

# 一种有轨迹标识的利用测量生成新 目标密度的 GM-PHD 滤波器

刘宗香 谢维信 王 品

(深圳大学信息工程学院 ATR 实验室, 广东深圳 518060)

**摘 要:** 在存在杂波、漏检、目标数目未知和变化的情况下, PHD 滤波器是一种多目标跟踪新方法, GM-PHD 滤波器是 PHD 滤波器的一种近似实现。然而, GM-PHD 滤波器没有提供单个目标状态估计的身份, 而构建目标运动轨迹需要目标状态估计的身份, 同时, 现有的 GM-PHD 滤波器在新目标密度生成时对新目标出现位置进行了限制, 难以对观测空间任意位置随机出现的目标进行跟踪。为解决非线性观测系统 GM-PHD 滤波器中目标状态估计的身份标识和新目标密度生成问题, 设计了一种新的 GM-PHD 滤波器。该滤波器利用传感器的观测数据生成新目标密度, 通过给滤波器输出的高斯项增加专有身份标识并使用身份标识将源于同一目标不同时刻的目标状态估计关联起来。仿真实验验证了滤波算法的有效性。

**关键词:** 多目标跟踪; 概率假设密度滤波器; 新目标密度生成; 身份标识

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2011)09-1281-05

## A Gaussian Mixture PHD Filter with Track Label and Target-Birth Density Generation Using Measurements

LIU Zong-xiang XIE Wei-xin WANG Pin

(ATR laboratory, College of Information and Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

**Abstract:** The probability hypothesis density (PHD) filter is a novel approach to tracking an unknown and time-varying number of targets in presence of clutter, miss-detection. The Gaussian mixture PHD (GM-PHD) filter is an approximation implementation of the PHD filter. However the GM-PHD filter do not provide identities of individual target state estimates, which are needed to construct tracks of individual targets. Meanwhile, it is difficult for the GM-PHD filter to track the targets randomly appearing from uncertain position of the observation space because in order to generate target-birth density, the strict restricts on the appearing position of the birth targets exist in the GM-PHD filter. To solve the problems of the generation of the target-birth PHD and the track labeling in a nonlinear observation system, a new GM-PHD filter is proposed in which the measurements of sensors are used to generate the target-birth PHD, and the output state estimates of targets of the filter over time are associated with the additional identifying label in the output Gaussian components of the filter. The efficiency of the proposed algorithm is verified by simulations.

**Key words:** multitarget tracking; probability hypothesis density filter; target-birth density generation; identifying label

### 1 引言

在多目标跟踪环境中, 当目标数未知且目标数随时间变化而变化、测量与目标间存在不确定关系(无法确定哪个目标产生哪个测量)、测量中包含有杂波和干扰噪声、目标的探测具有不确定性(在某一扫描周期内, 一些目标能被探测到而另一些目标不能被探测到)时, 如何估计出目标的运动状态是多目标跟踪中的一个关键技术问题。为解决这一问题, Mahler 提出了随机有限集理论, 并在此基础上提出了多目标跟踪

的规范贝叶斯建模方法和单传感器多目标跟踪的 PHD 滤波器<sup>[1]</sup>。

PHD 滤波器可以避开常规多目标跟踪算法(如 JP-DAF 算法<sup>[2]</sup>)中关联组合爆炸增长的问题, 因此是一种非常有吸引力的方法。然而, PHD 滤波器的递归过程中涉及多维积分, 并且一般情况下不存在闭合解, 因此, 通常采用近似的方法来实现<sup>[3-10]</sup>。PHD 滤波器的近似实现主要有两种方法, 一种是序贯蒙特卡罗(Sequential Monte Carlo, SMC)方法<sup>[1,4-5]</sup>, 另一种是高斯混合(Gaussian mixture)方法<sup>[1,6-9]</sup>。SMC 方法也称为粒子

基方法,粒子基方法的缺点是采用了大量的粒子,并且提取状态估计的聚类技术具有不可靠性<sup>[6,7]</sup>。高斯混合方法假定初始的先验密度能表示成高斯混合的形式,即先验密度可表示为若干高斯密度的叠加。将先验密度表示为高斯混合形式的优势是:与粒子基方法相比,从高斯混合形式的后验密度中提取目标状态估计要更为有效和可靠<sup>[1,6,7]</sup>。

