

基于 LGJMS-GMPHDF 的多机动目标联合检测、跟踪与分类算法

杨威* 付耀文 黎湘 龙建乾

(国防科学技术大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

摘要: 线性高斯跳变马尔可夫系统模型下的高斯混合概率假设密度滤波器(LGJMS-GMPHDF)为杂波背景下多机动目标跟踪提供了一种有效方法。该文将类别辅助信息引入 LGJMS-GMPHDF, 提出了一种密集杂波背景下多机动目标联合检测、跟踪与分类算法。该算法在 LGJMS-GMPHDF 中用属性向量扩展单目标状态向量, 用位置和属性的组合测量似然函数代替单目标位置及杂波位置测量似然函数, 提高了不同类目标与杂波测量间的鉴别能力, 进而改善了目标数目及状态的估计精度; 在更新目标状态的同时, 对目标属性信息进行更新。该算法实现了时变数目的目标状态和类别估计。杂波背景下交叉和临近并行机动目标的跟踪实验验证了该文算法的联合检测、跟踪与分类性能。

关键词: 多机动目标跟踪; 概率假设密度滤波器; 类别辅助目标跟踪; 联合目标检测、跟踪与分类

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)02-0398-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00596

Joint Detection, Tracking and Classification Algorithm for Multiple Maneuvering Targets Based on LGJMS-GMPHDF

Yang Wei Fu Yao-wen Li Xiang Long Jian-qian

(The School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The Gaussian Mixture implementation of Probability Hypothesis Density Filter in Linear Gaussian Jump Markov multi-target System model (LGJMS-GMPHDF) is proved to be an effective tool for tracking an unknown and time-varying number of targets with uncertain target dynamics in clutter. This paper further integrates the class information into LGJMS-GMPHDF and proposes a recursive Joint Detection Tracking and Classification (JDTC) algorithm for multiple maneuvering targets in dense clutter. The main idea is to augment the kinematic state vector with the target class vector, and then use their combined measurement likelihood to integrating the target classification information into the update process of LGJMS-GMPHDF. The combined target kinematic state and class measurement likelihood improves the discrimination of different class targets and clutter, so better detection and tracking performance can be expected compared with the original LGJMS-GMPHDF. The classification probabilities and state vectors are updated synchronously. The proposed JDTC algorithm can simultaneously estimate the time-varying number of maneuvering target, their corresponding kinematic states and classes. The algorithm is demonstrated via a simulation example involving tracking of two closely spaced parallel moving targets and two crossing moving targets from different classes, where targets can appear and disappear.

Key words: Multiple maneuvering targets tracking; Probability Hypothesis Density Filter (PHDF); Classification-aided tracking; Joint Detection Tracking and Classification (JDTC)

1 引言

战场监视任务主要是判断场景中是否存在目标及估计出目标数目(即目标检测), 给出目标的状态估计(即目标跟踪)并判断目标的类别归属(即目标分类)。事实上目标检测、跟踪与分类是3个紧密耦合

的问题^[1-4]。一方面, 目标的运动学行为可改善目标分类性能; 另一方面, 类别相关的动力学模型又可提升目标跟踪性能。当然, 目标数目的变化蕴含着跟踪与分类算法的改变。

当前研究主要集中于联合目标跟踪与分类(Joint Tracking and Classification, JTC)^[2-4]以及多目标联合检测与跟踪(Joint Detection and Tracking, JDT), 而多目标联合检测、跟踪与分类(Joint Detection, Tracking and Classification, JDTC), 尤

2011-06-20 收到, 2011-10-19 改回

国家自然科学基金(61101181)资助课题

*通信作者: 杨威 yw850716@sina.com

其是多机动目标联合检测、跟踪与分类的研究鲜有报道。在合作传感器网络中, 假定一个目标至多只有一个主节点且一个传感器一次最多只能观测到两个目标时, 文献[1]基于跳变马尔可夫粒子滤波技术提出了一种多机动目标 JDTC 算法。该算法难以推广到更一般的应用场景。

有限集统计学为 JDT 问题提供了一个数学严密的理论框架^[5-13]。该框架下所有个体目标状态集合被视为一个集值状态, 而一次观测所获得的观测值集合被视为集值观测。将集值状态和集值观测建模为随机有限集, 利用最优贝叶斯滤波技术实现在关联不确定、检测不确定和虚警条件下的多目标估计, 也即多目标贝叶斯滤波。最优多目标贝叶斯滤波器通常运算复杂度较高, 概率假设密度滤波器 (Probability Hypothesis Density Filter, PHDF) 是最优多目标贝叶斯滤波器的一阶矩近似, 复杂度得到了有效降低。针对多机动目标的 JDT 问题, 文献[13]提出了一种线性高斯跳变马尔可夫系统 (Linear Gaussian Jump Markov System, LGJMS) 的高斯混合 (Gaussian Mixture, GM) 概率假设密度滤波器 (LGJMS-GMPHDF)。

