

# 基于随机采样的多量测目标跟踪算法

刘伟峰<sup>1</sup> 柴中<sup>1</sup> 文成林<sup>1</sup>

**摘要** 在多目标跟踪领域,传统算法假设目标是点源辐射体,至多产生一个量测点,随着现代传感器技术的发展,可以获得一个目标的多个量测.本文研究当目标具有一定刚体几何形状并产生多量测的问题,这类目标称为多量测目标.首先,通过建立目标形状的刚体参数模型,提出采用参数马尔科夫链采样的方法,估计目标的形状参数.其次,采用等效量测方法,获得目标形心点的运动状态.针对目标个数未知情况,在形状目标量测满足泊松分布假设条件下,采用泊松强度比方法获得目标的个数估计.本文定义了目标类型概率并给出了目标类型概率的递推算法.最后,通过三个具有不同形状和分布的多量测目标在二维平面的匀速(Constant velocity, CV)运动进行验证说明,实验表明:所给方法在目标运动状态估计方面能够获得比较高的估计精度,目标形状估计能够比较稳定精确地估计目标形状的变化.此外,500次蒙特卡洛(Monte Carlo, MC)仿真实验表明,多量测目标的跟踪丢失率约为1.4%.

**关键词** 多量测目标跟踪,信息融合,形状参数,多量测,马尔科夫链采样

**引用格式** 刘伟峰,柴中,文成林.基于随机采样的多量测目标跟踪算法.自动化学报,2013,39(2):168–178

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2013.00168

## Multi-measurement Target Tracking by Using Random Sampling Approach

LIU Wei-Feng<sup>1</sup> CHAI Zhong<sup>1</sup> WEN Cheng-Lin<sup>1</sup>

**Abstract** In multi-target tracking field, conventional algorithms supposed that target is a point source and produces at most one measurement. While with the development of modern sensor technology, a target may give multiple measurements. In this paper, we consider that targets have certain geometrical shapes and give multiple measurements and call these targets multi-measurement targets (MMTS). We first build rigid models for the targets in parameter space and then estimate their parameters using the Markov chain sampling approach. Next, we derive the moving state described by target's centroid with our proposed equivalent measurement. When the number of targets remains unknown, under the Poisson assumption of number of target measurements, we use the ratios of Poisson intensities to estimate the number of targets. We also define the probabilistic vectors of type (PVOT) and propose a recursive process for the PVOT. To verify the proposed algorithm, the final experiment proposes three targets, with different shapes and distributions, moving in a 2-dimension plane with constant velocity (CV). The experimental results show that the estimation of target state has an excellent precision and the shape estimation can better and stably reflect the change of target shape. Besides, the target lost rate is around 1.4% in 500 Monte Carlo (MC) runs.

**Key words** Multi-measurement targets (MMTS) tracking, information fusion, shape parameter, multiple measurements, Markov chain (MC) sampling

**Citation** Wei-Feng Liu, Zhong Chai, Cheng-Lin Wen. Multi-measurement target tracking by using random sampling approach. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(2): 168–178

当目标距离传感器较远时,例如雷达距离被探

测目标上百公里时,传感器的分辨单元相对于目标可探测尺寸很大,目标可以看作为一个点源.因此,传统的目标跟踪算法都假设被探测目标为一个点,目标至多产生一个量测.这类算法包括联合概率数据关联算法<sup>[1]</sup>、多假设跟踪算法<sup>[2]</sup>.随着现代传感器技术的发展,例如高分辨率雷达、远距离红外探测、传感器网络等的出现,目标可以被检测到多个量测.如图1所示,目标在机翼、发动机进气道、机首前缘等具有锐变的部位都容易反射雷达波,这些都容易被先进雷达检测到,这类被探测的目标通常被称为扩展目标;另一种情况是当目标形成一个密集编队飞行时,目标之间是不可分辨的,如图2所示,4个

收稿日期 2011-10-26 录用日期 2012-04-28  
Manuscript received October 26, 2011; accepted April 28, 2012  
国家自然科学基金(61175030, 61271144, 91016020),浙江省自然科学基金(Y1101218, LY12F03004),杭州电子科技大学科研启动基金(KYS065609051)资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (61175030, 61271144, 91016020), Natural Science Foundation of Zhejiang Province (Y1101218, LY12F03004), and Hangzhou Dianzi University Scientific Research Foundation (KYS065609051)  
本文责任编辑 于海斌  
Recommended by Associate Editor YU Hai-Bin  
1. 杭州电子科技大学自动化学院系统科学与控制工程研究所 杭州 310018  
1. Institute of Systems Science and Control Engineering, School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018  
该文的英文版同时发表在 *Acta Automatica Sinica*, vol. 39, no. 2, pp. 168–178, 2013.

目标编队飞行, 当距离较远时, 即使每个目标获得一个量测, 整个编队获得 4 个量测, 但目标和量测之间是不可分辨的, 这类目标通常被称为不可分辨目标或者群目标. 扩展目标和群目标从研究角度来看, 本质上属于同一类问题, 即具有形状目标的多量测跟踪问题, 为方便起见, 本文把这两类目标统称为多量测目标. 本文重点研究杂波环境下具有几何形状和多量测的多目标跟踪问题.

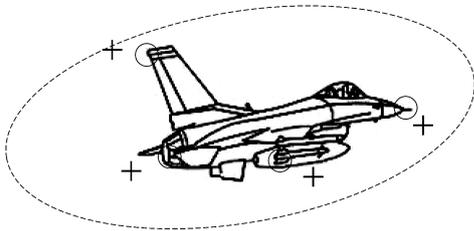


图 1 扩展目标的多个量测 (“+” 表示量测)

Fig. 1 Multiple measurements from an extended target (“+” denotes measurement.)

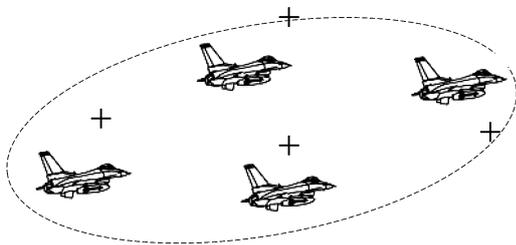


图 2 群目标形成编队 (“+” 表示量测)

Fig. 2 Multiple measurements from the group targets with a formation (“+” denotes measurement.)

从目前的研究来看, 依据所用的理论不同, 多量测目标跟踪方法包含三类: 第 1 类是基于经典的 Kalman 滤波理论, Koch 等和 Feldmann 等提出了随机矩阵算法<sup>[3-5]</sup>, 该算法在估计目标形心点的同时, 通过估计二阶矩阵获得扩展目标的椭圆形状, 这些算法的特点是容易理解, 然而, 目前的研究工作仅限于单个扩展目标跟踪问题, 并且没有考虑杂波影响. 更具体地说, 该方法只是结合了随机矩阵理论, 把传统的基于卡尔曼滤波的单个点目标跟踪扩展到单个扩展目标的跟踪, 也未涉及到数据关联问题; 而扩展目标的数据关联问题却是其中最核心的问题, 这也是该算法需要进一步研究的问题. Richter 等利用马尔科夫链蒙特卡洛采样方法研究了多个扩展目标的跟踪方法<sup>[6]</sup>, 通过建立目标消亡和新生模型解决目标死亡和新生问题, 也没有涉及目标形状参数估计问题, 群目标的跟踪工作相对比较初步; Baum 等采用随机超表面模型来描述扩展目标<sup>[7-9]</sup>, 把一个平面形状问题转换为一个曲线问题来估计扩展目

标形状, 和 Koch 的算法类似, 该算法目前也仅用于单目标无杂波的跟踪问题.

