

PHD 粒子滤波中目标状态提取方法研究

唐 续^① 魏 平^① 陈 欣^②

^①(电子科技大学电子工程学院 成都 611731)

^②(麦克马斯特大学电子与计算机工程系 汉密尔顿 L8S2L3 加拿大)

摘 要: 采用概率假设密度(PHD)粒子滤波进行多目标跟踪时,各时刻的目标状态表现为大量的加权粒子,需以一定方法从该粒子近似中提取出来。该文提出一种增强的目标状态提取方法,先以 k-means 算法对粒子进行空间分布的聚类,再于各类中寻找粒子权的峰值位置作为目标状态的估计。仿真结果表明:由于综合利用了粒子的权值和空间分布信息,该算法具有比现有算法更小的目标状态估计误差。

关键词: 多目标跟踪; 贝叶斯滤波; 粒子滤波; 概率假设密度; 聚类

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)11-2691-04

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.01580

Extracting Targets' State from Particle Approximation of the PHD

Tang Xu^① Wei Ping^① Chen Xin^②

^①(School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

^②(Electrical and Computer Engineering, McMaster University, Hamilton L8S2L3, Canada)

Abstract: Probability Hypothesis Density (PHD) filter has emerged as one of powerful tools for multi-target tracking. In the Sequential Monte Carlo (SMC) implementation of it, the filter's output is particle approximation of PHD, so some special algorithm is needed to extract the target states from those particles. In this paper, an improved algorithm is proposed. Firstly particles are clustered by their positions using the k-means algorithm, and then the positions with maximum of particles' weight are searched and estimated in each cluster as the targets' positions. Because the information of both particles' weight and spatial distribution are utilized, confirmed by simulation results, the new algorithm can provide estimation of the targets states more accurately.

Key words: Multi-target tracking; Bayes filtering; Particle filter; Probability Hypothesis Density (PHD); Clustering

1 引言

多目标跟踪在通信、雷达、生物医学等多领域有广泛应用,是一项重要而困难的研究课题。该问题中,目标或杂波随时间出现或消失,目标数及目标产生的观测值将是时变的。近年来,由 maller 引入随机有限集(Random Finite Set, RFS)建模,通过随机有限集统计(Finite Set Statistics, FISST)理论,多目标跟踪问题可直接在贝叶斯滤波的统一框架下表示。关于随机集和有限集统计理论可参看文献[1]。直接采用 RFS 表示的最优多目标贝叶斯滤波在一般情况下仍难于处理,而其一阶矩近似——概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)却是便于计算的。通过递归地处理 PHD,便可获得各时刻的目标数及各目标的状态。对于非线性非高斯的情况,PHD 滤波过程中包含的积分式将得不到解析解,对此,文献[2]提出了 PHD 的粒子滤波实现。

多目标跟踪中的重要任务是获得目标的数目和状态。PHD 粒子滤波输出表现为加权粒子的近似,其峰值的位置即代表各目标状态。于是,目标状态信息可通过峰值提取技术获取。对此,期望最大(Expectation-Maximization, EM)算法^[3]运用较早,以 k-means 为代表的标准分类技术^[4,5]运用较广,最近的 CLEAN 技术^[6],具有和 k-means 相当的性能。

k-means 利用了粒子的空间信息,CLEAN 技术则采用粒子的权值信息,分别表现为在一定条件下性能的不稳定。本文提出一种增强的目标状态提取算法,综合利用粒子的空间和权值信息,预期获得更好的效果。

本文结构如下,第 2 节简要给出 PHD 粒子滤波的理论基础;第 3 节讨论 PHD 粒子滤波中的目标状态提取技术,并结合 k-means 与 CLEAN 技术,提出增强的目标状态提取算法;第 4 节通过仿真展示新算法的有效性;第 5 节为总结。

