

# 快速多目标跟踪 GM-PHD 滤波算法

陈金广 秦晓姗 马丽丽

(西安工程大学计算机科学学院 西安 710048)

**摘要** 传统的 GM-PHD(Gaussian Mixture-Probability Hypothesis Density)滤波算法用当前时刻接收到的全部量测值对所有高斯项进行更新,使得大量的运算时间花费在使用无效量测对高斯项的更新上。针对此问题,提出一种快速多目标跟踪 GM-PHD 滤波器。首先在算法预测步骤中将高斯项分为新生及存活目标两类;然后在更新步骤中先计算存活目标与所有量测之间的残差,使用椭圆门限,用门限内的量测值来更新存活目标;接着计算新生目标与剩下量测之间的残差,再次使用落入椭圆门限内的量测值来更新新生目标,这样可以最大限度地排除无效量测,从而减少算法运算时间。实验结果表明,该方法在保证目标跟踪精度的同时降低了算法时间复杂度,其综合性能优于传统的 GM-PHD 滤波算法。

**关键词** 多目标跟踪,高斯混合概率假设密度滤波器,椭圆门限,量测划分

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.3.060

## Fast GM-PHD Filter for Multi-target Tracking

CHEN Jin-guang QIN Xiao-shan MA Li-li

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

**Abstract** In the traditional GM-PHD filter, all measurements received at current time are used to update different types of targets. Much time is spent on updating targets because of using invalid measurements. A kind of fast multi-target tracking filter was proposed in this paper. Firstly, Gaussian components are divided into two parts. One part is birth targets and the other is survival targets. Then the residuals between survival targets and all measurements are calculated. Next, only the measurements which fall in the elliptical gate are used to update survival targets. Similarly, the residuals between birth targets and remaining measurements are calculated, and only those measurements which fall in the elliptical gate are used to update birth targets. In this way, we could minimize invalid measurements and reduce the computing complexity. The experimental results show that the new method not only reduces the time complexity greatly, but also insures the accuracy of target tracking. Its performance is better than the traditional GM-PHD filter as a whole.

**Keywords** Multi-target tracking, Gaussian mixture probability hypothesis density filter, Elliptical gating, Measurements partition

## 1 引言

多目标跟踪是当前多源信息融合领域中的一个热门的研究问题,同时它在军事以及民用领域中也有非常广泛的应用。传统的多目标跟踪算法基于数据关联的跟踪方法<sup>[1,2]</sup>,该方法采用数据关联技术将多目标问题转化为多个单目标的跟踪问题进行解决;而现在广受关注的算法主要是基于随机有限集(Random Finite Set, RFS)的非关联多目标跟踪方法。在基于随机有限集的多目标跟踪算法中, Mahler 首次在贝叶斯滤波框架下解决多目标跟踪问题,揭开了此类跟踪算法研究的序幕<sup>[3-5]</sup>。随后, Mahler 通过对多目标系统取一阶矩得到一种计算可行的近似形式,称为概率假设密度(Probability Hy-

pothesis Density, PHD)滤波器<sup>[6]</sup>, PHD 滤波器可用高斯混合以及序贯蒙特卡罗这两种技术来实现。适用于高斯条件下的 GM-PHD 滤波器由 Vo 等在 2006 年提出,虽然其基本假设条件较为严格,但是与 PHD 滤波器相比, GM-PHD 滤波器更易于实现且具有较低的计算复杂度,其时间复杂度为  $O(nm)$ , 其中  $n$  为目标数,  $m$  为观测数<sup>[7]</sup>。然而当跟踪的目标数较多时,其对目标数的估计精度会大幅度降低,因此 Mahler 提出了势分布 PHD(Cardinalized Probability Hypothesis Density, CPHD)滤波器<sup>[8]</sup>, 此算法对 PHD 滤波器进行扩展,在传递概率假设密度函数的同时还传递了目标数  $n$  的分布(即势分布),提高了滤波估计精度。随后 Vo 等给出了 CPHD 的高斯混合方法实现(GM-CPHD),但该算法的时间复杂度仍旧是

