

# 天空地一体化多目标跟踪算法研究综述

闫莉萍\* 刘晗钊 夏元清  
(北京理工大学自动化学院, 北京 100081)

**摘要:** 为实现全时全域“泛在连接”,构建天空地一体化网络已成为国家重大需求,而基于天空地一体化网络下跨域协同系统进行多目标跟踪是其中一个重要的发展方向,其在军民领域都极具应用价值。本文详细阐述了天空地一体化网络背景下多目标跟踪方法研究进展。首先,介绍了天空地一体化跨域协同多目标跟踪的研究背景与意义。其次,从基于视觉的多目标跟踪、基于模型的多目标跟踪和基于多模态融合的多目标跟踪三个方面概述了当前的代表性研究方法:在基于视觉的多目标跟踪算法方面,介绍了单摄像头和多摄像头融合的多目标跟踪方法;对于基于模型的多目标跟踪,先介绍了单传感器多目标跟踪方法,以及在多种复杂场景下的改进,然后介绍了多传感器融合方法;在基于多模态信息融合的目标跟踪方面,在对多传感器时空配准方法和有代表性的多模态信息融合方法介绍的基础上,概括了基于多模态融合的多目标跟踪算法。最后探讨了当前存在的问题和未来发展方向:无论基于视觉的还是基于模型的多目标跟踪方法都有不少问题有待解决,特别是两种方法的结合值得深入研究;在面临复杂干扰时,基于多传感器信息融合的多目标跟踪由于能实现信息的互补,成为未来的主流发展方向;此外,跨域协同系统,由于能利用更多的资源和信息,其多目标跟踪问题研究极具价值,不过其中通信安全问题和多目标跟踪模型轻量化问题值得探讨。本文对从事目标跟踪及空地一体化协同控制相关理论与技术研究的科研工作者具有重要参考价值。

**关键词:** 天空地一体化; 视觉目标跟踪; 随机有限集; 多模型; 多模态信息融合  
**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **DOI:** 10.12466/xhcl.2024.11.003

**引用格式:** 闫莉萍, 刘晗钊, 夏元清. 天空地一体化多目标跟踪算法研究综述[J]. 信号处理, 2024, 40(11): 1951-1971. DOI: 10.12466/xhcl.2024.11.003.

**Reference format:** YAN Liping, LIU Hanzhao, XIA Yuanqing. Survey on space-air-ground integrated multi-target tracking algorithms[J]. Journal of Signal Processing, 2024, 40(11): 1951-1971. DOI: 10.12466/xhcl.2024.11.003.

## Survey on Space-Air-Ground Integrated Multi-target Tracking Algorithms

YAN Liping\* LIU Hanzhao XIA Yuanqing  
(School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

**Abstract:** Building a space-air-ground integrated network has become a national demand to achieve ubiquitous connectivity in all time and space. Multi-target tracking based on cross domain collaborative systems under the space-air-ground integrated network is important, having great application value in both military and civilian fields. This paper elaborates on the research progress of multi-target tracking methods in the context of a space-air-ground integrated network. First, the research background and significance of cross domain collaborative multi-target tracking for space-air-ground integration are introduced. Second, representative research methods are reviewed from three aspects: visual-based, model-based, and multi-modal fusion-based multi-target tracking. In terms of vision-based multi-target tracking algorithms,

收稿日期: 2024-06-17; 修回日期: 2024-09-17

\*通信作者: 闫莉萍 ylp@bit.edu.cn \*Corresponding Author: YAN Liping, ylp@bit.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62073036);北京市自然科学基金(4242049)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62073036); The Natural Science Foundation of Beijing (4242049)

single camera and cross camera fusion multi-target tracking are introduced. Regarding model-based multi-target tracking, we first introduce the single-sensor multi-target tracking method and its improvement in a variety of complex scenarios, and then introduce the multi-sensor fusion method. In terms of target tracking based on multimodal information fusion, after introducing the multi-sensor spatiotemporal registration methods and representative multimodal information fusion methods, the main algorithms of multi-target tracking based on multimodal fusion are summarized. Finally, the existing problems and future development directions in the field of multi-target tracking are discussed. Both visual and model-based multi-target tracking methods have numerous problems that need to be solved, and the combination of the two methods is worthy of in-depth research. When facing complex interference, multi-target tracking based on multi-sensor information fusion has become the mainstream development direction owing to its ability to achieve complementary information. In addition, cross-domain collaborative systems, owing to their ability to utilize more resources and information, have great application potential in multi-target tracking problem research. Moreover, the issues of communication security and lightweight multi-target tracking models are also research-worthy. This paper is expected to be of interest to researchers engaged in theoretical and technical research related to target tracking and integrated collaborative control of space-air-ground systems.

