

对海探测雷达多目标跟踪技术综述

柳 超 王月基*

(海军航空大学 烟台 264001)

摘 要: 多目标跟踪(MTT)是雷达数据处理领域的难点。相较于一般场景,海上多目标跟踪(MMTT)面临的挑战更大。一方面,复杂的海洋环境和较低的信杂比使得海面小型目标的检测性能受限,检测得到的点迹存在漏检并包含大量虚警,导致多目标跟踪处理的难度大大增加;另一方面,当海面目标以多群形式编队运动,或采用高分辨率雷达对海探测时,目标量测容易呈现跨单元分布的特征,这种情况下,采用常规的多目标跟踪方法效果不理想。目前,国内外关于海上多目标跟踪方面的研究文献还不多,且大都侧重于单一情形。该文从常规多目标跟踪方法、幅度信息辅助的多目标跟踪方法、多目标检测前跟踪方法以及多扩展目标跟踪方法等4个方面对海上多目标跟踪技术进行了梳理,并对海上多目标跟踪的未来发展方向进行了展望。

关键词: 海上多目标跟踪; 对海探测雷达; 幅度信息; 检测前跟踪; 扩展目标; 综述

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2021)01-0100-16

DOI: 10.12000/JR20081

引用格式: 柳超, 王月基. 对海探测雷达多目标跟踪技术综述[J]. 雷达学报, 2021, 10(1): 100–115. doi: 10.12000/JR20081.

Reference format: LIU Chao and WANG Yueji. Review of multi-target tracking technology for marine radar[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(1): 100–115. doi: 10.12000/JR20081.

Review of Multi-Target Tracking Technology for Marine Radar

LIU Chao WANG Yueji*

(Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: Multi-Target Tracking (MTT) is a difficult task in radar data processing. When compared to tracking in various fields or scenario, Maritime MTT (MMTT) is a challenging one and also a daunting task. On one hand, low signal-to-clutter ratio in the highly complex marine environment limits the detection performance for small targets at sea, and the plots obtained by the detector contain missing detections and a large number of false alarms, which make MTT much more difficult. On the other hand, when marine targets are moving in the form of multiple groups, or when the high resolution radar is used in marine detection applications, the measurements of the target pave the way to show efficiently the distribution characteristics of occupying multiple cells. In this case, using of conventional MTT methods is not ideal as their performance is not effective as desired. Currently, the number of papers on MMTT at home and abroad is very limited, and most of them only focus on a single target. This paper summarizes the use of MMTT algorithms based on four methods: conventional MTT method, amplitude aided MTT method, multi-target track-before-detect method, and multiple extended target-tracking method. In addition, this paper also considers and analyzes the future perspective of MMTT comprehensively.

Key words: Maritime Multi-Target Tracking(MMTT); Marine radar; Amplitude information; Track-before-detect; Extended target; Review

收稿日期: 2020-06-15; 改回日期: 2020-09-02; 网络出版: 2020-09-18

*通信作者: 王月基 314553534@qq.com

*Corresponding Author: WANG Yueji, 314553534@qq.com

基金项目: 国家部委基金

Foundation Item: The National Ministries Foundation

责任编辑: 罗丰 Corresponding Editor: LUO Feng

1 引言

多目标跟踪(Multi-Target Tracking, MTT)的目的是从被噪声污染的传感器量测中估计出目标的数目和运动状态^[1]。自从上世纪60年代在美国航天工程中开始应用以来,在半个多世纪的发展过程中,多目标跟踪技术已被广泛应用于人类生活和工业生产的方方面面。尤其是过去的十多年中,随着传感器技术和计算机技术的飞速发展,多目标跟踪在理论上取得了大量新的突破,并被应用于诸如空中交通管制、自动驾驶、计算机视觉、生物医学以及国土防空、海洋监控等诸多领域。

构建布局严密、功能强大的海洋监控体系是巩固国防、维护国家海上安全的重要举措。在复杂的海洋监控体系中,雷达由于在目标探测方面的独特优势而发挥着不可替代的重要作用。在当前日益严峻的海上安全形势下,雷达对海探测的重要性不断上升,作用进一步突出。因此,加强对海上多目标跟踪技术的研究,实现更加准确、高效的海上态势感知具有十分重要的现实意义。

多目标跟踪方法有很多,但目前应用最为广泛的主要包括多假设跟踪^[2](Multiple Hypothesis Tracking, MHT)算法、联合概率数据关联^[3](Joint Probability Data Association, JPDA)滤波器和基于随机有限集^[4](Random Finite Set, RFS)的多目标滤波器。MHT和JPDA是两种经典的多目标跟踪方法,其基本处理步骤是先进行数据关联,再进行单目标滤波。数据关联是将量测分配给目标或虚警的过程;单目标滤波则是利用分配的量测进行状态估计的过程。卡尔曼滤波器(Kalman Filter, KF)、扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman Filter, EKF)、不敏卡尔曼滤波器(Unscented Kalman Filter, UKF)、高斯和滤波器(Gaussian Sum Filter, GSF)、粒子滤波器(Particle Filter, PF)、容积卡尔曼滤波器(Cubature Kalman Filter, CKF)以及粒子流滤波器^[5](Particle Flow Filter, PFF)等都是常见的单目标滤波器。与MHT和JPDA等依靠数据关联进行多目标跟踪的方法不同,近年提出的RFS方法没有独立的数据关联环节,而是将不确定性的关联问题归集到贝叶斯框架,并通过贝叶斯多目标滤波公式直接计算多目标后验密度的最优或次优估计。

海上多目标跟踪(Maritime Multi-Target Tracking, MMTT)作为雷达多目标跟踪的一个重要应用场景,既有一般场景的共性(如都具有目标量测,杂波,噪声干扰等),也有海上目标环境的特殊性(如量测形态的差异,海杂波的拖尾分布等)。常用的多目标跟踪方法均能应用于海上多目

标跟踪,但需要根据海上环境的特点进行调整,以发挥最优性能。目前来看,相较于一般场景,海上多目标跟踪面临的挑战更大,难度更高。这是因为,一方面,动态的海洋环境相比陆地具有更加复杂的频谱特征,海杂波常表现出明显的非高斯、非线性和非平稳特性,小目标的回波信号具有较低的信杂比和多变的起伏特性,使得传统的检测方法性能恶化,增加了漏检和虚警概率,进而导致多目标跟踪方法的性能下降,出现跟踪不连续、航迹起始延迟以及虚假航迹等问题;另一方面,当海面目标以多群形式编队运动,或采用高分辨率雷达对海探测时,目标量测容易呈现跨单元分布的特征,并以自身形状、尺寸为基础产生一维或二维扩展,导致传统的跟踪方法难以应用。

通过对国内外相关文献分析了解到,目前学者们针对一般场景下的多目标跟踪问题研究比较多,但针对海洋环境下的多目标跟踪问题研究还比较少。并且,现有的相关文献大都侧重于针对单一情形进行分析,而缺乏对海上多目标跟踪所面临问题的总体思考与关联研究,没有形成完整的方法体系。为此,我们在许多学者所做研究的基础上,针对海上多目标跟踪所面临的问题以及相应的解决方法进行简要梳理,以探寻海上多目标跟踪技术的发展趋势,并在此基础上对海上多目标跟踪技术的未来发展进行展望。

2 问题描述

多目标跟踪技术首先应用于雷达领域,并随着任务需求的提高和雷达技术的进步获得了快速发展。[图1](#)展示了一个典型的雷达测量场景。在某个时刻,雷达观测区域内存在6个目标,而实际获取的量测有9个。从[图1](#)可以看到,这9个量测中包含了2个由点目标产生的量测 Z_1 和 Z_4 ,由两个相距很近的不可分辨目标产生的量测 Z_2 ,由一个扩展目标产生的量测 $Z_7 \sim Z_9$,以及3个虚警 Z_3 , Z_5 和 Z_6 。此外,还有1个目标因为漏检而没有产生量测。这一场景同样提供了雷达对海探测的典型态势:点目标量测 Z_1 和 Z_4 来自于海上的一般目标, Z_2 可能来自于距离雷达较远或采用低分辨率雷达探测时的群目标, $Z_7 \sim Z_9$ 可能来自于距离雷达较近或采用高分辨率雷达探测时的编队目标或扩展目标,虚警 Z_3 , Z_5 和 Z_6 可能是由海尖峰造成的。

单从每个时刻的量测数据分析,我们往往无法直接确定某个量测究竟来自于目标还是虚警,这一现象称为量测源的不确定性^[4]。从[图1](#)还可以看到,由于雷达存在测量噪声,目标产生的量测往往在一定程度上偏离目标的真实位置。需要指出的

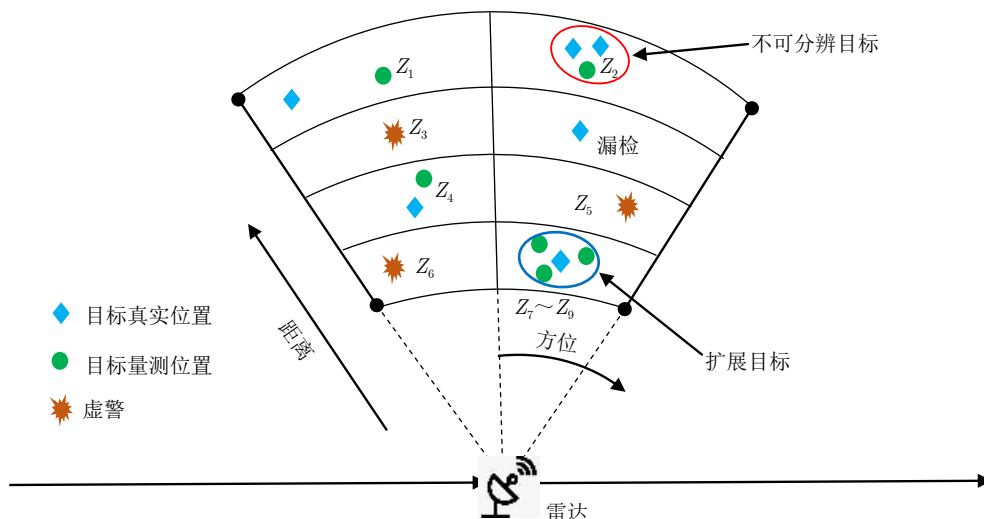


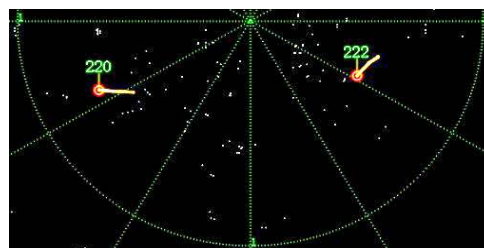
图1 典型雷达测量场景

Fig. 1 Typical radar measurement scenario

是,不同的对海探测雷达,测量噪声往往不同。比如,地波超视距雷达的距离误差可达数公里,而船用导航雷达的距离误差仅有几米。即便是同型号雷达,测量噪声也不一定相同。在每个观测时刻,这种具有量测源的不确定性且被量测噪声污染的数据被送入跟踪滤波器中,用于估计目标的航迹。

