

6-4-2020

## GM-CPHD Filter with State-dependent Clutter

Lili Ma

*School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;*

Xiaoshan Qin

*School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;*

Jinguang Chen

*School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, 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.

---

## GM-CPHD Filter with State-dependent Clutter

### Abstract

**Abstract:** For many sensors the clutters observed are easier to concentrate in the area around targets, namely the state-dependent clutter, which is different from the known clutter distribution in traditional filtering algorithms. So, the accuracy the real-time performance and of traditional multi-target tracking will be greatly degraded. *To solve this problem, a kind of GM-CPHD filter with state-dependent clutter was proposed. The relationship between clutter and state was modeled. The clutter intensity was recalculated according to the distribution of clutter in the whole surveillance area and applied to update process; at the same time, in order to reduce the time complexity, an adaptive gating strategy was adopted to make a pretreatment, that is, only the measurements which fell into a threshold were used in update process.* The simulation results show, in the environment of state-dependent clutter, the proposed algorithm has better filtering accuracy and lower time complexity.

### Keywords

state-dependent clutter, probability hypothesis density filter, target tracking, clutter intensity, adaptive ellipsoid gating

### Recommended Citation

Ma Lili, Qin Xiaoshan, Chen Jinguang. GM-CPHD Filter with State-dependent Clutter[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(7): 1637-1643.

## 一种状态与杂波相关条件下的 GM-CPHD 算法

马丽丽, 秦晓珊, 陈金广

(西安工程大学 计算机科学学院, 陕西 西安 710048)

**摘要:** 对许多传感器而言, 所观测到的杂波更容易集中在目标所处区域。此时, 杂波不再是均匀分布, 杂波的分布与真实目标所处状态相关, 这与传统滤波算法中的假设不同。在此条件下, 传统多目标跟踪算法的跟踪精度和实时性会受到很大影响。针对该问题, 提出一种状态与杂波相关条件下的 GM-CPHD 滤波算法。对状态与杂波之间的相关性进行建模; 根据整个监视区域的杂波分布重新计算杂波强度, 并将其应用于滤波更新过程中; 为降低时间复杂度, 采用自适应椭球门限在算法更新步骤之前对量测集合进行预处理, 使用落入门限内的量测集合进行更新步骤的运算。仿真结果表明, 在状态与杂波相关条件下, 本文算法较传统算法具有更好的滤波精度以及更低的时间复杂度。

**关键词:** 状态相关杂波; 概率假设密度滤波; 目标跟踪; 杂波强度; 自适应椭球门限

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2016) 07-1637-07

## GM-CPHD Filter with State-dependent Clutter

Ma Lili, Qin Xiaoshan, Chen Jinguang

(School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** For many sensors the clutters observed are easier to concentrate in the area around targets, namely the state-dependent clutter, which is different from the known clutter distribution in traditional filtering algorithms. So, the accuracy the real-time performance and of traditional multi-target tracking will be greatly degraded. To solve this problem, a kind of GM-CPHD filter with state-dependent clutter was proposed. The relationship between clutter and state was modeled. The clutter intensity was recalculated according to the distribution of clutter in the whole surveillance area and applied to update process; at the same time, in order to reduce the time complexity, an adaptive gating strategy was adopted to make a pretreatment, that is, only the measurements which fell into a threshold were used in update process. The simulation results show, in the environment of state-dependent clutter, the proposed algorithm has better filtering accuracy and lower time complexity.

**Keywords:** state-dependent clutter; probability hypothesis density filter; target tracking; clutter intensity; adaptive ellipsoid gating

## 引言

上个世纪 90 年代, Mahler 将随机有限集



收稿日期: 2015-10-21 修回日期: 2016-01-25;  
基金项目: 国家自然科学基金(61201118), 陕西省自然科学基金基础研究计划(2016JM6030);  
作者简介: 马丽丽(1979-), 女, 甘肃庆阳, 硕士, 讲师, 研究方向为多源信息融合; 秦晓珊(1990-), 女, 河南新密, 硕士生, 研究方向为目标跟踪。

(Random Finite Set, RFS)理论运用到多目标跟踪问题中, 避免了传统目标跟踪算法中复杂的数据关联问题, 引起了众多学者的高度关注。随后, Mahler 又提出概率假设密度 (Probability Hypothesis Density, PHD)滤波器<sup>[1]</sup>, 但是 PHD 滤波器在非线性和非高斯条件下很难得到解析解, Vo 等人针对该问题给出了 PHD 滤波算法的两种实现方式, 分别