在文献[6,7]中,Ba-Ngu Vo等人提出了能用于线性系统和非线性系统的高斯混合 PHD 滤波器,较好地解决了目标有生有死(即有新目标产生和已有目标的消失)、目标衍生目标(由目标上的负荷生成新目标)、测量中包含杂波干扰情况下多目标跟踪问题。但高斯混合 PHD 滤波器输出的只是孤立的目标状态,不能提供目标状态的身份,无法知道滤波器在不同时刻输出的目标状态哪些是同一目标的,这样无法确定目标的运动轨迹,建立目标运动轨迹还需要数据关联;其次,在所设计的高斯混合 PHD 滤波器中,均假定新生目标的产生地是已知的,即新生目标只能从观测空间中的若干个指定位置(如机场或港口等)出现,或者是由已存在的目标衍生,这种过分严格的限制使得现有的 PHD 滤波器易将从指定位置外出现的目标(如滤波器启动之前已存在的目标、从观测空间外进入的目标等)所产生的测量作为杂波而滤掉,难以实现对这类目标的跟踪。我们提出的 GM-PHD 滤波器为 PHD 中的高斯项增加身份标识,并通过专有的身份标识将不同时刻滤波器输出的目标状态关联起来,在不需要进一步数据关联的情况下就能建立目标的运动轨迹;利用测量数据建立新目标密度,不需对新目标在观测空间中的位置加以限定,能跟踪从观测空间中任意位置新出现的目标。

## 2 修正的 PHD 滤波器

PHD 的传播是一个由预测步和数据更新步构成的递归。用  $v_{k|k-1}$  和  $v_k^1$  分别表示  $k$  时刻预测的密度和幸存目标的后验密度,那么,PHD 的预测值为

$$v_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \int [p_{s,k|k-1}(x')f_{k|k-1}(\mathbf{x} | \mathbf{x}')] v_{k-1}(\mathbf{x}') dx' \quad (1)$$

其中,  $f_{k|k-1}(\cdot | \mathbf{x}')$  表示  $k-1$  时刻状态为  $\mathbf{x}'$  的目标在  $k$  时刻的概率密度,  $p_{s,k|k-1}(\mathbf{x}')$  表示  $k-1$  时刻状态为  $\mathbf{x}'$  的目标在  $k$  时刻的幸存概率。

当收到新的多目标测量后,用预测密度  $v_{k|k-1}(\mathbf{x})$  计算出幸存目标的后验密度  $v_k^1$  为

$$v_k^1(\mathbf{x}) = \left[ 1 - p_{D,k}(\mathbf{x}) + p_{D,k}(\mathbf{x}) \sum_{z \in Z_k} \right.$$

$$\left. \frac{g_k(\mathbf{z} | \mathbf{x})}{\lambda_k(\mathbf{z}) + \int p_{D,k}(\mathbf{x}) g_k(\mathbf{z} | \mathbf{x}) v_{k|k-1}(\mathbf{x}) dx} \right] v_{k|k-1}(\mathbf{x}) \quad (2)$$

其中,  $Z_k$  为  $k$  时刻的多目标测量,  $g_k(\cdot | \mathbf{x})$  为  $k$  时刻单目标测量的似然,  $p_{D,k}(\mathbf{x})$  表示  $k$  时刻状态为  $\mathbf{x}$  目标的探测概率。  $\lambda_k(\mathbf{z})$  为  $k$  时刻杂波测量的密度。

在现有的 PHD 滤波器中,新目标仅包括两类,一类是由幸存目标衍生出的目标,这类目标继承了其母体的一些特性,如其出现位置在其母体附近;另一类是从观测空间中固定点新生的目标。在修正的 PHD 滤波器中,为了充分体现新目标出现的随机性和任意性,我们不对新目标出现的位置加以限制。用  $\gamma_k(\cdot)$  表示在  $k$  时刻新生目标的密度,则修正后  $k$  时刻目标的 PHD 为幸存目标的后验密度  $v_k^1(\mathbf{x})$  + 新生目标密度  $\gamma_k(\mathbf{x})$ , 即

$$v_k(\mathbf{x}) = v_k^1(\mathbf{x}) + \gamma_k(\mathbf{x}) = \left[ 1 - p_{D,k}(\mathbf{x}) + p_{D,k}(\mathbf{x}) \sum_{z \in Z_k} \right.$$

$$\left. \frac{g_k(\mathbf{z} | \mathbf{x})}{\lambda_k(\mathbf{z}) + \int p_{D,k}(\mathbf{x}) g_k(\mathbf{z} | \mathbf{x}) v_{k|k-1}(\mathbf{x}) dx} \right] v_{k|k-1}(\mathbf{x}) + \gamma_k(\mathbf{x}) \quad (3)$$