到稿日期:2015-05-08 返修日期:2015-08-11 本文受国家自然科学基金项目(61201118),陕西省教育厅科研计划项目(14JK1304),西安工程大学研究生创新基金项目(CX2015020)资助。

陈金广(1977-),男,博士,副教授,主要研究方向为多源信息融合、目标跟踪, E-mail: xacjg@163.com; 秦晓姗(1990-),女,硕士生,主要研究方向为目标跟踪; 马丽丽(1979-),女,硕士,讲师,主要研究方向为多源信息融合、目标跟踪。

$O(nm^3)$ ,与观测数  $m$  的三次方成正比<sup>[9]</sup>。

传统的基于数据关联的多目标跟踪算法多使用门限技术,使用落入门限内的量测进行多目标跟踪<sup>[10-12]</sup>。由于使用门限能够很好地降低有效量测数,并且能节省大量的运算时间,因此很多学者尝试将门限技术引用到基于 RFS 的多目标跟踪算法中。文献[13]将椭圆门限应用到 CPHD 滤波器中,降低了有效量测集合的势,从而达到降低 GM-CPHD 滤波器计算量的目的。文献[14]在 SMC-PHD 滤波器中将量测空间划分为存活目标量测与新生目标量测,提高了计算效率。文献[15,16]分别将自适应椭圆门限应用到了 GM-CPHD 滤波算法和多伯努利概率假设密度(Multi-Bernoulli PHD)滤波算法中,提高了这两种算法的跟踪性能。文献[17]推导出极大似然门限,通过对量测数据进行最优分配来提高算法的目标状态估计性能,但是此算法并没有考虑到分配后的量测数据中仍旧存在一些无用的杂波量测,而这部分量测参与运算无疑对最终的滤波效果有一定干扰,且耗费了一定的计算时间。

在上述研究工作的基础上,本文提出一种快速多目标 GM-PHD 跟踪算法。该算法假设在新生目标的强度函数先验已知的条件下,首先在预测步中将所有高斯项分为存活目标和新生目标两大类,然后在更新步中通过两次使用椭圆门限将量测数据划分为存活目标、新生目标以及无效量测集合,使用存活以及新生目标的量测对两类目标分别进行更新,在降低杂波量测成分的同时降低算法的时间复杂度。

## 2 GM-PHD 滤波算法

线性高斯条件下,GM-PHD 滤波算法通过一系列高斯分量的加权和来近似目标强度函数,首先给出以下假设<sup>[7]</sup>:

(1)假设每个目标的动态模型以及传感器的量测模型均为线性高斯,即

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

$$g_k(\mathbf{z}|\mathbf{x}) = N(\mathbf{z}; \mathbf{H}_k\mathbf{x}, \mathbf{R}_k) \quad (2)$$

其中,  $N(\cdot; \mathbf{m}, \mathbf{P})$  表示均值为  $\mathbf{m}$ 、协方差为  $\mathbf{P}$  的高斯分布,  $\mathbf{Q}_{k-1}$  为过程噪声的协方差,  $\mathbf{F}_{k-1}$  为目标状态转移矩阵,  $\mathbf{H}_k$  为量测矩阵,  $\mathbf{R}_k$  为量测噪声协方差矩阵。

(2)假设目标的存活概率以及目标的检测概率相互独立并且与状态无关,即

$$p_{S,k}(\mathbf{x}) = p_{S,k}, p_{D,k}(\mathbf{x}) = p_{D,k} \quad (3)$$

(3)假设新出现的目标的强度函数可描述为若干高斯混合加权的形式,且假设不存在衍生目标,即

$$\gamma_k(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k}} \omega_{\gamma,k}^{(i)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{\gamma,k}^{(i)}, \mathbf{P}_{\gamma,k}^{(i)}) \quad (4)$$

其中,  $\omega_{\gamma,k}^{(i)}$ ,  $\mathbf{P}_{\gamma,k}^{(i)}$ ,  $\mathbf{m}_{\gamma,k}^{(i)}$ ,  $J_{\gamma,k}$  分别是新生目标的权值、协方差、期望以及高斯项总数,  $i=1, 2, \dots, J_{\gamma,k}$ 。

GM-PHD 滤波算法分为预测和更新两个步骤。

预测步: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,即

$$v_{k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(i)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k-1}^{(i)}) \quad (5)$$

