

8-5-2020

Probability Hypothesis Density Filter Based on Adaptive Target Birth Intensity

Jingjing Wu

1. School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; ;2. Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment and Technology, Wuxi 214122, China;

Lihua You

1. School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; ;2. Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment and Technology, Wuxi 214122, China;

Wang Yao

1. School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; ;

Shujuan Song

1. School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; ;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Probability Hypothesis Density Filter Based on Adaptive Target Birth Intensity

Abstract

Abstract: For probability hypothesis density (PHD) filter, that was not able to track birth targets of unknown position, PHD filter with adaptive target birth intensity was proposed. *The track initiation algorithm was employed to detect positions of promising birth targets which were used to form the intensity function of birth targets, and an online estimation algorithm of spontaneous birth intensity was proposed. Adaptive target birth intensity was combined with the recursion of the PHD filter, and a solution to the PHD filter based on adaptive target birth intensity for linear Gaussian target dynamics was proposed.* Simulation results demonstrate that the proposed tracker improves on effectively tracking birth targets of unknown positions in the scenario at any time.

Keywords

multi-target tracking, probability hypothesis density, birth target intensity, online estimation, Gaussian mixture

Recommended Citation

Wu Jingjing, You Lihua, Wang Yao, Song Shujuan. Probability Hypothesis Density Filter Based on Adaptive Target Birth Intensity[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(11): 2741-2747.

基于自适应新生目标强度的概率假设密度滤波

吴静静^{1,2}, 尤丽华^{1,2}, 王瑶¹, 宋淑娟¹

(1.机械工程学院 江南大学, 无锡 214122; 2.江苏省食品先进制造装备技术重点实验室, 无锡 214122)

摘要: 针对概率假设密度滤波器(Probability Hypothesis Density, PHD)无法跟踪未知起始位置新生目标的问题, 提出一种具有自适应新生目标强度的 PHD 滤波器。采用航迹起始技术检测新生目标的位置, 根据检测位置构造新生目标强度函数, 提出新生目标强度的在线估计算法。在 PHD 滤波框架下, 引入新生目标强度更新机制, 采用更新的新生目标强度完成 PHD 滤波的递推, 并给出了基于自适应新生目标强度 PHD 的高斯混合实现算法。仿真结果表明: 该方法改进了 PHD 滤波的多目标跟踪性能, 能够有效跟踪任意时刻未知位置的新生目标。

关键词: 多目标跟踪; 概率假设密度; 新生目标强度; 在线估计; 高斯混合

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2015) 11-2741-07

Probability Hypothesis Density Filter Based on Adaptive Target Birth Intensity

Wu Jingjing^{1,2}, You Lihua^{1,2}, Wang Yao¹, Song Shujuan¹

(1.School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

2.Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment and Technology, Wuxi 214122, China)

Abstract: For probability hypothesis density (PHD) filter, that was not able to track birth targets of unknown position, PHD filter with adaptive target birth intensity was proposed. *The track initiation algorithm was employed to detect positions of promising birth targets which were used to form the intensity function of birth targets, and an online estimation algorithm of spontaneous birth intensity was proposed. Adaptive target birth intensity was combined with the recursion of the PHD filter, and a solution to the PHD filter based on adaptive target birth intensity for linear Gaussian target dynamics was proposed.* Simulation results demonstrate that the proposed tracker improves on effectively tracking birth targets of unknown positions in the scenario at any time.

Keywords: multi-target tracking; probability hypothesis density; birth target intensity; online estimation; Gaussian mixture

引言

多目标跟踪(MTT)的目的是从含有杂波的量测集合中估计出多目标数目和状态^[1]。传统多目标跟踪算法主要基于数据关联技术,把多目标跟踪转

化为多个单目标的跟踪问题。数据关联技术是一种 NP-Hard 问题,其求解算法存在组合爆炸^[2],限制了该类算法的实际应用。近年来,基于随机有限集的多目标跟踪方法在复杂场景跟踪问题上取得了巨大突破,得到了越来越多的关注^[3-10]。该方法把多目标跟踪问题描述为多目标贝叶斯滤波,避免了传统多目标跟踪技术中的数据关联环节。多目标贝叶斯滤波器可以容易地处理密集杂波,目标数目不确定,目标的交叉,新生,分裂,合并等复杂情况。但这种最优多目标贝叶斯滤波器包含了状态空间



收稿日期: 2014-07-22 修回日期: 2014-12-20;
基金项目: 国家自然科学基金项目(61305016);
作者简介: 吴静静(1982-),女,安徽滁州,博士,研究方向为数字图像处理、模式识别及信息融合;尤丽华(1955-),女,江苏淮安,副教授,研究方向为机电一体化与图像检测技术。