在实际的雷达多目标跟踪环境中,不仅目标的运动状态会随时间变化,目标的数目也会由于目标的出现(进入观测区域)或消失(离开观测区域或进入观测盲区等)而产生变化。即便对于在观测区域中持续存在的目标,也可能因为漏检而不产生量测。此外,虚警的产生具有很大的随机性。在这些因素的共同作用下,每个时刻雷达跟踪器获得的量测数目往往都是不同的。图2是某对海监视雷达在前后两个时刻进行多目标跟踪的结果。从这两幅子图可以看到,目标220#持续运动,目标222#在第2个时刻消失,目标227#则在第2个时刻形成航迹。此外,还可以看到第2个时刻每个扇区中虚警的数量和分布情况都与第1个时刻不同。

如前所述,多目标跟踪的目的是通过传感器量测估计出目标的数目和状态。为此,首先需要对多目标状态和传感器量测进行建模。为了阐明目标和量测随时间变化的一般规律,采用图3所示的多目标系统模型^[1]。从图3可以看到,在 $k-1$ 时刻存在5个目标,有的目标仅产生了1个量测,有的目标产生了多个量测,这5个目标共产生了8个量测;在 k 时刻目标数减少为3个,目标产生的量测数减少为6个。 k 时刻存在的3个目标中,有的是从 $k-1$ 时刻存活下来的,但由于目标运动,其状态发生了变化;有的是在 $k-1$ 时刻并不存在而在 k 时刻新出现的目标。



(a) 第1个时刻跟踪结果

(a) Tracking results at the 1st moment



(b) 第2个时刻跟踪结果

(b) Tracking results at the 2nd moment

图2 雷达跟踪结果

Fig. 2 Radar tracking results

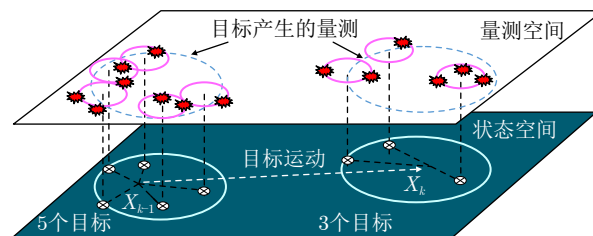


图3 多目标系统模型

Fig. 3 Multi-target system model

为了表示目标状态随时间的变化,需要建立目标状态的转移模型。目前,大部分多目标跟踪方法

采用“标准多目标转移模型”。下面对这一模型进行简要介绍。

假设在 $k-1$ 时刻存在一个目标 \mathbf{x}_{k-1} , 则在 k 时刻它可能以 $P_{S,k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1})$ 的概率继续存在并根据状态转移密度 $f_{k|k-1}(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1})$ 过渡到一个新的状态 \mathbf{x}_k , 也可能以 $1-P_{S,k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1})$ 的概率消失。此外, 在 k 时刻还可能在状态空间的任意位置出现任意数量的新目标。该模型假设每一个目标的出现和变化都是独立的, 与其他目标没有关系。

为了确定目标状态和传感器量测之间的关系, 需要建立目标的量测模型。在图3所示的多目标系统模型中, 每个目标都有可能产生1个或多个量测, 也有可能多个目标仅产生1个量测。这种目标数和对应量测数上的不确定性体现了一个具有广泛意义的雷达探测场景, 该场景中不仅包含了常规的点目标、不可分辨目标以及扩展目标等不同的目标类型, 同时还考虑了多径效应、遮挡和漏检等物理现象。为了匹配不同的目标类型或物理现象, 学者们提出了多种量测模型, 主要包括“标准多目标量测模型”^[1,4], 合并量测或不可分辨量测模型^[6,7], 扩展/群目标量测模型^[8,9], 检测前跟踪/图像量测模型^[10,11], 叠加量测模型^[12,13]等。这里仅介绍目前在多目标跟踪领域应用最为广泛的“标准多目标量测模型”。

假设在 k 时刻存在一个目标 \mathbf{x}_k , 则它可能以 $P_{D,k}(\mathbf{x}_k)$ 的概率被检测, 并根据似然函数 $g_k(\mathbf{z}_k|\mathbf{x}_k)$ 生成量测 \mathbf{z}_k , 也可能以 $1-P_{D,k}(\mathbf{x}_k)$ 的概率漏检。除目标产生的量测外, 雷达跟踪器也会接收到随机数量的虚警, 它们可能出现在于量测空间的任意位置。“标准多目标量测模型”假定, 每一个目标产生量测的过程与其他目标和虚警都是独立的, 且每一个量测最多只能产生于1个目标。

在多目标跟踪领域, 目前大部分方法都采用“标准多目标量测模型”。本文中将这些跟踪方法统称为常规多目标跟踪方法, 以区别于多目标检测前跟踪方法和多扩展/群目标跟踪方法等。此外, 我们将一些学者提出的幅度信息辅助的多目标跟踪方法单独划分成一类。下面, 我们分别针对常规多目标跟踪方法、幅度信息辅助的多目标跟踪方法、多目标检测前跟踪方法、多扩展/群目标跟踪方法以及它们在海上多目标跟踪领域的应用等进行介绍。

3 常规多目标跟踪方法

在多目标跟踪技术的发展过程中, 学者们先后提出了多种行之有效的实现方法, 其中应用最为广泛的主要是JPDA, MHT和RFS这3种。下面分别对这3种方法的国内外研究现状进行简要介绍。

3.1 JPDA方法

为了解决单目标跟踪时的数据关联问题, Bar-shalom等人^[14]于1975年提出了概率数据关联(Probability Data Association, PDA)滤波器, 通过对落入相关波门内的点迹进行加权求和得到一个组合的量测来更新目标状态。JPDA^[3]滤波器是对PDA滤波器在多目标场景下的推广, 采用联合关联事件和联合关联概率来避免多目标情况下量测与航迹分配时的冲突。JPDA滤波器中联合关联概率的计算复杂度随目标数和量测数的增加而呈指数增长, 为解决这一问题, 学者们先后提出一系列优化算法。由于基础的JPDA滤波器仅能处理目标数目固定且已知的情况, 无法满足雷达实际探测的需要, 因此不少学者对JPDA滤波器进行了新的推广, 以适应目标数目未知且时变的场景, 例如联合集成PDA(Joint Integrated PDA, JIPDA)滤波器^[15]。

3.2 MHT方法

JPDA滤波器是一种针对单次扫描的关联算法, 而在雷达实际应用中, 仅采用单次扫描的结果容易出现关联错误。MHT^[2]则是一种根据当前和历史量测进行数据关联的算法。在每个时刻MHT传递和保持一个具有很高多目标后验密度或航迹分数的关联假设集, 当接收到新的量测集后, 根据现有的假设集来创建一个新的关联假设集, 同时目标的后验概率和航迹分数通过贝叶斯准则进行更新。目前主要有两种类型的MHT算法, 一种是面向假设的MHT^[2](Hypothesis-Oriented MHT, HOMHT), 一种是面向航迹的MHT^[16](Track-Oriented MHT, TOMHT)。TOMHT又有两个不同的分支, 分别为基于树形的TOMHT^[17,18]和基于非树形的TOMHT^[19,20], 这两种方法中航迹数量有明显差异。

3.3 RFS方法

RFS方法通过把多目标状态表示为一个随机有限集, 从而保持了与单目标贝叶斯估计相同的处理框架^[4]。在这一框架下, RFS方法能够处理非常复杂的多目标跟踪问题, 比如虚警为非泊松非均匀分布^[21-23]、目标检测概率依赖于目标状态^[21,24]、扩展目标^[9]、合并量测^[12,13]和分布式多目标跟踪^[25-27]等场景下的跟踪问题。2003年, Mahler^[28]采用有限集统计(Finite Set STatistic, FISST)理论提出了多目标贝叶斯滤波器的一种易于计算的近似方法——概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)滤波器。它通过传递多目标后验密度的1阶矩即概率假设密度来实现多目标后验密度的估计。文献^[29]从经典点过程理论出发对PHD滤波器进行了重新推导。文献^[30]给出了PHD滤波器的直观解

