

DOI: 10.7652/xjtuxb201902021

标签多伯努利机动目标跟踪与分类算法

彭华甫^{1,2}, 黄高明¹, 田威¹, 邱昊¹, 满欣¹

(1. 海军工程大学电子工程学院, 430033, 武汉; 2. 解放军 92773 部队, 325807, 浙江温州)

摘要: 针对密集杂波下现有的多机动目标跟踪算法性能衰减严重的问题,提出了一种标签多伯努利目标跟踪与分类算法。首先,引入类别信息对目标状态进行扩维;然后利用类别属性对目标机动模型转移密度进行修正,并推导新的状态转移密度函数,抑制了错误机动模型对目标状态预测的影响;同时,建立目标位置与属性的联合量测似然函数,增大了目标与杂波的区分度,从而增强杂波抑制能力;最后,基于多模型标签多伯努利滤波器框架推导了新的预测、更新方程。仿真实验结果表明:所提算法在高杂波环境下仍能对多机动目标进行有效跟踪,其目标数估计误差及最优子模式分配距离分别约为多模型概率假设密度联合检测、跟踪、分类滤波器的 $1/2$ 和 $1/4$,为多模型势平衡多伯努利联合检测、跟踪、分类滤波器的 $3/4$ 和 $1/2$ 。

关键词: 多目标跟踪;机动目标;分类;标签多伯努利;目标类别

中图分类号: TN391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)02-0157-06

A Tracking and Classification algorithm for Maneuvering Targets with Labeled Multi-Bernoulli

PENG Huafu^{1,2}, HUANG Gaoming¹, TIAN Wei¹, QIU Hao¹, MAN Xin¹

(1. College of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China;

2. Unit 92773 of the PLA, Wenzhou, Zhejiang 325807, China)

Abstract: A tracking and classification algorithm for targets with labeled multi-Bernoulli (LMB) is proposed to solve the problem that the performance of existing tracking algorithms for multiple maneuvering targets seriously degrades under dense clutter environment. Firstly, target state is extended by introducing category information. Secondly, the transfer density of the target maneuver model is modified using attributes of the target class. The impact of a wrong maneuver model on the target state prediction is suppressed, and the new state transition density function is derived. In addition, a joint likelihood function for the attributes and position of the target is established to increase the discrimination between target and clutters, and the clutter suppression ability is enhanced. Finally, an improved prediction and update equation are derived based on the multiple model labeled multi-Bernoulli filter framework. Simulation results show that the proposed method still tracks multiple maneuvering targets even in a high clutter environment. The estimation error for the number of targets and the optimal subpattern assignment distance of the proposed method are $1/2$ and $1/4$ respectively, of those from the multiple model probability hypothesis density joint detection, tracking and classification (JDTC) filter, and $3/4$ and $1/2$,

收稿日期: 2018-07-20。 作者简介: 彭华甫(1987—),男,博士生;黄高明(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61501484);中国博士后科学基金资助项目(2017M613370)。

网络出版时间: 2018-12-03

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20181203.0954.004.html>

ksptctially, of those from the multiple model cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli JDTC filter.

Keywords: multiple target tracking; maneuvering targets; classification; labeled multi-Bernoulli; target class

多目标跟踪是掌握未来信息化战争主动权的关键技术之一^[1],在战场环境监视、制导及反导等方面应用广泛。随着战场环境日趋复杂,加之隐身技术及干扰等因素的影响,目标往往淹没在密集杂波背景下。为有效跟踪目标,需要在密集杂波下检测真实目标,估计目标数量及状态并形成航迹,同时判决目标的类别属性。通常,目标的检测、跟踪与分类是相互耦合的,如检测可抑制虚警及漏检影响提高跟踪及分类性能,目标的运动特征可改善目标分类效果,分类特征可提高目标检测及跟踪精度^[2]。因此,对目标进行联合检测、跟踪、分类(joint detection, tracking and classification, JDTC)具有十分重要的意义。

