

# 一种伪粒子滤波的多目标跟踪方法

孙 伟, 郭宝龙

(西安电子科技大学 机电工程学院, 陕西 西安 710071)

**摘要:** 针对经典粒子滤波方法进行多目标跟踪的发散问题, 基于经典粒子滤波原理和聚类算法, 提出一种伪粒子滤波方法. 通过对经典粒子滤波重要性重采样结果进行聚类分析, 获得相应目标的粒子子群集合以及相应的不动点. 并证明了选取近于目标区域大小的聚类核函数带宽, 聚类不动点即逼近目标的最大后验概率分布. 通过数据关联确定多目标的最终状态. 实验结果表明, 该算法解决了经典理论的发散问题, 可以完成实时多目标跟踪, 且具有鲁棒性能和一定的生物视觉仿生功能.

**关键词:** 粒子滤波; 目标识别; 多目标跟踪; 图像处理

**中图分类号:** TP752.1    **文献标识码:** A    **文章编号:** 1001-2400(2008)02-0248-06

## Multiple objects detecting and tracking with the pseudo particle filter

SUN Wei, GUO Bao-long

(School of Mechano-electronic Engineering, Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

**Abstract:** For the problem of divergence of the classical particle filter method for multiple object tracking in image sequences, a new particle filter, the so-called Pseudo Particle Filter (PPF), is proposed. The PPF invokes subset particles of generic particle filters to form a continuous estimate of the posterior density function of the objects. After importance-sampling resampling (ISR), the subset particles converge to the observations. It is proved that, using the appropriate kernel function of the mean-shift algorithm, we can get the subset particles of the observations and the fixed points of clustering results as the state of the objects. A multi-object data association and state estimation technique is proposed to resolve the subset particles correspondence ambiguities that arise when multiple objects are present. Experimental results demonstrate the efficiency and effectiveness of the algorithm for single and multiple object tracking.

**Key Words:** particle filter; object recognition; multi-object tracking; image processing

动态场景中的物体跟踪问题是当前机器视觉研究领域的热点问题. 它的主要任务是从图像序列中检测、识别并跟踪动态目标, 甚至能够理解并描述目标物体行为, 可广泛应用于视觉监控、人机交互、机器人足球及军事等领域. 针对跟踪对象和应用场景的不同, 多目标的跟踪问题一直是目标跟踪领域研究的难点<sup>[1]</sup>. 跟踪方法主要分为点跟踪、核跟踪、轮廓跟踪以及混合跟踪. 近年来, 基于统计理论的粒子滤波目标跟踪方法以良好的跟踪性能获得了很大的发展<sup>[2,3]</sup>, 并出现了一些使用交叉领域知识的新颖算法<sup>[4]</sup>.

粒子滤波(PF)为解决非高斯、非线性系统的目标跟踪问题提供了有效手段<sup>[5]</sup>. 它基于蒙特卡洛方法实现递归贝叶斯估计, 由于利用了随机粒子组离散地表示目标状态的后验概率密度函数(PDF), 该方法不受动态系统各个随机量分布形式的限制, 能够有效地应用于非线性、非高斯的运动系统中. 目前已有的方法主要使用了多个传统粒子滤波器, 结合目标相关特征<sup>[5]</sup>, 将不同的量测值和目标状态进行数据关联, 通过统计理论完成对目标状态的估计<sup>[2~8]</sup>. 但是传统的粒子滤波方法中, 当前区域出现多个相似目标时, 粒子就会发散, 滤波结果就会出现严重错误.

收稿日期: 2007-05-14

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划资助(2006AA01Z127); 国家自然科学基金资助(60572152)

作者简介: 孙 伟(1980-), 男, 西安电子科技大学博士研究生, E-mail: sunweitom@tom.com.

针对以上问题,笔者提出伪粒子滤波的多目标跟踪方法(PPF).研究发现,当粒子在经过重要性重采样后,粒子相对集中于各个目标区域,产生相应的粒子子群.与传统的粒子滤波算法不同,PPF 算法利用聚类方法获得相应的粒子子群,利用聚类的不动点作为滤波结果.文中证明,通过适当选取核函数,最后获得的不动点可以逼近多目标的最大后验概率分布.