释。在线性高斯多目标(Linear Gaussian Multitarget, LGM)模型下, Vo等人^[31]推导了PHD滤波器的闭合形式的解——高斯混合PHD(Gaussian Mixture PHD, GM-PHD)滤波器。针对高度非线性问题, 他又提出了粒子PHD(Particle Filter PHD, PF-PHD)滤波器^[32], 也称序贯蒙特卡洛PHD(Sequential Monte Carlo PHD, SMC-PHD)滤波器。文献^[33,34]对PF-PHD滤波器的收敛性进行了分析。由于PF-PHD滤波器在提取目标状态时需要同时对粒子进行聚类, 这增加了额外的处理步骤。对此, Whiteley等人^[35]提出的辅助粒子PHD(Auxiliary Particle Filter PHD, APF-PHD)滤波器, Ristic等人^[36]提出的量测驱动PF-PHD滤波器可在一定程度上解决这一问题。由于PHD滤波器假设势分布为泊松分布, 其均值和协方差相同, 因此当目标数较多时势估计的协方差很大。为了实现对目标数目的更准确估计, Mahler^[37]提出了同时传递PHD和多目标势分布的势概率假设密度(Cardinalized PHD, CPHD)滤波器, Vo等人^[38]随后提出了CPHD滤波器的一种解析实现方式。与PHD滤波器相比, CPHD滤波器的计算复杂度较高。这是因为PHD滤波器的复杂度关于量测数目是线性关系, 而CPHD滤波器则是 $\mathcal{O}(|Z_k|^2 \log |Z_k|)$, 其中 $|Z_k|$ 为量测数。目前PHD/CPHD滤波器已应用于同时估计虚警率、检测概率和多目标状态^[21]的场景, 与多模型相结合应用于机动目标跟踪^[39]场景, 并且在扩展目标跟踪^[9]、叠加量测^[13]、多传感器^[40,41]和分布式多目标跟踪^[25-27]场景下也有重要应用。PHD/CPHD滤波器的一个严重缺陷是当目标漏检时会产生“奇异效应”^[1], 严重影响滤波性能。与PHD/CPHD采用的矩近似方法不同, Mahler^[4]随后提出的多目标多伯努利(Multi-target Multi-Bernoulli, MeMBer)滤波器利用多伯努利分布近似多目标后验密度, 同时估计每个目标的状态和存在概率。但是Vo等人^[42]指出这一MeMBer滤波器存在严重的势估计偏差, 为此他提出了一种势平衡的MeMBer(Cardinality Balanced MeMBer, CB-MeMBer)滤波器来校正这一偏差。CB-MeMBer可以有效克服PHD/CPHD的“奇异效应”, 且能够获得与CPHD相同的势估计性能。必须指出的是, PHD/CPHD滤波器以及CB-MeMBer滤波器实现的前提是多目标状态集中的目标是无法区分的, 因而它们不能输出目标航迹。为解决这一问题, Vo提出了广义标签多伯努利(Generalized Labeled Multi-Bernoulli, GLMB)RFS, 为每个目标的状态添加唯一的标签, 由于GLMB分布是标准多目标似然函数的共轭先验, 且在Chapman-

Kolmogorov方程下是闭合的, 因而极大地方便了贝叶斯多目标滤波公式的计算, 最终在GLMB分布的基础上, Vo等人^[43]推导出能够输出目标航迹的 δ -GLMB滤波器(又称为GLMB滤波器^[1])。关于GLMB滤波器的实现步骤, Vo等人在文献^[44]中进行了详细介绍。针对GLMB滤波器计算复杂度高的问题, Reuter等人^[45]提出一种与之性能相近的近似实现方法——标签多伯努利(Labeled Multi-Bernoulli, LMB)滤波器。之后, Vo等人^[46]采用LMB滤波器在杂波密集条件下对上千个目标实现了同时跟踪。

RFS方法自2003年提出以来, 就迅速吸引了国内学者的广泛关注, 所开展的研究包括雷达多目标跟踪, 红外多目标跟踪, 多传感器, 同步定位与地图创建(Simultaneous Localization And Mapping, SLAM)以及视频目标跟踪等^[47-51]。

目前, 针对常规多目标跟踪方法, 学者们大都基于一些通用场景进行研究, 而基于海上目标跟踪场景开展的研究还比较少。在这方面, 大连理工大学的Xu等人^[52]于2001年提出一种针对海上目标的多平台纯角度跟踪融合方法, 首先采用单平台的变增益卡尔曼滤波器跟踪海上目标, 然后提出一种多平台的目标融合算法。波兰的Stateczny等人^[53]于2008年提出一种采用多传感器卡尔曼滤波器的分散化海上目标融合概念。2018年挪威国防研究院的Gade等人^[54]针对海上目标机动情况下因预测时间较长导致椭圆波门无法预测目标位置的问题, 提出一种非椭圆确认波门。上海海事大学的Wei等人^[55]针对水下自主航行器的跟踪问题, 提出一种基于运动目标跟踪方法的模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)算法, 首先通过声呐图像实时识别和定位运动目标, 之后采用卡尔曼滤波器预测目标位置, 最后采用MPC算法跟踪目标。

4 幅度信息辅助的多目标跟踪方法

在目标相距较近或存在大量虚警的条件下, 传统多目标跟踪方法, 如JPDA和MHT, 容易产生关联错误, 并导致跟踪性能下降。为了解决这个问题, 一些学者提出将目标的幅度信息(Amplitude Information, AI)引入多目标跟踪算法中, 利用目标和杂波在幅度统计特性上的差异提升二者的区分度, 进而得到更好的跟踪结果。Lerro等人^[56]分析了窄带高斯背景下回波幅度服从Rayleigh分布的窄带信号的检测过程, 推导了检波前后回波包络的似然比, 并将其引入到PDA的关联权重计算中, 提升了跟踪滤波器的性能。该文献提出的幅度信息辅

助量测-航迹关联(AI Aided Measurement Track Association, AIA-MTA)方法为后来的许多文献所采用。Ehrman等人^[57]定量分析了文献^[56]中AIA-MTA的量测交叉点和航迹交叉点,指出该方法对于密集杂波环境下跟踪单个目标有很好的效果,但是对于多个目标并不理想,因为该方法总是青睐幅度高的量测,而忽视量测的状态。随后,他提出在AIA-MTA中引入归一化的目标幅度似然函数而非幅度似然比来解决这一问题。他计算了Rayleigh目标、固定幅度目标和莱斯目标的量测-航迹关联的错误概率,并对5种AIA-MTA方法进行了比较,指出没有任何一种方法能够适用于所有场景,因此需要结合特定的场景选用合适的方法。Clark等人^[58]将文献^[56]中提出的包络似然比引入到概率假设密度滤波器,并针对实际应用中信噪比难以获知的情况(因为统计信噪比需要大量源自目标的量测),通过在信噪比可能的取值范围内对信噪比求边缘积分以构造出近似的幅度似然函数。该文献第1次在随机有限集框架下采用目标幅度信息来改进多目标滤波性能。

上述文献均假设背景杂波为高斯分布,对应的杂波幅度为Rayleigh分布。这是一种比较简单通用的假设,但对于海杂波而言, Rayleigh分布的拟合性能在一些情况下并不理想,尤其是当海杂波的幅度分布存在较重的拖尾时,而K分布则能够较好的拟合重拖尾的海杂波分布。在假设海杂波为K分布的前提下, Brekke等人^[59]用仿真试验定量分析了海上多目标跟踪算法的性能损失。之后,他针对幅度信息辅助的PDAF在K分布海杂波条件下的性能估计问题,用修正的Riccati方程进行了预测^[60]。Li等人^[61]针对高分辨雷达和低擦地角引起杂波重拖尾的情况,假设杂波服从威布尔分布,提出一种幅度信息辅助的PHD滤波器。由于威布尔分布也能够较好的拟合海杂波,因此这一方法也适用于海上多目标跟踪场景。

5 多目标检测前跟踪方法

前面提到,目前大部分多目标跟踪方法采用标准量测模型,即用于跟踪的量测是经过检测器处理后的数据,称为点迹量测或检测点迹。这种先检测后跟踪的处理方式对于降低系统的内存负担和算法的计算成本具有重要意义。然而,对于低SCR的场景,检测过程无疑会引起严重的信息损失,并导致跟踪效果不理想。在这种情况下,需要尽量保留原始数据中的所有信息来提升跟踪性能。检测前跟踪(Track-Before-Detect, TBD)就是直接对传感器原始观测数据进行跟踪处理的一类算法的统称,由于

在跟踪之前没有经过门限检测,数据中的信息得到了完整保留。

目前关于多目标TBD的方法比较多,包括基于动态规划(Dynamic Programming, DP)的方法、基于粒子滤波的方法、基于直方图概率多假设跟踪器(Histogram Probabilistic MHT, H-PMHT)的方法以及基于随机有限集的方法等。下面对这些方法分别进行简要介绍。

5.1 多目标DP-TBD方法

Barniv在1980年代中期首次将DP算法应用于TBD中,并对DP-TBD的检测性能进行了分析。1990年, Kramer首次将DP-TBD算法应用到机载雷达系统中,并实现了对信噪比低至5 dB的目标的检测。2008年Buzzi等人^[62]将DP-TBD应用于多目标场景,能够估计出目标数目并回溯目标航迹。为解决目标数增加造成的维数灾难和计算量爆炸的问题, Buzzi在推导该算法时假设目标的航迹相互之间不交叉,但在实际应用中这是一个很大的局限。2013年, Grossi等人^[63]先将多目标DP-TBD引入了雷达系统,随后将Buzzi等人^[62]提出的连续航迹消除(Successive Track Cancellation, STC)策略和易伟等人^[64]提出的平行目标消除(Parallel Target Cancellation, PTC)策略引入TBD处理器^[65],以提升多个目标相距较近时的跟踪性能。DP-TBD采用的批处理方式容易导致运算效率降低,从而严重制约其在实际问题中的应用。针对这一问题,王经鹤等人^[66]提出一种快速实现算法。此后,针对目标机动情况下所设运动模型与实际运动不匹配导致的算法性能下降问题,易伟等人^[67]提出一种适用于机动目标的DP-TBD方法。

5.2 多目标PF-TBD方法

动态规划这种离散化状态空间的方法的一个典型不足是可能引起很大的计算负担,并且很多计算由于传递的是分布函数的尾部等概率很小的部分而显得意义不大。为解决这一问题,学者们提出了基于粒子滤波的TBD方法(PF-TBD)。最初的PF-TBD方法是由Salmond和Boers各自独立提出的,之后Rutten对PF-TBD进行了改进,使得滤波所需的粒子数更少,性能更优。2003年Boers等人^[68]首次提出了针对多目标场景的PF-TBD方法,但目标状态空间的维数会随着目标数目的增加而急剧增大,即面临维数灾难问题。为解决这一问题,Orton等人^[69]提出了一种目标独立采样的方法,将高维状态空间分解为一维空间,并对每个空间分别采样。随后Kreucher等人^[70]等采用这一方法对多目标PF-TBD进行了改进。由于文献^[70]中采用的独立