由于数值积分中“维数祸根”,PHD 滤波器的递归是难以处理的,GM-PHD 滤波器是一种有效的近似实现<sup>[1,6,7]</sup>。

## 3 新 GM-PHD 滤波器设计

为了使滤波器输出的目标状态有明确的身份,给高斯混合 PHD 中的高斯项增加身份标识,身份标识可理解为目标的批号。由于 PHD 滤波器中高斯项众多,并且在传递过程中,为减少计算的复杂性,权重小的高斯项随时可能会被裁掉,并且 PHD 滤波器输出的目标状态只是众多高斯项中的一小部分,显然给所有的高斯项都赋予专有身份标识(大于 0 的值)没有意义,这样还会导致专有身份标识的浪费。为了避免专有身份标识的浪费,我们只给那些能作为滤波器输出的高斯项专有身份标识。具体做法如下:在新目标密度生成时,高斯项的身份标识统一置为 0(非专有标识);在滤波器输出时对输出高斯项的身份标识进行判定,如果输出高斯项的身份标识大于 0,表明其身份已确定,如果为 0,表明其身份尚未指定,此时给其指定一个不为 0 的专有身份标识。为了保证专有身份标识号不重复,一个专有标识号(目标批号)被使用后,专有标识号自动加 1。在滤波器预测、更新和剪枝合并时,利用继承对高斯项的身份标识进行相应处理,滤波器输出时,专有身份标识随同目标状态一起输出。

### 3.1 滤波器的预测

假设第  $k-1$  时间步高斯混合 PHD 中的高斯项为  $(w_{k-1}^i, \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{P}_{k-1}^i, l_{k-1}^i), i=1, 2, \dots, n_{k-1}$ 。这样,我们可以得到  $k-1$  时间步先验的高斯混合 PHD 为

$$v_{k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n_{k-1}} w_{k-1}^i N(\mathbf{x}; \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{P}_{k-1}^i) \quad (4)$$

其中,  $w_{k-1}^i$ 、 $\mathbf{x}_{k-1}^i$ 、 $\mathbf{P}_{k-1}^i$  分别表示高斯项中的权重系数、状态估计和估计的协方差矩阵,而  $l_{k-1}^i$  为高斯项的身份标识。 $l_{k-1}^i$  不为 0,表明高斯项身份已指定,为 0 表明身份尚未指定。则预测的高斯混合 PHD 为

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

其中

$$w_{k|k-1}^i = p_s \cdot w_{k-1}^i, \quad \mathbf{x}_{k|k-1}^i = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1}^i, \\ \mathbf{P}_{k|k-1}^i = \mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^i \mathbf{F}_{k-1}^T$$

这里,  $p_s$  为目标幸存的概率,  $\mathbf{F}_{k-1}$  为状态转移矩阵,  $\mathbf{Q}_{k-1}$  为过程噪声协方差矩阵。利用继承性,预测的高斯混合 PHD 中高斯项的身份标识取为  $l_{k|k-1}^i = l_{k-1}^i$ 。

### 3.2 滤波器的更新

更新后的高斯混合 PHD 为

$$v_k^1(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n_{k|k-1}} w_k^i N(\mathbf{x}; \mathbf{x}_k^i, \mathbf{P}_k^i) + \sum_{i=1}^{n_{k|k-1}} \sum_{j=1}^{m_k} w_k^{i,j} N(\mathbf{x}; \mathbf{x}_k^{i,j}, \mathbf{P}_k^{i,j}) \quad (6)$$

