

文章编号: 1001-0920(2012)04-0507-06

基于杂波强度在线估计的多目标跟踪算法

闫小喜, 韩崇昭

(西安交通大学 a. 智能网络与网络安全教育部重点实验室, b. 机械制造
系统工程国家重点实验室, c. 综合自动化研究所, 西安 710049)

摘要: 针对多目标跟踪中的未知杂波强度, 提出了基于熵分布的杂波强度在线估计算法. 利用有限混合模型对未知杂波强度建模, 将仅依赖于混合权重的熵分布作为混合参数的先验; 利用拉格朗日乘法推导了混合权重在极大后验意义下的在线估计公式; 以随机近似过程为在线估计策略, 推导了基于缺失数据的分量均值和方差的在线估计公式. 仿真结果表明, 基于熵分布的杂波强度在线估计算法改进了概率假设密度滤波器在多目标跟踪中的性能.

关键词: 多目标跟踪; 概率假设密度; 杂波强度; 在线估计; 熵分布

中图分类号: TP274

文献标识码: A

Multiple target tracking based on online estimation of clutter intensity

YAN Xiao-xi, HAN Chong-zhao

(a. Ministry of Education Key Lab for Intelligent Networks and Network Security, b. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, c. Institute of Integrated Automation, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China. Correspondent: YAN Xiao-xi, E-mail: yanxiaoxi1981@gmail.com)

Abstract: Aiming at the unknown clutter intensity in multiple tracking, online estimation algorithm of clutter intensity based on entropy distribution is proposed. The clutter intensity is modeled by finite mixture model. The entropy distribution, which depends only on mixing weights, is adopted as the prior distribution of mixing parameters. The online estimation formulation of mixing weight is derived by Lagrange multiplier in the sense of maximum a posteriori. Stochastic approximation procedure is regarded as the strategy of online estimation of component mean and covariance. The online estimation formulations of component mean and covariance are derived based on missing data. Simulation results show that the online estimation algorithm of clutter intensity based on entropy distribution improves the performance of probability hypothesis density filter in multiple target tracking.

Key words: multiple target tracking; probability hypothesis density; clutter intensity; online estimation; entropy distribution

1 引言

多目标跟踪算法是研究从目标量测和杂波中估计目标数目和各个目标状态的方法. 经过几十年的发展, 人们提出了众多的多目标跟踪算法, 关于这些算法的最新综述可参见文献 [1]. 已有的多目标跟踪算法大都基于数据关联, 它们从分散的角度看待多目标跟踪问题, 依据目标与量测的对应关系, 将多目标跟踪问题归结为多个单目标跟踪问题^[2-3]. 然而, 数据关联本身是一个很复杂的问题, 使得基于数据关联的算法求解更加困难. 从算法逻辑的角度看, 数据关联对于多目标跟踪而言可能是不必要的, 因为在解决一个

困难问题时没有必要再引入一个更加困难的问题.

若从集值估计的角度重新认识多目标跟踪问题, 则可为在无需数据关联的情况下解决多目标跟踪问题提供一种可能的途径. 虽然点过程理论被公认为是解决无数据关联情况下的多目标跟踪问题的数学基础^[4], 但直到基于随机有限集的概率假设密度 (PHD) 滤波器出现^[5-6]之前, 一直没有形成系统、严密的算法. PHD 是一种“单密度”, 在单目标状态空间上的积分值为期望目标数, 它是多目标概率密度的一阶矩, 在每个真实目标状态附近取得峰值. PHD 滤波器完全实现了无数据关联多目标跟踪, 将分散观点下的目标

收稿日期: 2010-11-01; 修回日期: 2011-01-01.

基金项目: 国家973计划项目(2007CB311006); 国家自然科学基金项目(60921003).

作者简介: 闫小喜(1981-), 男, 博士生, 从事随机有限集与多源信息融合的研究; 韩崇昭(1943-), 男, 教授, 博士生导师, 从事多源信息融合理论等研究.

起始、目标运动和目标消亡的 3 个阶段无缝地合为一个整体. PHD 滤波器有序贯蒙特卡罗 (SMC) 实现^[7-9]和高斯混合实现^[10-12]两种形式. 势化 PHD (CPHD) 滤波器同时传递 PHD 和目标数分布, 相对于 PHD 滤波器具有较大优势^[13-15]. PHD 和 CPHD 所具有的优点, 使其可应用于多目标跟踪的多个方面^[16-20].

