

## 基于随机有限集理论的多扩展目标跟踪技术综述

冯新喜, 蒲 磊\*, 孔云波, 王 雪

(空军工程大学信息与导航学院,西安,710077)

**摘要** 随着传感器分辨率的不断提高,扩展目标跟踪技术在实际应用中的作用日益凸显。传统的基于数据关联的目标跟踪方法在对多扩展目标进行跟踪时难以适用,而基于随机有限集理论的方法由于避免了数据关联的困扰而得到了广泛的关注和大量的研究。通过对近年来基于随机有限集理论的多扩展目标跟踪技术研究现状进行了综合分析,包括外形建模方法、最优多目标跟踪贝叶斯滤波器的各类近似技术以及基于随机有限集的多扩展目标跟踪算法的性能评价指标等。最后在已有研究发展的基础上,提出了基于随机有限集理论的多扩展目标跟踪技术需重点关注和解决的若干问题,包括如何将外形建模与群目标轮廓建模进行结合、多机动扩展目标跟踪、多扩展目标跟踪性能评价指标、非线性非高斯下的扩展目标跟踪、非标准量测下的扩展目标跟踪等问题。

**关键词** 扩展目标;外形建模;随机有限集理论;评价指标

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.03.018

**中图分类号** TN953 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)03-0093-07

### A Survey of Multiple Extended Targets Tracking Techniques Based on FISST

FENG Xinxi, PU Lei, KONG Yunbo, WANG Xue

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

**Abstract:** An overview of the studies on the FISST-based multiple extended targets tracking techniques is analyzed here. The contents of the overview include the shape modeling methods, the optimal multi-target Bayes filter and its principled approximations, RFS-based track-valued estimation and so on in the overview. Finally, on the basis of the existing research in these areas, some key issues of the RFS-based multiple extended targets tracking techniques are paying a great deal of attention to the researchers for solution. These contents consist of combination of shape modeling and group target profile modeling, multiple maneuvering extended target tracking, performance evaluation method of extended target tracking, extended target tracking based on nonlinear and non-Gaussian, extended target tracking with non-standard measurement.

**Key words:** extended target; shape modeling; random finite set theory; track-valued estimation

目标跟踪作为信息融合理论的重要构成成分,其建模和跟踪滤波理论及技术<sup>[1-2]</sup>得到了广泛重视与研究。传统的目标跟踪方法一般将运动体视为点

目标,并基于“一对一”的“目标-量测”数据对运动状态进行估计。但近年来,现代先进传感器技术取得了长足的进步,传感器分辨率不断提高,目标占据雷

**收稿日期:**2015-12-07

**基金项目:**国家自然科学基金(61571458)

**作者简介:**冯新喜(1962—),男,陕西富平人,教授,博士生导师,主要从事目标跟踪和信息融合研究.E-mail:fengxinxi2005@aliyun.com

**通信作者:**蒲 磊(1991—),男,四川遂宁人,硕士生,主要从事目标跟踪和信息融合研究.E-mail:304019416@qq.com

**引用格式:**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 Xinxi, PU Lei, KONG Yunbo, et al. A Survey of Multiple Extended Targets Tracking Techniques Based on FISST[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(3): 93-99.

达分辨单元的个数逐渐增加,从而使得一个目标在一个采样周期内可能产生多个量测点,这类目标称为扩展目标<sup>[3]</sup>。扩展目标跟踪系统不仅能提供目标精确的运动信息,同时也包含着目标的形态信息,使其在机器人识别与定位、车辆编队跟踪、运动人群跟踪以及近距飞机或大型舰船的跟踪等领域具有巨大的应用价值<sup>[4]</sup>。

由于在实际中的广泛应用,扩展目标跟踪问题一经提出,便引起了国内外学者的高度重视和大量研究,逐渐发展成为当前目标跟踪领域的一个研究热点。对于多扩展目标的跟踪,由于不再满足点目标的假设条件,如果依然采用传统的量测关联算法,随着目标数和量测数的增多,运算量将呈指数增长,必然会导致组合爆炸问题。

近年来,随机有限集理论(Random Finite Set, RFS)受到了目标跟踪领域学者的广泛关注,基于随机集的多目标跟踪算法也得到了大量的研究。基于随机集的目标跟踪方法具备严格的贝叶斯理论基础,在不考虑数据关联的情况下,可同时实现目标数和目标状态的估计,因此尤其适用于多扩展目标跟踪问题。在量测模型建立方面,考虑到扩展目标量测数据具有目标的外形信息,将其作为待估量进行目标的形状估计,由此产生了多种外形建模方法及相应的滤波算法。

本文在全面回顾和介绍扩展目标的外形建模方法以及当前基于随机集的多扩展目标跟踪技术研究现状与进展的基础上,提出了未来需要重点关注和解决的若干问题。

## 1 扩展目标外形建模方法

在刚开始对扩展目标进行研究的时候,一般将其视为点群目标进行处理,扩展目标上的多个散射点被看成是一个点目标群,从而直接采用群目标的跟踪理论方法进行研究。但随着雷达分辨率不断提高,目标的散射点数量不断增多,位置也在不断变化,在处理扩展目标的问题上,群目标的方法已难以适用,于是学者们提出了专门针对扩展目标各类量测模型,与传统量测模型主要的区别是对目标外形信息的提取。这类模型主要的研究思路是:针对不同的场景,首先建立相应的扩展目标外形和运动模型,接着再选择合适的滤波器进行处理。