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

• 1637 •

是高斯混合 PHD(Gaussian Mixture PHD, GM-PHD) 滤波器以及序贯蒙特卡罗 PHD(Sequential Monte Carlo PHD, SMC-PHD)滤波器<sup>[2-3]</sup>。PHD 表示的是一阶多目标矩, 信息是有损的。Mahler 等人提出的势概率假设密度滤波器(Cardinalized PHD, CPHD)不仅传递 PHD, 还传递势分布和概率生成函数, 提高了目标状态估计的精确性<sup>[4]</sup>, 但是 CPHD 滤波算法的时间复杂度较高, 为  $O(nm^3)$ , 与观测数  $m$  的三次方和目标数  $n$  成正比。Vo 等人提出了对应的高斯混合实现方法—高斯混合势概率假设密度(GM-CPHD)滤波<sup>[5]</sup>。

在传统的滤波算法中, 通常假设杂波独立于目标状态, 均匀分布于观测区域。但在实际应用中并非如此: 真实的杂波强度会受到观测条件或电磁干扰等因素的影响, 所观测到的杂波会更多地分布在真实目标对应的量测附近<sup>[6]</sup>。此时, 杂波与状态分布相关, 利用传统的多目标跟踪算法估计性能退化。

对于杂波模型未知时的多目标跟踪问题已有不少研究成果。文献[7]提出了一种针对杂波强度未知的 PHD 估计方法, 该方法通过最大期望或马尔可夫链蒙特卡罗算法将杂波强度密度估计为有限混合模型, 然后将估计的杂波强度直接应用于 PHD 滤波方法中。文献[8]给出了在杂波率和检测率均未知条件下的 CPHD 滤波算法, 该方法将杂波建模为一个用标准量测模型所确定的虚假目标或新生目标(区别于真实目标)的随机集。然而, 该方法对未观测到的杂波数目的计算依赖于混合基数分布和混合漏检概率, 这容易将漏检目标和杂波混淆在一起。文献[9]针对此问题, 提出一种改进的 CPHD 滤波算法, 此算法在量测似然函数的基础上增加目标个数的估计, 提高了 CPHD 的滤波性能。文献[10]利用有限混合模型来递进估计杂波 PHD, 用以解决扩展目标 PHD 滤波器中杂波概率未知的问题。文献[11]通过对运动目标和杂波分别建模, 然后使用最优高斯估计方法对目标强度函数进行预测, 从而有效地联合估计 GM-CPHD 滤波器中未知杂波下的多机动目标状态。

在状态与杂波相关条件下, 上述算法并不适用。基于此, 本文在 GM-CPHD 滤波算法的基础上, 提出一种适用于状态与杂波相关的滤波算法, 其思想主要是通过调整算法更新步中的杂波强度提高滤波精度; 此外, 考虑到 GM-CPHD 滤波时间复杂度较高, 结合自适应椭圆门限技术<sup>[12-15]</sup>对量测集合进行预处理, 以降低算法时间复杂度。

## 1 状态与杂波相关条件下的 GM-CPHD 滤波

### 1.1 杂波分布建模

在随机有限集的理论框架下, 令  $X_k = \{\mathbf{x}_{k,1}, \dots, \mathbf{x}_{k,M_k}\}$  和  $Z_k = \{\mathbf{z}_{k,1}, \dots, \mathbf{z}_{k,N_k}\}$  分别表示  $k$  时刻的多目标状态 RFS 和目标量测 RFS, 而  $\mathbf{x}_{k,i}$  ( $i=1, \dots, M_k$ ) 和  $\mathbf{z}_{k,j}$  ( $j=1, \dots, N_k$ ) 分别表示单个目标的状态和单个目标量测或杂波,  $M_k$  和  $N_k$  分别为  $k$  时刻的目标个数和量测个数。给定  $k-1$  时刻的多目标状态 RFS, 将任意  $\mathbf{x}_{k-1} \in X_{k-1}$  在  $k$  时刻的状态建模为 RFS  $S_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1})$ , 当目标继续存在时取值为  $\{\mathbf{x}_k\}$ , 目标消失时表示为  $\Phi$ 。假定不存在衍生目标, 则  $k$  时刻的多目标状态 RFS  $X_k$  由继续存在的目标和新生目标确定, 即

$$X_k = \left[ \bigcup_{\mathbf{x}_{k-1} \in X_{k-1}} S_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) \right] \cup \Gamma_k \quad (1)$$

其中,  $\Gamma_k$  为新生目标的 RFS。任意  $\mathbf{x}_k \in X_k$  产生一个量测 RFS  $\Theta_k(\mathbf{x}_k)$ , 则本文多目标量测 RFS 为

$$Z_k = K_k \cup \left[ \bigcup_{\mathbf{x}_k \in X_k} \Theta_k(\mathbf{x}_k) \right] \quad (2)$$