文献 [5] 在利用随机有限集统计量和概率生成函数推导, PHD 滤波器更新公式时, 强制假设杂波强度为已知以得到更新强度. 然而, 在多目标跟踪中, 作为强度重要组成部分的杂波强度是未知的, 该强制假设将导致更新后的强度与真实强度有较大偏差, 从而影响到依据更新强度峰值所进行的多目标状态估计. 为此, 本文针对多目标跟踪中未知的杂波强度, 提出了基于熵分布的杂波强度在线估计算法, 以改进 PHD 多目标跟踪算法的性能.

2 问题描述

PHD 滤波器的预测步为

$$\begin{aligned} D_{k|k-1}(x_k|Z_{1:k-1}) = & \gamma_k(x_k) + \int [\beta_{k|k-1}(x_k|x_{k-1}) + \\ & e_{k|k-1}(x_{k-1})f_{k|k-1}(x_k|x_{k-1})] \times \\ & D_{k-1|k-1}(x_{k-1}|Z_{1:k-1})dx_{k-1}. \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $D(\cdot)$ 表示强度, $\beta_{k|k-1}(x_k|x_{k-1})$ 为源自状态 x_{k-1} 的衍生强度, $\gamma_k(x_k)$ 为出生强度, $e_{k|k-1}(x_k)$ 为存活概率, $f_{k|k-1}(x_k|x_{k-1})$ 为状态转移密度.

PHD 滤波器的更新步为

$$\begin{aligned} D_{k|k}(x_k|Z_{1:k}) = & (1 - P_D(x_k))D_{k|k-1}(x_k|Z_{1:k-1}) + \\ & \sum_{z \in Z_k} \frac{\varphi_{k,z}(x_k)}{D_k(z)} D_{k|k-1}(x_k|Z_{1:k-1}). \end{aligned} \quad (2)$$

其中: $P_D(x_k)$ 为检测概率; $g_{k|k}(z|x_k)$ 为单目标似然函数; $\varphi_{k,z}(x_k) = P_D(x_k)g_{k|k}(z|x_k)$; 目标量测强度

$$C_k(z) = \int \varphi_{k,z}(x_k)D_{k|k-1}(x_k|Z_{1:k-1})dx;$$

更新强度 $D_k(z)$ 为

$$D_k(z) = \kappa_k(z) + C_k(z), \quad (3)$$

$\kappa_k(z)$ 为杂波强度^[5-6].

PHD 滤波器 SMC 实现可以利用加权粒子近似 PHD 的积分^[7,9]. 其主要步骤总结如下:

Step 1: 预测步. 对 $k-1$ 时刻粒子进行重要性采样 $\tilde{x}_k^{(i)} \sim q_k(\cdot|x_{k-1}^{(i)}, Z_k)$, 并计算预测权重

$$\tilde{w}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{\phi_{k|k-1}(\tilde{x}_k^{(i)}, x_{k-1}^{(i)})}{q_k(\tilde{x}_k^{(i)}|x_{k-1}^{(i)}, Z_k)} w_{k-1}^{(i)}. \quad (4)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, L_{k-1}$, L_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的粒子数目; $\phi(x_k, x_{k-1}) = e_{k|k-1}(x_{k-1})f_{k|k-1}(x_k|x_{k-1}) +$

$\beta(x_k|x_{k-1})$.

对出生目标采样 $\tilde{x}_k^{(i)} \sim p_k(\cdot|Z_k)$, 并计算粒子权重

$$\tilde{w}_{k|k-1}^{(i)} = \frac{1}{J_k} \frac{\gamma_k(\tilde{x}_k^{(i)})}{p_k(\tilde{x}_k^{(i)}|Z_k)}. \quad (5)$$

其中: $i = L_{k-1} + 1, \dots, L_{k-1} + J_k$, J_k 为赋给出生目标的粒子数目.

Step 2: 更新步. 对于每个量测 $z \in Z_k$, 计算

$$C_k(z) = \sum_{j=1}^{L_{k-1}+J_k} \varphi_{k,z}(\tilde{x}_k^{(j)})\tilde{w}_{k|k-1}^{(j)}; \quad (6)$$

然后, 更新预测步的粒子权重

$$\begin{aligned} \tilde{w}_k^{(i)} = & (1 - P_D(\tilde{x}_k^{(i)}))\tilde{w}_{k|k-1}^{(i)} + \\ & \sum_{z \in Z_k} \frac{\varphi_{k,z}(\tilde{x}_k^{(i)})}{\kappa_k(z) + C_k(z)} \tilde{w}_{k|k-1}^{(i)}, \end{aligned} \quad (7)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, L_{k-1} + J_k$.