对扩展目标外形的描述有多种方法,国内外学者分别提出利用椭圆或矩形模型<sup>[4]</sup>、棍形模型<sup>[5]</sup>、随机矩阵模型<sup>[6-7]</sup>、高斯曲面特征矩阵模型<sup>[8]</sup>、椭圆随机超曲面模型<sup>[9-10]</sup>、星凸型超曲面模型<sup>[11]</sup>等来对扩展目标进行建模,为扩展目标滤波算法的实现奠定了基础。

2005年,Gilholm和Salmond提出了一种新颖的量测空间分布模型<sup>[5]</sup>,即通过一个空间概率分布

对目标进行建模。该模型假设量测来自于空间某一高密度区域,且来自同一目标的量测数目服从泊松分布,同时,随机杂波量测数也服从泊松分布。但是上述建模方法忽略了对扩展目标外形的估计,同时不能适用于含有杂波和漏检的情况。同年,Gilholm等人<sup>[12]</sup>又提出了一种非均匀泊松点过程的量测模型,此时目标产生的量测可以近似为一个椭圆,椭圆模型很适合描述大型目标,不仅能够描述目标的扩散区域同时还有方向角信息。一般而言,5个独立参量即可确定一个椭圆,即质心坐标 $(m_x, m_y)$ ,椭圆的长短半轴 $a$ 和 $b$ ,及长轴与 $x$ 的夹角 $k$ 。2003年,Salmond和Parr在<sup>[13]</sup>中用椭圆对扩展目标的形状进行建模,并采用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)进行状态估计。后来Angelova等人<sup>[14]</sup>在椭圆模型的基础上研究了部分条件线性形式的扩展目标跟踪和参数估计问题,但在这里形态信息仍然只是被作为参数而不是目标状态进行估计,所以未考虑目标形态信息的前后关联,这也直接导致了在对目标形态参数进行估计时,其仿真结果存在较大的起伏。采用椭圆对目标形状的建模有一定的针对性,那就是只有当量测分布在目标边缘且具有几何结构特性的时候,这在很大程度上限制了算法的应用。为了使算法能够估计更一般的目标扩散的同时又能处理多个扩展目标,2008年,德国学者Koch提出一种基于随机矩形<sup>[6]</sup>(Random Matrix, RM)的扩展目标跟踪方法,使扩展目标跟踪理论得到了极大地丰富和发展。该方法将扩展目标的形状和大小信息用随机矩阵进行表示,是目前应用最广泛的一种形状估计方法<sup>[15-16]</sup>。但该方法仍然将目标的空间扩展用椭圆近似,不能展现目标轮廓的细节,如带有不同机翼的不规则飞机以及不同类别的飞机等,这也使得与之相应的滤波算法具有一定的局限性。

近些年,国内外学者又研究了另一类描述目标扩散的模型——随机超曲面模型<sup>[10,17-18]</sup>(Random Hypersurface Model, RHM),该模型假设目标的量测是由其上散布的多个量测源产生的,通过对量测源建模来反映目标的扩散程度,同时量测模型将传感器自身噪声也考虑了进去。文献<sup>[19]</sup>针对静止的椭圆型扩展目标,对RM和RHM2种建模方法进行了性能比较分析,仿真结果显示随机超曲面模型在质心状态和形状估计方面都有着更高的精度。RHM算法可以通过预设不同的目标形状数学方程来对不同类型的目标形状进行估计,但如果预设不合理,将会直接影响形状估计的精度,且计算代价比RM算法要高得多。为了提取目标更为详细的形状信息,2011年Baum等人<sup>[20]</sup>提出利用星-凸(star-vertex)形对扩展目标外形进行建模。星-凸形可表征包括椭圆在内的更多样式的扩展目标外形,并有更好的近似程度,见图1。

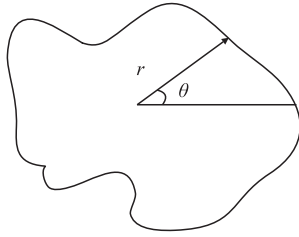


图 1 星-凸形模型

Fig.1 Star-vertex model

在数学上,星-凸形模型可以通过一维径向函数  $r(x_k^s, \theta)$  表示。如图 1 所示,径向函数边缘点的值仅与边缘点到原点中心的距离和角度  $\theta$  有关。因此,可以将  $r(x_k^s, \theta)$  进行  $N$  阶傅里叶级数展开,即

$$r(x_k^s, \theta) = \mathbf{R}(\theta_k) \mathbf{x}_k^s = a_k^0 + \sum_{j=1,2,\dots,N} (a_k^j \cos(j\theta_k) + b_k^j \sin(j\theta_k)) \quad (1)$$