## 1 传统粒子滤波理论

在开始描述问题之前,首先给出几点说明:

目标跟踪的目的是从视频序列  $Z_k = \{z_1, z_2, \dots, z_k\}$  中检测和跟踪具有直方图  $q^*$  特征的目标.  $z_k$  表示  $k$  时刻的图像矢量. 状态矢量  $x_k = [x_k, y_k]^T$ ,  $(x_k, y_k)$  表示用于直方图计算的图像区域中心, 目标动态模型为  $x_k = Fx_{k-1} + v_{k-1}$ ,  $F$  为转移矩阵, 当  $F = I$  时为游走模型.  $v_{k-1}$  为过程噪声, 假设为具有方差矩阵  $Q$  的零均值高斯白噪声.

在贝叶斯理论框架下, 需要知道滤波分布  $p(x_k | Z_k)$ , 可以通过两步递归来实现:

$$\text{预测步骤: } p(x_k | Z_{k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | Z_{k-1}) dx_{k-1} \quad ,$$

$$\text{滤波步骤: } p(x_k | Z_k) \propto p(z_k | x_k) p(x_k | Z_{k-1}) \quad .$$

粒子滤波的核心是使用一个具有相应权值的随机样本集合(粒子)来表示需要的后验密度<sup>[10]</sup>. 为了保持采样的一致性, 新产生粒子的权重更新如下:

$$W_k^{(i)} \propto W_{k-1}^{(i)} \frac{p(z_k | x_k^{(i)}) p(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)})}{q_p(x_k | x_{k-1}^{(i)}, z_k)} \quad ,$$

其中  $\sum_{i=1}^N w_k^{(i)} = 1$ . 新的粒子集  $\{x_k^{(i)}, w_k^{(i)}\}_{i=1}^N$  近似于  $p(x_k | Z_k)$  分布, 则目标  $t$  的后验状态估计为

$$\hat{f}(x) = \frac{\sum_{i=1}^{N_p} W_n(x_n^{(i)}) f(x_n^{(i)})}{\sum_{i=1}^{N_p} W_n(x_n^{(i)})} = \sum_{i=1}^{N_p} \hat{W}(x^{(i)}) f(x^{(i)}) \quad .$$

可以看出, 粒子滤波收敛于目标后验概率密度的单极值点. 但是当前区域出现多个目标时, 粒子就会发散, 滤波结果就会出现严重错误. 因此, 笔者提出伪粒子滤波方法, 将重要性重采样后的中间结果进行聚类分析, 获得各个目标的最优状态估计.

## 2 基于伪粒子滤波的目标跟踪方法

算法首先产生一组具有  $1/N$  权重的粒子集  $\{x_{n-1}^{(i)}, w_{n-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ , 均匀分布于目标平面内,  $t = 1, 2, \dots, \tau$ , 为当前观测目标,  $n$  为时间变量. 粒子的权值更新由

$$W_n^{(i)} = \max_{t=1}^{\tau} W_{t,n-1}^{(i)} \frac{p(y_{t,n} | x_n^{(i)}) p(x_n^{(i)} | x_{n-1}^{(i)})}{q(x_n^{(i)} | x_{0:n-1}^{(i)}, y_{t,n})}$$

决定, 即粒子和所有观测值的权重的最大值. 在图像序列中, 对于目标的跟踪, 用 Bhattacharyya 距离的指数函数来表示粒子的权重<sup>[5]</sup>.

对每个粒子计算颜色直方图, 直方图从 RGB 通道获取数据( $8 \times 8 \times 8$ bin), 归一化为观测密度  $p(u)$ ,  $0 \leq p(u) \leq 1$ . 这些观测密度之间的距离从 Bhattacharyya 距离获得, 从第一帧的被跟踪区域  $q(u)$  来定义粒子的权重, 两个密度  $p(u)$  和  $q(u)$  之间的距离为

$$d = (1 - \rho(p, q))^{1/2} \quad , \quad \rho(p, q) = \int (p_u q_u)^{1/2} du \quad .$$

在离散情况下,

$$\rho(p, q) = \sum_{u=1}^k (p_u q_u)^{1/2} \quad .$$

在上式中,  $k$  为观测密度的长度. 较小距离的粒子拥有较大的权重, 较大距离的粒子则权重较小, 使用指数函数来表示粒子的权重  $w^{(n)} = \Delta \exp(-d)$ ,  $\Delta$  为指数分布参数.

