

航向角辅助的高斯混合 PHD 模糊滤波方法

王 品¹ 谢维信¹ 刘宗香¹ 郭 栋²

(1. 深圳大学 ATR 国防科技重点实验室, 广东 深圳 518060; 2. 防空兵指挥学院, 河南 郑州 450052)

摘 要: 为了更好的解决目标数未知或随时间变化的多目标跟踪问题, 针对高斯混合概率假设密度滤波器(GMPHD)的局限性, 提出了非线性条件下的航向角辅助的 GMPHD 滤波算法。本文给出采用测量数据计算航向角的方法, 将航向角与观测向量组成复合观测向量, 在跟踪过程中提高了对目标位置的估计精度; 利用测量数据生成新目标密度, 提高了目标数的估计精度; 同时, 本文在非线性的条件下, 将求容积卡尔曼滤波(CKF)引入计算目标状态的预测和更新分布, 取得了很好的效果; 最后利用模糊方法确定了各个目标的运动轨迹。实验结果表明, 本文提出的算法不但能给出目标的运动轨迹而且在目标的位置、速度和目标数的估计精度上都有明显的提高。

关键词: 多目标跟踪; 概率假设密度滤波; 求容积卡尔曼滤波; 航向角

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2011)09-1319-06

The Course Angle aided Gaussian Mixture PHD Fuzzy Filter

WANG Pin¹ XIE Wei-xin¹ LIU Zong-xiang¹ GUO Dong²

(1. ATR Lab, Shenzhen University, Shenzhen, 518060, China; 2. Air Defense Forces Command Academy, Zhengzhou, 450052, China)

Abstract: In multi-target tracking systems, the number of the targets is unknown or varied with time, In this paper, The course angle aided Gaussian mixture PHD filter is proposed according to the limitations of Gaussian mixture PHD filter in the non-linear Gaussian condition. Firstly, the method of making use of radar measurements to calculate course angle is proposed and the course angle is combined with range and azimuth as a composite measurement, the tracking precision of target position is improved; Then the measurements are used to generate the target-birth PHD, the estimated number of the targets is more accurate; In addition, the cubature Kalman filter (CKF) is introduced to calculate the prediction and update distributions of target states. Finally, fuzzy method is used to determine targets' tracks. The simulation results demonstrate the state trajectories are provided and the improved performance of the proposed algorithm at target position, velocity and number of the targets.

Key words: Multi-target tracking; Probability hypothesis density filter; Cubature Kalman filter; Course angle

1 引言

多目标跟踪技术一直是目标跟踪领域的一个热点研究问题。目标数目不定的多目标跟踪问题无论在理论上还是在应用中都是具有挑战性的问题。随机集理论为信息融合提供了系统的、严格的数学基础, 是研究信息融合问题的强有力工具^[1], 特别是它在目标数未知或目标数随时间变化时的多目标跟踪问题中的应用^[2-6]。

Mahler 等从统计的角度提出了多目标情况下“一阶矩滤波器”的概念(也称作概率假设密度滤波器—PHD)^[1], 建立了基于随机集理论的多目标跟踪最优滤波器。University of Melbourne 的 Vo 提出利用粒子滤波

(PF)方法^[5]和高斯混合(GM)方法^[4,6]近似实现 PHD 滤波。粒子滤波方法的缺点是采用了大量的粒子, 实时性能差, 并且提取状态估计的聚类技术具有不可靠性^[6]。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。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^[4,6]。

Ba-Ngu Vo 等人提出利用固定位置产生新目标密度^[4], 但这种新目标密度生成方法会导致滤波器难以对在滤波器启动之前已存在的目标和从观测空间外进入到观测空间内的目标进行跟踪。本文采用每一时刻的测量数据生成该时刻新目标密度, 提高了目标数的

收稿日期: 2011 年 5 月 24 日; 修回日期: 2011 年 8 月 25 日

基金项目: 国防预研基金资助课题(编号:51326030204); 国防科技重点实验室基金项目(9140C8004011007)资助课题; 教育部博士点科学基金(20104408120001); 深圳大学自然科学基金基础研究项目(2010147)