2 PHD 粒子滤波

文献[2]给出 PHD 粒子滤波实现的详细推导及

相关分析,这里给出主要的步骤。PHD 被表示为加权粒子 $\{w_k^{(i)}, \xi_k^{(i)}\}_{i=1}^{L_k}, \forall k \geq 0$, 其中 w_k 为粒子权(权值的和代表时刻 k 目标数的期望 $\hat{N}_{k|k}$), $\xi_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]$, 这些粒子经修正的重要性采样方法和重采样方法随时间递推,过程如下:

步骤 1 预测

对 $i = 1, 2, \dots, L_{k-1}$, 采样 $\tilde{\xi}_k^{(i)} \sim q_k(\cdot | \xi_{k-1}^{(i)}, Z_k)$, 并计算预测粒子的权值

$$\tilde{w}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{\tau_k(\tilde{\xi}_k^{(i)}, \xi_{k-1}^{(i)})}{q_k(\tilde{\xi}_k^{(i)} | \xi_{k-1}^{(i)}, Z_k)} w_{k-1}^{(i)} \quad (1)$$

对 $i = L_{k-1} + 1, L_{k-1} + 2, \dots, L_{k-1} + J_k$, 采样 $\tilde{\xi}_k^{(i)} \sim p_k(\cdot | \xi_{k-1}^{(i)}, Z_k)$ 并计算新生粒子的权值

$$\tilde{w}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{J_k} \frac{b_k(\tilde{\xi}_k^{(i)})}{p_k(\tilde{\xi}_k^{(i)} | Z_k)} \quad (2)$$

这里为了简化,不考虑目标衍生的情况。式中 $\tau_k(\cdot, \cdot) = d_{k|k-1}(\cdot) f_{k|k-1}(\cdot)$, 其中 $d_{k|k-1}(\cdot)$, $f_{k|k-1}(\cdot)$ 表示目标存活概率、转换概率。 $q_k(\cdot)$ 和 $p_k(\cdot)$ 为重要性采样的建议密度, $b_k(\cdot)$ 为新生目标的 PHD。

步骤 2 更新

对每个 $z \in Z_k$, 计算

$$C_k(z) = \sum_{j=1}^{L_{k-1}+J_k} \psi_{k,z}(\tilde{\xi}_k^{(j)}) \tilde{w}_{k|k-1}^{(j)} \quad (3)$$

对 $i = 1, 2, \dots, L_{k-1} + J_k$, 更新权值

$$\tilde{w}_k^{(i)} = \left[1 - P_D + \sum_{z \in Z_k} \frac{\psi_{k,z}(\tilde{\xi}_k^{(i)})}{\lambda_k c_k(z) + C_k(z)} \right] \tilde{w}_{k|k-1}^{(i)} \quad (4)$$

其中 $\psi_{k,z}(\xi) = P_D f_k(z|\xi)$, P_D 为检测概率, λ_k 为每次扫描虚警平均数, 假设为泊松分布, $c_k(z)$ 为虚警的概率分布, $f_k(\cdot|\cdot)$ 为传感器似然函数。

步骤 3 重采样

计算权值总量

$$\hat{N}_{k|k} = \sum_{j=1}^{L_{k-1}+J_k} \tilde{w}_k^{(j)} \quad (5)$$

重采样 $\{\tilde{w}_k^{(i)}/\hat{N}_{k|k}, \tilde{\xi}_k^{(i)}\}_{i=1}^{L_{k-1}+J_k}$ 获得 $\{w_k^{(i)}/\hat{N}_{k|k}, \xi_k^{(i)}\}_{i=1}^{L_{k-1}+J_k}$

3 PHD粒子滤波中的目标状态提取

PHD 粒子滤波在其贝叶斯递推过程中,每时刻目标的数目 $\hat{N}_{k|k}$ 由当前所有粒子的权值求和得到,而 PHD 的峰值的位置即代表了各目标状态,需要相应的峰值提取技术以获取目标的状态信息。文献[3]中运用 EM 算法,每个目标状态被近似为一个高斯函数,PHD 被近似为高斯函数的混合。该方法计算量较大,性能较差^[6]。若把粒子看成空间中的点,目