Step 3: 重采样步. 首先, 求粒子权重和

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

然后, 对 $\left\{ \frac{\tilde{w}_k^{(i)}}{\hat{N}_{k|k}}, \tilde{x}_k^{(i)} \right\}$ 重采样得 $\left\{ \frac{w_k^{(i)}}{\hat{N}_{k|k}}, x_k^{(i)} \right\}_{i=1}^{L_k}$; 最后, 乘以 $\hat{N}_{k|k}$ 得 PHD 近似 $\{w_k^{(i)}, x_k^{(i)}\}_{i=1}^{L_k}$. $\hat{N}_{k|k}$ 为 k 时刻目标数估计值.

式 (3) 中更新强度 $D_k(z)$ 由目标量测强度 $C_k(z)$ 和杂波强度 $\kappa(z)$ 两部分构成. 这里研究的是未知杂波强度 $\kappa(z)$ 的在线估计算法, 以使更新强度 $D_k(z)$ 更加准确, 从而改进 PHD 滤波器在多目标跟踪中的性能.

3 杂波强度在线估计算法

利用泊松随机有限集对杂波过程进行建模, 杂波强度为

$$\kappa(z) = \eta c(z). \quad (8)$$

其中: η 为杂波数目, $c(z)$ 为杂波分布. 采用从时刻 1 到时刻 $k-1$ 的杂波个数平均值作为 η_k 的估计值, 即

$$\hat{\eta}_k = \frac{\hat{\eta}_1 + \dots + \hat{\eta}_{k-1}}{k-1}. \quad (9)$$

为表述简单, 以下公式中均省略了时刻标注 k . 算法采用有限混合模型描述杂波分布^[21]

$$c(z|\theta) = \sum_{m=1}^M \pi_m c(z|\theta_m). \quad (10)$$

其中: M 为分量个数, $\theta_m = \{\mu_m, \phi_m\}$ 为均值 μ_m 与方差 ϕ_m 构成的分量 m 参数集合, $\theta = \{\theta_1, \dots, \theta_M, \pi_1, \dots, \pi_M\}$ 为混合参数集合, 权重满足

$$\sum_{m=1}^M \pi_m = 1. \quad (11)$$

集合 $\mathcal{Z}^{(n)} = \{z^{(1)}, \dots, z^{(n)}\}$ 在式 (10) 中 $c(z|\theta)$ 下的对数似然为

$$\log c(\mathcal{Z}^{(n)}|\theta) = \sum_{i=1}^n \log \sum_{m=1}^M c(z^{(i)}|\theta_m). \quad (12)$$

估计杂波强度时, 只能逐个时刻获得杂波数据, 而不能一次性得到所有时刻的杂波数据. 因此, 杂波强度估计算法应是在线估计算法而非批处理估计算法, 它应随着每个时刻杂波数据的获得而在线地估计杂波强度. 杂波强度 $\kappa(z)$ 的在线估计包括杂波数目 η , 混合权重, 分量均值和分量方差的在线估计. 下面首先推导基于熵分布的混合权重的在线估计公式; 然后推导基于缺失数据分量均值与方差的在线估计公式; 最后给出算法初始化和杂波数据的获取方法.

3.1 混合权重在线估计

参数集合 θ 的先验取为依赖于混合权重的熵分布, 即

$$c(\theta) \propto \exp(-H(\pi_1, \dots, \pi_M)), \quad (13)$$

其中 $H(\pi_1, \dots, \pi_M) = -\sum_{m=1}^M \pi_m \log \pi_m$ 为熵度量.