估计精度。由于 PHD 滤波方法无法得到目标的运动轨迹,也不能确定目标的身份,Panta 提出关联算法和 PHD 滤波结合的算法^[6,9],但用一般的关联算法精度不高,用多假设关联算法过多地依赖目标和杂波的先验知识并且计算复杂很难实时实现,本文利用模糊方法确定目标的身份滤掉杂波并给出各个目标的运动轨迹。另外,GM-PHD 是线性系统的 PHD 递归的闭合解,但是 PHD 滤波器在非线性条件下没有解析解,然而在现实世界中,人们所面临的问题大都是非线性非高斯的,本文引入求容积卡尔曼滤波^[7,14](CKF)计算目标状态的预测和更新分布,取得了很好的效果。

航向在不同领域有着不同的含义。在目标跟踪领域,航向是指目标航迹的前进方向。研究航向的解算以及航向信息作为辅助信息进行多目标跟踪应用具有重要的现实意义^[10-13]。本文给出采用测量数据计算航向角的方法,将航向角与观测向量组成复合观测向量,代入滤波器进行状态估计,可以有效提高对目标速度矢量(航向角)的估计精度,进而提高对目标位置的估计精度,而且有利于提高跟踪类雷达对目标的跟踪扫描的准确性。实验结果表明,本文提出的算法不但能给出目标的运动轨迹而且在目标的位置、速度和目标数的估计精度上都有明显的提高。

2 平面航向角与求容积 Kalman 滤波器 (CKF)

2.1 平面航向角的定义与应用

在 3 维空间中航向角是运动目标的速度向量在水平面上的投影与某一基准方向的夹角。在平面中本文把运动目标的速度向量与 y 轴正方向的夹角作为航向角,顺时针方向为正。如图 1 所示,雷达位于坐标原点, T 为目标航迹,雷达在 $k+1$ 时刻对目标进行观测,获取测量值 $\mathbf{z}_{k+1} = [r_{k+1} \quad \alpha_{k+1}]$, r_{k+1} 为雷达与目标的斜距离, α_{k+1} 方位角。 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = [x_{k|k} \quad \dot{x}_{k|k} \quad y_{k|k} \quad \dot{y}_{k|k}]^T$ 为 k 时刻航迹 T 的滤波点, $x_{k|k}$ 和 $y_{k|k}$ 分别为 x 方向和 y 方向的目标位置, $\dot{x}_{k|k}$ 和 $\dot{y}_{k|k}$ 为相应的目标速度。 c_k 即为目标航向角。 c'_{k+1} 定义为测量航向角。

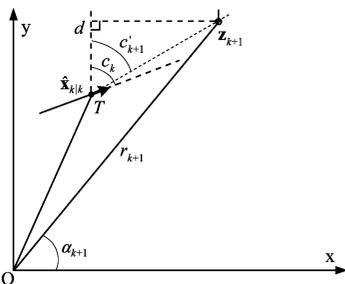


图1 航向角与测量航向角

Fig. 1 course angle and observation course angle

在没有测量噪声的情况下, $c'_{k+1} = c_k$,然而,测量噪声的影响使得测量航向角与目标航向角之间必然存在偏差。由于这种偏差是由测量噪声引起,可以通过滤波得以削弱。因此,本文考虑采用测量航向角对目标的航向角进行修正,以提高对目标真实航向角的估计精度。

在图 1 所示的直角三角形 $\Delta d\hat{\mathbf{x}}_{k|k} \mathbf{z}_{k+1}$ 中, $d\mathbf{z}_{k+1} = r_{k+1} \cos(\alpha_{k+1}) - x_{k|k}$, $d\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = r_{k+1} \sin(\alpha_{k+1}) - y_{k|k}$,则测量航向角为:

$$c'_{k+1} = \arctan\left(\frac{d\mathbf{z}_{k+1}}{d\hat{\mathbf{x}}_{k|k}}\right) = \arctan\left(\frac{r_{k+1} \cos(\alpha_{k+1}) - x_{k|k}}{r_{k+1} \sin(\alpha_{k+1}) - y_{k|k}}\right) \quad (1)$$