加入类别/特征辅助信息, 有可能增强跟踪算法对杂波及不同类目标间的鉴别能力, 进而提高目标跟踪精度; 同时有可能跟踪不同类别的交叉和临近并行目标^[14-16]。本文利用 LGJMS-GMPHDF 在多机动目标 JDT 上的优势, 加入类别信息, 致力于解决复杂战场背景下多机动目标 JDTC 问题, 提出了一种基于 LGJMS-GMPHDF 的 JDTC 算法。仿真表明所提算法可很好地跟踪交叉和临近并行目标, 并同时实现了目标的分类; 其目标数目和状态估计误差远低于文献[13]提出的多机动目标跟踪算法, 进而验证了本文所提算法的目标检测、跟踪与分类性能。

2 线性高斯跳变马尔可夫系统模型下的 GMPHDF

假定 k 时刻的后验概率假设密度 (PHD) 为 $v_k(\mathbf{x}|Z_{1:k})$, 其中 $\mathbf{x} \in \mathcal{X}$ 表示单个目标状态向量, $Z_{1:k}$ 表示时间累积测量集。 $v_k(\mathbf{x}|Z_{1:k})$ 在指定区域 S 上的积分表示该区域内目标数目的估计, PHD 的峰值位置表示目标状态估计。

PHDF 递归传递 PHD, 但 PHDF 涉及积分运算。对动力学和测量模型满足线性高斯假设时, 可采用高斯混合解析实现方法^[6]。由于非线性系统可通过测量转换等方法近似为线性系统, 因此 GMPHDF (Gaussian Mixture PHDF) 得到了广泛应用。GMPHDF 假设: 1) 单个目标动力学转移模型 $f_{k|k-1}(\mathbf{x}|\mathbf{x}') = \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{F}\mathbf{x}', \mathbf{Q})$ 和测量模型 $g(\mathbf{z}|\mathbf{x}) =$

$\mathcal{N}(\mathbf{z}; \mathbf{H}\mathbf{x}, \mathbf{R})$; 2) 目标存活概率 $p_{S,k}(\varsigma) = p_S$ 和检测概率 $p_{D,k}(\varsigma) = p_D$; 3) 新生目标强度满足高斯混合形式。GMPHDF 的预测和更新步骤参见文献[6]。

文献[13]利用线性高斯跳变马尔可夫系统模型对 GMPHDF 进行了扩展, 进而实现了多机动目标的联合检测与跟踪, 简称 LGJMS-GMPHDF。LGJMS-GMPHDF 在 GMPHDF 的基础上假设: 1) 模型标签 $r \in \mathcal{M}$ 增强的单个目标状态向量 $[\mathbf{x}^T r]^T \in \mathcal{X} \times \mathcal{M}$ 、动力学转移模型 $f_{k|k-1}(\mathbf{x}, r|\mathbf{x}', r') = \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{F}(r), \mathbf{Q}(r))\pi_{k|k-1}(r|r')$ 和测量模型 $g(\mathbf{z}|\mathbf{x}, r) = \mathcal{N}(\mathbf{z}; \mathbf{H}\mathbf{x}, \mathbf{R}(r))$; 2) 目标存活概率 $p_{S,k}(\varsigma, r) = p_S(r)$ 和检测概率 $p_{D,k}(\varsigma, r) = p_D(r)$; 3) 新生目标强度如式(1)所示, 则 LGJMS-GMPHDF 包括如下预测和更新两个步骤。

$$\gamma_k(\mathbf{x}, r) = \pi_k(r) \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k|k-1}(r)} \omega_{\gamma,k}^i(r) \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{\gamma,k}^i(r), \mathbf{P}_{\gamma,k}^i(r)) \quad (1)$$

命题 1 LGJMS-GMPHDF-预测: 假定 $k-1$ 时刻的后验 PHD 为

$$v_{k-1}(\mathbf{x}, r) = \sum_{i=1}^{J_{k-1}(r)} \omega_{k-1}^i(r) \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k-1}^i(r), \mathbf{P}_{k-1}^i(r)) \quad (2)$$

则 LGJMS-GMPHDF 的预测方程为

$$v_{k|k-1}(\mathbf{x}, r) = v_{f,k|k-1}(\mathbf{x}, r) + \gamma_k(\mathbf{x}, r) \quad (3)$$

其中

$$v_{f,k|k-1}(\mathbf{x}, r) = \sum_{r'} \sum_{i=1}^{J_{k-1}(r')} p_S(r') \pi_{k|k-1}(r|r') \omega_{k-1}^i(r') \cdot \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{F}(r) \mathbf{m}_{k-1}^i(r'), \mathbf{Q}(r) + \mathbf{F}(r) \mathbf{P}_{k-1}^i(r') (\mathbf{F}(r))^T) \quad (4)$$