式中:  $\theta_k \in [0, 2\pi)$ ;  $\mathbf{R}(\theta_k)$  为进行分解后的正弦项和余弦项,向量  $\mathbf{x}_k^s$  为扩展目标的外形信息,即:

$$\mathbf{R}(\theta_k) = [1, \cos(\theta_k), \sin(\theta_k), \dots, \cos(N\theta_k), \sin(N\theta_k)] \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_k^s = [a_k^0, a_k^1, b_k^1, \dots, a_k^N, b_k^N] \quad (3)$$

对星-凸形扩展目标建模的一种有效的具体方法可采用随机超曲面的形式,首先预设目标形状的数学方程,然后通过对方程中的参数进行加噪来生成目标的先验形状,最后根据观测数据选出最似然的形状。除了上述方法,李鹏等人<sup>[8]</sup>又提出了一种基于高斯曲面拟合的形状估计方法,通过在边缘提取结构点,然后以此为均值生成高斯曲面,通过叠加后再进行归一处理可拟合任意形状的空间量测分布,但该方法存在运算量过大的问题,难以在实际中推广运用。

综上所述,虽然国内外相关领域的专家学者在扩展目标外形建模方法进行了大量的研究,但仍然存在适用范围不广、运算量较大等问题,同时对于大小差异较大且形状随时间变化的多扩展目标的外形建模仍是一个值得研究的课题。

## 2 基于随机集的扩展目标滤波器

### 2.1 扩展目标 PHD 滤波

基于随机集的多目标跟踪方法避免了复杂的数据关联,在处理跟踪问题的过程中能够同步获得目标数和目标状态的估计,日益受到了国内外学者的关注和研究。但随机集方法在运用过程中存在集积分的计算,难以求解。针对该问题, Mahler 采用随机有限集的一阶矩来近似多目标的后验密度,即概率假设密度 (Probability Hypothesis Density, PHD)。值得一提的是, PHD 不是一个概率密度,而是一个强度密度,对它在某一区域内进行积分得到的是区域内目标数的期望值。2009 年, Mahler<sup>[21]</sup>在 Gilholm 等提出的量测空间模型<sup>[5-12]</sup>的基础上,将 PHD 推广到扩展目标跟踪,推导获得了扩展

目标 PHD (Extended Target PHD, ET-PHD) 滤波器,进一步推动了扩展目标跟踪技术的发展。该算法通过每一时刻的量测对目标随机集进行滤波更新,可以准确估计出扩展目标的状态。但 Mahler 只进行了理论推导,并没有进行仿真实验。2010 年,在 Vo 等人建立的高斯混合 PHD (Gaussian Mixture PHD, GM-PHD) 滤波器<sup>[22]</sup>的基础上, Granstrom<sup>[23]</sup>等人在线性高斯假设条件下给出了 ET-PHD 滤波器的高斯混合实现,并通过仿真验证了该滤波器的有效性,文献<sup>[23]</sup>证明了 ET-GM-PHD 滤波器的收敛性,文献<sup>[24]</sup>给出了 ET-GM-PHD 收敛性的进一步分析。为了使该滤波器应用范围更广,王晓等人<sup>[25]</sup>在多模型思想的启发下,提出了一种改进的 MM-GM-PHD (Multiple Model GM-PHD, MM-GM-PHD) 来处理机动目标跟踪的问题,取得了良好的效果。但 GM-PHD 滤波器随着滤波的延续,其高斯分量数迅速增长,使得存储量和运算量也越来越大,必须对高斯分量进行修剪或者合并。针对此问题,国内外学者提出了诸多的解决方案,主要通过预先设定阈值来删除权值较小的分量,或者通过某种标准来合并相似度较高的信息,具体方法参见文献<sup>[26]</sup>。针对非线性高斯条件下的扩展目标跟踪问题,主要是通过将传统的非线性卡尔曼滤波方法引进来。Chen Jinguang 等人<sup>[27]</sup>提出了一种基于容积卡尔曼的扩展目标概率假设密度滤波器,具有较高的滤波精度。为了处理非线性非高斯问题,Vo 等<sup>[28]</sup>利用序贯蒙特卡洛法产生带有权值的随机粒子集,并以粒子分布信息对 PHD 进行近似,从而提出扩展目标序贯蒙特卡洛 PHD (Extended Target Sequential Monte Carlo PHD, ET-SMC-PHD) 滤波算法,该方法的计算复杂度不依赖于目标数的变化,但目标状态提取精度严重依赖于聚类算法的稳定性。结合粒子滤波的方法, Li Yunxiang 等人<sup>[29]</sup>提出了一种针对扩展目标的粒子 PHD 滤波方法,即 ET-P-PHD (Extended Target Particle PHD, ET-P-PHD) 滤波器,为了降低算法复杂度,采取了  $k$  均值量测集划分方法和状态空间门限法。以上的方法只对扩展目标的运动状态进行了估计,并没有考虑到目标的形状信息。2010 年以后, Granstrom 等人将 Koch 等人提出的随机矩阵模型与 Mahler 提出的基于 PHD 的扩展目标跟踪的伪量测似然乘积形式相结合,提出了扩展目标高斯逆威沙特 PHD (ET-GIW-PHD, Extended Target Gaussian Inverse Wishart PHD) 滤波方法<sup>[7,30-31]</sup>,该方法扩展了 Koch 等人所提方法的适用范围,使其可运用于未知杂波环境下目标数可变的扩展目标跟踪问题。但 ET-GIW-PHD 在滤波过程中未考虑单个目标的量测数估计问题, Granstrom 等人又提出了扩展目标伽玛高斯逆威沙特 PHD (Extended Target Gamma Gaussian Inverse Wishart PHD, ET-GGIW-PHD)