由于通过反正切函数得到的角度值域为 $[-\pi/2, \pi/2]$,但目标航向角一般约定取值范围为 $[-\pi, \pi]$,因此在计算航向角时要依据 $d\mathbf{z}_{k+1}$ 和 $d\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 的符号将航向角的取值变换到 $[-\pi, \pi]$ 区间上。

传统的测量 \mathbf{z}_k 是对一个测量点而言的,而航向信息则是相对于航迹提出来的,如果将观测向量表示成 $\mathbf{z}_k = [r_k \quad \alpha_k \quad c'_k]^T$ 作为复合观测向量,其中 c'_k 为前面定义的测量航向角,那么测量点就具有了方向性,因此本文算法中的观测方程在传统观测方程的基础上增加了航向角预测方程:

$$\begin{cases} r_{k+1|k} = \sqrt{x_{k+1|k}^2 + y_{k+1|k}^2} \\ \alpha_{k+1|k} = \arctan\left(\frac{y_{k+1|k}}{x_{k+1|k}}\right) \\ c_{k+1|k} = \arctan\left(\frac{\dot{x}_{k+1|k}}{\dot{y}_{k+1|k}}\right) \end{cases} \quad (2)$$

同传统的滤波算法一样,复合观测向量也要进入滤波器更新目标状态,只是此时除了更新位置和速度外,还要更新航向角。假设 k 时刻通过滤波器估计出的目标状态向量为 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = [x_{k|k} \quad \dot{x}_{k|k} \quad y_{k|k} \quad \dot{y}_{k|k}]^T$,那么更新后的航向角估计值为:

$$\hat{h}_{k|k} = \arctan\left(\frac{\dot{x}_{k|k}}{\dot{y}_{k|k}}\right) \quad (3)$$

根据 k 时刻的滤波值与 $k+1$ 时刻的测量值可以计算出此测量值相对于目标航迹的测量航向角,并与原测量值一起构成复合测量。在滤波过程中,由 k 时刻的滤波值得到 $k+1$ 时刻的预测值,并将其转换成测量预测值,根据复合测量值与预测测量值计算复合新息,利用滤波算法得到 $k+1$ 时刻的滤波值,并由此更新航向角。

2.2 求容积 Kalman 滤波器 (CKF)

CKF 是基于曲面径向体积准则的非线性卡尔曼滤

波^[7]。CKF 算法归纳为两步,一步状态预测一步测量更新:

假设 $f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1})$ 为状态方程非线性函数, $h(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k)$ 为测量方程非线性函数, \mathbf{x}_k 为状态向量, \mathbf{u}_k 为输入控制向量, \mathbf{v}_{k-1} 和 \mathbf{w}_k 分别过程噪声和测量噪声,均为零均值高斯白噪声。

状态预测:

采用 Cholesky 或者奇异值方法分解协方差

$$\mathbf{P}_{k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} (\mathbf{S}_{k-1|k-1})^T$$

计算容积点:

$$\omega_i = \frac{1}{m}, \quad i = 1, 2, \dots, m, m = 2n$$

$$\boldsymbol{\chi}_{i,k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (4)$$

$$\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} = f(\boldsymbol{\chi}_{i,k-1|k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} \boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}^T - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (7)$$

测量更新:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} (\mathbf{S}_{k|k-1})^T \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (9)$$

$$\mathbf{z}_{i,k|k-1} = h(\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{z}_{i,k|k-1} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{zz,k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{z}_{i,k|k-1} \mathbf{z}_{i,k|k-1}^T - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^T + \mathbf{R}_k \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_{xz,k|k-1} = \sum_{i=1}^m \omega_i \boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} \mathbf{z}_{i,k|k-1}^T - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^T \quad (13)$$

$$\mathbf{W}_k = \mathbf{P}_{xz,k|k-1} \mathbf{P}_{zz,k|k-1}^{-1} \quad (14)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{W}_k (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}) \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{W}_k \mathbf{P}_{zz,k|k-1} \mathbf{W}_k^T \quad (16)$$

其中采样点的选取规则如下:

$$\begin{cases} \zeta_i = \hat{\mathbf{x}} + (\sqrt{n\mathbf{P}})_i & i = 1, \dots, n \\ \zeta_{i+n} = \hat{\mathbf{x}} - (\sqrt{n\mathbf{P}})_i & i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (17)$$

