

随机有限集理论及其在多目标跟踪中的应用和实现

彭华甫^{1,2}, 黄高明^{1†}, 田 威¹

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

摘 要: 梳理了随机有限集(RFS)的理论基础和发展脉络,重点对其在多目标跟踪中应用和实现的难点问题进行分析. 首先针对单传感器情形,深入讨论RFS的几类典型近似技术,包括:概率假设密度(PHD)滤波器、势概率假设密度(CPHD)滤波器、多伯努利(MeMBer)滤波器以及泛化标签多伯努利(GLMB)滤波器,对其发展脉络进行分析,并对高斯混合(GM)及序贯蒙特卡罗(SMC)实现中面临的问题进行研究;其次,针对多传感器情形,介绍时空配准问题的处理方法,并分别从集中式、分布式融合两个方面对基于RFS多传感器多目标跟踪技术进行分析;再次,对RFS滤波器在实际应用中面临的困难及挑战进行分析;最后,基于现有研究进展,提出RFS在多目标跟踪领域未来需重点关注及研究的方向.

关键词: 随机有限集; 多目标跟踪; 贝叶斯估计; 高斯混合; 序贯蒙特卡罗; 多传感器; 时空配准
中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Random finite set: Theory, application and implementation for multi-target tracking

PENG Hua-fu^{1,2}, HUANG Gao-ming^{1†}, TIAN Wei¹

(1. College of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China; 2. Unit 92773 of PLA, Wenzhou 325807, China)

Abstract: This paper reviews the theoretical basis and the state-of-art development of the random finite set, emphasis on the difficulties in application and implementation for multi-target tracking. Firstly, for the single sensor case, several typical approximation techniques based on the random finite set(RFS) are discussed, including probability hypothesis density(PHD), cardinalized PHD(CPHD), multi-target multi-Bernoulli(MeMBer), and generalized labeled multi-Bernoulli(GLMB). The development context of the filters is analyzed, and the problems in implementation with Gaussian mixture(GM) and sequential Monte Carlo(SMC) are studied. Then for the multi-sensor case, the processing method of the multi-sensor spatial registration is introduced, and the application of the RFS filter is studied from two aspects: centralized and distributed fusion. In addition, the difficulties and challenges of the RFS filter in practice are analyzed. Finally, based on the recent researches, some future research directions which need to be focused on for the RFS in multi-target tracking are introduced.

Keywords: random finite set; multi-target tracking; Bayesian estimation; Gaussian mixture; sequential Monte Carlo; multi-sensor; time and spatial registration

0 引 言

多目标跟踪(Multi-target tracking, MTT)的目的是从单个或多个传感器获取的数据中估计目标的数量及轨迹. 作为信息领域的一个重要技术, MTT受到了国内外学者的广泛关注,在民用及军事领域得到了大量应用,如视觉跟踪、智能交通、制导、对空监视等. 由于目标的状态和数目时变,以及虚警、漏检等

因素的影响,多目标跟踪问题面临诸多挑战^[1].

针对多目标跟踪问题,传统解决方案是一种自下而上的方法,具有简单、直观的优点. 其将多目标跟踪过程分解为数据关联和状态估计两部分,先利用关联算法进行航迹关联,再依据关联结果进行状态估计. 其中,航迹关联是算法的核心,典型的关联算法有最近邻法(Nearest neighbor, NN)、联合概率数据关联

收稿日期: 2017-10-09; 修回日期: 2018-06-04.

基金项目: 中国博士后科学基金项目(2017M613370).

责任编辑: 李少远.

作者简介: 彭华甫(1987—),男,博士生,从事信息融合、多目标跟踪的研究;黄高明(1972—),男,教授,博士,从事智能信息处理等研究.

†通讯作者. E-mail: hgaom_paper@163.com.

(Joint probabilistic data association, JPDA)、多假设跟踪(Multiple hypothesis tracking, MHT)等. 实际中, 这些方法得到了大量应用, 但存在难以克服的内在缺陷: “组合爆炸”所导致的计算瓶颈; 数据关联与状态估计之间存在“耦合”关系.

近年来提出的随机有限集(Random finite set, RFS)理论, 为多目标跟踪问题提供了一个新的研究思路: 将单目标贝叶斯滤波框架直接扩展至多目标情形. 基于RFS的多目标跟踪技术能避免复杂的数据关联过程, 已成为目前多目标跟踪领域的研究热点^[2]. 目前, 针对RFS及其在多目标跟踪中的应用已有较多的研究, 如: 文献[3-4]对随机有限集理论基础、近似技术、性能评价指标、机动目标跟踪等方向进行了分析, 但未考虑多传感器时空配准、非标准传感器量测模型等; 文献[5-6]对扩展目标跟踪技术进行了分析. 近年来, 基于RFS的多目标跟踪技术在理论及应用中均取得了大量新的进展, 本文对其理论发展脉络进行梳理, 分别从单传感器和多传感器两个方面对应用和实现中面临的问题进行分析.

1 RFS理论基础

随机集理论(Random set theory, RST)的研究始于20世纪70年代, 随后, 结合模糊集理论、Dempster-Shafer证据理论、专家系统等, 该理论得到了不断的丰富和发展. Mahler^[7]在此基础上提出了RFS, 并用RFS理论对多目标跟踪问题进行了数学描述, 为单目标贝叶斯滤波器推广至多目标情形提供了系统的数学理论基础.