那么在  $k$  时刻,多目标的预测强度函数也可以表示为高斯混合的形式,即

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

其中,  $\gamma_k(\mathbf{x})$  为新生目标的强度函数,已在式(4)中给出,而存

活目标的 PHD 为

$$v_{S,k|k-1}(\mathbf{x}) = p_{S,k} \sum_{j=1}^{J_{k-1}} \omega_{k-1}^{(j)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{S,k|k-1}^{(j)}, \mathbf{P}_{S,k|k-1}^{(j)}) \quad (7)$$

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

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

更新步:假设多目标在  $k$  时刻的预测强度函数可表示为混合加权的高斯和的形式,即

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

那么  $k$  时刻的后验强度函数也可表示为高斯和形式,即

$$v_k(\mathbf{x}) = (1 - p_{D,k}) v_{k|k-1}(\mathbf{x}) + \sum_{z \in Z_k} v_{D,k}(\mathbf{x}; \mathbf{z}) \quad (11)$$

其中

$$v_{D,k}(\mathbf{x}|\mathbf{z}) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} w_k^{(j)}(\mathbf{z}) N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k}^{(j)}(\mathbf{z}_0), \mathbf{P}_{k|k}^{(j)}) \quad (12)$$

## 3 快速多目标跟踪 GM-PHD 滤波算法

从式(6)可以看出,传统的 GM-PHD 滤波算法在更新步中使用所有的量测数据对从预测步运算得出的所有高斯项(包括存活目标以及新生目标)进行更新,如此一来,在对新生目标和存活目标的更新过程中均使用了大量与这些高斯项无关的量测数据,增加了系统的运算时间。而在快速多目标跟踪 GM-PHD 滤波算法中,首先将所有高斯项分为新生目标和存活目标两大类分别进行处理,且新生目标的强度函数是先验已知的;然后使用椭圆门限对量测进行首次划分,将处于门限内外的量测分别用于更新存活目标和新生目标;此时,会发现大部分的杂波量测被划分到新生目标量测之中,随着杂波数目增多,新生目标的更新过程所用时间会逐渐增大,从而影响到整个算法的运算时间,故对这些新生目标的量测再次使用椭圆门限进行提取,将无效的杂波数据排除掉,以此降低算法的时间复杂度。

### 3.1 椭圆门限

本文使用椭圆门限<sup>[14,18]</sup>对量测集合进行处理,若假设  $\mathbf{e}^{(ij)}$  为第  $i$  个量测值和第  $j$  个高斯项的残差向量,即

$$\mathbf{e}^{(ij)} = \mathbf{z}_k^{(i)} - \mathbf{H}(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(j)}) \quad (13)$$

则残差向量对应的协方差矩阵就可表示为

$$\mathbf{S}_k^{(j)} = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^{(j)} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (14)$$

令  $T_g$  为门限值,且设置  $T_g = -2\ln(1 - p_G)$ ,那么在本文中椭圆门限的判别式可表示为

$$\mathbf{e}^{(ij)T} (\mathbf{S}_k^{(j)})^{-1} \mathbf{e}^{(ij)} \leq T_g \quad (15)$$

### 3.2 快速多目标跟踪算法

假设在  $k$  时刻,高斯混合预测强度函数为:

$$v_{k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(i)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k-1}^{(i)}) \quad (16)$$

预测步:首先,把目标分为已经存在的目标  $v_{S,k|k-1}(\mathbf{x})$  和新生的目标  $\gamma_{k-1}(\mathbf{x})$  两部分,则:

$$v_{S,k|k-1}(\mathbf{x}) = p_{S,k} \sum_{j=1}^{J_{k-1}} w_{k-1}^{(j)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{S,k|k-1}^{(j)}, \mathbf{P}_{S,k|k-1}^{(j)}) \quad (17)$$

$$\gamma_{k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k-1}} w_{\gamma,k-1}^{(i)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{\gamma,k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{\gamma,k-1}^{(i)}) \quad (18)$$

其中,  $\gamma_{k-1}(\cdot)$  为新生目标的强度函数,为先验已知的,本文算法中不考虑衍生目标。

更新步:令  $\kappa_k(\cdot)$  表示杂波强度函数,则:

