Pairwise 马尔科夫模型下的势均衡多目标多伯努利滤波器

张光华 [1] 韩崇昭 [1] 连 峰 [1] 曾令豪 [1]

摘 要 由于在实际应用中目标模型不一定满足隐马尔科夫模型 (Hidden Markov model, HMM) 隐含的马尔科夫假设和独立性假设条件, 一种更为一般化的 Pairwise 马尔科夫模型 (Pairwise Markov model, PMM) 被提出. 它放宽了 HMM 的结构性限制, 可以有效地处理更为复杂的目标跟踪场景. 本文针对杂波环境下的多目标跟踪问题, 提出一种在 PMM 框架下的势均衡多目标多伯努利 (Cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli, CBMeMBer) 滤波器, 并给出它在线性高斯 PMM 条件下的高斯混合 (Gaussian mixture, GM) 实现. 最后, 采用一种满足 HMM 局部物理特性的线性高斯 PMM, 将本文所提算法与概率假设密度 (Probability hypothesis density, PHD) 滤波器进行比较. 实验结果表明本文所提算法的跟踪性能优于 PHD 滤波器.

关键词 隐马尔科夫模型, Pairwise 马尔科夫模型, 多目标跟踪, 随机有限集, 多伯努利密度, 高斯混合

引用格式 张光华, 韩崇昭, 连峰, 曾令豪. Pairwise 马尔科夫模型下的势均衡多目标多伯努利滤波器. 自动化学报, 2017, **43**(12): 2100−2108

DOI 10.16383/j.aas.2017.c160430

Cardinality Balanced Multi-target Multi-Bernoulli Filter for Pairwise Markov Model

ZHANG Guang-Hua[1] HAN Chong-Zhao[1] LIAN Feng[1] ZENG Ling-Hao[1]

Abstract Because the Markovian and independence assumptions, which are implicitly implied in hidden Markov model (HMM), may not be satisfied by the target model in some practical applications, a more general pairwise Markov model (PMM) has been proposed. PMM relaxes the structural limitations of HMM and can effectively deal with more complex target tracking scenarios. In this paper, a cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli (CBMeMBer) filter in the framework of PMM is proposed for multi-target tracking in clutter environment, and a closed-form solution to the CBMeMBer filter under linear Gaussian PMM is presented. Finally, the proposed algorithm is compared with the probability hypothesis density (PHD) filter via simulations using a particular linear Gaussian PMM, which keeps the local physical properties of HMM. Simulation results show that the tracking performance of the proposed algorithm is better than that of the PHD filter.

Key words Hidden Markov model (HMM), pairwise Markov model (PMM), multi-target tracking, random finite set, multi-Bernoulli density, Gaussian mixture (GM)

Citation Zhang Guang-Hua, Han Chong-Zhao, Lian Feng, Zeng Ling-Hao. Cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filter for pairwise Markov model. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(12): 2100−2108

近年来, 基于随机有限集的多目标跟踪算法[1−2] 引起了学者们的广泛关注. 它从集值估计的角度来解决多目标跟踪问题, 避免了传统多目标跟踪算法中复杂的数据关联过程. 众所周知, 数据关联一直是多目标跟踪问题的一个难点, 尤其是在目标个数较多且存在杂波的情况下, 关联过程将变得非常复杂. 基于随机有限集的多目标跟踪算法利用随机有限集对多目标的状态和观测建模, 在贝叶斯滤波框架下通过递推后验多目标密度来解决多目标跟踪问题. 该类算法主要包括概率假设密度 (Probability hypothesis density, PHD) 滤波器[3−5]、势概率假设密度 (Cardinality PHD, CPHD) 滤波器[6−7] 和势均衡多目标多伯努利 (Cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli, CBMeMBer) 滤波器[8]. 不同于 PHD 和 CPHD 滤波器递推多目标密度的强度和势分布估计, CBMeMBer 滤波器直接近似递推后验

收稿日期 2016-05-26 录用日期 2016-10-09
Manuscript received May 26, 2016; accepted October 9, 2016
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2013CB329405), 国家自然科学基金创新研究群体 (61221063), 国家自然科学基金 (61573271, 61473217, 61370037) 资助
Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2013CB329405), Foundation for Innovative Research Groups of the National Natural Science Foundation of China (61221063), and National Natural Science Foundation of China (61573271, 61473217, 61370037)
本文责任编委 高会军
Recommended by Associate Editor GAO Hui-Jun
1. 西安交通大学智能网络与网络安全教育部重点实验室 西安 710049
1. Ministry of Education Key Laboratory for Intelligent Networks and Network Security, Xi′an Jiaotong University, Xi′an 710049

多目标密度, 使得多目标跟踪问题的求解显得更为直观. 随后, 学者们对 CBMeMBer 滤波器进行了深入地研究, 并取得了一些研究成果[9−13].

基于随机有限集的多目标跟踪算法主要包括高斯混合 (Gaussian mixture, GM) 和序贯蒙特卡洛 (Sequential Monte Carlo, SMC) 两种实现方法. 这两种实现方法的前提条件是目标的状态和观测模型为隐马尔科夫模型 (Hidden Markov model, HMM), 即目标的状态演化过程是一个马尔科夫过程, 而 k 时刻目标的量测只与当前时刻目标的状态有关. 但在实际应用中, 目标模型不一定满足 HMM 隐含的马尔科夫假设和独立性假设条件. 例如过程噪声与量测噪声相关或量测噪声为有色噪声的情况[14]. 文献 [15−18] 等提出一种比 HMM 更为一般化的 Pairwise 马尔科夫模型 (Pairwise Markov model, PMM), 它将目标的状态和量测整体看作一个马尔科夫过程. 与 HMM 的区别在于: 1) 目标的状态不一定为马尔科夫过程; 2) 目标的量测不仅与当前时刻的状态有关, 而且与该目标上一时刻的量测也有关系[15]. 因此, 在解决一些实际问题时采用 PMM 比采用 HMM 的效果更好. 例如在分割问题中, 采用 PMM 代替 HMM 可以有效地降低误差率[19].

本文的研究目的是在 PMM 框架下利用随机有限集解决杂波环境下的多目标跟踪问题. 文献 [20−21] 已经给出了在 PMM 框架下的 PHD 滤波器及其 GM 实现. 但是当目标数较多时, 该滤波器对目标个数的估计会出现欠估计的情况, 且估计精度和效率较差. 本文给出了 PMM 框架下 CBMeMBer 滤波器的递推过程, 并给出它在线性高斯 PMM 条件下的 GM 实现. 最后, 采用文献 [21] 提出的一种满足 HMM 局部物理特性的线性高斯 PMM, 将本文所提算法与 GM-PMM-PHD 滤波器进行比较. 实验结果表明, 本文所提算法对目标数的估计是无偏的, 不存在 GM-PMM-PHD 滤波器在目标数较多时出现欠估计的情况, 并且本文所提算法的估计精度和效率也优于 GM-PMM-PHD 滤波器.

