

## 基于随机有限集的多目标跟踪算法综述

吴卫华，江晶，冯讯，刘重阳，秦星

(空军预警学院,武汉 430019)

**摘要：**基于随机有限集(RFS)的多目标跟踪算法是近年来国际上多传感器信息融合领域的研究热点。分别论述了RFS框架下3种重要的近似滤波器即概率假设密度(PHD)、势化PHD(CPHD)和多目标多伯努利(MeMBer)滤波器的研究进展，并对它们进行了比较和总结；然后，着重梳理了它们在机动目标跟踪、非标准目标跟踪、多传感器融合、多目标跟踪性能评估等方面的研究现状；最后，对相关领域的未来研究方向进行了分析和展望。

**关键词：**多传感器融合；多目标跟踪；随机有限集；概率假设密度；多目标多伯努利滤波器

中图分类号：TP391 文献标志码：A 文章编号：1671-637X(2016)03-0001-06

## Multi-target Tracking Algorithms Based on Random Finite Set: a Survey

WU Wei-hua, JIANG Jing, FENG Xun, LIU Chong-yang, QIN Xing

(Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)

**Abstract:** The multi-target tracking algorithms based on Random Finite Set (RFS) recently become a research hotspot for multi-sensor information fusion in the world. The research progresses of three kinds of important approximate filters under the RFS framework are discussed and summarized, including Probability Hypothesis Density (PHD), cardinalized PHD and multi-target multi-Bernoulli filter, and comparison is made to them. Then, the research status about the following aspects as maneuvering target tracking, nonstandard target tracking, multi-sensor fusion, multi-target tracking performance evaluation, etc. is presented. Finally, the future research directions in related areas are given.

**Key words:** multi-sensor fusion; multi-target tracking; random finite set; probability hypothesis density; multi-target multi-Bernoulli filter

## 0 引言

经典多目标跟踪(MTT)算法一般通过数据关联技术，将MTT问题分解为多个单目标跟踪问题，关联是整个MTT问题的核心和关键。但是，由于数据关联会导致组合爆炸等问题，会消耗60%~90%的计算时间，因此又成为上述算法达到实时性能的瓶颈。另外，经典方法在多个目标距离较近，且考虑出生、死亡、衍生、合并等行为时，也难以给出满意结果。由于各目标的出生、死亡过程，运动目标的数目及其状态均具有时变未知特点；而受限于传感器探测性能，目标漏检情况时有发生，且不可避免伴随杂波及噪声的干扰。上述

有限、时变数目的目标与量测集合实质难以用经典算法中采用的随机变量(RV)进行建模。

近年来，一类基于随机有限集(RFS)的跟踪算法应运而生，受到跟踪界的极大关注。RFS与RV均具有随机性，区别在于，RFS中集合的元素数目为随机的，且没有顺序。不同于经典跟踪算法，基于RFS的跟踪算法将多目标状态和多目标观测建模为RFS，具有如下显著优势：无需进行复杂的数据关联，且自然并入航迹起始、终止机制，可实现目标数目及其状态的同时估计，是一种自顶而下的科学方法，除MTT应用外，它还为目标检测、跟踪和识别、态势评估、多传感器数据融合和传感器管理等问题提供了统一的理论描述框架和解决方案。限于篇幅，本文仅介绍国外取得的重要成果。