多量测目标跟踪的第 2 类是基于随机集理论的方法. Mahler 在文献 [10] 中从理论上提出了扩展概率假设密度 (Probability hypothesis density, PHD) 滤波器, 但并未给出算法实验的验证. Lundquist 等利用 PHD 滤波器研究了多量测目标跟踪问题, 该方法假设量测都是来自于每个目标的边界<sup>[11]</sup>, Orguner 等针对扩展目标提出了势-概率假设密度 (Cardinality PHD, CPHD) 滤波器<sup>[12]</sup>, 文献 [13] 采用 PHD 滤波器的序列蒙特卡洛 (Sequential Monte Carlo, SMC) 方法估计群目标状态. 随机集方法具有比较好的描述框架, 存在的主要问题是算法计算复杂度过大, 并且概念理解上来说也相对比较抽象. 涉及到非线性问题时, 一般采用线性化方法或者非线性滤波方法, 而一般的形状跟踪与估计问题都属于非线性问题; 线性化方法针对弱非线性的方程来说较好, 而对于具有三角函数关系的强非线性问题, 往往很难奏效. 非线性滤波算法最具代表性的是粒子滤波算法, 因为粒子个数往往和目标个数成正比, 除非目标个数已知, 否则, 直接采用扩展目标的 PHD 粒子滤波算法在处理多量测目标跟踪时, 会产生大量的粒子 (少的粒子点不能反映多量测目标形状).

第 3 类是基于模式识别的方法, 即通过对目标量测的模式学习估计目标形状<sup>[13]</sup>, 这种方法需要尽可能多的目标量测, 在一些情况下可能很难获得, 视频跟踪<sup>[14-16]</sup> 研究中则更多地考虑了有几何形状和多量测的多目标跟踪, 其中, 文献 [14-15] 结合了传统的关联方法. 本文的方法属于第 1 类方法和第 3 类方法的结合, 在跟踪目标形心状态时, 采用传统的基于模型的点目标跟踪理论. 而在估计形状时, 则引入模式识别的方法. 本文重点研究的是具有一定几何形状的多量测目标跟踪问题, 其潜在的应用体现在高分辨率雷达、多光谱、SAR 图像或者红外以及视觉跟踪等领域. 本文主要工作是解决以下问题: 多量测目标的状态和参数估计, 目标数目估计和目标类型概率计算. 本文的主要思想是基于有限混合模型的 Markov 链采样方法获得目标形状参数估计, 通过等效量测来估计目标形心运动状态, 采用 Poisson 量测强度比率来估计目标个数.

随机采样方法是采用随机实验的思想研究随机变量的分布问题, 获取相关的统计特性. 最常用的方法是采用蒙特卡洛 (Monte Carlo, MC) 的方法统计随机变量的统计值, 但由于分布本身采样比较困难, 一般引入建议分布来进行采样, 并希望该建议分布和真实分布尽可能接近. 通常建议分布和

真实分布总是有一定的差别, 随机采样点并不能完全反映真实分布. 采用具有 Markov 链的搜索采样方法, 可以在分布密度大的地方产生更多的采样点. 基于 Bayes 后验采样方法是从目标状态的后验估计中获得采样点, 例如点目标跟踪的粒子滤波 (Particle filter, PF) 方法属于一种 Monte Carlo 采样方法<sup>[17]</sup>, 文献 [18] 给出了一种单步 (Single-scan) 和多步 (Multi-scan) 的马尔科夫链蒙特卡洛 (Markov chain Monte Carlo, MCMC) 数据关联跟踪算法, 以解决视频场景中多人跟踪时, 目标之间出现的交叉遮挡问题. 文献 [19] 通过建立交叉遮挡的 Markov 随机场模型, 利用粒子滤波采样算法估计目标状态, 粒子滤波中的建议密度采用 MCMC 方法建立. 本文把点目标的随机采样方法, 推广到具有多参数多量测目标跟踪算法, 虽然参数向量和点状态向量从形式上看没什么区别, 但由于参数向量中存在非线性关系, 例如, 目标形状倾角和边长之间属于一种三角函数关系, 因此, 形状参数的变化一般属于非线性的关系. 此外, 无论对形状参数估计、数据关联或者目标形心状态点的估计问题, 采样算法都可以有效地解决, 这也是本文在把点目标跟踪算法推广到多量测目标跟踪时采用随机采样算法的主要初衷.

本文是文献 [20] 第 8 章部分的后续研究工作, 文献 [20] 只是初步给出了多量测目标的跟踪方法和形状参数的后验分布问题, 本文成果更为全面和深入: 进一步提出了目标类型概率的概念, 并且给出了两类典型目标的建模与估计问题, 实验结果也更为完整全面. 本文组织结构如下: 第 1 节给出基本假设和问题描述; 第 2 节是具有几何形状的多量测目标 Bayes 跟踪问题; 第 3 节是 Markov 链随机采样方法; 第 4 节给出仿真实验验证; 第 5 节是本文的结论.

## 1 基本假设与问题描述

针对多量测目标, 本文提出如下基本假设:

**假设 1.** 目标是刚体结构并且具有一定的几何形状.

**假设 2.** 多目标产生的多量测服从一定的混合概率分布, 并且量测的数目服从泊松分布.

**假设 3.** 目标出生位置已知, 且起始时刻目标数目已知.

**假设 4.** 目标状态点的动态方程和量测方程都是线性高斯的, 假设检测概率  $P_D$  是恒定的.

**注 1.** 假设 1 意味着目标有固定的形状; 假设 2 意味着目标的多量测数在一个固定数值附近. 需要指出的是, 多量测所服从的混合分布不同于量测噪

声的概率分布, 前者是多量测的分布, 而后者则是指每个量测的噪声统计特性. 例如, 前一个分布可能是均匀分布而后一个可能是高斯分布; 假设 4 中目标状态点包括形心点运动状态和形状参数. 基于以上假设, 所提问题可以描述如下:

$$\mathbf{x}_{k+1}^j = A_k^j \mathbf{x}_k^j + B_k^j \mathbf{w}_k^j, \quad j = 1, \dots, m_k \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_{k+1}^j = C_k^j \mathbf{x}_{k+1}^j + \mathbf{v}_{k+1}^j, \quad j = 1, \dots, m_k \quad (2)$$

$$f(\mathbf{z}_{k+1}^l | \mathbf{y}_{k+1}, \mathbf{x}_{k+1}, \pi_{k+1}) = \sum_{j=0}^{m_k} \pi_k^j f_k^j(\mathbf{z}_{k+1}^l | \mathbf{y}_{k+1}^j, \mathbf{x}_{k+1}^j), \quad l = 1, \dots, n_k \quad (3)$$

$$\sum_{j=0}^{m_k} \pi_k^j = 1, \quad \pi_k^j \geq 0$$

$$f(|z_{k+1}|) = \text{Poisson}(\lambda_{k+1}) \quad (4)$$

$$\lambda_{k+1} = \lambda_{0,k+1} + \lambda_{1,k+1} + \dots + \lambda_{m_{k+1},k+1} \quad (5)$$

其中,  $|z_{k+1}|$  是量测集  $z_{k+1} := \{\mathbf{z}_{k+1}^l\}_{l=1}^{n_{k+1}}$  的势,  $n_{k+1}$  是  $k+1$  时刻总的量测个数, 状态  $\mathbf{x}_k^j := (p_{x,k}^{j,c}, \dot{p}_{x,k}^{j,c}, p_{y,k}^{j,c}, \dot{p}_{y,k}^{j,c}, \phi_k^j)^T$ ,  $\{p_{x,k}^{j,c}, \dot{p}_{x,k}^{j,c}, p_{y,k}^{j,c}, \dot{p}_{y,k}^{j,c}\}$  表示第  $j$  个多量测目标的形心点位置和速度,  $\phi_k^j$  是形状参数, 将会在后面定义.  $\lambda_{k+1}$  是总的量测泊松强度 (包括杂波),  $\lambda_{0,k+1}$  是杂波泊松强度,  $\lambda_{1,k+1}, \dots, \lambda_{m_{k+1},k+1}$  表示各个目标量测的泊松强度,  $\pi_k^j$  是混合比例权重,  $j$  是目标的指示变量,  $j=0$  表示杂波量测,  $\mathbf{y}_{k+1}^j$  是目标形心点的量测.  $f_k^j(\cdot | \mathbf{y}_{k+1}^j, \mathbf{x}_{k+1}^j)$  是一个目标多次量测的分布.  $\mathbf{w}_k^j$  和  $\mathbf{v}_k^j$  分别是过程噪声和测量噪声, 并且它们服从均值为 0、方差分别为  $Q^j$  和  $R^j$  的高斯分布.