采用极大后验 (MAP) 准则估计 θ . 对于集合 $\mathcal{Z}^{(n)} = \{z^{(1)}, \dots, z^{(n)}\}$, θ 的 MAP 估计为

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} \{\log c(\mathcal{Z}^{(n)}|\theta) + \log c(\theta)\}. \quad (14)$$

对于 MAP 解, 令 $\log c(\theta|\mathcal{Z}^{(n)})$ 关于 $\pi_m^{(n)}$ 的导数为零, 即

$$\frac{\partial}{\partial \pi_m^{(n)}} (\log c(\mathcal{Z}^{(n)}|\theta) + \log c(\theta)) = 0. \quad (15)$$

利用拉格朗日乘子, 将式 (11) 对混合权重的约束代入 (15), 有

$$\frac{\partial}{\partial \pi_m^{(n)}} \left(\log c(\theta|\mathcal{Z}^{(n)}) + \lambda \left(\sum_{m=1}^M \pi_m^{(n)} - 1 \right) \right) = 0, \quad (16)$$

其中 λ 为拉格朗日乘子. 将式 (12) 和 (13) 代入 (16), 得

$$\sum_{i=1}^n w_m^{(n)}(z^{(i)})/\pi_m^{(n)} + \log \pi_m^{(n)} + \lambda + 1 = 0, \quad (17)$$

其中

$$w_m^{(n)}(z) = \frac{\pi_m^{(n)} p(z|\theta_m)}{\sum_{m=1}^M \pi_m^{(n)} p(z|\theta_m)}. \quad (18)$$

对于杂波集合 $\mathcal{Z}^{(n+1)} = \{\mathcal{Z}^{(n)}, z^{(n+1)}\}$, 同理得

$$\sum_{i=1}^{n+1} w_m^{(n+1)}(z^{(i)})/\pi_m^{(n+1)} + \log \pi_m^{(n+1)} + \lambda + 1 = 0, \quad (19)$$

其中

$$w_m^{(n+1)}(z) = \frac{\pi_m^{(n+1)} p(z|\theta_m)}{\sum_{m=1}^M \pi_m^{(n+1)} p(z|\theta_m)}. \quad (20)$$

利用 $w_m^{(n)}(z)$ 近似 $w_m^{(n+1)}(z)$, 有

$$w_m^{(n+1)}(z) \approx w_m^{(n)}(z). \quad (21)$$

将式 (21) 代入 (19), 可得 $\pi_m^{(n+1)}$ 与 $\pi_m^{(n)}$ 的关系如下:

$$0 = \frac{\omega_m}{\pi_m^{(n+1)}} + \log \pi_m^{(n+1)} + \lambda + 1, \quad (22)$$

其中

$$\omega_m = w_m^{(n)}(z^{(n+1)}) - \pi_m^{(n)} \log \pi_m^{(n)} - \pi_m^{(n)} (\lambda + 1). \quad (23)$$

利用 Lambert W 函数^[22]求解超越方程 (22), 有

$$\pi_m^{(n+1)} = \frac{-\omega_m}{W(-\omega_m e^{1+\lambda})}. \quad (24)$$

利用式 (22) 求给定 $\pi_m^{(n+1)}$ 的 λ , 利用式 (24) 求给定 λ 的 $\pi_m^{(n+1)}$, 两式交替进行, 直到对数后验密度的相对变化率小于设定值.

首先利用 $z^{(n+1)}$ 更新所有混合权重 π_1, \dots, π_M ; 然后依据更新的混合权重来删减分量, 该删减操作通过权重置零实现; 最后正规化混合权重, 用以调整分量证据. 熵分布作为先验, 在极大后验迭代过程中驱使与杂波数据不相关的分量消亡, 该作用通过不断减少较少证据分量的权重来实现.

3.2 分量均值和方差在线估计

对于更新后的非零权重分量的均值和方差, 采用随机近似过程推导其在线估计公式. 随机近似过程的基本公式为

$$\theta^{(n+1)} = \theta^{(n)} + \{(n+1)I(\theta^{(n)})\}^{-1} S(z^{(n+1)}, \theta^{(n)}). \quad (25)$$

其中: $I(\theta)$ 为 θ 的 Fisher 信息阵, $S(z, \theta)$ 为 z 的 Score 函数. 因为无法得到杂波数据与混合分量的对应关系, 所以式 (25) 中的 Fisher 信息阵无法求取, 基本式在此不适用. 本文将杂波与分量的对应关系作为缺失数据, 利用完全 Fisher 信息阵 $I_c(\theta)$ 替代式 (25) 中的 $I(\theta)$, 有

$$\theta^{(n+1)} = \theta^{(n)} + \{(n+1)I_c(\theta^{(n)})\}^{-1} S(z^{(n+1)}, \theta^{(n)}). \quad (26)$$