其中,  $n_{k|k-1} = n_{k-1}$ ,  $m_k$  为  $k$  时间步测量的数目,并且

$$w_k^i = (1 - p_D) \cdot w_{k|k-1}^i, \quad \mathbf{x}_k^i = \mathbf{x}_{k|k-1}^i, \quad \mathbf{P}_k^i = \mathbf{P}_{k|k-1}^i \\ \mathbf{K}_k^i = \mathbf{P}_{k|k-1}^i \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^i \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \\ w_k^{i,j} =$$

$$p_D w_{k|k-1}^i N(\boldsymbol{\xi}; \mathbf{z}_j - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_{k|k-1}^i, \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^i \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)$$

$$\lambda_c(\mathbf{z}_j) + p_D \sum_{e=1}^{n_{k|k-1}} w_{k|k-1}^e N(\boldsymbol{\xi}; \mathbf{z}_j - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_{k|k-1}^e, \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1}^e \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)$$

$$\mathbf{x}_k^{i,j} = \mathbf{x}_{k|k-1}^i + \mathbf{K}_k^i [\mathbf{z}_j(k) - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_{k|k-1}^i]$$

$$\mathbf{P}_k^{i,j} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^i \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1}^i$$

这里,  $p_D$  为目标探测概率,  $\lambda_c$  为杂波密度(单位体积内的杂波数),  $\mathbf{H}_k$  为观测矩阵,  $\mathbf{R}_k$  为观测噪声的协方差,  $\mathbf{z}_j(k)$  为测量  $j$ 。更新后的高斯混合滤波器有  $n_{k|k} = n_{k|k-1} + n_{k|k-1} m_k$  个高斯项。利用继承性,更新的高斯混合 PHD 中高斯项的身份标识取为  $l_k^i = l_{k|k-1}^i$  和  $l_k^{i,j} = l_{k|k-1}^i$ 。

### 3.3 滤波器剪枝与合并

为避免 PHD 滤波器中的高斯项数目随时间的增加而增加,减少计算的复杂度,需要对高项进行裁剪与合并。假设第  $k$  个时间步中,高斯混合 PHD 中的高斯项为  $(w_k^i, \mathbf{x}_k^i, \mathbf{P}_k^i, l_k^i), i=1, 2, \dots, n_{k|k}$ 。PHD 滤波器的剪枝和合并原则是: $w_k^i$  充分小的高斯项直接删除;峰值点充分接近的高斯项合并成一个高斯项。对于高斯项  $(w_k^i, \mathbf{x}_k^i, \mathbf{P}_k^i, l_k^i)$  和高斯项  $(w_k^j, \mathbf{x}_k^j, \mathbf{P}_k^j, l_k^j)$ , 定义合并距离

$$d_{ij} = (\mathbf{x}_k^i - \mathbf{x}_k^j)^T (\mathbf{P}_k^i + \mathbf{P}_k^j)^{-1} (\mathbf{x}_k^i - \mathbf{x}_k^j) \quad (7)$$

若  $d_{ij}$  充分小,将它们合并成一个高斯项。合并后高斯项的身份标识按以下原则确定:若合并前高斯项的身份标识全为 0,则合并后高斯项的身份标识也为 0;否则,在合并前身份标识不为 0 的高斯项中,取权重最大的高斯项身份标识作为合并后高斯项的身份标识。

### 3.4 滤波器的输出和目标状态估计

考虑到目标数估计的不准确性<sup>[1,6,7]</sup>,我们只根据权重的大小确定高斯混合 PHD 某一高斯项是否为真实目标。若某高斯项的权重充分大,大于设定的门限值(门限值取为 0.5,同文献[6]),那么该高斯项被认为是观测空间中存活的目标,该高斯项的状态作为存活目标的状态被输出。

在我们设计的滤波器中,不同时刻目标状态间的关联依靠的是高斯项中的专有身份标识,并且专有身份标识在目标状态输出时确定。其原则是:如果要输出高斯项的身份标识为 0,表明其身份尚未指定,此时给其指定一个唯一的、非零标识;如果输出的高斯项中,多个高斯项具有相同的专有身份标识(标识为非 0),为保证专有身份标识的唯一性,权重系数最高的高斯项身份标识维持不变,其它高斯项的身份标识重新指定。出现多个高斯项具有相同身份标识的原因是:在滤波器更新时,同一身份标识会同时传递给多个高斯项。

