

# 基于高斯混合概率假设密度的运动参数估计组合平滑滤波算法

黄庆东\*<sup>①</sup> 李晓瑞<sup>①</sup> 曹艺苑<sup>①</sup> 刘青<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(西安邮电大学通信与信息工程学院 西安 710121)

<sup>②</sup>(西安理工大学自动化与信息工程学院 西安 710048)

**摘要:** 针对高斯混合概率假设密度(GM-PHD)滤波器在目标速度未知或不准确时, 目标状态估计性能较差, 该文提出一种基于GM-PHD的运动参数估计组合平滑滤波算法。该算法通过目标状态提取速度信息, 经过中值平滑和线性平滑组合处理提升速度估计准确性, 然后将速度反馈给GM-PHD滤波器的状态转移方程, 提高状态预测精度。仿真结果表明, 目标速度未知或不准确时, 所提算法能够明显改善GM-PHD滤波器状态估计性能。

**关键词:** 目标跟踪; 高斯混合概率假设密度滤波; 参数估计; 组合平滑

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2022)07-2488-08

DOI: 10.11999/JEIT210439

## Motion Parameter Estimation Combined Smoothing Filter Algorithm Based on Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density

HUANG Qingdong<sup>①</sup> LI Xiaorui<sup>①</sup> CAO Yiyuan<sup>①</sup> LIU Qing<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

<sup>②</sup>(School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** Considering poor performance of target state estimation for Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density(GM-PHD) filter when the target velocity is unknown or inaccurate, a combined smoothing filtering algorithm for motion parameter estimation based on GM-PHD is proposed. The velocity information is extracted from the target state, and the accuracy of velocity estimation is improved through the combined processing of median smoothing and linear smoothing. Then, the velocity is fed back to the state transition equation of the GM-PHD filter to improve the accuracy of state prediction. Simulation results show that the proposed algorithm can significantly improve the state estimation performance of GM-PHD filter when the target velocity is unknown or inaccurate.

**Key words:** Target tracking; Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density(GM-PHD) filtering; Parameter estimation; Combination of smooth

### 1 引言

高斯混合概率假设密度(Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density, GM-PHD)滤波方法通常预设速度与目标的真实速度相接近时, 才能表现出良好的跟踪性能, 但实际情况下, 速度如果未知或与真实差异较大就会导致状态参数不匹配, 状态估计不准确<sup>[1-6]</sup>。采用现有的跟踪算法对模型中

速度未知的目标进行跟踪, 无法获得可靠的跟踪效果。所以为了提高跟踪精度, 有必要对速度信息进行实时估计以及准确的提取。

对此, 文献[7]提出了一种分段解析迭代的速度预测方法, 用于解决对速度变化规律的简化建模来对剩余航程进行修正, 虽然有一定的实时性但仍然要预设一个真实初始速度的数值。文献[8]提出了一种速度未知条件下的定位算法, 该定位算法利用传感器组成的非线性定位方程组计算出速度, 获得定位结果。但该算法的精度受时间差的精度影响。文献[9,10]提出了一种角度测量的目标运动参数估计和跟踪的算法, 依据运动参数估计值和角度测量值的关系实现速度运动参数估计。但该算法没有对估计的速度与系统状态估计结合, 没有进行实时状态

收稿日期: 2021-09-15; 改回日期: 2021-09-09; 网络出版: 2021-09-15

\*通信作者: 黄庆东 huangqingdong@xupt.edu.cn

基金项目: 国防科研试验信息安全实验室基础科研项目(2018XXAQ09)  
Foundation Item: The Basic Research Project of Information Security Laboratory for National Defense Research and Experiment (2018XXAQ09)

估计与速度估计嵌套处理，进而影响目标的定位精度。

本文针对未知速度的目标跟踪问题，提出了一种基于GM-PHD滤波的运动参数组合平滑滤波算法，具有实时性和准确性。由于GM-PHD滤波得到的位置信息稳定可靠，因此在速度不确定情况下，依据位置信息的时间差分，得到速度的估计值，但此速度受系统误差和随机性偏差影响有很大的抖动，对初步速度估计值进行5点中值滤波和3点线性平滑的组合平滑滤波，去除随机跳变数据并抑制噪声波动影响，使估计的速度值更加接近真实速度。通过速度准确性的提高，能够提供更精确的运动模型，提升GM-PHD状态估计环节的准确性，进一步提高状态估计的准确性。

## 2 标准的GM-PHD滤波器

GM-PHD滤波器具有计算量小、目标状态提取简单等优点，因此为简便起见，假设所研究的系统符合线性高斯的条件。在不考虑衍生目标的情况下，GM-PHD滤波器的实现过程如下<sup>[11-13]</sup>：

(1) 预测。假设第 $k-1$ 时刻的强度函数为

$$D_{k-1|k-1}(\mathbf{s}_{k-1}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(i)} \mathcal{N}(\mathbf{s}_{k-1}; \mathbf{m}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{p}_{k-1}^{(i)}) \quad (1)$$

其中， $\mathbf{s}_{k-1}$ 表示第 $k-1$ 时刻目标的状态； $J_{k-1}$ 表示高斯分量个数； $\mathcal{N}(\cdot; \mathbf{m}, \mathbf{p})$ 表示均值为 $\mathbf{m}$ 、协方差为 $\mathbf{p}$ 的高斯分布； $w_{k-1}^{(i)}$ 表示第 $i$ 个高斯分量的权值， $\mathbf{m}_{k-1}^{(i)} = [x_{k-1}^{(i)}, y_{k-1}^{(i)}, z_{k-1}^{(i)}, \dot{x}_{k-1}^{(i)}, \dot{y}_{k-1}^{(i)}, \dot{z}_{k-1}^{(i)}]^T$ ，其中 $[x_{k-1}^{(i)}, y_{k-1}^{(i)}, z_{k-1}^{(i)}]^T$ 为位置， $[\dot{x}_{k-1}^{(i)}, \dot{y}_{k-1}^{(i)}, \dot{z}_{k-1}^{(i)}]^T$ 为速度。则第 $k$ 时刻目标强度函数预测值为

$$D_{k|k-1}(\mathbf{s}_k) = \gamma_k(\mathbf{s}_k) + \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k|k-1}^{(i)} \mathcal{N}(\mathbf{s}_k; \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}, \mathbf{p}_{k|k-1}^{(i)}) \quad (2)$$

