

基于拟蒙特卡罗概率假设密度的卷积实现

马 悦¹, 秦前清², 朱建章³, 胡亦钧¹

(1. 武汉大学数学与统计学院, 湖北武汉 430072; 2. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北武汉 430072;
3. 解放军信息工程大学信息工程学院, 河南郑州 450002)

摘 要: 本文提出了两种新的算法. 第一, 拟蒙特卡罗概率假设密度(QMC-PHD)滤波, 主要思想是利用 QMC 方法来实现 PHD 滤波. 在仿真实验中可以发现: 在目标数目和状态估计方面, 新算法比序贯蒙特卡罗概率假设密度(SMC-PHD)滤波器更精确. 第二, 卷积核拟蒙特卡罗概率假设密度滤波(CKQMC-PHD), 主要思想是基于 QMC-PHD 滤波的基础之上引入卷积核(CK)的估计算法. 当观测噪声变小的时候, CKQMC-PHD 滤波还能够很好地估计出目标状态和目标数目, 其表现要明显的好于 QMC-PHD 滤波. 仿真实验也证明了 CKQMC-PHD 滤波的估计效果.

关键词: 概率假设密度; 拟蒙特卡罗; 卷积核

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 3A-064-05

Convolution Kernel Implementation Based on Quasi-Monte Carlo Probability Hypothesis Density

MA Yue¹, QIN Qian-qing², ZHU Jian-zhang³, HU Yi-jun¹

(1. School of Mathematics and Statistics, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China;
2. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China;
3. Institute of Information Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450002, China)

Abstract: In this paper, we propose two algorithms. The first one is the quasi-Monte Carlo probability hypothesis density filter (PHD). Quasi-Monte Carlo is used to implement the PHD filter. In the simulation, we can find that the proposed algorithm is more accurate than the sequential Monte Carlo PHD filter in the estimation of target state and the number of targets. The second algorithm is convolution kernel quasi-Monte Carlo PHD (CKQMC-PHD) filter. The convolution kernel algorithm is used in the QMC-PHD filter. When the observation noise becomes small, CKQMC-PHD filter is very efficient to estimate the state and the number of targets, the behave of the CKQMC-PHD filter is better than that of QMC-PHD filter. The simulation results prove the effect of the CKQMC-PHD filter.

Key words: probability hypothesis density (PHD); quasi-Monte Carlo (QMC); convolution kernel (CK)

1 引言

在多目标跟踪中, 由于目标的消失、新目标的出现和目标的分裂, 目标的数目随着时间发生变化. 并且由于检测的不确定性和杂波, 观测值的数目也是随着时间变化的. 近年来, Malher 把随机有限集的理论引入多目标跟踪领域. 它的主要思想是分别把目标状态集和观测集作为一个整体. 在此基础之上提出了概率假设密度(PHD)^[1,2]的概念, 并且得到了 PHD 滤波迭代算法. PHD 算法是一个传递目标随机有限集一阶矩的迭代. 利用 PHD 迭代公式, 可以计算出目标的数目和状态. PHD 滤波器是基于单目标状态空间的来计算的, 它避免了讨论数据关联等问题. PHD 滤波计算过程中需要处理多重积分, 因此序贯蒙特卡罗(SMC)^[3~5]方法被采用来实现

PHD 滤波^[6~8].

SMC 方法模拟样本时使用伪随机数, 而拟蒙特卡罗(QMC)^[9]使用低偏差的一致分布点集, 它较伪随机数序列更为均匀. 因此 QMC 较 MC 算法具有一定的优越性. 在本文中, 我们首先用 QMC 方法代替 MC 方法来实现 PHD 滤波得到 QMC-PHD 滤波. 然后, 基于 QMC-PHD 的基础之上引入我们引入卷积核(CK)^[10]得到 CKQMC-PHD 滤波. 在仿真实验中, 分别对这两种滤波器的性能进行了分析, 并且和原有的滤波进行了比较.