标所在位置将最有可能在粒子相对聚集的地方。由此,如 k-means 的标准分类技术,成为另一种较常用的多目标状态提取方法。该方法基于粒子间的距离关系,把粒子分为 $\text{round}(\hat{N}_{k|k})$ 个类,每类的中心即为目标状态的估计,其计算量小,性能远优于 EM 算法。近来,考虑到每个粒子的权即是 PHD 的局部近似,文献[6]提出利用 PHD 粒子的权值信息的目标状态提取算法,该方法采用在天文学中用于消除主目标对次目标观测影响的擦除(CLEAN)技术。该算法先确定作为目标应具有权值大小,然后开始寻找权最大,且大于此目标权的粒子作为目标状态估计,并对该粒子抹除相应的目标权值部分,以清除其对次大权粒子的影响,再于剩下的粒子及其权值中继续寻找最大权以发现下一个目标状态,直到获得 $\text{round}(\hat{N}_{k|k})$ 个目标状态。过程中,如果单个粒子的权不足以形成目标权,则以当前最大权的粒子为中心集合其邻域粒子的权作为目标权,而目标状态取为该邻域内粒子的加权平均。文献[6]报告该方法具有和 k-means 相当的性能。

只利用了粒子的空间信息, k-means 会出现多个目标在同一类而无法区分的情况(后面的仿真说明了这点),这将导致较大的目标状态估计误差。另一方面, CLEAN 方法单纯利用粒子的权值信息,只要权值大就认为是目标,这容易受到野值的干扰。特别在杂波较强时,野值会较大,此时算法将失效。

实际上,每个粒子都可以看作一个像素,粒子的状态和权即是像素的位置和强度。峰值提取问题可转换为图像分类问题。解决这类问题,像素的位置和强度信息都应该被利用^[4]。为此,本文提出改进的峰值提取方法,先利用粒子的空间位置信息限定备选权值的范围,之后在各范围内进行 CLEAN 过程,防止了只用粒子位置或权值所带来的片面性和盲目性,可获得更好的目标状态估计效果。该方法在 PHD 粒子滤波的重采样步骤后执行,主要步骤的伪码描述如下所示:

(1)重采样后的准备

(a)建立向量 \mathbf{S} , 保存去除了相同位置的粒子,各粒子的权值 w_i 取为被重采样到的次数;

(b)根据式(5)获得目标数 $N = \text{round}(\hat{N}_{k|k})$;

(2)基于如 k-means 的分类技术把 \mathbf{S} 中的粒子分 L 类

(3)权值 w_i 对每一类 L^k 中的粒子作峰值提取

(a)基于距离分辨率计算邻域直径 ρ ;

(b)确定峰值数 $N = \text{round}(\text{类 } L^k \text{ 中权值和})$;

(c)计算目标权 $= \min \left\{ 0.99, 0.99 \frac{\sum w_i^k}{\text{round}(\sum w_i^k)} \right\}$;

For 1 to N

- 搜寻最大权值的粒子, 该权为 ξ ;
- if(ξ 大于目标权), 则找到一个峰值, 除去该部分权值($\xi = \xi - \text{目标权}$), break;
- else for $n=1$ to 最大尝试数;
 - (i)以 $n \times \rho$ 为直径的邻域中取权值之和;
 - (ii)if 该权值和大于目标权, 则找到一个峰值为该邻域粒子的加权平均, 除去该部分权值;
 - (iii)else 继续;