1　HMM 和 PMM

1.1　HMM

在信号处理过程中, 一个重要问题是根据可观测的量测 $y=\{\boldsymbol{y}_k\}_{k\in\mathrm{IN}}$ 估计不可观测的状态 $x=\{\boldsymbol{x}_k\}_{k\in\mathrm{IN}}$, IN 表示整数. 在 HMM 中, 假设 x 为马尔科夫过程, 且 k 时刻的量测 $\boldsymbol{y}_k$ 只与当前时刻的状态 $\boldsymbol{x}_k$ 有关, 即[15]

$$p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{x}_{0:k-1}\right)=p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{x}_{k-1}\right) \tag{1}$$

$$p\left(\boldsymbol{y}_{0:k}|\boldsymbol{x}_{0:k}\right)=\prod_{i=0}^{k}p\left(\boldsymbol{y}_i|\boldsymbol{x}_{0:k}\right) \tag{2}$$

$$p\left(\boldsymbol{y}_i|\boldsymbol{x}_{0:k}\right)=p\left(\boldsymbol{y}_i|\boldsymbol{x}_i\right),\quad 0\leq i\leq k \tag{3}$$

$p(\cdot)$ 表示概率密度函数. 状态 $\boldsymbol{x}_k$ 的后验概率密度 $p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{0:k}\right)$ 可由 Bayes 递推算法得到[22]:

$$p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{0:k-1}\right)=\int p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{x}_{k-1}\right)p\left(\boldsymbol{x}_{k-1}|\boldsymbol{y}_{0:k-1}\right)\mathrm{d}\boldsymbol{x}_{k-1} \tag{4}$$

$$p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{0:k}\right)\propto p\left(\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_k\right)p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{0:k-1}\right) \tag{5}$$

在实际应用中, 由于 Bayes 公式中存在积分运算, 通常不能得到它的解析解. 为了使 Bayes 公式能够递推运算, 考虑如下线性 HMM

$$\boldsymbol{x}_k=F_k\boldsymbol{x}_{k-1}+\boldsymbol{u}_k \tag{6}$$

$$\boldsymbol{y}_k=H_k\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{v}_k \tag{7}$$

F_k 和 H_k 分别表示状态转移矩阵和观测矩阵. $\boldsymbol{u}_k$ 和 $\boldsymbol{v}_k$ 分别表示零均值的过程噪声和量测噪声, 与初始状态 $\boldsymbol{x}_0$ 相互独立. 若 $\boldsymbol{v}_k$、$\boldsymbol{u}_k$ 和 $\boldsymbol{x}_0$ 均为高斯变量, 则状态 $\boldsymbol{x}_k$ 的后验概率密度 $p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{0:k}\right)$ 为高斯分布, 可以用它的均值和协方差描述. 此时, $p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{0:k}\right)$ 的 Bayes 递推过程退化为经典的卡尔曼滤波器[23].

1.2　PMM

在过程噪声与量测噪声相关或量测噪声为有色噪声的情况下, 目标模型不满足 HMM 隐含的马尔科夫假设和独立性假设条件. 此时, 再利用 HMM 建模是不合适的. 文献 [15] 提出一种比 HMM 更为一般化的 PMM, 它将状态和量测整体 $\varepsilon=(x,y)$ 看作马尔科夫过程, 即

$$p\left(\boldsymbol{\varepsilon}_k|\boldsymbol{\varepsilon}_{0:k-1}\right)=p\left(\boldsymbol{\varepsilon}_k|\boldsymbol{\varepsilon}_{k-1}\right)=p\left(\boldsymbol{x}_k,\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_{k-1},\boldsymbol{y}_{k-1}\right) \tag{8}$$

可以有效地处理上述复杂的目标跟踪场景.

在 PMM 中, x 不一定为马尔科夫过程, 且 $\boldsymbol{y}_k$ 不仅与当前时刻的状态 $\boldsymbol{x}_k$ 有关, 同时与 $\boldsymbol{x}_{k-1}$ 和 $\boldsymbol{y}_{k-1}$ 也有关系. 当 $p\left(\boldsymbol{x}_k,\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_{k-1},\boldsymbol{y}_{k-1}\right)$ 满足

$$p\left(\boldsymbol{x}_k,\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_{k-1},\boldsymbol{y}_{k-1}\right)=p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{x}_{k-1}\right)p\left(\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_k\right) \tag{9}$$

时, PMM 就退化为 HMM, 即 HMM 是 PMM 的一种特殊情况. 在 PMM 框架下, 状态 $\boldsymbol{x}_k$ 的后验概率密度 $p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{0:k}\right)$ 的 Bayes 公式为[15]

$$p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{y}_{0:k}\right)\propto\int p\left(\boldsymbol{\varepsilon}_k|\boldsymbol{\varepsilon}_{k-1}\right)p\left(\boldsymbol{x}_{k-1}|\boldsymbol{y}_{0:k-1}\right)\mathrm{d}\boldsymbol{x}_{k-1} \tag{10}$$

与 HMM 框架下的 Bayes 递推算法的不同之处在于它采用 $p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{x}_{k-1},\boldsymbol{y}_{k-1}\right)$ 和 $p\left(\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_k,\boldsymbol{x}_{k-1},\boldsymbol{y}_{k-1}\right)$ 分别代替 $p\left(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{x}_{k-1}\right)$ 和 $p\left(\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_k\right)$. 同样, 上式没有解析解.

在线性高斯条件下, PMM 模型可以描述为

$$\underbrace{\begin{bmatrix}\boldsymbol{x}_k\\ \boldsymbol{y}_k\end{bmatrix}}_{\boldsymbol{\varepsilon}_k}=\underbrace{\begin{bmatrix}F_k^1 & F_k^2\\ H_k^1 & H_k^2\end{bmatrix}}_{B_k}\underbrace{\begin{bmatrix}\boldsymbol{x}_{k-1}\\ \boldsymbol{y}_{k-1}\end{bmatrix}}_{\boldsymbol{\varepsilon}_{k-1}}+\boldsymbol{w}_k \tag{11}$$

其中, $\{\boldsymbol{w}_k\}_{k\in\mathrm{IN}}$ 表示零均值的高斯白噪声, 它的协方差为

$$\mathrm{E}\left(\boldsymbol{w}_k\boldsymbol{w}_k^{\mathrm{T}}\right)=\Sigma_k=\begin{bmatrix}\Sigma_k^{11} & \Sigma_k^{12}\\ \Sigma_k^{21} & \Sigma_k^{22}\end{bmatrix} \tag{12}$$

$\{\boldsymbol{w}_k\}_{k\in\mathrm{IN}}$ 与初始状态 $\boldsymbol{\varepsilon}_0$ 相互独立. $\boldsymbol{\varepsilon}_0$ 服从正态分布 $\mathrm{N}(\cdot;\boldsymbol{m}_0,P_0)$, $\boldsymbol{m}_0$ 和 P_0 分别表示它的均值和协方差. 文献 [15] 给出了在 PMM 框架下的卡尔曼滤波器.

2 PMM-CBMeMBer 滤波器及其 GM 实现

文献 [8] 已经给出在 HMM 框架下 CBMeMBer 滤波器的递推过程, 这里不再赘述. 下面将直接给出在 PMM 框架下 CBMeMBer 滤波器的递推过程, 以及它在线性高斯 PMM 条件下的 GM 实现.

2.1 PMM-CBMeMBer 滤波器

k 时刻监控区域内 M_k 个目标的状态集合记为 $X_k=\left\{\boldsymbol{\varepsilon}_k^{(i)}\right\}_{i=1}^{M_k}$, 其中 $\boldsymbol{\varepsilon}_k=[\boldsymbol{x}_k^{\mathrm{T}},\boldsymbol{y}_k^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{x}_k$ 和 $\boldsymbol{y}_k$ 分别表示目标的动力学状态和量测. 在 PMM 框架下, ε 是一个马尔科夫过程, 它的状态转移概率密度 $p(\boldsymbol{\varepsilon}_k|\boldsymbol{\varepsilon}_{k-1})$ 包含目标的动力学演化模型 $p(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{x}_{k-1},\boldsymbol{y}_{k-1})$ 和传感器的量测模型 $p(\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_k,\boldsymbol{x}_{k-1},\boldsymbol{y}_{k-1})$. 根据目标的物理特性, 假设目标的存活概率仅与目标的动力学状态有关, 记为 $p_{s,k}(\boldsymbol{x}_k)$.

k 时刻传感器的量测集合记为 $Z_k=\left\{\boldsymbol{z}_k^{(i)}\right\}_{i=1}^{N_k}$, N_k 表示量测的个数. Z_k 由源于目标的量测和杂波量测构成, 两者不可区分. 根据传感器的物理特性, 假设传感器的检测概率仅与目标的动力学状态有关, 记为 $p_{d,k}(\boldsymbol{x}_k)$.