### 3.5 滤波器新目标密度生成

在文献[6,7]中,高斯混合 PHD 滤波器新目标只能从观测空间固定点(如机场或港口)产生。为了生成新目标密度,PHD 滤波器需要知道新目标出现位置,在新目标出现位置无法获取的情况下,新目标密度难以生成;同时,PHD 滤波器也易将那些从指定位置外出现的目标所产生的测量作为杂波而滤掉,难以实现对这类目标的跟踪。

为了使滤波器能对观测空间内的任意位置出现的新目标都能进行有效跟踪,我们提出面向测量数据的新目标密度生成方法。这种新目标密度生成方法的依据是:传感器任一时刻的测量集是其对观测空间中的多目标观测得到的测量值所形成的集合,这些测量有幸存目标产生的,有杂波产生的,同时也有新目标产生的,因此,任何新目标产生的测量自然包含在测量集中,这样,不管新目标是什么类型的目标,从观测空间的什么位置出现,只要能被传感器测到,新目标的位置就可由测量数据集确定。与[6,7]中要求新目标只能从指定位置出现或由幸存目标衍生相比,利用观测数据生成新目标密度方法更易适应快变的外部环境,灵活性更强。

假设传感器为主动雷达,雷达的位置为  $[x_s, y_s]^T$ , 传感器在第  $k$  个时间步的测量数据的集合为  $\mathbf{Z}^k = \{\mathbf{z}_i(k); i=1, 2, \dots, m_k\}$ , 每个测量分别由目标距离和方

位角构成,即 $\mathbf{z}_i(k) = [r_i(k) \quad \theta_i(k)]^T$ ,则在第 $k$ 个时间步新目标可能出现的位置为

$$\begin{bmatrix} x_i(k) \\ y_i(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_s + r_i(k) \times \cos \theta_i(k) \\ y_s + r_i(k) \times \sin \theta_i(k) \end{bmatrix}; i = 1, 2, \dots, m_k \quad (8)$$

对上式扩维可得

$$\mathbf{x}_B^i(k) = \begin{bmatrix} x_i(k) \\ y_i(k) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_s + r_i(k) \times \cos \theta_i(k) \\ y_s + r_i(k) \times \sin \theta_i(k) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; i = 1, 2, \dots, m_k \quad (9)$$

这样由第 $k$ 个时间步测量生成的高斯混合新目标 PHD 为

$$\gamma_k(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{m_k} w_B^i(k) N(\mathbf{x}; \mathbf{x}_B^i(k), \mathbf{P}_B^i(k)) \quad (10)$$

新生目标的高斯项身份标识统一设置为0,即 $l_B^i = 0$ ,表明其身份尚未确定。假定第 $k$ 个时间步经剪枝合并后得到的幸存目标的高斯混合 PHD 为

$$\nu_k^1(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n_k^1} w_k^i N(\mathbf{x}; \mathbf{x}_k^i, \mathbf{P}_k^i) \quad (11)$$

幸存目标的高斯混合 PHD 中身份标识为 $l_k^i$ ,则第 $k$ 个时间步目标的高斯混合 PHD 为

$$\begin{aligned} \nu_k(\mathbf{x}) &= \gamma_k(\mathbf{x}) + \nu_k^1(\mathbf{x}) \\ &= \sum_{i=1}^{m_k} w_B^i(k) N(\mathbf{x}; \mathbf{x}_B^i(k), \mathbf{P}_B^i(k)) + \sum_{i=1}^{n_k^1} w_k^i N(\mathbf{x}; \mathbf{x}_k^i, \mathbf{P}_k^i) \end{aligned} \quad (12)$$

高斯混合 PHD 中身份标识为 $l_B^i (i = 1, 2, \dots, m_k)$ 和 $l_k^i (i = 1, 2, \dots, n_k^1)$ 。