目前,多机动目标 JDTC 主要有两种解决方案。①将类别属性信息引入经典的数据关联算法中,如文献[3]结合目标识别信息及多假设跟踪(MHT),提出了一种多目标联合跟踪、分类(joint tracking and classification, JTC)算法;文献[4]结合联合概率数据关联(JPDA)及多模型(MM),研究了杂波环境下的 JTC 算法;文献[5]将目标类别属性信息引入到多帧数据关联中,提高了跟踪精度。然而,随着目标及杂波数量的增大,此类基于数据关联的跟踪算法计算量成指数增长^[6],且未引入目标检测过程。②将类别信息引入有限集统计学(FISST)理论中,可有效避免复杂的数据关联过程。如:文献[7]将特征辅助信息引入 PHD 滤波器中,实现了非机动目标 JDTC;文献[8-9]针对机动目标结合多模型思想,提出了 MM-PHD-JDTC 算法,由于 PHD 类 JDTC 算法虽然能估计目标数目,但并非真正意义上的目标检测;对此,文献[10]引入目标类别信息及目标存在概率,结合联合目标检测与跟踪(JoTT)滤波器,实现了真正意义上的 JDTC,但仅针对单目标情形进行了分析,未考虑目标类别对目标机动模型的影响;文献[11]利用类别信息对多模型势平衡多伯努利(MM-CBMeMBer)滤波器进行扩展,提出了 MM-CBMeMBer-JDTC 算法,提高了多机动目标跟踪精度,但密集杂波环境下性能衰减严重,且仅能估计目标状态,无法直接形成航迹。

近年来,Vo 等结合 MHT 及随机有限集(RFS)

理论,提出了广义标签多伯努利(GLMB)滤波器^[12-13]。GLMB 滤波器具有更高的跟踪精度、良好的抗杂波干扰能力且可直接估计航迹等优点,在衍生目标跟踪^[14]、多传感器信息融合^[15]等领域受到了广泛关注。针对 GLMB 计算复杂度高的问题,文献[16]利用 LMB 和 δ -GLMB 近似转换及量测分组,提出了 LMB 滤波器,在损失少量跟踪精度的前提下大幅降低了计算量;文献[17]结合箱粒子滤波提出了 Box-GLMB 滤波器,进一步有效降低了计算量,推动了算法的实用化进程。文献[18-19]在此基础上结合 MM,提出了 MM-LMB 滤波器,改善了机动目标跟踪能力。

本文针对数量未知且时变的多机动目标 JDTC 问题,利用类别属性信息对 MM-LMB 滤波器进行推广,提出了 MM-LMB-JDTC 滤波器。在预测阶段,利用目标类别属性与机动模型集之间的耦合关系,对目标机动模型进行筛选,抑制了错误模型的影响,提高了跟踪精度;在量测更新阶段,利用属性信息增强了目标与杂波的区分度,改进了目标与杂波的量测似然,增强了杂波抑制能力。最后,通过仿真实验验证了算法的有效性。

1 MM-LMB 多目标跟踪算法

针对机动目标跟踪问题,将单目标运动状态矢量 $\mathbf{x}$ 进行扩展,引入航迹标签 l 区分不同航迹目标,引入机动模型标签 $n \in M$ 区分运动模型, $M = \{1, 2, \dots, |M|\}$ 为机动模型集,则扩展后的目标状态可表示为

$$\mathbf{x}' = (\mathbf{x}, l, n) \quad (1)$$

多目标状态可用 RFS 理论表示为随机有限集 $X' = \{\mathbf{x}'_i | i=1, 2, \dots, |X'|\}$, 其中 $\mathbf{x}'_i$ 为第 i 个目标状态, N 为目标数。

MM-LMB 滤波器的预测分布由存活目标演化分布及新生目标分布两部分组成,可表示为^[19]

$$\pi_{k|k-1}(X') = \{(r_{P,k}^l, p_{P,k}^l(\mathbf{x}, n)) | l \in L_{k-1}\} \cup \{(r_{B,k}^l, p_{B,k}^l(\mathbf{x}, n)) | l \in L_B\} \quad (2)$$