### 1 基于RFS的多目标跟踪算法

第一个利用RFS理论来系统处理多传感器多目

标滤波的是 MAHLER 的有限集统计学<sup>[1]</sup>。其建立的基于 RFS 的最优多目标贝叶斯滤波具有与单目标贝叶斯滤波类似的模型,也由预测和更新两步组成。尽管形式简单,但源于多目标密度的组合本质和无穷维多目标状态空间的多重积分,最优贝叶斯多目标滤波并不实际。为此,MAHLER 推导了多种原理性近似滤波器,主要包括概率假设密度 (PHD)<sup>[2]</sup>、势化 PHD (CPHD)<sup>[3]</sup>以及多目标多伯努利 (MeMBer) 滤波器<sup>[1]</sup>,它们分别是最优多目标贝叶斯滤波器的一阶矩近似、二阶矩近似以及概率密度近似。其中,MeMBer 在估计目标数目时是有偏的,为此,文献[4]提出了势平衡 MeMBer (CBMeMBer)。虽然通过近似处理,但上述 3 种滤波递推表达式中仍存在着多重积分等复杂运算,导致在一般条件下不存在闭合解析形式,因此,它们又分别有适用于线性高斯条件的高斯混合 (GM) 和适用于非线性非高斯条件的序贯蒙特卡罗 (SMC) 两种执行版本,为便于描述,将它们分别简记为 GM-PHD<sup>[5]</sup>, SMC-PHD<sup>[6]</sup>, GM-CPHD, SMC-CPHD<sup>[7]</sup>, GM-CBMeMBer, SMC-CBMeMBer<sup>[4]</sup>。相关收敛性证明见文献 [8–9]。需要说明的是,通过使用线性化或不敏变换技术,可将仅适用于线性模型的闭合形式递归公式扩展到中度非线性模型。上述工作为基于 RFS 的跟踪算法的研究奠定了坚实基础。

### 1.1 PHD 滤波器

PHD 滤波器将多目标状态集合的后验概率密度“损失最小”地投影到单目标状态空间上<sup>[2]</sup>,极大降低了计算复杂度。但也存在固有的缺陷:一是需要额外的状态提取过程;二是不能提供目标航迹信息<sup>[6]</sup>。前一问题对 SMC-PHD 性能的影响尤为明显,通常根据粒子空间分布需要采用 k-mean 法<sup>[10]</sup>,或基于有限混合模型<sup>[11]</sup>的聚类技术进行状态提取。此外,还可利用粒子权重信息以更好地对相邻或较近的目标进行状态提取<sup>[12]</sup>。不同于 SMC-PHD,GM-PHD 无需计算量较大且可能导致不精确估计的聚类操作即可轻易提取状态,但限制于线性高斯条件。针对第二个问题,一种有效的途径是估计–航迹关联方法<sup>[13]</sup>,另一途径是将 PHD 作为杂波滤波器来消除量测集中的不太可能源于目标的杂波,然后再将余下的量测输入到跟踪器中<sup>[13]</sup>。这两种方法都降低了用于数据关联的量测数目,不过航迹信息均由跟踪器输出,PHD 滤波器自身并未利用目标的航迹信息。还有一种称为标签法的方法也常用来输出航迹,已用于 GM-PHD<sup>[14]</sup> 和 SMC-PHD<sup>[15]</sup>。

### 1.2 CPHD 滤波器

CPHD 是 PHD 的更一般化,其不仅传递多目标状态集合的后验强度,还同时传递该集合的后验势分布。虽

然 CPHD 整体势分布的更新公式是准确的,但当目标漏检时,将在局部表现出奇异行为,即 PHD 的权重会从丢失检测部分转移到检测部分,从而导致漏检量测附近的局部目标数目被明显低估<sup>[16]</sup>。为此,文献[16]将监视区域分割为不同区域,然后依次对每个区域应用 CPHD,不过,这使得杂波密度在分割后需要修正,因而又可能增加势估计的不确定性。文献[17]通过动态重加权方案,最小化权重漂移及估计误差的影响。

PHD/CPHD 通常假定目标出生强度先验已知。但是,当目标出现在预定义出生强度未被覆盖的区域时,标准 PHD/CPHD 将对该目标的存在完全“盲视”。一种自然的方法是将目标出生强度建模为均匀分布,但为获得对期望的均匀密度合理近似需要大量的高斯分量,这显然没有效率,且会导致短寿命虚假航迹的发生率较高和真实航迹的置信时间更长。为此,文献[18–19]提出了出生强度的自适应估计方法。另外,许多跟踪算法假定杂波密度是已知的或均匀分布,然而,在实际跟踪问题中,杂波分布通常是未知的且非均匀,通常与时变环境有关。对此,文献[20]提出了在线估计杂波密度的方法,文献[21]进一步提出了未知杂波和检测概率联合估计方法。