3 非线性条件下的航向角辅助的高斯混合 PHD 滤波

GM-PHD 滤波器虽然能给出在当前时刻目标的估计状态,但是它不能得到目标的运动轨迹,也不能确定目标的身份。而且人们所面临的问题大都是非线性非高斯的,CKF 是目前 KF 滤波其中性能相对稳定的非线性滤波器,为了进一步提高 PHD 滤波算法的实用性,本文 CKF 引入计算目标状态的预测和更新分布。

3.1 GM-CKF-PHD 预测与更新

3.1.1 PHD 的预测

假设多目标在 $k-1$ 时刻的后验概率假设密度函数可表示为高斯混合 PHD,即

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

其中 $i=1, 2, \dots, n_{k-1}$ 。则 k 时刻预测的高斯混合 PHD 为

$$\nu_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \nu_{S,k|k-1}(\mathbf{x}) + \gamma_k(\mathbf{x}) \quad (19)$$

其中 $\gamma_k(\mathbf{x})$ 为新出现目标的 PHD,表示成高斯混合加权的形式为:

$$\gamma_k(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k}} \omega_{\gamma,k}^{(i)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{\gamma,k}^{(i)}, \mathbf{P}_{\gamma,k}^{(i)}) \quad (20)$$

$$\nu_{S,k|k-1}(\mathbf{x}) = p_{S,k} \sum_{i=1}^{J_{k-1}} \omega_{k/k-1}^{(j)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{S,k|k-1}^{(j)}, \mathbf{P}_{S,k|k-1}^{(j)}) \quad (21)$$

$$\mathbf{x}_{k/k-1}^{(j)} = f(\mathbf{x}_{k/k-1}^{(j)}, 0) + \mathbf{v}_k, \mathbf{m}_{S,k/k-1}^{(j)} = \sum_{l=0}^L \mu^{(l)} \mathbf{x}_{k/k-1}^{(l)}$$

$$\omega_{k/k-1}^{(j)} = p_{S,k} \omega_{k/k-1}^{(j)}, \quad \mathbf{z}_{k/k-1}^{(j)} = h(\mathbf{x}_{k/k-1}^{(j)}, 0) + \mathbf{w}_k$$

$$\mathbf{P}_{S,k|k-1}^{(j)} = \sum_{l=0}^L \mu^{(l)} (\mathbf{x}_{k/k-1}^{(l)} - \mathbf{m}_{S,k/k-1}^{(l)}) (\mathbf{x}_{k/k-1}^{(l)} - \mathbf{m}_{S,k/k-1}^{(l)})^T \quad (22)$$

p_s 为目标幸存的概率, \mathbf{Q}_{k-1} 为过程噪声协方差矩阵。利用 CKF 和分别由 $\mathbf{m}_{\gamma,k}^{(i)}$, $\mathbf{m}_{S,k|k-1}^{(j)}$ 组成的均值矩阵和由 $\mathbf{P}_{\gamma,k}^{(i)}$, $\mathbf{P}_{S,k|k-1}^{(j)}$ 组成的方差矩阵产生两组 sigma 点和权值,推导公式参看文献[7]。L 为 sigma 点的采样个数。

3.1.2 PHD 的更新

用 CKF 更新后的高斯混合 PHD 为

$$\nu_k(\mathbf{x}) = [1 - p_{D,k}(\mathbf{x})] \nu_{k|k-1}(\mathbf{x}) + \sum_{z \in \mathcal{Z}_k} \nu_{D,k}(\mathbf{x}; \mathbf{z}) \quad (23)$$

其中: p_D 为目标探测概率,

$$\nu_{D,k}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} \omega_k^{(j)}(\mathbf{z}) N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k}^{(j)}(\mathbf{z}), \mathbf{P}_{k|k}^{(j)}(\mathbf{z})) \quad (24)$$

$$\omega_k^{(j)}(\mathbf{z}) = \frac{p_{D,k} \omega_{k|k-1}^{(j)} q_k^{(j)}(\mathbf{z})}{\kappa_k(\mathbf{z}) + p_{D,k} \sum_{l=1}^{J_{k|k-1}} \omega_{k|k-1}^{(l)} q_k^{(l)}(\mathbf{z})}$$