式中: $r_{P,k}^l$ 为 k 时刻航迹为 l 的新生目标存在概率; $p_{B,k}^l$ 为该新生目标概率分布; L_B 为新生目标航迹标签集; $r_{P,k}^l$ 为存活到 k 时刻航迹标签 l 目标的存在概

率; $p_{l,k}^l$ 为该目标概率分布。

MM-LMB 滤波器的更新分布可近似为^[19]

$$\pi_k(X' | Z) = \{(r_k^l, p_k^l(\mathbf{x}, n)) | l \in L_k\} \quad (3)$$

式中: r_k^l 为 k 时刻航迹标签 l 目标的存在概率; p_k^l 为该目标概率分布。详细说明可参考文献[19]。

2 MM-LMB-JDTC 算法

通常目标类别不同,其运动模型也不同,建立基于类别属性的模型转移密度函数,可有效抑制模型失配对跟踪的影响;同时,分类器通过对目标进行分类可去除部分杂波量测的影响。因此,利用目标类别信息来提高机动目标的跟踪精度,引入类别属性,对目标状态及量测状态进行扩维;在 MM-LMB 滤波器的基础上,重新推导了状态扩维后的预测、更新方程。

2.1 目标状态建模

假设监视区域内目标的类别集为 $S = \{0, 1, 2, \dots, |S|\}$, 其中 0 表示杂波, $|\cdot|$ 为取势计算。对于未知目标,可将其属性设置为同一指定的属性标签。为区分不同类别属性的目标,引入类别标签 $\xi \in S$, 对式(1)进行扩维,目标状态由位置、航迹标签、运动模型索引、类别属性组成,可表示为

$$\tilde{\mathbf{x}} = (\mathbf{x}, l, n, \xi) \quad (4)$$

扩展后的目标状态集可用 RFS 理论表示为 $\tilde{X} = \{\tilde{\mathbf{x}}_i | i = 1, 2, \dots, N\}$, 其中 $\tilde{\mathbf{x}}_i$ 为第 i 个目标状态。实际中,目标类别及航迹标签均不随时间变化,则目标状态转移密度函数可表示为

$$f_{k|k-1}(\tilde{\mathbf{x}}_k | \tilde{\mathbf{x}}_{k-1}) = f_{k|k-1}^l(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, n_{k-1}) \cdot f^l(n_k | n_{k-1}, \xi) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{x}_k$ 为 k 时刻单个目标的运动状态; $f_{k|k-1}^l$ 为 $k-1$ 到 k 时刻航迹标签 l 目标运动状态转移密度; $f^l(n_k | n_{k-1}, \xi)$ 为类别标签为 ξ 时航迹标签 l 目标由 $k-1$ 时刻的运动模型 n_{k-1} 到 k 时刻的运动模型 n_k 的模型转移密度。

2.2 量测建模

假设目标位置量测与属性量测已经正确关联,目标状态扩展后,量测由位置量测 z 及类别量测 $\eta \in S$ 两部分组成,即

$$\tilde{\mathbf{z}} = (z, \eta) \quad (6)$$

则扩展后的目标量测集可用 RFS 理论表示为 $\tilde{Z} = \{\tilde{\mathbf{z}}_i | i = 1, 2, \dots, M\}$, 其中 $\tilde{\mathbf{z}}_i$ 为第 i 个量测, M 为量测数。

目标位置量测似然函数为

$$g(\mathbf{z} | \mathbf{x}) = N(\mathbf{z}; \mathbf{H}\mathbf{x}, \mathbf{R}_c) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{H}$ 为量测矩阵; $N(\mathbf{z}; \mathbf{H}\mathbf{x}, \mathbf{R}_c)$ 表示均值为 $\mathbf{H}\mathbf{x}$ 、协方差为 $\mathbf{R}_c$ 的高斯分布。