在图像序列中, 粒子经过权值更新及多项式重要性重采样后, 粒子的分布呈目标聚集状态. 由于处于目标区域的粒子有较大的权值, 称之为重要性粒子, 基本集中在目标半径区域内. 而背景区域的权值较小, 粒子数目接近于 0. 粒子聚类过程如图 1 所示. 由于这些粒子与目标同分布, 并且具有共同的性质  $p(y_{t,n} | x_n^{(j)}) > \alpha, j = 1, 2, \dots, N_t, \alpha$  为一可变阈值, 表征相应特征集合的半径. 因此可以使用各个目标的重要性粒子, 基于蒙特卡洛理论完成对目标状态的估计. 假设对于目标  $t = 1, 2, \dots, \tau$ , 其相应的重要性粒子集合为  $x_t^{(j)} \in S_t, j = 1, 2, \dots, N_t$ .

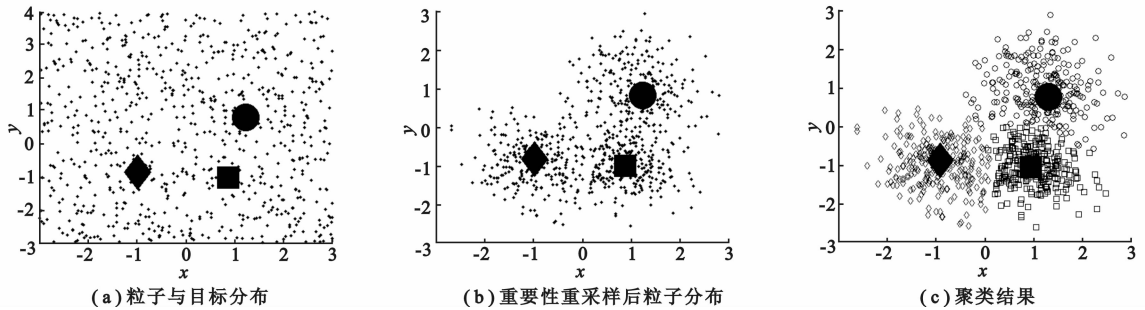


图 1 粒子聚类过程

使用聚类过程来获取相应的  $S_t$ . mean-shift 为最优梯度方向聚类方法, 无需预知聚类个数, 给定核带宽即可完成聚类<sup>[11]</sup>. 笔者通过 mean-shift 聚类算法, 获取每个目标的重要性粒子特征点集  $S_t$ . 可以证明, 当核函数带宽接近于目标半径, 聚类中心逼近于重要性粒子对当前状态的估计值.  $xy$  平面粒子聚类过程如图 1 所示.

基于以上思想, 伪粒子滤波算法如下:

(1) 初始化: 对于目标  $t = 1, 2, \dots, \tau$ , 产生相应的  $N$  个采样粒子  $x_{t,0}^{(i)} (i = 1, 2, \dots, N)$ ,  $x_{t,0}^{(i)}$  服从初始分布  $p(x_t, 0)$ .

(2)  $W_n^{(i)} = \max_{t=1}^{\tau} W_{t,n-1}^{(i)} \frac{p(y_{t,n} | x_n^{(i)}) p(x_n^{(i)} | x_{n-1}^{(i)})}{q(x_n^{(i)} | x_{0:n-1}^{(i)}, y_{t,n})}$ ,  $W_{t,n}^{(i)} \propto p(y_{t,n} | x_n^{(i)})$ , 故粒子的权重服从似然函数  $p(y_{t,n} | x_n^{(i)})$ , 在观测点  $y_{t,n}$  附近的粒子获得了较大的权值.

(3) 进行重要性重采样, 使用多项式重采样算法, 对于权重大的粒子重采样概率大, 使粒子基本分布在  $y_{t,n}$  附近, 形成目标周围的粒子子群  $S_t$ , 重置权值为  $1/N$ .

(4) 通过 mean-shift 聚类分析, 获得相应的粒子子群的集合及相应的不动点, 去除粒子数目较小的聚类集合.

(5) 对粒子分布重新进行目标半径高斯重分布, 跳转至(2).

### 3 算法有效性证明

算法证明过程如下:

(1) 重要性分布函数  $q(x_n | x_{0:n-1}, y_{0:n}) = p(x_n | x_{n-1})$ , 权重  $W_{t,n}^{(i)} = W_{t,n-1}^{(i)} p(y_{t,n} | x_n^{(i)})$ ,

$$W_n^{(i)} = \max_{t=1}^{\tau} W_{t,n}^{(i)} \quad (1)$$

(2) 重要性重采样(多项式重采样) 通过按照  $W^{(i)}$  复制  $x^{(i)}$  产生新的采样  $x^{(j)}$ , 每个  $x^{(i)}$  产生  $N_i$  个后代

$$\sum_{i=1}^N N_i = N, E[N_i] = NW^{(i)} \quad (2)$$

由式(1)和(2)得  $E[N_i] = NW_{n-1}^{(i)} p(y_n | x_n^{(i)})$ . 当  $p(y_n | x_n^{(i)}) \rightarrow 0$ , 所以,  $E[N_i] \rightarrow 0$ , 经过重要性重采样后,