2 背景介绍

2.1 随机有限集

假设在 k 时刻有 $M(k)$ 个目标, 其状态分别为 $x_{k,1}, x_{k,2}, \dots, x_{k,M(k)}$, 其中 $x_{k,i}$ 表示第 i 目标的状态, 则目标

状态可以表示为 $X_k = \{x_{k,1}, x_{k,2}, \dots, x_{k,M(k)}\}$. 若在 k 时刻有 $N(k)$ 个量测 $z_{k,1}, z_{k,2}, \dots, z_{k,N(k)}$, 其中 $z_{k,i}$ 表示单目标量测, 这个量测可能源于目标或杂波. 此时观测可以表示成 $Z_k = \{z_{k,1}, z_{k,2}, \dots, z_{k,N(k)}\}$. $Z^k = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_k\}$ 表示到 k 时刻为止累积量测集合.

在随机有限集的框架下, k 时刻目标的状态集表示为

$$X_k = \left(\bigcup_{x \in X_{k-1}} S_{k|k-1}(x) \right) \cup \left(\bigcup_{x \in X_{k-1}} B_{k|k-1}(x) \right) \cup \Gamma_k \quad (1)$$

其中 X_{k-1} 是 $k-1$ 时刻的目标状态集, $S_{k|k-1}(x)$ 是 $k-1$ 时刻的目标到 k 时刻仍存活下来的目标状态集, $B_{k|k-1}(x)$ 是 k 时刻状态为 x 的目标分裂出目标组成的集合, Γ_k 是 k 时刻新出现目标组成的集合.

k 时刻目标量测集可以表示为

$$Z_k = \left(\bigcup_{x \in X_k} \Theta_k(x) \right) \cup K_k \quad (2)$$

其中 $\Theta_k(x)$ 是由 k 时刻状态为 x 的目标产生的量测集合, K_k 表示来自于杂波的量测集合.

2.2 PHD 滤波

设 χ 为多目标状态空间, 对任一区域 $S \subseteq \chi$, 随机有限集 X 的 PHD (或强度) $v(x)$ 是一个非负函数满足

$$E(|X \cap S|) = \int_S v(x) dx \quad (3)$$

其中 $|X|$ 表示 X 中元素的数目. 在任一区间 S 上 $v(x)$ 的积分表示 X 中的元素在 S 中的期望数目.

PHD 滤波公式包含预测和更新两个步骤. 在此不考虑目标分裂的情况. 令 $v_{k|k-1}$ 和 v_k 分别表示预测和更新的多目标 PHD. 其预测公式表示为

$$v_{k|k-1}(x) = \int p_{S,k}(\zeta) f_{k|k-1}(x|\zeta) v_{k-1}(\zeta) d\zeta + \gamma_k(x) \quad (4)$$

其中 $f_{k|k-1}(x|\zeta)$ 目标状态转移密度, $p_{S,k}(\zeta)$ 表示目标存活概率, $\gamma_k(x)$ 表示新出现目标的 PHD.

更新公式表示

$$v_k(x) = [1 - p_{D,k}(x)] v_{k|k-1}(x) + \sum_{z \in Z_k} \frac{p_{D,k}(x) g_k(z|x) v_{k|k-1}(x)}{\kappa_k(z) + \int p_{D,k}(\zeta) g_k(z|\zeta) v_{k|k-1}(\zeta) d\zeta} \quad (5)$$

其中 $\kappa_k(\cdot)$ 表示杂波的 PHD, $g_k(z|\zeta)$ 表示 k 时刻单目标观测似然函数, $p_{D,k}(\zeta)$ 表示 k 时刻目标的检测概率.

3 QMC-PHD 滤波

3.1 QMC 采样

QMC 模拟样本使用较伪随机数更为均匀的低偏差的一致分布点集. 由于采用点的均匀程度影响算法的好坏, 所以 QMC 较 MC 算法具有一定的优越性. 本文中我们使用 Halton 序列采样方法得到 QMC 样本点. 下面我们介绍如何利用 QMC 得到拟高斯随机点集. 主要包含以

下几个步骤:

步骤 1 b 为基长度为 N 的 Halton 序列 $\{H_b(j)\}_{j=1}^N$

$$(a) j = d_m d_{m-1} \dots d_0 = \sum_{k=0}^m d_k b^k;$$

$$(b) H_b(j) = 0, d_0, \dots, d_m = \sum_{k=0}^m d_k b^{-k-1}.$$

步骤 2 d 维 Halton 序列 $\{u^{(j)}\}_{j=1}^N$

(a) 前 d 个素数 p_1, p_2, \dots, p_d 为基, 分别生成 Halton 序列 $\{H_{p_i}(j)\}_{j=1}^N, i = 1, \dots, d$;

(b) d 维 Halton 序列表示为 $u^{(j)} = [H_{p_1}(j), H_{p_2}(j), \dots, H_{p_d}(j)], j = 1, \dots, N$.