Step 1 首先使用椭圆门限将量测分为存活目标对应的

量测集以及剩余的量测集,记

$$D_k(z) = \{d_k^{(1)}(z), \dots, d_k^{(j)}(z), \dots, d_k^{(\Gamma_k)}(z) | z \in Z_k\} \quad (19)$$

其中,  $d_k^{(j)}(z) = \mathbf{e}^{(j)T} (S_k^{(j)})^{-1} \mathbf{e}^{(j)}$ ,  $\Gamma_k$  为  $k$  时刻高斯项的个数,  $Z_k$  是所有量测集合。

那么此时量测值可分为落在门限区域内的两部分,落在门限内的量测是与存活目标状态对应有效的量测集合,而处于门限外的量测包括与新生目标对应有效的量测和大部分的杂波量测,可表述为

$$Z_k = \begin{cases} Z_k^i = \{z_S \in Z_k | \min(D_k(z)) \leq Tg\} \\ Z_k^o = \{z_{-S} \in Z_k | \min(D_k(z)) > Tg\} \end{cases} \quad (20)$$

Step 2 使用量测集合  $Z_k^i$  对存活目标进行更新:

$$v_{S,k|k}(\mathbf{x}) = (1 - p_{D,k}) v_{k|k-1}(\mathbf{x}) + \sum_{z_S \in Z_k^i} v_{D,k}(\mathbf{x}; z_S) \quad (21)$$

其中,

$$v_{D,k}(\mathbf{x}; z_S) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} w_k^{(j)}(z_S) N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{S,k|k}^{(j)}(z_S), \mathbf{P}_{k|k}^{(j)}) \quad (22)$$

$$w_k^{(j)}(z_S) = \frac{p_{D,k} w_{k|k-1}^{(j)} q_k^{(j)}(z_S)}{\kappa_k(z_S) + p_{D,k} \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(i)} q_k^{(i)}(z_S)} \quad (23)$$

$$\mathbf{m}_{k|k}^{(j)}(z_S) = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)} + \mathbf{K}_k^{(j)}(z_S - \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}) \quad (24)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(j)} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^{(j)} \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \quad (25)$$

$$\mathbf{K}_k^{(j)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (26)$$

$$q_k^{(j)}(z_S) = N(z_S; \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}, \mathbf{R}_k + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \mathbf{H}_k^T) \quad (27)$$

Step 3 对处于门限外的量测集合  $Z_k^o$  再次使用椭圆门限对其进行划分,落在门限内的量测是与新生目标状态对应的有效量测集合,而处于门限外的可视作杂波量测,表述如下:

$$Z_k^o = \begin{cases} Z_k^{o'} = \{z_\gamma \in Z_k^o | \min(D_k(z_{-S})) \leq Tg\} \\ Z_k^{o''} = \{z_{-\gamma} \in Z_k^o | \min(D_k(z_{-S})) > Tg\} \end{cases} \quad (28)$$

Step 4 假设新生目标强度函数是先验已知的,不考虑目标漏检的情况,取落于门限内的量测  $Z_k^{o'}$  对新生目标的高斯项进行更新:

$$\gamma_k(\mathbf{x}) = \sum_{z_\gamma \in Z_k^{o'}} \gamma_{D,k}(\mathbf{x}; z_\gamma) \quad (29)$$

其中,

$$\gamma_{D,k}(\mathbf{x}; z_\gamma) = \sum_{j=1}^{J_{\gamma,k|k-1}} w_k^{(j)}(z_\gamma) N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{\gamma,k|k}^{(j)}(z_\gamma), \mathbf{P}_{k|k}^{(j)}) \quad (30)$$

$$w_k^{(j)}(z_\gamma) = \frac{w_{k|k-1}^{(j)} q_k^{(j)}(z_\gamma)}{\kappa_k(z_\gamma) + \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k|k-1}} w_{k|k-1}^{(i)} q_k^{(i)}(z_\gamma)} \quad (31)$$