命题 2 LGJMS-GMPHDF-更新: 假定 k 时刻的预测 PHD 为

$$v_{k|k-1}(\mathbf{x}, r) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} \omega_{k|k-1}^i(r) \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k-1}^i(r), \mathbf{P}_{k|k-1}^i(r)) \quad (5)$$

则 LGJMS-GMPHDF 的更新方程为

$$v_k(\mathbf{x}, r) = (1 - p_D(r)) v_{k|k-1}(\mathbf{x}, r) + \sum_{z \in Z_k} v_{g,k}(\mathbf{x}, r; z) \quad (6)$$

其中 Z_k 表示 k 时刻的测量集,

$$v_{g,k}(\mathbf{x}, r; z) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}(r)} \omega_{g,k}^j(r; z) \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{g,k}^j(r; z), \mathbf{P}_k^j(r; z)) \quad (7)$$

$$\omega_{g,k}^j(r; z) = \frac{p_D(r) \omega_{k|k-1}^j(r) q_{g,k}^j(r; z)}{\kappa_k(z) + \sum_{r'} p_D(r') \sum_{\ell=1}^{J_{k|k-1}(r')} \omega_{k|k-1}^\ell(r') q_{g,k}^\ell(r'; z)} \quad (8)$$

$$q_{g,k}^j(r; \mathbf{z}) = \mathcal{N}(\mathbf{z}; \mathbf{H}\mathbf{m}_{k|k-1}^j(r), \mathbf{R}(r) + \mathbf{H}\mathbf{P}_{k|k-1}^j(r)\mathbf{H}^T) \quad (9)$$

$$\mathbf{m}_k^j(r; \mathbf{z}) = \mathbf{m}_{k|k-1}^j(r) + \mathbf{K}_k^j(r)(\mathbf{z} - \mathbf{H}\mathbf{m}_{k|k-1}^j(r)) \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_k^j(r) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^j(r)\mathbf{H}]\mathbf{P}_{k|k-1}^j(r) \quad (11)$$

$$\mathbf{K}_k^j(r) = \mathbf{P}_{k|k-1}^j(r)\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{P}_{k|k-1}^j(r)\mathbf{H}^T + \mathbf{R}(r))^{-1} \quad (12)$$

本文未考虑衍生目标, 但本文结论易扩展到该情形下。

3 基于 LGJMS-GMPHDF 的多机动目标 JDTC 算法

杂波背景下受噪声污染的位置及属性测量集序列 $\tilde{Z}_{1:k}$ 如式(13)所示, 其中 \mathbf{z}_{i,m_i} 表示第 i 时刻的第 m_i 个位置测量, $\boldsymbol{\xi}_{i,m_i}$ 表示与之对应的属性测量。场景中可能的类别集为 $\mathcal{C} = \{0, 1, 2, \dots, C\}$, 其中类别标签 0 表示杂波。目标属性信息 $\boldsymbol{\xi}_{i,m_i}$ 既可用贝叶斯理论, 也可用证据理论^[17]表示。为保证通用性, 本文不限定具体哪种属性信息表示方法。

$$\tilde{Z}_{1:k} = \left\{ \tilde{Z}_i : \tilde{Z}_i = \left\{ \tilde{\mathbf{z}}_{i,m_i} : \tilde{\mathbf{z}}_{i,m_i} = \left[\left(\mathbf{z}_{i,m_i} \right)^T \quad \left(\boldsymbol{\xi}_{i,m_i} \right)^T \right]^T \right. \right. \\ \left. \left. : m_i = 1, \dots, M(i) \right\} \right\}_{i=1}^k \quad (13)$$

JDTC 问题是指从位置及属性测量集序列 $\tilde{Z}_{1:k}$ 中同时实现目标数目 $N(k)$ 、状态 $\{\mathbf{x}_{k,n_k} : n_k = 1, \dots, N(k)\}$ 及与之对应类别 $\{\boldsymbol{\mu}_{k,n_k} : n_k = 1, \dots, N(k)\}$ 的估计。由于属性信息的引入, 提高了不同类目标与杂波测量间的鉴别能力, 改善了目标数目及状态的估计精度, 进而保证了目标分类性能。

基于 LGJMS-GMPHDF 的多机动目标 JDTC 算法(LGJMS-GMPHDF-JDTC)的主要思想是在 LGJMS-GMPHDF 中用属性向量扩展单个目标状态向量, 用位置和属性的组合测量似然代替单目标位置及杂波位置测量似然, 提高不同类目标与杂波测量间的鉴别能力, 进而改善目标数目及状态的估计精度; 在更新目标状态的同时, 对目标属性信息进行更新。