理想的多目标贝叶斯滤波器将 k 时刻目标状态及量测分别建模为随机有限集合 X_k 、 Z_k , 递归计算多目标后验概率密度 $f_{k|k}(X_k|Z_{1:k})$:

预测步

$$f_{k|k-1}(X_k|Z_{1:k-1}) = \int \phi_{k|k-1}(X_k|X_{k-1}) \cdot f_{k-1|k-1}(X_{k-1}|Z_{1:k-1}) dX_{k-1}; \quad (1)$$

更新步

$$f_{k|k}(X_k|Z_{1:k}) = \frac{g_k(Z_k|X_k) \cdot f_{k|k-1}(X_k|Z_{1:k-1})}{\int g_k(Z_k|X_k) \cdot f_{k|k-1}(X_k|Z_{1:k-1}) dX}. \quad (2)$$

其中: $\phi_{k|k-1}(\cdot)$ 为马尔可夫状态转移密度函数, $g_k(\cdot)$ 为多目标似然函数.

2 RFS在单传感器多目标跟踪中的应用及实现

理想的贝叶斯多目标跟踪滤波器可以回避复杂的数据关联过程, 同时估计目标个数及状态, 具有

良好的应用前景. 然而, 其涉及复杂的集合积分运算, 实际运用困难^[8]. 对此, 近年来相继提出了几种典型的近似技术: 概率假设密度(Probability hypothesis density, PHD)滤波器、势概率假设密度(Cardinalized PHD, CPHD)滤波器、多目标多伯努利(Multi-target multi-Bernoulli, MeMBer)滤波器及泛化标签多伯努利(Generalized labeled multi-Bernoulli, GLMB)滤波器. 下面分别对这几类滤波器进行分析.

2.1 PHD滤波器

Mahler^[9]于2003年首次提出了PHD算法, 为多目标贝叶斯滤波由理论到实践开辟了一条道路. PHD是泊松分布下多目标后验概率密度在Kullback-Lerbler准则下的最优近似, 能以信息“损失最小”的代价将多目标状态集合后验概率密度映射到单目标状态空间^[10].

为便于理解, 文献[11]给出了PHD在物理空间的解释. 文献[12]引入一般链式法则(General chain rule, GCR), 推导了更加通用的PHD, 使其适应更一般的量测及杂波生成模型, 便于扩展应用于其他领域. 尽管PHD近似有效缓解了理想多目标贝叶斯滤波器的计算压力, 但由于多维积分的存在, 计算量仍很大. 对此, Vo等提出了序贯蒙特卡罗PHD(Sequential Monte Carlo PHD, SMC-PHD)滤波器^[13]和高斯混合PHD(Gaussian mixture PHD, GM-PHD)滤波器^[14].

SMC-PHD滤波器能有效解决非线性非高斯条件下的多目标跟踪问题, 具有良好的普适性. 然而, 其重要性采样函数选择困难, 计算量大, 状态估计复杂. 针对重要性采样函数选择问题, 文献[15]将状态转移密度函数作为重要性采样函数, 简化了实现过程, 但目标非线性运动时, 跟踪精度降低, 结果发散. 对此, 文献[16]结合均方根容积卡尔曼滤波(Squared cubature Kalman filter, SCKF)和统计门限技术, 提出了一种重要性采样函数设计方法; 文献[17]利用高斯混合模型来近似重要性采样函数. 为提高计算效率, 文献[18]利用量测信息产生新生目标粒子, 减少了所需粒子数; 文献[19]结合辅助粒子滤波(Auxiliary particle filter, APF)的思想, 通过引入辅助变量对粒子进行筛选; 文献[20]引入卡尔曼增益因子, 对预测后的粒子进行筛选; 文献[21]基于量测分组提出了一种并行处理机制; 文献[22]引入粒子流滤波器, 在提高跟踪精度的同时降低了计算量. 为有效提取多目标状态, 文献[23]采用 k -means及期望最大化(expectation maximization, EM)聚类方法估计多目标状态, 并基于帧间关联方法实现了目标的连续跟踪; 文献[24]利用PHD的积分属性来寻找目标位置, 提出了峰值提取算法, 降低了计算量. 但都面临着目

标分布集中时估计误差较大的问题. 对此, 文献[25]通过改进目标粒子搜索方法去除目标峰值的影响, 提高了状态估计精度; 文献[26]引入蚁群优化算法, 提高了杂波环境下状态估计精度; 文献[27]以高斯混合形式近似PHD, 通过粒子滤波实现递归过程, 简化了状态估计.

相比于SMC-PHD滤波器, GM-PHD滤波器具有闭式解, 且状态估计简单、计算量低, 但在非线性非高斯条件下, 性能严重恶化. 对此, Vo等^[14]指出: 利用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter, EKF)、无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter, UKF)等近似策略可将算法扩展至中等非线性运动目标, 且通过剪切和合并处理可减少高斯分量个数, 降低计算量.

PHD滤波器仅能估计目标状态, 无法直接形成航迹. 对此, 文献[28]提出了两种解决方案: 一是通过引入目标关联方法对PHD滤波器的输出进行划分, 二是将PHD作为传统数据关联技术的前置杂波滤波器; 文献[29]结合数据关联及航迹管理实现了目标航迹估计, 有效区分了航迹交叉目标.