粒子集中于  $p(y_{t,n} | x_n^{(i)})$  比较大的区域,即  $x_{t,n}^{(i)} \in S_t$ , 通过计算

$$\hat{f}(t, x) = \frac{\frac{1}{N^t} \sum_{i=1}^{N^t} W_{t,n}(x_{t,n}^{(i)}) f(x_{t,n}^{(i)})}{\frac{1}{N^t} \sum_{i=1}^{N^t} W_{t,n}(x_{t,n}^{(i)})} = \frac{\sum_{i=1}^{N^t} W_{t,n}(x_{t,n}^{(i)}) f(x_{t,n}^{(i)})}{\sum_{i=1}^{N^t} W_{t,n}(x_{t,n}^{(i)})}, \quad x_{t,n}^{(i)} \in S_t, \quad i = 1, 2, \dots, N^t, \quad (3)$$

即可获得  $t$  目标的当前状态.但是一般情况下,无法直接获得目标相应的集合  $S_t$ . 经过重要性重采样步骤后,粒子形成一系列的以目标  $t = 1, 2, \dots, \tau$  为中心的数据集合,通过聚类分析可以获得与  $S_t$  近似的粒子子集集合  $S'_t$ , 而分析粒子子集数据集合的特征,可以逼近目标的最终状态.

(3) 聚类分析 mean-shift 算法使用核函数的方法对目标点集进行非参数聚类分析<sup>[11]</sup>. 首先随机选择集合中一定数量的点,进而应用均值漂移过程对这些数据点进行聚类,数据集中的每一点都可以作为初始点,分别执行 mean-shift 算法,收敛到同一个点算作一类. 数据点集受核函数带宽的约束,收敛于不同的聚类中心. mean-shift 算法本质上是一个自适应的梯度上升搜索峰值的方法. 如果数据集服从概率密度函数  $f(x)$ , 给定一个初始点, mean-shift 算法就会一步步地移动,最终收敛到第一个峰值点.  $S$  为有限数据集合,  $T$  为聚类中心集合. 如下式所示,重复迭代过程,收敛于同一点的属于一类点集.

聚类过程如下: 
$$T \leftarrow m(T) = \left\{ m(t') = \frac{\sum_{s \in S} K(s - t') \omega(s)}{\sum_{s \in S} K(s - t') \omega(s)}; t' \in T \right\} .$$

聚类中心,即不动点为

$$t' = \frac{\sum_{s \in S'_t} K(s - t') \omega(s) s}{\sum_{s \in S'_t} K(s - t') \omega(s)}; s \in S'_t, \quad K(x) = \begin{cases} (1 - \|x\|^2) & , \text{ 如果 } \|x\| \leq \alpha \\ 0 & , \text{ 如果 } \|x\| > \alpha \end{cases} . \quad (4)$$

$K(x)$  为 Epanechnikov kernel,标识了  $\omega(s)$  的窗宽. 选取适当的核函数  $K(x)$ , 即聚类带宽近于目标半径,可使粒子子集  $S_t \approx S'_t$ . 由式(3)和(4)可知,两式均为相应粒子集合的归一化权值的加权和,在巴氏距离度量下,聚类中心  $t' \approx \hat{f}(t, x)$ , 即聚类中心和经典粒子滤波方法获得了逼近的结果,与实验仿真结果一致.

### 4 假设产生与检验

为了获得目标的最终状态,需要对获得数据进行数据关联<sup>[12]</sup>. 假设在当前帧产生了  $N_m$  个聚类中心  $\{C_k\}_{k=1}^{N_m}$ , 即模式点. 需要与  $N_o$  个目标  $\{T_j\}_{j=1}^{N_o}$  进行数据关联,作如下假设:1) 每个目标产生一个模式点;2) 模式点产生于目标或背景.  $\mathfrak{R} = \{\theta^{kj}\}, k \in [1, N_m], j \in [1, N_o], \theta^{k0}$  表示模式点为背景,  $\theta^{kj}$  表示将相应的  $k$  模式与  $j$  目标进行关联. 由此可以由假设矩阵表示数据的对应关系.  $M(k, j)$  为 1 表示  $C_k$  与  $T_j$  的数据关联. 另外的  $T_0$  列表示虚警信息.