### 1.3 MeMBer 滤波器

PHD 和 CPHD 递归传递后验多目标密度的矩和势分布,而 MeMBer 滤波器传递用于近似后验多目标 RFS 密度的多伯努利分布的参数。不同于文献[4]通过修正量测更新的航迹参数来消除势偏差问题,文献[22]通过乘以丢失检测概率来平衡后验势分布。针对文献[4]提出的 CBMeMBer 仅适用于较高的检测概率和较低的杂波条件,且不能提供目标航迹输出的问题,文献[23]给出了更一般的多伯努利滤波器,称之为标签化多伯努利滤波器,其不仅消除了“势偏”问题,同时可输出目标航迹,且不需限制在高信噪比条件下,其不足之处在于相比 CBMeMBer 的线性复杂度,新算法计算代价显著增加,变为三次方复杂度。为克服多伯努利滤波器中需先验已知杂波强度、检测概率等参数问题,文献[24]提出了在检测概率和杂波强度未知条件下的 MeMBer 滤波器。

### 1.4 3 种近似算法的比较

对各近似算法而言,在线性高斯情况下,GM-CPHD 是最优的,而 GM-CBMeMBer 与 GM-PHD 性能相当,多伯努利滤波器并未体现出优势;但在高度非线性非高斯条件下,多伯努利滤波器应是更好选择,相比 SMC-PHD/CPHD,SMC-CBMeMBer 有着更优性能和更低计算量,还提供了目标存在概率信息。此外,其不需额外聚类操作,可直接提取多目标状态估计。因此,在

线性高斯条件下,GM-CPHD 性能最优,而在非线性非高斯条件下,SMC-CBMeMBer 具有明显优势。

在计算量方面,PHD,CPHD 和 MeMBer 的算法复杂度分别为  $O(mn)$ , $O(m^3n)$ , $O(mn)$ ,其中, $m,n$  分别表示量测数目和目标数目,因而,通过降低量测集合的势可降低算法计算量。基于此,文献[25]通过并入常规跟踪算法所使用的波门技术来降低计算量,并未造成任何明显的性能损失。

## 2 扩展及应用

### 2.1 机动目标跟踪

为使算法可适用于机动目标跟踪,文献[26]推导了线性高斯跳跃马尔可夫模型(JMS)的 PHD 递归的闭合形式解,提出了多模型 GM-PHD,记为 MM-GM-PHD。文献[27]通过在每步递归用最佳拟合高斯分布来近似多模型先验概率密度函数,使得线性 JMS 的多模型估计转变为线性高斯系统的单模型估计,然后,将 GM-PHD 应用于该近似的线性高斯系统。文献[28]提出了 MM-SMC-PHD,其能处理高度非线性非高斯模型,然而,由于需要粒子聚类计算,该方法中目标数目估计不够精确,且计算代价较高。上述多模型 GM-PHD 实际是非交互的,文献[29]解决了如何将“交互”的 IMM 并入 PHD 算法的问题。为改善精度,文献[30]提出了 MM-GM-CPHD,不过,计算量显著增加,增长为  $O(nm^3r^2)^9$ ,其中, $r$  为模型数目。为填补基于伯努利滤波器的多模型空白<sup>[31]</sup>,文献[32]利用 JMS 提出了多模型 CBMeMBer (MM-CBMeMBer),包括 SMC 和 GM 执行版本。

### 2.2 非标准目标跟踪

多数现有的方法是基于简单的点目标假设,当传感器分辨率较高或目标尺寸较大时,目标可能占据传感器多个分辨单元,这些目标称为扩展目标。文献[33]给出了扩展目标 PHD 滤波器的 GM 执行。为降低复杂度,上述算法仅对目标质心的动态属性进行估计,忽略了目标扩展范围(尺寸和形状)。文献[34]利用随机超曲面模型给出了椭圆、矩形或更一般形状的扩展目标估计方法。文献[35]通过用随机矩阵来表示目标椭圆扩展,对未知数目的扩展目标动态属性和扩展范围同时进行了估计。此外,非标准目标跟踪还包括群目标<sup>[36]</sup>、不可分辨目标跟踪<sup>[37]</sup>等,文献[38–39]基于 CPHD 分别考虑了扩展目标与群目标和不可分辨目标的联合跟踪问题。