$\mathcal{Z}^{(n)} = \{z^{(1)}, \dots, z^{(n)}\}$ 的缺失数据为 $B = \{\mathbf{b}^{(1)}, \dots, \mathbf{b}^{(n)}\}$, 它表明杂波在混合分量中的来源, $z^{(i)}$ 的缺失数据为二进制矢量 $\mathbf{b}^{(i)} = [b_1^{(i)}, \dots, b_M^{(i)}]$. $\mathcal{Z}^{(n)}$ 的完全对数似然为

$$\log c(\mathcal{Z}^{(n)}, B|\theta) = \sum_{i=1}^n \sum_{m=1}^M b_m^{(i)} \log(\pi_m c(z^{(i)}|\theta_m)). \quad (27)$$

混合模型中的所有分量均假设是高斯的. 对于均值 μ_m , $\mathcal{Z}^{(n)}$ 的 Score 函数为

$$S(\mathcal{Z}^{(n)}, \mu_m) = \frac{\partial}{\partial \mu_m} \log p(\mathcal{Z}^{(n)}|\theta), \quad (28)$$

则式 (26) 中 $z^{(n+1)}$ 关于 μ_m 的 Score 函数为

$$S(z^{(n+1)}, \mu_m) = \omega_m^{(n)}(z^{(n+1)}) \frac{z^{(n+1)} - \mu_m}{\phi_m}, \quad (29)$$

θ 的完全 Fisher 信息阵为

$$I_c(\theta^{(n)}) = E_\theta \left(-\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} (\log c(\mathcal{Z}^{(n)}, B|\theta^{(n)})) \right). \quad (30)$$

对于一个完全杂波数据 $(z^{(n+1)}, \mathbf{b}^{(n+1)})$, μ_m 的完全 Fisher 信息阵为

$$I_c(\mu_m) = E_{\mu_m} \left\{ -\frac{\partial^2}{\partial \mu_m^2} \log(z^{(n+1)}, \mathbf{b}_m^{(n+1)}|\theta^{(n)}) \right\}. \quad (31)$$

因为 $b_m^{(i)}$ 是二进制的, 所以完全对数似然关于缺失部分的元素是线性的. 因此, 分量均值期望的计算可简化为缺失元素期望的计算. 据此, 式 (31) 可改写为

$$I_c(\mu_m) = \frac{\pi_m}{\phi_m}. \quad (32)$$

将式 (26) 和 (32) 代入 (26), 得 μ_m 在线估计公式如下:

$$\mu_m^{(n+1)} = \{(n+1)\pi_m^{(n)}\}^{-1} \omega_m^{(n)}(z^{(n+1)})d_m^{(n+1)} + \mu_m^{(n)}, \quad (33)$$

其中 $d_m^{(n+1)} = z^{(n+1)} - \mu_m^{(n)}$.

类似上述推导过程, 可得方差 ϕ_m 的 Score 函数为

$$S(z^{(n+1)}, \phi_m) = \omega_m^{(n)}(z^{(n+1)}) \frac{(d_m^{(n+1)})^2 - \phi_m^{(n)}}{2(\phi_m^{(n)})^2}, \quad (34)$$

ϕ_m 的完全 Fisher 信息阵为

$$I_c(\phi_m) = \frac{\pi_m}{2\phi_m^2}. \quad (35)$$

将式 (34) 和 (35) 代入 (26), 得 ϕ_m 在线估计公式如下:

$$\phi_m^{(n+1)} = \{(n+1)\pi_m^{(n)}\}^{-1} \omega_m^{(n)}(z^{(n+1)})V_m^{(n+1)} + \phi_m^{(n)}, \quad (36)$$

其中 $V_m^{(n+1)} = (d_m^{(n+1)})^2 - \phi_m^{(n)}$.

3.3 算法初始化

在算法初始步无法获得有关杂波强度的任何信息, 所以只能将整个监视区域作为杂波出现的可能区域. 一般情况下, 需要大量初始分量才能覆盖监视区域. 为使算法估计过程更加平稳且减少初始分量数目, 在杂波强度的混合模型描述中增加一个均匀分量

$$c^{(0)}(z) = \pi_0 U(z) + \sum_{m=1}^{M_{\max}} \pi_m c(z|\theta_m), \quad (37)$$

其中 $U(z)$ 是在整个监视区域上的均匀分布. $U(z)$ 与初始混合分量组合可实现对监视区域的稀疏覆盖.