4 仿真

采用类似文献[2]的场景及参数, 2 维跟踪区域为 $[-150,150] \times [-150,150]$, 目标状态包括位置及速度, 测量仅为目标位置。跟踪时间为 40 s, 所跟踪的目标数是时变的, 当前目标在下一时刻的存活概率 $e_{k|k+1} = 0.95$, 假设新目标都在出现坐标原点位置附近, 出现概率满足强度函数 $0.2N(\cdot; m, Q)$ 的泊松分布, 其中 $N(\cdot; m, Q)$ 为均值为 m , 方差为 Q 的正态密度。

$$m = \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \\ 0 \\ -3 \end{bmatrix}, \quad Q = \begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

目标运动模型:

$$\mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{X}_{k-1} + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T \\ T^2/2 \\ T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \nu_{1,k} \\ \nu_{2,k} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中 $\mathbf{X}_k = [x, \dot{x}, y, \dot{y}]^T$, 采样周期 $T = 1$, $\nu_{1,k}, \nu_{2,k}$ 为相互独立的高斯白噪声, $\sigma_{\nu_1} = 1, \sigma_{\nu_2} = 0.1$ 。

观测模型:

$$\mathbf{y}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \begin{bmatrix} w_{1,k} \\ w_{2,k} \end{bmatrix} \quad (8)$$

噪声 $w_{1,k}, w_{2,k}$ 相互独立, 方差 $\sigma_{w_1} = \sigma_{w_2} = 2.5$, $p_d = 1$, 杂波均匀分布, 每采样间隔的杂波数服从

$\lambda_k = 10$ 的泊松分布。每个目标用 1000 个粒子表示。

由于需要关联, 单目标问题中标准的 RMSE 不能用于多目标情况的性能测量。因此, 这里采用 Wasserstein 距离^[7]作为多目标错误距离表示, 评估多目标状态估计的性能。

Wasserstein 距离定义为任意两个非空子集 \hat{X}, X 上, $d_p(\hat{X}, X) = \min_C \sqrt[p]{\sum_{i=1}^{|\hat{X}|} \sum_{j=1}^{|X|} C_{i,j} \|\hat{x}_i - x_j\|^p}$, 其中最小值是在所有转换矩阵 C (转换矩阵元素 $C_{i,j}$ 满足 $C_{i,j} \geq 0, \sum_{j=1}^{|X|} C_{i,j} = 1/|\hat{X}|, \sum_{i=1}^{|\hat{X}|} C_{i,j} = 1/|X|$) 的集合上取得。注意若估计值 \hat{X} 或真值 X 任一为空, 则 Wasserstein 距离无意义。当 \hat{X} 和 X 具有相同维数时, Wasserstein 距离给出最好关联性的距离。

仿真结果如图 1-图 4。图 1 为目标真实运动轨迹; 图 2 为真实目标数与标准 PHD 粒子滤波输出所得估计目标数, 可见由于杂波及噪声影响, PHD 固有目标数估计在某些时刻不准确。图 3 为 Wasserstein 距离表征的目标状态估计性能比较。由于前面分析知道, 所讨论的方法都需基于对目标数的估计。在目标数估计不正确的时刻, k-means 方法和本文方法的目标状态估计都有较大误差。在目标数估计正确的时刻, 本文方法的 Wasserstein 距离都在 6 以内, 而 k-means 方法却表现出较大误差。为更直观地展示其误差的来源, 仅以第 16 时刻为例, 图 4 给出了 PHD 粒子滤波输出及各方法的目标状态估计。在该图中粒子所形成的空间分布条件下, k-means 方法由于只考虑粒子的空间相对位置, 除了图最右边的区域, 其余区域都得到错误数目的目标状态, 而本文方法通过进一步搜寻粒子权的峰值而获取正确数目的目标估计, 从而得到更准确的目标状态估计。