<http://www.china-simulation.com>

• 2741 •

和量测空间上的无穷维积分, 在计算上无法实现。因此, 学者们提出了两个理论上次优的近似算法, 即概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)滤波器^[3]和基数概率假设密度(Cardinalized Probability Hypothesis Density, CPHD)滤波器^[4]。多目标贝叶斯滤波器及其近似算法提供了理论上完美的多目标跟踪方案, 非常适合复杂目标, 密集杂波等现代跟踪场景。

研究发现, PHD 滤波器可以处理多目标的新生、孵化和死亡问题, 但该算法有一个缺点, 即新生目标的强度函数必须是已知的^[5-9]。如 GM-PHD^[5]中的假设 A.6 即表明要求已知的新生目标强度函数。从这个假设条件可以看出, PHD 滤波器缺少实质上的新生目标检测功能。而新生目标的检测或航迹的起始是现代 MTT 系统必要和重要的组成部分。因此这一假设条件制约了 PHD 滤波器的广泛应用。近来, B. RISTIC 等人提出一种基于粒子 PHD 滤波器的自适应新生目标强度方法^[8], 该方法由每一帧接收到的量测来设计新生目标强度函数, 它把量测空间分为量测可测子空间 p 与量测不可测子空间 v , 其对于 p 子空间由似然函数构造新生目标强度, 但对于 v 子空间仍然需要已知先验信息。Michael Beard 等人提出了新生目标强度分布是均匀分布的高斯混合 PHD 滤波器^[9], 但仍然需要已知新生目标强度分布。欧阳诚等人基于文献[8]中的方法, 提出一种归一化因子修正方法, 以改进文献[8]中算法的航迹归一化失衡问题^[10]。但是该类方法仍然需要已知一些先验信息, 并没有完全解决前述 PHD 滤波器存在的问题, 而且该方法在滤波后仍然会含有大量杂波, 弱化了 PHD 滤波器去除杂波的主要优点。

本文提出一种具有自适应新生目标强度的贝叶斯多目标跟踪方法, 完全不需要先验信息, 仅根据量测信息来构造新生目标强度函数。其简要流程是, 首先应用航迹起始技术进行新生目标的检测, 一旦有新生目标被检测出来, 则由其位置信息构建新生目标的强度函数; 然后由此构建的强度函数作

为 PHD 滤波器的起始条件以起始滤波器。本方法可以应用于 PHD 和 CPHD 滤波器, 完成位置未知的新生目标跟踪问题。

1 基于自适应目标检测的 PHD 滤波

概率假设密度滤波器是基于随机有限集的多目标贝叶斯滤波器的一种近似, 因此它的实现与贝叶斯滤波器一样, 也包括“状态分布”的预测与更新, 只是这里的“状态分布”是状态的强度函数, 或者叫做概率假设密度, 即 PHD。PHD 滤波器的预测步骤可以实现对于已知先验强度函数的目标(包括新生目标, 分裂孵化目标和继续生存的目标)的预测, 但是对于未知强度函数的各类目标则无能为力, 而把它们作为杂波处理。为解决该问题, 本文提出基于自适应目标检测的 PHD 滤波器方法。算法的思想是使用量测数据和航迹起始技术进行未知位置的新生目标的检测, 再以每一帧得到的新生目标位置自适应更新新生目标强度函数, 从而实现新生目标的跟踪。

本文算法的具体流程为, 首先, 将每一时刻接收到的任意一个量测作为新的航迹(目标)假设, 并以此作为航迹头进行航迹起始, 然后进行航迹的起始与确认, 一旦有航迹确认(即为新生目标的航迹), 使用确认航迹的起始位置信息构建新生目标的随机集强度函数; 其次, 合并构建的新目标强度函数与已知新目标强度函数产生该时刻自适应新生目标强度; 最后, 使用自适应新生目标强度函数启动 PHD 滤波器, 从而完成 PHD 滤波器的预测以及更新。本方法流程框图如图 1 所示。

2 自适应新生目标强度生成算法

一个新目标的出现意味着一条新航迹的起始, 反之亦然。因此可以由航迹起始技术来检测未知位置的新生目标。航迹起始就是在目标进入传感器探测区域之后, 能立即建立起目标的航迹。另一方面, 航迹起始还要防止由于存在不可避免的杂波产生的虚假航迹。因此, 为了确认记录的点迹为可靠航

