

基于有限集统计学理论的目标跟踪技术研究综述

杨 威,付耀文,龙建乾,黎 湘

(国防科学技术大学电子科学与工程学院,湖南长沙 410073)

摘 要: 有限集统计学理论为杂波背景下的目标跟踪问题提供了一种工程友好的理论工具.对近年来基于有限集统计学理论的目标跟踪技术研究现状进行了综述,包括最优多目标贝叶斯滤波器及其近似技术、参数未知与机动多目标跟踪技术、航迹生成方法、单目标联合检测与跟踪滤波器及基于有限集观测的单目标滤波器等,对相关应用亦有所介绍.最后在已有研究发展的基础上,着眼于提高目标跟踪精度和增强目标跟踪鲁棒性的发展需要,提出了基于有限集统计学理论的目标跟踪技术需重点解决和关注的若干问题,包括多目标跟踪性能评价、弱小目标跟踪、多机动目标跟踪、多传感器融合跟踪以及联合目标检测、跟踪与分类等方面.

关键词: 目标跟踪;有限集统计学理论;概率假设密度滤波器;联合目标检测、跟踪与分类

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 07-1440-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.07.025

The FISST-Based Target Tracking Techniques: A Survey

YANG Wei, FU Yao-wen, LONG Jian-qian, LI Xiang

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

Abstract: Finite Sets Statistics (FISST) provides an “engineering friendly” theoretic tool for target tracking in clutter. An overview of the studies on the FISST-based target tracking techniques is presented here. Special attention is paid to the following areas: optimal multi-target Bayes filter and its principled approximations, multi-target filter under unknown parameters, multiple maneuvering targets tracking, track-valued estimation, Joint Target detection and Tracking Filter (JoTTF), Bayesian filtering with random finite set observations, and also the relevant applications. Finally, based on the progress of existing research in these areas, some key issues to enhance the precision and robustness of target tracking further are introduced which deserve more attention of the researchers’ for solution. These include: performance evaluation of multi-target filtering, dim/small target tracking, multiple maneuvering targets tracking, multi-sensor multi-target tracking, Joint target Detection, Tracking and Classification (JDTC), and so on.

Key words: target tracking; finite sets statistics; probability hypothesis density filter; joint target detection, tracking and classification

1 引言

目标跟踪是现代监视及交通控制等系统不可或缺的一项功能,任务是利用如雷达、红外及可见光等传感器的观测数据对目标状态进行估计.受传感器探测性能的约束,真实目标可能漏检、目标观测数据不精确且含大量虚警.在存在新目标出现和旧目标消失的背景下,目标跟踪任务变得相当困难.

传统目标跟踪方法通过数据关联完成观测数据与目标间的分配,再通过滤波技术完成目标状态估计.典

型数据关联方法如最近邻法^[1]、联合概率数据关联 (Joint Probabilistic Data Association: JPDA)^[1~3]等常假定目标数目恒定且已知,而现实中该条件难以满足.多假设跟踪^[4]是另一种典型的数据关联方法,通过穷举所有可能的分配假设,然后估计各假设成立的概率以完成数据关联任务,将多目标跟踪问题划分为单目标滤波问题.这是一种自底向上的方法,随着递归滤波时间的延长或杂波密度的升高,假设数目呈指数增长.在密集多目标背景中,观测数据与目标间的分配非常困难,因此基于数据关联的目标跟踪效果并不理想^[5,6].

近年来,有限集统计学理论(Finite Sets Statistics: FISST)^[7~10]作为一种工程友好的贝叶斯理论工具受到目标跟踪领域学者的广泛关注. FISST 将所有个体目标状态集合视为一个集值状态,而一次观测所获得的观测值集合视为集值观测. 将集值状态和集值观测建模为随机有限集(Random Finite Set: RFS)后,即可利用最优贝叶斯滤波技术实现在关联不确定、检测不确定和杂波背景下的多目标估计,也即最优多目标贝叶斯滤波. 基于 FISST 的目标跟踪是一种自顶向下的方法,它具备严格的贝叶斯理论基础,避免了复杂数据关联过程,可同时实现目标数目及目标状态的估计,且适用于密集多目标跟踪问题. 尽管如此,基于 FISST 的目标跟踪技术在工程实践上也还面临诸多挑战,如运算复杂度仍然较高,所需建模参数较多等.

本文在全面回顾和介绍当前基于 FISST 的目标跟踪技术研究现状与进展的基础上,提出了未来需要重点解决的若干问题.

2 基于 FISST 的目标跟踪原理

在多目标背景下,假定 k 时刻的目标集合表示为 $X_k = \{x_{k,1}, x_{k,2}, \dots, x_{k,N(k)}\} \in \mathcal{F}(\mathcal{X})$, 测量集合表示为 $Z_k = \{z_{k,1}, z_{k,2}, \dots, z_{k,M(k)}\} \in \mathcal{F}(\mathcal{Z})$, 其中 $\mathcal{F}(\mathcal{X})$ 和 $\mathcal{F}(\mathcal{Z})$ 分别为单目标状态空间 \mathcal{X} 和单目标观测空间 \mathcal{Z} 的所有子集构成的集合, $N(k)$ 和 $M(k)$ 是 k 时刻的目标数目与测量数目. 考虑新目标出现、旧目标消失、杂波及漏检等情况,不仅单目标状态是时变的,目标数 $N(k)$ 和测量数 $M(k)$ 也是随机变量. 此时多目标跟踪问题就转化为多目标状态空间 $\mathcal{F}(\mathcal{X})$ 和多目标观测空间 $\mathcal{F}(\mathcal{Z})$ 中的滤波问题.