5 结论

本文针对粒子滤波实现的 PHD 滤波中的多目标状态提取问题, 提出一种综合利用粒子权值及位

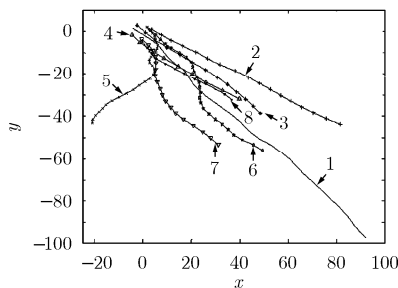


图 1 真实目标运动轨迹

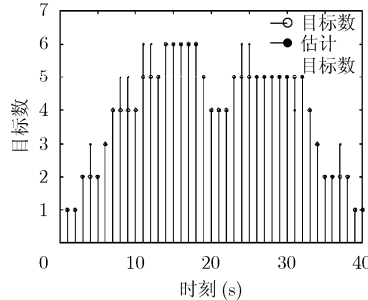


图 2 目标数估计

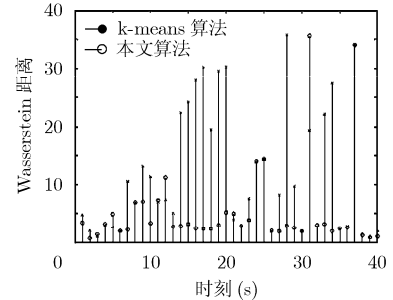


图 3 Wasserstein 距离比较

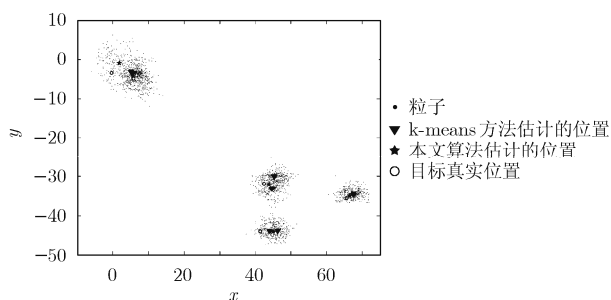


图4 时刻16的PHD粒子滤波输出

置信息的目标状态提取方法，仿真表明该方法较大程度降低了多目标状态估计误差。同时，与现有方法类似，该方法的性能依然需以对目标数的准确估计为保证。在多目标跟踪应用中，应结合目标数估计准确性更高的，如文献[8-10]的增强型PHD方法。

参考文献

- [1] Mahler R. Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion[M]. Artech House, Boston, 2007: 711-715.
- [2] Ba-nгу vo, Singh S, and Doucet A. 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.
- [3] Tobias M and Lanterman A D. Probability hypothesis density-based multitarget tracking with bistatic range and doppler observations[J]. *IET, Radar, Sonar and Navigation*, 2005, 152(3): 195-205.
- [4] Jain A K, Murty M N, and Flynn P J. Data clustering: a review[J]. *ACM Computing Surveys*, 1999, 31(3): 264-323.
- [5] Ba-nгу vo and Wing-kin MA. The gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [6] Tobias M and Lanterman A D. Techniques for birth-particle placement in the probability hypothesis density particle filter applied to passive radar[J]. *IET, Radar, Sonar and Navigation*, 2008, 2(5): 351-365.
- [7] Hoffinan J and Mahler R. Multitarget miss distance via optimal assignment[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part A*, 2004, 34(3): 327-336.
- [8] Mahler R. PHD filters of higher order in target number[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(4): 1523-1543.
- [9] Clark D, Ristic B, and Ba-nгу Vo. PHD Filtering with target amplitude feature[C]. 11th International Conference on Information Fusion. Cologne, Germany, Jun. 30-July 3, 2008: 1-7.
- [10] Streit R L. PHD intensity filtering is one step of a MAP estimation algorithm for positron emission tomography[C]. Proc of the International Conference on Information Fusion, Seattle, WA, July 6-9, 2009: 308-315.

唐 续： 男，1975 年生，副教授，研究方向为无源定位与跟踪。
魏 平： 男，1966 年生，教授，博士生导师，研究方向为无源定位与跟踪。