式 (1) 和式 (2) 分别是第  $j$  个多量测目标的动态方程和形心量测方程. 式 (3) 给出目标的多量测方程, 本文采用有限混合模型是因为该模型更适合于描述多量测目标的随机分布特点. 需要说明的是, 目标形心量测方程 (2) 可能不能直接观测获得, 实际获得的量测往往是多量测目标上的其他多个量测点 (可能不包括形心量测), 也就是说, 直接观测到的是量测集  $z_{k+1}$ , 而形心量测点  $\mathbf{y}_{k+1}^j$  需要用该量测集估计.

## 2 多量测多目标跟踪算法

本节讨论如下问题: 首先, 介绍了量测的有限混合模型, 然后, 给出了等效量测的计算方法, 最后, 利用等效量测估计目标的形心状态.

### 2.1 量测有限混合模型

假设由不同随机源产生的一组观测数据  $\mathbf{a} = \{\mathbf{a}_i\}$ , 每一个随机源分别服从参数为  $\phi = \{\phi_j\}$  的密

度分布, 称每一个随机源为分布元, 则观测数据集可以用有限混合模型描述如下:

$$f(\mathbf{a}_i|\phi) = \pi_1 f_1(\mathbf{a}_i|\phi_1) + \cdots + \pi_m f_m(\mathbf{a}_i|\phi_m) \quad (6)$$

对于每一个固定的时刻  $k$ , 如果观测数据  $a$  用时间上的动态量测集  $z_k = \{\mathbf{z}_k^i\}$  代替, 则相应的有限混合模型和式 (3) 相同, 分布元用来描述目标的量测并表示一个潜在的目标. 如果目标个数未知, 则在每一个时间步长内都需要估计分布元个数  $m_k$ . 因此, 需要估计的参数包括分布元个数  $m_k$ , 混合权重  $\pi_k^j$  和混合分布参数  $\phi_k^j$ .

EM (Expectation-maximization) 方法和贝叶斯方法通常可以用来处理这个问题, 本文使用后者来进行参数估计. 贝叶斯估计可描述如下:

$$p(x_k^c, \phi_k | z_{1:k}) = C^{-1} f(z_k | x_k^c, \phi_k) p(\phi_k | x_k^c, z_{1:k-1}) p(x_k^c | z_{1:k-1}) \quad (7)$$

其中,  $x_k^c := \{\mathbf{x}_k^{1,c}, \dots, \mathbf{x}_k^{m_k,c}\}$ ,  $\mathbf{x}_k^{j,c} := (p_{x,k}^{j,c}, p_{y,k}^{j,c}, p_{y,k}^{j,c}, p_{y,k}^{j,c})$ ,  $\phi_k := \{\phi_k^1, \dots, \phi_k^{m_k}\}$ ,  $z_{1:k} := \{z_1, \dots, z_k\}$ ,  $p(x_k^c, \phi_k | z_{1:k})$  是后验分布,  $C^{-1}$  是归一化常数,  $f(\cdot)$  是似然函数,  $p(\cdot)$  是先验分布, 下面将讨论如何获得这两个函数.

### 2.1.1 似然函数 $f(z_k | x_k^c, \phi_k)$

对于有几何形状和多量测的多目标跟踪, 通常假定相应的多量测相互独立, 对于刚性目标来讲, 这个假设是合理的. 因此, 量测的似然函数可以由下面的等式计算:

$$f(z_k | x_k^c, \phi_k) = \prod_{i=1}^{n_k} f(\mathbf{z}_k^i | x_k^c, \phi_k) = \prod_{i=1}^{n_k} \sum_{j=0}^{m_k} \pi_k^j f_j(\mathbf{z}_k^i | x_k^{j,c}, \phi_k^j) \quad (8)$$

其中,  $n_k$  是量测的个数, 一个基本的假设是: 每个量测数据  $\mathbf{z}_k^i$  不可能同时由两个或以上的分布元产生. 换句话说, 它只能来自于一个分布元; 对于一个观测来讲, 它们之间的对应信息丢失了. 这一部分信息可以由缺失变量  $\mathbf{e}_k^i = \{e_k^{i,j}\}_{j=0}^{m_k}$  来描述, 缺失变量满足  $e_k^{i,j} = 0, 1$  和  $\sum_{j=0}^{m_k} e_k^{i,j} = 1$ , 如果把这个变量添加到量测数据集  $z_k$  中, 就组合得到一个完整的数据  $\{\mathbf{z}_k^i, \mathbf{e}_k^i\}$ . 因此, 式 (8) 可写成如下形式:

$$f(z_k | x_k^c, \phi_k) = \prod_{i=1}^{n_k} \sum_{j=0}^{m_k} \pi_k^j f_j^{e_k^{i,j}}(\mathbf{z}_k^i | x_k^{j,c}, \phi_k^j) \quad (9)$$

缺失变量  $e_k^{i,j}$  由条件均值  $\hat{e}_k^{i,j} = E(e_k^{i,j} | z_k, x_k^c, \phi_k)$  估计给出. 因为  $E(e_k^{i,j} | z_k, x_k^c, \phi_k) = p(e_k^{i,j} | z_k, x_k^c, \phi_k)$ ,

由 Bayesian 公式:

$$\hat{e}_k^{i,j} = \frac{\pi_k^j f_j(\mathbf{z}_k^i | e_k^{i,j}, \phi_k)}{\sum_{j=0}^{m_k} \pi_k^j f_j(\mathbf{z}_k^i | e_k^{i,j}, \phi_k)} \quad (10)$$

其中,  $\pi_k^j = p(e_k^{i,j} | \phi_k^j)$ .

### 2.1.2 先验分布 $p(\phi_k | x_k^c, z_{1:k-1})p(x_k^c | z_{1:k-1})$

假定目标量测的形状参数为  $\phi_k^j = \{\zeta_k^{j,1}, \dots, \zeta_k^{j,s_j}\}$ , 其中  $\zeta_k^{j,q_j} \in R^{q_j}$  表示形状参数. 目标的形状表示可以选择不同的参数, 例如, 如果有几何形状和多量测的目标是椭圆形状, 那么它的形状参数就可以用均值为  $\mu_k^j$ 、方差为  $\Sigma_k^j$  的高斯分布来描述. 本文把目标的形状分为两类: 第 I 类是直边型, 如图 3 所示. 这里使用三种参数来进行描述: 目标形心运动状态  $x_k^c$ 、边界到形心的距离  $\{h_k^{j,q_j}\}$  和斜边方向角  $\{\theta_k^j\}$ , 由于直边刚体具有一定固定的夹角关系, 因此, 只需要用一个边角表示, 就可以计算别的边角; 图 4 给出了第 II 类曲边形目标, 我们用高斯和来近似曲边形目标. 相应地, 形状参数集可表示为  $\{\pi_k^{j,q_j}, \mu_k^{j,q_j}, \Sigma_k^{j,q_j}\}$ .

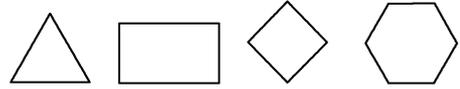


图 3 直边型目标 (所有边界由直线组成)

Fig. 3 Some straight line objects (Their sides are all straight lines.)



图 4 曲边目标 (边界包含曲线)

Fig. 4 Some curve objects (The sides include curves.)

1) 第 I 类形状参数: 如图 5 所示,  $\mathbf{h}_k^j := [h_k^{j,1}, \dots, h_k^{j,s_j}]^T$  和  $\theta_k^j$ , 其中,  $\theta_k^j$  是直边形倾角, 假定这两个参数服从高斯分布:

$$\theta_k^j \sim N(\varphi_k^j, \sum_k^{j,\theta}) \quad (11)$$

$$\mathbf{h}_k^j \sim N(\rho_k^j, \sum_k^{j,h}) \quad (12)$$

其中,  $\varphi_k^j, \sum_k^{j,\theta}, \rho_k^j, \sum_k^{j,h}$  分别为先验均值和方差.