迹, 必须对建立的初始航迹进行确认。若确认了一条新航迹, 就宣布检测到一个新生目标。

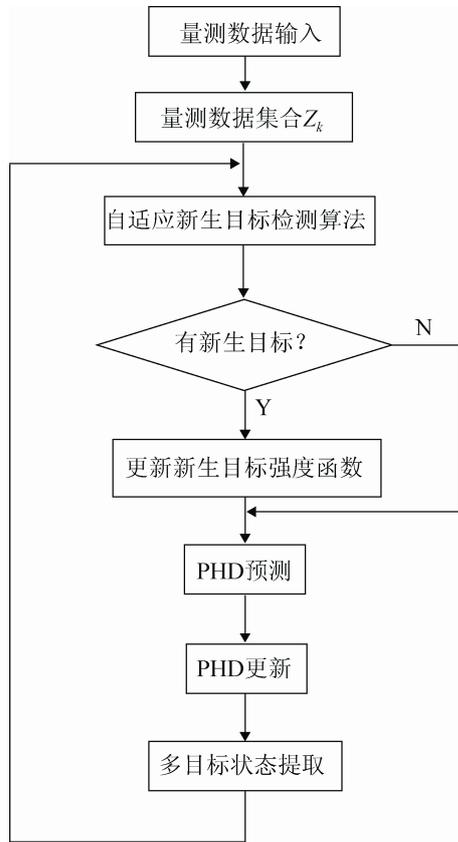


图 1 基于自适应目标检测的 PHD 滤波器流程图

由于 PHD 滤波器具有强大的处理杂波及航迹消亡能力, 因此即使对于个别误起始的虚假航迹, 经 PHD 滤波器处理后也会很快消亡。因此, 为了保证快速起始航迹, 可以使用较为简单的逻辑法进行航迹起始, 而不会对多目标跟踪产生大的影响。传统的逻辑法在航迹外推时, 对于每一步预测时的量测都采用“最近邻”方法选取, 并关联此量测, 这样在高杂波密度场景下会产生较多的虚假起始航迹。本文采用多假设跟踪中延迟决策的思想进行逻辑起始^[11], 即在初始航迹一步外推时不立刻进行关联量测, 而是延迟一步决策, 在连续两步外推后, 再根据统计方法选取最优的外推航迹及其关联的量测。这种逻辑起始算法步骤如下:

步骤 1. 建立初始航迹。为 k 时刻收到的每一个量测建立初始航迹起始点。

步骤 2. 两步外推。

如图 2 所示, 对于 $k+1$ 时刻的候选目标航迹 a , 进行一阶多项式外推, 形成 $k+2$ 时刻相应于该航迹的确认区域, 其中 b 为预报位置, b_1, b_2 为落入确认区域中的量测; 分别利用 b_1, b_2 进行二阶多项式外推, 得到 $k+3$ 时刻量测确认区域。

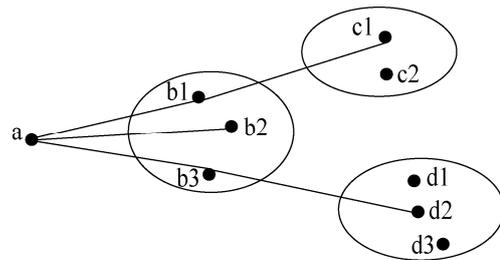


图 2 一步延迟算法候选目标航迹扩展示意图

步骤 3. 计算两步累积新息。

对于确认区域中的每一个量测组合 $l\{z_{(l,k-1)}, z_{(l,k)}\}$, 定义其组合新息归一化方差为:

$$\gamma(l) = \sum_{i=k-1}^k [z_{(l,i)}(i) - H(i)\hat{x}_l(i)]^T R(i)^{-1} [z_{(l,i)}(i) - H(i)\hat{x}_l(i)] \quad (1)$$

其中: $z_{(l,k)}$ 表示 k 时刻属于组合 l 的量测; $\hat{x}_l(i)$ 是与量测组合 l 对应的目标状态估计;

步骤 4. 选择最小的 $\gamma_{(l)}$ 对应的量测作为 k 时刻的有效量测进行目标航迹扩展;