在满足如下假设条件下:

1) ε 为马尔科夫过程, 目标之间相互独立;

2) 新生目标为多伯努利随机有限集, 与存活目标相互独立;

3) 杂波量测与目标产生的量测相互独立, 杂波数服从泊松分布.

PMM-CBMeMBer 滤波器的递推过程如下:

步骤 1. 预测步

假设 $k-1$ 时刻后验多目标密度为多伯努利形式:

$$\pi_{k-1}=\left\{\left(r_{k-1}^{(i)},p_{k-1}^{(i)}\right)\right\}_{i=1}^{M_{k-1}} \tag{13}$$

$r_{k-1}^{(i)}\in[0,1]$, 表示 $k-1$ 时刻第 i 个目标的存在概率, $p_{k-1}^{(i)}(\boldsymbol{\varepsilon}_i)$ 表示 $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ 的概率密度, M_{k-1} 表示 $k-1$ 时刻可能出现的最大目标数. 则预测多目标密度也为多伯努利形式:

$$\pi_{k|k-1}=\left\{\left(r_{P,k|k-1}^{(i)},p_{P,k|k-1}^{(i)}\right)\right\}_{i=1}^{M_{k-1}}\bigcup\left\{\left(r_{\Gamma,k}^{(i)},p_{\Gamma,k}^{(i)}\right)\right\}_{i=1}^{M_{\Gamma,k}} \tag{14}$$

前一项表示存活目标的密度, 后一项表示 k 时刻新生目标的密度.

$$r_{P,k|k-1}^{(i)}=r_{k-1}^{(i)}\left\langle p_{k-1}^{(i)},p_{s,k}\right\rangle \tag{15}$$

$$p_{P,k|k-1}^{(i)}(\boldsymbol{\varepsilon})=\frac{\left\langle p_{k|k-1}(\boldsymbol{\varepsilon}|\cdot),p_{k-1}^{(i)}p_{s,k}\right\rangle}{\left\langle p_{k-1}^{(i)},p_{s,k}\right\rangle} \tag{16}$$

$\langle\cdot,\cdot\rangle$ 表示内积运算, 如 $\langle\alpha,\beta\rangle=\int\alpha(x)\beta(x)\,\mathrm{d}x$.

步骤 2. 更新步

假设 k 时刻预测多目标密度为多伯努利形式

$$\pi_{k|k-1}=\left\{\left(r_{k|k-1}^{(i)},p_{k|k-1}^{(i)}\right)\right\}_{i=1}^{M_{k|k-1}} \tag{17}$$

则后验多目标密度可由如下多伯努利形式近似

$$\pi_k\approx\left\{\left(r_{L,k}^{(i)},p_{L,k}^{(i)}\right)\right\}_{i=1}^{M_{k|k-1}}\bigcup\left\{\left(r_{U,k}(\boldsymbol{z}),p_{U,k}(\cdot;\boldsymbol{z})\right)\right\}_{\boldsymbol{z}\in Z_k} \tag{18}$$

前一项表示漏检部分的多目标密度, 后一项表示量测更新部分的多目标密度.

$$r_{L,k}^{(i)}=r_{k|k-1}^{(i)}\frac{1-\left\langle p_{k|k-1}^{(i)},p_{d,k}\right\rangle}{1-r_{k|k-1}^{(i)}\left\langle p_{k|k-1}^{(i)},p_{d,k}\right\rangle} \tag{19}$$

$$p_{L,k}^{(i)}(\boldsymbol{\varepsilon})=p_{k|k-1}^{(i)}(\boldsymbol{\varepsilon})\frac{1-p_{d,k}(\boldsymbol{x})}{1-\left\langle p_{k|k-1}^{(i)},p_{d,k}\right\rangle} \tag{20}$$

$$r_{U,k}(\boldsymbol{z})=\frac{\sum\limits_{i=1}^{M_{k|k-1}}\frac{r_{k|k-1}^{(i)}\left(1-r_{k|k-1}^{(i)}\right)\left\langle p_{k|k-1}^{(i)},\psi_{k,\boldsymbol{z}}\right\rangle}{\left(1-r_{k|k-1}^{(i)}\left\langle p_{k|k-1}^{(i)},p_{d,k}\right\rangle\right)^2}}{\kappa_k(\boldsymbol{z})+\sum\limits_{i=1}^{M_{k|k-1}}\frac{r_{k|k-1}^{(i)}\left\langle p_{k|k-1}^{(i)},\psi_{k,\boldsymbol{z}}\right\rangle}{1-r_{k|k-1}^{(i)}\left\langle p_{k|k-1}^{(i)},p_{d,k}\right\rangle}} \tag{21}$$

$$p_{U,k}(\boldsymbol{\varepsilon};\boldsymbol{z})=\frac{\sum\limits_{i=1}^{M_{k|k-1}}\frac{r_{k|k-1}^{(i)}}{1-r_{k|k-1}^{(i)}}p_{k|k-1}^{(i)}(\boldsymbol{\varepsilon})\psi_{k,\boldsymbol{z}}(\boldsymbol{\varepsilon})}{\sum\limits_{i=1}^{M_{k|k-1}}\frac{r_{k|k-1}^{(i)}}{1-r_{k|k-1}^{(i)}}\left\langle p_{k|k-1}^{(i)}\psi_{k,\boldsymbol{z}}\right\rangle} \tag{22}$$

$$\psi_{k,\boldsymbol{z}}(\boldsymbol{\varepsilon})=p_{d,k}(\boldsymbol{x})g_k(\boldsymbol{z}|\boldsymbol{x})$$

$\kappa_k(\cdot)$ 表示 k 时刻杂波的强度, $g_k(\boldsymbol{z}|\boldsymbol{x})$ 表示目标 $\boldsymbol{x}$ 的似然函数.

在上述递推过程中, 若状态转移函数 $p_{k|k-1}$ 满足式 (9), 并且新生目标模型满足:

$$\gamma_{\Gamma,k}\left(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}\right)=g_k\left(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{x}\right)\tilde{\gamma}_{\Gamma,k}\left(\boldsymbol{x}\right) \tag{23}$$

$\tilde{\gamma}_{\Gamma,k}\left(\boldsymbol{x}\right)$ 表示仅与目标动力学状态相关的新生目标密度函数. 此时, PMM-CBMeMBer 滤波算法就退化为 HMM-CBMeMBer 滤波算法.

2.2 PMM-CBMeMBer 滤波器的 GM 实现

下面给出 PMM-CBMeMBer 滤波器在线性高斯条件下的 GM 实现.

