i)} : \omega_k^{(i)} > \omega_{Th}, i=1, \dots, \tilde{J}_k\} \quad (33)$$

因此, 目标的航迹可直接由每个时刻的状态估计集和标签集中提取。

2.2 航迹管理

航迹初始化: 若出现新标签, 则将新标签对应的状态估计作为一个新目标出现的暂时航迹。

航迹确认: 当暂时航迹维持连续 3 个时刻, 则确认其为一个目标的航迹, 若暂时航迹维持少于 3 个时刻, 则认为其为杂波形成的, 删除此条暂时航迹。

航迹终止: 若某条已通过确认的航迹, 在从某一时刻开始连续 3 个时刻的标签集中都没有与其相同的标签, 则认为此航迹终止; 若少于 3 个时刻, 则认为暂时被漏检。

2.3 自适应量测集划分算法

距离划分法在有目标相距较近时, 无法得到较理想的划分结果, 无法区别相距较近目标的量测。因此在文献[14]中为解决此问题在距离划分法所得划分的基础上, 增加了采用辅助划分法的到的划分结果。假设已通过距离划分法对量测集进行划分获得划分 $Z^p = \{p_1, \dots, p_{N_p}\}$ (N_p 为划分个数), 对每个划分 p_i 的每个簇 W_j^i 进行如下操作: 估计簇 W_j^i 中的量测源于目标的个数 $\hat{N}_x^j$; 若估计值 $\hat{N}_x^j > 1$, 则将簇 W_j^i 分为 $\hat{N}_x^j$ 个簇, 记为 $\{W_s^+ : s=1, \dots, \hat{N}_x^j\}$; 将这些簇 $\{W_s^+ : s=1, \dots, \hat{N}_x^j\}$ 与 p_i 中的除 W_j^i 的其他簇作为一个新的划分。

由文献[14]中分析及仿真结果可知, 距离-辅助划分法一定程度上缓解了在有目标距离相近时量测集无法区分的问题, 但增加了 PHD 递推滤波的计算量。事实上, 在目标相距较远时, 距离划分法对量测集的划分结果已能够区分目标之间的量测集, 只需在有距离较近目标时才需增加辅助划分。为此本文提出了自适应的划分算法, 基本思想为: 通过上一时刻的目标状态估计, 预测当前时刻是否有目标相

距较近。若不存在, 则采用距离划分法; 若存在, 且划分 p_i 的簇 W_j^i 的目标个数估计大于 1, 则将簇 W_j^i 用 $\{W_s^+ : s=1, \dots, \hat{N}_x^j\}$ 代替。值得注意的是这里是直接用新的划分代替原来的划分, 而距离-辅助划分法是添加新的簇。

下面介绍判断是否采取辅助划分法的方法。根据 $k-1$ 时刻的扩展目标状态估计集 $\hat{X}_{k-1}$, 根据目标演化方程计算 k 时刻的目标预测状态集 $\hat{X}_{k|k-1} = \{x_{k|k-1}^{(i)} : i=1, \dots, N_{k|k-1}\}$, 再对扩展目标的质心位置进行预测 $\hat{Z}_k = \{z_k^{(i)} : i=1, \dots, N_{k|k-1}\}$ 。计算每对预测量测之间的马氏距离, 若任 2 个量测之间的距离小于某一给定阈值

$$d_M(z_k^{(i)}, z_k^{(j)}) \leq \delta_{p_D} \quad (34)$$

则认为存在相距较近的目标, 需采用辅助划分法。

3 仿真

3.1 仿真场景设置

对二维监测区域 $[1\ 000, 1\ 000] \times [1\ 000, 1\ 000]$ (m²) 中的扩展目标进行跟踪。扩展目标的状态 $x_k = [x_k, y_k, v_k^T, v_k^T]^T$ 由目标的位置 (x_k, y_k) 和速度 (v_k^x, v_k^y) 组成, $[\cdot]^T$ 表示矩阵 $[\cdot]$ 的转置。

扩展目标的状态演化和量测方程分布分别服从式(1)、(2), 其参数设置如下

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (35)$$

$$G_k = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (36)$$

$$H_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (37)$$

抽样间隔 $T=1$ s, 过程协方差 $Q_k = (2\text{ m/s})^2 \mathbf{I}_2$, 噪声协方差 $R_k = (20\text{ m})^2 \mathbf{I}_2$ ($\mathbf{I}_2$ 为 2 维单位阵)。

目标生存概率设置为 $p_s = 0.99$, 检测概率为 $P_D = 0.99$, 目标新生强度为

$$v_b(x) = 0.1N(x; m_b^1, P_b) + 0.1N(x; m_b^2, P_b) \quad (38)$$

式中: $m_b^1 = [250, 250, 0, 0]^T$, $m_b^2 = [-250, 250, 0, 0]^T$, $P_b = \text{diag}([100, 100, 25, 25])$ 。衍生强度为

$$v_{\beta}(x) = 0.05N(x; \xi, P_{\beta}) \quad (5)$$

式中: $P_p = \text{diag}([100, 100, 400, 400])$; ξ 为本体目标的状态。

3.2 仿真结果

设监测区域中有 5 个扩展目标,其航迹如图 2 所示,每个目标的 x 、 y 位置随时间变化如图 3(a)、(b)所示,其中的两目标相距最近时的距离为 40 m。图 4 为一次 Monte Carlo 仿真中采用本文提出的航迹维持算法及自适应量测集划分算法的扩展目标 GMPHD 滤波器对图 2 中的目标进行跟踪获得的估计航迹。图 4 中航迹在每时刻的估计值用‘o’表示,不同的颜色表示不同的航迹。