步骤 3 产生以 b 为基长度为 N 随机 Halton 序列 $\{H'_b(j)\}_{j=1}^N, i = 1, \dots, d$.

(a) 任一 $u^{(0)} = 0, d_0, \dots, d_m$, 表示为 $H_b(n_0)$ 形式;

(b) $H'_b(j) = H_b(n_0 + j)$.

步骤 4 产生 d 维 Halton 随机序列 $\{u^{(j)}\}_{j=1}^N$

(a) 前 d 个素数 p_1, p_2, \dots, p_d 为基, 分别生成随机 Halton 序列 $\{H'_{p_i}(j)\}_{j=1}^N, i = 1, \dots, d$;

(b) d 维随机 Halton 序列表示为 $u^{(j)} = [H'_{p_1}(j), H'_{p_2}(j), \dots, H'_{p_d}(j)], j = 1, \dots, N$.

步骤 5 产生服从与均值为 μ , 方差为 Σ 的多维高斯分布的 QMC 随机点

(a) $\Sigma = R^T R$;

(b) $x^{(j)} = \mu + R\phi^{-1}(u^{(j)})$.

3.2 QMC-PHD 滤波器

QMC-PHD 迭代过程由预测和更新两步组成.

预测: 假设 $k-1$ 时刻 $v_{k-1}(x)$ 表示为

$$v_{k-1}(x) = \sum_{i=1}^{L_{k-1}} \omega_{k-1}^i \delta_{x_{k-1}^i}(x) \quad (6)$$

利用 QMC 方法分别从 $q_k(\cdot|x_{k-1}, Z_k)$ 和 $p_k(\cdot|Z_k)$ 中采取样本点 \tilde{x}_k^i , 表示如下

$$\tilde{x}_k^i \sim \begin{cases} q_k(\cdot|x_{k-1}^i, Z_k), & i = 1, \dots, L_{k-1} \\ p_k(\cdot|Z_k), & i = N_{k-1} + 1, \dots, L_{k-1} + J_k \end{cases}$$

并计算相应的权重

$$\tilde{\omega}_{k|k-1}^i = \begin{cases} \frac{p_{S,k-1}(x_{k-1}^i) f_{k|k-1}(\tilde{x}_k^i|x_{k-1}^i)}{q_k(\cdot|x_{k-1}^i, Z_k)} \omega_{k-1}^i, & i = 1, \dots, L_{k-1} \\ \frac{1}{J_k} \frac{\gamma_k(\tilde{x}_k^i)}{p_k(\cdot|Z_k)}, & i = L_{k-1} + 1, \dots, L_{k-1} + J_k \end{cases}$$

则预测的 PHD 表示 $v_{k|k-1}(x) = \sum_{i=1}^{L_{k-1}+J_k} \tilde{\omega}_{k|k-1}^i \delta_{\tilde{x}_{k|k-1}^i}(x)$

更新: $v_k(x) = \sum_{i=1}^{L_{k-1}+J_k} \tilde{\omega}_k^i \delta_{\tilde{x}_k^i}(x)$

其中

$$\tilde{\omega}_k^i = \left[1 - p_{D,k}(\tilde{x}_{k|k-1}^i) + \sum_{z \in Z_k} \frac{p_{D,k}(\tilde{x}_{k|k-1}^i) g_k(z | \tilde{x}_{k|k-1}^i)}{\kappa_k(z) + C_k(z)} \right] \tilde{\omega}_{k|k-1}^i$$

$$C_k(z) = \sum_{i=1}^{N_{k|k-1}} p_{D,k}(\tilde{x}_{k|k-1}^i) g_k(z | \tilde{x}_{k|k-1}^i) \tilde{\omega}_{k|k-1}^i$$

重采样:对 $\{\tilde{\omega}_k^i, \tilde{x}_k^i\}_{i=1}^{L_{k-1}+J_k}$ 进行重采样得 $\{\omega_k^i, x_k^i\}_{i=1}^{L_k}$.