### 2.3 多传感器融合

尽管 RFS 为多传感器融合提供了良好的理论框架,但是其具体实现仍然富有挑战。在集中式多传感

器融合结构下,文献[40]介绍了两传感器 PHD 算法,尽管理论上该方案可扩展到多传感器情况,实际上并不如此简单。文献[2]推导了多传感器更新式子,但其几乎不具有计算可行性。在算法实际执行时,对多传感器采用序贯更新是主流方式。

在大规模多传感器的融合中,一般使用分布式融合结构。针对分布式多目标跟踪问题,文献[41]基于指数混合密度,联合广义的协方差交叉法和随机有限集,在 PHD 框架下进行了研究,文献[42]则对该问题考虑了 GM-CPHD 算法。

在多传感器数据融合问题中,配准是成功融合的前提。常规配准算法首先通过经典关联方法,然后根据关联结果对来自于同一目标的量测利用配准算法对传感器偏差和目标状态进行估计。然而,该缺点是明显的。因为,数据关联影响传感器配准,而传感器配准反过来也直接影响着数据关联。为此,文献[43–44]提出了针对存在传感器偏差的 SMC-PHD 滤波器,而文献[45]则应用 GM-PHD 滤波器来解决带配准误差的多传感器多目标跟踪。这些方法的显著优点是不需进行数据关联,可以联合估计出目标的数目、状态及传感器的偏差。

### 2.4 基于 RFS 的多目标跟踪性能评估指标

在设计、参数优化和跟踪系统的比较中,基于 RFS 的多目标跟踪算法的性能评估非常重要。最初的性能测度为 Hausdorff 度量,然而,其缺点是对真实状态集合和估计状态集合的势的差异不敏感。基于 Wasserstein 距离,文献[46]提出新的 OMAT 度量,其比 Hausdorff 对势差异更为敏感,并且,它在两个目标状态有相同的势时有物理直观的解释,然而,当势不同时,它没有物理一致的解释。为此,文献[47]提出最优子模式分配(OSPA)度量,它并入了势误差和状态误差,其有一个可以控制势误差和状态误差的相对重要性的参数,即使两个集合的势不一样,它也有自然物理解释。文献[48]进一步并入了标签误差。文献[49]提出称为基于质量的 OSPA(Q-OSPA),它更进一步并入了质量信息,因此提供了更精确的多目标估计算法的性能量化,如果估计质量不可得,便对估计分配相等质量,则 Q-OSPA 退化到 OSPA。

### 2.5 其他相关问题

作为一种全新的多目标跟踪算法,基于 RFS 的跟踪算法实际上与传统成熟算法有着某种联系,其中的关系需要挖掘以及对比研究,便于更深刻理解和掌握。文献[50]将 PHD 表面离散成无穷小的“箱体”,预测和更新每一个箱子包含一个目标的概率,从另一个直观形象、简单易懂的角度给出了 PHD/CPHD 的物理空

间解释,避免了复杂的随机有限集知识,便于工程技术人员理解掌握。文献[51]表明,在均匀传感器视场、均匀杂波、高斯混合后验密度合并成单个高斯分量假设下,伯努利滤波器退化为一体化概率数据关联(IPDA)滤波器。

### 3 未来研究方向展望

尽管近十年来基于RFS的跟踪算法不断取得令人鼓舞的研究成果,但仍存在以下不足。

1) 现有基于RFS的多机动目标跟踪算法都假定所有目标服从固定数目的目标动态模型集,因此,如何引入更为有效的变结构交互多模型到RFS框架需要进一步研究。此外,对于各近似滤波器的SMC执行版本,如何选择适宜的重要性分布也值得探讨。

2) 相比PHD和CPHD而言,最有前途的MeMBer滤波器将是未来研究的重要方向,其在非标准目标跟踪、算法参数自适应等方面的研究相对较少,尚未见其用于分布式融合结构中<sup>[31]</sup>。