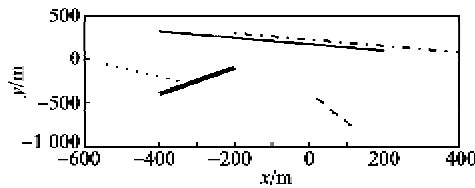
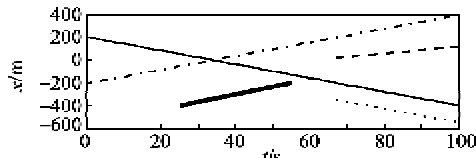
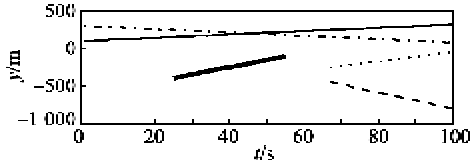


图 2 目标的航迹



(a) x 轴位置随时间的变化



(b) y 轴位置随时间的变化

图 3 x 、 y 轴位置随时间的变化

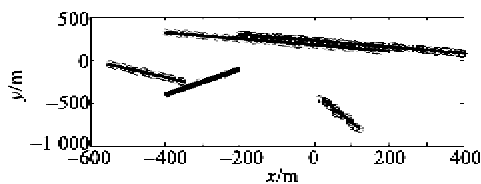


图 4 某次 Monte Carlo 仿真获得目标的估计航迹

为了对本文提出算法的可行性及有效性进行验证。采用文献[15]中定义的最优子模式分配 (OSPA) 距离对多目标跟踪的航迹集进行度量。其中包含对目标状态估计集及标签关联两方面的误差,而目标状态估计集也由估计值的估计误差及目标个数估计误差两方面组成^[15]。将采用本文提出的航迹维持和自适应量测集划分算法的扩展目标 GMPHD 滤波器,与采用本文提出用的航迹维持和采用距离-辅助划分法的 GMPHD 滤波器进行比较,通过 100 次 Monte Carlo 下获得 OSPA 距离,如图 5 所示。

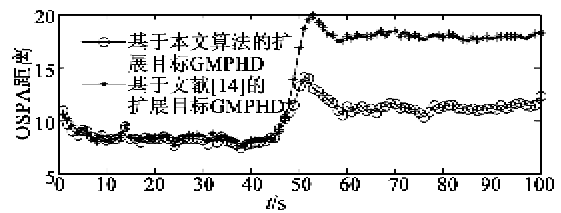


图 5 航迹估计集的 OSPA 距离

由于 OSPA 距离为综合的评价指标,无法获得单独的状态估计估计集误差和标签关联误差。为更明确表示各项误差,这里将 OSPA 距离中状态估计集的估计值与真实值的误差、标签关联误差两部分提取出来,单独对其进行评价。图 6 为状态估计集的估计值的位置平均误差,图 7 为标签关联的平均误差。

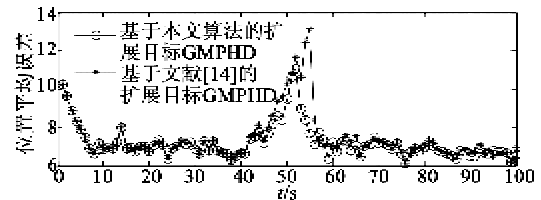


图 6 扩展目标位置的平均误差

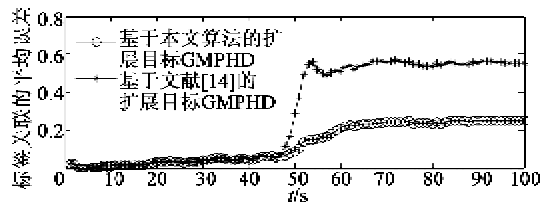


图 7 标签关联的平均误差

由图 5~7 可知,在目标相距较远时,本文提出的航迹维持算法可较好的跟踪各个目标,其标签关联的误差很小,接近 0;当目标相距较近时,由于本文提出的自适应量测集划分法比距离-辅助划分法的划分效果好,因此基于其的扩展目标 GMPHD 滤波器的位置误差和标签关联误差都较小。

4 结束语

本文提出了扩展目标 GMPHD 滤波器的航迹维持算法,可以根据扩展目标的状态估计集和标签集提供每个扩展目标的航迹。为提高在有相距较近目标时的跟踪性能,提出了自适应的量测集划分算法。不但比采用距离-辅助划分法有较小的计算量,且一定程度上提高了划分的效果,进而提高了基于其的扩展目标 GMPHD 滤波器的跟踪性能。