3.4 杂波数据获取

应用式 (3) 计算 k 时刻的更新强度 $D_k(z)$ 时, 可利用 $k-1$ 时刻的杂波强度估计值 $\hat{\kappa}_{k-1}(z)$ 来近似 k 时刻的杂波强度 $\kappa_k(z)$, 即杂波强度 $\kappa(z)$ 的使用延迟一个时刻. 在 $\hat{\kappa}_{k-1}(z)$ 和 Z_k 的条件下, 首先利用 PHD 滤波器得到 k 时刻多目标状态估计值 \hat{X}_k ; 然后依据距离判据对比 Z_k 与 \hat{X}_k 得到 k 时刻杂波集合 $\mathcal{Z}^{(n)}$. 该杂波数据获取方法以目标状态估计值为出发点, 先估计 \hat{X}_k , 然后判断 $\mathcal{Z}^{(n)}$, 充分发挥了 PHD 滤波器能够削弱杂波影响的特点.

4 跟踪算法

出于算法完整性的考虑, 对基于杂波强度在线估计的 PHD 多目标跟踪算法的主要步骤进行总结. 算法的输入为 k 时刻量测 Z_k 和 $k-1$ 时刻杂波强度估计 $\hat{\kappa}_{k-1}(z)$; 算法的输出为 k 时刻杂波强度估计 $\hat{\kappa}_k(z)$ 和多目标状态估计 \hat{X}_k .

算法的基本流程如下:

Step 1: 利用式 (4) 和 (5) 对 $k-1$ 时刻的粒子进行预测;

Step 2: 将 $\hat{\kappa}_{k-1}(z)$ 代入式 (6) 和 (7) 进行强度更新, 并进行重采样, 得到 k 时刻多目标状态估计 \hat{X}_k ;

Step 3: 以位置距离为判据, 对比 Z_k 与 \hat{X}_k , 得到 k 时刻杂波集合 $\mathcal{Z}^{(n)} = \{z^{(1)}, \dots, z^{(n)}\}$;

Step 4: 根据式 (9) 计算 k 时刻杂波个数估计值 $\hat{\eta}_k$;

Step 5: 令 $i=1$;

Step 6: 对于杂波 $z^{(i)}$, 利用式 (22) 和 (24) 更新混合权重 π_m , $m=1, 2, \dots, M$;

Step 7: 依据混合权重删减分量, 令 M_d 表示权重为零的分量个数, 更新后的分量数目为 $M = M - M_d$;

Step 8: 正规化 M 个非零混合权重;

Step 9: 对于非零混合权重的分量, 分别按式 (33) 和 (36) 更新均值和方差;

Step 10: 判断 i 是否等于杂波个数 n , 如果不相等, 则令 $i=i+1$, 转 Step 6;

Step 11: 得到 k 时刻杂波强度估计 $\hat{\kappa}_k(z)$;

Step 12: 令 $k=k+1$, 为下一时刻做准备.

5 仿真研究

以二维场景为例, 证明基于熵分布的杂波强度在线估计算法对 PHD 多目标跟踪的改进作用. 监视区域为 $[-100, 100] \times [-100, 100]$ m. 在跟踪过程中, 目标数目是未知和变化的. 目标状态由目标位置和目标速度构成, 观测为目标位置. 目标运动模型为

$$x_k = F \cdot x_{k-1} + G \cdot v_k.$$

其中

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix};$$

$x_k = [x_{1,k}, x_{2,k}, x_{3,k}, x_{4,k}]^T$ 为目标状态, $[x_{1,k}, x_{2,k}]^T$ 和 $[x_{3,k}, x_{4,k}]^T$ 为目标位置和目标速度; 采样周期 $T=1$ s, 一共 40 个周期; $v_k = [v_{1,k}, v_{2,k}]^T$ 为过程噪声, $\{v_{1,k}\}$ 和 $\{v_{2,k}\}$ 为相互独立的零均值高斯白噪声, 标准差为 $\sigma_{v_1} = \sigma_{v_2} = 1$ m/s². 在 40 个周期上共有 4 个目标, 各目