2.2 CPHD滤波器

PHD滤波器基于泊松分布的假设, 算法稳定性差. 对此, Eedinc等^[30]指出: 如果能综合地引入目标数目的二阶信息, 则PHD的性能便可得到改善. Mahler^[31]在独立同分布假设下, 同时递归传递多目标的PHD及势分布, 提出了CPHD滤波器. 与标准PHD相比, CPHD算法的跟踪精度及稳定性更高, 但计算量大; 与JPDA算法相比, CPHD具有性能及计算量双重优势. 然而目标漏检时, CPHD算法会引起权重偏移, 且目标邻近或交叉时无法区分不同轨迹. 对此, Ouyang等^[32]利用动态权重调整以及动态航迹管理机制, 提出了改进的GM-CPHD算法. 为简化计算, 文献[33]通过引入SCKF并结合门限裁剪处理, 以牺牲少量性能为代价大幅降低计算量. 针对SMC-CPHD滤波器状态估计精度差的问题, 文献[34]基于无迹变换, 提出了一种高度非线性条件下的辅助粒子实现算法.

2.3 MeMBeR滤波器

标准PHD及CPHD采用SMC实现时, 状态提取精度取决于聚类算法的稳定性. Mahler^[8]基于多伯努利分布, 利用目标的存在概率及概率密度对多目标概率分布函数进行数值近似, 提出了MeMBeR滤波器, 简化了状态提取过程.

MeMBeR滤波器在推导过程中采用了两步近似处理, 由于其第2步近似理论不够严谨, 导致估计势偏. 对此, Vo等^[35]进行了改进, 提出了势平衡多目标

多伯努利(Cardinality balanced MeMBeR, CBMeMBeR)滤波器, 并给出了滤波器的SMC及GM实现. CBMeMBeR消除了估计势偏, 但其要求高信噪比. 对此, 文献[36]将杂波模型引入MeMBeR滤波器中, 通过区分真实目标与杂波消除了势偏, 取消了CBMeMBeR滤波器要求目标高检测概率这一假设. 为降低SMC实现的计算量, 文献[37]基于区间分析理论提出了箱粒子滤波(Box particle filter, BPF)实现方法. 由于MB滤波器无法直接估计航迹, 且目标航迹交叉时性能恶化, 文献[38]通过重构多假设跟踪, 提出了近似多假设多伯努利(Approximate multi-hypothesis multi-Bernoulli, AMHMB)滤波器, 可直接形成航迹, 且有效降低了计算量, 提高了性能.

2.4 GLMB滤波器

标准PHD、CPHD、MeMBeR滤波器为保证共轭分布, 均采用各种近似技术, 降低了目标跟踪的精度, 且只能估计目标状态, 无法直接形成航迹.

Vo等^[39-40]在MeMBeR滤波器的基础上, 通过引入标签识别信息对目标状态进行扩展, 提出了GLMB滤波器, 并给出其实现算法, 即 δ -GLMB滤波器, 也称VO-VO滤波器. GLMB滤波器递归无需近似处理^[41], 是一种闭式解决方案, 被证明是贝叶斯最优估计, 继承了MeMBeR滤波器粒子实现及状态估计简单的优点, 并且利用引入的标签信息可直接估计航迹, 具有天然的航迹管理优势. GLMB滤波器首次实现了航迹标签、个数及状态的同时估计, 是一种真正意义上的多目标跟踪技术.

然而, GLMB滤波器在实现中面临计算复杂度大、强杂波和多目标环境下“组合爆炸”的问题. 为降低计算量, 文献[40]采用 K 最短路径及排列分配(Ranked assignment)等方法对分量进行裁剪、合并处理; 文献[42]提出了标签多伯努利(Labeled multi-Bernoulli, LMB)滤波器, 通过量测分组实现并行处理, 在不降低估计精度的同时有效提高了计算效率, 但目标密集分布无法进行量测划分时, 退化为 δ -GLMB滤波器; 文献[43]将预测与更新步进行合并以减少剪裁处理次数, 采用吉布斯采样进行剪裁处理, 避免了复杂的排序过程, 并提出了一种GLMB快速实现算法, 在保证估计性能的前提下极大地降低了计算量.

目前, GLMB滤波器大多基于统计独立的假设, 当多目标分布具有相关性时, 性能恶化. 对此, 文献[44]通过提取GLMB的一阶矩及势分布, 给出了GLMB的一种有效近似, 为非标准量测模型下的多目标跟踪提供了一个新的研究思路. 在此基础上, 文献[45]提出了边缘 δ -GLMB(Marginalized δ -GLMB, M δ -

GLMB)滤波器,进一步降低了计算量。

3 RFS在多传感器多目标跟踪中的应用及实现

综合利用多传感器数据,可以实现对目标的持续稳定跟踪,具有更广的时空覆盖范围,并能降低虚警概率,提高目标跟踪精度,增强系统稳定性。多传感多目标跟踪技术以其良好的性能优势,受到了国内外学者的广泛关注。

3.1 基于RFS的时空配准方法

在多传感器情形下,各传感器获取目标信息的时刻和参考坐标系通常各不相同。在融合处理时,首先要对各传感器量测数据进行校准,转换到统一的时空坐标系,即时空配准。时空配准在多传感器信息融合中具有重要的地位,是信息正确融合的必要前提。