$$\mathbf{m}_{k|k}^{(j)}(\mathbf{z}) = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)} + \mathbf{K}_k^{(j)} (\mathbf{z} - H_k \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}) \quad (25)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(j)} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^{(j)} \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \quad (26)$$

$$\boldsymbol{\eta}_{S,k|k-1}^{(j)} = \sum_{l=0}^L \mu^{(l)} \mathbf{z}_{k/k-1}^{(l)} \quad (27)$$

$$\mathbf{S}_k^{(j)} = \sum_{l=0}^L \mu^{(l)} (\mathbf{z}_{k/k-1}^{(l)} - \boldsymbol{\eta}_{S,k|k-1}^{(j)}) (\mathbf{z}_{k/k-1}^{(l)} - \boldsymbol{\eta}_{S,k|k-1}^{(j)})^T \quad (28)$$

$$\mathbf{G}_k^{(j)} = \sum_{l=0}^L \mu^{(l)} (\mathbf{x}_{k/k-1}^{(l)} - \mathbf{m}_{S,k/k-1}^{(l)}) (\mathbf{z}_{k/k-1}^{(l)} - \boldsymbol{\eta}_{S,k|k-1}^{(j)})^T$$

$$\mathbf{K}_k^{(j)} = \mathbf{G}_k^{(j)} [\mathbf{S}_k^{(j)}]^{-1}$$

$$\mathbf{P}_{k/k-1}^{(j)} = \mathbf{P}_{k/k-1}^{(j)} - \mathbf{K}_k^{(j)} [\mathbf{G}_k^{(j)}]^{-T} \quad (29)$$

3.2 滤波器剪枝与合并

假设第 k 时间步高斯混合 PHD 中的高斯项为

($\omega_k^i, \mathbf{x}_k^i, \mathbf{P}_k^i$), 其中 $i=1, 2, \dots, n_{k|k}$ 。PHD 滤波器的剪枝和合并的原则是: ω_k^i 充分小的高斯项直接删除, 本文设置了模糊门限, 低于门限值的就删除; 峰值点充分接近的高斯项合并成一个高斯项。对于高斯项 ($\omega_k^i, \mathbf{x}_k^i, \mathbf{P}_k^i$) 和高斯项 ($\omega_k^j, \mathbf{x}_k^j, \mathbf{P}_k^j$), 定义合并距离

$$d_{ij} = (\mathbf{x}_k^i - \mathbf{x}_k^j)^T (\mathbf{P}_k^i + \mathbf{P}_k^j)^{-1} (\mathbf{x}_k^i - \mathbf{x}_k^j) \quad (30)$$

若 d_{ij} 充分小, 将它们合并成一个高斯项。

3.3 滤波器新目标密度生成

本文利用面向测量数据的新目标密度生成方法。在新目标密度生成方法中, 我们将从观测空间任一位置产生的目标、衍生目标(由目标负荷产生的目标)和从观测空间外进入到观测空间内的目标统称为新生目标。在新生目标的位置不清楚的情况下, 我们设法从测量数据中寻找新目标的产生位置。传感器的测量值是对观测空间中的多目标观测得到的, 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, 新目标出现的位置可由测量数据确定。这样由第 k 个时间步测量生成的高斯混合新目标 PHD 为

$$\gamma_k(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{m_k} \omega_B^i(k) N(\mathbf{x}; \mathbf{x}_B^i(k), \mathbf{P}_B^i(k)) \quad (31)$$

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

$$\nu_k^1(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n_k^1} \omega_k^i N(\mathbf{x}; \mathbf{x}_k^i, \mathbf{P}_k^i) \quad (32)$$

则第 k 个时间步目标的高斯混合 PHD 为

$$\nu_k(\mathbf{x}) = \gamma_k(\mathbf{x}) + \nu_k^1(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{m_k} \omega_B^i(k) N(\mathbf{x}; \mathbf{x}_B^i(k), \mathbf{P}_B^i(k)) + \sum_{i=1}^{n_k^1} \omega_k^i N(\mathbf{x}; \mathbf{x}_k^i, \mathbf{P}_k^i) \quad (33)$$