4 CKQMC-PHD 滤波

4.1 CK 滤波

单目标滤波器的密度函数可以表示为

$$p(x_k | z_{1:k}) = \frac{p_{XZ}(x_k, z_{1:k})}{p_Z(z_{1:k})} \quad (7)$$

其中 $p_{XZ}(x_k, z_{1:k})$ 和 $p_Z(z_{1:k})$ 分别为 $(x_k, z_{1:k})$ 的联合密度和 $z_{1:k}$ 的边缘密度.

假设我们知道如何从 $f_{k|k-1}(\cdot | x_{k-1})$ 和 $g_k(\cdot | x_k)$ 抽样, 初始密度为 $p_0(\cdot)$. 则 p_{XZ} 和 p_Z 的核密度估计 p_{XZ}^n 和 p_Z^n 表示为

$$p_{XZ}^n(x_k, z_{1:k}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_{h_n}^x(x_k - x_k^{(i)}) K_{h_n}^z(z_{1:k} - z_{1:k}^{(i)})$$

$$p_Z^n(z_{1:k}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_{h_n}^z(z_{1:k} - z_{1:k}^{(i)})$$

其中 $K_{h_n}^z(z_{1:k} - z_{1:k}^{(i)}) = \prod_{j=1}^k K_{h_n}^z(z_j - z_j^{(i)})$,

$$x_k^{(i)} \sim f_{k|k-1}(\cdot | x_{k-1}^{(i)}), z_k^{(i)} \sim g_k(\cdot | x_k^{(i)}).$$

从以上可得到 $p(x_k | z_{1:k})$ 的核密度估计 $p^n(x_k | z_{1:k})$

$$p^n(x_k | z_{1:k}) = \frac{\sum_{i=1}^n K_{h_n}^x(x_k - x_k^{(i)}) K_{h_n}^z(z_{1:k} - z_{1:k}^{(i)})}{\sum_{i=1}^n K_{h_n}^z(z_{1:k} - z_{1:k}^{(i)})}.$$

4.2 CKQMC-PHD 滤波器

卷积核密度估计的方法能运用于 QMC-PHD 滤波.

预测:假设 $k-1$ 时刻 $v_{k-1}(x)$ 表示为

$$v_{k-1}(x) = \sum_{i=1}^{L_{k-1}} \omega_{k-1}^i K_{h_n}^x(x - x_{k-1}^{(i)})$$

利用 QMC 方法从 $q_k(\cdot | x_{k-1}^i, Z_k)$ 和 $p_k(\cdot | Z_k)$ 中采取样本点 \tilde{x}_k^i , 表示如下

$$\tilde{x}_k^i \sim \begin{cases} q_k(\cdot | x_{k-1}^i, Z_k), & i = 1, \dots, L_{k-1} \\ p_k(\cdot | Z_k), & i = L_{k-1} + 1, \dots, L_{k-1} + J_k \end{cases}$$

并计算相应的权重

$$\tilde{\omega}_{k|k-1}^i = \begin{cases} \frac{p_{S,k-1}(x_{k-1}^i) f_{k|k-1}(\tilde{x}_k^i | x_{k-1}^i)}{q_k(\cdot | x_{k-1}^i, Z_k)} \omega_{k-1}^i, & i = 1, \dots, L_{k-1} \\ \frac{1}{J_k} \frac{\gamma_k(\tilde{x}_k^i)}{p_k(\cdot | Z_k)}, & i = L_{k-1} + 1, \dots, L_{k-1} + J_k \end{cases}$$

则预测的 PHD 表示为

$$v_{k|k-1}(x) = \sum_{i=1}^{L_{k-1}+J_k} \tilde{\omega}_{k|k-1}^i K_{h_n}^x(x - \tilde{x}_{k|k-1}^i)$$

$$\text{更新: } v_k(x) = \sum_{i=1}^{L_{k-1}+J_k} \omega_k^i K_{h_n}^x(x - \tilde{x}_k^i)$$