其中,  $K_k$  表示杂波的 RFS, 为

$$K_k = \underbrace{K_{k,1}}_{\text{与 } \mathbf{x}_{k,1} \text{ 相关的杂波}} \cup \dots \cup \underbrace{K_{k,j}}_{\text{与 } \mathbf{x}_{k,j} \text{ 相关的杂波}} \dots \cup \underbrace{K_{k,M_k}}_{\text{与 } \mathbf{x}_{k,M_k} \text{ 相关的杂波}} \cup \underbrace{K'_k}_{\text{状态无关的杂波}} \quad (3)$$

式中,  $K'_k$  表示在整个量测空间中服从均匀分布  $u_1$  的杂波, 其均值为  $\lambda_k$ , 空间密度为  $k_k$ ;  $K_{k,j}$  ( $j=1, \dots, M_k$ ) 表示在目标临近区域服从均匀分布  $u_2$  的杂波, 其均值和空间密度分别为  $\lambda(\mathbf{x}_{k,j})$  和  $k(\mathbf{x}_{k,j})$ 。

对于与状态  $\mathbf{x}_{k,j}$  相关的杂波, 将其建模为均匀分布在以目标所处位置为中心的一个小区域的观测集合。使用  $\kappa_k(\mathbf{z})$  表示杂波强度函数, 其值可以由式 (4) 计算得出

$$\kappa_k(\mathbf{z}) = \lambda_k u_1 + \lambda(\mathbf{x}_{k,j}) u_2 w_{k|k-1}^{(j)} \quad (4)$$

式中  $w_{k|k-1}^{(j)}$  为预测过程中第  $j$  个高斯项对应的权值。

### 1.2 自适应椭球门限

GM-CPHD 滤波算法的计算复杂度在很大程度上取决于量测集合  $\mathbf{Z}_k$  的势, 也就是取决于目标量测数以及杂波量测数, 因此若能够减少与目标轨迹量测无关的杂波量测, 则算法的时间复杂度会随之降低。使用自适应椭球门限技术可以在一定程度上剔除量测中的杂波。

根据传感器量测模型, 计算第  $i$  个观测值和第  $j$  个高斯项的残差向量, 即

$$\boldsymbol{\varepsilon}^{(ij)} = \mathbf{z}_k^{(i)} - \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(j)}) \quad (5)$$

则残差向量对应的协方差矩阵可表示为  $\mathbf{S}_k^{(j)} = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^{(j)} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k$ , 其中  $\mathbf{H}_k$  为量测矩阵,  $\mathbf{P}_k^{(j)}$  为第  $j$  个预测值的协方差矩阵。

令  $T_k^{(j)}$  表示  $k$  时刻第  $j$  个高斯项对应的门限, 那么在线性高斯系统中, 椭球门限的判别式为

$$\boldsymbol{\varepsilon}^{(ij)T} (\mathbf{S}_k^{(j)})^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}^{(ij)} \leq T_k^{(j)} \quad (6)$$

令  $P_g$  表示正确的量测落入门限  $T_k^{(j)}$  内的概率, 那么

$$T_k^{(j)} = 2 \ln \left[ \frac{w_{k|k-1}^{(j)} P_g}{(1 - P_g) \beta (2\pi)^{n_z/2} \sqrt{|\mathbf{S}_k^{(j)}|}} \right] \quad (7)$$

式中:  $w_{k|k-1}^{(j)}$  表示第  $j$  个高斯项对应的权值;  $n_z$  表示观测空间维数;  $\beta$  表示杂波密度函数。

### 1.3 本文算法

首先运用 GM-CPHD 滤波预测方程进行预测; 然后使用自适应椭球门限对量测集进行预处理, 使用落入门限内的量测集对预测目标进行更新; 在算法更新步骤将式(4)中的杂波强度函数代入更新公式, 然后对杂波强度进行进一步的修正, 最终实现对目标的跟踪。

假设每个目标的运动模型和量测模型为

$$f_{k|k-1}(\mathbf{x} | \boldsymbol{\zeta}) = \mathbf{N}(\mathbf{x}; \mathbf{F}_{k-1} \boldsymbol{\zeta}, \mathbf{Q}_{k-1}) \quad (8)$$

$$g_k(\mathbf{z} | \mathbf{x}) = \mathbf{N}(\mathbf{z}; \mathbf{H}_k \mathbf{x}, \mathbf{R}_k) \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{N}(\cdot, \mathbf{m}, \mathbf{P})$  表示均值为  $\mathbf{m}$  协方差为  $\mathbf{P}$  的正态分布;  $\mathbf{F}_{k-1}$  为目标状态转移矩阵;  $\mathbf{Q}_{k-1}$  为过程噪声协方差;  $\mathbf{H}_k$  为量测矩阵;  $\mathbf{R}_k$  为量测噪声协方差。