3.4 滤波器跟踪轨迹的输出

考虑到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^[4,6]精度可能不高, 而且 PHD 滤波本身不能给出各个目标的轨迹, 本文利用模糊方法确定目标的状态, 给出多目标的跟踪航迹。

(1) 算法初始化, 把由 PHD 滤波得到的状态估计值作为观测值, 由前一刻预测值作为航迹估计值。

(2) 利用 FCM 算法求分割矩阵 U , 分割矩阵中的元素 u_{ik} 代表航迹 i 和观测 k 之间的关联度量, 分割矩阵包含了所有航迹和所有观测的隶属度。

(3) 对最大隶属度值 u_{ik}^M 进行搜索, 将观测 k_M 赋给航迹 i_M , 然后把 u_{ik}^M 对应的行和列上的值赋值为 0。重复搜索一直到所有观测或者所有航迹有关联对象, 或者当时的最大隶属度小于隶属度初始阈值, 分析关联不上航迹和观测, 即找出所有没有关联上的航迹和

没有关联上的观测, 没有关联上的观测形成新的航迹, 没有关联上的航迹暂时保留。

步骤五: 确认目标, 分离并剔除杂波和虚警, 被保留的航迹连续三到五个时刻都没有相应的观测与之关联, 就剔除该航迹。这样杂波等虚假点就被滤除掉, 最后形成多目标的跟踪航迹。

4 仿真实验

本文仿真实验假设每一时刻出现的新目标数服从均值为 λ_0 的泊松分布。采用雷达对目标进行观测, 雷达位于坐标原点, 目标的运动学方程用以下非线性方程表示[4]:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{G}_k \mathbf{W}_k \quad (34)$$

$$\mathbf{z}_k = [r_k \quad \alpha_k \quad c_k]^T = \begin{bmatrix} \sqrt{x_k^2 + y_k^2} & \arctan(y_k/x_k) & \arctan\left(\frac{\dot{y}_k}{\dot{x}_k}\right) \end{bmatrix}^T + \mathbf{v}_k \quad (35)$$

其中: $\mathbf{W}_k \sim N(\cdot; 0, \sigma_w^2 \mathbf{I}_3)$, $\sigma_w = [15 \quad 15 \quad \pi/180]^T$ 为处理噪声的标准差。

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \Omega T}{\Omega} & 0 & -\frac{(1 - \cos \Omega T)}{\Omega} & 0 \\ 0 & \cos \Omega T & 0 & -\sin \Omega T & 0 \\ 0 & \frac{1 - \cos \Omega T}{\Omega} & 1 & \frac{\sin \Omega T}{\Omega} & 0 \\ 0 & \sin \Omega T & 0 & \cos \Omega T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{G}_k = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 & 0 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix}$$

目标的状态向量 $\mathbf{x} = [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y} \quad \Omega]^T$, (x, y) 表示目标的位置, (\dot{x}, \dot{y}) 表示目标的速度, Ω 为目标转弯速率, $T=1$ 为采样时间间隔, 采用雷达对目标进行观测, 雷达位于坐标原点, 传感器的观测空间为一二维平面区域 $[-2000, 2000] \times [-2000, 2000]$, 杂波的分布密度为 $\lambda_c = 3 \times 10^{-3}$, 新目标的 PHD 中的方差为 $\text{diag}([2500, 100, 2500, 1000, (6\pi/180)^2])^T$, $p_D = 0.98$, $p_s = 0.98$, $\sigma_r = 10 \text{ m}$, $\sigma_\theta = 0.02 \text{ rad/s}$ 。测量噪声 \mathbf{v}_k 是零均值高斯白噪声, 其协方差为 $\mathbf{R}_k = \text{diag}([\sigma_r^2 \quad \sigma_\theta^2 \quad \sigma_c^2])^T$, 合并门限 $U=4$, 剪枝阈值为 $\tau=10^{-5}$, 实验步长为 60。