$$\mathbf{m}_{\gamma,k|k}^{(j)}(z_\gamma) = \mathbf{m}_{\gamma,k|k-1}^{(j)} + \mathbf{K}_k^{(j)}(z_\gamma - \mathbf{H}_k \mathbf{m}_{\gamma,k|k-1}^{(j)}) \quad (32)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(j)} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^{(j)} \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \quad (33)$$

$$\mathbf{K}_k^{(j)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (34)$$

Step 5 在本文算法的更新阶段,由于只有存活量测  $z_S$  和新生量测  $z_\gamma$  参与了更新过程,虽然在使用门限前后杂波分布没有任何变化,但是椭圆门限区域有可能比整个观测区域要小很多,因此需要重新计算杂波强度<sup>[19]</sup>,令  $V$  表示整个观测空间,新的观测空间设为  $V_{g_k}$ ,在不考虑重合的情况下,  $V_{g_k}$  可视作所有量测值相对应的门限区域之和,即

$$V_{g_k} = \sum_{i=1}^{J_k} V_{g_k^i} \quad (35)$$

其中,  $V_{g_k^i} = c_{n_z} [|\mathbf{S}_k^i| \cdot \gamma^{n_z}]^{1/2}$ ,  $n_z$  为量测空间维数 ( $c_1 = 2$ ,  $c_2 = \pi$ ,  $c_3 = 3/4\pi$ ), 那么式(23)和式(31)中的  $\kappa_k(z_S)$  和  $\kappa_k(z_\gamma)$  应修正为

$$\kappa_k(z_S) = \frac{V_{g_k}(z_S)}{V} \lambda V^{-1}, \kappa_k(z_\gamma) = \frac{V_{g_k}(z_\gamma)}{V} \lambda V^{-1} \quad (36)$$

合并与剪枝:对新生和存活目标的高斯项进行合并  $v_{k|k}(\mathbf{x}) = v_{S,k|k}(\mathbf{x}) + \gamma_k(\mathbf{x})$ , 然后对合并后的强度函数进行剪枝操作,详见文献[7],最终获得目标状态估计。

## 4 仿真结果与分析

在本实验中假定一个二维的目标跟踪场景,其监视区域范围为  $[-100, 100] \times [-100, 100]$ , 仿真步长为 40 步, 采样周期  $T=1$ 。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, 目标运动满足线性高斯模型, 其运动方程和量测方程为:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \mathbf{v}_k \quad (37)$$

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (38)$$

式中, 过程噪声  $\mathbf{v}_k \sim N(\cdot; 0, \sigma_v^2)$ , 量测噪声  $\mathbf{w}_k \sim N(\cdot; 0, \sigma_w^2)$ , 且  $\sigma_v^2 = \text{diag}([0.5 \ 0.1])$ ,  $\sigma_w^2 = \text{diag}([0.25 \ 0.25])$ 。杂波均匀地分布在整个观测空间, 杂波强度服从泊松分布  $\lambda = 7.5 \times 10^{-4}$ , 目标存活概率  $p_S = 0.99$ , 检测概率  $p_D = 0.9$ 。合并门限  $U=4$ , 高斯项修建阈值  $\tau = 10^{-5}$ , 最大高斯分量个数  $J_{\max} = 100$ 。本文使用的椭圆门限中, 正确量测落入确认区域的概率  $p_G = 0.99$ 。具体的目标运动状态如表 1 所列。

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	2	7	(5, -1.6, 10, -1.2)
2	8	25	(-4, 0.6, -6, 2.1)
3	12	37	(-10, 1.2, 0, -1.8)
4	26	40	(11, -1.4, -15, 2.1)

为了更好地分析各 GM-PHD 滤波器算法的性能, 本文采用最优子模型指派 (Optimal Sub-Pattern Assignment, OSPA) 距离作为性能指标, 误差调节因子  $c=70$ 。

仿真结果如图 1—图 4 所示。图 1 为目标在整个仿真过程中所产生的量测数据, 为方便起见, 本文只显示目标运动所在区域的量测, 需要指出的是在滤波过程中目标的真实量测与杂波不可区分。对上述相同参数分别进行传统 GM-PHD 滤波和本文提出的滤波, 目标跟踪结果如图 2 所示, 可以看出, 两种滤波方法的跟踪效果大致相同, 但是可以看出传统的 GM-PHD 滤波方法在个别时刻并不能很好地对目标的运动进行跟踪, 而本文方法更为精确, 这是由于在本文使用的椭圆门限技术很好地将部分杂波排除在外, 有效提高了滤波精度。