划分粒子滤波方法在对每个目标采样时没有考虑周围的目标,因此当目标相距较近时其性能严重下降。为克服这一缺陷,文献[71]提出的平行划分粒子滤波方法在采样过程中包含了对周围目标状态的估计。易伟等人[72]提出的独立联合最优重要性密度(Independent Joint Optimal Importance Density, IJOID)在目标后验密度独立分布的假设下采用最优重要性密度(Optimal Importance Density, OID)对状态空间进行采样。同样为解决维数灾难问题,Medina等人[73]针对目标已知且恒定、同时目标相距较近的情形,提出一种结合辅助粒子滤波(Auxiliary Particle Filter, APF)和平行划分策略的多目标TBD方法。

5.3 多目标H-PMHT-TBD方法

H-PMHT对TBD而言是一种独特的方法[74]。它将传感器图像解释为一个具有潜在混合密度的观测数据的直方图,将混合项的状态通过一个运动模型联系起来,并采用期望最大化(Expectation Maximization, EM)方法进行状态估计。H-PMHT的一个优点是易于计算,这在很大程度上是因为它不采用似然比。Davey[75]对4种不同的TBD方法进行了仿真对比,证明H-PMHT实时性最优,之后他针对高斯非线性目标提出一种粒子近似的H-PMHT方法,针对非高斯非线性目标提出一种DP近似的H-PMHT方法。

5.4 多目标RFS-TBD方法

目前,在多目标TBD领域RFS被认为是最合适的方法。一方面,在3种主要的多目标跟踪方法中,JPDA和MHT都是为数据关联而设计的,由于无法直接利用原始测量数据进行数据关联,它们难以应用于TBD场景,而RFS却能够通过引入TBD量测模型来处理原始测量数据;另一方面,为了缓解维数灾难,多目标PF-TBD需要以目标后验密度的独立性作为前提,然而这一前提暗示了PF不再是渐进最优的。2005年,Punithakumar等人[76]首次将RFS方法应用于多目标TBD场景,但采用的PHD滤波器仅能得到目标滤波点迹,无法直接输出航迹。为此,Lin等人[77]通过对PHD-TBD的输出点迹进行关联处理得到目标航迹,但这种方法计算量很大。2010年,Vo等人[10]在假设目标影响区域互相不重叠的条件下,采用图像量测模型推导出基于MeMBer滤波器的TBD方法。该方法的性能在视频跟踪及雷达图像目标检测中得到了验证。鉴于MeMBer-TBD也不能直接输出目标航迹,Papi等人[78]将GLMB滤波器引入TBD,从而构成完整的基于TBD处理的多目标跟踪器。但该方法

对于轨迹相距较近的目标跟踪效果并不理想。为解决这一问题,Garcia-Fernandez[79]通过基于MCMC的标签交换策略来提升跟踪器在多个目标长时间贴近运动时的跟踪性能。上述几种多目标TBD方法[10,79,80]是在目标影响区域不重叠(即目标统计独立)的假设下得到的。针对目标影响区域重叠的情况,Mahler等人[81]推导了PHD和CPHD滤波器的精确滤波公式;之后,Papi等人[80]针对目标统计相关的情形,推导出一种计算简便的GLMB近似密度来取代多目标后验密度,并基于这一密度提出一种适应包括TBD模型以及叠加量测模型在内的广义量测模型(Generic Observation Model, GOM)的GLMB滤波器。不同于Papi所采用的近似GLMB滤波器,李溯琪等人[82]提出一种适用于GOM的精确滤波器,该滤波器的更新方程不对多目标似然模型做任何近似或简化假设。

国内从事RFS多目标TBD研究的单位主要有电子科技大学、清华大学、国防科技大学、西安电子科技大学等,所从事的研究涵盖基础滤波算法、机动目标跟踪、MIMO雷达、高频地波超视距雷达、红外传感器、多传感器目标跟踪等[64,66,67,82-88]。

针对海杂波环境下微弱目标的检测和跟踪问题,美国海军研究实验室的Farshchian等人[89]提出一种基于小波变换的TBD方法,在TBD处理之前采用两种单元平均CFAR方法消除海杂波。加拿大防御研究和发展局的McDonald等人[90]采用海杂波实测数据研究了杂波模型不匹配给TBD算法造成的性能损失,并提出一种基于“杂波事件”的经验方法来描述海杂波特性。意大利的Grossi等人[63]针对TBD中的航迹形成问题,提出一种新的动态规划方法,不需要离散状态空间,而是直接处理检测点迹。之后,他们采用连续航迹消除策略提升多个目标邻近时的算法性能[65],并通过实测数据处理证明他们提出的DP-TBD方法在消除海杂波方面非常高效。亚利桑那州立大学的Ebenezer等人[91]将多转移模式TBD算法推广应用于复合高斯海杂波中多个低可观测目标的跟踪,推导了广义似然比和海杂波分布参数的最大似然估计。针对海上扩展目标的TBD问题,北约的Errasti-Alcala等人[92]指出经典扩展目标的量测模型忽略了对电磁波传播过程中许多物理现象的描述,之后他们对经典模型进行了修正并采用实测数据验证了新模型的适用性。针对K分布海杂波中目标起伏以及信杂比未知的情况,姜海超等人[93]提出一种知识辅助的DP-TBD算法,通过在积累过程中利用幅度信息以提升雷达的检测性能。2017年,澳大利亚国防科学与技术组织的Berry等人[94]针对

复合高斯海杂波环境提出一种贝叶斯TBD方法, 采用局部化目标密度来最小化状态空间维度, 从而避免计算复杂的数据关联问题。

6 多扩展目标跟踪方法

近年来, 随着传感器技术的快速发展, 目标回波占据多个分辨单元的现象已经变得越来越普遍。当目标处于传感器近场时, 比如在移动机器人和自动驾驶等应用中, 这一现象更加明显。此时, 常规多目标跟踪方法所假设的标准测量模型已不再适用。这种特殊场景下的目标跟踪问题引发了一个新的研究方向: 扩展目标跟踪(Extended Target Tracking, ETT)。一个扩展目标能够从空间分布的多个量测源(也称为反射点)产生多个带有噪声的量测, 并且量测的数目是变化的。此外, 扩展目标的形状是未知的, 并且可能也是随时间变化的。ETT的目的是同时估计出扩展目标的运动状态和形状。

在许多实际应用中需要对多个扩展目标进行跟踪。此时, 扩展目标量测与扩展目标状态之间的关联是未知的。对于多个扩展目标的跟踪问题, 数据关联甚至比扩展目标跟踪本身更加难以处理。这是因为量测的大量增加导致有太多的关联可能性, 必须穷举量测集的所有划分方式, 并在各种可能的划分下采用多目标跟踪方法估计目标状态。

1980年代末期, Drummond发表了关于ETT的最初研究成果。2004年, Waxman和Drummond等学者对当时的群/扩展目标跟踪方面的研究成果进行了一番梳理。从那时起, 单个扩展目标的形状估计以及多扩展目标跟踪技术都取得了巨大进步。2005年, Gilholm等人^[95]提出了针对扩展/群目标的泊松分布模型。2009年, Mahler^[9]在这一模型假设下推导了用于扩展目标跟踪的PHD(ET-PHD)滤波器, 但是并没有给出具体的实现步骤。2010年, Granström等人^[96]分别针对线性/非线性运动模型和量测模型给出了ET-PHD滤波器的高斯混合实现(ET-GM-PHD)。在此之前, Clark等人^[97]提出了基于点目标GM-PHD滤波器的群目标跟踪方法。但是, 这些方法都只能估计扩展目标质心的运动状态, 而不能估计出目标形状。2008年, Koch^[98]提出的随机矩阵(Random Matrices, RM)模型和2009年Baum等学者^[99,100]提出的随机超球面(Random Hypersurface Model, RHM)模型为实现扩展目标形状估计奠定了理论基础。之后, Granström^[101,102]在PHD框架下采用高斯逆威沙特(Gaussian Inverse Wishart, GIW)分布推导了基于RM模型的ET-GIW-PHD滤波器, Zhang等人^[103]采用RHM模型推导了一种扩展目标PHD(ET-RHM-PHD)滤波器。为了

提升扩展目标跟踪效果, 2013年, Granström等学者^[104,105]同时采用矩形、竿形等多种形状模型对汽车和自行车进行了跟踪。针对扩展目标量测率未知的问题, Granström等人^[106]提出采用Gamma分布递归估计每个目标的泊松量测率, 从而将扩展目标的运动状态和形状估计问题变为伽马高斯逆威沙特(Gamma Gaussian Inverse Wishart, GGIW)分布参数的估计问题。不同于Gilholm等人^[95]采用的泊松点过程(Poisson Point Process, PPP)模型, Swain等人^[107,108]将目标建模为包含父过程和子过程的2级过程, 其中父过程建模目标数目的泊松分布, 而对于每个目标, 利用子过程来建模产生量测的散射点。为了实现对目标数目的更准确估计, Lian等学者^[109]提出了用于扩展目标的CPHD滤波器。但是, 这一算法假设的目标不能相距太近以及杂波密度不能太高等条件限制了它在一般场景下的应用。之后, Lundquist等人^[110]提出了假设条件相对宽松的扩展目标CPHD滤波器, 能够处理目标邻近和杂波密集的场景, 并给出了算法的GGIW实现形式(GGIW-CPHD)。由于PHD/CPHD滤波器无法输出目标航迹, 2015年, Beard等学者^[111]将GLMB引入扩展目标跟踪领域, 提出了GGIW-GLMB跟踪算法, 从而实现了扩展目标航迹的识别和管理。

目前, 在多目标跟踪领域存在两种共轭先验, 一种是基于标签RFS的 δ -GLMB密度, 一种是基于泊松多伯努利RFS的泊松多伯努利混合(Poisson Multi-Bernoulli Mixture, PMBM)密度^[112]。PMBM共轭先验允许将目标集合划分为两个不相交的子集: 检测目标集和漏检目标集。Fernández等人^[113]对这两种共轭先验进行了研究, 指出PMBM密度比 δ -GLMB密度具有更加有效的结构以及更少的假设。最近, Granström等人^[114]基于PPP量测模型推导了用于多扩展目标跟踪的PMBM共轭先验, 并提出了一种易于计算的GGIW实现算法, 称为GGIW-PMBM。此外, 在非随机集多扩展目标跟踪方面, Carmi等人^[115]提出一种高斯混合MCMC滤波器, Wieneke等人^[116]结合随机矩阵模型提出了采用PMHT的跟踪方法。