其中， $\gamma_k(\mathbf{s}_k)$ 表示目标新生强度，且

$$w_{k|k-1}^{(i)} = p_{S,k} w_{k-1}^{(i)} \quad (3)$$

$$\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{m}_{k-1}^{(i)} \quad (4)$$

$$\mathbf{p}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{p}_{k-1}^{(i)} \mathbf{F}_{k-1}^T \quad (5)$$

其中， $p_{S,k}$ 表示目标的存活概率； $\mathbf{F}_{k-1}$ 表示状态转移矩阵； $\mathbf{Q}_{k-1}$ 表示过程噪声的协方差矩阵。

(2) 更新。由于 $\gamma_k(\mathbf{s}_k)$ 也是高斯混合的形式，因此式(2)重新记为

$$D_{k|k-1}(\mathbf{s}_k) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(i)} \mathcal{N}(\mathbf{s}_k; \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}, \mathbf{p}_{k|k-1}^{(i)}) \quad (6)$$

其中， $J_{k|k-1} = J_{k-1} + J_{\gamma,k}$ ， $J_{\gamma,k}$ 为新生目标数。则第 $k$ 时刻的目标后验强度函数为

$$D_{k|k}(\mathbf{s}_k) = (1 - p_{D,k}) D_{k|k-1}(\mathbf{s}_k) + \sum_{z \in \mathcal{Z}_k} \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_k^{(i)}(z) \mathcal{N}(\mathbf{s}_k; \mathbf{m}_{k|k}^{(i)}(z), \mathbf{p}_{k|k}^{(i)}(z)) \quad (7)$$

其中， $p_{D,k}$ 表示目标的检测概率；权值 $w_k^{(i)}(z)$ 、高斯分布的均值 $\mathbf{m}_{k|k}^{(i)}(z)$ 和方差 $\mathbf{p}_{k|k}^{(i)}$ 为

$$w_k^{(i)}(z) = \frac{p_{D,k} w_{k|k-1}^{(i)} q_k^{(i)}(z)}{\mathbf{K}_k(z) + p_{D,k} w_{k|k-1}^{(i)} q_k^{(i)}(z)} \quad (8)$$

$$\mathbf{m}_{k|k}^{(i)}(z) = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)} + \mathbf{K}_k^{(i)}(z - \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}) \quad (9)$$

$$\mathbf{p}_{k|k}^{(i)} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^{(i)} \mathbf{H}_k] \mathbf{p}_{k|k-1}^{(i)} \quad (10)$$

(3) 目标个数估计及状态的提取。更新后，还要对高斯分量进行裁剪和合并，以抑制高斯分量个数的快速增长，经过处理后的目标强度函数可以重新记为

$$D_{k|k}(\mathbf{s}_k) = \sum_{i=1}^{J_k} w_k^{(i)} \mathcal{N}(\mathbf{s}_k; \mathbf{m}_k^{(i)}, \mathbf{p}_k^{(i)}) \quad (11)$$

最后可以将权值超过一定阈值 $W_{th}$ 的高斯项作为目标状态的估计结果

$$\hat{\mathbf{s}}_k = \left\{ (\mathbf{m}_k^{(i)}, \mathbf{p}_k^{(i)}) \mid w_k^{(i)} > W_{th}, i = 1, 2, \dots, J_k \right\} \quad (12)$$

则目标个数估计为 $\hat{N}_k = |\hat{\mathbf{s}}_k|$ ，其中 $|\cdot|$ 为集合的势。

## 3 基于GM-PHD滤波器的运动参数估计组合平滑算法

在高斯假设条件下，GM-PHD滤波器是贝叶斯统计最优的近似实现<sup>[14]</sup>，其近似主要是更新环节为了避免目标数量无限扩张所进行的裁剪<sup>[15]</sup>。运动目标参数未知或不准确会影响GM-PHD滤波器预测环节的准确性，进而导致最终更新结果与实际有较大偏差。如果能够获取较准确的运动参数信息提供给GM-PHD滤波器则可以减小估计偏差。本文通过GM-PHD状态估计初步获取速度信息，然后进行平滑滤波去除随机跳变数据和噪声波动影响，逐步迭代实现速度更新和状态更新。

### 3.1 速度初步获取

假设目标速度未知，初始速度记为0，因此需要对速度进行初步获取，可根据式(1)和式(11)，由

$\mathbf{m}_k^{(i)}$  和  $\mathbf{m}_{k-1}^{(i)}$  提取  $k$  时刻的位置  $[x_k^{(i)}, y_k^{(i)}, z_k^{(i)}]$  和  $k-1$  时刻的位置  $[x_{k-1}^{(i)}, y_{k-1}^{(i)}, z_{k-1}^{(i)}]$ , 假设不同时刻相同的  $i$  对应同一目标, 单目标时符合此假设, 多目标情况可采用标签类或轨迹类概率假设密度滤波器实现目标对应, 则存在关系

$$\begin{aligned} & (x_k^{(i)} - x_{k-1}^{(i)})^2 + (y_k^{(i)} - y_{k-1}^{(i)})^2 + (z_k^{(i)} - z_{k-1}^{(i)})^2 \\ &= |\tilde{\mathbf{v}}_k^{(i)}|^2 \tau_k^2 \end{aligned} \quad (13)$$