针对空间配准问题,文献[46]通过建立单传感器偏差模型,基于RFS理论提出了联合跟踪与配准的最优解决方案,并给出了一种计算可实现的贝叶斯联合配准与跟踪PHD(Bayesian unified registration and tracking PHD, BURT-PHD)算法。为简化处理,文献[47]利用双随机点过程对联合多目标多传感器偏差状态进行建模。针对平移量测偏差问题,文献[48]通过对目标状态进行扩展,提出了扩展的PHD滤波器。该滤波器与标准PHD滤波器相比具有更好的跟踪性能,然而当目标数目很少时,算法量测更新的近似过程会失效,跟踪性能恶化。对此,文献[49]联合空间配准提出了扩展的乘积多传感器CPHD(Product multisensor CPHD, PM-CPHD)滤波器,改善了估计的稳定性和精度。此外,文献[50]提出了存在系统误差的GM-PHD(GM-PHD with registration errors, GM-PHD-RE)滤波器;文献[51]通过引入多普勒量测对GM-PHD-RE滤波器进行了改进,提高了密集杂波下的稳健性;文献[52]将系统误差引入GLMB滤波器,提高了跟踪精度。

基于RFS多目标跟踪的时间配准问题,目前研究较少。文献[53]基于分布式融合提出了一种序贯处理的方法,在融合中心对各传感器的量测信息按时间排序,然后序贯更新。

多传感器多目标跟踪技术是一个信息融合的过程,目前,主要有集中式和分布式融合两个主要研究方向。

3.2 基于RFS的集中式融合

集中式融合将各传感器的量测直接传给融合中心,由融合中心统一进行目标跟踪处理。其充分利用了原始量测信息,信息损失小,跟踪精度高。

为了实现多传感器多目标跟踪,Mahler^[54-55]

依据RFS理论对两个传感器下的PHD滤波器进行外推,提出了理想的多传感器PHD(Multi-sensor PHD, MS-PHD)滤波器;随后Delande等^[56]将其扩展至任意传感器个数的情形,但计算复杂度过高,实现困难。对此,文献[57]针对传感器视场部分重叠的情形对其进行了简化处理;文献[55]对各个传感器量测进行序贯更新处理,提出了一种启发式的多传感器融合方法,即迭代更新PHD(Iterated correct PHD, IC-PHD)滤波器,简化了计算量,然而当各传感器检测性能相差较大时,滤波器受迭代顺序影响大,鲁棒性较差。对此,Mahler^[58]提出了PM-PHD,避免了量测更新顺序对算法性能的影响,具有比IC-PHD更好的性能,但存在缩放比例失衡,随着传感器个数的增加性能恶化加剧的缺点。对此,文献[59]以乘积的形式计算联合似然函数,而以求和的方式计算缩放比例因子,改进了PM-PHD的SMC实现。为有效降低计算量,文献[60]利用一种贪婪的分区机制,在不降低跟踪精度的条件下避免了组合计算问题,计算量随传感器个数呈线性增长,具有良好的应用前景;文献[61]基于 $M\delta$ -GLMB滤波器提出了一种改进算法,以牺牲部分性能为代价,降低了计算量。

经典RFS多传感器多目标跟踪算法大多基于标准量测模型,对传感器原始量测数据进行检测,提取目标点迹,忽略了一些有用信息,当目标空间位置邻近或传感器接收到的信号微弱时,跟踪性能衰减严重。此外,在相控阵、声纳阵等叠加传感器(Superpositional sensors)中,量测数据是各子传感器原始量测信息的叠加,标准的RFS滤波算法无法直接对这类量测进行处理。对此,文献[62]基于CPHD滤波器推导了新的更新方程,从理论上证明了FISST技术可用于一般的叠加传感器,但计算复杂度高。对此,文献[63]提出了一种计算易处理的叠加近似CPHD(Superpositional approximate CPHD, SA-CPHD)。在此基础上,文献[64]将叠加传感器量测模型扩展应用于标签RFS框架,在低信噪比下对空间邻近目标仍具有较好的跟踪效果。

3.3 基于RFS的分布式融合

由于集中式融合传递各传感器的量测信息,数据量大,对通信带宽要求高,且所有数据在融合中心集中处理,计算负载大。分布式融合首先分别对各传感器所获得的量测进行处理,形成目标航迹;然后将各航迹信息传递给融合中心进行融合处理。与集中式融合相比,其以损失部分跟踪精度为代价,获得了更高的系统稳定性及更低的通信带宽要求。

2000年,Mahler^[65]将RFS理论用于分布式融合,首次提出了基于广义协方差交叉(Generalized CI,

GCI)的融合算法.在此基础上,文献[66]对GCI算法理论进行分析并给出其闭式解;文献[67]在PHD框架下提出了GCI算法的粒子实现方法.为了实现相邻节点间信息交互以及各节点目标状态迭代更新,需对各传感器数据进行归一化处理,文献[68]提出了一致CPHD(Consensus CPHD, CCPHD)滤波器,并给出其GM实现方法.

为提高跟踪精度,文献[69]通过引入MB滤波器,结合其一阶近似,提出了GCI-MB算法;文献[70]引入MB的二阶近似.文献[71]针对标签空间失配现象,假设所有的传感器共享同一标签空间,基于 $M\delta$ -GLMB滤波器提出了一致 $M\delta$ -GLMB(Consensus $M\delta$ -GLMB, $CM\delta$ -GLMB)滤波器.