目前, 国内从事扩展目标跟踪研究的单位有深圳大学、杭州电子科技大学、西安电子科技大学、兰州理工大学、江南大学等, 分别从扩展目标的关联、滤波、建模、分类和航迹管理等方面进行了深入研究^[117-124]。

随着对海探测雷达分辨率的提高, 海上目标更容易呈现出扩展特性, 因此对海上扩展目标跟踪方法的研究具有重要的意义。在这方面, 北约科学技术组织下属的海上研究和实验中心的Vivone和

Errasti-Alcala等人发表了许多成果,他们立足于搭建在意大利拉斯佩齐亚军港的一部X波段对海探测雷达进行了大量扩展目标跟踪算法的实验。本文根据公开发表的文献将他们的研究成果简要介绍如下:(1)针对海上扩展目标的TBD问题,考虑了电磁波传播过程中的多种实际物理现象,对经典扩展目标模型进行了修正^[92];(2)由于雷达量测往往是极坐标值,而目标运动模型通常采用笛卡尔坐标值,为此采用1阶泰勒展开方法对扩展目标非线性函数进行线性化,并推导了一种转换量测ETT滤波器,与ET-GIW-PHD滤波器相结合用于扩展目标跟踪^[125,126];(3)建立了针对ETT的整个信号处理链路,其主要技术是采用8-连通聚类方法提取每个扩展目标的多个点迹,并采用JPDA滤波器进行跟踪^[127]。此外,为实现对海上扩展目标的更准确跟踪,法国泰勒斯公司的Magnant等人^[128]提出一种扩展目标联合跟踪和分类方法,通过分类可以采用更加适合目标的运动模型。大连海事大学的Zhou等人^[129]基于特征学习方法提出了用于扩展目标跟踪的多重核化相关滤波器,并采用X波段雷达实测数据进行了验证。

7 总结与展望

海上多目标跟踪是雷达多目标跟踪技术的一个重要应用场景。在当前日益严峻的海上安全形势下,加强对海上多目标跟踪技术的研究,实现更加准确、高效的海上态势感知具有十分重要的现实意义。但相比一般场景,海上多目标跟踪面临的挑战更大:一是复杂多变的海洋环境以及较弱的目标信号特征使得海上小目标检测性能下降,继而给后续多目标跟踪造成很大困难;二是目标的编队运动以及高分辨率雷达探测引起的量测扩展特性使得传统的跟踪方法难以应用。目前,专门研究海洋环境下多目标跟踪问题的文献还比较少,且大都侧重于单一问题,缺乏综合考虑。为此,本文在系统梳理已有文献的基础上,从常规多目标跟踪方法、幅度信息辅助的多目标跟踪方法、多目标检测前跟踪方法以及多扩展目标跟踪方法等四个方面对海上多目标跟踪技术的研究进展进行了归纳总结。

从海上多目标跟踪技术的发展来看,这一领域的研究已取得一定成果;但结合工程实际应用来看,需要解决的问题还有很多,这里我们给出以下几点思考:

(1) 在常规多目标跟踪方法中,RFS以其近乎完美的理论框架逐渐成为多目标跟踪领域的主要研究方法,尤其是GLMB滤波器及其衍生方法备受国

内外学者青睐。但是,RFS方法得以实现的前提如杂波数服从泊松分布且杂波在空间上均匀分布以及检测概率独立于目标状态且相对稳定等条件限制了它在海上多目标跟踪方面的应用。目前,虽已有学者针对杂波非泊松非均匀分布^[21-23]、检测概率依赖于目标状态^[21,24]等情况进行了研究,但大都设置了比较严格的限定条件以便于理论分析。针对海杂波的时空分布特征以及目标随机起伏导致检测概率变化的情况而开展的研究还很少。

(2) 对于幅度信息辅助的目标跟踪方法,一个重要的前提是杂波和目标的幅度分布特征已知。由于海杂波的分布情况受海况、雷达的极化方式与工作频率等诸多因素影响而呈现明显的非高斯、非线性和非平稳特性,因此对海杂波分布的精确建模非常困难。而如果假定的分布模型与实际的海杂波分布不匹配,算法的跟踪性能将明显下降。目前已有学者针对Rayleigh杂波下未知信杂比的情况进行研究^[58],但没有考虑海杂波的情况。如何在海杂波分布参数未知的情况下有效地利用幅度信息以提升目标点迹与杂波的辨识度是今后的一个研究重点。

(3) 检测前跟踪方法的实现依赖于目标量测的非相参积累,而对积累路径(目标后验密度)的准确描述是实现这一过程的关键。目前,针对匀速直线运动目标,积累的效果比较好,而针对机动目标和大测量误差的情况仍然不理想。此外,强海杂波也会对算法性能造成严重干扰,这是由于杂波的幅度高,似然比就高,从而使算法误将杂波认作目标,导致错误的检测和跟踪。目前,一种可能的解决办法是在传统TBD框架内采用粒子流等高精度滤波器^[130,131],通过粒子流实现精确的状态估计,并通过TBD框架实现更好的量测积累。但是,粒子流本身在理论上和实现上还有许多不完善之处,需要继续深入研究。

(4) 多扩展目标跟踪是一种比较特殊的跟踪方法:由于每个目标会产生多个量测,势必要对目标的量测进行划分。目前的算法大都采用遍历所有划分组合的方式以保证可靠性。但是,当杂波密度较高、目标间距较近、目标的形状和尺寸变化以及目标机动时,量测划分的效果仍然不够好。尤其是在海洋条件下,强海杂波会对量测划分造成干扰,如果杂波被划入目标单元,就会严重影响算法的状态估计和形状估计性能。因此,针对海上扩展目标的实际形态进行深入研究,以探索更加符合实际应用的多扩展目标跟踪方法,是今后的一个重点方向。

参考文献

- [1] VO B N, MALLICK M, BAR-SHALOM Y, *et al.* Multitarget Tracking[M]. WEBSTER J G. Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering. New York: John Wiley & Sons, 2015.
- [2] REID D. An algorithm for tracking multiple targets[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1979, 24(6): 843–854. doi: [10.1109/TAC.1979.1102177](https://doi.org/10.1109/TAC.1979.1102177).
- [3] FORTMANN T E, BAR-SHALOM Y, and SCHEFFE M. Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1983, 8(3): 173–184. doi: [10.1109/JOE.1983.1145560](https://doi.org/10.1109/JOE.1983.1145560).
- [4] MAHLER R P S. Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion[M]. Boston: Artech House, 2007.
- [5] DAUM F and HUANG J. Nonlinear filters with log-homotopy[C]. SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets USA, 2007, San Diego, 2007: 5920–5923.
- [6] CHANG K C and BAR-SHALOM Y. Joint probabilistic data association for multitarget tracking with possibly unresolved measurements and maneuvers[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1984, 29(7): 585–594. doi: [10.1109/TAC.1984.1103597](https://doi.org/10.1109/TAC.1984.1103597).
- [7] BEARD M, VO B T, and VO B N. Bayesian multi-target tracking with merged measurements using labelled random finite sets[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(6): 1433–1447. doi: [10.1109/TSP.2015.2393843](https://doi.org/10.1109/TSP.2015.2393843).
- [8] KOCH J W. Bayesian approach to extended object and cluster tracking using random matrices[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(3): 1042–1059. doi: [10.1109/TAES.2008.4655362](https://doi.org/10.1109/TAES.2008.4655362).
- [9] MAHLER R. PHD filters for nonstandard targets, I: Extended targets[C]. 2019 12th International Conference on Information Fusion, Seattle, USA, 2009: 915–921.
- [10] VO B N, VO B T, PHAM N T, *et al.* Joint detection and estimation of multiple objects from image observations[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(10): 5129–5141. doi: [10.1109/TSP.2010.2050482](https://doi.org/10.1109/TSP.2010.2050482).
- [11] HOSEINNEZHAD R, VO B N, VO B T, *et al.* Visual tracking of numerous targets via multi-Bernoulli filtering of image data[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(10): 3625–3635. doi: [10.1016/j.patcog.2012.04.004](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2012.04.004).
- [12] MAHLER R. CPHD filters for superpositional sensors[C]. SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets 2009, San Diego, USA, 2009: 74450E1–74450E12.
- [13] NANNURU S, COATES M, and MAHLER R. Computationally-tractable approximate PHD and CPHD filters for superpositional sensors[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2013, 7(3): 410–420. doi: [10.1109/JSTSP.2013.2251605](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2013.2251605).
- [14] BAR-SHALOM Y and TSE E. Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association[J]. *Automatica*, 1975, 11(5): 451–460. doi: [10.1016/0005-1098\(75\)90021-7](https://doi.org/10.1016/0005-1098(75)90021-7).
- [15] MUSICKI D and EVANS R. Joint integrated probabilistic data association: JIPDA[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(3): 1093–1099. doi: [10.1109/TAES.2004.1337482](https://doi.org/10.1109/TAES.2004.1337482).
- [16] BLACKMAN S S and POPOLI R. Design and Analysis of Modern Tracking Systems[M]. Boston: Artech House, 1999: 1–24.
- [17] KURIEN T. Issues in the Design of Practical Multitarget Tracking Algorithms[M]. Bar-Shalom Y. Multitarget-Multisensor Tracking: Advanced Applications. Norwood: Artech House, 1990: 43–83.
- [18] SVENSSON D. Target tracking in complex scenarios[D]. Chalmers University of Technology, 2010.
- [19] SATHYAN T, SINHA A, KIRUBARAJAN T, *et al.* MDA-based data association with prior track information for passive multitarget tracking[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(1): 539–556. doi: [10.1109/TAES.2011.5705690](https://doi.org/10.1109/TAES.2011.5705690).
- [20] THARMARASA R, SUTHARSAN S, KIRUBARAJAN T, *et al.* Multiframe assignment tracker for MSTWG data[C]. 2009 12th International Conference on Information Fusion, Seattle, USA, 2009: 1837–1844.
- [21] MAHLER R P S, VO B T, and VO B N. CPHD filtering with unknown clutter rate and detection profile[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(8): 3497–3513. doi: [10.1109/TSP.2011.2128316](https://doi.org/10.1109/TSP.2011.2128316).
- [22] LIAN Feng, HAN Chongzhao, and LIU Weifeng. Estimating unknown clutter intensity for PHD filter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(4): 2066–2078. doi: [10.1109/TAES.2010.5595616](https://doi.org/10.1109/TAES.2010.5595616).
- [23] CHEN Xin, THARMARASA R, PELLETIER M, *et al.* Integrated clutter estimation and target tracking using Poisson point processes[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(2): 1210–1235. doi: [10.1109/TAES.2012.6178058](https://doi.org/10.1109/TAES.2012.6178058).
- [24] VO B T, VO B N, HOSEINNEZHAD R, *et al.* Robust multi-Bernoulli filtering[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2013, 7(3): 399–409. doi: [10.1109/JSTSP.2013.2252325](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2013.2252325).
- [25] BATTISTELLI G, CHISCI L, FANTACCI C, *et al.* Consensus CPHD filter for distributed multitarget tracking[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2013, 7(3): 508–520. doi: [10.1109/JSTSP.2013.2250911](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2013.2250911).
- [26] YI Wei, LI Suqi, WANG Bailu, *et al.* Computationally efficient distributed multi-sensor fusion with multi-