其中,  $\tau_k$  为时间差,  $\tilde{\mathbf{v}}_k^{(i)} = [\tilde{x}_k^{(i)}, \tilde{y}_k^{(i)}, \tilde{z}_k^{(i)}]$  为速度。分速度与位置坐标关系为

$$\tilde{x}_k^{(i)} = \sqrt{(x_k^{(i)} - x_{k-1}^{(i)})^2} / \tau_k \quad (14)$$

$$\tilde{y}_k^{(i)} = \sqrt{(y_k^{(i)} - y_{k-1}^{(i)})^2} / \tau_k \quad (15)$$

$$\tilde{z}_k^{(i)} = \sqrt{(z_k^{(i)} - z_{k-1}^{(i)})^2} / \tau_k \quad (16)$$

### 3.2 运动参数组合平滑

具体实现过程如图1所示。根据式(14)~式(16)实现速度初步获取, 得到的速度伴有随机跳变数据和噪声波动, 如果直接代入式(11)均值  $\mathbf{m}_k^{(i)}$ , 替换其中未知速度信息, 则不能获得理想效果。因此, 为了进一步得到更精确的速度估计需要进行平滑处理。

组合平滑采用2次平滑方法, 首先对式(14)~式(16)得到的速度矢量  $\tilde{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  进行5点中值滤波和3点线性平滑, 然后将结果  $\bar{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  与矢量  $\tilde{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  时间对齐, 求差值  $\Delta\tilde{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  后, 并对  $\Delta\tilde{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  进行5点中值滤波和3点线性平滑得到  $\Delta\bar{\mathbf{v}}_k^{(i)}$ , 最后将  $\Delta\bar{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  补偿到  $\bar{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  中得到  $\hat{\mathbf{v}}_k^{(i)}$ 。下面详细阐述组合平滑计算过程。

对于初步获取的速度  $\tilde{\mathbf{v}}_k^{(i)} = [\tilde{x}_k^{(i)}, \tilde{y}_k^{(i)}, \tilde{z}_k^{(i)}]$  并行送入组合平滑滤波器。首先进行并行5点中值平滑, 对应输出结果表示为  $\mathbf{l}_v(k)$ 。然后进行对应并行3点线性平滑处理, 即

$$\tilde{\mathbf{v}}_k^{(i)} = \sum_{m=0}^{2L} \mathbf{l}_v(k-m)w(m) \quad (17)$$

其中,  $w(m)$  为  $2L+1$  点平滑窗, 满足  $\sum_{m=0}^{2L} w(m)=1$ , 本文选取3个有效点海明窗的权值  $w(m)$  经归一化为 0.25, 0.5, 0.25。则输入  $\tilde{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  和组合平滑结果  $\bar{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  的差值信号  $\Delta\tilde{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  为

$$\Delta\tilde{\mathbf{v}}_k^{(i)} = \tilde{\mathbf{v}}_k^{(i)} - \bar{\mathbf{v}}_k^{(i)} \quad (18)$$

将差值信号  $\Delta\tilde{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  重复进行5点中值滤波得到  $\mathbf{l}_{\Delta v}(k)$  和3点线性平滑得到  $\Delta\bar{\mathbf{v}}_k^{(i)} = \sum_{m=0}^{2L} \mathbf{l}_{\Delta v}(k-m)w(m)$ , 最后将组合平滑后的  $\bar{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  和平滑后的差值  $\Delta\bar{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  时间对齐后相加得到平滑滤波器的输出  $\hat{\mathbf{v}}_k^{(i)}$

$$\hat{\mathbf{v}}_k^{(i)} = \bar{\mathbf{v}}_k^{(i)} + \Delta\bar{\mathbf{v}}_k^{(i)} \quad (19)$$

其中,  $\hat{\mathbf{v}}_k^{(i)} = [\hat{x}_k^{(i)}, \hat{y}_k^{(i)}, \hat{z}_k^{(i)}]$ , 由于速度未知, 平滑处理后的速度  $\hat{\mathbf{v}}_k^{(i)}$  每一轮都进行赋值更新, 并在预测步中对目标状态加入更新后的速度信息。则式(11)中的均值  $\mathbf{m}_k^{(i)}$  和目标强度函数  $D_{k|k}(\mathbf{s}_k)$  更新为

$$\tilde{\mathbf{m}}_k^{(i)} = [x_k^{(i)}, y_k^{(i)}, z_k^{(i)}, \hat{x}_k^{(i)}, \hat{y}_k^{(i)}, \hat{z}_k^{(i)}]^T \quad (20)$$

$$\tilde{D}_{k|k}(\mathbf{s}_k) = \sum_{i=1}^{J_k} w_k^{(i)} N(\mathbf{s}_k; \tilde{\mathbf{m}}_k^{(i)}, \mathbf{p}_k^{(i)}) \quad (21)$$

中值滤波能够保留速度信息的阶跃性变化, 同时有效去除少量的“跳变”; 而线性平滑能够对数据进一步进行平滑修正。中值滤波和平滑窗长不宜过大, 否则会对速度变化不敏感以及时延加大。平滑窗长增加可以提高平滑效果但会导致两平滑段之间模糊程度加重。中值滤波与线性平滑组合使用可以克服中值滤波平滑效果差和线性平滑对随机跳变“野点”无法去除的缺点, 获得更好的平滑效果。对于平滑滤波的详细内容可参阅文献[16-19]。本文利用2次平滑的算法, 并将此结果反馈给GM-PHD滤波器作为速度参数使用。算法实现流程见表1。