## 4 仿真实验

为了便于比较,仿真实验条件如同文献[6],即传感器的位置为 $[0 \text{ m}, 0 \text{ m}]^T$ ,传感器的观测空间为一二维平面区域 $[-1000 \text{ m}, 1000 \text{ m}] \times [-1000 \text{ m}, 1000 \text{ m}]$ ,杂波的分布密度为 $\lambda_c = 12.5 \times 10^{-6} \text{ m}^{-2}$ ,新目标密度中的方差 $\mathbf{P}_B^i(k) = \mathbf{P}_\gamma = \text{diag}([100, 100, 25, 25]^T)$ , $p_s = 0.99$ , $p_D = 1.0$ 。为减少计算量,设定两个门限 $T$ 和 $U (T = 10^{-5}, U = 4)$ ,在滤波器递归过程中,权重小于门限 $T$ 的高斯项将被删除,距离小于门限 $U$ 的高斯项将被合并。传感器测距误差标准差 $\sigma_r = 2 \text{ m}$ ,测角误差标准差 $\sigma_\theta = 0.0002 \text{ rad}$ 。实验中有5批目标,目标的运动轨迹如图1所示。目标1在 $k = 1 \text{ s}$ 从 $[256 \text{ m}, 254 \text{ m}]^T$ 处出现于观测空间,朝北运动;目标2在 $k = 2 \text{ s}$ 从 $[31 \text{ m}, 504 \text{ m}]^T$ 处出现于观测空间,朝东北运动;目标3在 $k = 3 \text{ s}$ 从 $[273 \text{ m}, 68 \text{ m}]^T$ 处出现于观测空间,朝东北运动,在 $k = 64 \text{ s}$ 时刻消失;目标4在 $k = 2 \text{ s}$ 时刻从 $[283 \text{ m}, 457 \text{ m}]^T$ 处出现于观测空间,朝东北运动;目标5在 $k = 65 \text{ s}$ 从 $[578 \text{ m}, 361 \text{ m}]^T$ 处出现于观测空间,朝东北运

动。实验中新生目标的权重取为 $w_B^i(k) = 0.2/m_k$ 。

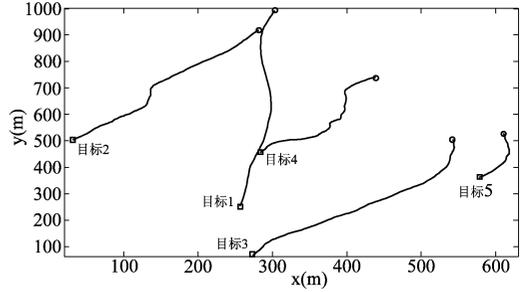


图1 目标的运动轨迹  
Fig. 1 The track of targets

图2为利用本文方法得到的跟踪结果。从图2可看出,我们提出的滤波器能探测出观测空间的全部5批目标并能进行有效跟踪。由于滤波器输出数据带有专有身份标识,并且专有身份标识给出了不同时刻输出数据间的关联性,从而能确定出每一目标的运动轨迹。尽管滤波器输出数据中有假目标,但假目标与后续的输出数据间不存在关联性(具有不同专有身份标识),在图2上假目标表现为一些孤立的点(圆圈表示的点)。图3为利用文献[6]中的GM-PHD滤波器的跟踪结果。从图3可看出,GM-PHD只探测出目标1和目标4,未能探测出目标2、目标3和目标5。由于滤波器的输出数据无身份标识,因此无法确定不同时刻输出数据之间的关联性,建立目标运动轨迹还需要数据关联。

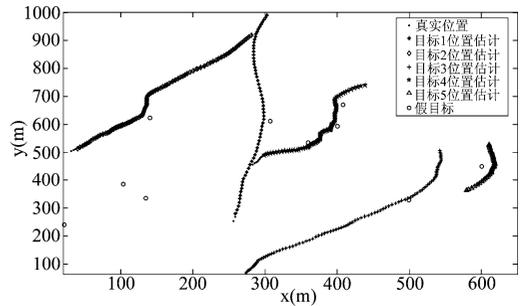


图2 目标真实位置与采用本文方法得到的位置估计  
Fig. 2 True positions of targets and estimated Positions using the proposed method

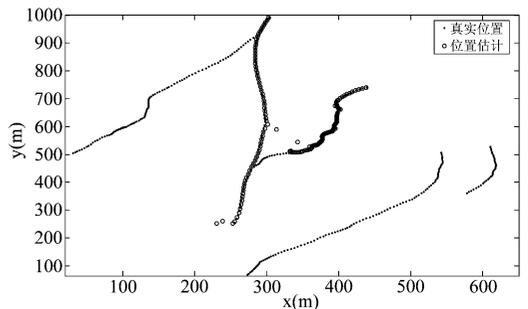


图3 目标真实位置与采用文献[6]中的GM-PHD方法得到的位置估计  
Fig. 3 True positions of targets and estimated positions using GM-PHD filter in [6]