4 困难及挑战

基于RFS的多目标跟踪滤波器是一种贝叶斯滤波器,具有完备的数学理论基础,能有效避免复杂的数据关联过程,可同时估计目标个数及状态.由于其现有的理论局限,实现过程中需已知大量先验知识且涉及复杂的集合积分运算,导致RFS在多目标跟踪实际应用中面临诸多困难及挑战,仍需进一步研究.

为简化求解归一化常数的积分运算,便于递归处理,现有算法大多假设目标先验分布与后验分布具有相同的函数形式,即为共轭分布. PHD、CPHD、MeMBer滤波器,将目标量测、马尔可夫状态转移及后验分布分别建模为泊松分布、独立同分布、多伯努利分布. 为保证共轭分布,采用了各种近似处理技术,从而限制了其跟踪精度. GLMB滤波器假设目标先验分布为标签多伯努利分布,当马尔可夫状态转移及量测分布也为该分布时,具有共轭性,是一类贝叶斯最优滤波器^[72]. 然而,当假设分布与目标实际分布不匹配时,会出现严重的性能衰减,如何进一步放宽假设条件,将是未来的重点问题.

为准确建模目标状态转移密度函数及量测似然函数,需已知目标新生、衍生概率分布、状态转移矩阵、杂波密度、量测噪声等模型参数. 模型参数的精度决定了滤波器的跟踪性能,如:杂波密度影响目标数目估计,新生目标模型决定了滤波器对新生目标的捕获能力,目标运动模型决定了目标跟踪的精度. 然而实际应用中,这些参数往往未知且时变,从而制约了RFS滤波器的应用. 针对未知噪声统计特征情形,经典方法是基于增广状态空间的自适应滤波方法,主要有多模型^[73]和粒子滤波^[74]方法. 此类算法结构简单,但其性能与模型及粒子规模密切相关. 变分贝叶斯(Variational Bayesian, VB)^[75]方法能同时对多个参数进行估计,且计算高效,能有效应对噪声方差未知

情形下的多目标跟踪问题. 文献[76-78]分别将VB引入RFS滤波器中,提高了未知量测噪声方差下的适应性. 针对杂波个数及密度未知情形,文献[79]利用有限混合模型(Finite mixture models, FMM)及期望最大化(Expectation maximum, EM)算法对杂波强度进行估计;文献[80]引入杂波率对目标状态进行扩展. 现有算法大多针对线性高斯场景且假设杂波为均匀分布,因而限制了其应用范围. 如何对非均匀杂波建模是一个难点问题.

随着各种先进技术的广泛应用,传感器分辨率不断提高,单个目标往往会产生多个量测,从而演化为扩展目标. 同时,实际中多个目标会以编队形式协同运动而形成群目标,整体可视为结构变化的扩展目标. 对于扩展目标,传统基于点目标假设的RFS滤波器将会失效. 文献[81]基于泊松扩展目标量测模型,提出了扩展目标PHD(Extended target PHD, ET-PHD)滤波器;文献[82]采用量测分组技术对其进行了改进,提高了计算效率及空间邻近目标的跟踪精度;文献[83]考虑了目标扩展范围,将随机矩阵引入多目标贝叶斯滤波框架,提出了扩展目标高斯逆威沙特PHD(Extended target Gaussian Inverse Wishart PHD, ET-GIW-PHD)滤波器;文献[84]将扩展目标建模为gamma高斯逆威沙特分布,并结合GLMB滤波器,进一步提高了跟踪精度. 针对扩展目标模型未知情形,文献[85]利用机器学习中的高斯过程自动学习目标形状. 现有研究大多将基于数据关联的扩展目标跟踪思想引入RFS框架中,采用启发式思想,利用各种近似手段,虽然取得了一定的进展,但整体性能有待进一步提高.

5 结论

FISST是一种重要的统计信息分析方法,基于该理论推导得到的RFS滤波器具有理论完备、无需复杂数据关联、集成航迹管理、可同时估计目标个数及状态等优势,引起了国内外学者的广泛关注,近年来取得了突飞猛进的进展. 本文从单传感器、多传感器多目标跟踪两个方面,深入研究讨论了RFS典型滤波器的基本处理思路及实现方法,并对其在实际应用中面临的问题及挑战进行了分析,为国内学者开展相关研究提供了参考.

在实际应用过程中,RFS滤波器计算复杂度高,且需已知大量先验信息,如运动模型、杂波密度、噪声方差、先验分布等. 现有文献虽然对其进行了各种改进,在一定条件下取得了较好的应用效果,但仍具有很大的优化空间. 随着未来日趋复杂的应用环境,如何进一步放宽算法的假设条件,提高计算效率,对于

扩展RFS滤波器的应用范围,促进其实用化进程具有十分重要的意义,仍将是未来一个主要研究方向。

目前,针对RFS的标准点目标量测模型已开展了大量研究,如何将其扩展应用于扩展目标、组目标、群目标等非标准量测模型中将是未来研究的重点。同时,对于相控阵雷达、声纳阵、红外、光学等非标准量测传感器,研究如何对传感器的原始量测进行建模,并将其引入RFS滤波器中,对扩展算法的应用范围、提高弱小目标、空间邻近目标等非理想目标的跟踪能力,具有十分重要的意义。

大数据背景下,信息网络及计算机技术的快速发展,为多源信息融合奠定了基础。在RFS框架下,如何综合利用雷达、光电、水声等不同类型的传感器数据,进行同类、异类多传感器信息融合,进而实现目标的联合检测、定位、跟踪、识别,将是未来一个重要研究方向。