属性量测方程可由混淆矩阵 $\mathbf{C}$ 表示^[5]

$$\mathbf{C} = [c_{\eta\xi}], \quad \xi, \eta = 0, 1, 2, \dots, |S| \quad (8)$$

式中: $c_{\eta\xi}$ 表示当目标真实类别为 ξ 时,分类器将目标类别判决为 η 的概率。

假设目标位置量测及类别量测相互独立,联合式(7)、(8)可得目标位置与属性的联合量测似然及杂波联合密度分别为

$$g(\tilde{\mathbf{z}} | \tilde{\mathbf{x}}) = g(\mathbf{z}, \eta | \mathbf{x}, \xi > 0) = g(\mathbf{z} | \mathbf{x})g(\eta | \xi > 0) \quad (9)$$

$$c(\tilde{\mathbf{z}}) = c(\mathbf{z})g(\eta | \xi = 0) \quad (10)$$

式中: $c(\mathbf{z})$ 为空间位置杂波密度函数; $g(\eta | \xi)$ 为目标属性量测似然函数,可由混淆矩阵 $\mathbf{C}$ 计算。

2.3 MM-LMB-JDTC 算法

利用类别属性对目标机动模型转移密度进行修正,能有效避免错误机动模型对目标状态预测的影响。将式(5)代入式(2)中,同时结合多维积分,可得 MM-LMB-JDTC 滤波器预测方程为

$$\pi_{k|k-1}(\tilde{X}) = \{(r_{P,k}^l, p_{P,k}^l(\mathbf{x}, n, \xi)) | l \in L_{k-1}\} \cup \{(r_{B,k}^l, p_{B,k}^l(\mathbf{x}, n, \xi)) | l \in L_{B,k}\} \quad (11)$$

式中

$$p_{P,k}^l(\mathbf{x}, n, \xi) = \left(\sum_{\tau \in S} \sum_{m \in M} \int p_S^l(y, m, \tau) f_{k|k-1}^l(\mathbf{x}, n, \xi | y, m, \tau) p_{k-1}^l(y, m, \tau) dy \right) / \eta_{P,k}(l)$$

$$\eta_{P,k}(l) = \sum_{\xi \in S} \sum_{n \in M} \int p_{k-1}^l(y, n, \xi) p_S^l(y, n, \xi) dy$$

p_{k-1}^l 为 $k-1$ 时刻航迹标签 l 目标的概率分布; p_S^l 为其在下一时刻继续存活概率。

在量测更新阶段,可以利用属性信息增强目标与杂波的区分度,改进目标与杂波的量测似然,增强杂波抑制能力。引入目标类别属性后,目标量测由位置及类别两部分组成,仅对目标量测似然函数及杂波密度产生影响。用式(9)(10)所示的位置和属性的联合量测似然函数替代式(3)中的位置量测似然函数,可得更新方程

$$\pi_k(\tilde{X}) = \{(r_k^l, p_k^l(\mathbf{x}, n, \xi)) | l \in L_k\} \quad (12)$$

式中

$$\eta_{Z,k}^l(l) = \sum_{\xi \in S} \sum_{n \in M} \int \phi_{Z,k}^l(y, n, \xi; \theta) p_{k|k-1}^l(y, n, \xi) dy$$

$$\phi_{Z,k}^l(\mathbf{x}, n, \xi; \theta) = \begin{cases} \frac{p_D^l(\mathbf{x}, n, \xi) g(\tilde{\mathbf{z}}_{\theta(l)} | \tilde{\mathbf{x}})}{\lambda c(\tilde{\mathbf{z}}_{\theta(l)})}, & \theta(l) > 0 \\ 1 - p_{D,k}^l(\mathbf{x}, n, \xi), & \theta(l) = 0 \end{cases}$$

$$p_D^l(\mathbf{x}, n, \xi) = p_D^l(\mathbf{x}, n | \xi) p_D^l(\xi)$$

$\tilde{Z}_k$ 为 k 时刻获取的量测集; $p_D^l(\mathbf{x}, n | \xi)$ 为类别 ξ 目

标的检测概率; $p_{d,k}^l(\xi)$ 为类别的检测概率; p_d^l 为航迹标签 l 目标检测概率; $g(\mathbf{z}|x, l, n)$ 为目标量测似然函数; $c(\mathbf{z})$ 为杂波密度。