- Bernoulli filter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 68: 241–256.
- [27] LI Siqi, YI Wei, HOSEINNEZHAD R, *et al.* Robust distributed fusion with labeled random finite sets[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(2): 278–293. doi: [10.1109/TSP.2017.2760286](https://doi.org/10.1109/TSP.2017.2760286).
- [28] MAHLER R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(4): 1152–1178. doi: [10.1109/TAES.2003.1261119](https://doi.org/10.1109/TAES.2003.1261119).
- [29] SINGH S S, VO B N, BADDELEY A, *et al.* Filters for spatial point processes[J]. *SIAM Journal on Control and Optimization*, 2009, 48(4): 2275–2295. doi: [10.1137/070710457](https://doi.org/10.1137/070710457).
- [30] ERDINC O, WILLET P, and BAR-SHALOM Y. The Bin-occupancy filter and its connection to the PHD filters[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(11): 4232–4246. doi: [10.1109/TSP.2009.2025816](https://doi.org/10.1109/TSP.2009.2025816).
- [31] 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. doi: [10.1109/TSP.2006.881190](https://doi.org/10.1109/TSP.2006.881190).
- [32] VO B N, SINGH S, and 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. doi: [10.1109/TAES.2005.1561884](https://doi.org/10.1109/TAES.2005.1561884).
- [33] CLARK D and BELL J. Convergence results for the particle PHD filter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(7): 2652–2661. doi: [10.1109/TSP.2006.874845](https://doi.org/10.1109/TSP.2006.874845).
- [34] JOHANSEN A M, SINGH S S, DOUCET A, *et al.* Convergence of the SMC implementation of the PHD filter[J]. *Methodology and Computing in Applied Probability*, 2006, 8(2): 265–291. doi: [10.1007/s11009-006-8552-y](https://doi.org/10.1007/s11009-006-8552-y).
- [35] WHITELEY N, SINGH S, and GODSILL S. Auxiliary particle implementation of probability hypothesis density filter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(3): 1437–1454. doi: [10.1109/TAES.2010.5545199](https://doi.org/10.1109/TAES.2010.5545199).
- [36] RISTIC B, CLARK D, VO B N, *et al.* Adaptive target birth intensity for PHD and CPHD filters[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(2): 1656–1668. doi: [10.1109/TAES.2012.6178085](https://doi.org/10.1109/TAES.2012.6178085).
- [37] MAHLER R. PHD filters of higher order in target number[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(4): 1523–1543. doi: [10.1109/TAES.2007.4441756](https://doi.org/10.1109/TAES.2007.4441756).
- [38] VO B T, VO B N, and CANTONI A. Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(7): 3553–3567. doi: [10.1109/TSP.2007.894241](https://doi.org/10.1109/TSP.2007.894241).
- [39] PASHA S A, VO B N, TUAN H D, *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. doi: [10.1109/TAES.2009.5259174](https://doi.org/10.1109/TAES.2009.5259174).
- [40] MAHLER R. The Multisensor PHD filter: II. Erroneous solution via “Poisson magic”[C]. SPIE, Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XVIII, Orlando, USA, 2009: 73360D-12.
- [41] MAHLER R. Approximate multisensor CPHD and PHD filters[C]. 2010 13th International Conference on Information Fusion, Edinburgh, UK, 2010: 1–8.
- [42] 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. doi: [10.1109/TSP.2008.2007924](https://doi.org/10.1109/TSP.2008.2007924).
- [43] VO B T and VO B N. Labeled random finite sets and multi-object conjugate priors[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(13): 3460–3475. doi: [10.1109/TSP.2013.2259822](https://doi.org/10.1109/TSP.2013.2259822).
- [44] VO B N, VO B T, and PHUNG D. Labeled random finite sets and the Bayes multi-target tracking filter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(24): 6554–6567. doi: [10.1109/TSP.2014.2364014](https://doi.org/10.1109/TSP.2014.2364014).
- [45] REUTER S, VO B T, VO B N, *et al.* The labeled multi-Bernoulli filter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(12): 3246–3260. doi: [10.1109/TSP.2014.2323064](https://doi.org/10.1109/TSP.2014.2323064).
- [46] VO B N, VO B T, REUTER S, *et al.* Towards large scale multi-target tracking[C]. SPIE, Sensors and Systems for Space Applications VII, Baltimore, USA, 2014: 90850W.
- [47] 林两魁, 许丹, 盛卫东, 等. 基于随机有限集的中段弹道目标群星载红外像平面跟踪方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2010, 29(6): 465–470.
- LIN Liangkui, XU Dan, SHENG Weidong, *et al.* Tracking of midcourse ballistic target group with space-based infrared FPA based on random finite set[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2010, 29(6): 465–470.
- [48] 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 Xiao, HAN Chongzhao, and LIAN Feng. Survey of target tracking based on random finite set[J]. *Chinese Journal of Engineering Mathematics*, 2012, 29(4): 567–578.
- [49] 杜航原, 赵玉新, 杨永鹏, 等. 基于随机有限集的SLAM算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2012, 34(7): 1452–1457.
- DU Hangyuan, ZHAO Yuxin, YANG Yongpeng, *et al.* Slam algorithm based on random finite set[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2012, 34(7): 1452–1457.

- [50] 徐洋, 徐晖, 罗少华, 等. 基于随机有限集理论的多传感器目标联合检测跟踪算法[J]. 国防科技大学学报, 2013, 35(1): 89–96.
XU Yang, XU Hui, LUO Shaohua, *et al.* Multisensor joint target detection and tracking algorithm based on random finite sets[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2013, 35(1): 89–96.
- [51] 吴静静. 基于随机有限集的视频目标跟踪算法研究[D]. [博士学位论文], 上海交通大学, 2012.
WU Jingjing. Research on tracking algorithm for visual targets based on random finite set[D]. [Ph. D. dissertation], Shanghai Jiao Tong University, 2012.
- [52] XU Jing, WANG Xiukun, HU Jiasheng, *et al.* Multi-platform bearings-only tracking fusion of maritime targets[C]. CIE International Conference on Radar Proceedings, Beijing, China, 2001: 1112–1114.
- [53] STATECZNY A and KAZIMIERSKI W. A concept of decentralized fusion of maritime radar targets with multisensor Kalman filter[C]. International Radar Symposium, Vilnius, Lithuania, 2010: 1–4.
- [54] GADE B, KLOSTER M, and ARONSEN M. Non-elliptical validation gate for maritime target tracking[C]. 2018 21st International Conference on Information Fusion, Cambridge, UK, 2018: 1301–1308.
- [55] WEI Yali, ZHU Daqi, and CHU Zhenzhong. Underwater dynamic target tracking of autonomous underwater vehicle based on MPC algorithm[C]. 2018 IEEE 8th International Conference on Underwater System Technology: Theory and Application, Wuhan, China, 2018: 1–5.
- [56] LERRO D and BAR-SHALOM Y. Automated tracking with target amplitude information[C]. 1990 American Control Conference, San Diego, USA, 1990: 2875–2880.
- [57] EHRMAN L M, BURTON C, and BLAIR W D. Using target RCS to aid measurement-to-track association in multi-target tracking[C]. 2006 Proceeding of the Thirty-Eighth Southeastern Symposium on System Theory, Cookeville, USA, 2006: 89–93.
- [58] CLARK D, RISTIC B, VO B N, *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. doi: [10.1109/TSP.2009.2030640](https://doi.org/10.1109/TSP.2009.2030640).
- [59] BREKKE E F, HALLINGSTAD O, and GLATTETRE J H. Performance of PDAF-based tracking methods in heavy-tailed clutter[C]. 2009 12th International Conference on Information Fusion, Seattle, USA, 2009: 6–9.
- [60] BREKKE E F, HALLINGSTAD O, and GLATTETRE J H. The modified Riccati equation for amplitude-aided target tracking in heavy-tailed clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(4): 2874–2886. doi: [10.1109/TAES.2011.6034670](https://doi.org/10.1109/TAES.2011.6034670).
- [61] LI Suqi, KONG Lingjiang, YI Wei, *et al.* PHD filter with amplitude information in Weibull clutter[C]. 2013 IEEE Radar Conference, Ottawa, Canada, 2013: 1–6.
- [62] BUZZI S, LOPS M, VENTURINO L, *et al.* Track-before-detect procedures in a multi-target environment[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(3): 1135–1150. doi: [10.1109/TAES.2008.4655369](https://doi.org/10.1109/TAES.2008.4655369).
- [63] GROSSI E, LOPS M, VENTURINO L, *et al.* A novel dynamic programming algorithm for track-before-detect in radar systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(10): 2608–2619. doi: [10.1109/TSP.2013.2251338](https://doi.org/10.1109/TSP.2013.2251338).
- [64] YI Wei, MORELANDE M R, KONG Lingjiang, *et al.* An efficient multi-frame track-before-detect algorithm for multi-target tracking[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2013, 7(3): 421–434. doi: [10.1109/JSTSP.2013.2256415](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2013.2256415).
- [65] GROSSI E, LOPS M, and VENTURINO L. A track-before-detect algorithm with thresholded observations and closely-spaced targets[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(12): 1171–1174. doi: [10.1109/LSP.2013.2283586](https://doi.org/10.1109/LSP.2013.2283586).
- [66] WANG Jinghe, YI Wei, KIRUBARAJAN T, *et al.* An efficient recursive multiframe track-before-detect algorithm[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(1): 190–204. doi: [10.1109/TAES.2017.2741898](https://doi.org/10.1109/TAES.2017.2741898).
- [67] YI Wei, FANG Zicheng, LI Wujun, *et al.* Multi-frame track-before-detect algorithm for maneuvering target tracking[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(4): 4104–4118. doi: [10.1109/TVT.2020.2976095](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.2976095).
- [68] BOERS Y and DRIESSEN J N. Multitarget particle filter track before detect application[J]. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 2004, 151(6): 351–357. doi: [10.1049/ip-rsn:20040841](https://doi.org/10.1049/ip-rsn:20040841).
- [69] ORTON M and FITZGERALD W. A Bayesian approach to tracking multiple targets using sensor arrays and particle filters[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 216–223. doi: [10.1109/78.978377](https://doi.org/10.1109/78.978377).
- [70] KREUCHER C, KASTELLA K, and HERO A O. Multitarget tracking using the joint multitarget probability density[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(4): 1396–1414. doi: [10.1109/TAES.2005.1561892](https://doi.org/10.1109/TAES.2005.1561892).
- [71] Garcia-Fernandez A F, Grajal J, and Morelande M R. Two-layer particle filter for multiple target detection and tracking[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2013, 49(3): 1569–1588. doi: [10.1109/TAES.2013.6558005](https://doi.org/10.1109/TAES.2013.6558005).
- [72] YI Wei, MORELANDE M R, KONG Lingjiang, *et al.* A computationally efficient particle filter for multitarget