假设目标的存活概率和目标的检测概率相互独立且与状态无关, 即  $p_{S,k}(\mathbf{x}) = p_{S,k}$ ,  $p_{D,k}(\mathbf{x}) = p_{D,k}$ 。此外, 假设新出现目标的强度函数可描述为若干高斯混合加权的形式, 即

$$\gamma_k(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k}} w_{\gamma,k}^{(i)} \mathbf{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{\gamma,k}^{(i)}, \mathbf{P}_{\gamma,k}^{(i)}) \quad (10)$$

其中: 模型参数  $J_{\gamma,k}$ ,  $w_{\gamma,k}^{(i)}$ ,  $\mathbf{m}_{\gamma,k}^{(i)}$  和  $\mathbf{P}_{\gamma,k}^{(i)}$  分别是新生目标密度的高斯项总数、权值、期望和方差。

假定多目标在  $k-1$  时刻的后验强度函数可表述为高斯混合的形式且后验势分布函数  $p_{k-1}(n)$  已知, 即

$$v_{k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(i)} \mathbf{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k-1}^{(i)}) \quad (11)$$

在  $k-1$  时刻, 预测目标数可以表示为  $n_{k-1} = \sum_{n=1}^{\infty} n p_{k-1}(n)$ 。

在  $k$  时刻, 多目标的预测强度函数也可表示为高斯混合的形式, 那么 GM-CPHD 滤波算法的预测步骤为

$$p_{k|k-1}(n) = \sum_{j=0}^n p_{\Gamma,k}(n-j) \sum_{l=j}^{\infty} C_l^j p_{k-1}(l) p_{S,k}^j (1 - p_{S,k})^{l-j} \quad (12)$$

$$v_{k|k-1}(\mathbf{x}) = v_{S,k|k-1}(\mathbf{x}) + \gamma_k(\mathbf{x}) \quad (13)$$

式中:  $p_{\Gamma,k}(\cdot)$  表示新生目标的势分布;  $C$  表示组合运算;  $\gamma_k(\mathbf{x})$  已由式(10)给出, 存在目标的预测强度为

$$v_{S,k|k-1}(\mathbf{x}) = p_{S,k} \sum_{j=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(j)} \mathbf{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{S,k|k-1}^{(j)}, \mathbf{P}_{S,k|k-1}^{(j)}) \quad (14)$$

$$\mathbf{m}_{S,k|k-1}^{(j)} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{m}_{k-1}^{(j)} \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{S,k|k-1}^{(j)} = \mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^{(j)} \mathbf{F}_{k-1}^T \quad (16)$$

滤波算法的更新步骤为

Step 1: 使用自适应椭球门限对量测集合进行预处理, 记

$$D_k(\mathbf{z}) = \{d_k^{(1)}(\mathbf{z}), \dots, d_k^{(j)}(\mathbf{z}), \dots, d_k^{(M_k)}(\mathbf{z}) \mid \mathbf{z} \in Z_k\} \quad (17)$$

式中,  $d_k^{(j)}(\mathbf{z}) = \boldsymbol{\varepsilon}^{(j)\text{T}}(\mathbf{S}_k^{(j)})^{-1}\boldsymbol{\varepsilon}^{(j)}$ ,  $M_k$  为  $k$  时刻高斯项的个数。此时, 量测集合被分为落在确定区域内外两个部分, 可表述为

$$Z_k = \begin{cases} Z_k^{\text{in}} = \{\mathbf{z}_S \in Z_k \mid d_k^{(j)}(\mathbf{z}) \leq T_k^{(j)}\} \\ Z_k^{\text{out}} = \{\mathbf{z}_{-S} \in Z_k \mid d_k^{(j)}(\mathbf{z}) > T_k^{(j)}\} \end{cases} \quad (18)$$

Step 2: 由于只有落入门限内的量测集合参与更新, 因此杂波强度函数  $\kappa_k(\mathbf{z})$  应当做修正, 假设整个量测空间区域为  $V$ , 修正后的量测空间应为所有量测值对应的确定区域之和, 设为  $V_k$ , 则

$$\kappa'_k(\mathbf{z}) = \begin{cases} \frac{V_k}{V} \kappa_k(\mathbf{z}), & V_k \leq V \\ \kappa_k(\mathbf{z}), & V_k > V \end{cases} \quad (19)$$

$$V_k = \sum_{j=1}^{J_k} V_k^{(j)} \quad (20)$$

$$V_k^{(j)} = C_{n_z} [|\mathbf{S}_k^{(j)}| (T_k^{(j)})^{n_z}]^{1/2} \quad (21)$$