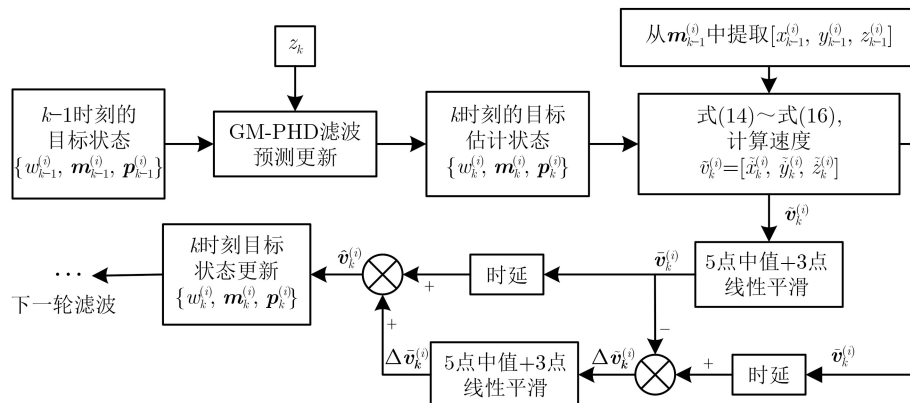


图1 基于GM-PHD滤波器的运动参数估计组合平滑算法示意图

表1 基于GM-PHD滤波器运动参数估计组合平滑算法

初始化 $\bar{\mathbf{v}} = [0, 0, 0, 0]$ , $\Delta \bar{\mathbf{v}} = [0, 0, 0, 0]$ ;	
步骤1	由 $\{w_{k-1}^{(i)}, m_{k-1}^{(i)}, p_{k-1}^{(i)}\}$ 进行GM-PHD滤波得到 $\{w_k^{(i)}, m_k^{(i)}, p_k^{(i)}\}$ ;
步骤2	从 $m_{k-1}^{(i)}$ 及 $m_k^{(i)}$ 中获取 $[x_{k-1}^{(i)}, y_{k-1}^{(i)}, z_{k-1}^{(i)}]$ 及 $[x_k^{(i)}, y_k^{(i)}, z_k^{(i)}]$ ;
步骤3	速度初步获取: 根据式(14)~式(16)得到 $\tilde{x}_k^{(i)}, \tilde{y}_k^{(i)}, \tilde{z}_k^{(i)}$ 后, 送入组合平滑滤波器;
步骤4	组合平滑处理: 获得中值输出 $\mathbf{l}_v(k)$ , 再根据式(17)获得 $\bar{\mathbf{v}}_k^{(i)}$ ;
步骤5	误差反馈: 根据式(18)计算差值 $\Delta \bar{\mathbf{v}}_k^{(i)}$ , 经过中值滤波输出 $\mathbf{l}_{\Delta v}(k)$ , 进行线性平滑输出 $\Delta \bar{\mathbf{v}}_k^{(i)}$ ;
步骤6	根据式(19)计算平滑滤波器的输出 $\hat{\mathbf{v}}_k^{(i)}$ ;
步骤7	根据式(20)和式(21)更新 $\tilde{m}_k^{(i)}$ 和 $\{w_k^{(i)}, \tilde{m}_k^{(i)}, p_k^{(i)}\}$ ;
步骤8	下一时刻, 重复步骤2~8。

## 4 仿真结果与分析

### 4.1 仿真场景描述

实验硬件条件为Windows10专业版, Inter(R) Core(TM)i5-6200U CPU, 4GB内存, 显卡Inter(R) HD Graphics 520, 软件环境PyCharm2019.3.3。目标的跟踪区域为3维区域, 大小设置为  $[0 \text{ m}, 200 \text{ m}] \times [0 \text{ m}, 200 \text{ m}] \times [0 \text{ m}, 10 \text{ m}]$ 。假设在监测的时间段内, 目标运动的速度未知且不随时间变化。  $\mathbf{s}_{k,n} = [x_{k,n}, y_{k,n}, z_{k,n}, \dot{x}_{k,n}, \dot{y}_{k,n}, \dot{z}_{k,n}]^T$  为第  $n$  个目标  $k$  时刻状态向量,  $[x_{k,n}, y_{k,n}, z_{k,n}]^T$  为目标的位置向量;  $[\dot{x}_{k,n}, \dot{y}_{k,n}, \dot{z}_{k,n}]^T$  为目标的速度向量。目标的运动模型为<sup>[20]</sup>

$$\mathbf{s}_{k,n} = \mathbf{F}_k \mathbf{s}_{k-1,n} + \mathbf{n}_{k,n}, \quad \mathbf{n}_{k,n} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}_{6 \times 1}, \mathbf{Q}_k) \quad (22)$$

其中,  $\mathbf{F}_k$  表示匀速模型的状态转移矩阵;  $\mathbf{n}_{k,n}$  表示过程噪声, 其均值为0, 协方差为  $\mathbf{Q}_k$ 。其中

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & (\Delta_k \mathbf{I})_3 \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \quad (23)$$

假设  $\mathbf{s}_{0,n} = [9.5, 8.6, 2, 1, 1.5, 0]$  为运动目标的初始状态, 目标在第100s的时候速度由  $[1, 1.5, 0]$  跳变为  $[3, 0, 0]$ , 在第200s的时候速度跳变为  $[5, 2, 0]$ 。

假设两状态向量  $\mathbf{x}_k \triangleq [x_{k,x}, y_{k,x}, z_{k,x}]^T$ ,  $\mathbf{y}_k \triangleq [x_{k,y}, y_{k,y}, z_{k,y}]^T$ , 其欧几里得距离表示为<sup>[20]</sup>

$$d_c(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k) = \|\mathbf{x}_k - \mathbf{y}_k\| \quad (24)$$