- tracking using an independence approximation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(4): 843–856. doi: [10.1109/TSP.2012.2229999](https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2229999).
- [73] ÚBEDA-MEDINA L, GARCÍA-FERNANDEZ Á F, and GRAJAL J. Adaptive auxiliary particle filter for track-before-detect with multiple targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(5): 2317–2330. doi: [10.1109/TAES.2017.2691958](https://doi.org/10.1109/TAES.2017.2691958).
- [74] STREIT R L, GRAHAM M L, and WALSH M J. Multitarget tracking of distributed targets using histogram-PMHT[J]. *Digital Signal Processing*, 2002, 12(2/3): 394–404.
- [75] DAVEY S J. Histogram PMHT with particles[C]. 14th International Conference on Information Fusion, Chicago, USA, 2011: 779–786.
- [76] PUNITHAKUMAR K and KIRUBARAJAN T. A sequential Monte Carlo probability hypothesis density algorithm for multitarget track-before-detect[C]. The SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets, San Diego, USA, 2005: 59131S.
- [77] LIN L, BAR-SHALOM Y, and KIRUBARAJAN T. Track labeling and PHD filter for multitarget tracking[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(3): 778–795. doi: [10.1109/TAES.2006.248213](https://doi.org/10.1109/TAES.2006.248213).
- [78] PAPI F, VO B T, BOCQUEL M, *et al.* Multi-target track-before-detect using labeled random finite set[C]. International Conference on Control, Automation and Information Science (ICCAIS), Nha Trang, Vietnam, 2013: 116–121.
- [79] GARCIA-FERNANDEZ A F. Track-before-detect labeled multi-Bernoulli particle filter with label switching[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(5): 2123–2138. doi: [10.1109/TAES.2016.150343](https://doi.org/10.1109/TAES.2016.150343).
- [80] PAPI F, VO B N, VO B T, *et al.* Generalized labeled multi-Bernoulli approximation of multi-object densities[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(20): 5487–5497. doi: [10.1109/TSP.2015.2454478](https://doi.org/10.1109/TSP.2015.2454478).
- [81] MAHLER R and EL-FALLAH A. An approximate CPHD filter for superpositional sensors[C]. SPIE, Sensor Fusion, and Target Recognition XXI, Baltimore, USA, 2012: 83920K.
- [82] LI Suqi, YI Wei, HOSEINNEZHAD R, *et al.* Multiobject tracking for generic observation model using labeled random finite sets[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(2): 368–383. doi: [10.1109/TSP.2017.2764864](https://doi.org/10.1109/TSP.2017.2764864).
- [83] 童慧思, 张颢, 孟华东, 等. PHD滤波器在多目标检测前跟踪中的应用[J]. *电子学报*, 2011, 39(9): 2046–2051.
- TONG Huisi, ZHANG Hao, MENG Huadong, *et al.* Probability hypothesis density filter multitarget track-before-detect application[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(9): 2046–2051.
- [84] 林再平, 周一宇, 安玮, 等. 基于概率假设密度滤波平滑器的检测前跟踪算法[J]. *光学学报*, 2012, 32(10): 1012003. doi: [10.3788/AOS201232.1012003](https://doi.org/10.3788/AOS201232.1012003).
- LIN Zaiping, ZHOU Yiyu, AN Wei, *et al.* Track-before-detect algorithm based on probability hypothesis density smoother[J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(10): 1012003. doi: [10.3788/AOS201232.1012003](https://doi.org/10.3788/AOS201232.1012003).
- [85] LI Suqi, WANG Bailu, YI Wei, *et al.* Multiple sensor multi-Bernoulli filter based track-before-detect for polarimetric MIMO radars[C]. 2014 IEEE Radar Conference, Cincinnati, USA, 2014: 1562–1266.
- [86] 李翠芸, 李宁, 姬红兵. 多伯努利滤波的快速红外弱小目标检测与跟踪[J]. *西安电子科技大学学报: 自然科学版*, 2016, 43(4): 69–74, 109. doi: [10.3969/j.issn.1001-2400.2016.04.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-2400.2016.04.013).
- LI Cuiyun, LI Ning, and JI Hongbing. Fast IR dim small targets detection and tracking based on the multi-Bernoulli filter[J]. *Journal of Xidian University*, 2016, 43(4): 69–74, 109. doi: [10.3969/j.issn.1001-2400.2016.04.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-2400.2016.04.013).
- [87] 李发宗, 毛兴鹏, 常维国. 利用极化信息的高频地波雷达 TBD检测算法[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2016, 48(5): 36–42. doi: [10.11918/j.issn.0367-6234.2016.05.005](https://doi.org/10.11918/j.issn.0367-6234.2016.05.005).
- LI Fazong, MAO Xingpeng, and CHANG Weiguo. TBD algorithm based on polarization information of high frequency surface wave radar[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2016, 48(5): 36–42. doi: [10.11918/j.issn.0367-6234.2016.05.005](https://doi.org/10.11918/j.issn.0367-6234.2016.05.005).
- [88] 裴家正, 黄勇, 董云龙, 等. 杂波背景下基于概率假设密度的辅助粒子滤波检测前跟踪改进算法[J]. *雷达学报*, 2019, 8(3): 355–365. doi: [10.12000/JR18060](https://doi.org/10.12000/JR18060).
- PEI Jiazheng, HUANG Yong, DONG Yunlong, *et al.* Track-before-detect algorithm based on improved auxiliary particle PHD filter under clutter background[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(3): 355–365. doi: [10.12000/JR18060](https://doi.org/10.12000/JR18060).
- [89] FARSHCHIAN M and RAJ R G. A multi-scale and adaptive track-before-detect technique for maritime environments[C]. 2011 IEEE RadarCon, Kansas City, USA, 2011: 818–823.
- [90] MCDONALD M and BALAJI B. Impact of measurement model mismatch on nonlinear track-before-detect performance for maritime RADAR surveillance[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2011, 36(4): 602–614. doi: [10.1109/JOE.2011.2165369](https://doi.org/10.1109/JOE.2011.2165369).
- [91] EBENEZER S P and PAPANDREOU-SUPPAPPOLA A. Multiple target track-before-detect in compound Gaussian clutter[C]. 2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Brisbane, Australia, 2015: 2539–2543.