滤波。但由于它们都沿用了 Koch 方法的模型和基本假设,形状估计存在缺陷,针对该问题,张慧等人<sup>[32]</sup>引入了多模型的方法,提出了一种多(形变)模型 GIW-PHD 滤波器,即 MM-GIW-PHD 滤波器,适用于处理具有形变能力的扩展目标跟踪问题。文献<sup>[33]</sup>将随机矩阵和扩展目标高斯混合滤波器相结合,对扩展目标的运动状态和形状进行估计。但该方法将所有目标都近似为椭圆,误差较大,针对该问题,韩玉兰等人<sup>[34]</sup>提出了一种基于随机超曲面的扩展目标高斯混合概率假设密度(RHM-GM-PHD)滤波器,能够跟踪任意凸星形目标的运动状态和形状。针对多机动扩展目标的跟踪问题,Li 等<sup>[35]</sup>建立了一类线性 JMS 模型,并提出了一种高斯混合实现的算法,该算法采用 BFG 近似法表达模型的动态性。接着,田森平等人<sup>[36]</sup>建立了一类适用范围更广的非线性 JMS 模型,并用 GM-PHD 算法进行了实现。除此之外,宋骊平等人<sup>[37]</sup>在 Petrov N 等人<sup>[38]</sup>研究成果的基础上针对扩展目标的扩展特性将新近提出的箱粒子滤波(Box Particle Filter, BPF)引进来,提出了一种基于箱粒子的多扩展目标 PHD 滤波方法,有效地降低了运算复杂度。

## 2.2 扩展目标 CPHD 滤波

基于 Gilholm 等<sup>[5]</sup>提出的量测空间模型,PHD 滤波器假定目标数目服从泊松分布,虽然可以提供目标数的瞬时估计,但当存在虚警尤其是漏报的时候,对目标数目的估计存在过估现象。Mahler 针对该问题在文献<sup>[39]</sup>中提出了一种带势分布的势概率假设密度(CPHD, Cardinalized PHD)滤波器。与 PHD 不同,CPHD 滤波器联合传递 PHD 一阶矩及势分布高阶矩信息。引入势分布信息使得运算复杂度有所提高,但也使得对目标数目的估计更为稳健。

在文献<sup>[40]</sup>中首次将 CPHD 引入到扩展目标中,但没有提出实现方法,在此基础上,Orguner 等人<sup>[41]</sup>针对扩展目标提出了扩展目标 CPHD 滤波,并用高斯混合进行了实现。相比 GM-ET-PHD 滤波器,GM-ET-CPHD 滤波器对扩展目标状态和目标个数的估计精度更优,但它以巨大的计算复杂度为代价。这里值得一提的是,根据 Mahler 的推导<sup>[21]</sup>,无论是 ET-PHD 滤波,还是其实现形式 GM-ET-PHD 和 GM-ET-CPHD 滤波,其滤波更新都需要当前量测的所有可能划分,但随着量测数的增加,计算量将急剧增加。针对此问题,国内外学者进行了大量的研究,提出了很多不同的量测集划分方法。Granstrom 等<sup>[23]</sup>提出了距离划分法、距离辅助划分法来获得所有划分的子集,接着 Li 等<sup>[29]</sup>提出了一种基于  $k$ -means 聚类法的量测划分方法,该划分方法虽然比距离划分法更精确,但其计算量要比距离划分法稍大。上述方法都认定相距较近的量测来自同一个目标并将其合并到一个划分单元中,进而有效地删减划分单元的数目。但由于都是基于量测之

间的距离来进行划分的,在扩展目标产生的量测的密度差别较大时均不能获得较好的分类结果,针对这个问题,韩玉兰等人<sup>[42]</sup>提出了一种基于共享最近邻(Shared Nearest Neighbor, SNN)相似度的量测集划分方法,该算法对量测密度不敏感。闫小喜等<sup>[43]</sup>提出了一种采用有限混合模型的量测集合近似分割算法,该算法利用期望极大化算法极大似然估计混合参数,然后利用量测来源的条件概率分割量测集合,取得了较好的目标跟踪性能,然而该算法对有限混合模型混合分量的初始值有较大的依赖性。Zhang 等<sup>[44]</sup>提出了一种基于快速模糊自适应谐振理论(Adaptive Resonance Theory, ART)的量测集划分方法,该算法能够对量测集进行快速和稳定的划分,然而,在密集目标和杂波情况下,模糊 ART 固有的缺陷使得该算法容易出现“饱和”问题,从而出现分类错误。孔云波等人<sup>[45]</sup>提出了一种基于网格分布和谱聚类的量测集划分方法,在杂波环境下有较好的效果。