其中,  $\|\cdot\|$  表示欧几里得范数。给定  $\mathbf{X}_k \triangleq \{\mathbf{x}_{k,1}, \mathbf{x}_{k,2}, \dots, \mathbf{x}_{k,M}\}$  和  $\mathbf{Y}_k \triangleq \{\mathbf{y}_{k,1}, \mathbf{y}_{k,2}, \dots, \mathbf{y}_{k,N}\}$ , 其中各状态向量  $\mathbf{x}_{k,i}$  和  $\mathbf{y}_{k,j}$ ,  $1 \leq i \leq M$ ,  $1 \leq j \leq N$ ,  $M \leq N$ 。

反映估计精度的最优子模式分配(Optimal SubPattern Assignment, OSPA)距离表示为

$$\Delta(\mathbf{X}_k, \mathbf{Y}_k) \triangleq \left[ \frac{1}{N} \min_{\pi \in \Pi_N} \sum_{i=1}^M d_c(\mathbf{x}_{k,i}, \mathbf{y}_{k,\pi(i)})^p + (N-M)c^p \right]^{\frac{1}{p}} \quad (25)$$

其中,  $\Pi_N$  表示  $\{1, 2, \dots, N\}$  上所有的排列组成的集合, 而  $\pi(i)$  表示  $\Pi_N$  中某一排列组合中的第  $i$  个元素。  $1 \leq p < \infty$  是OSPA的度量参量, 截取参数值  $c$  是两条轨迹之间的截止距离; OSPA距离可以同时衡量目标个数和目标状态的估计精度, 值越小, 即表示多目标跟踪算法的性能越好。仿真中OSPA参数选择  $c = 100$ ,  $p = 1$ 。其他实验参数如表2所示。

### 4.2 仿真

本文  $z$  方向速度设置为0, 因此只考虑  $x$ ,  $y$  平面上的运动, 图2中  $x, y$  方向的红色实线的目标真实轨迹分别被“.”代表的目标的位置估计值覆盖。图2中灰色“×”为杂波和目标量测值。图2采用组合平滑GM-PHD算法在速度未知情况下对目标状态进行估计, 由图可知目标跟踪状态良好, 说明算法具有良好的稳定性。

图3展示了目标  $x, y$  方向速度的估计。由图3可以看出, 组合平滑算法处理后速度波动比初步获取速度小, 且更接近真实速度值。平滑前初步获取  $x$  方向速度方差为2.6102; 组合平滑后方差为0.4244。平滑前初步获取  $y$  方向速度方差为1.5718; 经过组合平滑后方差为0.3679。因此相比平滑前速度, 组合平滑后数值更稳定且更接近红色实线表示的真实速度。

为了说明组合平滑中间过程数据变化, 仅对  $\bar{\mathbf{v}}_k^{(i)} = [\tilde{x}_k^{(i)}, \tilde{y}_k^{(i)}, \tilde{z}_k^{(i)}]$  中  $x$  轴方向速度  $\tilde{x}_k^{(i)}$  及各中间过程速度的变化进行数据绘图并详细分析, 如图4所示;  $y$  轴和  $z$  轴方向类似, 3坐标轴速度各自独立进行上面组合平滑处理。

表2 实验参数设置

仿真参数	值
迭代时间间隔 $k$ (s)	0.1
目标新生概率 $p_{b,k}$	0.1
目标检测概率 $p_{D,k}$	0.98
目标存活概率 $p_{S,k}$	0.99
剪枝阈值 $T$	4
合并阈值 $U$	0.5
最大高斯分量数目 $J_{\max}$	100
蒙特卡罗次数	100
杂波数 $l_c$	20
过程噪声协方差 $\mathbf{Q}_k$	$10^{-2} \mathbf{I}_6$