在新生目标模型中, 若 $p_{\Gamma,k}^{(i)}$ 为 GM 形式:

$$p_{\Gamma,k}^{(i)}\left(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}\right)=\sum_{j=1}^{J_{\Gamma,k}^{(i)}}\omega_{\Gamma,k}^{(i,j)}N\left(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y};\boldsymbol{m}_{\Gamma,k}^{(i,j)},P_{\Gamma,k}^{(i,j)}\right) \tag{24}$$

其中, $J_{\Gamma,k}^{(i)}$ 表示第 i 个目标对应的高斯项个数, $\omega_{\Gamma,k}^{(i,j)}$、$\boldsymbol{m}_{\Gamma,k}^{(i,j)}$ 和 $P_{\Gamma,k}^{(i,j)}$ 分别表示第 i 个目标中第 j 个高斯项的权重、均值和协方差. 则 GM-PMM-CBMeMBer 滤波器的递推过程如下:

步骤 1. 预测步

假设 $k-1$ 时刻后验多目标密度

$$\pi_{k-1}=\left\{\left(r_{k-1}^{1,(i)},p_{k-1}^{1,(i)}\right)\right\}_{i=1}^{M_{k-1}^1}\bigcup\left\{\left(r_{k-1}^{2,(i)},p_{k-1}^{2,(i)}\right)\right\}_{i=1}^{M_{k-1}^2} \tag{25}$$

已知, $p_{k-1}^{\ell,(i)}$, $\ell=\{1,2\}$, 为如下 GM 形式,

$$p_{k-1}^{1,(i)}\left(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}\right)=\sum_{j=1}^{J_{k-1}^{1,(i)}}\omega_{k-1}^{1,(i,j)}\mathrm{N}\left(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y};\boldsymbol{m}_{k-1}^{1,(i,j)},P_{k-1}^{1,(i,j)}\right) \tag{26}$$

$$p_{k-1}^{2,(i)}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})=\sum_{j=1}^{J_{k-1}^{2,(i)}}\omega_{k-1}^{2,(i,j)}\mathrm{N}\left(\boldsymbol{x};\boldsymbol{m}_{k-1}^{2,(i,j)},P_{k-1}^{2,(i,j)}\right)\delta_{\boldsymbol{z}^{(i)}}(\boldsymbol{y}) \tag{27}$$

$\delta_{\boldsymbol{z}^{(i)}}(\boldsymbol{y})$ 为 Dirac delta 函数[2], $\boldsymbol{z}^{(i)}\in Z_{k-1}$, $\boldsymbol{y}$ 表示状态为 $\boldsymbol{x}$ 对应的量测. 若 $\boldsymbol{z}^{(i)}=\boldsymbol{y}$, 说明 $\boldsymbol{z}^{(i)}$ 是由 $\boldsymbol{x}$ 产生的量测; 否则, $\boldsymbol{z}^{(i)}$ 不是由 $\boldsymbol{x}$ 产生的量测. 则预测多目标密度

$$\begin{aligned}\pi_{k|k-1}=&\left\{\left(r_{P,k|k-1}^{1,(i)},p_{P,k|k-1}^{1,(i)}\right)\right\}_{i=1}^{M_{k-1}^1}\cup\\&\left\{\left(r_{P,k|k-1}^{2,(i)},p_{P,k|k-1}^{2,(i)}\right)\right\}_{i=1}^{M_{k-1}^2}\cup\\&\left\{\left(r_{\Gamma,k}^{(i)},p_{\Gamma,k}^{(i)}\right)\right\}_{i=1}^{M_{\Gamma,k}}\end{aligned} \tag{28}$$

可由如下公式得到:

$$r_{P,k|k-1}^{\ell,(i)}=p_{s,k}r_{k-1}^{\ell,(i)},\quad \ell=\{1,2\} \tag{29}$$

$$p_{P,k|k-1}^{1,(i)}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})=\sum_{j=1}^{J_{k-1}^{1,(i)}}\omega_{k-1}^{1,(i,j)}\mathrm{N}\left(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y};\boldsymbol{m}_{P,k|k-1}^{1,(i,j)},P_{P,k|k-1}^{1,(i,j)}\right) \tag{30}$$

$$p_{P,k|k-1}^{2,(i)}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})=\sum_{j=1}^{J_{k-1}^{2,(i)}}\omega_{k-1}^{2,(i,j)}\mathrm{N}\left(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y};\boldsymbol{m}_{P,k|k-1}^{2,(i,j)},P_{P,k|k-1}^{2,(i,j)}\right) \tag{31}$$

其中

$$\boldsymbol{m}_{P,k|k-1}^{1,(i,j)}=B_k\boldsymbol{m}_{k-1}^{1,(i,j)},\boldsymbol{m}_{P,k|k-1}^{2,(i,j)}=B_k\begin{bmatrix}\boldsymbol{m}_{k-1}^{2,(i,j)}\\\boldsymbol{z}^{(i)}\end{bmatrix} \tag{32}$$

$$P_{P,k|k-1}^{1,(i,j)}=\Sigma_k+B_kP_{k-1}^{1,(i,j)}B_k^{\mathrm{T}} \tag{33}$$

$$P_{P,k|k-1}^{2,(i,j)}=\Sigma_k+\begin{bmatrix}F_k^1\\H_k^1\end{bmatrix}P_{k-1}^{2,(i,j)}\begin{bmatrix}\left(F_k^1\right)^{\mathrm{T}} & \left(H_k^1\right)^{\mathrm{T}}\end{bmatrix} \tag{34}$$

新生目标模型已知, $p_{\Gamma,k}^{(i)}$ 见式 (24).

步骤 2. 更新步

在式 (28) 中, 由于组成预测多目标密度的三个部分形式相同, 令 $M_{k|k-1}=M_{k-1}^1+M_{k-1}^2+M_{\Gamma,k}$, 它们可以重写为

$$\pi_{k|k-1}=\left\{\left(r_{k|k-1}^{(i)},p_{k|k-1}^{(i)}\right)\right\}_{i=1}^{M_{k|k-1}} \tag{35}$$

$$p_{k|k-1}^{(i)}\left(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}\right)=\sum_{j=1}^{J_{k|k-1}^{(i)}}\omega_{k|k-1}^{(i,j)}\mathrm{N}\left(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y};\boldsymbol{m}_{k|k-1}^{(i,j)},P_{k|k-1}^{(i,j)}\right) \tag{36}$$

$$\boldsymbol{m}_{k|k-1}^{(i,j)}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{m}_{k|k-1}^{\boldsymbol{x},(i,j)}\\\boldsymbol{m}_{k|k-1}^{\boldsymbol{y},(i,j)}\end{bmatrix},P_{k|k-1}^{(i,j)}=\begin{bmatrix}P_{k|k-1}^{\boldsymbol{x},(i,j)} & P_{k|k-1}^{\boldsymbol{xy},(i,j)}\\P_{k|k-1}^{\boldsymbol{yx},(i,j)} & P_{k|k-1}^{\boldsymbol{y},(i,j)}\end{bmatrix} \tag{37}$$

则更新多目标密度

$$\begin{aligned}\pi_k=&\left\{\left(r_{L,k}^{(i)},p_{L,k}^{(i)}\right)\right\}_{i=1}^{M_{k|k-1}}\bigcup\\&\left\{\left(r_{U,k}(\boldsymbol{z}),p_{U,k}(\cdot;\boldsymbol{z})\right)\right\}_{\boldsymbol{z}\in Z_k}\end{aligned} \tag{38}$$