其中

$$\tilde{\omega}_k^i = \left[1 - p_{D,k}(\tilde{x}_{k|k-1}^i) + \sum_{z \in Z_k} \frac{p_{D,k}(\tilde{x}_{k|k-1}^i) K_h^z(z - z_k^{(i)})}{\kappa_k(z) + C_k(z)} \right] \tilde{\omega}_{k|k-1}^i$$

$$C_k(z) = \sum_{i=1}^{L_{k-1}+J_k} p_{D,k}(\tilde{x}_{k|k-1}^i) K_h^z(z - z_k^{(i)}) \tilde{\omega}_{k|k-1}^i$$

$z_k^{(i)}$ 为利用 QMC 方法从 $g_k(\cdot | x_k^{(i)})$ 抽取的随机样本点.

重采样:用 QMC 方法从 $v_k(\cdot)$ 中抽取样本点 $x_k^{(i)}$, 并分配权重 $\omega_k^{(i)} = \hat{N}_k/L_k$, $i = 1, \dots, L_k$. 其中 $\hat{N}_k = \sum_{i=1}^{L_{k-1}+J_k} \tilde{\omega}_k^i$.

5 仿真结果

5.1 跟踪模型

在本文中我们考虑二维区域, 每个目标在 $[-100, 100] \times [-100, 100]$ 中移动, 并且在任一时间可以出现或消失, 目标数目未知并且随时间变化. 目标的状态包括位置和速度, 目标的状态转移方程可以表示

$$x_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1} + \begin{bmatrix} v_{1,k} \\ v_{2,k} \\ v_{3,k} \\ v_{4,k} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中 $x_k = [x, x, y, y]^T$, $[x, x]^T$ 和 $[y, y]^T$ 分布表示 k 时刻目标的位置和速度, $v_{1,k}, v_{3,k} \sim N(0, 0.3^2)$, $v_{2,k}, v_{4,k} \sim N(0, 0.05^2)$, 采样区间 $T = 1$. 目标存活概率 $p_{S,k} = 0.95$.

观测方程为

$$z_k = \begin{pmatrix} \arctan(x_k/y_k) \\ \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \omega_{1,k} \\ \omega_{2,k} \end{pmatrix} \quad (9)$$

其中 $\omega_{1,k} \sim N(0, \sigma_{1,k}^2)$, $\omega_{2,k} \sim N(0, \sigma_{2,k}^2)$. 检测概率 $p_D = 1$.

本文不考虑目标分裂的情况, 新目标出现服从泊松模型, 其强度函数为 $\gamma_k(x) = 0.2N(x; x_0, Q_b)$, 其中

$$x_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \\ 0 \\ -3 \end{bmatrix}, Q_b = \begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

杂波的强度函数为 $\kappa_k(z) = \lambda u_k(z)$, 其中 $u_k(z)$ 是 $[-2, 2] \times [0, 300]$ 均匀分布密度函数.

5.2 QMC-PHD 滤波的跟踪性能分析

在 QMC-PHD 滤波算法中, 每个可能的目标分配 200 个粒子, 重要性采样函数分别为 $q_k = f_{k|k-1}(\cdot | x_{k-1}^i)$ 和 $p_k = N(\cdot, x_0, Q_b)$. 观测噪声为 $\sigma_{1,k} = 0.05$, $\sigma_{2,k} = 1$. OSPA 距离^[11]能够综合从目标数目误差和状态误差两个方面对算法进行性能评价. 在本文中, 我们使用 OSPA 距离对算法进行评估. 图 1 给出了随着杂波数目变大, SMC-PHD 和 QMC-PHD 滤波的 OSPA 距离的变化情

况.从图中可以看到,QMC-PHD 滤波的平均 OSPA 距离小于 SMC-PHD 滤波的距离.在杂波数目固定时,每个目标分配的粒子数目由 50 增加到 1000,分别进行 100 次模拟,两种滤波的平均 OSPA 距离对比如表 1 所示.我们可以看出在选取粒子数目比较少的时候,QMC-PHD 滤波要优于 SMC-PHD 滤波.