在 GM-ET-CPHD 滤波器之后,Orguner 等人又提出一种基于伽马高斯逆威沙特的执行方法,即扩展目标伽马高斯逆威沙特 CPHD(ET-GGIW-CPHD)<sup>[46]</sup>,使其不仅能估计目标的中心状态,同时又能估计目标的形状大小以及量测率。另外,连峰<sup>[47]</sup>等人针对扩展目标和群目标提出了一种标准 CPHD 滤波。从目前的文献来看,相比于 PHD 滤波器,对 CPHD 在扩展目标方面的应用研究相对较少,如何将它进一步地运用于扩展目标跟踪问题中,还需要大量的研究工作。

## 2.3 扩展目标 MeMber 滤波

2007年, Mahler 在低杂波密度且杂波数服从泊松分布的假设条件下,推导了最优多目标贝叶斯滤波的近似多目标多伯努利(Multi-target Multi-Bernoulli, MeMber)滤波器<sup>[48]</sup>。与 PHD 和 CPHD 不同,它不递归估计概率密度的矩,而是假设目标生灭过程服从伯努利分布,通过计算漏检目标和量测更新的多伯努利随机集参数,来近似多目标随机集的后验概率密度。MeMber 滤波器的最大优点在于它在状态提取时不需要聚类运算,有效地降低了算法的复杂度。2013年, Ristic 等人<sup>[49]</sup>将其运用到扩展目标在杂波环境下的联合检测与跟踪,取得了良好的效果。文献<sup>[50]</sup>指出在 MeMber 滤波器的更新方程存在对目标数目的有偏(过高)估计问题,提出基于势平衡的多目标多伯努利(Cardinality-Balanced MeMber, CBMeMber)递归滤波器。文献<sup>[51]</sup>将势平衡多目标多伯努利滤波用于多扩展目标,并用高斯混合进行了实现,避免了传统 CBMeMber 对目标数目的过估计。然而该算法仅利用了量测集划分的一种划分结果进行目标状态的更新,并未考虑量测所有可能的划分。为此,文献<sup>[52]</sup>进行了进一步研究,考虑量测集所有可能的划分,提

出了扩展目标伯努利滤波器,并用高斯混合进行了实现,提高了对目标估计数的稳定性。针对传统算法在量测噪声协方差未知情况下跟踪性能急剧下降,李翠芸等<sup>[53]</sup>将变分贝叶斯估计方法(Variational Bayesian,VB)引入到 CBMeMber 中,提出一种跟踪精度更高的 VB-CBMeMber 滤波器,并给出了高斯混合实现。

### 3 评价指标

性能评价指标是扩展目标跟踪算法中非常重要的组成部分,对滤波算法的选择、分析和评估都起着重要的作用。目前用于评价多扩展目标滤波算法性能的指标主要有 3 种: Hausdorff 距离、Wasserstein 距离、OSPA(Optimal Subpattern Assignment, OSPA)距离。然而在当 2 个集合中存在一个或一个以上空集时, Hausdorff 距离、Wasserstein 距离均没有定义,同时,对目标个数出现错误时惩罚过重。文献<sup>[54]</sup>在 Wasserstein 距离的基础上进行了改进,提出了 OSPA 距离,定义如下:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}, Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\},$$

$$d(X, Y) =$$

$$\begin{cases} 0, m = n = 0 \\ \left( \frac{1}{n} \left( \min_{\pi} \sum_{i=1}^m d^{(c)}(x_i, y_{\pi(i)}) \right)^p + c^p (n - m) \right)^{1/p}, m \leq n \\ d(Y, X), m > n \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $d^{(c)}(x, y) = \min(\|x - y\|, c)$ ,  $c$  为截断距离。

OSPA 距离在空集存在的情况下仍有定义,并有一定的物理解释。总的来说,OSPA 距离是目前比较认可的多目标滤波评价指标。考虑到外形特征,文献<sup>[4]</sup>提出一种衡量指标即计算 2 个有形目标相交和相并面积之比(Intersection-over-Union, IOU):

$$\frac{A \cap B}{A \cup B} \in [0, 1] \quad (5)$$

式中:  $A, B$  分别为 2 个有形目标的面积。对于好的估计,IOU 值接近于 1,反之为 0。显然,对于有形目标相交和相并区域的确定是不易的,尤其当目标形状不规则时;同时若估计的目标个数与真实目标个数不一致,则该衡量指标失效。

### 4 展望

纵观上述研究进展,着眼于提高扩展目标跟踪的准确性和鲁棒性的发展需要,今后在基于随机集的多扩展目标跟踪技术研究中,可以重点关注以下几个方面<sup>[57]</sup>:

1)多扩展目标外形建模与群目标轮廓建模方法的结合。现有基于 RFS 的多扩展目标跟踪算法大

多采用统一的外形建模方法,而实际中,随着目标与传感器之间距离的变化,目标外形变化比较明显,可能开始是模糊的椭圆,然后逐渐具有精确的几何形状,各时刻目标外形差异比较大,可以考虑将现有的外形建模方法联合起来,建立一种自适应的量测空间建模框架。另一方面,可以考虑将对群目标轮廓的建模方法引入到扩展目标外形建模里来。