$$p(\mathfrak{R} | Y_t) = \prod_{\theta^{kj} \in \mathfrak{R}} p(\theta^{kj} | Y_t) ,$$

$$\hat{\mathfrak{R}}_{\text{MAP}} = \arg \max_{\mathfrak{R}} \prod_{\theta^{kj} \in \mathfrak{R}} p(\theta^{kj} | Y_t) = \arg \max_{\mathfrak{R}} \prod_{\theta^{kj} \in \mathfrak{R}} \int p(\theta^{kj}, x_t | Y_t) dx ,$$

$$\hat{\mathfrak{R}}_{\text{MAP}} \approx \arg \max_{\mathfrak{R}} \prod_{\theta^{kj} \in \mathfrak{R}} \sum_n p(\theta^{kj}, s_t^{(n)} | Y_t) ,$$

$p(\theta^{kj}, s_t^{(n)} | Y_t)$  表示  $s_t^{(n)}$  来自于和目标关联  $T_j$  的聚类中心  $C_t^k$ . 即可求出相应的  $\hat{\mathfrak{R}}_{\text{MAP}}$ .

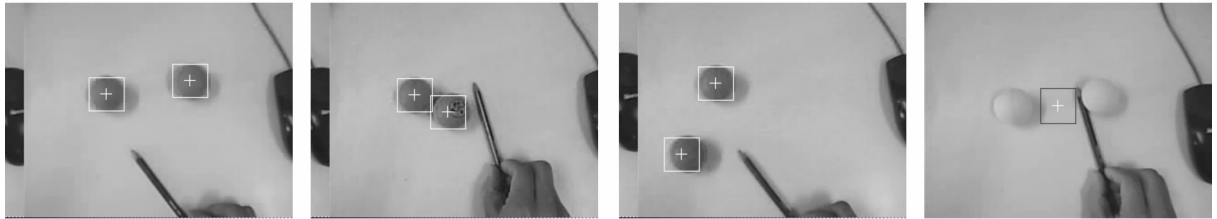
### 5 实验结果与分析

首先,建立多目标的颜色模型,初始化服从目标概率分布的一组粒子,通过巴氏系数计算粒子的权值,然后进行多项式重要性重采样. 这样,在每个目标周围就可以产生相应的重要性粒子,最后通过聚类分析获得

相应目标的粒子子群以及相应的不动点,通过自适应和带宽阈值选取,去除小目标带来的虚警信息,最后获得的不动点即是目标的状态分布.假设目标的运动符合布朗运动模型,通过数据关联即可获得目标的运动轨迹.算法通过高斯再分布以降低粒子枯竭带来的问题,通过粒子的初始化解解决目标数量的更新问题.下面分别给出 REDCUP,2BALL,3FACE 序列的跟踪结果,图 2 给出了 PPF 以及 PF 的跟踪结果对比.实验表明,本算法解决了 PF 算法在多相似目标情况下的发散问题.在目标遮挡及光线变化的情况下,仍能获得良好的跟踪结果,具有良好的鲁棒性.



(a) PPF算法对REDCUP序列第#4 #35 #60帧的跟踪结果及PF的跟踪结果



(b) PPF算法对2BALL序列#4 #42 #58帧的跟踪结果及PF的发散结果



(c) PPF算法对3FACE序列#7 #54 #68帧的跟踪结果及PF的发散结果

图 2 PPF 算法对 REDCUP、2BALL、3FACE 序列的跟踪结果及 PF 的发散结果对比

此算法利用传统粒子滤波的重要性重采样结果,通过聚类分析完成了多目标状态的估计,伪粒子滤波算法在一定程度上体现了生物视觉特性.例如,视网膜上神经元感受器的排列也呈集中分布,中央密(称中央凹),两边稀少,同时可以实现聚焦和大范围搜索的工作.通过生物视觉的相关资料表明,人类每只眼睛的视网膜上都有一个中央凹.而鹰眼中的中央凹却有两个,有的高空飞行性动物有三个中央凹,以实现对目标超常的识别与跟踪能力.算法中多个粒子聚类子群也就类似于生物视觉的多个中央凹,完成对多目标的识别与跟踪.下一步笔者将系统研究表征视觉体系结构和特性的新概念和新方法,并与视觉神经系统建模研究相结合,寻求自然图像的“稀疏”表示方法;研究视觉多通道处理机制、图景区分机理及生物仿生,使用新的图像表示方法构造更高效的分布式自然图像理解与跟踪算法.