5.3 CKQMC-PHD 滤波的跟踪性能分析

在 CKQMC-PHD 滤波中,每个可能目标分配 200 个粒子,核函数为高斯分布.通过不断地降低观测噪声方法,对 QMC-PHD 滤波和 CKQMC-PHD 滤波的跟踪性能进行了比较.

图 2 和图 3 分别给出了两种滤波在观测噪声为

$\sigma_{1,k}=0.05, \sigma_{2,k}=1$ 时的状态估计,从中我们可以发现这两种滤波的性能是差不多的.首先,在减少 $\sigma_{1,k}=0.05/2, \sigma_{2,k}$ 不变的情况下使用这两种滤波,其跟踪效果如图 4 和图 5.其次,我们减少 $\sigma_{2,k}=1/25, \sigma_{1,k}$ 不变,两种滤波的跟踪效果如图 6 和图 7.对四个图形进行比较和分析,可以发现 QMC-PHD 的跟踪效果明显不如 CK-

表 1 不同粒子数目下平均 OSPA 距离

粒子数	50	100	200	500	1000
QMC-PHD	4.7717	4.1408	3.4863	2.8320	2.7639
SMC-PHD	5.1936	4.2815	3.6242	2.8763	2.7527

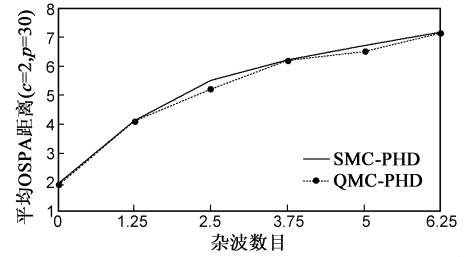


图1 SMC-PHD与QMC-PHD滤波器在杂波数目发生变化时对应的平均OSPA距离

QMC-PHD 滤波.最后我们同时减小 $\sigma_{1,k}, \sigma_{2,k}$,使 $\sigma_{1,k}=0.05/2, \sigma_{2,k}=1/25$,如图 8 和图 9,这个时候我们发现 QMC-PHD 滤波在很多时刻点出无法跟踪到目标,其跟踪效果明显不如观测噪声未改变时的效果,而 CPQMC-PHD 滤波的效果没有明显的改变.表 2 给出了不同观测噪声下,由两种算法所得到的平均 OSPA 距离.从中

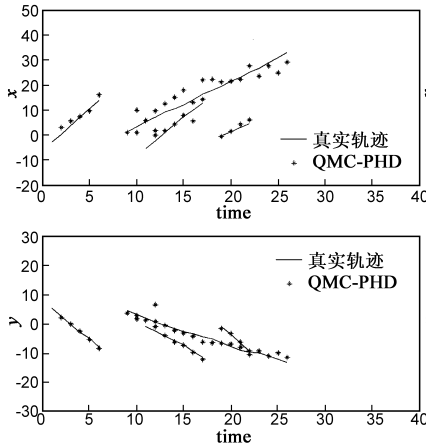


图2 QMC-PHD滤波器跟踪结果 ($\sigma_{1,k}=0.05, \sigma_{2,k}=1$)

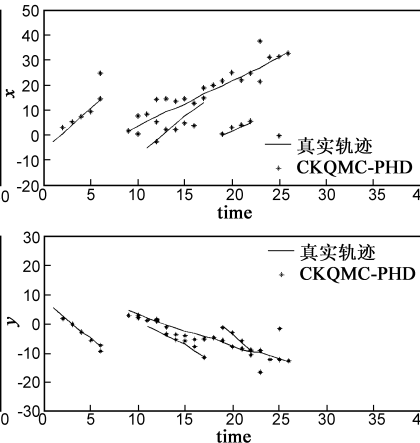


图3 CKQMC-PHD滤波器跟踪结果 ($\sigma_{1,k}=0.05, \sigma_{2,k}=1$)