2) 第 II 类形状参数: 如图 6 所示, 均值为  $\xi_k^{j,q_j}$ , 假定其服从高斯分布

$$\xi_k^{j,q_j} \sim N(\mu_k^{j,q_j}, P_k^{j,q_j}) \quad (13)$$

其中,  $\mu_k^{j,q_j}$  和  $P_k^{j,q_j}$  分别为先验均值和方差. 方差

$\Sigma_k^{j,q_j}$ : 假设参数服从逆伽马分布  $\Gamma(\alpha_k^{j,q_j}, \beta_k^{j,q_j})$ , 即

$$\Sigma_k^{j,q_j^{-1}} \sim \Gamma(\alpha_k^{j,q_j}, \beta_k^{j,q_j}) \quad (14)$$

其中,  $\alpha_k^{j,q_j}, \beta_k^{j,q_j} > 0$  是先验参数并且为常量.

在上述似然函数和先验分布的基础上, 本文提出用马尔科夫链蒙特卡洛方法来估计模型参数.

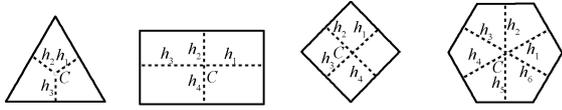


图 5 直边形目标参数

Fig. 5 Parameters for straight line objects

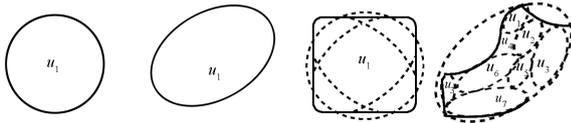


图 6 曲边形目标参数

Fig. 6 Parameters for curve objects

### 2.2 等效量测与多目标状态估计

目标形心量测通常很难获得, 为了估计目标形心的运动状态, 首先需要估计形心量测, 即形状量测的条件均值<sup>[21]</sup>, 我们称为等效量测, 定义如下:

$$\hat{y}_k^{j,EQM} = E(\mathbf{y}_k^j | z_k, \mathbf{x}_k) \quad (15)$$

其中,  $\hat{y}_k^{j,EQM}$  是第  $j$  个目标等效量测的估计值,  $\mathbf{x}_k = \{\mathbf{x}_k^1, \dots, \mathbf{x}_k^{m_k}\}$ . 要从上述条件均值中直接获得  $\hat{y}_k^{j,EQM}$  有一定的困难, 我们给出以下等式:

$$\hat{y}_k^{j,EQM} = \frac{\sum_{i=1}^{n_k} \hat{e}_k^{i,j} \mathbf{z}_k^i}{\sum_{i=1}^{n_k} \hat{e}_k^{i,j}} \quad (16)$$

一旦获得该等效量测, 就可以应用诸多的估计方法, 例如卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波、粒子滤波、无迹卡尔曼滤波等诸多方法. 为了清楚起见, 我们使用以下表达式统一表示:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^j = SE(\hat{y}_k^{j,EQM}) \quad (17)$$

### 2.3 目标个数估计

由于目标多量测和杂波的影响, 目标个数的估计将变得十分棘手, 但在目标量测个数分布已知的情况下, 我们可以用分布来估计目标个数, 在泊松分布假设条件下:

$$f(L_k^j = t) = \frac{\lambda_k^j e^{-\lambda_k^j}}{t!} \quad (18)$$

上式表示第  $j$  个目标的量测个数  $L_k^j$  为  $t$  时的泊松分布函数,  $\lambda_k^j$  是该目标泊松强度. 因此, 我们用量测个数估计值  $l_k^j$  和泊松强度  $\lambda_k^j$  的比值  $\hat{N}_k^j = l_k^j / \lambda_k^j$  来作为该目标存在与否的度量 (一般接近于 1), 那么总的目标个数可表示如下:

$$\hat{N}_k = \sum_{j=1}^{m_k} \hat{N}_k^j = \sum_{j=1}^{m_k} \left[ \frac{l_k^j}{\lambda_k^j} \right], \quad l_k^j = \sum_{i=1}^{n_k} e^{i,j} \quad (19)$$

其中,  $[\cdot]$  表示取整.

## 3 形状参数的采样估计算法

对于点目标来说, 目标量测是对目标点状态的观测, 因此, 量测和状态点是对应的. 对于多量测目标来说, 目标的形状参数总是不可观测的, 以矩形目标为例, 采用图 5 的参数, 矩形目标中心点  $\{p_{x,k}^c, p_{y,k}^c\}$ , 边距和边角  $\{h_{1,k}, h_{2,k}, \theta_k\}$  都是不可观测的, 可以看作作为一种隐状态. 也就是说, 观测数据并不会直接获得上述中心点坐标、边距和边角参数. 我们需要依据观测数据去估计这些参数. 对图 7 的矩形多量测目标而言, 需要建立观测和形状参数之间的关系, 图 7 中的观测在矩形形状内满足均匀分布, 即:

$$f(z_k) = U(\{\mathbf{P}_{t1}, \mathbf{P}_{t2}, \mathbf{P}_{t3}, \mathbf{P}_{t4}\}) = U([p_{x,k}^c, p_{y,k}^c, h_k^q, \theta_k]^T) \quad (20)$$

其中,  $\mathbf{P}_{t1} \sim \mathbf{P}_{t4}$  代表矩形区域的 4 个顶点, 上式表示观测数据  $z_k$  在矩形区域内是均匀分布的, 其相应的参数为  $[p_{x,k}^c, p_{y,k}^c, h_k^q, \theta_k]^T$ .

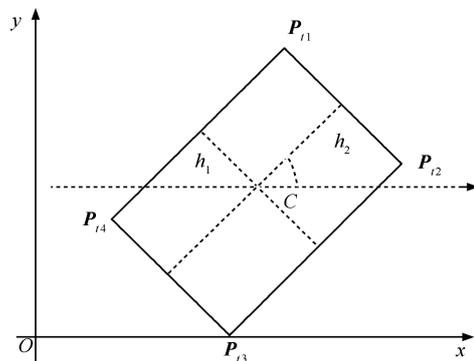


图 7 矩形目标参数

Fig. 7 The parameters for rectangle target

### 3.1 形状参数跳变 Markov 过程及其形状类型检测

传统的 Metropolis-Hastings (MH) 采样算法采

用如下的接受-拒绝率方法获得采样<sup>[22]</sup>

$$\alpha = \min \left\{ 1, \frac{P(\mathbf{x}'_k)Q(\mathbf{x}'_k, \mathbf{x}_k)}{P(\mathbf{x}_k)Q(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}'_k)} \right\} \quad (21)$$

上式中  $Q(\mathbf{x}'_k, \mathbf{x}_k)$  是建议分布, 按照如下的条件决定是否接受新的采样点  $\mathbf{x}'$ :

$$\mathbf{x}', \quad \alpha = 1 \quad (22)$$

$$\mathbf{x}', \quad \alpha < a, \quad a \sim U([0, 1]) \quad (23)$$

$$\mathbf{x}, \quad \alpha \geq a, \quad a \sim U([0, 1]) \quad (24)$$

对于目标后验分布, 可以采用如下方法采样:

$$\alpha = \frac{p(\mathbf{x}'_k | z_{1:k})Q(\mathbf{x}'_k, \mathbf{x}_k)}{p(\mathbf{x}_k | z_{1:k})Q(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}'_k)} = \frac{p(z_k | \mathbf{x}'_k, z_{1:k-1})p(\mathbf{x}'_k | z_{1:k-1})Q(\mathbf{x}'_k, \mathbf{x}_k)}{p(z_k | \mathbf{x}_k, z_{1:k-1})p(\mathbf{x}_k | z_{1:k-1})Q(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}'_k)}$$

其中的关键问题之一就是要建立建议分布, 建议分布的选择要尽可能与实际分布接近. MH 采样点在同维数空间进行采样, 而不同多量测目标的参数向量具有不同的维数, 为此, 我们结合 Green 的可逆跳的 MCMC 思想<sup>[23]</sup>, 即在同维空间采用 Markov 链采样方法; 不同维空间时, 建立如下形状跳变矩阵:

$$P_M = \begin{bmatrix} Pr(1, 1) & Pr(1, 2) & \cdots & Pr(1, M) \\ Pr(2, 1) & Pr(2, 2) & \cdots & Pr(2, M) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Pr(M, 1) & Pr(M, 2) & \cdots & Pr(M, M) \end{bmatrix} \quad (25)$$