3) 随机有限集作为一种强有力的多传感器信息融合的解决方案,其对信息融合的具体问题还有待进一步深入。例如,目前仅有少量文献针对多传感器配准这一问题进行了具体研究<sup>[43~44]</sup>,而文献[52]首次将GM-PHD扩展到适用于“乱序”量测(OoS)问题,给出了相应的闭合形式的递归解,显然,将更高级的CPHD和MeMBer用于解决OoS值得期待。另外,如何用它们解决传感器配准和OoS联合问题更是一个全新的课题。

4) 此外,RFS算法正在向传感器管理<sup>[53]</sup>以及联合检测、跟踪和分类<sup>[54]</sup>等方面渗透,相关研究值得重视。

总之,作为一种新兴的多传感器信息融合技术,目前并不完善,因此,希望本文能为国内研究人员提供有益的参考和帮助。

### 参 考 文 献

- [1] MAHLER R. Statistical multisource multitarget information fusion[M]. Boston: Artech House, 2007.
- [2] MAHLER R. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [3] MAHLER R. PHD filters of higher order in target number [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(4): 1523-1543.
- [4] VO B T, VO B N, CANTONI A. The cardinality balanced multi-target multi-Bernoulli filter and its implementations [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(2): 409-423.
- [5] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [6] VO B T, SINGH S, DOUCET A. Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1224-1245.
- [7] VO B T, VO B N, CANTONI A. Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3553-3567.
- [8] CLARK D, VO B N. Convergence analysis of the Gaussian mixture PHD filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(4): 1204-1212.
- [9] CLARK D, BELL J. Convergence results for the particle PHD filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(7): 2652-2661.
- [10] CLARK D, 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.
- [11] LIU W, HAN C, LIAN F, et al. Multitarget state extraction for the PHD filter using MCMC approach[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(2): 864-883.
- [12] TANG X, WEI P. Multi-target state extraction for the particle probability hypothesis density filter[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2011, 5(8): 877-883.
- [13] PANTA K, VO B N, 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.
- [14] PANTA K, CLARK D, VO B N. 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] OUYANG C, JI H, TIAN Y. Improved Gaussian mixture CPHD tracker for multitarget tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 59(2): 1177-1191.
- [18] BEARD M, VO B T, VO B N, et al. A partially uniform

- target birth model for Gaussian mixture PHD/CPHD filtering [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2013, 49(4) :2835-2844.
- [19] 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.
- [20] CHEN X, THARMARASA R, PELLETIER M, et al. Integrated clutter estimation and target tracking using poison point processes [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(2) :1210-1235.
- [21] MAHLER R, VO B T, VO B N. CPHD filtering with unknown clutter rate and detection profile[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(8) :3497-3513.
- [22] OUYANG C, JI H, LI C. Improved multi-target multi-Bernoulli filter [J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2012, 6 (6) :458-464.
- [23] 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.
- [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.
- [25] MACAGNANO D, FREITAS D A G. Adaptive gating for multitarget tracking with Gaussian mixture filters [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60 (3) : 1533-1538.
- [26] PASHA S, VO B N, TUAN H, 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.
- [27] LI W L, JIA Y M. Gaussian mixture PHD filter for jump Markov models based on best-fitting Gaussian approximation[J]. *Signal Processing*, 2011, 91(4) :1036-1042.
- [28] PUNITHAKUMAR K, KIRUBARAJAN T, SINHA A. Multiple-model probability hypothesis density filter for tracking maneuvering targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(1) :87-98.
- [29] WOOD T. Interacting methods for manoeuvre handling in the GM-PHD filter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(4) :3021-3025.
- [30] GEORGESCU R, WILLETT P. The multiple model CPHD tracker [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(4) :1741-1751.
- [31] RISTIC B, VO B T, VO B N, et al. A tutorial on Bernoulli filters:theory, implementation and applications [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61 ( 13 ) : 3406-3430.
- [32] DUNNE D, KIRUBARAJAN T. Multiple model multi-Bernoulli filters for manoeuvring targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2013, 49(4) : 2679-2692.
- [33] GRANSTROM K, LUNDQUIST C, ORGUNER U. Extended target tracking using a Gaussian mixture PHD filter [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(4) :3268-3286.
- [34] ZHU H, HAN C, LI C. An extended target tracking method with random finite set observations[C]//Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion ( FUSION ), Chicago: IEEE, 2011 :81-86.
- [35] GRANSTROM K, ORGUNER U. A PHD filter for tracking multiple extended targets using random matrices[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60 ( 11 ) : 5657-5671.
- [36] SWAIN A, CLARK D. The single-group PHD filter;an analytic solution [ C ]//Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion ( FUSION ), Chicago: IEEE, 2011 :1-8.
- [37] MAHLER R. PHD filters for nonstandard targets, ii ;unresolved targets[C]//12th International Conference on Information Fusion ( FUSION ), Seattle: IEEE, 2009 : 922-929.
- [38] LUNDQUIST C, GRANSTROM K, 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.
- [39] LIAN F, HAN C, LIU W, et al. Unified cardinalized probability hypothesis density filters for extended targets and unresolved targets [ J ]. *Signal Processing*, 2012, 92 ( 7 ) : 1729-1744.
- [40] MAHLER R. The multisensor PHD filter-part I: general solution via multitarget calculus [ C ]//Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XVIII, Orlando, 2009, SPIE 7336, 73360E.
- [41] UNEY M, CLARK D, JULIER S. Distributed fusion of PHD filters via exponential mixture densities[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2013, 7 ( 3 ) :521-531.
- [42] 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.
- [43] 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.