步骤 5. 航迹确认。

航迹确认逻辑采用基于“4 点滑窗”的 m/n 逻辑法, 即初始航迹始终保持 4 次扫描量测, 若一个目标航迹扩展包括到当前时刻为止的连续 3 个扫描周期的量测, 就判断该航迹为确认航迹, 航迹的状态 $x(k)$ 由最小二乘方法方法进行线性外推得到:

$$x(k+1) = x(k) + \frac{1}{2}(x(k-1) - x(k-3)) \quad (2)$$

3 基于自适应新生目标强度的 PHD 算法的高斯混合实现

针对高斯混合形式的 PHD 滤波器实现, 即 GM-PHD 滤波器, 提出基于自适应新生目标检测的 GM-PHD 算法步骤如下。假设已知 k 时刻的量

测为 $Z_k = \{z_{k,i}\}_{i=1}^{M_k}$, $k-1$ 时刻生存下来的航迹假设为 $\{T_{k-1,j}\}_{j=1}^{N_{k-1}}$ 。

步骤 1. 航迹的起始和确认。

根据第 2 节算法, 由当前帧量测起始和扩展临时假设航迹, 并判断是否有航迹被确认, 即是否有新生目标。若有新生目标被确认, 则进行步骤 2, 否则进行步骤 3。

步骤 2. 构造带有新生目标的强度函数。

若 k 时刻检测到 $\hat{J}_{\gamma,k}$ 个新生目标, 则构造高斯

混合形式的强度函数 $\sum_{j=1}^{\hat{J}_{\gamma,k}} \hat{w}_{\gamma,k}^j \mathcal{N}(x; \hat{m}_{\gamma,k}^j, \hat{P}_{\gamma,k}^j)$, 然后与已知起始位置的目标强度函数一起构成新生目标强度函数 $\gamma_k(x)$,

$$\gamma_k(x) = \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k}} w_{\gamma,k}^i \mathcal{N}(x; m_{\gamma,k}^i, P_{\gamma,k}^i) + \sum_{j=1}^{\hat{J}_{\gamma,k}} \hat{w}_{\gamma,k}^j \mathcal{N}(x; \hat{m}_{\gamma,k}^j, \hat{P}_{\gamma,k}^j) \quad (3)$$

其中: $m_{\gamma,k}^i$, $P_{\gamma,k}^i$, $w_{\gamma,k}^i$ 分别是已知起始位置新生目标的中心位置向量, 方差阵和每个目标的加权系数; $\hat{m}_{\gamma,k}^j$, $\hat{P}_{\gamma,k}^j$, $\hat{w}_{\gamma,k}^j$ 分别是检测到的新生目标的中心位置向量, 方差阵和每个目标的加权系数。

步骤 3. 由高斯混合方法对多目标状态随机集的概率假设密度进行预测。

设 $k-1$ 时刻状态后验强度函数由 J_{k-1} 个高斯元组成, 其后验强度具有如下高斯混合形式:

$$v_{k-1}(x) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(i)} \mathcal{N}(x; m_{k-1}^{(i)}, P_{k-1}^{(i)}) \quad (4)$$

则 k 时刻预测 PHD 具有如下高斯混合形式:

$$v_{k|k-1}(x) = \gamma_k(x) + v_{S,k|k-1}(x) \quad (5)$$

其中: $\gamma_k(x)$ 是新生目标预测高斯元强度; $v_{S,k|k-1}(x)$ 是继续生存目标的预测高斯元强度。

(1) 对新生目标进行预测。包括对已知起始位置的新生目标与检测得到的新生目标进行预测。

设 k 时刻给定位置的新产生目标个数为 $J_{\gamma,k}$, 则对于 $j=1, 2, \dots, J_{\gamma,k}$, $\omega_{k|k-1}^{(j)} = \omega_{\gamma,k}^{(j)}$, $m_{k|k-1}^{(j)} = m_{\gamma,k}^{(j)}$, $P_{k|k-1}^{(j)} = P_{\gamma,k}^{(j)}$, 其中 $\omega_{\gamma,k}^{(j)}$, $m_{\gamma,k}^{(j)}$, $P_{\gamma,k}^{(j)}$ 分别为 k 时刻新生目标高斯元的权值, 状态期望及协方差;

设 k 时刻检测得到的未知位置的新目标个数为 $\hat{J}_{\gamma,k}$, 则对于 $j=J_{\gamma,k}+1, \dots, J_{\gamma,k}+\hat{J}_{\gamma,k}$, 有 $\omega_{k|k-1}^{(j)} = \hat{\omega}_{\gamma,k}^{(j-J_{\gamma,k})}$, $m_{k|k-1}^{(j)} = \hat{m}_{\gamma,k}^{(j-J_{\gamma,k})}$, $P_{k|k-1}^{(j)} = \hat{P}_{\gamma,k}^{(j-J_{\gamma,k})}$, 其中 $\hat{\omega}_{\gamma,k}^{(j)}$, $\hat{m}_{\gamma,k}^{(j)}$, $\hat{P}_{\gamma,k}^{(j)}$ 分别为检测得到的未知位置的新生目标高斯元的权值, 状态期望及协方差;