式中  $c_{n_z}$  与量测空间维数有关 ( $c_1 = 2, c_2 = \pi, c_3 = 3/4\pi$ )。

Step 3: 使用量测集合  $Z_k^{\text{in}}$  对存活目标进行更新, 令  $D$  和  $\neg D$  表示目标被检测到和目标未被检测到的情况,  $L(\cdot)$  表示似然函数,  $P_d$  为目标的检测概率, 则目标的强度函数以及势分布函数的更新可以表示为

$$v_{k|k}(\mathbf{x}) = [(1 - P_{D,k}) \frac{L(Z_k^{\text{in}} \mid \neg D)}{L(Z_k^{\text{in}})} + P_{D,k} \frac{L(Z_k^{\text{in}} \mid D)}{L(Z_k^{\text{in}})}] v_{k|k-1}(\mathbf{x}) \quad (22)$$

$$p_{k|k}(n) = \frac{L(Z_k^{\text{in}} \mid D)}{L(Z_k^{\text{in}})} p_{k|k-1}(n) \quad (23)$$

$$\text{其中 } L(Z_k^{\text{in}} \mid \neg D) = \frac{1}{n_{k|k-1}} \sum_{j=0}^{m_k} \alpha_k^{(j+1)} \beta_k^{(j)} \times \sigma(\{L_k^{(1)}, \dots, L_k^{(m_k)}\}) \quad (24)$$

$$L(Z_k^{\text{in}} \mid D) = \sum_{j=0}^{m_k} l(z_S^{(s)} \mid x) L(Z_k^{\text{in}} \mid a_k^{(j)} = s) \quad (25)$$

$$L(Z_k^{\text{in}} \mid a_k^{(j)} = s) = \frac{1}{n_{k|k-1}} \sum_{j=1}^{m_k} \beta_k^{(j)} \alpha_k^{(j)} \times \sigma_{j-1}(\{L_k^{(1)}, \dots, L_k^{(m_k)}\} \setminus L_k^{(s)}) \quad (26)$$

$$L(Z_k^{\text{in}}) = \sum_{j=0}^{m_k} \alpha_k^{(j)} \beta_k^{(j)} \sigma_j(\{L_k^{(1)}, \dots, L_k^{(m_k)}\}) \quad (27)$$

$$L(Z_k^{\text{in}} \mid n) = \sum_{j=0}^{\min\{m_k, n\}} \alpha_k^{(j)} \beta_k^{(j)} \frac{n!}{(n-j)!} (1 - P_d)^{n-j} \sigma_j(\{L_k^{(1)}, \dots, L_k^{(m_k)}\}) \quad (28)$$

$$\alpha_k^{(j)} = \sum_{n=j}^{\infty} \frac{n!}{(n-j)!} p_{k|k-1}(n) (1 - P_d)^{n-j} \quad (29)$$

$$\beta_k^{(j)} = p_c (m_k - j) \frac{(m_k - j)!}{m_k!} \kappa'_k(\mathbf{z}_S)^{-j} \quad (30)$$

$$\sigma_j(\{L_k^{(1)}, \dots, L_k^{(m_k)}\}) = \begin{cases} \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_j \leq m_k} L_k^{(i_1)} L_k^{(i_2)} \dots L_k^{(i_j)} & j > 0 \\ 1 & j = 0 \end{cases} \quad (31)$$

式中:  $n_{k|k-1}$  表示预测目标数;  $m_k$  为观测数;  $a_k^{(j)} = s$  表示将第  $s$  个量测值分配给第  $j$  个高斯分量; 式(30)中  $p_c(m_k - j)$  表述杂波数为  $m_k - j$  的概率,  $\kappa'_k(\mathbf{z})$  表示杂波密度强度, 其定义已在式(19)中给出说明。

综上所述, 本文算法流程总结如下:

- (1) 对目标 RFS 以及杂波 RFS 进行建模;
- (2) 已知  $k-1$  时刻的目标强度函数和势分布函数, 使用式(12)和式(13)对它们进行预测得到  $p_{k|k-1}(n)$  和  $v_{k|k-1}(\mathbf{x})$ ;
- (3) 利用式(7)计算自适应椭圆门限值  $T_k^{(j)}$ , 对量测值进行预处理, 然后计算落入门限内的量测值所对应的量测空间  $V_k$ ;
- (4) 使用保留的量测值  $Z_k^{\text{in}}$  对目标的势分布函数和强度函数进行更新, 得到  $p_{k|k}(n)$  和  $v_{k|k}(\mathbf{x})$ ;
- (5) 对更新后所得的高斯项进行裁减及合并处理, 获得目标数以及目标状态的估计, 详细过程请参考文献[5]。