上式中元素  $Pr(j_1, j_2)$  表示第  $j_2$  种类型目标跳变为第  $j_1$  种类型目标的跳变概率, 该矩阵不要求是对称矩阵, 即  $Pr(j_1, j_2)$  可以不等于  $Pr(j_2, j_1)$ . 在初始时刻, 假设目标类型已知. 每个目标的形状类型采用如下的形状概率向量

$$\mathbf{P}_k^i = [P_{k,1}^i, \cdots, P_{k,j}^i, \cdots, P_{k,M}^i]^T \quad (26)$$

来描述, 其中, 上标  $i$  表示第  $i$  个目标, 下标  $k$  表示第  $k$  步, 下标  $j$  表示第  $j$  个形状类型,  $P_{k,j}^i$  表示属于第  $j$  个形状类型的概率. 跳变矩阵  $P_M$  为单位矩阵时, 实际上可逆跳采样就退化为 MH 采样方法. 并且该形状跳变矩阵满足如下条件: 每个行向量之和为 1, 即

$$\sum_{j=1}^M Pr(i, j) = 1, \quad Pr(i, j) \geq 0 \quad (27)$$

这样, 可以采用 max 准则检测目标类型: 即每个目标的形状概率向量中具有最大概率值对应的分量就

是目标形状所属类型. 形状概率向量的时间预测依据形状跳变矩阵完成, 更新步形状概率根据似然和更新的方法, 假设在第  $k$  步, 目标  $i$  的类型概率向量为  $\mathbf{P}_k^i$ , 那么预测步和更新步的类型概率为

$$\mathbf{P}_{k+1|k}^i = P_M \times \mathbf{P}_k^i \quad (28)$$

$$\mathbf{P}_{k+1}^i = \frac{\text{diag}([L_{k+1}^{1,j}, \cdots, L_{k+1}^{M,j}])}{L_{k+1}^{1,j} + \cdots + L_{k+1}^{M,j}} \mathbf{P}_{k+1|k}^i \quad (29)$$

其中

$$L_{k+1}^{i,j} = e_k^{1,j} p(\mathbf{z}_{k+1}^1 | \mathbf{x}_{k+1}^i) + \cdots + e_k^{n,j} p(\mathbf{z}_{k+1}^n | \mathbf{x}_{k+1}^i) \quad (30)$$

每次计算完更新概率  $\mathbf{P}_{k+1}^i$  后, 需要对各类目标 (矩阵行向量) 概率进行归一化处理, 然后再循环进行预测更新过程.

### 3.2 参数估计优化准则

多量测目标参数估计是在一定优化条件下的参数估计问题, Mestropolis-Hastings 方法从后验分布采样, 其目的是获得参数的后验估计. 这里我们给出一个观测数-似然和优化准则, 基本思想是用最大化目标观测数和目标似然函数之和作为优化指标:

$$OBN = \max \left\{ \sum_{i=1}^{T_k} \left( L_k^i + \frac{1}{S_k^i} \right) \right\}, \quad S_k^i > 0 \quad (31)$$

其中,  $S_k^i$  是第  $i$  个多量测目标的面积, 可以按照具体目标形状的采样参数计算. 上式优化指标的物理含义是: 用最小的几何面积覆盖尽可能多的点.

### 3.3 典型形状 I: 矩形形状建模与估计

根据图 7 中矩形形状的参数, 可以获得矩形区域的大小, 这里用 4 个顶点  $\{\mathbf{P}_{t1}, \mathbf{P}_{t2}, \mathbf{P}_{t3}, \mathbf{P}_{t4}\}$  表示, 在 4 个顶点内的量测点符合密度为  $c_S = 1/S = 1/(|\mathbf{P}_{t1}\mathbf{P}_{t2}||\mathbf{P}_{t1}\mathbf{P}_{t4}|)$  的均匀分布, 显然这 4 个点和矩形形状参数  $h_1, h_2, \theta$  之间存在如下关系:

$$\mathbf{P}_{t1} = \begin{bmatrix} x_c + h_2 \cos(\theta) - h_1 \sin(\theta) \\ y_c + h_2 \sin(\theta) + h_1 \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (32)$$

$$\mathbf{P}_{t2} = \begin{bmatrix} P_{t1,x} + 2h_1 \sin(\theta) \\ P_{t1,y} - 2h_1 \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$\mathbf{P}_{t3} = \begin{bmatrix} x_c + h_1 \sin(\theta) - h_2 \cos(\theta) \\ y_c - h_2 \sin(\theta) - h_1 \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$\mathbf{P}_{t4} = \begin{bmatrix} P_{t1,x} - 2h_2 \cos(\theta) \\ P_{t1,y} - 2h_2 \sin(\theta) \end{bmatrix} \quad (35)$$

其中,  $\mathbf{P}_{t1} := [P_{t1,x}, P_{t1,y}]^T$  是二维平面上矩形的 4 个顶点. 当然, 可以选择不同的描述参数, 而不同的

参数条件下, 上述点和参数之间具有不同的关系.

图 8 是具有 20 个观测点的矩形多量测目标, 并且量测满足均匀分布时的参数学习过程, 假设初始参数 (角度和位置) 存在误差, 经过 200 步迭代的矩形参数学习过程. 参数初值根据上一步的预测值来确定. 需要指出的是虽然形状参数和量测之间往往是一种非线性的关系, 但在刚体假设情况下, 形状参数 (状态) 的变化过程可以用线性方程组来表示, 例如, 针对矩形形状, 参数变化方程可描述为

$$\xi_{k+1} = F_{\xi} \xi_k + \omega_k \quad (36)$$

$$\begin{aligned} \xi_k &= [p_{x,k}^c, \dot{p}_{x,k}^c, p_{y,k}^c, \dot{p}_{y,k}^c, h_k^1, h_k^2, \theta_k]^T \\ \omega_k &= [\omega_{k,1}, \omega_{k,2}, \omega_{k,3}, \omega_{k,4}, \omega_{k,5}, \omega_{k,6}, \omega_{k,7}]^T \\ F_{\xi} &= \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (37)$$

其中,  $T$  是采样时间,  $\xi_k$  是参数向量,  $\omega_k$  是噪声向量,  $h_k^1, h_k^2$  是边心距,  $\theta_k$  是水平角. 在刚体条件下, 假设目标的形状固定, 也就是说目标形状参数可以看作满足一个固定参数条件下的条件分布. 例如, 形心、矩形的边长、倾角等参数看作预测参数的条件分布, 这里采用高斯分布.

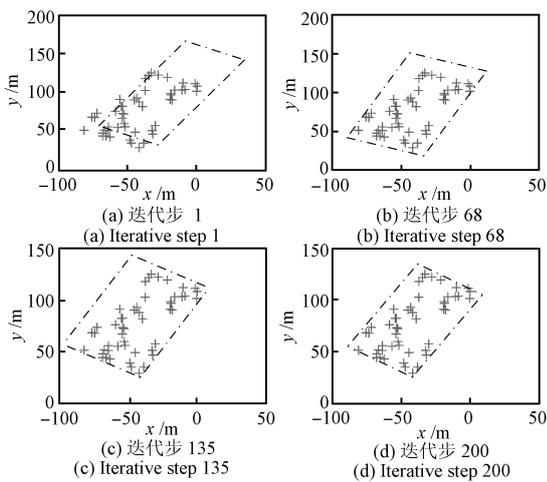


图 8 矩形目标的参数估计过程—200 个迭代步

Fig.8 Process of parameter estimation for a rectangle object in 200 iterative steps

### 3.4 典型形状 II: 椭圆形状建模与估计过程

椭圆形状可以用椭圆中心点坐标与椭圆协方差

矩阵来描述, 即高斯分布的一、二阶矩. 图 9 中给出了具有 4 个椭圆目标、100 个观测点的参数估计过程, 初始一阶矩是均匀分布, 二阶矩为单位矩阵, 经过 100 步迭代的参数形状学习过程. 每个椭圆形状参数为  $\zeta_k = [p_{x,k}^c, \dot{p}_{x,k}^c, p_{y,k}^c, \dot{p}_{y,k}^c]$  和协方差阵  $\Sigma_k$ , 参数线性变化过程如下:

$$\zeta_{k+1} = F_{\zeta} \zeta_k + \omega_{k,\zeta} \quad (38)$$

$$\Sigma_{k+1} = F_{\Sigma} \Sigma_k + \omega_{k,\Sigma} \quad (39)$$

其中,  $F_{\zeta}$  是线性转移矩阵,  $F_{\Sigma}$  是二阶矩形状变化矩阵, 在刚体假设并且不发生旋转时,  $F_{\Sigma}$  为单位矩阵,  $\omega_{k,\zeta}$  是噪声向量,  $\omega_{k,\Sigma}$  是对称正定的噪声矩阵.