假定位置与属性测量独立, 则单个目标及杂波的组合测量似然如式(14)和式(15)所示, 其中 $\boldsymbol{\mu}$ 表示目标属性向量, $\boldsymbol{\mu}_c$ 表示杂波属性向量。依据属性信息不同表示方法, 对属性测量似然函数 $g_a(\boldsymbol{\xi}|\boldsymbol{\mu})$ 的定义可以采用不同的方法^[18]。

$$\Lambda(\mathbf{z}, \boldsymbol{\xi}|\mathbf{x}, \boldsymbol{\mu}) = g(\mathbf{z}|\mathbf{x}, \boldsymbol{\mu})g_a(\boldsymbol{\xi}|\boldsymbol{\mu}) \quad (14)$$

$$\Lambda(\mathbf{z}, \boldsymbol{\xi}|\boldsymbol{\mu}_c) = c(\mathbf{z}|\boldsymbol{\mu}_c)g_a(\boldsymbol{\xi}|\boldsymbol{\mu}_c) \quad (15)$$

新生目标的类别通常是不确定或完全无知的。LGJMS-GMPHDF-JDTC 在 LGJMS-GMPHDF 的

基础上假设: 1) 新生目标强度如式(16)所示, 其中 $\boldsymbol{\mu}_0$ 表示不确定或者无知, $\delta(\cdot)$ 表示冲击函数; 2) 目标类别属性是时不变的, 则 LGJMS-GMPHDF-JDTC 包括状态预测与状态和属性更新两步骤。LGJMS-GMPHDF-JDTC 的高斯混合成分数目与 LGJMS-GMPHDF 相同。

$$\gamma_k \left(\left[\mathbf{x}^T \quad \boldsymbol{\mu}^T \right]^T, r \right) \\ = \delta(\boldsymbol{\mu} - \boldsymbol{\mu}_0) \\ \cdot \left[\pi_k(r) \sum_{i=1}^{J_{\gamma,k|k-1}(r)} \omega_{\gamma,k}^i(r) \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{\gamma,k}^i(r), \mathbf{P}_{\gamma,k}^i(r)) \right] \quad (16)$$

第 1 步 状态预测: 该步与 LGJMS-GMPHDF 类似, 不同之处在于对目标位置状态进行预测时目标属性信息保持不变, 如式(17), 式(18)所示。

$$v_{k|k-1} \left(\left[\mathbf{x}^T \quad \boldsymbol{\mu}^T \right]^T, r \right) = v_{f,k|k-1} \left(\left[\mathbf{x}^T \quad \boldsymbol{\mu}^T \right]^T, r \right) \\ + \gamma_k \left(\left[\mathbf{x}^T \quad \boldsymbol{\mu}^T \right]^T, r \right) \quad (17)$$

$$v_{f,k|k-1} \left(\left[\mathbf{x}^T \quad \boldsymbol{\mu}^T \right]^T, r \right) \\ = \sum_{r'} \int p_S(r') f_{k|k-1}(\mathbf{x}, r|\boldsymbol{\varsigma}, r') v_{k-1} \left(\left[\boldsymbol{\varsigma}^T \quad \boldsymbol{\mu}^T \right]^T, r' \right) d\boldsymbol{\varsigma} \\ = \sum_{r'} \left[\int p_S(r') \cdot \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{F}(r)\boldsymbol{\varsigma}, \mathbf{Q}(r)) \pi_{k|k-1}(r|r') \right. \\ \cdot \sum_{i=1}^{J_{k-1}(r')} \omega_{k-1}^i(r') \delta(\boldsymbol{\mu} - \boldsymbol{\mu}_{k-1}^i) \\ \cdot \mathcal{N}(\boldsymbol{\varsigma}; \mathbf{m}_{k-1}^i(r'), \mathbf{P}_{k-1}^i(r')) d\boldsymbol{\varsigma} \left. \right] \\ = \sum_{r'} \sum_{i=1}^{J_{k-1}(r')} p_S(r') \pi_{k|k-1}(r|r') \omega_{k-1}^i(r') \delta(\boldsymbol{\mu} - \boldsymbol{\mu}_{k-1}^i) \\ \cdot \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{F}(r)\mathbf{m}_{k-1}^i(r'), \mathbf{Q}(r) + \mathbf{F}(r)\mathbf{P}_{k-1}^i(r')(\mathbf{F}(r))^T) \quad (18)$$

第 2 步 状态和属性更新: 该步与 LGJMS-GMPHDF 更新步骤不同之处在于将单个目标位置及杂波位置测量似然函数替换为组合似然函数; 对目标状态更新的同时, 对目标属性信息进行更新, 如式(19)所示, 其中 \otimes 表示融合算子^[19]。

$$v_k \left(\left[\mathbf{x}^T \quad \boldsymbol{\mu}^T \right]^T, r \right) = (1 - p_D(r)) v_{k|k-1} \left(\left[\mathbf{x}^T \quad \boldsymbol{\mu}^T \right]^T, r \right) \\ + \sum_{\tilde{\mathbf{z}} = [\mathbf{z}^T \quad \boldsymbol{\xi}^T]^T \in Z_k} v_{g,k} \left(\left[\mathbf{x}^T \quad \boldsymbol{\mu}^T \right]^T, r; \tilde{\mathbf{z}} \right) \quad (19)$$