参考文献:

- [1] MAHLER R. Multitarget bayes filtering via first-order multitarget moments[J]. IEEE Transactions on Aero-

- space and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [2] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [3] VO B N, SUMEETPAL S, DOUCET A. Sequential monte carlo methods for multitarget filtering with random finite sets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1224-1245.
- [4] MATHLER R P S. PHD filters of higher order in target number[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(4): 1523-1543.
- [5] PANTA K, VO B N, SINGH S, et al. Probability hypothesis density filter versus multiple hypothesis tracking [C]//Maspalomas: Proceedings of SPIE; SPIE, 2004: 284-295.
- [6] LIN L, BAR-SHALOM Y, KIRUBARAJAN T. Data association combined with the probability hypothesis density filter for multitarget tracking [C]//Maspalomas: Proceedings of SPIE; SPIE, 2004: 464-475.
- [7] DROR-REIN E, MITCHELL H B. A soft assignment algorithm for multiple target tracking[J]. Signal Processing, 2001, 81(8): 1757-1764.
- [8] CLARK D E, BELL J. Data association for the phd filter [C]//Chicago: Proceedings of the International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing; IEEE, 2005: 217-222.
- [9] PANTA K, VO B N, SINGH S. Improved probability hypothesis density filter (phd) for multitarget tracking [C]//Chicago: Proceedings of ICISIP; IEEE, 2005: 213-218.
- [10] CLARK D E, PANTA K, VO B N. Gm-phd filter multi-target tracker[C]//Chicago: Proceedings of the International Conference on Information Fusion, IEEE, 2006: 1-8.
- [11] CLARK D E, VO B N, BELL J. The gm-phd filter multitarget tracking in sonar images [C]// Kissimmee: Proceeding SPIE Signal Processing, Sensor Fusion and Target Recognition; SPIE, 2006: 62350R-1-62350R-8.
- [12] PHAM N T, HUANG W, ONG S. Maintaining track continuity in gmphd filter[C]// Chicago: Proceedings of the International Conference on Information, Communications and Signal Processing; IEEE, 2007: 1-5.
- [13] PANTA K, CLARK D, VO B N. Data association and track management for the gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45(3): 1003-1016.
- [14] GRANSTROM K, LUNDQUIST C, ORGUNER U. Extended target tracking using a Gaussian mixture PHD filter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(4): 3268-3286.
- [15] RISTIC B, VO B N, CLARK D, et al. A metric for performance evaluation of multi-target tracking algorithms[J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2011, 59(7): 3452-3457.
-
- (上接第 866 页)
- [3] JILES D C, HARIHARAN S. Interpretation of the magnetization mechanism in terfenol-D using barkhausen pulse-height analysis and irreversible magnetostriction[J]. J Appl Phys, 1990, 67(9): 5013-5015.
- [4] JILES D C, THOELKE J B, DEVINE M K. Numerical determination of hysteresis parameters for the modeling magnetic properties using the theory of ferromagnetic hysteresis[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 1992, 28(1): 27-35.
- [5] ALMEIDA L A L, DEEP G S, LIMA A M N, et al. Modeling a magnetostrictive transducer using genetic algorithm[J]. Journal of Magnetism and Magnetic Materials, 2001, 266/230: 1262-1264.
- [6] 刘慧芳, 贾振元, 王福吉. 超磁致伸缩执行器位移模型的参数辨识[J]. 机械工程学报, 2011(15): 115-120.
- LIU Huifang, JIA Zhenyuan, WANG Fuji. Parameter identification of displacement model for giant magnetostrictive actuator[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011(15): 115-120.
- [7] 席裕庚, 柴天佑, 恽为民. 遗传算法综述[J]. 控制理论与应用, 1996(6): 697-708.
- XI Yugeng, CAI Tianyou, YUN Weimin. Summary of genetic algorithms[J]. Control Theory and Applications, 1996(6): 697-708.
- [8] 王雪梅, 王义和. 模拟退火算法与遗传算法的结合[J]. 计算机学报, 1997, 20(4): 381-384.
- WANG Xuemei, WANG Yihe. Simulated annealing algorithm and genetic algorithm[J]. Journal of Computers, 1997, 20(4): 381-384.
- [9] 刘爱军, 杨育, 邢青松, 等. 含精英策略的小生境遗传退火算法研究及其应用[J]. 中国机械工程, 2012, 23(5): 556-563.
- LIU Aijun, YANG Yuzhong, XING Qingsong, et al. Niche genetic research annealing algorithm and its application containing elitist strategy[J]. Chinese Mechanical Engineering, 2012, 23(5): 556-563.
- [10] 周沫, 左雷, 王春雨, 等. 基于遗传/模拟退火算法的蒸发波导反演研究[J]. 电波科学学报, 2014, 29(1): 122-128.
- ZHOU Mo, ZUO Lei, WANG Chunyu. Inversion of evaporation duct based on genetic/simulated annealing hybrid algorithm[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2014, 29(1): 122-128.