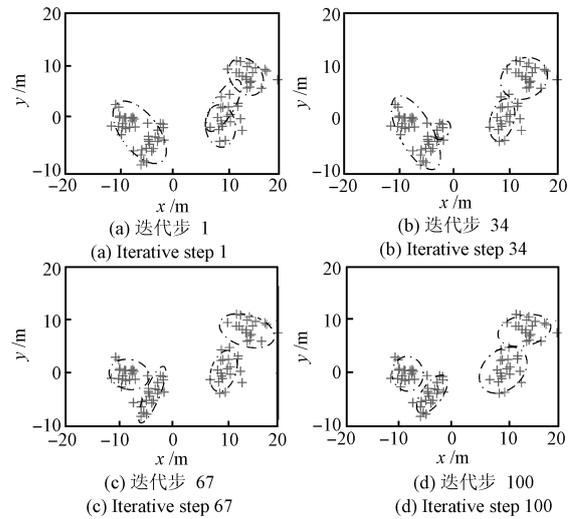


图 9 椭圆目标的参数估计过程—100 个迭代步

Fig.9 Process of parameter estimation for ellipse object in 100 iterative steps

## 4 实验验证

### 4.1 实验场景设置

在本节实验中, 我们采用上述算法跟踪估计三个多量测目标状态参数, 表 1 列出了三个目标的相关先验状态信息, 三个目标在  $[50, 150] \text{ m} \times [-150, 50] \text{ m}$  监视区域内运动, 检测概率  $P_D$  等于 0.99, 杂波密度为  $\gamma = 5.0 \times 10^{-4} \text{ m}^{-2}$  (大约 20 个杂波). 目标 1 的量测服从高斯分布并且是椭圆形状. 目标 2 的量测服从均匀分布并且是  $10 \text{ m} \times 10 \text{ m}$  的矩形体. 目标 3 的量测服从均匀分布并且是圆形体 (半径 5 m), 目标生存时间均为 1 s ~ 100 s.

表 1 目标参数

Table 1 The parameters of multi-measurement targets

目标	目标 1	目标 2	目标 3
出生位置 (m)	(-30, -10)	(60, 20)	(-10, -10)
强度 $\lambda_j$	40	60	50
形状	椭圆	矩形	圆形
形状参数	[5, 0.2; 0.2, 8] m <sup>2</sup>	[5, 5] m	5 m

#### 4.2 跟踪估计过程

图 10 和图 11 分别给出了  $x-y$  坐标系下目标的轨迹, 为了直观, 每隔 5 个时间步, 把所有形状目标量测和杂波量测绘制出来. 从跟踪的效果来看, 跟踪过程是稳定的: 根据 500 次蒙特卡洛实验统计, 目标跟踪丢失 7 次, 丢失率约 1.4% (一旦某个目标在某个时刻的状态估计均方根误差大于 100, 记作 1 次丢失). 在形状参数估计方面, 图 12 给出了每 5 步的参数估计结果, 整个过程估计的形状和表 1 列出的真实形状近似. 图 13 给出了 500 次蒙特卡洛的目标估计个数统计情况. 对于准确的跟踪, 目标个数基本上都在 2.8 附近, 主要原因是我们采用了椭圆逼近圆形的方法, 圆形目标估计量测稍微偏小, 后面会进一步分析. 同时, 目标个数的估计可以用于检测目标是否丢失, 相应的丢失时间可以从该变化中获得. 然而, 在交叉点处跟踪误差增大, 这一点可以从图 14 和图 15 中看出来, 因此, 交叉点容易发生交叉跟踪丢失, 不过形状检测概率向量可以重新有效检测出相应的目标形状类型, 可以比较好地纠正跟踪交叉问题.

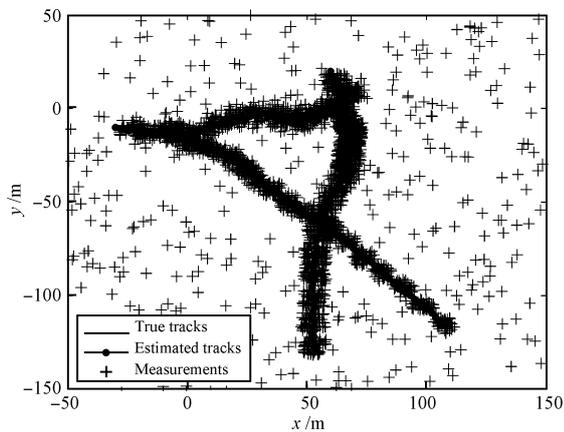


图 10 三个多量测目标质心跟踪轨迹  
(本图仅给出形心位置)

Fig. 10 Three multi-measurement targets moving in  $x-y$  plane (This figure only shows their centroid positions.)

图 14 给出三个目标的位置均方根误差, 三个多量测目标位置跟踪误差大部分情况下小于 1, 跟踪

误差稳定, 并且具有较好的位置跟踪精度. 在大约 69s~71s 时, 位置估计误差有所波动, 主要是由于目标 2 和 3 交叉, 互相存在干扰.

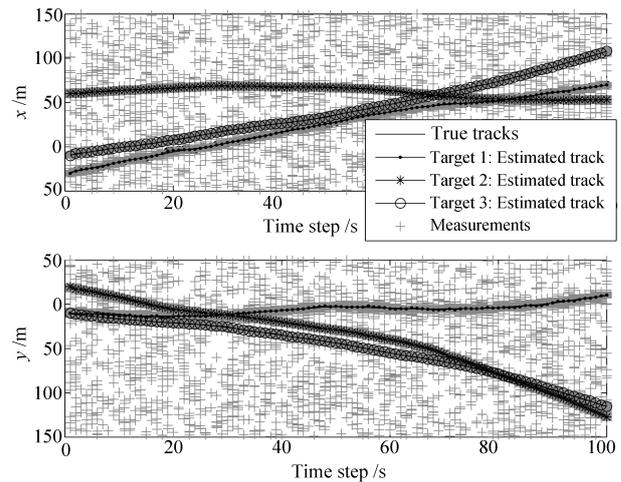


图 11 随时间变化的三条轨迹的  $x$  和  $y$  轴坐标

Fig. 11 Three tracks in  $x$  and  $y$  coordinate against time

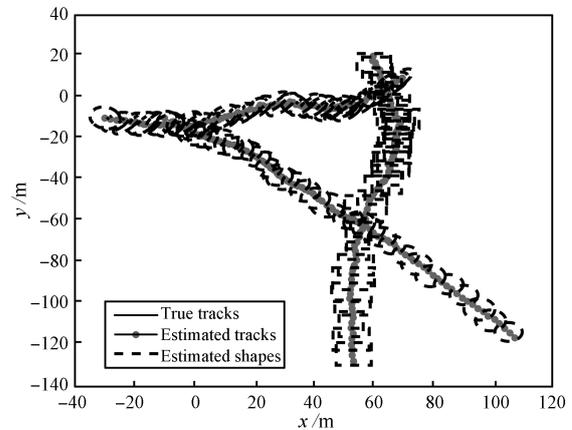


图 12 目标形状估计

Fig. 12 Estimation for the target shapes

在形状参数方面, 椭圆形状采用协方差阵来描述, 因此, 采用协方差阵和真实协方差阵差值的 2-范数来评价, 图 15 中的最上边的子图给出了目标 1 误差协方差阵的 2 范数变化过程, 可以看出平均 2-范数小于 5, 估计过程稳定; 中间子图给出了矩形目标 2 的两个边心距  $h_k^1$  和  $h_k^2$  的估计过程, 跟踪目标为正方形, 仿真统计值接近 5, 由于随机干扰和数据量影响, 稍微偏大. 图 14 最下方的子图给出圆形目标 3 的估计半径, 目标半径估计在 4.8m 附近, 略小于 5.0m, 主要是由于数据的随机性, 随机观测并不是完全的圆形目标数据, 为此, 我们采用椭圆拟合圆形目标, 在圆形目标存在的先验信息下, 采用椭圆面积和圆形目标面积相等原理估计圆目标半径, 即

$R = \sqrt{ab}$ , 其中,  $a$  和  $b$  分别是椭圆目标的长短半轴, 因此, 这样计算的结果是圆形目标的半径稍微有些偏小, 在 4.8m 附近. 69s~71s 出现波动也是由于目标 2 和 3 的交叉影响.