其中 $Z_k = \left\{ \tilde{\mathbf{z}}_{k,m_k} : \tilde{\mathbf{z}}_{k,m_k} = \left[\left(\mathbf{z}_{k,m_k} \right)^T \quad \left(\boldsymbol{\xi}_{k,m_k} \right)^T \right]^T : m_k = 1, \dots, M(k) \right\}$

$\dots, M(k)\}$ 表示 k 时刻的测量集,

$$v_{g,k} \left(\begin{bmatrix} \mathbf{x}^T & \boldsymbol{\mu}^T \end{bmatrix}^T, r; \tilde{\mathbf{z}} \right) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}(r)} \omega_{g,k}^j(r; \tilde{\mathbf{z}}) \delta(\boldsymbol{\mu} - \boldsymbol{\mu}_{k|k-1}^j \otimes \boldsymbol{\xi}) \cdot \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mathbf{m}_k^j(r; \mathbf{z}), \mathbf{P}_k^j(r; \mathbf{z})) \quad (20)$$

$$\omega_{g,k}^j(r; \tilde{\mathbf{z}}) = \frac{p_D(r) \omega_{k|k-1}^j(r) q_{g,k}^j(r; \tilde{\mathbf{z}})}{\kappa_k(\tilde{\mathbf{z}}) + \sum_{r'} p_D(r') \sum_{\ell=1}^{J_{k|k-1}(r')} \omega_{k|k-1}^\ell(r') q_{g,k}^\ell(r'; \tilde{\mathbf{z}})} \quad (21)$$

$$q_{g,k}^j(r; \tilde{\mathbf{z}}) = g_a(\boldsymbol{\xi} | \boldsymbol{\mu}_{k|k-1}^j) \cdot \mathcal{N}(\mathbf{z}; \mathbf{H} \mathbf{m}_{k|k-1}^j(r), \mathbf{R}(r) + \mathbf{H} \mathbf{P}_{k|k-1}^j(r) \mathbf{H}^T) \quad (22)$$

$$\mathbf{m}_k^j(r; \mathbf{z}) = \mathbf{m}_{k|k-1}^j(r) + \mathbf{K}_k^j(r) (\mathbf{z} - \mathbf{H} \mathbf{m}_{k|k-1}^j(r)) \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_k^j(r) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^j(r) \mathbf{H}] \mathbf{P}_{k|k-1}^j(r) \quad (24)$$

$$\mathbf{K}_k^j(r) = \mathbf{P}_{k|k-1}^j(r) \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k|k-1}^j(r) \mathbf{H}^T + \mathbf{R}(r))^{-1} \quad (25)$$

4 实验结果

本节验证 LGJMS-GMPHDF-JDTC 算法的多机动目标联合检测、跟踪与分类性能, 并与 LGJMS-GMPHDF 的联合检测与跟踪性能进行比较。采用贝叶斯理论表示属性信息。属性测量似然函数与文献[14]一致, 各目标属性信息与单个属性测量的融合采用乘性规则^[20]。假设目标属性信息为 $\boldsymbol{\mu}_{k-1}^{(s)} = [0 \ \mu_{k-1}^{(s,1)} \ \dots \ \mu_{k-1}^{(s,C)}]^T$, 属性测量信息为 $\boldsymbol{\xi}_{k,i} = [\xi_{k,i}^{(0)} \ \xi_{k,i}^{(1)} \ \dots \ \xi_{k,i}^{(C)}]^T$, 则属性测量似然如式(26)所示, 融合方法如式(27)所示, 其中 \odot 表示向量积。

$$g_a(\boldsymbol{\xi}_{k,i} | \boldsymbol{\mu}_{k-1}^{(s)}) = \sum_{c \in \mathcal{C}} \mu_{k-1}^{(s,c)} \xi_{k,i}^{(c)} \quad (26)$$

$$\boldsymbol{\mu}_{k-1}^{(s)} \otimes \boldsymbol{\xi}_{k,i} = \boldsymbol{\mu}_{k-1}^{(s)} \odot \boldsymbol{\xi}_{k,i} / \sum_{c \in \mathcal{C}} \mu_{k-1}^{(s,c)} \xi_{k,i}^{(c)} \quad (27)$$

场景中共有 5 个不同机动目标出现, 它们的类别、起止时间见图 1, 如目标 1(即 $T1$)属第 1 类目标(即 $C1$), 起始于第 1 分钟, 消失于第 60 分钟。