2)将交互多模思想引入多机动扩展目标跟踪。现有的算法对目标机动的考虑都相对比较简单,而实际中目标的机动模式是很复杂的,各目标的机动情况差异也比较大,即使同类目标,在不同的背景中也有不同的运动特性。因此为了实现更为精确的多机动扩展目标跟踪,未来应进一步将交互多模的思想引进来。

3)多扩展目标跟踪性能评价指标问题。多目标跟踪性能评价指标对滤波算法的选择、分析和评估方面都起着重要的作用。由于没有数据关联,对基于随机集的多扩展目标跟踪,不能得到多个单目标的跟踪性能评价,也就难以形成目标清晰的航迹。除此之外,现在最常用的 OSPA 也有一些不完善的地方,如对参数的选择比较敏感等。

4)现有的基于随机有限集的扩展目标滤波方法大多是基于线性高斯模型的,具有一定的局限性。相比之下,非线性非高斯的随机集扩展目标滤波方法更具有普适性。尽管 P-PHD 滤波器能够较好解决非线性多扩展目标随机集估计问题,然而随着目标数和传感器数量的增加,其计算量将会大幅增加,从而限制了其应用,而逐渐兴起的箱粒子滤波以其计算量小和适用于分布式的特点为非线性非高斯模型的多扩展目标跟踪问题带来了新的发展契机,可以考虑将其与现有的各类扩展目标滤波方法相结合,使其能更好地运用于实际的扩展目标跟踪中。

5)非标准量测下的扩展目标跟踪问题。现有的研究主要是基于点值量测的,考虑到未知的系统延时、有界偏差量和未知同步偏差等,使得量测结果被未知分布和偏差的区间误差所影响,因此,标准的点量测模型不再适用。可以结合区间分析技术将现有的方法进行扩展,建立相应的区间量测模型和区间滤波方法。

### 5 结语

纵观上述研究进展,着眼于提高扩展目标跟踪精度和增基于随机集框架下的多扩展目标跟踪是近些年发展起来的具有坚实数学基础的新方法,它是当前多扩展目标跟踪较为重要的发展方向,并已成功应用于实践。作为一种全新的理论完备的多目标跟踪技术,随机集理论必将强有力地推动信息融合理论及其相关应用的快速发展。本文对扩展目标的外形建模方法及基于随机集的滤波技术的产生发展