(2) 对继续生存的目标进行预测。

假设目标的生存概率为 p_S , 则对 $j=1, 2, \dots, J_{k-1}$, 按照以下公式对继续生存目标的权值, 均值和协方差进行预测: $\omega_{k|k-1}^{(j)} = p_S \omega_{k-1}^{(j)}$, $m_{k|k-1}^{(j)} = F_{k-1} m_{k-1}^{(j)}$, $P_{k|k-1}^{(j)} = Q_{k-1}^{(j)} + F_{k-1} P_{k-1}^{(j)} (F_{k-1})^T$ 。

最后得到的预测高斯元是新生高斯元和继续生存的高斯元之和。设预测高斯元数目为 $J_{k|k-1}$ 。

步骤 4. 由当前量测集合对多目标预测 PHD 的高斯元进行更新。

假设 k 时刻预测 PHD 具有高斯混合形式:

$$v_{k|k-1}(x) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(i)} \mathcal{N}(x; m_{k|k-1}^{(i)}, P_{k|k-1}^{(i)}) \quad (6)$$

则 k 时刻后验 PHD 具有如下高斯混合形式:

$$v_k(x) = (1 - p_D) v_{k|k-1}(x) + \sum_{z \in Z_k} v_{D,k}(x; z) \quad (7)$$

其中 $v_{D,k}(x; z) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_k^{(i)} \mathcal{N}(x; m_{k|k}^{(i)}(z), P_{k|k}^{(i)})$ (8)

$$w_k^{(i)} = \frac{P_{D,k} w_{k|k-1}^{(i)} q_k^{(i)}(z)}{\kappa_k(z) + P_{D,k} \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(j)} q_k^{(j)}(z)} \quad (9)$$

由上式可见, 更新包括两项, 一是当量测失检时对预测高斯元的更新, 二是由当前量测 Z_k 来更新预测高斯元。

(1) 量测失检时的高斯元更新:

对 $j=1, 2, \dots, J_{k+1|k}$, 有: $w_{k+1|k}^{(j)} = (1 - p_D) w_{k|k}^{(j)}$, $m_{k+1|k}^{(j)} = m_{k|k}^{(j)}$, $P_{k+1|k}^{(j)} = P_{k|k}^{(j)}$ 。

(2) 量测 Z_{k+1} 对高斯元的更新: 对每一个 $z \in Z_{k+1}$, 有

$$w_{k+1}^{(j)} = p_D w_{k+1|k}^{(j)} \mathcal{N}(z; \eta_{k+1|k}^{(j)}, S_{k+1}^{(j)}) \quad (10)$$

$$m_{k+1}^{(j)} = m_{k+1|k}^{(j)} + K_{k+1}^{(j)} (z - \eta_{k+1|k}^{(j)}) \quad (11)$$

$$P_{k+1}^{(j)} = [I - K_{k+1}^{(j)} H_k] P_{k+1|k}^{(j)} \quad (12)$$

式中的 $\eta_{k+1|k}^{(j)}$ 和 $S_{k+1|k}^{(j)}$ 分别是第 j 个预测高斯元的

均值和方差,可以由 Kalman 滤波器公式计算得到。

4 实验结果与分析

本实验为二维机动跟踪场景。由雷达跟踪五个目标,多目标模型和跟踪场景描述如下。

4.1 多目标模型

(1) 状态模型

目标的状态取为: $x_k = [p_x, p_y, \dot{p}_x, \dot{p}_y, \omega]'$, 其中, p_x, p_y 表示目标在 x 和 y 方向上的位置坐标, \dot{p}_x, \dot{p}_y 表示目标在 x 和 y 方向上的速度, ω 是转弯速率。目标的状态模型选取非线性渐近转弯(CT)模型:

$$x_k = F(\omega_{k-1})x_{k-1} + Gv_{k-1} \quad (13)$$

其中:

$$F(\omega) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & -\frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & 0 \\ 0 & 1 & \frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 \\ 0 & 0 & \cos \omega T & -\sin \omega T & 0 \\ 0 & 0 & \sin \omega T & \cos \omega T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$G = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中: $T=1$ s 是采样周期, $v_k \sim \mathcal{N}(\cdot; 0, \sigma_v^2 I_2)$, 标准差为 $\sigma_v = 5$ m/s²。