## 2 仿真实验及分析

假定有 4 个目标在监视区域为  $[-100\text{m}, 100\text{m}] \times [-100\text{m}, 100\text{m}]$  的二维场景中做匀速运动, 目标状态向量为  $[x, \dot{x}, y, \dot{y}]^T$ , 其中  $(x, y)$  为目标位置信息,  $(\dot{x}, \dot{y})$  为目标的速度信息, 目标的运动为线性高斯模型, 令模型的过程噪声为  $\mathbf{v}_k \sim N(\cdot; 0, \boldsymbol{\sigma}_v^2)$ , 量测

噪声为  $\omega_k \sim N(\cdot; 0, \sigma_\omega^2)$ , 且  $\sigma_v^2 = \text{diag}([0.5 \ 0.1])$ ,  $\sigma_\omega^2 = \text{diag}([0.25 \ 0.25])$ , 其状态方程和量测方程为:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \mathbf{v}_k \quad (32)$$

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \omega_k \quad (33)$$

具体的目标运动情况如表 1 所示。

表 1 目标运动状态表

目标 编号	出现 时间/s	消失 时间/s	初始状态 (m, m/s, m, m/s)
1	1	7	(0, 2.6, 0, -1.2)
2	8	25	(0, -0.6, 0, 2.1)
3	12	37	(-10, 1.2, 0, 1.8)
4	26	40	(0, -1.4, -5, -2.1)

实验中, 杂波由两部分组成, 一部分是在整个量测空间中均匀分布的杂波, 杂波个数服从泊松分布, 均值为  $\lambda_k = 5$ ; 另一部分则是与状态相关的杂波, 个数服从  $\lambda(\mathbf{x}_{k,j}) = 2$  的泊松分布, 这部分杂波均匀分布在以目标状态为中心的一个小正方形区域中, 该区域边长为  $\alpha = 20$ , 面积为  $4\alpha^2$ 。令采样周期  $T = 1\text{s}$ , 高斯项的剪枝阈值  $\tau = 10^{-5}$ , 合并门限  $U = 4$ , 允许最大的高斯分量个数  $J_{\max} = 100$ , 自适应椭圆门限中的参数  $p_G = 0.9$ 。

目标运动轨迹如图 1 所示, 从图中可以看出分布在观测区域的杂波由两部分构成: 一部分为均匀分布在观测区域的杂波; 另外一部分分布在量测目标附近, 随着目标量测位置变化而变化, 即与目标状态相关。需要指出的是, 在滤波过程中目标轨迹的真实量测和杂波量测数据不可区分。图 2 给出了目标的真实运动轨迹以及 GM-CPHD 和本文算法的估计轨迹, 图中仅显示目标轨迹所在的区域。易知: GM-CPHD 估计结果与真实轨迹偏差较大。这是因为状态与杂波相关所产生的虚假估计所导致的结果; 而本文算法有效地消除了状态与杂波