k 时刻的目标状态集可用式(1)表示,其中 $S_{k|k-1}(\zeta)$ 表示由前一时刻状态为 ζ 的目标在 k 时刻存活的 RFS, $G_{k|k-1}(\zeta)$ 表示由前一时刻状态为 ζ 的目标在 k 时刻所衍生出的 RFS, B_k 表示当前时刻新生的 RFS.

$$X_k = \left[\bigcup_{\zeta \in X_{k-1}} S_{k|k-1}(\zeta) \right] \cup \left[\bigcup_{\zeta \in X_{k-1}} G_{k|k-1}(\zeta) \right] \cup B_k \quad (1)$$

k 时刻的目标观测集可用式(2)表示,其中 $\Theta_k(x)$ 表示对单个目标状态为 x 的 RFS, F_k 表示虚警.

$$Z_k = \left[\bigcup_{x \in X_k} \Theta_k(x) \right] \cup F_k \quad (2)$$

多目标后验密度 $p_k(X_k | Z_{1:k})$ 通过式(3)和式(4)所示的最优多目标贝叶斯递归方程估计,其中 $Z_{1:k}$ 表示观测集序列, δX_k 表示集合积分, $h_k(Z_k | X_k)$ 表示多目标观测似然^[8,11].

$$p_{k|k-1}(X_k | Z_{1:k-1}) = \int f_{k|k-1}(X_k | X) p_{k-1}(X | Z_{1:k-1}) \delta X \quad (3)$$

$$p_k(X_k | Z_{1:k}) = \frac{h_k(Z_k | X_k) p_{k|k-1}(X_k | Z_{1:k-1})}{\int h_k(Z_k | X_k) p_{k|k-1}(X_k | Z_{1:k-1}) \delta X_k} \quad (4)$$

由上述递归方程可看出,基于 FISST 的目标跟踪技术避免了清晰的数据关联过程. 而在传统的多假设跟踪方法论中,观测似然函数 $h_k(z_{k,1}, z_{k,2}, \dots, z_{k,M(k)} | x_{k,1}, x_{k,2}, \dots, x_{k,N(k)}, \theta)$ 的评估及后验密度函数 $f_k(x_{k,1}, x_{k,2}, \dots, x_{k,N(k)}, \theta | z_{k,1}, z_{k,2}, \dots, z_{k,M(k)})$ 的估计都需要清晰的关联假设 θ ^[8]. 随着递归滤波时间的延长或杂波密度的升高,关联假设数目呈指数增长.

由于多目标状态空间和观测空间是无限维的,最优多目标贝叶斯滤波器在实际中难以应用. 针对该问题,该理论创始人 Mahler 提出了最优多目标贝叶斯滤波器的多种原理性(principled)近似滤波器.

3 最优多目标贝叶斯滤波器的近似技术

3.1 一阶矩近似技术

Mahler 用 RFS 的一阶矩,即概率假设密度(Probability Hypothesis Density: PHD, 又称强度函数),近似多目标后验密度,得到概率假设密度滤波器(PHDF)^[12]. PHDF 仅涉及单目标状态空间内的积分运算,运算量大大降低. 但为得到完整的 PHDF,目标数目需假设服从泊松分布. PHD 在指定区域的积分表示该区域内目标数目估计,PHD 的峰值位置表示目标状态估计. 详细的 PHDF 见文献[12].

PHDF 一般无解析解. 文献[13,14]几乎同时提出粒子近似 PHDF 算法(particle-PHDF). 文献[11,15,16]证明了 particle-PHDF 的收敛性.

为避免粒子技术的固有缺陷(即粒子退化^[17])及粒子数目增长问题,particle-PHDF 在每一次滤波结束后对粒子进行重采样^[17]. 整个流程称为“自举粒子滤波(Bootstrap Particle Filter: BPF)”技术. 文献[11]提出在重采样后加上马尔科夫链蒙特卡洛采样步骤^[18]增加粒子的多样性,避免粒子枯竭^[19].

由于 PHD 的峰值位置表示目标状态估计,基于 BPF 的 particle-PHDF 需对粒子进行聚类以提取多目标状态. 文献[20]比较了 K 均值和有限混合模型(Finite Mixture Models: FMM)聚类算法对多目标的状态提取,指出 K 均值聚类算法更优. 文献[21,22]也研究了多目标状态提取方法.

文献[23]针对采用 BPF 技术的缺陷,将“辅助粒子滤波(Auxiliary Particle Filter: APF)”技术^[24]应用于 particle-PHDF 的实现. APF 技术的引进在避免粒子退化现象的同时为峰值提取提供了便利,即为多目标状态的提取提供一种自然机制.

文献[25,26]针对线性与非线性混合动力学和测量模型通过 Rao-Blackwell 粒子技术实现基于 PHDF 的多目标跟踪.