(2) 量测模型。

$$z_k = Hx_k + w_k \quad (16)$$

其中: $H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$, 量测噪声方差是

$R = \sigma_v^2 I_2$, 这里标准差为 $\sigma_v = 30$ m。

4.2 多目标跟踪仿真场景

本试验为二维多目标跟踪场景,监视区域内有 5 个目标。设新产生的目标服从泊松分布。为了与

原始的 PHD 滤波器进行比较,设其中的 2 个目标起始位置已知,新生目标强度函数为: $\gamma_k(x) = \sum_{i=1}^2 w_{\gamma} \mathcal{N}(x; m_{\gamma}^i, P_{\gamma})$, 其中, $w_{\gamma} = 0.03$, $m_{\gamma}^1 = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]'$, $m_{\gamma}^2 = [150 \ 0 \ 16000 \ 0 \ 0]'$, $P = \text{diag}([50 \ 10 \ 50 \ 10 \ 0.1])$ 。其余 3 个目标的起始强度函数未知。雷达位于坐标原点。目标的生存概率为 0.99。假设目标飞行过程中没有目标的分裂。杂波服从泊松过程模型,强度为 $\kappa_c(z) = \lambda_c V u(z)$, 其中 $u(\cdot)$ 是在监视区域 V 内服从均匀分布的密度函数,监视区域的体积 $V = 4 \times 10^8$ m², $\lambda_c = 1 \times 10^{-7}$ m⁻² 是单位体积内的平均杂波数目(即监视区域内平均每帧有 40 个杂波)。

4.3 实验结果与分析

本例中,GM-PHD 滤波器的参数设置为:每一步的删除门限为 $T = 10^{-5}$,合并门限为 $U = 4$ m,每一步最多使用 $J_{\max} = 100$ 个高斯元。本文的实例采用 MATLAB 仿真软件实现。图 3 为目标量测图,可见,目标的真实航迹淹没于密集杂波中。

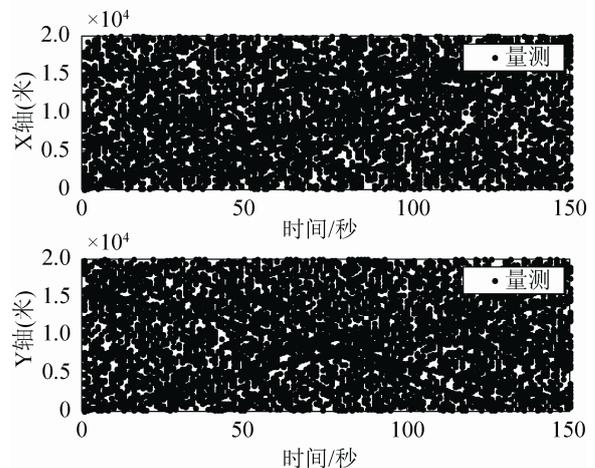


图3 x-和y-方向上的目标量测

图4是本文提出的自适应GM-PHD方法在x-和y-方向上对时间的位置估计结果。从图4可以看出,自适应GM-PHD不仅可以准确估计出2个已知起始位置的新生目标,而且可以准确估计出3个未知起始位置的新生目标。对比图3和图4,可见自适应GM-PHD具有很强的去除杂波的能力。图5为自适

应GM-PHD的三维位置估计结果。对照图4和图5，可见，自适应GM-PHD能够在第31, 51和61帧时刻准确起始新生目标2, 4, 5，并能够准确估计3个新生目标的位置。图6给出了原GM-PHD滤波器对同一多目标场景的跟踪结果的三维图。由图6可以看出，原GM-PHD滤波器仅能对2个已知起始位置的新生目标实现状态估计，而不能估计出3个未知起始位置的新生目标。这正是由GM-PHD滤波器不具有起始位置未知新目标能力所导致的。

图7给出了真实目标数目，本文方法和GM-PHD滤波器的目标数估计对比图，该图是100次 Monte Carlo 运算平均的结果。可以看出，本文方法给出了正确的目标数目估计结果，而GM-PHD 滤波器仅能给出2个已知起始位置目标的目标数目估计。