目标状态向量含两维位置与速度。两类机动目标的动力学模型集为 $\mathcal{M} = \{1, 2, 3\}$ 。模型转移矩阵如式(28)所示。

$$\boldsymbol{\pi} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix} \quad (28)$$

模型 1 为常速运动模型 $\mathbf{x}_k = \mathbf{F}(1) \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{1,k}$, 如式(29)和式(30)所示, $\mathbf{w}_{1,k} = \mathcal{N}(\cdot; [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T, \mathbf{Q}(1))$,

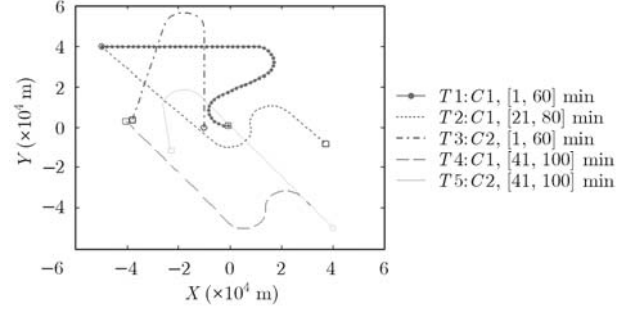


图1 目标真实轨迹

$T = 1 \text{ min}$ 表示传感器采样周期, $\text{diag}(a, b)$ 表示对角元素为 a 和 b 的对角矩阵, 其余元素为 0。

$$\mathbf{F}(1) = \text{diag} \left(\begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right) \quad (29)$$

$$\mathbf{Q}(1) = l^2 \cdot \text{diag} \left(\begin{bmatrix} 0.25T^4 & 0.5T^3 \\ 0.5T^3 & T^2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0.25T^4 & 0.5T^3 \\ 0.5T^3 & T^2 \end{bmatrix} \right)_{l=5\text{ms}^{-1}} \quad (30)$$

模型 2 为转弯速率已知的转弯运动模型 $\mathbf{x}'_k = \mathbf{F}(2) \mathbf{x}'_{k-1} + \mathbf{w}_{2,k}$, 如式(31)和式(32)所示, $\mathbf{w}_{2,k} = \mathcal{N}(\cdot; [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T, \mathbf{Q}(2))$ 。模型 3 与模型 2 的转弯速率方向相反, 过程噪声相同。

$$\mathbf{F}(2) = \begin{bmatrix} 1 & \sin(\omega T)/\omega & 0 & -(1 - \cos(\omega T))/\omega \\ 0 & \cos(\omega T) & 0 & -\sin(\omega T) \\ 0 & (1 - \cos(\omega T))/\omega & 1 & \sin(\omega T)/\omega \\ 0 & \sin(\omega T) & 0 & \cos(\omega T) \end{bmatrix}_{\omega=0.25^\circ \text{s}^{-1}} \quad (31)$$

$$\mathbf{Q}(2) = l^2 \cdot \text{diag} \left(\begin{bmatrix} 0.25T^4 & 0.5T^3 \\ 0.5T^3 & T^2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0.25T^4 & 0.5T^3 \\ 0.5T^3 & T^2 \end{bmatrix} \right)_{l=20\text{ms}^{-1}} \quad (32)$$

目标检测概率为 $p_D = 0.98$ 。传感器每次扫描所获得杂波数目呈泊松分布, 杂波密度为 $\lambda_c = 3.47 \times 10^{-9} (\text{m}^{-2})$, 杂波位置测量呈均匀分布。单个目标的位置测量 $\mathbf{z} = \mathbf{H} \mathbf{x} + \boldsymbol{\zeta}_m$, 其中 $\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$, $\boldsymbol{\zeta}_m \sim \mathcal{N}(\cdot; [0 \ 0]^T, \text{diag}(40^2, 40^2))$ 。依据混淆矩阵式(33), 当观测的真实属性为 c' , 传感器判决为第 $c \in \{0, 1, 2\}$ 类目标时, 模拟产生传感器的属性测量^[14]

$\xi = \delta_c/F$, δ_c 为 3×1 维向量, 表示混淆矩阵的第 c 列向量; F 为归一化因子。

$$C = \begin{bmatrix} 0.98 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.98 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.98 \end{bmatrix} \quad (33)$$

目标存活概率 $p_S(r) = 0.99$, 新生目标强度函数如式(34), $m_\gamma^1(r) = 10^4 \times [4 \ 0 \ -5 \ 0]^T$, $m_\gamma^2(r) = 10^4 \times [-5 \ 0 \ 4 \ 0]^T$, $m_\gamma^3(r) = 10^4 \times [-1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$, $P_\gamma^i(r) = 10^4 \times \text{diag}([25 \ 0.36 \ 25 \ 0.36])$, $i = 1, 2, 3$ 。

$$\begin{aligned} \gamma_k \left(\begin{bmatrix} \mathbf{x}^T & \boldsymbol{\mu}^T \end{bmatrix}^T, r \right) = & 0.05\delta(\boldsymbol{\mu} - [0.5 \ 0.5]^T) \\ & \cdot \left[0.8\mathcal{N}(\mathbf{x}; m_\gamma^1(r), P_\gamma^1(r)) \right. \\ & + 0.1\mathcal{N}(\mathbf{x}; m_\gamma^2(r), P_\gamma^2(r)) \\ & \left. + 0.1\mathcal{N}(\mathbf{x}; m_\gamma^3(r), P_\gamma^3(r)) \right] \quad (34) \end{aligned}$$