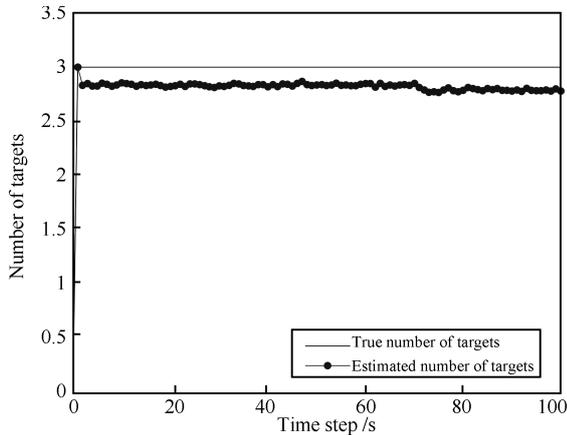


图 13 随时间变化的目标个数 (500 MC)

Fig. 13 Number of targets against time (500 MC)

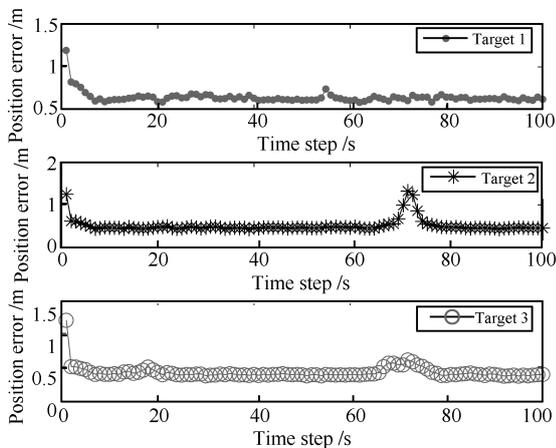


图 14 位置估计误差 (500 MC)

Fig. 14 Estimated RSME for the position (500 MC)

### 4.3 目标类型检测

本实验中, 多量测目标类型有 3 种: 椭圆、矩形和圆形 (可以看作为椭圆), 分别标识为目标类型 1、2 和 3, 目标初始状态和形状参数在表 1 中给出, 初始形状类型概率  $P_0 := \{P_0^1, P_0^2, P_0^3\}$  和形状类型转移矩阵  $P_M$  如下:

$$P_0 = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 0.7 & 0.1 \\ 0.1 & 0 & 0.9 \end{bmatrix}, P_M = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.1 & 0.2 \\ 0.2 & 0.6 & 0.2 \\ 0.2 & 0.1 & 0.7 \end{bmatrix}$$

计算一组目标点集属于各类目标的概率, 图 16 是根据最大化准则, 目标类型概率经过 500 次蒙特

卡洛统计的变化情况, 可以看出, 目标 1 和 2 分别属于形状类型 1 的概率约为 0.8 左右, 目标 3 属于目标类型 3 的概率接近 0.6, 由于圆形均匀分布分别与矩形均匀分布和椭圆形高斯分布相对比较接近, 因此, 目标类型 3 的类型概率相对类型 1 概率和类型 2 概率比较小, 但类型概率都具有占优特性, 即相对别的类型概率具有优势, 例如当某个目标为类型 1 的概率为 0.8 时, 那么, 该目标属于类型 2 和类型 3 的概率和都不会大于 0.2, 这样, 相对容易判断目标类型; 在第 69s~71s 时, 类型概率曲线有所波动, 也是由于第 69s~71s 时目标 2 和目标 3 产生交叉而互相影响. 此外, 从图 17 中目标类型判断结果来看, 目标类型判断准确, 在时间上也比较稳定.

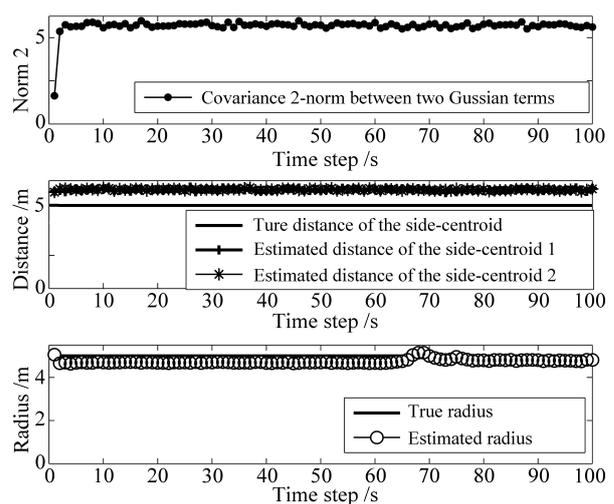


图 15 形状参数估计误差 (500 MC)

Fig. 15 Estimated error for the shape parameters (500 MC)

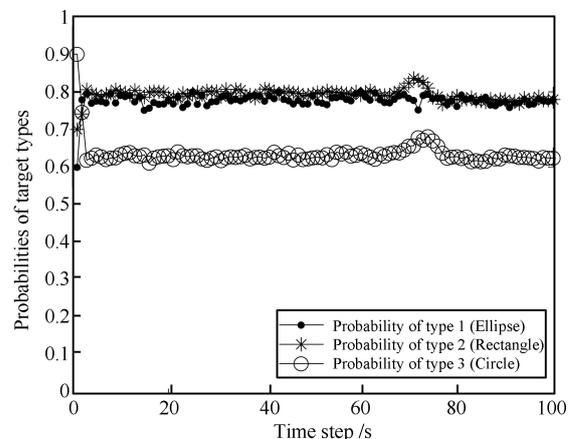


图 16 目标类型概率 (500 MC)

Fig. 16 Probabilities of target type against time (500 MC)

事实上, 当两个目标运动过程中产生完全交叉

(完全互相覆盖), 即使发生交叉丢失, 由于似然更新的作用, 正确目标类型概率会逐步增大并占优, 这样, 目标类型检测会恢复到正确的目标类型上, 从这个意义上来说, 目标交叉后, 仍然会正确跟踪目标。

计算时间方面, 在 Windows 7 操作系统、Intel Core 2 处理器、内存为 2 GB 的 PC 机环境中运行, 每个时刻采用 30 步的优化迭代过程, 运行 100 个时间步, 总平均耗时为 4 s, 因此, 从时间上来看, 实时性也比较好; 即使存在迭代过程, 每步平均耗时约为 40 ms, 在数据率为 1 s 的情况下, 实时性是可以保证的, 作为比较分析和参考, 我们与基于随机集的点目标跟踪过程比较 (3 个目标、80 个杂波点、杂波密度  $2 \times 10^{-5} \text{ m}^{-2}$ ), 采用运算速度最快的高斯混合-PHD (GM-PHD) 滤波算法, 在相同的台式机环境下运行, 每步运算时间大概都在 100 ms 以上。

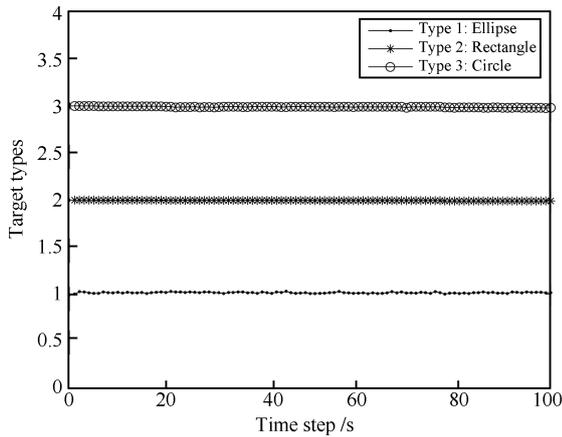


图 17 目标类型变化 (500 MC)

Fig. 17 Target types against time (500 MC)

最后, 图 18 给出了本文算法流程, 算法分为两步: 第 1 步为形心位置预测和类型概率预测; 第 2 步为形状参数、形心位置的更新以及类型概率的更新, 在这一步中, 形状参数和形心位置属于迭代更新的过程。