在各目标运动独立且服从线性高斯动力学和测量模型等条件下,PHDF 存在解析解,即高斯混合(Gaussian Mixture:GM)PHDF^[27].文献[28]证明了 GM-PHDF 的收敛性.GM-PHDF 随着滤波的延续,其高斯成分数无限增长,使得存储量和运算量也越来越大,须对高斯成分进行修剪.文献[29]提出一种高斯混合模型修剪算法.

文献[30~32]将 GM-PHDF 推广到非线性模型.文献[33,34]研究了 PHDF 的平滑滤波技术.文献[35]提出一种幅度特征辅助 PHDF.

PHDF 被应用于雷达目标跟踪^[36,37]、辐射源定位^[38]、地形跟踪^[14]、基于图像序列的特征点跟踪^[39]、基于声纳数据的目标跟踪^[40~42]、声源跟踪^[43,44]、视频目标跟踪^[45,46]、机器视觉^[47]、同步定位和地图创建(SLAM)^[48~50]等.

3.2 高阶矩近似技术

PHDF 假定目标数目服从泊松分布,目标数目估计不稳定.Mahler 针对该问题在文献[51]中提出一种带有势分布(Cardinalized)的 PHDF.CPHDF 未对目标数目分布进行限定,而是联合传递 PHD 一阶矩及势分布高阶矩信息.引入势分布信息使得运算复杂度增加,但更为稳健的目标数目估计,提高了多目标状态估计精度.

文献[52]指出 CPHDF 在局部区域中的目标数目估计存在“奇异行为(Spooky Action)”,并解释了该行为.

CPHDF 也存在粒子近似实现方法.文献[53]推导了 CPHDF 的递归解析解,简称 GM-CPHDF.在真实目标数目较大时,GM-CPHDF 的多目标状态估计性能优于 GM-PHDF,但运算较 GM-PHDF 复杂.仿真表明,GM-PHDF 对新目标出现和旧目标消失的响应比 GM-CPHDF 明显要快.文献[53]认为是由于 GM-PHDF 的弱存储能力使其更易受新测量的影响所导致.事实上,CPHDF 有更好的存储能力,因此 GM-CPHDF 受潜在的新目标出现和旧目标消失模型的影响更大.若模型准确,GM-CPHDF 将比 GM-PHDF 对目标生灭过程的响应更及时^[8].

文献[54]在单目标情形下证明了 GM-CPHDF 与多假设跟踪技术的等价性.文献[55]提出一种简化的 GM-CPHDF.

CPHDF 被应用于地面目标跟踪^[54]、多声源跟踪^[56]等.

3.3 多伯努利近似技术

Mahler 在低杂波密度且杂波数服从泊松分布的假设下,推导了最优多目标贝叶斯滤波的近似多目标多

伯努利滤波器,简称 MeMBerF^[8].与 PHDF 和 CPHDF 不同,MeMBerF 假设目标生灭过程服从伯努利分布,且 MeMBerF 递归传递多目标后验密度.

文献[57]指出在 MeMBerF 的更新方程存在对目标数目的有偏(过高)估计问题,提出基于势平衡的多目标多伯努利递归滤波器,简称 CBMeMBerF^[57].该文同时给出了基于粒子(particle-CBMeMBerF)与高斯混合模型(GM-CBMeMBerF)的近似实现方法.与 particle-PHDF 不同,particle-CBMeMBerF 可直接提取出多目标状态而不需采用聚类法.

表 1 对比分析了最优多目标贝叶斯滤波器的各种近似技术.

表 1 最优多目标贝叶斯滤波器的各种近似技术对比分析表

近似技术	前提假设	优点	缺点
一阶矩近似技术 (PHDF)	目标数目服从泊松分布	运算复杂度低	目标数目估计方差过大
高阶矩近似技术 (CPHDF)	带有势分布概率信息	目标数目估计更精确	算法复杂度过高
多伯努利近似技术 (MeMBerF 和 CBMeMBerF)	目标生灭过程服从多伯努利分布	运算复杂度低	仅适用于低杂波密度

4 参数未知和机动多目标跟踪技术

4.1 参数未知条件下的多目标跟踪

基于 FISST 的多目标跟踪技术需对众多参数进行建模,而现实应用中这些参数往往难以准确建模或完全未知.

文献[58]在无源相干定位的应用中提出一种基于距离方差格的新生目标粒子生成方法.文献[59]在没有新生目标强度函数任何信息的条件下,提出一种简单的方法对新目标出现过程建模.文献[60,61]也研究了新生目标强度的建模.

文献[62]在目标检测概率与杂波背景的变化频率与数据更新率相比较小时研究了目标检测概率和杂波密度未知条件下基于 RFS 矩近似的多目标跟踪问题.针对未知目标检测概率的情形,将目标检测概率作为一维状态扩展到目标动力学状态向量中进行估计.针对未知杂波密度的情形,将虚警建模为与真实目标集不同的“虚假目标”集进行估计.

文献[63]对杂波分布满足静态条件提出一种估计杂波分布的方法.文献[64]针对未知杂波环境问题提出一种利用 FMM 和期望极大化算法对杂波模型进行估计的方法.

文献[65]在未知测量噪声分布情形下提出一种基于风险评估的 PHDF.

4.2 多机动目标跟踪技术

文献[66]将 PHDF 用于多机动目标跟踪,提出一种 PHDF 的多模型(Multiple-model)滤波方法,最后采用粒子滤波方法进行近似求解,简称 MMPHDF. 仿真表明, MMPHDF 跟踪多机动目标的性能优于单模型 PHDF.