一次典型滤波结果如图 2 和图 3 所示。由图 2 可看出, LGJMS-GMPHDF 的多机动目标联合检测与跟踪性能较差, 目标 1 在第 1 个转弯机动时就存在明显漏检, 另外还存在众多虚警估计。由图 3 可

看出本文算法的多机动目标联合检测、跟踪与分类性能较理想, 其中目标类别估计采用了最大后验概率决策方法。由图 3 还可看出, 当目标 1 和目标 3 在第 25 min 交叉、目标 4 和目标 5 在第 41~50 min 临近并行运动时, LGJMS-GMPHDF-JDTC 的检测、跟踪与分类性能仍非常理想。

最后采用 100 次蒙特卡洛实验比较 LGJMS-GMPHDF 与 LGJMS-GMPHDF-JDTC 的目标检测和跟踪性能。采用两种性能度量: (1)目标数目估计均方根误差; (2)OSPA 距离(可同时刻画目标数目及状态的估计精度)^[21-23]。由图 4 可看出 LGJMS-GMPHDF-JDTC 明显优于 LGJMS-GMPHDF 的目标检测性能。由图 4 还可看出, LGJMS-GMPHDF-JDTC 的目标数目估计均方根误差几乎处处小于 0.5, 这对目标数目进行取整估计非常有利; 而 LGJMS-GMPHDF 的均方根误差几乎处处大于 0.5。由图 5 可看出, LGJMS-GMPHDF-JDTC 明显优于 LGJMS-GMPHDF 的多机动目标联合检测与跟踪性能。

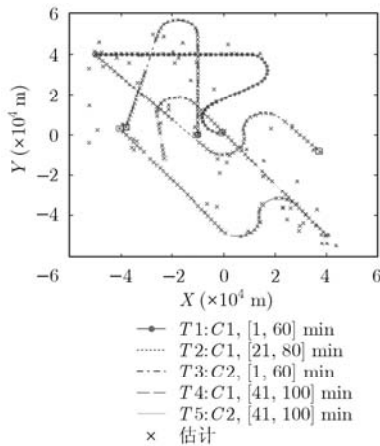


图 2 一次典型的 LGJMS-GMPHDF 联合检测与跟踪滤波结果

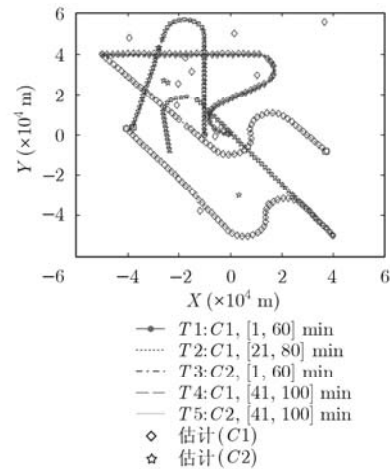


图 3 一次典型的 LGJMS-GMPHDF-JDTC 联合检测、跟踪与分类滤波结果

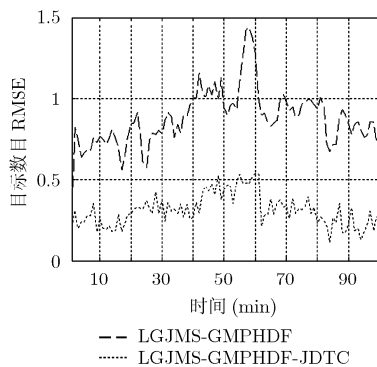


图 4 目标数目估计均方根误差

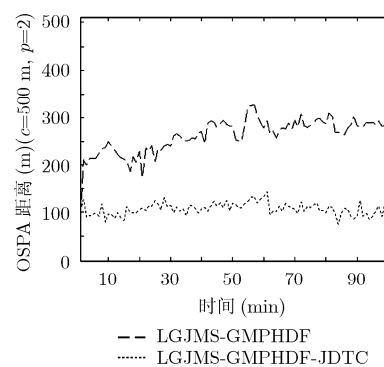


图 5 100 次蒙特卡洛统计实验的 OSPA 平均距离

5 结论

针对密集杂波场景中存在新目标出现和旧目标消失的情形, 提出了一种多机动目标联合检测、跟踪与分类算法, 即 LGJMS-GMPHDF-JDTC。该算法通过引入类别辅助信息, 利用 LGJMS-GMPHDF 这一理论工具, 建立了目标检测、目标跟踪与目标分类的良性反馈, 从而得到了更为准确的目标数目和状态估计; 反过来, 又保证了目标的分类性能。实验结果表明, LGJMS-GMPHDF-JDTC 算法的目标数目和状态估计性能明显优于 LGJMS-GMPHDF, 且很好地实现了目标类别估计。该算法的提出为现代战场监视系统提供了一种目标检测、跟踪与识别一体化联合实现途径。