## 5 结论

本文提出了一种具有几何形状和多量测的多目标跟踪算法。首先, 按照组成特点把目标形状分成直边刚体目标和曲边刚体目标。在一定假设条件下, 通过建立目标的随机参数模型, 利用目标产生的多量测分别估计两类状态参数: 目标形心的运动状态和目标的形状参数。目标形心点状态采用等效量测方法来估计, 形状参数采用 Markov 随机采样获得。多量测目标的跟踪必然涉及到形状目标的检测问题, 本文提出了采用形状类型概率向量来检测目标形状, 并给出了类型概率的递推计算公式。最后,

通过三个具有不同形状、不同分布的多量测目标的跟踪进行了验证, 结果证明算法具有良好的估计性能和计算实时性。

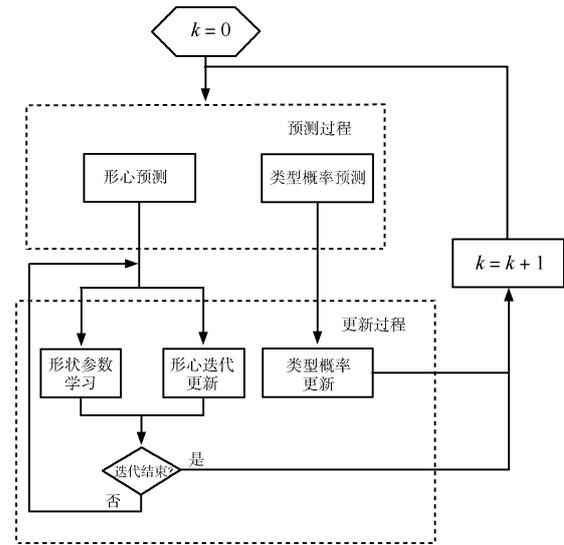


图 18 算法流程

Fig. 18 Flow diagram for the proposed algorithm

当目标量测个数较少时, 例如小于 10 个量测点时, 所获量测可能很难反映目标的形状, 此时, 形状估计可能会出现相对较大的误差。在这种情况下, 可以直接用椭圆或者矩形近似目标形状。此外, 在刚体形状不变的假设条件下, 目标量测个数具有泊松分布的特性, 而一旦刚体假设不成立或者目标运动产生垂直视线平面的旋转时, 目标量测个数不再满足泊松特性, 此时估计目标个数就变得非常困难。并且, 随着目标和传感器距离的不同, 目标形状大小也会发生变化, 从这一点来看, 泊松假设比较强, 这些都是将来需要进一步研究的问题。

## References

- 1 Bar-Shalom Y. Tracking methods in a multitarget environment. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1978, **23**(4): 618–626
- 2 Reid D B. An algorithm for tracking multiple targets. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1979, **24**(6): 843–854
- 3 Koch W, van Keuk G. Multiple hypothesis track maintenance with possibly unresolved measurements. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, **33**(3): 883–892
- 4 Koch J W. Bayesian approach to extended object and cluster tracking using random matrices. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, **44**(3): 1042–1059
- 5 Feldmann M, Fränken D, Koch W. Tracking of extended objects and group targets using random matrices. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, **59**(4): 1409–1420
- 6 Richter E, Obst M, Noll M, Wanielik G. Tracking multiple extended objects — a Markov chain Monte Carlo ap-

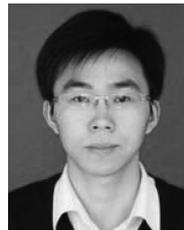
- proach. In: Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion. Chicago, Illinois, USA: IEEE, 2011. 314–321
- 7 Baum M, Hanebeck U D. Shape tracking of extended objects and group targets with star-convex RHMs. In: Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion. Chicago, Illinois, USA: IEEE, 2011. 338–345
  - 8 Baum M, Noack B, Hanebeck U D. Extended object and group tracking with elliptic random hypersurface models. In: Proceedings of the 13th International Conference on Information Fusion. Edinburg, UK: IEEE, 2010. 1–8
  - 9 Baum M, Hanebeck U D. Random hypersurface models for extended object tracking. In: Proceedings of the 9th IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. Ajman, United Arab Emirates: IEEE, 2009. 178–183
  - 10 Mahler R. PHD filters for nonstandard target I: extended targets. In: Proceedings of the 12th International Conference on Information Fusion. Seattle, WA, USA: ISIF, 2009. 915–921
  - 11 Lundquist C, Granström K, Orguner U. Estimating the shape of targets with a PHD filter. In: Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion. Chicago, Illinois, USA: IEEE, 2011. 49–56
  - 12 Orguner U, Lundquist C, Granström K. Extended target tracking with a cardinalized probability hypothesis density filter. In: Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion. Chicago, Illinois, USA: IEEE, 2011. 65–72
  - 13 Lian Feng, Han Chong-Zhao, Liu Wei-Feng, Yuan Xiang-Hui. Tracking partly resolvable group targets using SMC-PHDF. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(5): 731–741 (连峰, 韩崇昭, 刘伟峰, 元向辉. 基于 SMC-PHDF 的部分可分辨的群目标跟踪算法. *自动化学报*, 2010, **36**(5): 731–741)
  - 14 Rasmussen C, Hager G D. Probabilistic data association methods for tracking complex visual objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **23**(6): 560–576
  - 15 Joo S W, Chellpa R. A multiple-hypothesis approach for multiobject visual tracking. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(11): 2849–2854
  - 16 Fleuret F, Berclaz J, Lengagne R, Fua P. Multicamera people tracking with a probabilistic occupancy map. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, **30**(2): 267–282
  - 17 Gordon N J, Samlond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation. *IEE Proceeding Control Theory and Application*, 1993, **140**(2): 107–113
  - 18 Oh S, Russell S, Sastry S. Markov chain Monte Carlo data association for multi-target tracking. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, **54**(3): 481–497
  - 19 Khan Z, Balch T, Dellaert F. MCMC-based particle filtering for tracking a variable number of interacting targets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(11): 1805–1819
  - 20 Liu Wei-Feng. Research on Multitarget Tracking Algorithm Based on Random Finite Sets and Finite Mixture Models [Ph. D. dissertation], Xi'an Jiaotong University, China, 2009 (刘伟峰. 基于随机有限集和有限混合模型的多目标跟踪算法研究 [博士学位论文], 西安交通大学, 中国, 2009)
  - 21 Liu W F, Han C Z. Multitarget tracking algorithm based on finite mixture models and equivalent measurement. In: Proceedings of the 11th International Conference on Information Fusion. Cologne, Germany: IEEE, 2008. 1544–1551
  - 22 Hastings W K. Monte Carlo sampling methods using Markov chains and their applications. *Biometrika*, 1970, **57**(1): 97–109
  - 23 Green P J. Reversible jump Markov chain Monte Carlo computation and Bayesian model determination. *Biometrika*, 1995, **82**(4): 711–732



**刘伟峰** 杭州电子科技大学自动化学院系统科学与控制工程研究所讲师. 主要研究方向为目标跟踪, 不确定信息处理与模式识别. 本文通信作者.

E-mail: liuwf@hdu.edu.cn

(**LIU Wei-Feng** Lecturer at the Institute of Systems Science and Control Engineering, School of Automation, Hangzhou Dianzi University. His research interest covers target tracking, uncertain information processing, and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



**柴中** 杭州电子科技大学自动化学院系统科学与控制工程研究所硕士研究生. 2010年获得河南大学学士学位. 主要研究方向为延迟量测滤波与融合问题.

E-mail: tsidsong@163.com

(**CHAI Zhong** Master student at the Institute of Systems Science and Control Engineering, School of Automation, Hangzhou Dianzi University. He received his bachelor degree from Henan University in 2010. His research interest covers filtering and fusion of measurements with delay.)



**文成林** 杭州电子科技大学教授. 主要研究方向为多源信息融合技术, 系统安全检测、监控与故障诊断技术.

E-mail: wecl@hdu.edu.cn

(**WEN Cheng-Lin** Professor at Hangzhou Dianzi University. His research interest covers multi-source information fusion, technology of system security, monitoring and fault diagnosis.)