标的产生时刻与消亡时刻不尽相同: 目标1和目标2存在于所有周期; 目标3在第5个时刻产生; 目标4在第1个时刻产生, 第36个时刻消亡. 目标存活概率设为 $e_{k|k-1} = 0.95$. 出生目标强度为 $\gamma_k = 0.2N(\cdot; x, Q)$, 其中: 正态分布的均值和方差为

$$\bar{x} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 3 \\ -3 \end{bmatrix}, Q = \begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

目标量测方程为

$$y_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} w_{1,k} \\ w_{2,k} \end{bmatrix},$$

其中 $\{w_{1,k}\}$ 和 $\{w_{2,k}\}$ 为相互独立的零均值高斯白噪声, 并具有相同标准差 $\sigma_{w_1} = \sigma_{w_2} = 2.5$ m, 而且与过程噪声相互独立. 目标检测概率 $P_D(x)$ 设定为 1. 杂波在 $[0 \ 50]^T, [-50 \ -50]^T$ 和 $[50 \ -50]^T$ 3 个区域内随机产生.

每个目标赋予 1000 个粒子, 每个出生目标赋予 500 个粒子. 重要性函数取为状态转移密度和新生密度. 初始分量数目为 31, 均匀分量的初始权重取为 0.8, 混合权重的删减门限设为 0.05.

图1和图2分别显示了改进算法和PHD算法在单次蒙特卡罗仿真中的 X 坐标和 Y 坐标的跟踪效果.

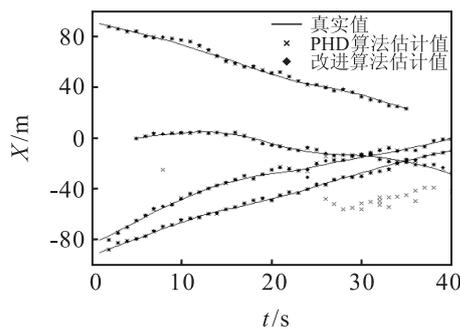


图1 X 坐标真实值与估计值

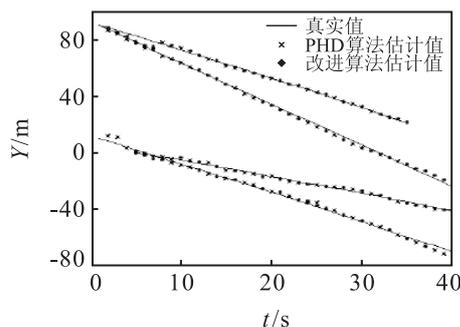


图2 Y 坐标真实值与估计值

从图1和图2可以看到, 改进算法能够正确估计多目标状态, 而且优于PHD算法. 在该次蒙特卡罗仿真中, PHD算法有15个时刻出现目标数目估计错误, 而改进算法只有2个时刻出现目标数目估计错误, 算

法性能提高的原因在于杂波强度在线估计算法的存在.

因为目标数估计也是PHD滤波器估计的一部分, 所以PHD滤波器输出的多目标状态估计集合的势与真实集合的势有可能不相等. 因此, 一般用于衡量多目标跟踪性能的均方根误差不再适用. 本文算法采用Wasserstein距离评价多目标跟踪的性能, 即

$$d_p(\hat{X}, X) = \min_C \sqrt[p]{\sum_{i=1}^{|\hat{X}|} \sum_{j=1}^{|X|} C^{ij} \|\hat{x}^i - x^j\|^p}.$$

其中: \hat{X}, X 分别为多目标状态的估计值和真实值^[23], 它在所有可能中间矩阵 C 上取最小值 (元素 C^{ij} 为实数且 $\sum_{j=1}^{|\hat{X}|} C^{ij} = 1/|\hat{X}|, \sum_{i=1}^{|\hat{X}|} C^{ij} = 1/|X|$), 当 \hat{X} 和 X 为空时, 此距离没有定义; p 取为 2.

图3展示了经100次蒙特卡罗仿真后, 改进算法和PHD多目标跟踪算法的平均Wasserstein距离.

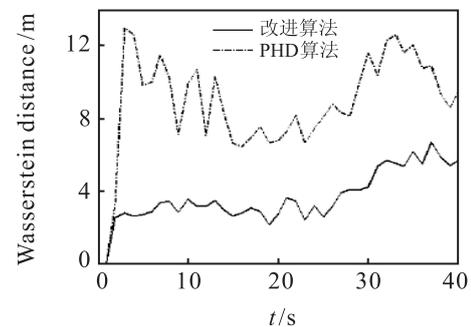


图3 100次蒙特卡罗 Wasserstein 距离

由图3可以看出, 改进算法的Wasserstein距离明显小于PHD算法, 从而说明改进算法优于PHD算法.