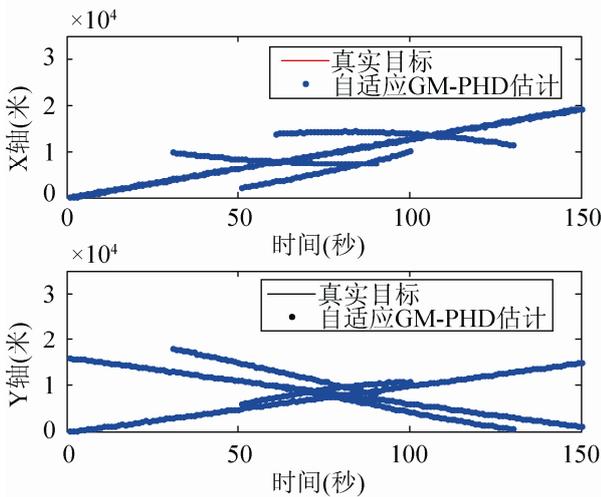


图4 本文方的x-和y-方向位置估计图

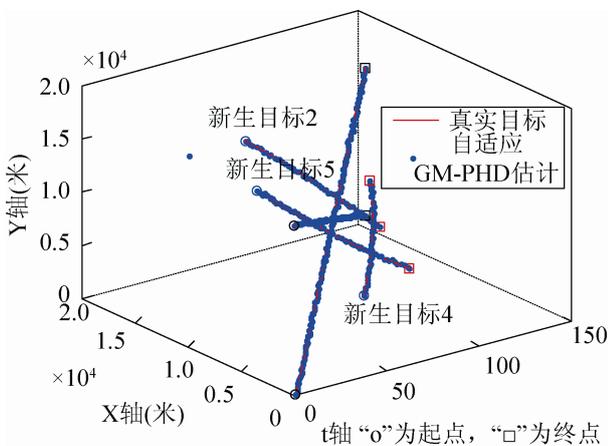


图5 本文方法的位置估计-时间三维图

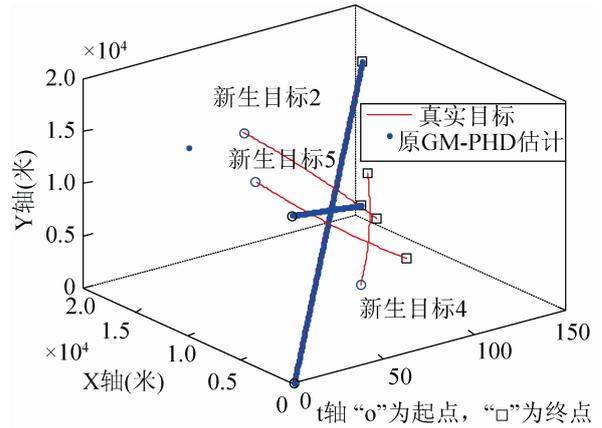


图6 原GM-PHD的位置估计-时间三维图

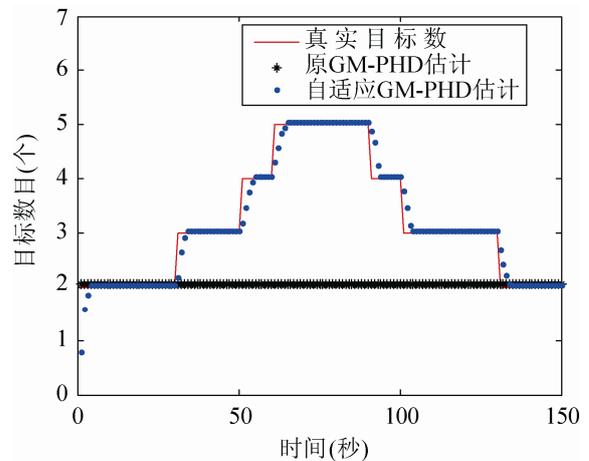


图7 本文方法和GM-PHD目标数目估计对比图

本文采用 Wasserstein 距离^[12] d_2^W 来评估多目标算法的性能。对于 2 个非空有限集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 和 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ ，它们之间的 Wasserstein 距离定义为，

$$d_p^W(X, Y) = \inf_C \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m C_{i,j} d(x_i, y_j)^p} \quad (17)$$

$$d_\infty^W(X, Y) = \inf_C \max_{1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m} \tilde{C}_{i,j} d(x_i, y_j) \quad (18)$$

其中： C 为 $n \times m$ 阶矩阵，对于所有 $i=1, 2, \dots, n$ ， $j=1, 2, \dots, m$ ， $C_{i,j}$ 满足：

$$\sum_{i=1}^n C_{i,j} = \frac{1}{m}, \quad \sum_{j=1}^m C_{i,j} = \frac{1}{n}, \quad C_{i,j} > 0 \quad (19)$$

$\tilde{C}_{i,j}$ 满足条件： $\begin{cases} \tilde{C}_{i,j} = 1, & \text{当 } C_{i,j} \neq 0 \text{ 时} \\ \tilde{C}_{i,j} = 0, & \text{其他情况} \end{cases}$