试验结果如下: 图 2 展示了目标的运动轨迹, 以及各个目标起始(○-)、终止(□-)的位置和时间。经过实验发现一般的 GM-PHD 滤波方法根本无法给出目

标的状态估计,试验结果是一个目标都跟不上,图 7 也显示出来,整个跟踪过程中目标估计数都是 0。图 3 描绘了在强杂波环境下整个观测时间内的测量数据和目标真实坐标轨迹。图 4 显示了本文提出的滤波算法在 X 和 Y 方向位移的滤波轨迹和目标真实值的比较。从图 4 中可以看出在整个观测时间内,本文提出的滤波算法能很准确的确定目标的运动航迹。而且从图 7 中可以看出本文滤波算法对于目标数的估计也具有较高的精度,估计的目标数目在整个观测时间内基本与实际数目吻合,只是在很少时刻由于出现与实际数目不吻合的情况,但是经过下一采样周期时通过模糊聚类方法能更正过来。而对于文献[4]中提出的非线性滤波器和 PHD 结合的方法,根据图 5 和图 7 的试验结果可以看出,滤波器的输出只是目标的状态估计值,因此无法确定输出数据之间的关联性,没有给出跟踪轨迹,而且对于目标数的估计很不稳定,对于目标跟踪的丢失较为严重。图 6 是两种方法均方根误差的对比,由于本文方法能够有效的确定目标的航迹,并且采用模糊方法排除杂波的干扰、减少漏掉真实目标,很明显本文方法具有更高的跟踪精度。

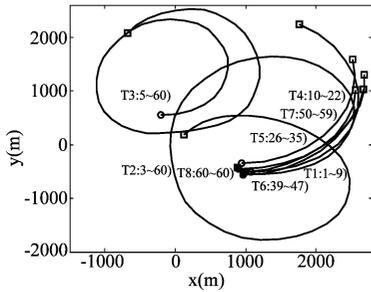


图 2 目标运动轨迹
Fig. 2 Target trajectories

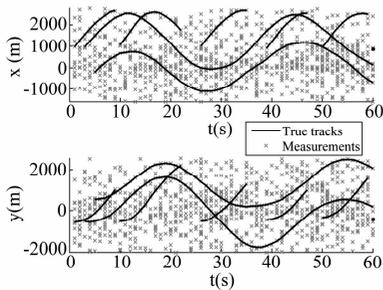


图 3 测量值和目标的在 x 和 y 方向真实位置
Fig. 3 Measurements and true target positions

5 结论

本文提出将航向信息引入到 GM-PHD 滤波中来,介绍了测量航向角的概念以及求解方法,利用雷达的测量信息即可求出目标的测量航向角,然后将航向角与雷达其他测量信息组合,共同组成复合测量,目标预