下面从实时性的角度对比两种算法. 改进算法的平均每步时间开销为 5.32 s, PHD多目标算法的平均每步时间开销为 5.28 s, 改进算法比PHD多目标跟踪算法的时间开销增加了约 0.76%, 增加的时间开销花费在杂波强度的在线估计上 (Matlab 7.1 环境, Intel (R), Pentium (R), D CPU 2.80 GHz 2.79 GHz, 504 MB 内存).

6 结 论

本文针对多目标跟踪中的未知杂波强度, 提出了基于熵分布的杂波强度在线估计算法. 将混合权重的熵分布作为混合参数的先验分布, 利用拉格朗日乘子法推导了混合权重在极大后验意义下的在线估计公式; 然后用熵分布调整分量证据, 驱使与杂波强度不相关的分量消亡; 最后基于缺失数据, 推导了分量均值和方差的在线估计公式. 仿真结果表明, 基于熵分布的杂波强度在线估计算法改进了PHD多目标跟踪的性能.

参考文献(References)

- [1] Pulford G E. Taxonomy of multiple target tracking methods[J]. IET Proc of Radar, Sonar and Navigation, 2005, 152(2): 291-304.
- [2] Blackman S, Popoli R. Design and analysis of modern tracking systems[M]. Boston: Artech House, 1999: 350-369.
- [3] 韩崇昭, 李晨, 朱洪艳. 红外搜索跟踪系统的数据关联算法研究[J]. 控制与决策, 2008, 23(2): 171-176.
(Han C Z, Li C, Zhu H Y. Data association algorithm of infrared search and track system[J]. Control and Decision, 2008, 23(2): 171-176.)
- [4] Daley D, Vere-jones D. An introduction to the theory of point processes[M]. 2nd ed. New York: Springer, 2002: 123-131.
- [5] Mahler R. Multi-target Bayes filtering via first-order multi-target moments[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [6] Erdinc O, Willett P, Bar-Shalom Y. The bin-occupancy filter and its connection to the PHD filters[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(11): 4232-4246.
- [7] Vo B N, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1224-1245.
- [8] Clark D E, Bell J. Convergence results for the particle PHD filter[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(7): 2252-2261.
- [9] Whiteley N, Singh S, Godsill S. Auxiliary particle implementation of probability hypothesis density filter[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(7): 1437-1454.
- [10] Vo B N, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [11] Clark D E, Vo B N. Convergence analysis of the Gaussian mixture PHD filter[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 55(4): 1204-1212.
- [12] Pasha S A, Vo B N, Tuan H D, et al. A Gaussian mixture PHD filter for jump Markov system models[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45(3): 919-936.
- [13] Mahler R. PHD filters of higher order in target number[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(4): 1523-1543.
- [14] Vo B T, Vo B N, Cantoni A. Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2007, 55(7): 3553-3567.
- [15] Vo B T, Vo B N, Cantoni A. The cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filter and its implementations[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(2): 409-423.
- [16] Punithakumar K, Kirubarajan T, Sinha A. Multiple-model probability hypothesis density filter for tracking maneuvering targets[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(1): 81-98.
- [17] Panta K, Clark D, Vo B N. Data association and track management for the Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45(3): 1003-1016.
- [18] Rezaeian M, Vo B N. Error bounds for joint detection and estimation of a single object with random finite set observation[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2010, 58(3): 1493-1506.
- [19] Maggio E, Cavallaro A. Learning scene context for multiple object tracking[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2009, 18(8): 1873-1884.
- [20] Clark D, Ristic B, Vo B N, et al. Bayesian multi-object filtering with amplitude feature likelihood for unknown object SNR[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2010, 58(1): 26-37.
- [21] McLachlan G, Peel D. Finite mixture models[M]. New York: John Wiley and Sons, 2001: 6-7.
- [22] Corless R M, Gonnet G H, Hare D, et al. On the Lambert W function[J]. Advances in Computational Mathematics, 1996, 5(4): 329-359.
- [23] Hoffman J, Mahler R. Multitarget miss distance via optimal assignment[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics — Part A, 2004, 34(3): 327-336.