相关带来的影响, 较为精确地跟踪了目标的运动状态, 跟踪性能优于传统的 GM-CPHD 滤波算法。

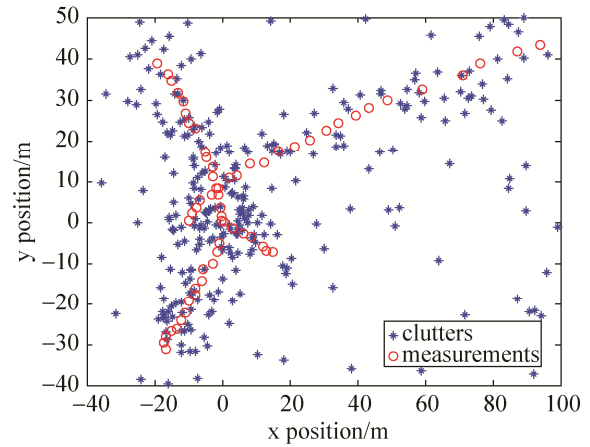


图 1 目标量测

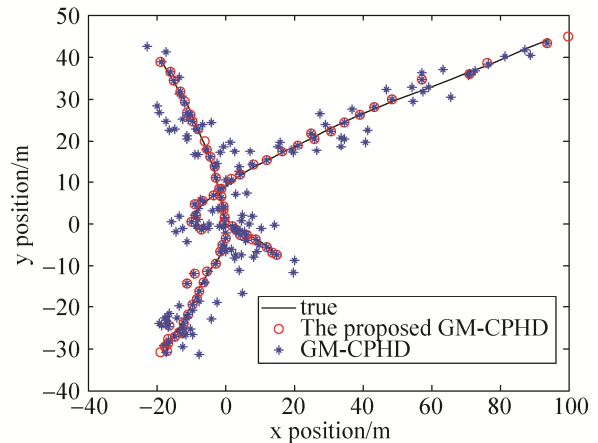


图 2 轨迹估计

图 3 给出了两种算法对目标数的估计和实际目标数的对比。从图中可知, 原算法对目标数的估计大于真实目标数。这同样是由于与状态相关的杂波所带来的影响; 相比之下, 本文算法对于目标数的估计更为精确。采用 OSPA (Optimal Sub-Pattern Assignment) 距离<sup>[16]</sup>对两种算法的滤波性能进行评估(取 2 阶距, 误差调节因子  $c = 70$ ), 如图 4 所示。可以看出, 本文算法在状态与杂波相关条件下的估计性能整体上优于传统的 GM-CPHD 滤波算法, 其中图 4 中第 37 s 附近出现的 OSPA 距离略高于传统 GM-CPHD 滤波算法, 是由于目标数目减少而出现的过估计现象。



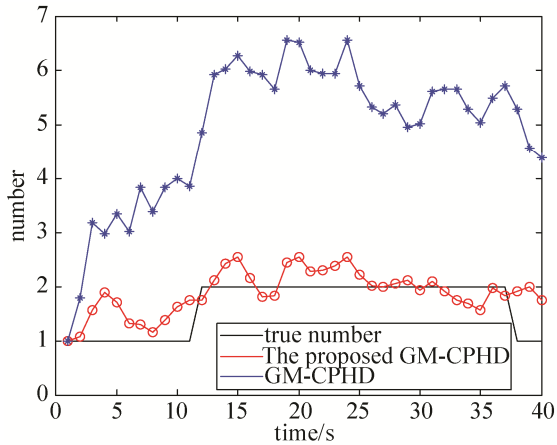


图 3 目标数估计

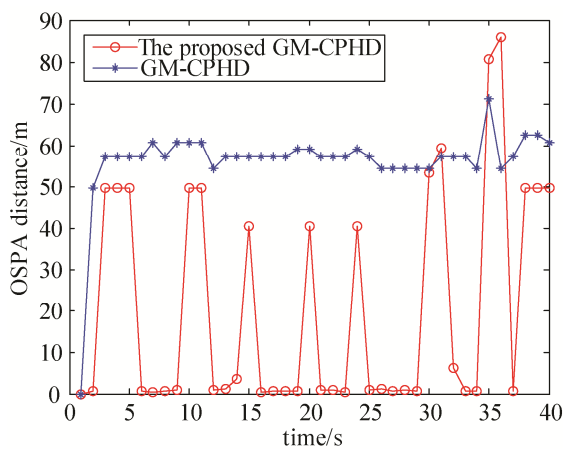


图 4 OSPA 距离

为了更为清楚地说明本文算法有效性,在与上述仿真过程相同的条件下,进行 50 次蒙特卡罗仿真实验,实验结果如图 5 和图 6 所示。图 5 给出了 50 次仿真目标数估计的平均值,易知:传统的 GM-CPHD 滤波算法对目标数目估计过多,远大于真实目标个数。这是由于原算法受到了与状态相关的杂波的影响,没有很好地分辨出这部分杂波;相对地,新算法对目标数估计更为准确。图 6 为衡量跟踪误差的平均 OSPA 距离,可以看出本文算法的滤波误差均小于传统的 GM-CPHD 算法,而且除了在第 12 时刻以及在第 38 时刻目标数目发生变化对算法产生影响,误差距离稍大以外,其它时刻均较为平稳且远低于原算法,滤波性能良好。

表 2 为本文算法与传统 GM-CPHD 算法 50 次蒙特卡罗仿真的平均处理时间对比,可以看出,在同样的滤波条件下,本文算法由于使用了自适应椭

球门限技术,减少了大量的无效量测,大大降低了时间复杂度,保证了跟踪算法的实时性。

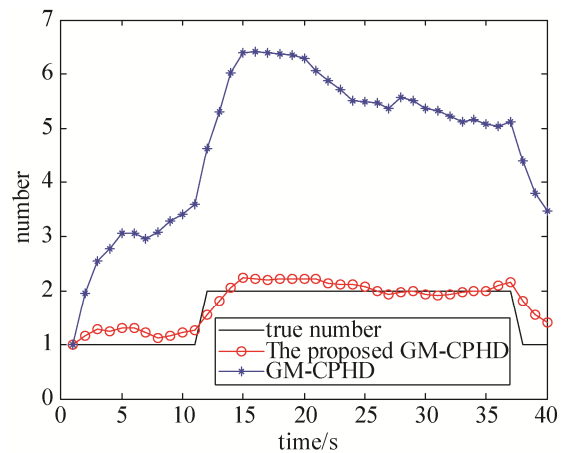


图 5 目标数估计 (50 次蒙特卡罗仿真)