Wasserstein 距离(WD 距离)非常适合作为多目

标算法的评价指标,它不仅惩罚算法对多目标状态估计的误差,而且同时惩罚算法对多目标数目估计的误差。图 8 给出了本文方法和 GM-PHD 滤波器 100 次 Monte Carlo 平均的 Wasserstein 距离比较图。从图 8 可以看出,50~130 s 时间步内,GM-PHD 滤波器的 Wasserstein 距离远大于本文方法,这是由于 GM-PHD 滤波器在这段时间内给出了错误的目标数目估计。

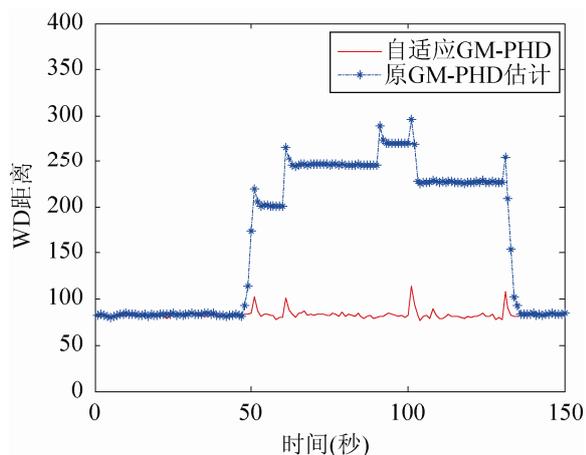


图8 本文方法和GM-PHD100次Monte Carlo 平均WD距离

5 结论

针对 PHD 滤波器不能跟踪未知位置的新生目标的问题,提出了基于自适应新目标强度的 PHD 滤波算法。算法的思想是松弛 PHD 滤波器的约束条件,即通过检测技术得到 PHD 滤波器所需要的前提条件。其实现过程是,在多目标跟踪中应用航迹起始技术进行新生目标的检测,一旦确认出现新生目标,则由其位置信息构建新生目标的随机集强度函数,然后由更新的强度函数作为 PHD 滤波器的起始条件启动滤波器。仿真实验表明,该算法能够很好地跟踪位置未知的新生目标,提高了 PHD 滤波器的应用范围和鲁棒性。

参考文献:

[1] Bar-Shalom Y, Fortman T E. Tracking and Data Association [M]. Orlando, USA: Academic Press, 1998: 157-190.

[2] Blackman S S, Popoli R. Design and Analysis of Modern Tracking Systems [M]. Norwood, USA: Artech House, 1999: 328-336.

[3] Mahler R. Multitarget Bayes Filtering via First-order Multitarget Moments [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronics Systems (S0018-9251), 2003, 39(3): 1152-1178.

[4] Mahler R. A Theory of PHD Filters of Higher Order in Target Number [C]// Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XV, Proc. of SPIE Vol. 6235, 62350K, 2007. USA: SPIE, 2007: 1523-1543.

[5] Vo B-N, Ma W-K. The Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density Filter [J]. IEEE Trans on Signal Processing (S1053-587X), 2006, 54(11): 4091-4104.

[6] 张崇猛, 王戈孟, 凡彬, 等. 一种无迹粒 PHD 滤波的多目标跟踪算法 [J]. 系统仿真学报, 2013, 25(1): 94-98. (Zhang Chongmeng, Wang Ge, Meng Fanbin, et al. Unscented Particle PHD Filter Algorithm for Multi-target Tracking [J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2013, 25(1): 94-98.)

[7] 吕学斌, 游志胜, 周群彪, 等. 基于无迹变换的概率假设密度滤波算法 [J]. 系统仿真学报, 2009, 21(3): 845-850. (Lv Xuebin, You Zhisheng, Zhou Qunbiao, et al. Probability Hypothesis Density Filter Based on Unscented Transformation and Its Application to Multi-target Tracking [J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2009, 21(3): 845-850.)

[8] Ristic B, Clark D, Vo B-N. Adaptive Target Birth Intensity for PHD and CPHD Filters [J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronics Systems (S0018-9251), 2012, 48(2): 1656-1668.)

[9] Beard M, Vo B-T, Vo B-N, et al. Gaussian Mixture PHD and CPHD Filtering with Partially Uniform Target Birth [C]// 15th International Conference on Information Fusion (FUSION), 2012. Singapore: IEEE, 2012: 535-541.

[10] 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.

[11] 朱洪艳, 韩崇昭, 韩红, 等. 航迹起始算法研究 [J]. 航空学报, 2004, 25(3): 284-288.

[12] Hoffman J, Mahler R. Multitarget miss distance and its applications [C]// Proceedings of the International Conference on Information fusion, July 2002. USA: IEEE, 2002: 149-155.