文献[67]提出一种线性高斯跳变(jump)马尔可夫系统的 PHD 滤波方法. 该滤波方法与基于交互多模 JPDA 的多目标跟踪算法相比性能相似,但运算量明显降低.

上述基于 FISST 的多机动目标跟踪算法都假定所有目标服从相同的动力学模型集. 这种假定通常与实际情形不符.

5 航迹生成技术

基于 FISST 的多目标跟踪算法可递归估计出各离散时刻有限数目的目标状态,但并未给出连续时刻的目标间关系. 为对所有目标的航迹进行估计,可结合传统数据关联技术. 文献[68]将基于 FISST 的多目标跟踪算法视为杂波滤除器,然后将各离散时刻估计的多目标 RFS 视为“观测集合”,进而采用 MHT 数据关联技术形成目标航迹. 文献[69]提出一种相反策略,即先用 PHDF 进行滤波,然后利用估计的多目标状态对当前时刻的测量集进行杂波过滤,消减了大量虚警观测,最后采用传统的基于 MHT 的多目标跟踪方法进行关联和滤波估计.

文献[5]提出一种基于分辨单元的 PHDF,简称 PHDR. 峰值提取时将分辨单元内的粒子进行加权求和得到,同时其权重大小为分辨单元内所有粒子权重之和. 对提取出的峰值加上航迹标签(Tag),并用约束最优化算法进行二维分配以实现多目标关联跟踪,整个过程简称 TLPHRC.

文献[20]提出在 particle-PHDF 的基础上为各粒子状态向量中加入目标 Tag 实现目标航迹估计.

文献[70]提出采用基于图结构的管理模式对 GM-PHDF 的各高斯成分进行管理,很自然地实现目标航迹的启始、维持及终结.

现有的航迹生成方法都没有考虑到存在目标漏检和虚假估计的情况,因此将导致形成虚假航迹和一个目标产生多条航迹. 这不利于对监视场景综合态势的理解和分析.

6 基于 FISST 的单目标跟踪技术研究现状

6.1 单目标联合检测与跟踪

在监视场景中最多存在一个目标时,最优多目标贝叶斯滤波器就退化为单目标联合检测与跟踪滤波器(Joint Target-detection and Tracking Filter: JoTTF)^[8]. 文献

[8,71]分别给出了 JoTTF 的粒子近似与高斯混合实现方法. 文献[72]研究了 JoTTF 的距离误差界.

文献[8]将 JoTTF 与传统基于数据关联的单目标联合检测与跟踪滤波器(即综合概率数据关联滤波器,IPDA^[73])进行比较. 发现尽管前者采用自顶向下的方法论,而后者采用自底向上的方法论,但 IPDA 只是 JoTTF 的一种特例.

文献[74]提出一种伯努利平滑 JoTTF,改善了单目标联合检测与跟踪性能.

6.2 基于 RFS 观测的单目标滤波

随着现代科技的发展,传感器设备分辨率越来越高,同时各种干扰与抗干扰技术逐步得到应用,因此杂波背景下扩展目标跟踪问题也越来越突出. 多径效应也可能导致一个目标产生多个测量值. 现有目标跟踪技术大多假定一个目标最多产生一个测量值,如概率数据关联滤波器、IPDA 等. 这些技术难以推广到杂波背景下扩展目标的跟踪.

文献[75]针对该问题,提出一种基于 RFS 观测的单目标滤波器. 由于场景中有且仅有一个目标,多目标贝叶斯滤波器的预测方程退化为单目标贝叶斯滤波器的预测方程. 由于一个目标可产生多个测量且存在杂波和漏检问题,多目标贝叶斯滤波器的更新方程仍为多目标观测似然. 文献[75]详细推导了该多目标观测似然函数.

7 讨论与展望

纵观上述研究进展,着眼于提高目标跟踪精度和增强目标跟踪鲁棒性的发展需要,基于 FISST 的目标跟踪技术未来值得重点关注的方向可概括为:

(1) 多目标跟踪性能评价

对于滤波问题,距离误差准则扮演了重要角色. 在单目标跟踪系统中,误差距离的概念是基于最小二乘、期望和均方根误差等最优滤波概念的基础. 对于多目标状态估计,距离误差准则也扮演了重要角色. 而在多目标跟踪系统中,由于目标数目是随机变量,误差距离准则并不容易定义.

Drummond 等针对多目标跟踪算法中估计的目标数目与真实目标数目相等的情形定义了一种基于最优分配的距离误差^[76]. 文献[77]借鉴 Drummond 定义及理论统计学中 Wasserstein 概念,对基于 FISST 的多目标跟踪算法定义了一种 L_p 型距离误差度量,简称 Wasserstein-Distance(WD). 该距离准则具备一定的理论解释基础. 但文献[78]指出 WD 不具备合理的物理意义解释,因此借鉴 Wasserstein 概念及最优分配准则提出一种最优亚模式分配测度(Optimal Sub-Pattern Assignment Metric: OSPA),克服了 WD 的缺陷. 但 OSPA 也有不完善的地

方.

总之,现有方法中还不存在既具备严格理论解释又具备明确物理含义的多目标跟踪性能测度,而这是未来进一步提高目标跟踪精度和增强目标跟踪稳健性的基石.