可由如下公式得到:

$$r_{L,k}^{(i)}=r_{k|k-1}^{(i)}\frac{1-p_{d,k}}{1-r_{k|k-1}^{(i)}p_{d,k}} \tag{39}$$

$$p_{L,k}^{(i)}\left(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}\right)=p_{k|k-1}^{(i)}\left(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}\right) \tag{40}$$

$$r_{U,k}(\boldsymbol{z})=\frac{\sum\limits_{i=1}^{M_{k|k-1}}\frac{r_{k|k-1}^{(i)}\left(1-r_{k|k-1}^{(i)}\right)\rho_{U,k}^{(i)}(\boldsymbol{z})}{\left(1-r_{k|k-1}^{(i)}p_{d,k}\right)^2}}{\kappa_k(\boldsymbol{z})+\sum\limits_{i=1}^{M_{k|k-1}}\frac{r_{k|k-1}^{(i)}\rho_{U,k}^{(i)}(\boldsymbol{z})}{1-r_{k|k-1}^{(i)}p_{d,k}}} \tag{41}$$

$$p_{U,k}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y};\boldsymbol{z})=\frac{\sum\limits_{i=1}^{M_{k|k-1}}\sum\limits_{j=1}^{J_{k|k-1}^{(i)}}\omega_{U,k}^{(i,j)}(\boldsymbol{z})\mathrm{N}\left(\boldsymbol{x};\boldsymbol{m}_{U,k}^{(i,j)},P_{U,k}^{(i,j)}\right)}{\sum\limits_{i=1}^{M_{k|k-1}}\sum\limits_{j=1}^{J_{k|k-1}^{(i)}}\omega_{U,k}^{(i,j)}(\boldsymbol{z})} \tag{42}$$

其中

$$\rho_{U,k}^{(i)}(\boldsymbol{z})=p_{d,k}\sum_{j=1}^{J_{k|k-1}^{(i)}}\omega_{k|k-1}^{(i,j)}q_k^{(i,j)}(\boldsymbol{z}) \tag{43}$$

$$q_k^{(i,j)}(\boldsymbol{z})=\mathrm{N}\left(\boldsymbol{z};\boldsymbol{m}_{k|k-1}^{\boldsymbol{y},(i,j)},P_{k|k-1}^{\boldsymbol{y},(i,j)}\right) \tag{44}$$

$$\omega_{U,k}^{(i,j)}(\boldsymbol{z})=\frac{r_{k|k-1}^{(i)}}{1-r_{k|k-1}^{(i)}}p_{d,k}\omega_{k|k-1}^{(i,j)}q_k^{(i,j)}(\boldsymbol{z}) \tag{45}$$

$$\boldsymbol{m}_{U,k}^{(i,j)}(\boldsymbol{z})=\boldsymbol{m}_{k|k-1}^{\boldsymbol{x},(i,j)}+K_{U,k}^{(i,j)}\left(\boldsymbol{z}-\boldsymbol{m}_{k|k-1}^{\boldsymbol{y},(i,j)}\right) \tag{46}$$

$$P_{U,k}^{(i,j)}=P_{k|k-1}^{\boldsymbol{x},(i,j)}-K_{U,k}^{(i,j)}\left(P_{k|k-1}^{\boldsymbol{xy},(i,j)}\right)^{\mathrm{T}} \tag{47}$$

$$K_{U,k}^{(i,j)}=P_{k|k-1}^{\boldsymbol{xy},(i,j)}\left(P_{k|k-1}^{\boldsymbol{y},(i,j)}\right)^{-1} \tag{48}$$

在更新步中, 漏检部分的状态包括动力学状态和相应的量测, 协方差也是动力学状态和量测整体的协方差; 量测更新部分给出了动力学状态的求解, 式 (46) 中的 $\boldsymbol{z}$ 表示该动力学状态对应的量测, 式 (47) 为目标动力学状态的协方差, 不包括量测以及量测与动力学状态的协方差. 即算法中漏检部分和量测更新部分对应的多目标密度的表示形式不同, 故在 $k-1$ 时刻将多目标密度假设为相应的两部分.

根据 GM-HMM-PHD 滤波器得到的后验多目标强度的高斯项个数[5], 不难得到在不考虑衍生目标的情况下 GM-HMM-CBMeMBer 滤波器的后验多目标密度的高斯项个数为 $\left(\sum_{i=1}^{M_{k-1}}J_{k-1}^{(i)}+\sum_{i=1}^{M_{\Gamma,k}}J_{\Gamma,k}^{(i)}\right)(1+|Z_k|)$, GM-PMM-CBMeMBer 滤波器的后验多目标密度的高斯项个数为 $\left(\sum_{i=1}^{M_{k-1}^1}J_{k-1}^{1,(i)}+\sum_{i=1}^{M_{k-1}^2}J_{k-1}^{2,(i)}+\sum_{i=1}^{M_{\Gamma,k}}J_{\Gamma,k}^{(i)}\right)(1+|Z_k|)$. 在相同场景下, GM-PMM-CBMeMBer 滤波器和 GM-HMM-CBMeMBer 滤波器的计算复杂度为同一数量级. 但由于 GM-PMM-CBMeMBer 滤波器状态维数的增加, 计算量会相应增大.

由于新生目标的出现和更新步中假设轨迹的平均化, 航迹个数和每条航迹对应的高斯项会逐渐增加, 需要采用剪切和合并技术[5] 进行处理: 1) 剪切. 一是航迹的剪切, 去掉存在概率小于阈值为 T_r 的航迹; 二是航迹对应的高斯项的剪切, 去掉权值小于阈值为 T_ω 的高斯项. 2) 合并. 在每条航迹中, 将距离小于阈值为 U 的高斯项进行合并. 由于在后验多目标密度中漏检部分和量测更新部分对应的高斯项的形式不同, 在合并过程中需要加以区分. 同时, 设定航迹数的最大值为 $M_{\max}$, 每条航迹对应的高斯项个数的最大值为 $J_{\max}$. 最后, 对目标的状态进行提取. 若航迹的存在概率大于给定阈值 (如 0.5), 则认为它是一个目标, 选择它对应的权值最大的高斯项作为目标的状态.

3 仿真

3.1 一种满足 HMM 局部物理特性的 PMM

文献 [21] 总结了过程噪声与量测噪声相关和量测噪声为有色噪声对应的 PMM, 并提出一种满足 HMM 局部物理特性的 PMM. 为了与 HMM 框架下的 CBMeMBer 滤波器的性能进行比较, 本文采用上述满足 HMM 局部物理特性的 PMM 进行仿真实验. 并将本文所提算法的跟踪性能与 PHD 滤波器[21] 进行比较. 下面首先给出该 PMM 的描述.

假设线性高斯 HMM 为

$$p(\boldsymbol{x}_0)=\mathrm{N}(\boldsymbol{x}_0;\boldsymbol{m}_0,P_0) \tag{49}$$

$$f_{k|k-1}(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{x}_{k-1})=\mathrm{N}(\boldsymbol{x}_k;F_k\boldsymbol{x}_{k-1},Q_k) \tag{50}$$

$$g_k(\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_k)=\mathrm{N}(\boldsymbol{y}_k;H_k\boldsymbol{x}_k,R_k) \tag{51}$$