参 考 文 献

- [1] Vercauteren T, Guo D, and Wang X. Joint multiple target tracking and classification in collaborative sensor networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, 23(4): 714-723.
- [2] Mei W, Shan G L, and Li X R. Simultaneous tracking and classification: a modularized scheme[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(2): 581-599.
- [3] 单甘霖, 梅卫, 王春平. 联合目标跟踪与分类技术的进展及存在问题[J]. *兵工学报*, 2007, 28(6): 733-738.
Shan Gan-lin, Mei Wei, and Wang Chun-ping. Advance and challenge in joint target tracking and classification[J]. *Acta Armamentarii*, 2007, 28(6): 733-738.
- [4] Messaoudi Z, Ouldali A, and Oussalah M. Joint multiple target tracking and classification using controlled based cheap JPDA-Multiple Model Particle Filter in cluttered environment[C]. ICISP 2008, Springer-Verlag, 2008, Vol. 5099: 562-569.
- [5] Mahler R. Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion[M]. Norwood, MA: Artech House, 2007: 399-537.
- [6] Vo B N and Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [7] Lian Feng, Han Chong-zhao, and Liu Wei-feng. Estimating unknown clutter intensity for PHD filter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, 2010, 46(4): 2066-2078.
- [8] Liu Wei-feng, Han Chong-zhao, Lian Feng, et al. Multi-target state extraction for the probability hypothesis density using Markov chain Monte Carlo[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, 2010, 46(2): 864-883.
- [9] Lian Feng, Han Chong-zhao, Liu Wei-feng, et al. Joint spatial registration and multi-target tracking using an extended probability hypothesis density filter[J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2011, 5(4): 441-448.
- [10] Lian Feng, Han Chong-zhao, Liu Wei-feng, et al. Sequential Monte Carlo implementation and state extraction of the group probability hypothesis density filter for partly unresolvable group targets-tracking problem[J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2010, 4(5): 685-702.
- [11] Zhang Hong-jian, Jing Zhong-liang, and Hu Shi-qiang. Localization of multiple emitters based on the sequential PHD filter[J]. *Signal Processing*, 2010, 90(1): 34-43.
- [12] 庄泽森, 张建秋, 尹建军. Rao-Blackwellized 粒子概率假设密度滤波算法[J]. *航空学报*, 2009, 30(4): 698-705.
Zhuang Ze-sen, Zhang Jian-qiu, and Yin Jian-jun. Rao-Blackwellized particle probability hypothesis density filter[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2009, 30(4): 698-705.
- [13] Syed Ahmed Pasha, Ba-Ngu Vo, Hong Duong Tuan, et al. A Gaussian mixture PHD filter for jump markov system models[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(3): 919-936.
- [14] Yaakov Bar-Shalom, Kirubarajan T, and Cenk Gokberk. Tracking with classification-aided multiframe data association[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(3): 868-878.
- [15] Ehrman L M and Blair W D. Using target RCS when tracking multiple Rayleigh targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(2): 701-716.
- [16] Drummond O E. Feature, attribute, and classification aided target tracking[C]. Presented at the ONR/GTRI Workshop on Target Tracking and Sensor Fusion, San Diego, CA, 2001, 4473: 542-558.
- [17] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence[M]. Princeton, Princeton University Press, 1976: 35-56.
- [18] Blackman S and Popoli R. Design and Analysis of Modern Tracking Systems[M]. Norwood, MA: Artech House, 1999: 483-578.
- [19] Lei Xu, Krzyzak A, and Suen C Y. Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1992, 22(3): 418-435.
- [20] Kittler J, Hatef M, Duin R P W, et al. On combining classifiers[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(3): 226-239.
- [21] Schuhmacher D, Vo B T, and Vo B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(8): 3447-3457.
- [22] Vo B T, Vo B N, and Cantoni A. The cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filter and its implementations [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(2): 409-423.
- [23] Pollard E, Pannetier B, and Rombaut M. Hybrid algorithms for multitarget tracking using MHT and GM-CPHD[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(2): 832-847.

杨 威: 男, 1985 年生, 博士生, 研究方向为目标检测、跟踪、分类与信息融合。
付耀文: 男, 1976 年生, 副教授, 研究方向为雷达信号处理、目标识别与信息融合。
黎 湘: 男, 1967 年生, 教授, 研究方向为空间电子信息获取与处理。