#### 参考文献:

- [1] Yilmaz A, Javed O, Shah M. Object Tracking: a Survey[J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 1-45.
- [2] Rui Yong, Chen Yunqiang. Better Proposal Distributions: Object Tracking Using Unscented Particle Filter[C]//Proc of IEEE CVPR. San Diego: IEEE Computer Society Press, 2001: 786-793.
- [3] Yang Changjiang, Duraiswami R, Davis R. Fast Multiple Object Tracking via A Hierarchical Particle Filter[C]//Tenth IEEE International Conference on Computer Vision. Washington: IEEE Computer Society, 2005: 212-219.
- [4] Qu W, Schonfeld D, Mohamed M. Real-time Distributed Multi-object Tracking Using Multiple Interactive Trackers and a Magnetic-inertia Potential Model[J]. IEEE Trans on Multimedia, 2007, 9(3): 511-519.

- [5] Jaward M, Mihaylova L, Canagarajah N. Multiple Object Tracking Using Particle Filters[C]//Proceedings of the IEEE Aerospace Conference. Montana: IEEE CS Press, 2006: 8-16.
- [6] 孟繁杰,郭宝龙. 一种基于兴趣点颜色及空间分布的图像检索方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2005, 32(2): 256-259.  
Meng Fanjie, Guo Baolong. A Novel Image Retrieval Algorithm Based on the Color and Distribution of Interest Points [J]. Journal of Xidian University, 2005, 32(2): 256-259.
- [7] Yang Tao, Pan Quan. Real-time Multiple Objects Tracking with Occlusion Handling in Dynamic Scenes[C]//IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Conference. San Diego: IEEE Computer Society Press, 2005: 970-975.
- [8] Han M, Sethiy A, Hua W, et al. A Detection-based Multiple Object Tracking Method[C]//International Conference of Image Processing. Singapore: IEEE Computer Society Press, 2004: 3 065-3 068.
- [9] Hariharakrishnan K, Schonfeld D. Fast Object Tracking using Adaptive Block Matching [J]. IEEE Trans on Multimedia. 2005, 7(5): 853-859.
- [10] de Freitas D N, Gordon N. Sequential Monte Carlo Methods in Practice[M]. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [11] Cheng Y. Mean Shift, Mode Seeking, and Clustering[J]. IEEE Trans on PAMI, 1995,17(8): 790-799.
- [12] Bar-Shalom Y, Jaffer A G. Tracking and Data Association[M]. San Diego: Academic Press, 1988.

(编辑: 郭 华)

(上接第 241 页)

- [5] 李良群,姬红兵,罗军辉. 迭代扩展卡尔曼粒子滤波器[J]. 西安电子科技大学学报, 2007, 34(2): 233-238.  
Li Liangqun, Ji Hongbing, Luo Junhui. Iterated Extended Kalman Particle Filtering[J]. Journal of Xidian University, 2007, 34(2): 233-238.
- [6] Huang Y, Zheng J, Djuric P M. Bayesian Detection for BLAST[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2005, 53(3): 1 086-1 096.
- [7] Dong B, Wang X, Doucet A. A New Class of Soft MIMO Demodulation Algorithms[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2003, 51(11): 2 752-2 763.
- [8] Liu J, Chen R. Sequential Monte Carlo Methods for Dynamic Systems[J]. J Amer Statist Assoc, 1998, 93(5): 1 032-1 044.
- [9] Chen R, Liu J. Mixture Kalman Filter[J]. J Amer Statist Assoc(B), 2000, 62(3): 493-509.
- [10] Kitagawa G. Monte Carlo Filter and Non-Gaussian Nonlinear State Space Models[J]. J Comput Graph Statist, 1996, 5(1): 1-25.
- [11] Robert C P, Casella G. Monte Carlo Statistical Methods[M]. New York: Springer-Verlag, 1999.
- [12] Damen O, Gamal E L, Caire G. On the Maximum-Likelihood Detection and the Search for the Closest Lattice Point[J]. IEEE Trans on Inf Theory, 2003, 49(10): 2 389-2 402.
- [13] Golden G D, Foschini G J, Valenzuela R A, et al. Detection Algorithm and Initial Laboratory Results Using V-BLAST Space-Time Communication Architecture[J]. Electron Lett, 1999, 35(1): 14-15.

(编辑: 高西全)