以及当前的研究现状进行了比较详细的综述,并对扩展目标滤波技术的未来发展方向进行了阐述,这将为我国多扩展目标跟踪等领域的研究人员开展相关研究提供一定的便利。

### 参考文献(References):

- [1] BAR-SHALOM Y, LI X R. Estimation and tracking: Principles and Techniques and Software [M]. Boston, MA: Artech House, 1993.
- [2] BAR-SHALOM Y, LI X R, KIRUBARAJAN T. Estimation with Applications to Tracking and Navigation[M]. Hoboken, NJ: Wiley, 2001.
- [3] DRUMMOND O E, BLACKMAN S, PETRISOR G C. Tracking Clusters and Extended Objects with Multiple Sensors[J]. Proceedings of the SPIE, 1990, 1305: 362-375.
- [4] GRANSTROM K, LUNDQUIST C, ORGUNER U. Tracking Rectangular and Elliptical Extended Targets Using Laser Measurements[C]// The 14th International Conference on Information Fusion. Chicago, IL: IEEE, 2011: 1-8.
- [5] GILHILM K, SALMOND D. Spatial Distribution Model for Tracking Extended Objects[J]. IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, 2005, 152(5): 364-371.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 李鹏, 杨金龙, 葛洪伟. 基于高斯曲面特征矩阵的扩展目标形状估计[J]. 光电子·激光, 2014, 25(9): 1803-1811.  
LI Peng, YANG Jinlong, GE Hongwei. Shape Estimation of Extended Targets Based on Gaussian Surface Feature Matrix[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2014, 25(9): 1803-1811. (in Chinese)
- [9] 张慧, 徐晖, 王雪莹, 等. 一种基于椭圆随机超曲面模型的群目标高斯混合 PHD 滤波器[J]. 光学学报, 2013, 33(9): 14-23.  
ZHANG Hui, XU Hui, WANG Xueying, et al. A Gaussian-Mixture PHD Filter for Group Targets Tracking Based on Ellipse Random Hypersurface Models[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(9): 14-23. (in Chinese)
- [10] BAUM M, HANEBECK U D. Random Hypersurface Models for Extended Object Tracking[C]// IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. Ajman, United Arab Emirates: IEEE, 2009: 178-183.
- [11] SUN L, LAN J, LI X R. Extended Target Tracking Using Star-Convex Model with Non-Linear Inequality Constraints[C]// 2012 31st Chinese Control Conference. Hefei: IEEE, 2012: 3869-3874.
- [12] GILHILM K, GODSILL S, SALMOND D. Poisson Models For Extended Target and Group Tracking[C]// Proceedings of the Data Processing of Small Targets. San Diego, CA: SPIE, 2005: 230-241.
- [13] SALMOND D, PARR M C. Track Maintenance Using Measurements of Target Extent[J]. IEE Processing on Rader, Sonar and Navigation, 2004, 150(6): 389-395.
- [14] ANGELOVA D, MIHAYLOVA L. Extended Object Tracking Using Monte Carlo Methods[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2008, 56(2): 825-832.
- [15] GRANSTROM K, ORGUNER U. On Spawning and Combination of Extended/Group Targets Modeled with Random Matrices[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(3): 678-692.
- [16] 韩玉兰, 朱洪艳, 韩崇昭. 采用随机矩阵的多扩展目标滤波器[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(7): 98-104.  
HAN Yulan, ZHU Hongyan, HAN Chongzhao. A Multi-Target Filter Based on Matrix[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(7): 98-104. (in Chinese)
- [17] HAN Y L, ZHU H Y, HAN C Z. A Gaussian-Mixture PHD Filter Based on Random Hypersurface Model for Multiple Extended Targets [C]// Proceedings of the 16th International Conference on Information Fusion. Istanbul: IEEE, 2013: 1752-1759.
- [18] ZHANG H, XU H, WANG X Y. A PHD Filter for Tracking Closely Spaced Objects with Elliptic Random Hypersurface Models[C]// Proceedings of the 16th International Conference on Information Fusion. Istanbul: IEEE, 2013: 1558-1565.
- [19] BAUM M, FELDMANN M, FRANKEN D, et al. Extended Object and Group Tracking: A Comparison of Random Matrices and Random Hypersurface Models[J]. GI Jahrestagung, 2010, 176(2): 904-906.
- [20] BAUM M, HANEBECK U D. Shape Tracking of Extended Objects and Group Targets with Star-Convex RHMs[C]// Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion. Chicago, IL: IEEE, 2011: 338-345.
- [21] MAHLER R. PHD Filters for Nonstandard Targets, I: Extended Targets[C]// The 12th International Conference on Information Fusion. Seattle, WA: IEEE, 2009: 915-921.
- [22] VO B N, MA W K. The Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density Filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [23] 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.
- [24] 连峰, 韩崇昭, 刘伟峰. 高斯混合扩展目标概率假设密度滤波器的收敛性分析[J]. 自动化学报, 2012, 38(8): 1343-1352.  
LIAN Feng, HAN Chongzhao, LIU Weifeng. Convergence Analysis of the Gaussian Mixture Extended-Target Probability Hypothesis Density Filter[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(8): 1343-1352. (in Chinese)
- [25] 王晓, 韩崇昭. 用于机动目标跟踪的多模型概率假设密度滤波器[J]. 西安交通大学学报, 2011, 45(12): 1-5.  
WANG Xiao, HAN Chongzhao. A Probability Hypothesis Density Filter with Multiple Models for Maneuvering Target Tracking[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2011, 45(12): 1-5. (in Chinese)
- [26] 张永权. 随机有限集扩展目标跟踪算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.  
ZHANG Yongquan. Research on Algorithms of Extended Target Tracking Based on Random Finite Set[D]. Xi'an: XiDian University, 2014. (in Chinese)
- [27] CHEN J G, WANG N, MA L L, et al. Extended Target Probability Hypothesis Density Filter Based on Cubature Kalman Filter[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2015, 9(3): 324-332.
- [28] VO B N, SINGH S, BOUCET 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.
- [29] LI Y X, XIAO H T, SONG Z Y, et al. A New Multiple Extended Target Tracking Algorithm Using PHD Filter[J]. Signal Processing, 2013(93): 3578-3588.
- [30] GRANSTRÖM K. Extended Target Tracking Using PHD Filters[D]. Linköping: Linköping University, 2012.
- [31] GRANSTROM K, ORGUNER U. On the Reduction of Gaussian Inverse Wishart Mixtures[C]// Proceedings of the 15th International Conference on Information Fusion. Singapore: IEEE, 2012: 2162-2169.
- [32] 张慧, 徐晖, 安玮, 等. 一种基于多模型高斯逆 Wishart PHD 滤波器的空间邻近目标跟踪方法[J]. 红外与毫米波学报, 2014, 33(2): 206-212.  
ZHANG hui, XU Hui, AN Wei, et al. A Multiple-Model Gaussian Inverse Wishart PHD Filter for Closely Spaced Objects Tracking [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2014, 33(2): 206-212. (in Chinese)