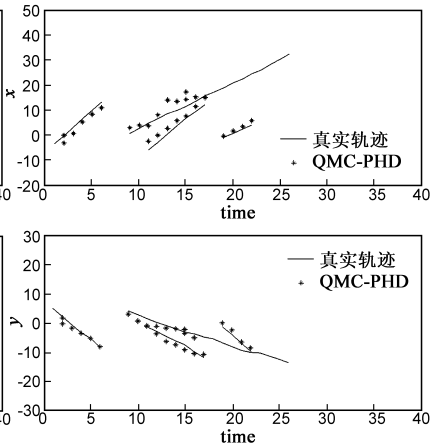


图4 QMC-PHD滤波器跟踪结果 ($\sigma_{1,k}=0.05, \sigma_{2,k}=1$)

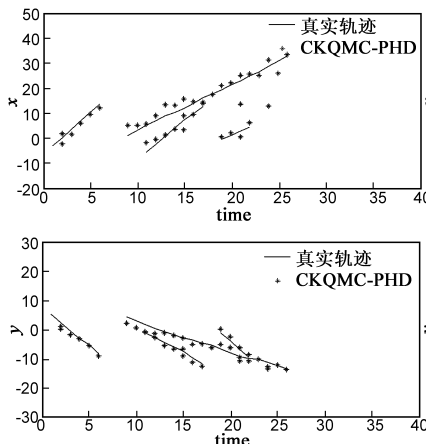


图5 CKQMC-PHD滤波器跟踪结果 ($\sigma_{1,k}=0.05, \sigma_{2,k}=1$)

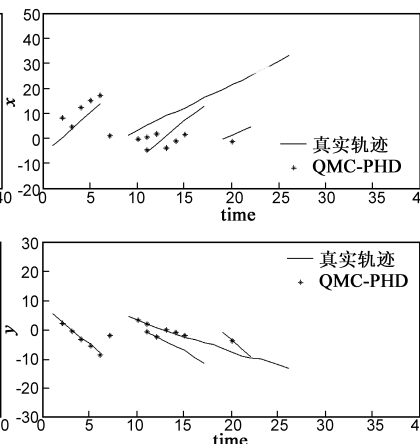


图6 QMC-PHD滤波器跟踪结果 ($\sigma_{1,k}=0.05, \sigma_{2,k}=1/25$)

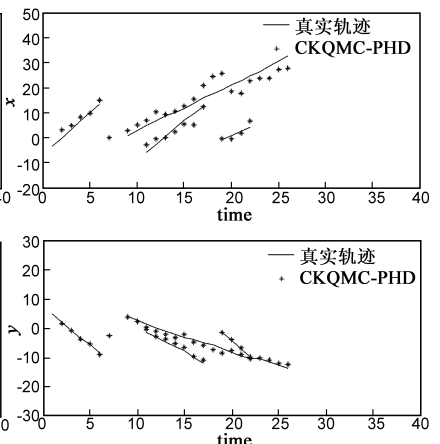


图7 CKQMC-PHD滤波器跟踪结果 ($\sigma_{1,k}=0.05, \sigma_{2,k}=1/25$)

可以发现,在观测噪声减小时,CKQMC-PHD滤波的效果明显比QMC-PHD滤波好。

表 2 不同观测噪声下的平均 OSPA 距离

观测噪声	QMC-PHD	CKQMC-PHD
$\sigma_{1,k} = 0.05, \sigma_{2,k} = 1$	3.7586	3.3829
$\sigma_{1,k} = 0.05, \sigma_{2,k} = 1/25$	10.5108	2.7868
$\sigma_{1,k} = 0.05/2, \sigma_{2,k} = 1$	4.9149	2.0630
$\sigma_{1,k} = 0.05/2, \sigma_{2,k} = 1/25$	11.7386	2.0871

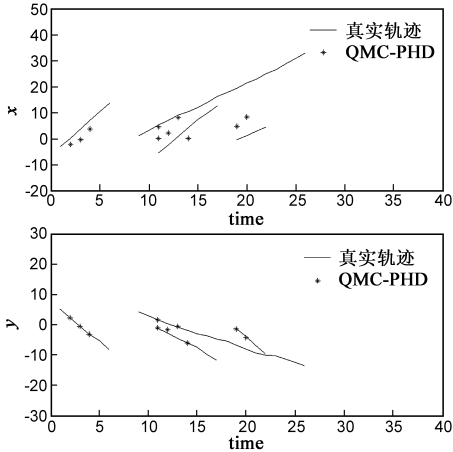


图 8 QMC-PHD滤波器跟踪结果($\sigma_{1,k}=0.05/2, \sigma_{2,k}=1/25$)