则满足 $p(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{x}_{k-1})=f_{k|k-1}(\boldsymbol{x}_k|\boldsymbol{x}_{k-1})$, $p(\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_k)=g_k(\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_k)$, 且 $p_{k|k-1}=(\boldsymbol{x}_k,\boldsymbol{y}_k|\boldsymbol{x}_{k-1},\boldsymbol{y}_{k-1})$ 不依赖于参数 $(\boldsymbol{m}_0,P_0)$ 的线性高斯 PMM 为

$$p(\boldsymbol{\varepsilon}_0)=\mathrm{N}\left(\boldsymbol{\varepsilon}_0;\begin{bmatrix}\boldsymbol{m}_0\\H_0\boldsymbol{m}_0\end{bmatrix},\begin{bmatrix}P_0 & (H_0P_0)^{\mathrm{T}}\\H_0P_0 & R_0+H_0P_0H_0^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}\right) \tag{52}$$

$$p_{k|k-1}(\boldsymbol{\varepsilon}_k|\boldsymbol{\varepsilon}_{k-1})=\mathrm{N}(\boldsymbol{\varepsilon}_k;B_k\boldsymbol{\varepsilon}_{k-1},\Sigma_k) \tag{53}$$

其中

$$B_k=\begin{bmatrix}F_k-F_k^2H_{k-1} & F_k^2\\H_kF_k-H_k^2H_{k-1} & H_k^2\end{bmatrix} \tag{54}$$

$$\Sigma_k=\begin{bmatrix}\Sigma_k^{11} & \Sigma_k^{12}\\\Sigma_k^{21} & \Sigma_k^{22}\end{bmatrix} \tag{55}$$

$$\Sigma_k^{11}=Q_k-F_k^2R_{k-1}\left(F_k^2\right)^{\mathrm{T}} \tag{56}$$

$$\Sigma_k^{21}=\left(\Sigma_k^{12}\right)^{\mathrm{T}}=H_kQ_k-H_k^2R_{k-1}\left(F_k^2\right)^{\mathrm{T}} \tag{57}$$

$$\Sigma_k^{22}=R_k-H_k^2R_{k-1}\left(H_k^2\right)^{\mathrm{T}}+H_kQ_kH_k^{\mathrm{T}} \tag{58}$$

在满足 Σ_k 为正定矩阵的情况下, F_k^2 和 H_k^2 可以任意选取.

3.2　仿真分析

为了与 PHD 滤波器的跟踪性能进行比较, 依据文献 [21] 对上述 PMM 的参数进行设置.

$$F_k=\begin{bmatrix}1&t&0&0\\0&1&0&0\\0&0&1&t\\0&0&0&1\end{bmatrix},\quad H_k=\begin{bmatrix}1&0&0&0\\0&0&1&0\end{bmatrix}\tag{59}$$

$$Q_k=\begin{bmatrix}100&1&0&0\\1&10&0&0\\0&0&100&1\\0&0&1&10\end{bmatrix},\quad R_k=\begin{bmatrix}10^2&0\\0&10^2\end{bmatrix}\tag{60}$$

$$F_k^2=\begin{bmatrix}a&0\\0&0\\0&b\\0&0\end{bmatrix},\quad H_k^2=\begin{bmatrix}c&0\\0&d\end{bmatrix}\tag{61}$$

令 $t=1$, $a=b=0.7$, $c=d=0.1$. 仿真硬件环境为 Matlab R2013b, Windows 10 64 bit, Intel Core i5-4570 CPU 3.20 GHz, RAM 4.00 GB.

监控区域内有 12 个目标: 目标 1、2 和 3 在 $k=1$ 时出现, 4、5 和 6 在 $k=20$ 时出现, 7 和 8 在 $k=40$ 时出现, 9 和 10 在 $k=60$ 时出现, 11 和 12 在 $k=80$ 时出现, 而目标 1 和 2 在 $k=70$ 时消失, 其他目标不消失. 目标的状态为 $\boldsymbol{x}_k=[x_k,\dot{x}_k,y_k,\dot{y}_k]^{\mathrm{T}}$, x_k 和 y_k 表示二维笛卡尔坐标系下目标的位置, $\dot{x}_k$ 和 $\dot{y}_k$ 分别表示对应方向的速度. 在监控区域 $V=[-2\,000,\,2\,000]\,\mathrm{m}\times[-2\,000,\,2\,000]\,\mathrm{m}$ 中, 各采样时刻的杂波个数服从均值为 20 的泊松分布, 杂波量测在监控区域内均匀分布. 图 1 是基于上述线性高斯 PMM 的目标运动轨迹, 红色三角形表示目标的初始位置.

CBMeMBer 滤波器中新生目标的模型参数 $\pi_\Gamma=\left\{\left(r_\Gamma,p_\Gamma^{(i)}\right)\right\}_{i=1}^{4}$ 设置如下: 在 HMM 中, $r_\Gamma=0.01$, $p_\Gamma^{(i)}(x)=\mathrm{N}\left(\boldsymbol{x};\boldsymbol{m}_\Gamma^{(i)},P_\Gamma\right)$, $\boldsymbol{m}_\Gamma^{(1)}=[0,0,0,0]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{m}_\Gamma^{(2)}=[400,0,-600,0]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{m}_\Gamma^{(3)}=[-800,0,-200,0]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{m}_\Gamma^{(4)}=[-200,0,800,0]^{\mathrm{T}}$, $P_\Gamma=\mathrm{diag}\{1\,000,400,1000,400\}$; 在 PMM 中, $r_\Gamma=0.01$, $p_\Gamma^{(i)}(\boldsymbol{\varepsilon})=\mathrm{N}\left(\boldsymbol{\varepsilon};\begin{bmatrix}\boldsymbol{m}_\Gamma^{(i)}\\H_k\boldsymbol{m}_\Gamma^{(i)}\end{bmatrix},\begin{bmatrix}P_\Gamma&(H_kP_\Gamma)^{\mathrm{T}}\\H_kP_\Gamma&R_k+H_kP_\Gamma H_k^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}\right)$ $i=\{1,\cdots,4\}$. 目标的存活概率为 $p_{s,k}=0.98$, 传感器的检测概率为 $p_{d,k}=0.9$. 在剪切和合并过程中, 设航迹存在概率的阈值为 $T_r=10^{-3}$, 高斯项权值的阈值为 $T_\omega=10^{-5}$, 合并阈值为 $U=4\,\mathrm{m}$, 航迹的最大值为 $M_{\max}=100$, 每条航迹对应高斯项个数的最大值为 $J_{\max}=30$. PHD 滤波器新生目标的模型参数见文献 [21].

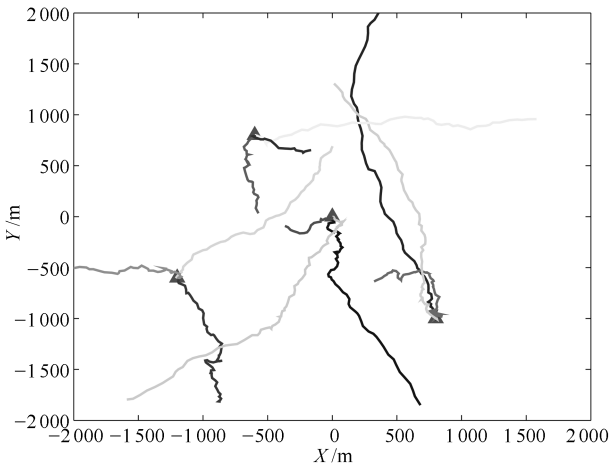


图 1　目标运动的真实轨迹

Fig. 1　Actual target trajectories

图 2 给出了 GM-PMM-CBMeMBer 滤波器单次仿真的结果, 两个子图分别对应不同时刻 X 轴和 Y 轴的状态估计. 整体来看, 所提算法可以比较准确地估计目标的状态. 在某些时刻会出现虚假目标或目标跟踪丢失的情况, 但随着时间推移, 算法自身可以很快地进行修正.