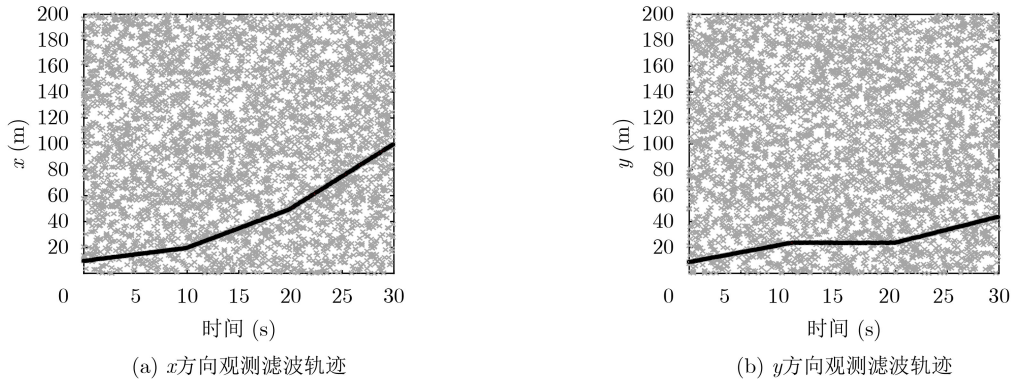


图2 目标跟踪图

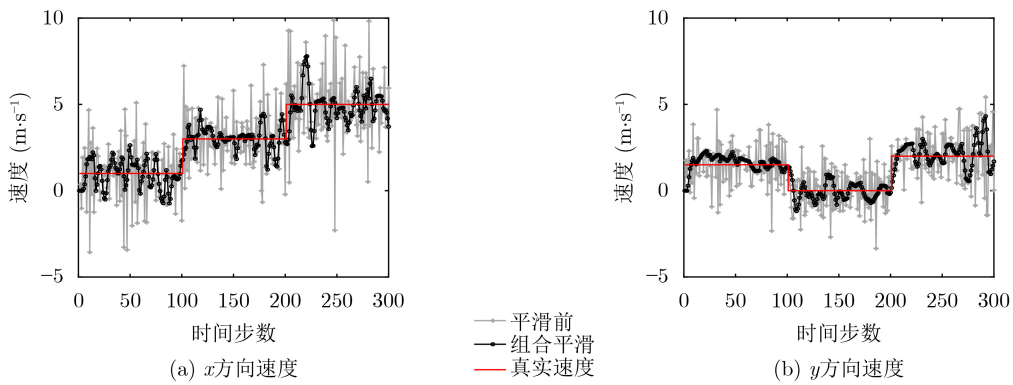


图3 目标的速度估计

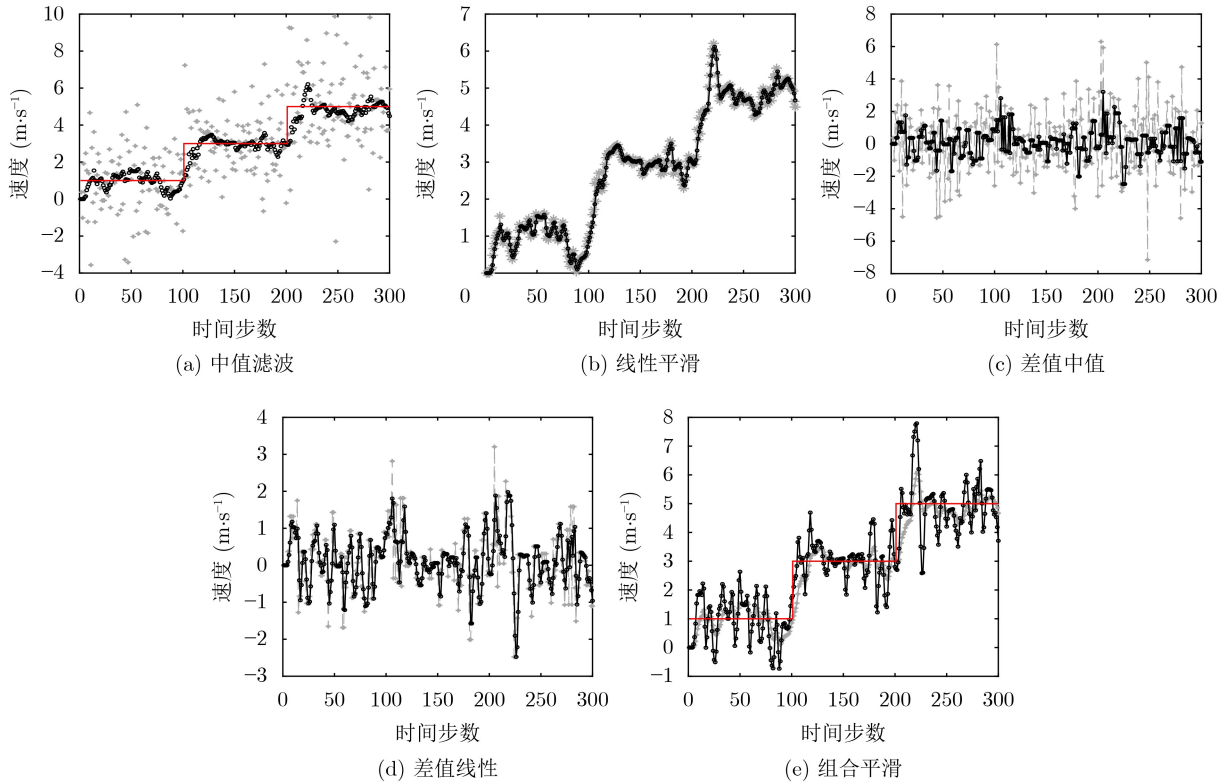


图4 组合平滑中间过程对比图

图4(a)~图4(e)中浅色(灰色)线条代表处理前数据,深色(黑色)线条表示处理后数据。

图4(a)为初步获取的速度 $\tilde{v}_k^{(i)}$ 进行5点中值滤波得到 $l_v(k)$ 对应的 $x$ 轴速度处理前后对比图,可以看出中值滤波将少量的跳变比较剧烈的“野点”进行了过滤,同时保留了阶跃性变化信息。从图4(b)可以看出经过3点线性平滑后,对数据中少量毛刺进行了平滑修正。图4(c)将差值信号 $\Delta\tilde{v}_k^{(i)}$ 中对应的 $x$ 轴数据进一步5点中值滤波,类似图4(a)将差值中少量跳变比较剧烈的“野点”进行了过滤。图4(d)进一步将滤波后差值进行3点平滑去毛刺修正。从图4(b)和图4(d)可见,线性平滑可以将中值平滑保留的高频成分滤除,得到更好的平滑效果。图4(e)为 $\bar{v}_k^{(i)}$ 与组合平滑后 $\hat{v}_k^{(i)}$ 中的对应 $x$ 轴方向速度对比,虽然 $\bar{v}_k^{(i)}$ 表现的更接近预设速度(红线表示),但加了差值补偿后的 $\hat{v}_k^{(i)}$ ,即“(组合平滑)本文算法”,更接近实际情况,对于阶跃性跳变也能够更快速响应。

从图4(a)、图4(b)和图4(e)可看出,在速度平稳阶段(水平红线),估计速度在预设速度(红线)附近保持相对稳定跟随;更为明显的是在100和200时间步,速度发生跳变时,各图速度保持稳定的跟随趋势,进行持续稳定跟随。同时图5中OSPA性能随时间推移整体保持稳定趋势,没有出现明显波动,说明逐步迭代实现速度更新和状态更新是持续有效进行的。