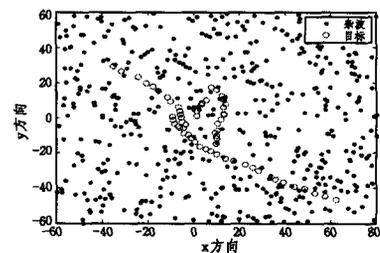


图 1 目标和杂波的量测

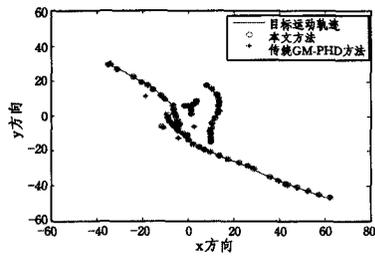


图2 目标真实轨迹和估计轨迹

图3给出了整个观测时间内 GM-PHD 滤波算法以及本文算法对目标数的估计和实际目标数的对比,从图中可以看出传统的算法在第 2、9、26 以及第 40 时刻对目标数的估计并不如本文算法准确,这是由于在这些时刻算法在滤波更新过程中受到了杂波量测的影响,在其余时刻两种算法的目标估计误差基本相同。图4为两种算法的 OSPA 距离,从图中可以看出,本文算法的估计误差与传统的 GM-PHD 滤波算法相比所差无几。

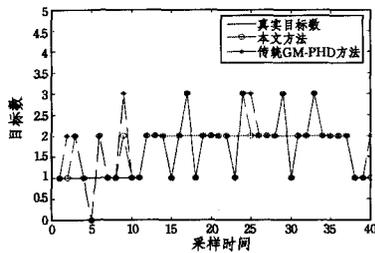


图3 目标数目估计

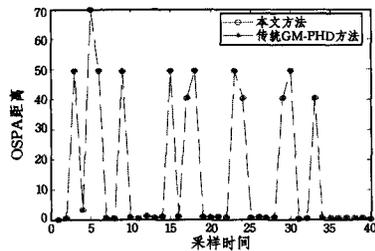


图4 OSPA 距离

上述实验结果表明,本文提出的算法在滤波效果上与原文算法基本相当,在对目标数的估计上略优于传统的 GM-PHD 滤波算法。

表2分别给出了在不同杂波强度下本文算法和传统的 GM-PHD 算法的平均处理时间。可以清楚地看到,随着杂波强度的增大,本文算法的处理时间增长幅度远小于传统的 GM-PHD 滤波算法,这是由于在本文算法中随着观测区域内杂波强度的增大,参与更新步运算的量测数大大减少,且在对新生目标的更新中使用门限去除了大部分的杂波,因此随着杂波数的增多,本文算法在保证滤波精度的同时,其时间复杂度远小于传统的 GM-PHD 算法,节省了大量的计算时间。

表2 不同杂波强度下两种算法的平均处理时间

杂波强度	本文方法(s)	传统 GM-PHD 方法(s)
$\lambda=1.25 \times 10^{-4}$	1.7598	1.7811
$\lambda=2.5 \times 10^{-4}$	1.9344	2.7803
$\lambda=5 \times 10^{-4}$	2.4969	4.1069
$\lambda=7.5 \times 10^{-4}$	2.5860	5.2270
$\lambda=1 \times 10^{-3}$	3.3396	9.6595
$\lambda=1.25 \times 10^{-3}$	3.9220	13.5736
$\lambda=1.5 \times 10^{-3}$	4.5886	15.2886

**结束语** 本文的创新点在于使用了两次椭圆门限对量测进行划分,将量测分别划分为与存活目标以及新生目标相关的两类量测集合,同时也排除了与目标更新无关的大部分杂波量测,节省了大量的运算时间;其次,在算法预测、更新过程中将高斯项分成新生目标和存活目标两类分别进行处理,如此便避免了使用与更新高斯项类别相关性较低的量测进行更新,使得系统运算更为简洁。仿真实验结果表明,本文方法的综合性能优于传统 GM-PHD 滤波器,尤其随着杂波率逐渐增大,其时间复杂度的增长幅度远小于传统的算法。此外,本文算法具有普适性,同样可应用于 GM-CPHD 滤波、多伯努利概率假设密度滤波等算法当中,我们将围绕本文思想在其他滤波算法的应用中展开下一阶段的研究工作。