分析式(12)可以发现:

(1) 当 $p_d^l(\xi)g(\gamma|\xi>0)/g(\gamma|\xi=0)>1$ 时, 分类器能对目标进行正确检测分类, 属性信息能增强目标与杂波的分度, 增大真实目标权重并降低杂波权重, 提高杂波抑制能力;

(2) 当 $p_d^l(\xi)g(\gamma|\xi>0)/g(\gamma|\xi=0)=1$ 时, 分类器无法区分目标及杂波, MM-LMB-JDTC 算法会退化为 MM-LMB 算法;

(3) 当 $p_d^l(\xi)g(\gamma|\xi>0)/g(\gamma|\xi=0)<1$ 时, 分类器性能严重衰减, 属性信息会降低真实目标权重并增大杂波权重, 跟踪性能恶化, 劣于 MM-LMB 算法。

3 仿真实验

假设有两种类别的多个机动目标, 其模型集分别为 $\{m_1, m_2\}$ 、 $\{m_1\}$, 在二维观测区域 $[-1\ 000, 1\ 000]\text{ m} \times [-1\ 000, 1\ 000]\text{ m}$ 内机动运动。机动模型 m_1 为近匀速 (Nearly Constant Velocity, NCV) 模型, m_2 为协同转弯 (Coordinated Turn, CT) 模型, 状态转移矩阵分别为

$$\mathbf{F}(m_1) = \begin{bmatrix} 1 & T_s & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T_s \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{F}(m_2) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\theta T_s)}{\theta} & 0 & -\frac{1 - \cos(\theta T_s)}{\theta} \\ 0 & \cos(\theta T_s) & 0 & -\sin(\theta T_s) \\ 0 & \frac{1 - \cos(\theta T_s)}{\theta} & 1 & \frac{\sin(\theta T_s)}{\theta} \\ 0 & \sin(\theta T_s) & 0 & \cos(\theta T_s) \end{bmatrix}$$

过程噪声协方差矩阵为

$$\mathbf{Q} = \sigma_v^2 \begin{bmatrix} T_s^3/3 & T_s^2/2 & 0 & 0 \\ T_s^2/2 & T_s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T_s^3/3 & T_s^2/2 \\ 0 & 0 & T_s^2/2 & T_s \end{bmatrix}$$

噪声标准差 $\delta_v = 0.5\text{ m/s}$; 转弯速率 $\theta = 6\pi/180\text{ rad/s}$, 扫描时间间隔 $T_s = 1\text{ s}$, 仿真时间长度为 100 s 。类别 1 目标的模型转换概率矩阵为

$$\mathbf{p}(m) = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.2 & 0.8 \end{bmatrix}$$

假设目标新生概率 $p_B = 0.01$, 协方差 $\mathbf{P}_B = \text{diag}([40, 2, 40, 2])$, 类别 1 的目标在位置 $\mathbf{m}_B^1 =$

$[-830, 13, 200, -10]^T$ 、 $\mathbf{m}_B^2 = [600, -11, 622, -12]^T$ 、 $\mathbf{m}_B^3 = [100, 6, -900, 12]^T$ 、 $\mathbf{m}_B^4 = [230, -6, 460, -10]^T$ 附近产生, 类别 2 的目标在位置 $\mathbf{m}_B^1 = [-750, 4, 850, -7]^T$ 、 $\mathbf{m}_B^2 = [700, -5, -900, 9]^T$ 附近随机产生, 传感器检测概率 $p_D = 0.9$, 目标存活概率 $p_s = 0.98$ 。

假设传感器观测方程及分类器混淆矩阵分别为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{C} = \begin{bmatrix} 0.98 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.98 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.98 \end{bmatrix}$$

位置观测噪声 $\mathbf{w}_k \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_w)$, $\mathbf{Q}_w = \text{diag}([1, 1])\delta_w^2$, $\delta_w = 5\text{ m/s}$ 。