本文方法在不同过程噪声 $Q_k=q \times I_6$ 情况下,表3对比了100次蒙特卡罗重复实验统计情况下,几

种GM-PHD滤波算法在不同过程噪声下的平均OSPA距离。表3中“速度已知GM-PHD”、“(平滑前)本文算法”、“(组合平滑)本文算法”、“(无差值补偿)本文算法”方法,分别由图3中真实速度、平滑前速度、组合平滑后速度作为运动参数代入GM-PHD算法实现;“速度未知GM-PHD”则设置GM-PHD运动参数为0;“(无差值补偿)本文算法”设置GM-PHD运动参数为 $\bar{v}_k^{(i)}$ 。可以看出,速度未知时性能最差;“(平滑前)本文算法”性能接近于采用预设速度的“速度已知GM-PHD”算法,但性能略好;组合平滑后GM-PHD算法整体性能优于“(平滑前)本文算法”,其中“(组合平滑)本文算法”性能最优,而“(无差值补偿)本文算法”性能次之。由分析可知,能够获得优于采用已知预设速度的性能,主要是由于在速度平滑过程中,所得到的速度更接近于实际运动速度,同时对于运动过程中的噪声进行了平滑,而预设速度与实际运动速度之间依然存在噪声因素和运动随机性影响。

图6对比了本文算法与其他算法的目标个数估计情况,由图6可知“(组合平滑)本文算法”与“速度已知GM-PHD”表现相当,估计性能最好。图5对比了本文算法与其他算法在100次蒙特卡罗重复实验统计情况下,OSPA随时间变化的统计平均值。由图5可知,对于不同时刻下的OSPA距离,“速度未知GM-PHD”性能最差,其他3种方法均优于速度未知情况;“(平滑前)本文算法”波动接近于采用预设速度的“速度已知GM-PHD”

表 3 不同过程噪声下算法的平均OSPA距离

过程噪声( $q$ )	0.005	0.01	0.050	0.100	0.500
速度未知GM-PHD	15.0502	14.4323	15.1557	15.1504	16.8850
(平滑前)本文算法	11.0243	7.0980	4.8090	5.0435	7.9587
(无差值补偿)本文算法	10.9665	7.1931	4.9964	5.0335	7.8285
(组合平滑)本文算法	10.7054	6.9934	4.7873	4.9872	7.5573
速度已知GM-PHD	10.9928	7.2449	5.0565	4.9300	7.9385

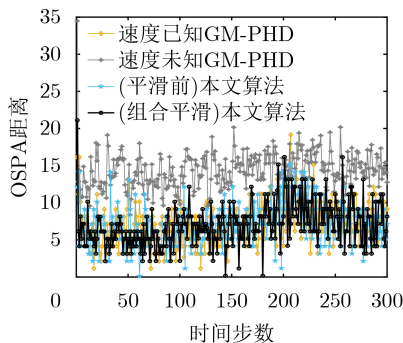


图 5 OSPA距离

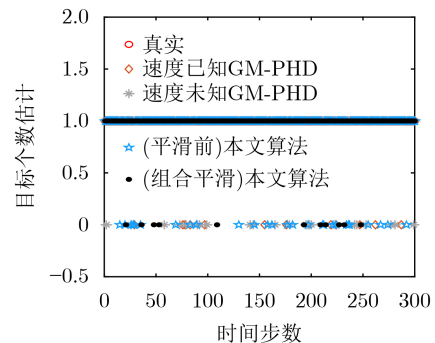


图 6 目标估计个数

算法, 稳定性稍好, 整体性能略好。“(组合平滑)本文算法”波动最小, 稳定性最好, 同时整体更接近0值, 性能最好。

通过上述实验对比验证了“(组合平滑)本文算法”的有效性, 整体性能会好于预设速度已知情况下的GM-PHD滤波器性能, 算法简单容易实施, 可以和各种类型PHD结合和推广。

## 5 结论

本文提出一种未知参数目标跟踪、估计方法。在速度未知情况下, 采用基于贝叶斯统计最优理论的GM-PHD滤波估计获得的更精确的位置状态信息计算得到的实时速度信息估计, 另外又进一步通过对临近几个时刻计算得到的速度信息进行组合平滑滤波处理, 更进一步改善了系统引入的误差和随机性偏差的影响, 提高速度估计准确性, 将估计速度代入GM-PHD滤波的目标速度参数中, 用于提升目标个数和位置的估计精度。仿真实验表明, 本文算法对速度未知情况下的目标跟踪可以达到良好的效果, 性能优于直接利用真实速度的GM-PHD方法。本文为了简单并重点突出参数估计, 只进行了单目标的运动参数估计, 对于多目标情形, 可以采用标签滤波器或者轨迹滤波器进行目标区分和速度估计, 进而很容易和本文方法结合, 推广到多目标滤波器中使用; 同时对于应用广泛的卡尔曼滤波器, 本文方法也很容易结合使用, 改善性能。