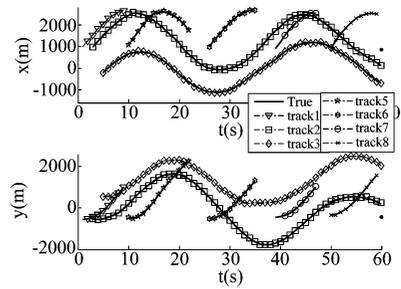


图 4 本文方法的状态轨迹和目标的真实位置
Fig. 4 The trajectory of the proposed filter

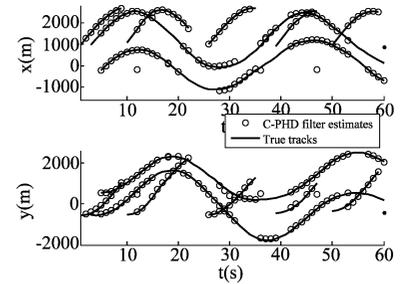


图 5 GM-PHD 的状态估计值和目标的真实位置
Fig. 5 Position estimates of the GM-PHD filter

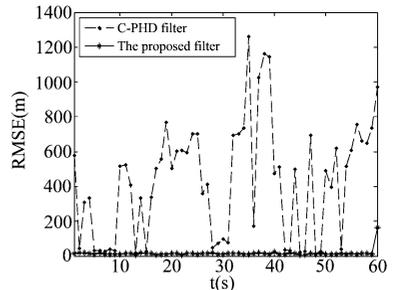


图 6 位置均方根误差
Fig. 6 The average square position error

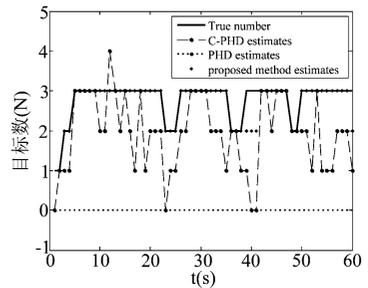


图 7 三种方法的估计目标数和真实目标数
Fig. 7 estimated number of the targets of the three filter

测状态向量也增加航向角分量,该航向角即目标速度矢量的方向,然后用基于 CKF 的 GM-PHD 模糊滤波算法进行滤波。本文提出的算法则充分利用测量数据中蕴含的航向信息,用该信息对目标速度的方向进行更新,从而提高目标的跟踪精度。仿真实验表明,采用航向信息辅助的滤波算法能够显著提高目标跟踪精度,同时有效提高对航向角的估计精度。

参考文献

- [1] Mahler R. Statistical multisource-multitarget information fusion[M]. Boston: Artech House Publishers, 2007. 565-692
- [2] 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.
- [3] Chenglin Wen, Zhiliang Li, Xiaobin Xu. A new method for extracting fuzzy evidence from fuzzy information based on the random set theory[A]. 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2008, P: 4999-5003.
- [4] Ba-Ngu Vo, Wing-Kin Ma. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [5] B. Vo, S. Singh and A. Doucet, "Sequential Monte Carlo Methods for Multi-target Filtering with Random Finite Sets." IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1224-1245.
- [6] 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.
- [7] Ienkaran Arasaratnam and Simon Haykin. Cubature Kalman Filters[J], IEEE, Trans. Autom. Control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [8] Papi F, Battistelli G, etc. Multitarget tracking via joint PHD filtering and multiscan association. the 12th International Conference on Information Fusion, 2009, 1163-1170.
- [9] K. Panta, B. Vo, and S. Singh. Novel data association technique for the probability hypothesis density filter. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(2): 556-570.
- [10] Genc H. M., Hocaoglu A. K., "Bearing-only target tracking based on Big Bang-Big Crunch algorithm", The 3rd Int Multi-Conference on Computing in the Global Information Technology, (ICCGI 2008), 229-233, 2008.
- [11] Ke X. Zhou, Stergios I. Roumeliotis. Multi-robot Active Target Tracking with Distance and Bearing Observations. The 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, St. Louis, USA: 2009. 2209-2216.
- [12] 高冰, 段一萍, 王锦鹏. 外弹道数据处理中航向角精确计算方法[J]. 飞行器测控学报. 2003, 22(3): 26-29. Gao Bing, Duan Yi-ping, Wang Jin-peng. A Method for Accurate Heading Angle Calculation in Metric Data Processing[J]. Journal of Spacecraft Control, 2003, 22(3): 26-29. (in Chinese)
- [13] 王健, 金永镐, 董华春, 权太范. 航向信息辅助目标数据关联改进方法[J]. 系统仿真学报. 2009, 21(11): 3344-3347. Wang Jian, Jin Yong-hao, Dong Hua-chun, Quan Tai-fan. Course Information Auxiliary Target Data Association Improved Method[J]. Journal of System Simulation. 2009, 21(11): 3344-3347. (in Chinese)
- [14] 王品, 谢维信, 刘宗香, 李鹏飞. 几种非线性滤波器的性能评估. 第二届全国信息融合学术年会, 2010. pp: 844-849. Wang Pin, Xie Wei-xin, Liu Zong-xiang, Li Peng-fei. Performance evaluation of several nonlinear filters. The 2nd Chinese Conference of Information Fusion. 2010. pp: 844-849. (in Chinese)

作者简介



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



谢维信 (1941-), 男, 生于广东省花都, 教授, 博士生导师. 1965年毕业于西安军事电讯工程学院, 1981-1983年和1989-1990年分别在美国宾夕法尼亚大学作访问学者和访问教授. 现为深圳大学信号与信息处理学科学术带头人, 深圳大学学术委员会主任, 中国电子学会信号处理分会主任委员, 国家级有突出贡献中青年专家, 研究方向为: 信号处理、智能信息处理、模糊信息处理、雷达目标识别等。



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



郭 栋 (1979-), 男, 硕士, 河南南阳人, 防空兵指挥学院信息控制系雷达教研室讲师, 主要研究方向为雷达教学与运用研究。