另外基于信息论框架的 Cramer-Rao 下界为单目标跟踪算法提供了一种理论严格的性能预测方法.文献[79]将单目标 Cramer-Rao 下界推广到已知固定数目的多目标情形.信息论作为一种成熟的理论框架,因此将 Cramer-Rao 下界推广到变数目条件下的多目标跟踪性能预测是未来值得重点研究的课题^[80].

(2) 弱小目标跟踪

随着现代科技的进步,无论军事还是民用目标都在往小型化方向发展.在军事领域,各类武器装备的隐身性能成为一项重要指标.尽管通过降低检测门限可增强目标检测性能,但随之带来的是大量虚警.检测前跟踪(Track-Before-Detect: TBD)^[81]是一种被广泛采用的弱小目标跟踪方法.传统基于数据关联的多目标跟踪算法的输入是检测器对传感器原始观测数据检测后提取的观测值,而 TBD 算法直接输入的就是传感器原始观测数据,保留了更多信息.文献[82]在 TBD 思想的启发下,通过 RFS 建模,给出了基于原始图像观测数据的最优多目标贝叶斯滤波器.在不同目标间隔较远时该滤波器比传统 TBD 算法的跟踪性能要好,但当目标间隔较小时性能明显下降.如何实现相邻、重叠或遮挡目标的弱小目标跟踪是未来重点研究方向之一.

(3) 多机动目标跟踪

现有基于 FISST 的多机动目标跟踪算法都假定所有目标服从相同的动力学模型集,事实上不同类别目标的动力学特性相差很大.即使相同类目标,在不同的背景中也有不同的运动特性.因此为实现更为精确的多机动目标跟踪,未来应进一步将变机构多模型的思想引入基于 FISST 的多机动目标跟踪技术.

(4) 多传感器融合目标跟踪

多传感器所提供的目标观测数据存在互补和冗余性,若能利用好不同传感器观测数据间的互补性并去除冗余性,则多传感器融合跟踪势必较单传感器跟踪精度更高、稳健性更强^[83~85].

当前,在将基于 FISST 的目标跟踪技术(如 particle-PHDF、GM-PHDF 等)推广到多传感器时,大多假定各传感器观测数据完全独立,采用序贯处理的策略.这是一种很自然的推广,而且运算复杂度也最低.但为实现更为精确和稳健的目标跟踪,多传感器的并行融合跟踪是未来发展的趋势.另一方面,即使采用序贯处理方式,多传感器的处理顺序至今没有定论^[29].这些都是未来值得重点关注的课题.

(5) 联合目标检测、跟踪与分类

现有研究中大多将目标检测、跟踪、分类三个问题分开处理.事实上,目标的检测、跟踪与分类是三个紧密耦合的问题,联合处理有望同时得到更优异的检测、跟踪与分类性能^[8,86~89].一方面,目标的运动学行为可以改善目标分类性能;另一方面,类别相关的动力学模型又可以提升目标跟踪性能.当然,目标数目的变化也蕴含着跟踪与分类算法的改变.

至今,在目标联合跟踪与分类(Joint Target Tracking and Classification; JTC)及目标联合检测与跟踪(Joint Target Detection and Tracking; JDT)方面已有大量研究.但对目标的联合检测、跟踪与分类(Joint Target Detection, Tracking and Classification; JDTC)研究鲜有报道.导致这种现状的主要原因之一是缺乏一种既有严格理论解释基础又存在有效实现途径的理论框架. FISST 为目标的联合检测(即目标数目估计)与跟踪(即目标状态估计)提供了一种严格有效的理论工具,若能进一步有效利用各种先验知识或属性特征测量,则有望实现目标的检测、跟踪与分类一体化.这对大大提高现代监视系统的目标信息获取能力具有重要的理论和实际意义.

最后,传统监视系统与目标跟踪识别系统的设计是分开进行的,即首先完成传感器的设计,再进入信号和数据处理算法的开发.这种独立设计的最终效果只有在整体实验结果出来之后才能呈现,因此目标检测、跟踪和识别性能的最优化处理只能放在设计的最终阶段^[81].实现传感器系统和目标联合检测、跟踪与分类算法的联合设计,是追求最优目标检测、跟踪与分类性能的最佳途径.

参考文献

- [1] Bar-Shalom Y, Fortmann T E. Tracking and Data Association [M]. New York: Academic Press, 1988.
- [2] Fortmann T E, Bar-Shalom Y, Scheffe M. Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1983, 8(3): 173 - 184.
- [3] 潘泉,叶西宁,张洪才.广义概率数据关联算法[J].电子学报, 2005, 33(3): 467 - 472.
Pan Quan, Ye Xi-ning, Zhang Hong-cai. Generalized probability data association algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(3): 467 - 472. (in Chinese)
- [4] Blackman S. Multiple hypothesis tracking for multitarget tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(1): 5 - 18.
- [5] Lin L, Bar-Shalom Y, Kirubarajan T. Track labeling and PHD filter for multitarget tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 778 - 795.
- [6] Pollard E, Pannetier B, Rombaut M. Hybrid algorithms for mul-