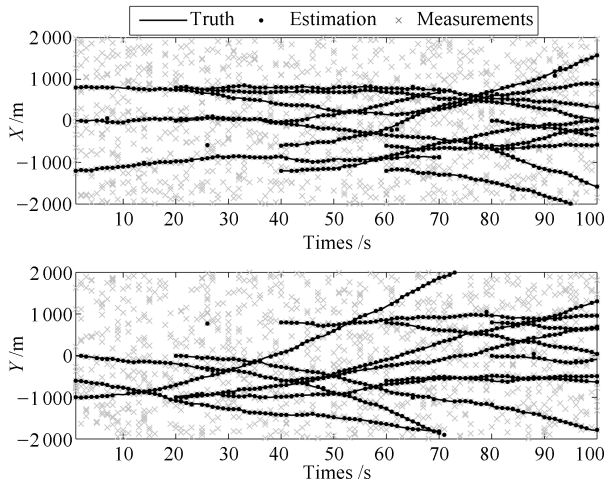


图 2　本文所提算法的估计结果

Fig. 2　Estimation results of the proposed algorithm

本文采用 OSPA (Optimal subpattern assignment) 距离[24] 评估算法的跟踪性能. 设多目标真实状态的集合为 $X=\{\boldsymbol{x}_1,\cdots,\boldsymbol{x}_m\}$, 估计状态的集合

为 $\hat{X}=\{\hat{\boldsymbol{x}}_1,\cdots,\hat{\boldsymbol{x}}_n\}$, 若 $m\leq n$, 则 OSPA 距离为

$$\bar{d}_p^{(c)}\left(X,\hat{X}\right)=\left(\frac{1}{n}\left(\min_{\pi\in\Pi_n}\sum_{i=1}^{m}d^{(c)}\left(\boldsymbol{x}_i,\hat{\boldsymbol{x}}_{\pi(i)}\right)^p+c^p\left(n-m\right)\right)\right)^{\frac{1}{p}} \tag{62}$$

其中, $d^{(c)}\left(\boldsymbol{x}_i,\hat{\boldsymbol{x}}_{\pi(i)}\right)=\min\left(c,\|\boldsymbol{x}-\hat{\boldsymbol{x}}\|\right)$, Π_n 表示 $\{1,\cdots,n\}$ 的所有排列集合. 若 $m>n$, 则 $\bar{d}_p^{(c)}\left(X,\hat{X}\right)=\bar{d}_p^{(c)}\left(\hat{X},X\right)$. 令距离阶次 $p=1$, 截断系数 $c=20\,\mathrm{m}$.

本例做了 500 次蒙特卡洛 (Monte carlo, MC) 仿真实验, 分析结果如下:

1) 图 3 为不同算法对目标数估计的均值和标准差. 可以看出, 在 PMM 或 HMM 框架下, CBMeMBer 滤波器对目标数的估计是无偏的, PHD 滤波器随着目标数的增加, 会出现欠估计的情况. 说明本文所提算法对目标数的估计优于 PHD 滤波器[21]. 相比不同框架下的 CBMeMBer 滤波器和 PHD 滤波器, 它们对目标数估计的统计特性非常接近.

2) 图 4 为不同算法对应的 OSPA 距离. 可以看出, CBMeMBer 滤波器在 PMM 和 HMM 框架下的 OSPA 距离评价指标均优于 PHD 滤波器. CBMeMBer 滤波器和 PHD 滤波器在 PMM 框架下的 OSPA 距离评价指标优于 HMM 框架下相应的 OSPA 距离评价指标.

3) 表 1 为不同杂波环境下 4 种算法的性能比较. 不同杂波环境下, CBMeMBer 滤波器和 PHD 滤波器在 PMM 框架下的 OSPA 距离评价指标优于 HMM 框架下的 OSPA 距离评价指标, 但单步运行时间的均值会变大. 由于 GM-CBMeMBer 滤波器是将每个目标的密度分别用 GM 表示, 而 GM-PHD 滤波器是将多目标密度的强度整体用 GM 表示. 因此, 它们的高斯项个数不同, 比较运行时间也就没有意义. 但从表 1 可以看出, 相比 GM-PMM-PHD 滤波器, GM-PMM-CBMeMBer 滤波器以更小的时间代价可以得到更优的 OSPA 距离评价指标.

表 1 不同杂波环境下的性能比较

Table 1 Tracking performance verses clutter′s number

	λ	0	5	10	20
PMM-CBMeMBer	OSPA(m)	15.173	15.196	15.202	15.390
	时间 (s)	0.0203	0.0221	0.0237	0.0244
HMM-CBMeMBer	OSPA(m)	16.010	16.065	16.086	16.234
	时间 (s)	0.0179	0.0194	0.0211	0.0228
PMM-PHD	OSPA(m)	15.631	15.654	15.698	15.739
	时间 (s)	0.0203	0.0280	0.0350	0.0476
HMM-PHD	OSPA(m)	16.806	16.817	16.855	16.889
	时间 (s)	0.0084	0.0118	0.0132	0.0191