假设杂波在观测区域内均匀分布, 其个数满足泊松分布, 泊松分布参数 $\lambda = 160$ 。

图 1 为本文 MM-LMB-JDTC 算法的单次实验结果, 表示在不同观测时刻, 目标分别在 X 和 Y 维方向上的真实值及估计值。可以看出, 高杂波下, 本文算法仍可以较好实现多机动目标的联合检测、跟踪与分类, 验证了算法的有效性。

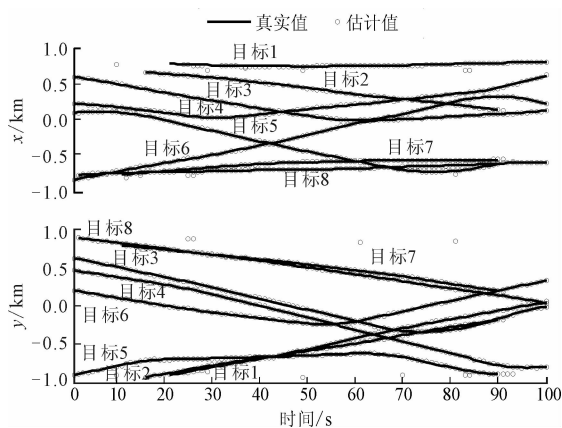


图 1 MM-LMB-JDTC 算法的单次实验结果

为验证引入属性信息对算法性能的影响, 分别对 MM-LMB 算法^[19]及本文 MM-LMB-JDTC 算法进行 100 次 Monte Carlo 实验。图 2 为混淆矩阵为 $\mathbf{C}$ 时 2 种算法的目标势估计误差, 可以看出, 引入属性信息后目标势估计误差更小, 估计更稳定。图 3

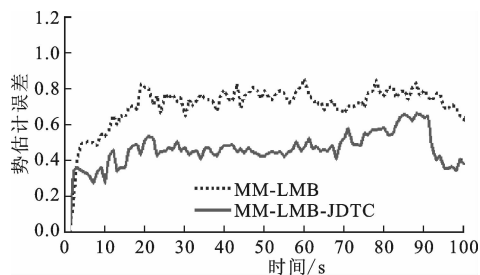


图 2 混淆矩阵为 $\mathbf{C}$ 时 2 种算法的势估计误差

为混淆矩阵为 C 时 2 种算法的最优子模式分配 (Optimal Subpattern Assignment, OSPA)^[20] 距离,用于评价算法的跟踪精度。可以看出,本文算法的 OSPA 距离小于 MM-LMB 算法,状态估计更精确。

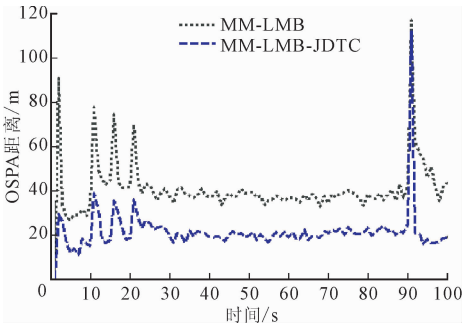


图 3 混淆矩阵为 C 时 2 种算法的 OSPA 距离

为验证分类器性能对算法性能的影响,设置分类器混淆矩阵为

$$C_1 = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix}$$

其他参数不变,图 4、5 分别为混淆矩阵为 C_1 时不同算法的目标势估计误差及 OSPA 距离。可以看出,当分类器性能降低时,本文算法的性能也会随之衰减,但仍比 MM-LMB 算法跟踪精度高。