**Key words:** space-air-ground integration; visual target tracking; random finite set; multimodel; multimodal information fusion

## 1 引言

天空地一体化网络(Space-Air-Ground Integrated Networks, SAGIN)是将天基网络、空基网络和地面网络进行有机融合,充分利用不同网络在不同空间维度上的优势,建立起的可靠、灵活、高效的融合网络架构,是未来无线通信系统的发展方向。我国《“十四五”国家信息化规划》中明确指出:要在“十四五”期间实施“天空地海立体化网络建设和应用示范工程”,其中包括“地表低空感知网络工程示范”。因此,针对我国经济、科技与社会发展,开展天空地立体化网络环境下多自主运动体(多智能体)的地表低空感知研究具有重要意义。

在现代军事斗争中,天空地一体化网络下的跨域协同系统往往承担着目标跟踪的任务,这是获取目标信息、感知战场态势的重要方式。目标跟踪根据所跟踪的目标数量可以将其分为单目标跟踪和多目标跟踪。其中单目标跟踪是利用带有噪声的传感器依据时间过程产生的量测信息估计目标当前时刻的状态,进而实现对单个目标的跟踪。但在实际的跟踪场景中,需要跟踪的目标对象往往不止一个,因此单目标跟踪越来越难以满足复杂的实际需求。相比于单目标跟踪,多目标跟踪过程中不仅每个跟踪目标的状态是变化的,而且跟踪目标的数目也是变化的。而随着作战场景变得越来越复杂,基于单传感器的跟踪系统感知和计算能力有限,且在复杂电磁环境中容易受到干扰,难以适应实战需求。天空地一体化跨域协同系统搭载了种类繁多的传感器,通过多源传感器数据的共享和融合进行

环境感知和实时目标信息传递,以实现复杂环境下对多目标的协同追踪。其中,通过视觉摄像头获取的多层次多模态视觉信息有利于目标的检测、定位和跟踪;在目标视觉信息被遮挡、目标与背景相似等情况下,采用基于模型的多目标跟踪方法通过雷达估计目标状态,可减轻并更正视觉跟踪在目标轨迹估计中的失误。另一方面,在运动目标机动情况下,目标运动学模型与目标实际运动模型很可能存在偏差,而视频数据可为基于模型的预测和跟踪提供快速鲁棒的观测信息。作为天空地一体化网络环境下多自主运动体地表低空感知的典型应用,复杂环境下基于多模态信息融合的多目标跟踪方法研究具有重要意义。

基于上述背景,本文针对天空地一体化网络应用过程中的困难与挑战,深入开展天空地一体化跨域协同多目标跟踪技术研究,从基于视觉传感器的多目标跟踪、基于模型的状态估计和基于多模态数据融合的多目标跟踪三个角度阐述天空地一体化跨域协同多目标跟踪的研究现状,并对天空地一体化跨域协同系统的多目标跟踪理论体系进行发展和完善。图1为具体的多目标跟踪算法分类。

## 2 天空地一体化跨域协同多目标跟踪方法研究现状

### 2.1 基于视频的多目标跟踪

摄像头等视觉传感器能够同时获取目标的外观和运动特征,基于视频信息的多目标跟踪具有精度高、隐蔽性好、直观性强等优点,是天空地一体化网络下多目标跟踪实现的重要组成部分。