50次 Monte Carlo 实验得到的各目标 RMS 位置误差如图4所示。在本文仿真条件下,采用本文方法对5批目标跟踪时,目标位置的均方根误差位于1.2 m-2.4 m之间。由图2和图4可看出,采用本文方法对多目标进行跟踪时能够得到相当精确的目标位置估计。

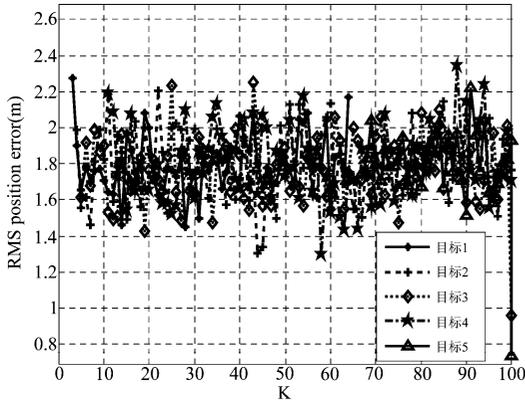


图4 目标位置估计的均方根误差

Fig. 4 RMS error of the estimated positions

## 5 结束语

我们提出的 GM-PHD 滤波器具有以下特点:1)滤波器输出高斯项(目标状态)有专有身份标识,身份标识在滤波器递归过程中依据继承性进行传递,这样通过输出数据中的专有身份标识实现了不同时刻输出数据间的关联,建立目标的运动轨迹不再需要进一步的数据关联;2)新生目标的密度用测量数据产生,不需对新目标出现的位置加以限定,所设计的滤波器具有较强的灵活性,能对观测空间任意位置出现的目标进行跟踪。仿真实验验证了本文方法的有效性。

## 参考文献

- [1] Mahler R. Statistical multisource-multitarget information fusion[M]. Boston: Artech House Publishers,2007.
- [2] Formann T E, Bar-Shalom, Scheffe. Sonar tracking of multiple target using joint probabilistic data association [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering,1983, 8(3): 173-183.
- [3] Ozgur Erdinc, Peter Willett, Bar-Shalom Y. The bin-occupancy filter and its connection to the PHD Filters. Transactions on Signal Processing 2009,57 (11): 4232-4246.
- [4] Ba-Ngu Vo, Singh S, Doucet. Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,2005,41(4):1224-1245.

- [5] Lin L, Bar-Shalom Y, Kirubarajan T. Tracking labeling and PHD filter for multitarget tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,2006,42(3):778-795.
- [6] Ba-Ngu Vo, Wing-Kin Ma. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2006,54(11):4091-4104.
- [7] Syed Ahmed Pasha, Ba-Ngu Vo, Hoang Duong Tuan, Wing-Kin ma. Wing-Kin Ma. A Gaussian mixture PHD filter for jump Markov system models[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,2009,45(3): 919-936.
- [8] Daniel Clark, Ba-Ngu Vo. Convergence analysis of the Gaussian mixture PHD filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2007,55(4):1204-1212.
- [9] Kusha Panta, Daniel Clark, Ba-Ngu Vo. Data association and management for the Gaussian mixture probability hypothesis[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,2009,45(3):1003-1016.
- [10] Syed Ahmed Pasha, Hoang Duong Tuan, Ba-Ngu Vo. Nonlinear Bayesian filtering using the unscented linear fractional transformation model[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2010,58(2):477-489.

## 作者简介



刘宗香(1965-),男,博士,深圳大学副研究员,主要研究方向为数据融合、智能信号处理、模糊信号处理。  
E-mail:zongxiangliu@sohu.com



谢维信(1941-),男,教授,博导,深圳大学信号与信息处理学科学术带头人,国家级有突出贡献中青年专家,主要研究方向为智能信息处理、模糊信息处理、智能人机交互、图像处理和模式识别。  
E-mail:wxxie@szu.edu.cn



王品(1983-),女,博士研究生,主要研究方向为数据融合、随机集理论。  
E-mail:wangpin@vip.qq.com