## 参考文献

- [1] MA Tianli, ZHANG Qi, CHEN Chaobo, *et al.* Tracking of maneuvering star-convex extended target using modified adaptive extended Kalman Filter[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 214030–214038. doi: [10.1109/ACCESS.2020.3029804](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3029804).
- [2] XU Weijun. Adaptive probability hypothesis density filter for multi-target tracking with unknown measurement noise statistics[J]. *Measurement and Control*, 2021, 54(3/4): 279–291.
- [3] TIMOSHENKO A V, BABKIN Y V, SILANTYEV A B, *et al.* Detection and estimation of parameters of a random process set in multi-Scanning radar observation based on the "track-before-detect" methods[C]. 2021 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications, Moscow, Russia, 2021: 1–5.
- [4] 杨丹, 姬红兵, 张永权. 未知杂波条件下样本集校正的势估计概率假设密度滤波算法[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(4): 912–919. doi: [10.11999/JEIT170666](https://doi.org/10.11999/JEIT170666).  
YANG Dan, JI Hongbing, and ZHANG Yongquan. A cardinalized probability hypothesis density filter with unknown clutter estimation using corrected sample set[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(4): 912–919. doi: [10.11999/JEIT170666](https://doi.org/10.11999/JEIT170666).
- [5] ZHAO Shunyi, HUANG Biao, and LIU Fei. Linear optimal unbiased filter for time-variant systems without apriori information on initial conditions[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017, 62(2): 882–887. doi: [10.1109/TAC.2016.2557999](https://doi.org/10.1109/TAC.2016.2557999).
- [6] TIAN Mingming, LIAO Guisheng, ZHU Shengqi, *et al.* A novel method for high-speed maneuvering target detection and motion parameters estimation[J]. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 2020, 31(4): 1625–1647. doi: [10.1007/s11045-020-00724-1](https://doi.org/10.1007/s11045-020-00724-1).
- [7] 梁勇, 张友安, 刘京茂. 一种针对速度变化规律未知的导弹时间和角度控制方法[J]. *导弹与航天运载技术*, 2019(6): 79–82. doi: [10.7654/j.issn.1004-7182.20190615](https://doi.org/10.7654/j.issn.1004-7182.20190615).  
LIANG Yong, ZHANG Youan, and LIU Jingmao. Impact time and impact angle control for missile with unknown velocity variation[J]. *Missiles and Space Vehicles*, 2019(6): 79–82. doi: [10.7654/j.issn.1004-7182.20190615](https://doi.org/10.7654/j.issn.1004-7182.20190615).
- [8] 方卫红, 刘丽川, 杨继平, 等. 非迭代的波速未知声发射定位算法[J]. *后勤工程学院学报*, 2016, 32(6): 1–7.  
FANG Weihong, LIU Lichuan, YANG Jiping, *et al.* A non-iterative AE source localization algorithm with unknown velocity[J]. *Journal of Logistical Engineering University*, 2016, 32(6): 1–7.
- [9] 刘哲, 卫军胡, 赵军, 等. 利用角度测量估计机动目标运动参数的方法[J]. *西安交通大学学报*, 2009, 43(6): 67–71. doi: [10.3321/j.issn:0253-987X.2009.06.015](https://doi.org/10.3321/j.issn:0253-987X.2009.06.015).  
LIU Zhe, WEI Junhu, ZHAO Jun, *et al.* A new parameter estimation method for flying target using bearing measurement[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2009, 43(6): 67–71. doi: [10.3321/j.issn:0253-987X.2009.06.015](https://doi.org/10.3321/j.issn:0253-987X.2009.06.015).
- [10] ZHANG Shuang, WANG Jun, ZHANG Xianchun, *et al.* Parameter adaptive tracking method for hypersonic vehicle with variable slip frequency model[C]. 2020 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control(ICNSC), Nanjing, China, 2020: 1–6.
- [11] VO B N and MA W K. The gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4091–4104. doi: [10.1109/TSP.2006.881190](https://doi.org/10.1109/TSP.2006.881190).
- [12] 刘江义, 王春平. 基于双马尔科夫链的势概率假设密度滤波[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(2): 492–497. doi: [10.11999/JEIT180352](https://doi.org/10.11999/JEIT180352).  
LIU Jiangyi and WANG Chunping. Cardinalized probability hypothesis density filter based on pairwise Markov chains[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(2): 492–497. doi: [10.11999/JEIT180352](https://doi.org/10.11999/JEIT180352).
- [13] 朱友清, 周石琳, 高贵. 结合聚类的GM-PHD滤波器辐射源群

- 目标跟踪[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(9): 1967–1973. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2015.09.03](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2015.09.03).
- ZHU Youqing, ZHOU Shilin, and GAO Gui. Emitter group targets tracking using GM-PHD filter combined with clustering[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(9): 1967–1973. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2015.09.03](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2015.09.03).
- [14] 罗纳德·马勒, 范红旗, 卢大威, 蔡飞, 译. 多源多目标统计信息融合进展[M]. 北京: 国防工业出版社, 2017: 2–22, 70–92.
- MAHLER R P S, FAN Hongqi, LU Dawei, and CAI Fei, translation. *Advances in Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2017: 2–22, 70–92.
- [15] ZHANG Huanqing and GAO Li. An improved merging method for Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. *Optik*, 2020, 207: 164282. doi: [10.1016/j.ijleo.2020.164282](https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2020.164282).
- [16] 张雪英. 数字语音处理及MATLAB仿真[M]. 2版. 北京: 电子工业出版社, 2016: 54–56.
- ZHANG Xueying. *Digital Speech Processing and MATLAB Simulation*[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2016: 54–56.
- [17] WANG Yanhui, ZHANG Hongbin, and LI Yang. Iterated posterior linearization filters and smoothers with cross-correlated noises[J]. *ISA Transactions*, 2020, 100: 264–274. doi: [10.1016/j.isatra.2020.01.008](https://doi.org/10.1016/j.isatra.2020.01.008).
- [18] SURENDRAN M, NATARAJAN S, BORDAS S P A, et al. Linear smoothed extended finite element method[J]. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 2017, 112(12): 1733–1749. doi: [10.1002/nme.5579](https://doi.org/10.1002/nme.5579).
- [19] XIA Haiying, XIAO Yufang, SONG Shuxiang, et al. Quantum circuit design of approximate median filtering with noise tolerance threshold[J]. *Quantum Information Processing*, 2020, 19(6): 183. doi: [10.1007/s11128-020-02678-6](https://doi.org/10.1007/s11128-020-02678-6).
- [20] EVERS C and NAYLOR P A. Optimized self-localization for SLAM in dynamic scenes using probability hypothesis density filters[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(4): 863–878. doi: [10.1109/TSP.2017.2775590](https://doi.org/10.1109/TSP.2017.2775590).
- 黄庆东: 男, 1976年生, 副教授, 研究方向为自适应信号处理、多源目标检测与处理.
- 李晓瑞: 女, 1996年生, 硕士生, 研究方向为无线传感器网络, 多源信息融合.
- 曹艺苑: 女, 1997年生, 硕士生, 研究方向为无线传感器网络, 多源信息融合.
- 刘青: 男, 1978年生, 教授, 研究方向为自动检测与控制.

责任编辑: 余蓉