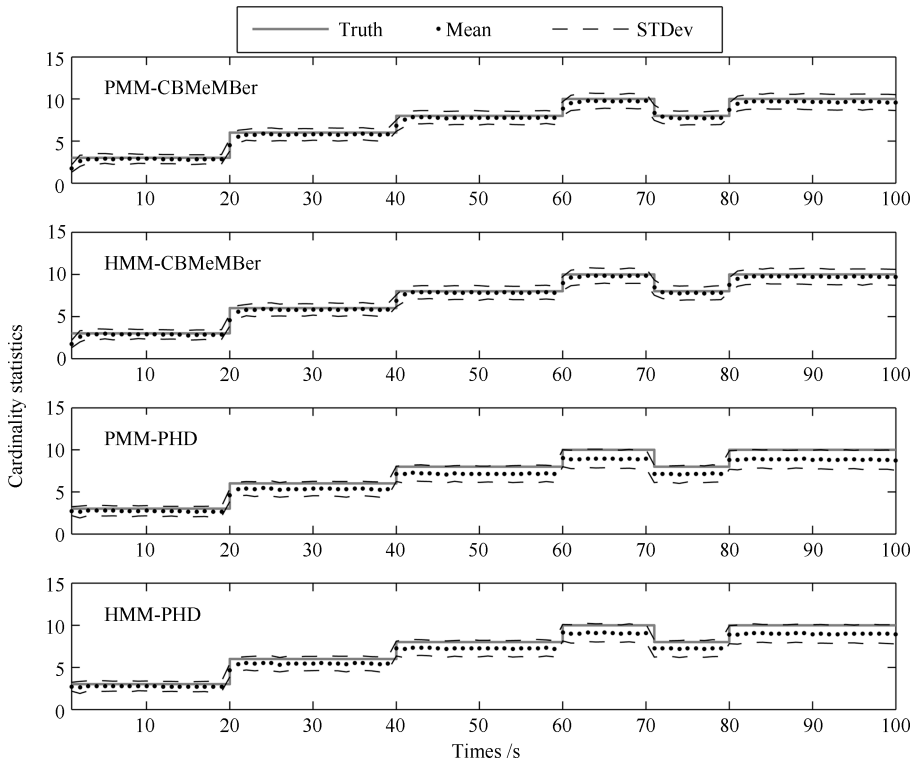


图 3 势估计

Fig. 3 Cardinality estimation

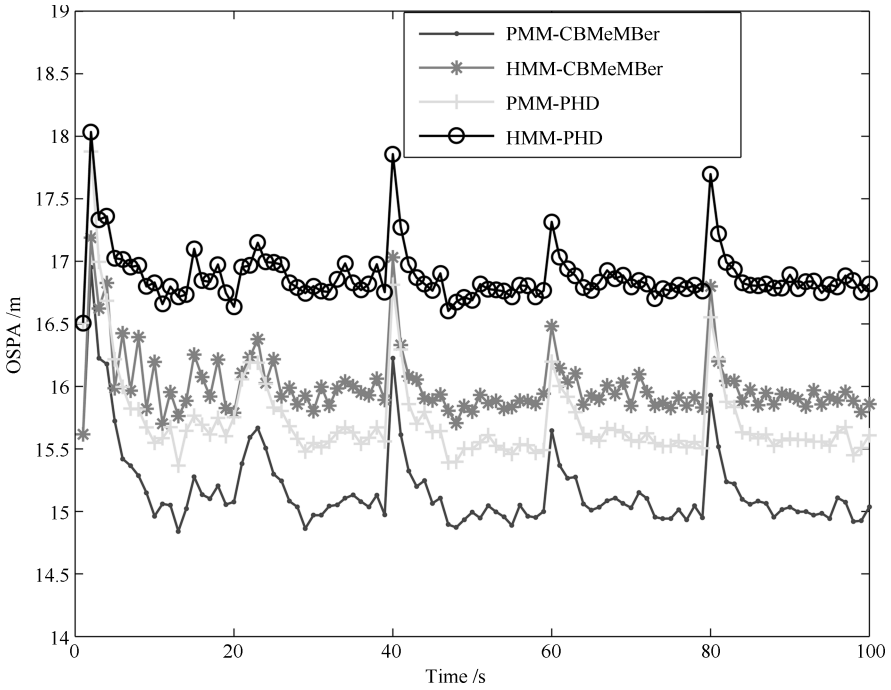


图 4　OSPA 距离

Fig. 4　OSPA distances

4　结论

本文提出一种在 PMM 框架下的 CBMeMBer 滤波器, 并给出了它在线性高斯 PMM 条件下的 GM 实现. 该算法放宽了 HMM 隐含的马尔科夫假设和独立性假设限制. 在仿真实验中, 采用一种满足 HMM 局部物理特性的 PMM, 将本文所提算法与文献 [21] 所提的 GM-PMM-PHD 滤波器进行比较, 仿真结果表明本文所提算法的跟踪性能优于 GM-PMM-PHD 滤波器. 本文考虑的是 PMM 在线性高斯条件下的多目标跟踪问题, 而非线性条件下的多目标跟踪问题有待进一步研究.

References

1 Mahler R P S. *Advances in Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion*. Norwood, MA, USA: Artech House, 2014.

2 Mahler R P S. *Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion*. Boston, USA: Artech House, 2007.

3 Mahler R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, **39**(4): 1152−1178

4 Vo B N, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo methods for multitarget filtering with random finite sets. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, **41**(4): 1224−1245

5 Vo B N, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, **54**(11): 4091−4104

6 Mahler R P S. PHD filters of higher order in target number. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, **43**(4): 1523−1543

7 Vo B T, Vo B N, Cantoni A. Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, **55**(7): 3553−3567

8 Vo B T, Vo B N, Cantoni A. The cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filter and its implementations. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, **57**(2): 409−423

9 Reuter S, Vo B T, Vo B N, Dietmayer K. The labeled multi-Bernoulli filter. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, **62**(12): 3246−3260

10 Zhang G H, Lian F, Han C Z. CBMeMBer filters for non-standard targets, I: extended targets. In: Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Information Fusion (FUSION). Salamanca, Spain: IEEE, 2014. 1−6

11 Lian Feng, Han Chong-Zhao, Li Chen. Multiple-model GM-CBMeMBer filter and track continuity. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(2): 336−347
(连峰, 韩崇昭, 李晨. 多模型 GM-CBMeMBer 滤波器及航迹形成. 自动化学报, 2014, **40**(2): 336−347)

12 Hoang H G, Vo B T, Vo B N. A fast implementation of the generalized labeled multi-Bernoulli filter with joint prediction and update. In: Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Information Fusion (FUSION). Washington, USA: IEEE, 2015. 999−1006

13 Chen Hui, Han Chong-Zhao. A new sequential Monte Carlo implementation of cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filter. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(1): 26−36

(陈辉, 韩崇昭. CBMeMBer 滤波器序贯蒙特卡罗实现新方法的研究. 自动化学报, 2016, **42**(1): 26−36)

14 Saha S, Gustafsson F. Particle filtering with dependent noise processes. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, **60**(9): 4497−4508

15 Pieczynski W, Desbouvries F. Kalman filtering using pairwise Gaussian models. In: Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP). Hong Kong, China: IEEE, 2003. 8−11

16 Desbouvries F, Pieczynski W. Particle filtering in pairwise and triplet Markov chains. In: Proceedings of the 2003 IEEE-EURASIP NSIP workshop. Grado, Italy: IEEE, 2003. 57−60

17 Pieczynski W. Pairwise Markov chains. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(5): 634−639

18 Nemesin V, Derrode S. Robust blind pairwise Kalman algorithms using QR decompositions. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, **61**(1): 5−9

19 Derrode S, Pieczynski W. Signal and image segmentation using pairwise Markov chains. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, **52**(9): 2477−2489

20 Petetin Y, Desbouvries F. Multi-object filtering for pairwise Markov chains. In: Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Information Science, Signal Processing and Their Applications (ISSPA). Montreal, QC, Canada: IEEE, 2012. 348−353

21 Petetin Y, Desbouvries F. Bayesian Multi-object filtering for pairwise Markov chains. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, **61**(18): 4481−4490

22 Jazwinski A H. *Stochastic Processes and Filtering Theory*. New York, USA: Academic Press, 1970.

23 Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 1960, **82**(1): 35−45

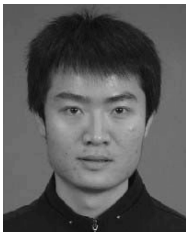
24 Schuhmacher D, Vo B T, Vo B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, **56**(8): 3447−3457



张光华 西安交通大学电子与信息工程学院综合自动化研究所博士研究生. 主要研究方向为目标跟踪.
E-mail: MichaelZgh@stu.xjtu.edu.cn
(**ZHANG Guang-Hua** Ph. D. candidate at the Institute of Integrated Automation, School of Electronic and Information Engineering, Xi′an Jiaotong University. His main research interest is target tracking.)



韩崇昭 西安交通大学电子与信息工程学院教授. 主要研究方向为多源信息融合, 随机控制与自适应控制, 非线性频谱分析. E-mail: czhan@xjtu.edu.cn
(**HAN Chong-Zhao** Professor at the School of Electronic and Information Engineering, Xi′an Jiaotong University. His research interest covers multi-source information fusion, stochastic control and adaptive control, and nonlinear spectral analysis.)



连 峰 西安交通大学电子与信息工程学院综合自动化研究所副教授. 主要研究方向为目标跟踪. 本文通信作者.
E-mail: lianfeng1981@xjtu.edu.cn
(**LIAN Feng** Associate professor at the Institute of Integrated Automation, School of Electronics and Information Engineering, Xi′an Jiaotong University. His main research interest is target tracking. Corresponding author of this paper.)



曾令豪 西安交通大学电子与信息工程学院综合自动化研究所博士研究生. 主要研究方向为目标跟踪.
E-mail: zenglh@stu.xjtu.edu.cn
(**ZENG Ling-Hao** Ph. D. candidate at the Institute of Integrated Automation, School of Electronic and Information Engineering, Xi′an Jiaotong University. His main research interest is target tracking.)