- [44] RISTIC B, CLARK D, GORDON N. Calibration of multi-target tracking algorithms using non-cooperative targets [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 7 (3) :390-398.
- [45] 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.
- [46] HOFFMAN J, MAHLER R. Multitarget miss distance via optimal assignment[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 2004, 34 (3) :327-336.
- [47] SCHUHMACHER D, VO B T, VO B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56 (8) :3447-3457.
- [48] RISTIC B, VO B N, CLARK D, et al. A metric for performance evaluation of multi-target tracking algorithms [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59 (7) :3452-3457.
- [49] HE X, THARMARASA R, KIRUBARAJAN T, et al. A track quality based metric for evaluating performance of multitarget filters[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2013, 49 (1) :610-616.
- [50] ERDINC O, WILLETT P, BAR-SHALOM Y. The bin-occupancy filter and its connection to the PHD filters[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 57 (11) :4232-4246.
- [51] VO B T, SEE C, MA N, et al. Multi-sensor joint detection and tracking with the Bernoulli filter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48 (2) :1385-1402.
- [52] BISHOP A. Gaussian-sum-based probability hypothesis density filtering with delayed and out-of-sequence measurements[C]//18th Mediterranean Conference on Control & Automation, Marrakech, Morocco, 2010:1423-1428.
- [53] RISTIC B, ARULAMPALAM S. Bernoulli particle filter with observer control for bearings-only tracking in clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48 (3) :1-11.
- [54] YANG W, FU Y, LONG J, et al. Joint detection, tracking, and classification of multiple targets in clutter using the PHD filter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48 (4) :3594-3609.

根据 2012 ~ 2014 年发表稿件的被引和下载情况,评选出 10 篇优秀论文,其第一作者为《电光与控制》2015 年优秀作者。

### 2015 年优秀论文

题名	作 者	发表年 - 期
高速数字电路 PCB 中串扰问题的研究与仿真	杨华,陈少昌,朱凤波	2012 - 3
四旋翼飞行器设计与平稳控制仿真研究	庞庆雷,李家文,黄文浩	2012 - 3
基于信息熵和 TOPSIS 法的目标威胁评估及排序	张涛,周中良,苟新禹,于雷	2012 - 11
红外探测器发展需求	张雪,梁晓庚	2013 - 2
二次成像光学被动无热化设计	罗金平,王合龙,刘欣,潘枝峰	2012 - 4
高速 PCB 板的信号完整性研究	李超,陈少昌,刘任洋	2013 - 4
多站纯方位无源定位算法研究进展	王本才,王国宏,何友	2012 - 5
多模型粒子滤波在机动目标跟踪中的应用	闫文利,王建刚,柳毅	2012 - 1
边界扫描测试技术发展综述	刘九洲,王健	2013 - 2
SAR 干扰/抗干扰技术的现状与发展	柏仲干,谢虹,马孝尊,董旭平,陈丽	2012 - 2