参考文献(References)

- [1] Mallick M, Krishnamurthy V, Vo B N. Integrated tracking, classification, and sensor management: Theory and applications[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2013: 165-212.
- [2] 李天成, 范红旗, 孙树栋. 粒子滤波理论、方法及其在多目标跟踪中的应用[J]. 自动化学报, 2015, 41(12): 1981-2002.
(Li T C, Fan H Q, Sun S D. Particle filtering: Theory, approach, and application for multitarget tracking[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(12): 1981-2002.)
- [3] 杨威, 付耀文, 龙建乾, 等. 基于有限集统计学理论的目标跟踪技术研究综述[J]. 电子学报, 2012, 40(7): 1440-1448.
(Yang W, Fu Y W, Long J Q, et al. The FISST-based target tracking techniques: A survey[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(7): 1440-1448.)
- [4] 王晓, 韩崇昭, 连峰. 基于随机有限集的目标跟踪方法研究及最新进展[J]. 工程数学学报, 2012, 29(4): 567-578.
(Wang X, Han C Z, Lian F. Survey of target tracking based on random finite set[J]. Chinese J of Engineering Mathematics, 2012, 29(4): 567-578.)
- [5] 单博炜, 杨小军. 基于随机有限集的多扩展目标跟踪研究进展[J]. 控制与决策, 2017, 32(6): 961-966.
(Shan B W, Yang X J. Development of multiple extended object tracking based on random finite set[J]. Control and Decision, 2017, 32(6): 961-966.)
- [6] 冯新喜, 蒲磊, 孔云波, 等. 基于随机有限集理论的多扩展目标跟踪技术综述[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2016, 17(3): 93-99.
(Feng X X, Pu L, Kong Y B, et al. A survey of multiple extended targets tracking techniques based on FISST[J]. J of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(3): 93-99.)
- [7] Mahler R P. A unified foundation for data fusion[J]. SPIE Milestone Series MS, 1996, 124: 325-345.
- [8] Mahler R P S. Statistical multisource-multitarget information fusion[M]. Boston: Artech House, 2007: 541-563.
- [9] Mahler R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments[J]. IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [10] 秦永. 基于随机有限集的目标跟踪算法研究[D]. 武汉: 华中科技大学电子信息与通信学院, 2016.
(Qin Y. Reserch on target tracking based on the random finite set[D]. Wuhan: School of Electronic Information and Communications, Huazhong University of Science and Technology, 2016.)
- [11] 翟岱亮, 雷虎民, 李海宁, 等. 概率假设密度滤波的物理空间意义[J]. 物理学报, 2014, 63(20): 51-56.
(Zhai D L, Lei H M, Li H N, et al. Dervation of the probability hypothesis density filter via the physical-space approach[J]. Acta Physical Sinica, 2014, 63(20): 51-56.)
- [12] Clark D, Mahler R. Generalized PHD filters via a general chain rule[C]. The 15th Int Conf on Information Fusion. Singapore: IEEE, 2012: 157-164.
- [13] Vo B N, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo methods for multitarget filtering with random finite sets[J]. IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems, 2005, 41(4): 1224-1245.
- [14] Vo B N, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [15] Ristic B, Clark D, Vo B N, et al. Adaptive target birth intensity for PHD and CPHD filters[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(2): 1656-1668.
- [16] 刘哲, 王祖林, 徐迈, 等. 基于均方根容积粒子的SMC-PHD算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(10): 1950-1958.
(Liu Z, Wang Z L, Xu M, et al. SMC-PHD algorithm based on squared cubature particles[J]. J of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2015, 41(10): 1950-1958.)
- [17] Ju H Y, Du Y K, Yoon K J. Gaussian mixture importance sampling function for unscented SMC-PHD filter[J]. Signal Processing, 2013, 93(9): 2664-2670.
- [18] Ristic B, Clark D, Vo B N. Improved SMC implementation of the PHD filter[C]. The 13th Conf on Information Fusion. Edinburgh: IEEE, 2010: 1-8.
- [19] Whiteley N, Singh S, Godsill S. Auxiliary particle implementation of probability hypothesis density filter[J]. IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems, 2010, 46(3): 1437-1454.
- [20] Daniyan A, Gong Y, Feng P, et al. Kalman-gain aided particle PHD filter for multi-target tracking[J]. IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems, 2017, 99: 1-13.
- [21] Li T, Sun S, Boli M, et al. Algorithm design for