## 参考文献

- [1] Bar-Shalom Y, Li X R. Multitarget-multisensor Tracking: Principles and Techniques [M]. Storrs: YBS Publishing, 1995
- [2] Bar-Shalom Y, Fortmann T E. Tracking and Data Association [M]. San Diego: Academic Press, 1988
- [3] Mahler R. A theoretical foundation for the stein-winter probability hypothesis density (PHD) multi-target tracking approach [C]// Proceedings of the MSS National Symposium on Sensor and Data Fusion. San Antonio, TX, 2000: 99-117
- [4] Mahler R. Engineering statistics for multi-object tracking [C]// SPIE Proceedings on Signal and Data Processing of Small Targets. Vancouver, 2001: 53-60
- [5] Mahler R. Multitarget moments and their application to multi-target tracking [C]// Proceedings of the Workshop on Estimation, Tracking and Fusion. Monterey, CA, 2001: 134-166
- [6] Mahler R. Multi-target Bayes filtering via first-order multi-target moments [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178
- [7] Vo B N, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104
- [8] Mahler R. PHD filters of higher order in target number [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(4): 1523-1543
- [9] Vo B T, Vo B N, Cantoni A. Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3553-3567
- [10] Musicki D, Evans R, Stankovic S. Integrated probabilistic data association [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1994, 39(6): 1237-1241
- [11] Houles A, Bar-Shalom Y. Multisensor tracking of a maneuvering target in clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1989, 25(2): 176-189
- [12] Blackman S. Multiple Targets Tracking with Radar Applications [M]. Artech House, Norwood, MA, 1986
- [13] Zhang Hong-jian, Jing Zhong-liang, Hu Shi-qiang. Gaussian mixture CPHD filter with gating technique [J]. Signal Processing, 2009(89): 1521-1530
- [14] Yang Feng, Wang Yong-qi, Liang Yan, et al. Collaborative PHD filter for fast multi-target tracking [J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(11): 2113-2121 (in Chinese)

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

- [15] Zhang Tao, Wu Ren-biao. Adaptive gating GM-CPHD for multi-target tracking [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2014, 29(4):523-528(in Chinese)  
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
- [16] Jiang Tong-yang, Liu Mei-qin, Zhang Sen-lin, et al. Gating technique for the Gaussian mixture multi-Bernoulli filter [C]//IEEE American Control Conference (ACC). 2014:1096-1101

- [17] Zhang Tao, Lai Ran, Wu Ren-biao, et al. Collaborative PHD filter for fast multi-target tracking [J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 30(12):1419-1426(in Chinese)  
章涛,来燃,吴仁彪,等. 观测最优分配的 GM-PHD 多目标跟踪算法 [J]. 信号处理,2014,30(12):1419-1426
- [18] Zhang Hong-jian. Finite-set statistics based multiple target tracking[D]. Shanghai: Shanghai JiaoTong University, 2009(in Chinese)  
张洪建. 基于有限集统计学的多目标跟踪算法研究[D]. 上海:上海交通大学,2009

(上接第 308 页)

从表 1、表 2 的结果可知,对于不同的商品数据信息集,最优检索精度的参数设置值是不完全相同的。由表 1 可知,对于数据集 1,  $ThrD$  的最优取值为 5,而对于数据集 2,  $ThrD$  取较小值时能获得良好的检索精度,其最优取值为 3;由表 2 可知,对于两种数据集,参数  $Z$  的最优取值均为 12。因此  $Z$  的最优取值在不同商品数据集上基本一致,而  $ThrD$  的最优取值针对不同商品数据集而有所差异。