- Chinese)
- [33] 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.
- [34] 韩玉兰,朱洪艳.多扩展目标的高斯混合概率假设密度滤波器[J].*西安交通大学学报*,2014,48(4):95-101.  
HAN Yulan,ZHU Hongyan. Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density Filter for Multiple Extended Targets [J].*Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2014,48(4):95-101. (in Chinese)
- [35] LI W L, JIA Y M, DU J P, et al. Gaussian Mixture PHD Filter for Multiple Maneuvering Extended Targets Tracking[C]//*Decision and Control and European Control Conference*. Orlando,FL:IEEE, 2011: 2411-2415.
- [36] 田森平,周波,戚其丰.基于高斯混合 PHD 滤波的多机动扩展目标跟踪[J].*中南大学学报:自然科学版*,2013,44(12):4923-4929.  
TIAN Senping, ZHOU Bo, QI Qifeng. Gaussian Mixture PHD Filter Based Tracking Multiple Maneuvering Extended Targets[J]. *Journal of Central South University:Science and Technology*, 2013,44 (12):4923-4929. (in Chinese)
- [37] 宋骊平,严超,姬红兵,等.基于箱粒子的多扩展目标 PHD 滤波[J].*控制与决策*,2015,30(10):1759-1765.  
SONG Liping, YAN Chao, JI Hongbing, et al. PHD Filter for Tracking Multiple Extended Targets Using Box Particle[J]. *Control and Decision*,2015,30(10):1759-1765. (in Chinese)
- [38] PETROV N, ULMKE M, MIHAYLOVA L. On the Performance of the Box Particle Filter for Extended Object Tracking Using Laser Data [C]//*Workshop on SDF: Trends, Solutions, Applications*. Bonn: IEEE,2012:19-24.
- [39] MAHLER R. PHD Filters of Higher Order in Target Number [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43 (4):1523-1543.
- [40] SWAIN A, CLARK D. Extended Object Filtering Using Spatial Independent Cluster Processes[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005,41(4): 3224-3247.
- [41] ORGUNER U, LUNDQUIST C, GRANSTROM M. Extended Target Tracking with a Cardinalized Probability Hypothesis Density Filter [C]//*Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion*. Chicago, IL:IEEE, 2011:1-8.
- [42] 韩玉兰,任重义,韩崇昭.多扩展目标滤波器的量测集划分方法[J].*压电与声光*,2015,37(4):603-608.  
HAN Yulan,REN Zhongyi,HAN Chongzhao. A Measurement Set Partitioning Algorithm for Extended Target Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density Filter[J]. *Piezoelectrics & Acoustooptics*, 2015,37 (4): 603-608. (in Chinese)
- [43] 闫小喜,韩崇昭,李威,等.拓展目标量测集分割算法[J].*西安交通大学学报*,2014,48(9):19-23.  
YAN Xiaoxi, HAN Chongzhao, LI Wei, et al. A Partitioning Algorithm of Measurement Sets for Extended Objects[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2014,48(9):19-23. (in Chinese)
- [44] ZHANG Y Q,JI H B. A Novel Fast Partitioning Algorithm for Extended Target Tracking Using a Gaussian Mixture PHD Filter[J]. *Signal Processing*, 2013, 93(11): 2975-2985.
- [45] 孔云波,冯新喜,危璋.利用高斯混合概率假设密度滤波器对扩展目标量测集进行划分[J].*西安交通大学学报*,2015,49(7):126-133.  
KONG Yunbo, FENG Xinxi, WEI Zhang. A Measurement Set Partitioning for Extended Target Tracking Using a Gaussian Mixture Extended-Target Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density Filter[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2015, 49(7): 126-133. (in Chinese)
- [46] 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.
- [47] LIAN F,HAN C Z. Unified Cardinalized Probability Hypothesis Density Filters for Extended Targets and Unresolved Targets[J]. *Signal Processing*,2012,92(7):1729-1744.
- [48] MAHLER R. *Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion* [M].Norwood, MA:Artech House, 2007.
- [49] RISTIC B, SHERRAH J. Bernoulli Filter for Joint Detection and Tracking of an Extended Object in Clutter[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*,2013, 7(1):26-35.
- [50] 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.
- [51] 张光华,连峰,韩崇昭,等.高斯混合扩展多伯努利滤波器[J].*西安交通大学学报*,2014,48(10):9-14.  
ZHANG Guanghua, LIAN Feng, HAN Chongzhao, et al. Gaussian Mixture Extended Multi-Bernoulli Filter[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2014,48(10):9-14. (in Chinese)
- [52] 连峰,马冬冬,元向辉,等.扩展目标 CBMeMber 滤波器及其高斯混合实现[J].*控制与决策*,2015,30(4):611-616.  
LIAN Feng, MA Dongdong, YUAN Xianghui. CBMeMber Filter for Extended Targets and Its Gaussian Mixture Implementations[J]. *Control and Decision*, 2015,30(4):611-616. (in Chinese)
- [53] 李翠芸,王荣,姬红兵.基于变分贝叶斯势均衡多目标多伯努利滤波的多扩展目标跟踪算法[J].*控制理论与应用*,2015,32(2):187-195.  
LI Cuiyun, WANG Rong, JI Hongbing. Multiple Extended-Target Tracking Based on Variational Bayesian Cardinality-Balanced Multi-Target Multi-Bernoulli[J]. *Control Theory & Applications*, 2015,32(2): 187-195.(in Chinese)
- [54] SCHUHMACHER D,VO B T,VO B N.A Consistent Metric For Performance Evaluation Of Multi-Object Filters[J].*IEEE Transaction on Signal Processing*,2008,56(8):3447-3457.
- [55] 杨峰,王永齐,梁彦,等.基于概率假设密度滤波方法的多目标跟踪技术综述[J].*自动化学报*,2013,39(11):1944-1953.  
YANG Feng,WANG Yongqi,LIANG Yan,et al. A Survey of PHD Filter Based Multi-target Tracking[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013,39 (11):1944-1953. (in Chinese)
- [56] 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 Wei, FU Yaowen, LONG Jianqian, et al. The FISST-Based Target Tracking Techniques: A Survey[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012,40(7):1440-1448. (in Chinese)

(编辑:徐楠楠)