- [92] ERRASTI-ALCALA B, FUSCALDO W, BRACA P, *et al.* Realistic extended target model for track before detect in maritime surveillance[C]. OCEANS 2015, Genoa, Italy, 2015: 1–9.
- [93] JIANG Haichao, YI Wei, CUI Guolong, *et al.* Knowledge-based track-before-detect strategies for fluctuating targets in K -distributed clutter[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(19): 7124–7132. doi: [10.1109/JSEN.2016.2597320](https://doi.org/10.1109/JSEN.2016.2597320).
- [94] BERRY P, VENKATARAMAN K, and ROSENBERG L. Adaptive detection of low-observable targets in correlated sea clutter using Bayesian track-before-detect[C]. 2017 IEEE Radar Conference, Seattle, USA, 2017: 398–403.
- [95] GILHOLM K, GODSILL S, MASKELL S, *et al.* Poisson models for extended target and group tracking[C]. SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets, San Diego, USA, 2005: 230–241.
- [96] GRANSTRÖM K, LUNDQUIST C, and ORGUNER O. Extended target tracking using a Gaussian-mixture PHD filter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(4): 3268–3286. doi: [10.1109/TAES.2012.6324703](https://doi.org/10.1109/TAES.2012.6324703).
- [97] CLARK D and GODSILL S. Group target tracking with the Gaussian mixture probability hypothesis density filter[C]. 2007 3rd International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information, Melbourne, Australia, 2007: 149–154.
- [98] KOCH W and SAUL R. A Bayesian approach to extended object tracking and tracking of loosely structured target groups[C]. 2005 7th International Conference on Information Fusion, Philadelphia, PA, USA, 2005: 827–834. doi: [10.1109/ICIF.2005.1591939](https://doi.org/10.1109/ICIF.2005.1591939).
- [99] BAUM M and HANEBECK U D. Random hypersurface models for extended object tracking[C]. 2009 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT), Ajman, United Arab Emirates, 2009: 178–183.
- [100] BAUM M and HANEBECK U D. Extended object tracking with random hypersurface models[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(1): 149–159. doi: [10.1109/TAES.2013.120107](https://doi.org/10.1109/TAES.2013.120107).
- [101] GRANSTRÖM K and ORGUNER U. A PHD filter for tracking multiple extended targets using random matrices[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(11): 5657–5671. doi: [10.1109/TSP.2012.2212888](https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2212888).
- [102] GRANSTRÖM K and ORGUNER U. Implementation of the GIW-PHD filter[R]. LiTH-ISY-R-3046, 2012.
- [103] ZHANG Hui, XU Hui, WANG Xueying, *et al.* A PHD filter for tracking closely spaced objects with elliptic random hypersurface models[C]. The 16th International Conference on Information Fusion, Istanbul, Turkey, 2013: 1558–1565.
- [104] GRANSTRÖM K and LUNDQUIST C. On the use of multiple measurement models for extended target tracking[C]. The 16th International Conference on Information Fusion, Istanbul, Turkey, 2013: 1534–1541.
- [105] GRANSTRÖM K, REUTER S, MEISSNER D, *et al.* A multiple model PHD approach to tracking of cars under an assumed rectangular shape[C]. 17th International Conference on Information Fusion, Salamanca, Spain, 2014: 1–8.
- [106] GRANSTRÖM K and ORGUNER U. Estimation and maintenance of measurement rates for multiple extended target tracking[C]. 2012 15th International Conference on Information Fusion, Singapore, 2012: 2170–2176.
- [107] SWAIN A and CLARK D. Extended object filtering using spatial independent cluster processes[C]. 2010 13th International Conference on Information Fusion, Edinburgh, UK, 2010: 1–8.
- [108] SWAIN A and CLARK D. The PHD filter for extended target tracking with estimable extent shape parameters of varying size[C]. 2012 15th International Conference on Information Fusion, Singapore, 2012: 1111–1118.
- [109] LIAN Feng, HAN Chongzhao, LIU Weifeng, *et al.* Unified cardinalized probability hypothesis density filters for extended targets and unresolved targets[J]. *Signal Processing*, 2012, 92(7): 1729–1744. doi: [10.1016/j.sigpro.2012.01.009](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2012.01.009).
- [110] LUNDQUIST C, GRANSTRÖM K, and ORGUNER U. An extended target CPHD filter and a gamma Gaussian inverse Wishart implementation[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2013, 7(3): 472–483. doi: [10.1109/JSTSP.2013.2245632](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2013.2245632).
- [111] BEARD M, REUTER S, GRANSTRÖM K, *et al.* Multiple extended target tracking with labeled random finite sets[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(7): 1638–1653. doi: [10.1109/TSP.2015.2505683](https://doi.org/10.1109/TSP.2015.2505683).
- [112] WILLIAMS J. Marginal multi-Bernoulli filters: RFS derivation of MHT, JIPDA, and association-based member[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(3): 1664–1687. doi: [10.1109/TAES.2015.130550](https://doi.org/10.1109/TAES.2015.130550).
- [113] GARCÍA-FERNÁNDEZ Á F, WILLIAMS J L, GRANSTRÖM K, *et al.* Poisson multi-Bernoulli mixture filter: Direct derivation and implementation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(4): 1883–1901. doi: [10.1109/TAES.2018.2805153](https://doi.org/10.1109/TAES.2018.2805153).
- [114] GRANSTRÖM K, FATEMI M, and SVENSSON L. Poisson multi-Bernoulli mixture conjugate prior for

- multiple extended target filtering[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(1): 208–225. doi: [10.1109/TAES.2019.2920220](https://doi.org/10.1109/TAES.2019.2920220).
- [115] CARMÍ A, SEPTIER F, and GODSILL S J. The Gaussian mixture MCMC particle algorithm for dynamic cluster tracking[J]. *Automatica*, 2012, 48(10): 2454–2467. doi: [10.1016/j.automatica.2012.06.086](https://doi.org/10.1016/j.automatica.2012.06.086).
- [116] WIENEKE M and KOCH W. A PMHT approach for extended objects and object groups[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(3): 2349–2370. doi: [10.1109/TAES.2012.6237596](https://doi.org/10.1109/TAES.2012.6237596).
- [117] 杜浩翠, 谢维信, 范建德. 基于PPP模型的多扩展目标跟踪的JPDA算法研究[J]. 信号处理, 2019, 35(6): 1079–1087. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2019.06.020](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2019.06.020).
DU Haocui, XIE Weixin, and FAN Jiande. JPDA algorithm for multi-extended target tracking based on PPP model[J]. *Journal of Signal Processing*, 2019, 35(6): 1079–1087. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2019.06.020](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2019.06.020).
- [118] 陈一梅, 刘伟峰, 孔明鑫, 等. 基于GLMB滤波和Gibbs采样的多扩展目标有限混合建模与跟踪算法[J]. 自动化学报, 2020, 46(7): 1445–1456. doi: [10.16383/j.aas.c180077](https://doi.org/10.16383/j.aas.c180077).
CHEN Yimei, LIU Weifeng, KONG Mingxin, *et al.* A modeling and tracking algorithm of finite mixture models for multiple extended target based on the GLMB filter and Gibbs sampler[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(7): 1445–1456. doi: [10.16383/j.aas.c180077](https://doi.org/10.16383/j.aas.c180077).
- [119] 胡琪. 基于随机矩阵的扩展目标跟踪算法研究[D]. [博士学位论文], 西安电子科技大学, 2018.
HU Qi. Extended target tracking algorithms based on random matrix[D]. [Ph. D. dissertation], Xidian University, 2018.
- [120] 樊鹏飞, 李鸿艳. 基于GIW-PHD的扩展目标联合跟踪与分类算法[J]. 电子学报, 2018, 46(7): 1562–1570. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2018.07.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2018.07.004).
FAN Pengfei and LI Hongyan. Joint tracking and classification of extended object based on the GIW-PHD filter[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(7): 1562–1570. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2018.07.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2018.07.004).
- [121] 杜金瑞. 基于多伯努利滤波器的多扩展目标跟踪方法研究[D]. [硕士学位论文], 兰州理工大学, 2018.
DU Jinrui. The research on multi-extended target tracking algorithm based on multi-Bernoulli filter[D]. [Master dissertation], Lanzhou University of Technology, 2018.
- [122] 李鹏. 基于随机有限集的多扩展目标跟踪和航迹维持算法研究[D]. [博士学位论文], 江南大学, 2018.
LI Peng. Research on multiple extended target tracking and trajectory maintenance algorithms based on random finite set[D]. [Ph. D. dissertation], Jiangnan University, 2018.
- [123] 孙力帆, 何子述, 冀保峰, 等. 基于高精度传感器量测的机动扩展目标建模与跟踪[J]. 光学学报, 2018, 38(2): 0228001. doi: [10.3788/AOS201838.0228001](https://doi.org/10.3788/AOS201838.0228001).
SUN Lifan, HE Zishu, JI Baofeng, *et al.* Modeling and tracking of maneuvering extended objects using high resolution sensors[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(2): 0228001. doi: [10.3788/AOS201838.0228001](https://doi.org/10.3788/AOS201838.0228001).
- [124] 柳超, 孙进平, 陈小龙, 等. 结合幅度信息的扩展目标随机有限集跟踪方法[J]. 雷达学报, 2020, 9(4): 730–738. doi: [10.12000/JR19071](https://doi.org/10.12000/JR19071).
LIU Chao, SUN Jinping, CHEN Xiaolong, *et al.* Random finite set-based extended target tracking method with amplitude information[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(4): 730–738. doi: [10.12000/JR19071](https://doi.org/10.12000/JR19071).
- [125] VIVONE G, BRACA P, and ERRASTI-ALCALA B. Extended target tracking applied to X-band marine radar data[C]. OCEANS 2015, Genoa, Italy, 2015: 1–6.
- [126] VIVONE G, BRACA P, NATALE A, *et al.* Converted measurements Bayesian extended target tracking applied to X-band marine radar data[J]. *Journal of Advances in Information Fusion*, 2017, 12(2): 189–210.
- [127] VIVONE G and BRACA P. Joint probabilistic data association tracker for extended target tracking applied to X-band marine radar data[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2016, 41(4): 1007–1019. doi: [10.1109/JOE.2015.2503499](https://doi.org/10.1109/JOE.2015.2503499).
- [128] MAGNANT C, KEMKEMIAN S, and ZIMMER L. Joint tracking and classification for extended targets in maritime surveillance[C]. 2018 IEEE Radar Conference, Oklahoma City, USA, 2018: 1117–1122.
- [129] ZHOU Yi, WANG T, HU Ronghua, *et al.* Multiple kernelized correlation filters (MKCF) for extended object tracking using X-band marine radar data[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(14): 3676–3688. doi: [10.1109/TSP.2019.2917812](https://doi.org/10.1109/TSP.2019.2917812).
- [130] LIU Chao, SUN Jinping, and WANG Ziwei. Double-directional Bernoulli track-before-detect filter with particle flow[C]. 2019 International Conference on Control, Automation and Information Sciences, Chengdu, China, 2019: 1–6.
- [131] 柳超, 孙进平, 袁常顺, 等. Geodesic流多伯努利检测前跟踪方法[J]. 电子学报, 2020, 48(7): 1375–1379. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2020.07.17](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2020.07.17).
LIU Chao, SUN Jinping, YUAN Changshun, *et al.* Multi-Bernoulli track-before-detect method with Geodesic flow[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2020, 48(7): 1375–1379. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2020.07.17](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2020.07.17).

作者简介



柳超(1984-), 男, 山东泰安人, 博士, 讲师, 主要研究方向为雷达多目标跟踪、微弱目标检测等。

E-mail: LC2016@buaa.edu.cn



王月基(1974-), 男, 吉林通化人, 副教授, 主要研究方向为航空数据处理。

E-mail: 314553534@qq.com