**结束语** 检索排序对于电子商务系统提供便捷有效的服务具有重要意义。尽管通过计算商品与用户检索条件的相关度进行排序能够取得不错的效果,但是其忽略了用户个体之间的差异,不能提供个性化的检索结果。将用户的浏览历史记录与用户的检索条件相结合,考虑用户对商品属性的偏好,避免了仅仅使用检索条件对检索结果进行排序的局限性,进而提出了基于浏览偏好的商品图像检索排序算法。

实验结果表明,隐式地获取用户对商品属性的兴趣偏好能够达到与显式获取兴趣信息相近的效果。从获取的偏好信息中提取用户的偏好模型,能够提供更加符合用户检索意图和偏好的检索排序结果。

## 参 考 文 献

- [1] Liu Q, Tan C C, Wu J, et al. Towards Differential Query Services in Cost-Efficient Clouds [J]. IEEE Transactions on Parallel & Distributed Systems, 2014, 25(6):1648-1658
- [2] Chen Ming-jing, Yao Jian-rong, Tang Zhi-hao. Researching on Algorithm of Searching Engine for E-Commerce[J]. Computer Engineering and Application, 2006, 42(3):209-211(in Chinese)  
陈明晶,姚建荣,唐志豪. 电子商务系统的商品搜索算法研究[J]. 计算机工程与应用,2006,42(3):209-211
- [3] Chen L, L'Abbate M, Thiel U, et al. Increasing the customer's choice: query expansion based on the layer-seeds method and its application in e-commerce[C]//IEEE International Conference on E-Technology, E-Commerce and E-Service. 2004:317-324
- [4] Zhou D, Lawless S, Wade V. Improving search via personalized query expansion using social media[J]. Information Retrieval, 2012, 15(3/4):218-242
- [5] Eakins J, Graham M, Franklin T. Content-based image retrieval [R]. JISC Technology Applications Programme Report, 1999
- [6] Chen Zhi-gang, Wang Jiang-tao, Deng Xiao-heng. A trust model based on semantic distance for pervasive environments[J]. Secu-

riety & Communication Networks, 2014, 7(9):1322-1330

- [7] Liu Q, Tan C C, Wu J, et al. Cooperative private searching in clouds[J]. Journal of Parallel & Distributed Computing, 2012, 72(8):1019-1031
- [8] Wang Y, Li H X, Yen G, et al. MOMMOP: Multiobjective Optimization for Locating Multiple Optimal Solutions of Multimodal Optimization Problems[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45(4):830-843
- [9] Speretta M, Gauch S. Personalized search based on user search histories[C]//The 2005 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence, 2005. IEEE, 2005:622-628
- [10] Tang Xiao-ling, He Tian-yun. A Research on Topic Preference-Based Personalized Search Model[J]. Journal of Intelligence, 2011, 30(4):133-136(in Chinese)  
唐晓玲,何天云. 基于主题偏好的个性化检索模型研究[J]. 情报杂志,2011,30(4):133-136
- [11] Liang T P, Lai H J. Discovering User Interests from Web Browsing Behavior: An Application to Internet News Services[C]//Proceedings of Annual Hawaii International Conference on System Sciences. Hicss, 2002:2718-2727
- [12] Mac Aoidh E, Bertolotto M, Wilson D C. Analysis of implicit interest indicators for spatial data[C]//Proceedings of the 15th Annual ACM International Symposium on Advances in Geographic Information Systems. ACM, 2007:1-4
- [13] Claypool M, Le P, Wased M. Implicit interest indicators [C]//Proceedings of the 6th International Conference on Intelligent User Interfaces. ACM, 2001:33-40
- [14] Ma Z, Pant G, Sheng O R L. Interest-based personalized search [J]. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 2007, 25(1):5
- [15] Teevan J, Morris M R, Bush S. Discovering and using groups to improve personalized search [C]//Proceedings of the Second ACM International Conference on Web Search and Data Mining. ACM, 2009:15-24
- [16] Lu D, Li Q. Personalized search on Flickr based on searcher's preference prediction[C]//Proceedings of the 20th International Conference Companion on World Wide Web. ACM, 2011:81-82
- [17] Kumar R, Sharan A. Personalized Web search using browsing history and domain knowledge[C]//2014 International Conference on Issues and Challenges in Intelligent Computing Techniques (ICICT). IEEE, 2014:493-497