- parallel implementation of the SMC-PHD filter[J]. *Signal Processing*, 2016, 119(C): 115-127.
- [22] Liu Y, Wang W, Zhao Y. Particle flow for sequential Monte Carlo implementation of probability hypothesis density[C]. *IEEE Int Conf on Acoustics, Speech and Signal Processing*. New Orleans, 2017: 4371-4375.
- [23] Clark D E, Bell J. Multi-target state estimation and track continuity for the particle PHD filter[J]. *IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems*, 2007, 43(4): 1441-1453.
- [24] Tobias M, Lanterman A D. Techniques for birth-particle placement in the probability hypothesis density particle filter applied to passive radar[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2008, 2(5): 351-365.
- [25] Zhao L, Ma P, Su X. An improved peak extraction algorithm for probability hypothesis density particle filter[J]. *Advanced Science Letters*, 2012, 6(1): 88-95.
- [26] Xu B, Xu H, Zhu J. Ant clustering PHD filter for multiple-target tracking[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(1): 1074-1086.
- [27] Clark D, Vo B T, Vo B N. Gaussian particle implementations of probability hypothesis density filters[C]. *IEEE Aerospace Conf. Montana*, 2007: 1-11.
- [28] Panta K, Vo B N, Singh S. Novel data association schemes for the probability hypothesis density filter[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(2): 556-570.
- [29] Panta K, Clark D, Vo B N. Data association and track management for the Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(3): 1003-1016.
- [30] Erdinc O, Willett P, Bar-Shalom Y. Probability hypothesis density filter for multitarget multisensor tracking[C]. *The 8th Int Conf on Information Fusion*. Philadelphia: IEEE, 2005: 1-8.
- [31] Mahler R. PHD filters of higher order in target number[J]. *IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems*, 2007, 43(4): 1523-1543.
- [32] Ouyang C, Ji H B, Tian Y. Improved Gaussian mixture CPHD tracker for multitarget tracking[J]. *IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems*, 2013, 49(49): 1177-1191.
- [33] Macagnano D, Abreu G T F D. Adaptive gating for multitarget tracking with gaussian mixture filters[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2012, 60(3): 1533-1538.
- [34] Danaee M R. Unscented auxiliary particle filter implementation of the cardinalized probability hypothesis density filter[J]. *Physica D Nonlinear Phenomena*, 2017, 239(17): 1662-1664.
- [35] Vo B T, Vo B N, Cantoni A. The cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filter and its implementations[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2009, 57(2): 409-423.
- [36] Baser E, Kirubarajan T, Efe M, et al. Improved multi-target multi-Bernoulli filter with modelling of spurious targets[J]. *Radar Sonar & Navigation Iet*, 2015, 10(2): 285-298.
- [37] Gning A, Ristic B, Mihaylova L. Bernoulli particle/box-particle filters for detection and tracking in the presence of triple measurement uncertainty[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2012, 60(5): 2138-2151.
- [38] Granström K, Willett P, Bar-Shalom Y. Approximate multi-hypothesis multi-Bernoulli multi-object filtering made multi-easy[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2016, 64(7): 1784-1797.
- [39] Vo B T, Vo B N. Labeled random finite sets and multi-object conjugate priors[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2013, 61(13): 3460-3475.
- [40] Vo B N, Vo B T, Phung D. Labeled random finite sets and the Bayes multi-target tracking filter[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2014, 62(24): 6554-6567.
- [41] Qiu H, Huang G, Gao J. Centralized multi-sensor multi-target tracking with labeled random finite set[J]. *J of Aerospace Engineering*, 2017, 231(4): 669-676.
- [42] Reuter S, Vo B T, Vo B N, et al. The labeled multi-Bernoulli filter[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2014, 62(12): 3246-3260.
- [43] Vo B N, Vo B T, Hoang H G. An efficient implementation of the generalized labeled multi-Bernoulli filter[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2017, 65(8): 1975-1987.
- [44] Papi F, Vo B N, Vo B T, et al. Generalized labeled multi-Bernoulli approximation of multi-object densities[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2015, 63(20): 5487-5497.
- [45] Yi W, Li S. Enhanced approximation of labeled multi-object density based on correlation analysis[C]. *The 19th Int Conf on Information Fusion*. Heidelberg: IEEE, 2016: 1630-1637.
- [46] Mahler R, El-Fallah A. Bayesian unified registration and tracking[C]. *SPIE Defense, Security, and Sensing*. Florida, 2011: 80500H-80500H-11.
- [47] Ristic B, Clark D. Particle filter for joint estimation of multi-object dynamic state and multi-sensor bias[C]. *IEEE Int Conf on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Kyoto, 2012: 3877-3880.
- [48] Lian F, Han C, Liu W, et al. Joint spatial registration and multi-target tracking using an extended probability hypothesis density filter[J]. *Iet Radar Sonar & Navigation*, 2011, 5(4): 441-448.
- [49] Lian F, Han C Z, Liu W F, et al. Joint spatial registration and multi-target tracking using an extended PM-CPHD filter[J]. *Science China*, 2012, 55(3): 501-511.
- [50] Li W, Jia Y, Du J, et al. Gaussian mixture PHD filter for multi-sensor multi-target tracking with registration errors[J]. *Signal Processing*, 2013, 93(1): 86-99.
- [51] Wu W, Jiang J, Liu W, et al. Augmented state GM-PHD filter with registration errors for multi-target tracking by Doppler radars[J]. *Signal Processing*, 2016, 120(C): 117-128.
- [52] Li M, Jing Z, Hu M, et al. Exact joint estimation of registration error and target states based on GLMB filter[C]. *Int Conf on Information Fusion*. Xi'an, 2017:

- 1-6.
- [53] Li G, Yi W, Jiang M, et al. Distributed fusion with PHD filter for multi-target tracking in asynchronous radar system[C]. Radar Conf. Seattle, 2017: 1434-1439.
- [54] Mahler R. The multisensor PHD filter I: General solution via multitarget calculus[J]. Proc of SPIE—The Int Society for Optical Engineering, 2009, 7336: 73360E-73360E-12.
- [55] Mahler R. The multisensor PHD filter II: Erroneous solution via Poisson magic[J]. Proc of SPIE—The Int Society for Optical Engineering, 2009, 7336: 73360D-73360D-12.
- [56] Delande E, Duflos E, Heurquier D, et al. Multi-target PHD filtering: Proposition of extensions to the multi-sensor case[R]. HAL-INRIA, 2010: 64.
- [57] Delande E, Duflos E, Vanheeghe P, et al. Multi-sensor PHD by space partitioning: Computation of a true reference density within the PHD framework[C]. IEEE Statistical Signal Processing Workshop. Nice, 2011: 333-336.
- [58] Mahler R. Approximate multisensor CPHD and PHD filters[C]. The 13th Conf on Information Fusion. Edinburgh: IEEE, 2010: 1-8.
- [59] Ouyang C, Ji H. Scale unbalance problem in product multisensor PHD filter[J]. Electronics Letters, 2011, 47(22): 1247-1249.
- [60] Nannuru S, Blouin S, Coates M, et al. Multisensor CPHD filter[J]. IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems, 2016, 52(4): 1834-1854.
- [61] Fantacci C, Papi F. Scalable multisensor multitarget tracking using the marginalized delta-GLMB density[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(6): 863-867.
- [62] Mahler R. CPHD filters for superpositional sensors[C]. Signal and Data Processing of Small Targets 2009. Int Society for Optics and Photonics, 2009, 7445: 74450E.
- [63] Nannuru S, Coates M, Mahler R. Computationally-tractable approximate PHD and CPHD filters for superpositional sensors[J]. IEEE J of Selected Topics in Signal Processing, 2013, 7(3): 410-420.
- [64] Papi F, Kim D Y. A particle multi-target tracker for superpositional measurements using labeled random finite sets[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2015, 63(16): 4348-4358.
- [65] Mahler R P S. Optimal/robust distributed data fusion: An unified approach[J]. The Int Society for Optical Engineering, 2000, 4052: 128-138.
- [66] Clark D, Julier S, Mahler R, et al. Robust multi-object sensor fusion with unknown correlations[C]. Sensor Signal Processing for Defence. London: IET, 2010: 1-5.
- [67] Uney M, Julier S, Clark D, et al. Monte Carlo realisation of a distributed multi-object fusion algorithm[C]. IET Sensor Signal Processing for Defence. London, 2010: 1-5.
- [68] Battistelli G, Chisci L, Fantacci C, et al. Consensus CPHD filter for distributed multitarget tracking[J]. J of Selected Topics in Signal Processing, 2013, 7(3): 508-520.
- [69] Wang B, Yi W, Hoseinnezhad R, et al. Distributed fusion with multi-Bernoulli filter based on generalized covariance intersection[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2017, 65(1): 242-255.
- [70] Yi W, Jiang M, Hoseinnezhad R, et al. Distributed multi-sensor fusion using generalised multi-Bernoulli densities[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2016, 11(3): 434-443.
- [71] Wang B, Yi W, Li S, et al. Distributed multi-target tracking via generalized multi-Bernoulli random finite sets[C]. The 18th Int Conf on Information Fusion. Washington: IEEE, 2015: 253-261.
- [72] Mahler R. A brief survey of advances in random-set fusion[C]. Int Conf on Control, Automation and Information Sciences. Changshu: IEEE, 2015: 62-67.
- [73] Bar-Shalom Y, Li X R, Kirubarajan T. Estimation with applications to tracking and navigation[M]. New York: Wiley, 2001: 441-466.
- [74] Storvik G. Particle filters for state-space models with the presence of unknown static parameters[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 37(1): 281-289.
- [75] Smidl V, Quinn A. Variational Bayesian filtering[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2008, 56(10): 5020-5030.
- [76] Wu X, Huang G, Gao J. Particle filters for probability hypothesis density filter with the presence of unknown measurement noise covariance[J]. Chinese J of Aeronautics, 2013, 26(6): 1517-1523.
- [77] Yang J L, Ge H W. An improved multi-target tracking algorithm based on CBMeMBer filter and variational Bayesian approximation[J]. Signal Processing, 2013, 93(9): 2510-2515.
- [78] Qiu Hao, Gaoming H. Variational Bayesian labeled multi-Bernoulli filter with unknown sensor noise statistics[J]. Chinese J of Aeronautics, 2016, 29(5): 1378-1384.
- [79] Lian F, Han C, Liu W. Estimating unknown clutter intensity for PHD filter[J]. Aerospace & Electronic IEEE Trans on Systems, 2010, 46(4): 2066-2078.
- [80] Mahler R, V B T, V B N. CPHD filtering with unknown clutter rate and detection profile[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(8): 3497-3513.
- [81] Mahler R. PHD filters for nonstandard targets I: Extended targets[C]. The 12th Int Conf on Information Fusion. Seattle: IEEE, 2009: 915-921.
- [82] Granström K, Orguner U, Mahler R, et al. Corrections on: “Extended target tracking using a Gaussian-mixture PHD filter” [J]. IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems, 2017, 53(2): 1055-1058.
- [83] Granstrom K, Orguner U. A PHD filter for tracking multiple extended targets using random matrices[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2012, 60(11): 5657-5671.
- [84] Beard M, Reuter S, Granstrom K, et al. Multiple extended target tracking with labeled random finite sets[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2016, 64(7): 1638-1653.
- [85] Wahlstrom N, Ozkan E. Extended target tracking using Gaussian processes[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2015, 63(16): 4165-4178.