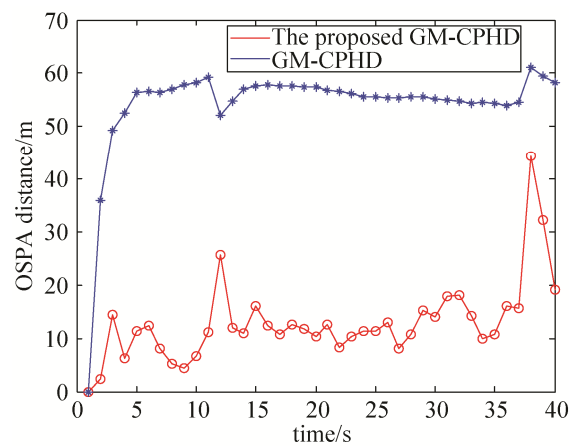


图 6 OSPA 距离 (50 次蒙特卡罗仿真)

表 2 算法运行时间对比

算法	平均处理时间/s
GM-CPHD	958.589
本文算法	8.822

### 3 结论

传统的 GM-CPHD 滤波算法一般假设杂波在整个量测空间中服从均匀分布,然而在实际应用中,传感器所观测到的杂波更易集中分布在目标状态附近的区域,这种杂波分布势必会影响传统的滤波精度,与此同时,复杂的杂波分布使得总的量测数目增大,进而增大了滤波算法的时间复杂度。本



文的贡献在于采用对杂波强度函数进行调整, 同时结合自适应椭圆门限的方法较好地解决了该问题。仿真实验表明, 在状态与杂波相关环境下, 本文算法可以很好地识别目标数目, 同时多目标状态估计误差也较为稳定, 既保证了对其滤波精度的要求同时也满足了对跟踪算法实时性的要求, 其跟踪性能优于传统的 GM-PHD 滤波算法。

### 参考文献:

- [1] Mahler R. Multi-target Bayes filtering via first-order multi-target moments [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems(S0018-9251), 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(S1053-587X), 2006, 54(11): 4091-4104.
- [3] Vo B-N, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo method for multi-target filtering with random finite sets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems (S0018-9251), 2005, 41(4): 1224-1245.
- [4] Mahler R. PHD filters of higher order in target number [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems (S0018-9251), 2007, 43(4): 1523-1543.
- [5] Vo B-T, Vo B-N, Cantoni A. Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing (S1053-587X), 2007, 55(7): 3553-3567.
- [6] Mahler R. Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion [M]. USA: Artech House, 2007.
- [7] Lian Feng, Han Chongzhao, Liu Weifeng. Estimating unknown clutter intensity for PHD filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems (S0018-9251), 2004, 46(4): 2066-2078.
- [8] Mahler R, Vo B-T, Vo B-N. CPHD filtering with unknown clutter rate and detection profile [J]. IEEE Transactions on Signal Processing (S1053-587X), 2011, 59(8): 3497-3513.
- [9] Zheng Xuetao, Song Liping. Improved CPHD filtering with unknown clutter rate [C]// IEEE Proceedings of the 10th Word Congress on Intelligent Control and Automation. USA: IEEE, 2012: 4326-4331.
- [10] 闫小喜, 韩崇昭, 李威, 等. 拓展目标杂波概率假设密度估计 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(1): 92-96.
- [11] 胡子军, 张林让, 张鹏, 等. 基于高斯混合带势概率假设密度滤波器的未知杂波下多机动目标跟踪算法 [J]. 电子与信息学报, 2015, 37(1): 116-122.
- [12] Zhang Hongjian, Jing Zhongliang, Hu Shiqiang. Gaussian mixture CPHD filter with gating technique [J]. Signal Processing (S0165-1684), 2009, (89): 1521-1530.
- [13] 杨峰, 王永齐, 梁彦, 等. 面向快速多目标跟踪的协同 PHD 滤波器 [J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(11): 2113-2121.
- [14] 章涛, 吴仁彪. 自适应门限 GM-CPHD 多目标跟踪算法 [J]. 数据采集与处理, 2014, 29(4): 523-528.
- [15] Jiang Tongyang, Liu Meiqin, Zhang Senlin, et al. Gating technique for the Gaussian mixture multi-Bernoulli filter [C]// IEEE American Control Conference (ACC). USA: IEEE, 2014: 1096-1101.
- [16] Schuhmacher D, Vo B-T, Vo B-N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters [J]. IEEE Transactions on Signal Processing (S1053-587X), 2008, 56(8): 3447-3457.