- target tracking using MHT and GM-CPHD [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(2): 832 – 847.
- [7] 赵欣, 姬红兵, 杨柏胜. 基于随机集的 RBPF 多目标关联跟踪算法[J]. *电子学报*, 2011, 39(3): 505 – 510.
Zhao X, Ji H B, Yang B S. Rao-Blackwellized particle filter based on random finite sets theory for multi-target association and tracking [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(3): 505 – 510. (in Chinese)
- [8] Mahler R P S. *Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion* [M]. Norwood, MA: Artech House, 2007.
- [9] Mahler R P S. “Statistics 101” for multisensor multitarget data fusion [J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, Part 2: Tutorials, 2004, 19(1): 53 – 64.
- [10] 徐晓滨, 文成林, 刘荣利. 基于随机集理论的多源信息统一表示与建模方法[J]. *电子学报*, 2008, 36(6): 1174 – 1181.
Xu X B, Wen C L, Liu R L. The unified method of describing and modeling multisource information based on random set theory [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(6): 1174 – 1181. (in Chinese)
- [11] Vo Ba-Ngu, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo methods for multitarget filtering with random finite sets [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(4): 1224 – 1245.
- [12] Mahler R P S. Multitarget bays filtering via first-order multitarget moments [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(4): 1152 – 1178.
- [13] Vo Ba-Ngu, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo implementation of the PHD filter for multi-target tracking [A]. *Proceedings of the International Conference on Information Fusion* [C]. Cairns Australia: ISIF, 2003. 792 – 799.
- [14] Sidenbladh H, Wirkander S L. Tracking random sets of vehicles in terrain [A]. *Proceedings of the IEEE Workshop on Multi-Object Tracking* [C]. Madison, WI: IEEE, 2003. 1 – 8.
- [15] Johansen A M, Singh S, Doucet A, Vo Ba-Ngu. Convergence of the SMC implementation of the PHD filter [J]. *Methodology and Computing in Applied Probability*, 2006, 8(2): 265 – 291.
- [16] Clark D E, Bell L. Convergence results for the particle PHD filter [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(7): 2652 – 2661.
- [17] Doucet A, de Freitas N, Gordon N. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice* [M]. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [18] Green P J. Reversible jump MCMC computation Bayesian model determination [J]. *Biometrika*, 1995, 82(4): 711 – 732.
- [19] Gilks W, Berzuini C. Following a moving target-Monte Carlo inference for dynamic Bayesian models [J]. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 2001, 63(1): 127 – 146.
- [20] Clark D E, Bell J. Multi-target state estimation and track continuity for the particle PHD filter [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(4): 1441 – 1453.
- [21] Liu W F, Han C Z, Lian F, Zhu H Y. Multitarget state extraction for the PHD filter using MCMC approach [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(2): 864 – 883.
- [22] 庄泽森, 张建秋, 尹建君. 多目标跟踪的核粒子概率假设密度滤波算法[J]. *航空学报*, 2009, 30(7): 1264 – 1270.
Zhuang Z S, Zhang J Q, Yin J J. A kernel particle probability hypothesis density filter for multi-target tracking [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2009, 30(7): 1264 – 1270. (in Chinese)
- [23] Whiteley N, Singh S, Godsill S. Auxiliary particle implementation of probability hypothesis density filter [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(3): 1437 – 1454.
- [24] Pitt M K, Shephard N. Filtering via simulation: Auxiliary particle filters [J]. *Journal of the American Statistical Society*, 1999, 94(446): 590 – 599.
- [25] Vihola M. Rao-blackwellised particle filtering in random set multitarget tracking [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(2): 689 – 705.
- [26] 庄泽森, 张建秋, 尹建君. 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 Z S, Zhang J Q, Yin J J. Rao-Blackwellized particle probability hypothesis density filter [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2009, 30(4): 698 – 705. (in Chinese)
- [27] Vo Ba-Ngu, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4091 – 4104.
- [28] Clark D E, Vo Ba-Ngu. Convergence analysis of the Gaussian mixture PHD filter [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(4): 1204 – 1212.
- [29] 张洪建. 基于有限集统计学的多目标跟踪算法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2005.
Zhang H J. Finite-Set statistics based multiple target tracking [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2009. (in Chinese)
- [30] Clark D E, Vo Ba-Tuong, Vo Ba-Ngu. Gaussian particle implementations of probability hypothesis density filters [A]. *IEEE Aerospace conference* [C]. Montana, USA: Big Sky, 2007. 1 – 11.
- [31] Clark D E, Vo Ba-Tuong, Vo Ba-Ngu, Godsill S. Gaussian mixture implementations of probability hypothesis density filters for non-linear dynamical models [A]. *IET Seminar on Target Tracking and Data Fusion* [C]. London: IET, 2008. 21 – 28.