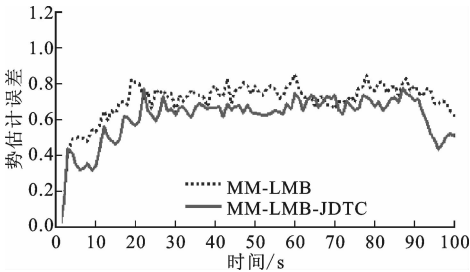


图 4 混淆矩阵为 C_1 时 2 种算法的势估计误差

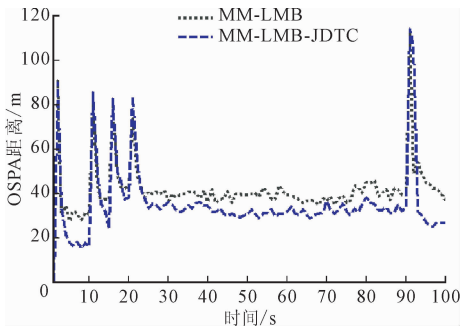


图 5 混淆矩阵为 C_1 时 2 种算法的 OSPA 距离

为衡量算法的性能,分别对 MM-PHD-JDTC^[8]、MM-CBMeMBer-JDTC^[11] 及本文 MM-LMB-JDTC 算法进行 100 次 Monte Carlo 实验。图 6 为 3 种算法的势估计误差,可以看出:相比 MM-PHD-

JDTC、MM-CBMeMBer-JDTC 算法,MM-LMB-JDTC 算法势估计误差小,估计更稳定。

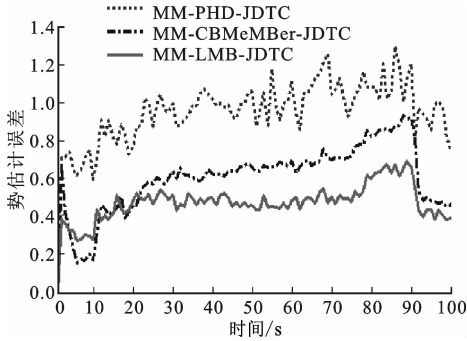


图 6 3 种算法的目标势估计误差

图 7 为 3 种算法的 OSPA 距离,可以看出:本文 MM-LMB-JDTC 算法的 OSPA 距离最小,状态估计精度最高。MM-PHD-JDTC、MM-CBMeMBer-JDTC 算法为保证共轭分布,在递推过程中采用了各种近似处理技术,易受杂波影响,在高杂波下算法的精度较低。MM-LMB-JDTC 基于 MHT 思想,利用多帧量测信息计算假设概率,能有效抑制杂波的影响。当 10、15、20 s 时刻有新目标出现时,3 种算法均无法对新目标及时做出响应,将其判为杂波,从而导致短暂的新目标丢失,因此在这些时刻 OSPA 距离会出现尖峰。在 90 s 处,同时有 3 个目标消失,MM-LMB-JDTC 算法之前时刻的量测信息仍会影响当前时刻的概率分布,导致目标过估,引起较大的估计偏差,因此当目标消失时 OSPA 距离均会出现较大的尖峰。

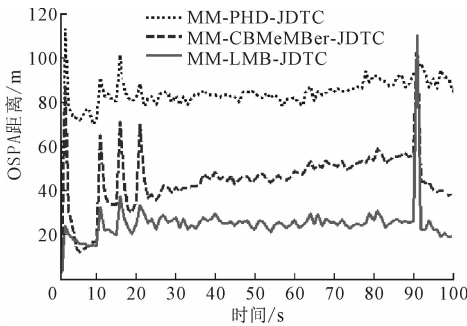


图 7 3 种算法的 OSPA 距离

4 结 论

本文基于标签 RFS 滤波框架提出了一种 JDTC 算法,引入属性特征对 MM-LMB 滤波器进行扩展,基于贝叶斯估计理论,推导了新的预测、更新方程。在预测阶段,利用属性相关的模型集,对目标机动模型进行筛选;在量测更新阶段,利用属性信息增强了

目标与杂波的区分度,改进了目标与杂波的量测似然,增加了杂波抑制能力。仿真实验表明,类别信息能有效提高目标跟踪精度,本文算法在高杂波环境下仍能对多机动目标进行检测、跟踪、分类,且同MM-PHD-JDTC、MM-CBMeMBer-JDTC 算法相比,势估计更稳定,状态估计精度更高。

参考文献:

- [1] BLACKMAN S, POPOLI R. Design and analysis of modern tracking systems [M]. Boston, MA, USA: Artech House, 1999: 1-12.
- [2] CAO W, LAN J, LI X R. Extended object tracking and classification using radar and ESM sensor data [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(1): 90-94.
- [3] CHANG K C, FUNG R. Target identification with bayesian networks in a multiple hypothesis tracking system [J]. Optical Engineering, 1997, 36(3): 684-692.
- [4] MESAUDI Z, OULDALI A, OUSSALAH M. Joint multiple target tracking and classification using controlled based cheap JPDA-multiple model particle filter in cluttered environment [C]//Lecture Notes in Computer Science: Vol 5099. Berlin, Germany: Springer, 2008: 562-569.
- [5] BAR-SHALOM Y, KIRUBARAJAN T, GOKBERK C. Tracking with classification-aided multi-frame data association [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3): 868-878.
- [6] 韩玉兰, 朱洪艳, 韩崇昭, 等. 多扩展目标的高斯混合概率假设密度滤波器 [J]. 西安交通大学学报, 2014, 48(4): 95-101.
HAN Yulan, ZHU Hongyan, HAN Chongzhao, et al. Gaussian mixture probability hypothesis density filter for multiple extended targets [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2014, 48(4): 95-101.
- [7] 杨威, 付耀文, 黎湘, 等. 基于 LGJMS-GMPHDF 的多机动目标联合检测、跟踪与分类算法 [J]. 电子与信息学报, 2012, 34(2): 398-403.
YANG Wei, FU Yaowen, LI Xiang, et al. Joint detection, tracking and classification algorithm for multiple maneuvering targets based on LGJMS-GMPHDF [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(2): 398-403.
- [8] 杨威, 付耀文, 黎湘, 等. 基于 MMPHDF 的多机动目标联合检测、跟踪与分类算法 [J]. 中国科学: 信息科学, 2012, 42(7): 893-906.
YANG Wei, FU Yaowen, LI Xiang, et al. Joint detection, tracking and classification algorithm of multiple maneuvering targets using MMPHDF [J]. Scientia Sinica: Information, 2012, 42(7): 893-906.
- [9] YANG W, FU Y, LONG J, et al. Joint detection, tracking, and classification of multiple targets in clutter using the PHD filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(4): 3594-3609.
- [10] YANG W, WANG Z, FU Y, et al. Joint detection, tracking and classification of a manoeuvring target in the finite set statistics framework [J]. IET Signal Processing, 2015, 9(1): 10-20.
- [11] GAO L, SUN W, WEI P. Extensions of the CBMeMBer filter for joint detection, tracking, and classification of multiple maneuvering targets [J]. Digital Signal Processing, 2016, 56: 35-42.
- [12] VO B N, VO B T, PHUNG D. Labeled random finite sets and the bayes multi-target tracking filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(24): 6554-6567.
- [13] VO B N, VO B T, HOANG H G. An efficient implementation of the generalized labeled multi-Bernoulli filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(8): 1975-1987.
- [14] 邱昊, 黄高明, 左炜, 等. 基于标签多伯努利滤波的衍生目标跟踪算法 [J]. 航空学报, 2015, 36(9): 3012-3019.
QIU Hao, HUANG Gaoming, ZUO Wei, et al. Spawned target tracking algorithm based on labeled multi-Bernoulli filtering [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2015, 36(9): 3012-3019.
- [15] LI S Q, YI W, HOSEINNEZHAD R, et al. Robust distributed fusion with labeled random finite sets [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(2): 278-293.
- [16] REUTER S, VO B T, VO B N, et al. The labelled multi-Bernoulli filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(12): 3246-3260.
- [17] 苗雨, 宋骊平, 姬红兵. 箱粒子广义标签多伯努利滤波的目标跟踪算法 [J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(10): 107-112.
MIAO Yu, SONG Liping, JI Hongbing. Target tracking method with box-particle generalized label multi-Bernoulli filtering [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(10): 107-112.

(下转第 178 页)