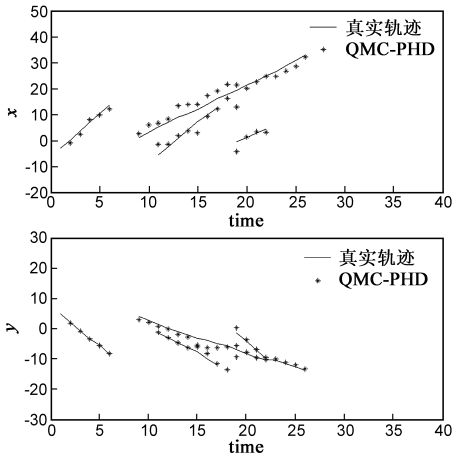


图 9 CKQMC-PHD滤波器跟踪结果($\sigma_{1,k}=0.05/2, \sigma_{2,k}=1/25$)

6 结束语

本文首先提出了针对 PHD 滤波 QMC 实现形式,得到了 QMC-PHD 滤波.在仿真实验中把 QMC-PHD 滤波和 SMC-PHD 的跟踪效果进行比较,可以发现 QMC-PHD 的跟踪效果比 SMC-PHD 好.然后在 QMC-PHD 滤波的基础上引入 CK 估计方法,得到 QMC-PHD 的 CK 实现形式.在仿真实验可以看到,观测噪声比较小的时候,CKQMC-PHD 滤波的跟踪效果要明显的比 QMC-PHD 滤波好.

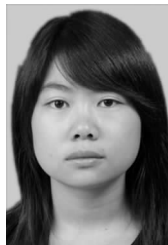
参考文献

[1] Mahler R, Zajic T. Multi-object tracking using a generalized multi-object first-order moment filter[A]. Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop

(CVPRW)[C]. USA: IEEE Press, 2003. 184 - 195.

- [2] Mahler R. Multitarget bayes filtering via first-order multitarget moments[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152 - 1178.
- [3] 侯代文, 殷福亮. 基于粒子滤波的交互式多模型说话人跟踪方法[J]. 电子学报, 2010, 38(4): 835 - 841.
Hou Dai-wen, Yin Fu-liang. An IMM particle filtering method for speaker tracking[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(4): 835 - 841. (in Chinese)
- [4] 王首勇, 于兴伟. 一种基于粒子滤波的雷达目标似然比检测方法[J]. 电子学报, 2010, 38(3): 503 - 506.
Wang Shouyong, Yu Xingwei. A likelihood-ratio detection method of radar target based on particle filtering[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(3): 503 - 506. (in Chinese)
- [5] 刘先省, 胡振涛, 等. 基于粒子优化的多模型粒子滤波算法[J]. 电子学报, 2010, 38(2): 301 - 306.
Liu Xianxing, Hu Zhentao, et al. A novel multiple model particle filter algorithm based on particle optimization [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2): 301 - 306. (in Chinese)
- [6] Ba-Ngu Vo, Sumeetpal Singh, Arnaud Doucet. Random finite sets and sequential Monte Carlo method in multi-target tracking [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Radar [C]. USA: IEEE Press, 2003. 486 - 491.
- [7] Ba-Ngu. Vo, Sumeetpal. Singh, Arnaud. 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.
- [8] Hedvig Sidenbladh. Multi-target particle filtering for the probability hypothesis density [A]. Proceedings of the International Conference on Information Fusion [C]. USA: IEEE Press, 2003. 800 - 806.
- [9] Dong Guo, Xiaodong Wang. Quasi-Monte Carlo filtering in nonlinear dynamics systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(6): 2087 - 2098.
- [10] V Rossi, J-P Vila. Nonlinear filter in discrete time [OL]. <http://vrossi.free.fr/recherche.html>. 2004.
- [11] D Schumacher, et al. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 56(8): 3447 - 3457.

作者简介



马悦女, 1984年4月出生于河南信阳, 博士. 主要研究方向: 随机集, 多目标跟踪.
E-mail: mayuemath@yahoo.cn