- [32] Yin J J, Zhang J Q, Zhuang Z S. Gaussian sum PHD filtering algorithm for nonlinear non-Gaussian models [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2008, 21(4): 341 – 351.
- [33] Nadarajah N, Kirubarajan T, Lang T, et al. Multitarget tracking using probability hypothesis density smoothing [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(4): 2344 – 2360.
- [34] Hernandez S I. State estimation and smoothing for the probability hypothesis density filter [D]. Wellington: Victoria University, 2010.
- [35] Clark D E, Ristic B, Vo Ba-Ngu, et al. Bayesian multi-object filtering with amplitude feature likelihood for unknown object SNR [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(1): 26 – 37.
- [36] Tian S R, He Y, Wang G. PHD filter of multi-target tracking with passive radar observations [A]. Proceedings of the international conference on signal processing [C]. Shanghai: ICSP, 2006. 16 – 20.
- [37] Tobias M, Lanterman A. Probability hypothesis density-based multitarget tracking with multiple biostatic range and Doppler observations [J]. IET Proceedings of Radar, Sonar and Navigation, 2005, 152(3): 195 – 205.
- [38] Zhang H J, Jing Z L, Hu S Q. Localization of multiple emitters based on the sequential PHD filter [J]. Signal Processing, 2010, 90(1): 34 – 43.
- [39] Ikoma N, Uchino T, Maeda H. Tracking of feature points in image sequence by SMC implementation of the PHD filter [A]. Proceedings of the Society of Instrument & Control Engineers Annual Conference [C]. Hokkaido: SICE, 2004. 1696 – 1701.
- [40] Clark D E. Multiple target tracking with the probability hypothesis density filter [D]. UK: Heriot-Watt University, 2006.
- [41] Clark D E, Bell J. Bayesian multiple target tracking in forward scan sonar images using the PHD filter [J]. IET Proceedings of Radar, Sonar and Navigation, 2005, 152(5): 327 – 334.
- [42] Clark D E, Ruiz I, Petillot Y, Bell J. Particle PHD filter multiple target tracking in sonar images [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(1): 409 – 416.
- [43] Ma W K, Vo Ba-Ngu, Singh S, Baddeley A. Tracking an unknown time-varying number of speakers using TDOA measurements a random finite set approach [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(9): 3291 – 3304.
- [44] Pham N. Tracking of multiple objects using the PHD filter [D]. Singapore: National University of Singapore, 2007.
- [45] Wang Y D, Wu J K, Kassim A A, Huang W M. Data-driven probability hypothesis density filter for visual tracking [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(8): 1085 – 1095.
- [46] Maggio E, Taj M, Cavallaro A. Efficient multitarget visual tracking using random finite sets [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(8): 1016 – 1027.
- [47] Ikoma N, Yamaguchi R, Kawano H, Maeda H. Tracking of multiple moving objects in dynamic image of omni-directional camera for robot vision using PHD filter [A]. Proceedings of 2th International Symposium on Computational Intelligence and Industrial Applications [C]. Guangzhou: ISCIIA, 2007. 168 – 176.
- [48] Mullane J, Vo Ba-Ngu, Adams M D, Vo Ba-Tuong. A random-finite-set approach to Bayesian SLAM [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2011, 27(2): 268 – 282.
- [49] Lundquist C, Hammarstrand L, Gustafsson F. Road intensity based mapping using radar measurements with a probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(4): 1397 – 1408.
- [50] Mullane J, Vo Ba-Ngu, Adams M D, Vo Ba-Tuong. Random Finite Sets for Robot Mapping and SLAM [M]. Berlin: Springer-Verlag, 2011.
- [51] Mahler R P S. PHD filters of higher order in target number [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(4): 1523 – 1543.
- [52] Franken D, Schmidt M, Ulmke M. “Spooky action at a distance” in the cardinalized probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45(4): 1657 – 1664.
- [53] Vo Ba-Tuong, Vo Ba-Ngu, Cantoni A. Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3553 – 3567.
- [54] Ulmke M, Erdinc O, Willett P. GMTI tracking via the Gaussian mixture cardinalized probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(3): 1821 – 1833.
- [55] Zhang H J, Jing Z L, Hu S Q. Gaussian mixture CPHD filter with gating technique [J]. Signal Processing, 2009, 89(8): 1521 – 1530.
- [56] Pham N, Huang W, Ong S. Tracking multiple speakers using CPHD filter [A]. Proceedings of the 15th International Conference on Multimedia [C]. Augsburg: ICM, 2007. 529 – 532.
- [57] Vo Ba-Tuong, Vo Ba-Ngu, Cantoni A. The cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filter and its implementations [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(2): 409 – 423.
- [58] Tobias M, Lanterman A. 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.
- [59] Houssineau J, Laneuville D. PHD filter with diffuse spatial pri-

- or on the birth process with applications to GM-PHD filter [A]. Proceedings of the 13th International Conference On Information Fusion [C]. Edinburgh: ISIF, 2010. 1 – 8.
- [60] Yoon J H, Kim D Y, Bae S H, Shin V. Joint initialization and tracking of multiple moving objects using Doppler information [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(7): 3447 – 3452.
- [61] 闫小喜, 韩崇昭. 基于目标出生强度在线估计的多目标跟踪算法[J]. 自动化学报, 2011, 37(8): 963 – 972.
Yan X X, Han C Z. Multiple target tracking algorithm based on online estimation of target birth intensity [J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(8): 963 – 972. (in Chinese)
- [62] Mahler R P S, Vo Ba-Tuong, Vo Ba-Ngu. CPHD filtering with unknown clutter rate and detection profile [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(1): 3497 – 3513.
- [63] Lian F, Han C Z, Liu W F. Estimating unknown clutter intensity for PHD filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(4): 2066 – 2078.
- [64] 连峰, 韩崇昭, 刘伟峰. 未知杂波环境下的多目标跟踪算法[J]. 自动化学报, 2009, 35(7): 851 – 858.
Lian F, Han C Z, Liu W F. Multitarget tracking algorithm in unknown clutter [J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(7): 851 – 858. (in Chinese)
- [65] 周承兴, 刘喜贵. 未知测量噪声分布下的多目标跟踪算法[J]. 航空学报, 2010, 31(11): 2228 – 2237.
Zhou C X, Liu G X. A multi-target tracking algorithm under unknown measurement noise distribution [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(11): 2228 – 2237. (in Chinese)
- [66] Punithakumar K, Kirubarajan T. Multiple-model probability hypothesis density filter for tracking maneuvering targets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(1): 87 – 98.
- [67] Pasha S, Vo Ba-Ngu, Tuan H D, Ma W K. A Gaussian mixture PHD filter for jump Markov system models [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45(3): 919 – 936.
- [68] Panta K, Vo Ba-Ngu, Singh S, Doucet A. Probability hypothesis density filter versus multiple hypothesis tracking [A]. Proceedings of SPIE, Signal Processing, Sensor Fusion & Target Recognition XIII [C]. Orlando: SPIE, 2004. 284 – 295.
- [69] Panta K, Vo Ba-Ngu, Singh S. Novel data association schemes for the probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(2): 556 – 570.
- [70] Panta K, Clark D E, Vo Ba-Ngu. Data association and track management for the Gaussian mixture probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45(3): 1003 – 1016.
- [71] Bazzazzadh N. Optimal and robust distributed data fusion for joint target-detection and tracking [D]. UK: Department of Electrical, Electronic and Computer Engineering, Heriot-Watt University, 2009.
- [72] Rezaeian M, Vo Ba-Ngu. Error bounds for joint detection and estimation of a single object with random finite set observation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(3): 1493 – 1506.
- [73] Song T L, Musicki D, Sol K D. Target tracking with target state dependent detection [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(3): 1063 – 1074.
- [74] Vo Ba-Tuong, Clark D E, Vo Ba-Ngu, Ristic B. Bernoulli forward-backward smoothing for joint target detection and tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(5): 4473 – 4477.
- [75] Vo Ba-Tuong, Vo Ba-Ngu, Cantoni A. Bayesian filtering with random finite set observations [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(4): 1313 – 1326.
- [76] Drummond O E. Methodologies for performance evaluation of multitarget multisensor tracking [A]. Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets [C]. American: SPIE, 1999. 355 – 369.
- [77] Hoffman J, Mahler R P S. Multitarget miss distance via optimal assignment [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2004, 34(3): 327 – 336.
- [78] Schuhmacher D, Vo Ba-Tuong, Vo Ba-Ngu. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(8): 3447 – 3457.
- [79] Hue C, Cadre J L, Perez P. Posterior Cramer-Rao bounds for multi-target tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(1): 37 – 49.
- [80] Vo Ba-Tuong. Random finite sets in multi-object filtering [D]. Australia: University of Western Australia, 2008.
- [81] Blackman S, Popoli R. Design and Analysis of Modern Tracking Systems [M]. Norwood, MA: Artech House, 1999.
- [82] Vo Ba-Ngu, Vo Ba-Tuong, Pham N T, Suter D. Joint detection and estimation of multiple objects from image observations [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(10): 5129 – 5141.
- [83] 熊伟, 何友, 张晶炜. 多传感器顺序粒子滤波算法[J]. 电子学报, 2005, 33(6): 1116 – 1119.
Xiong W, He Y, Zhang J W. Multi-sensor sequential particle filtering algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(6): 1116 – 1119. (in Chinese)
- [84] 宋小全, 孙仲康. 多传感器机动目标跟踪[J]. 电子学报, 1997, 25(9): 98 – 101.
Song X Q, Sun Z K. Tracking a maneuvering target with multisensor [J]. Acta Electronica Sinica, 1997, 25(9): 98 – 101.

(in Chinese)

- [85] 胡文龙,毛士艺.多传感器多目标跟踪中的概率数据互
联[J].电子学报,1996,24(9):30-35.
Hu W L, Mao S Y. A joint probabilistic data association algo-
rithm for multisensor multitarget tracking [J]. Acta Electronica
Sinica, 1996, 24(9): 30-35. (in Chinese)
- [86] Miller M I, Srivastava A, Grenander U. Conditional-mean esti-
mation via jump-diffusion process in multiple target tracking/
recognition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing,
1995, 43(1): 2678-2690.
- [87] Vercauteren T, Guo D, 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.

- [88] Mei W, Shan G L, Li X R. Simultaneous tracking and classifi-
cation: a modularized scheme [J]. IEEE Transactions on
Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(2): 581-599.
- [89] 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 G L, Mei W, Wang C P. Advance and challenge in joint
target tracking and classification [J]. Acta Armamen Tarii,
2007, 28(6): 733-738. (in Chinese)

作者简介



杨 威 男. 1985 年 7 月出生, 江西丰城
人. 2006 年毕业于武汉大学电子信息学院, 其后
进入国防科学技术大学电子科学与工程学院.
现为在读博士研究生, 从事目标检测、目标跟踪
与目标分类研究.

E-mail: yw850716@sina.com



付耀文 男. 1976 年 5 月出生, 江西进贤
人. 1997 年和 2003 年在国防科学技术大学分别
获工学学士和工学博士学位. 现为国防科学技
术大学电子科学与工程学院副教授, 主要从事
信息融合、雷达信号处理等方面的研究工作.