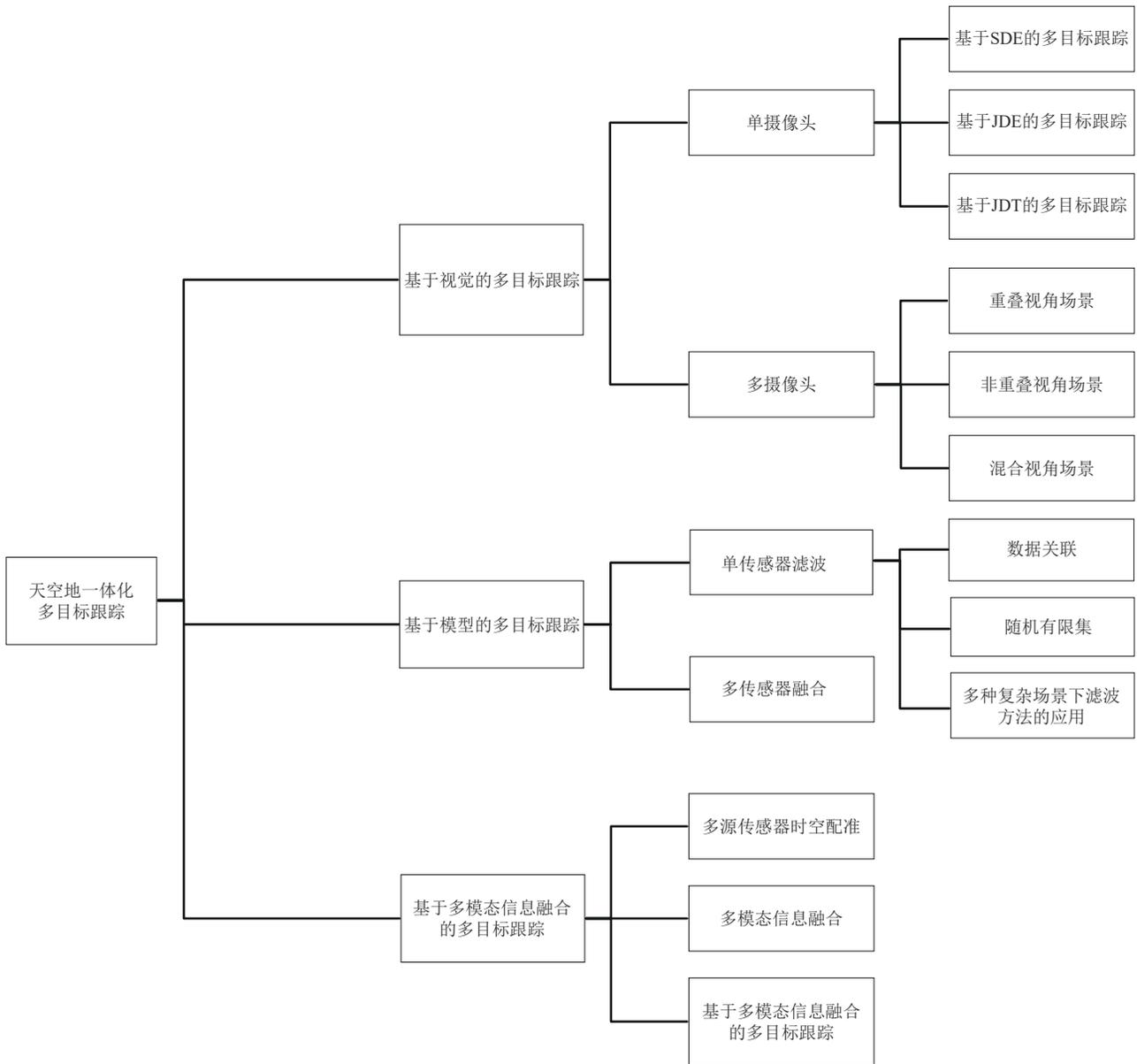


图 1 天空地一体化多目标跟踪方法分类

Fig. 1 Classification of space-air-ground integrated multi-target tracking algorithms

然而,由于摄像头的探测范围有限,单一视角的限制导致被遮挡的目标在长期跟踪中容易丢失,而多摄像头能够从不同视角捕捉同一场景,在一个视角遮挡的物体在另一个视角可见的可能性很大,因此多视角多摄像头的多目标跟踪逐渐受到关注,尤其在天空地一体化背景下,通过对天基网络、空基网络和地基网络不同视角下的视频信息进行融合,能够对目标遮挡、丢失等信息进行补偿。后续首先介绍单摄像头下视觉跟踪方法,以此为基础再综述多摄像头融合视觉多目标跟踪研究现状。

### 2.1.1 单摄像头多目标跟踪

视觉多目标跟踪方法大致可分为传统方法和基于深度学习的方法两大类。传统方法主要基于概率统计最大化思想,如一些滤波方法、基于马尔可夫决策的方法、多假设跟踪方法等。2003年,NUMMIARO等人将粒子滤波应用于多目标跟踪领域<sup>[1]</sup>;2006年,STENGER等人将递归贝叶斯算法应用到了多目标跟踪领域并取得了较好的效果<sup>[2]</sup>;2015年,XIANG等人提出了马尔可夫决策算法<sup>[3]</sup>。传统的多目标跟踪算法计算速度快,计算过程较简单,在应对一些简单场景时具有较好的处理结果,

但当面对一些复杂场景时,如出现目标遮挡或背景杂波干扰时,其计算量急剧增加。

近年来,深度学习技术的快速进步有力推动了视觉多目标跟踪领域的发展。深度学习方法对于非线性、复杂关系的建模能力较强,能够较好的提取和关联视频中的复杂特征,当前已成为视觉多目标跟踪的研究热点。当前,基于深度学习的视觉多目标跟踪可根据完成目标检测、特征提取、数据关联的过程分为以下三类:分离检测与特征提取(Separate Detection and Embedding, SDE)、联合检测与特征提取(Joint Detection and Embedding, JDE)、联合检测与跟踪(Joint Detection and Tracking, JDT)<sup>[4]</sup>。以下三类方法对单摄像头多目标跟踪作详细介绍。

#### (1) 基于SDE的多目标跟踪方法

基于SDE的多目标跟踪方法是将目标检测、特征提取和数据关联分别展开进行,可进一步分为离线跟踪和在线跟踪。表1总结了两种跟踪方法的特点及差异。

离线跟踪是给定所有检测结果,将属于同一目标的检测结果全局关联到一条轨迹中。连续能量最小化是一种常用的全局优化策略<sup>[5]</sup>,通过建立运动模型对轨迹进行约束,并设计能量函数对数据关联和轨迹估计进行整合。而图模型则是通过图理论对数据关联进行建模,通过顶点和边分别表示目标以及其目标间相似性,再通过Hungarian算法<sup>[6]</sup>或贪婪算法<sup>[7]</sup>进行匹配<sup>[8-10]</sup>。离线方法在跟踪过程中能够利用更多视频帧的信息,因此跟踪精度较高、鲁棒性更好,但也需要更高的计算量,且实际应用范围相对较小。

在线跟踪方法不需要使用未来视频帧的信息,因此相比离线跟踪更加贴合实际应用。BEWLEY等人提取多目标运动特征,采用Faster R-CNN<sup>[11]</sup>网络进行目标检测,并采用卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)<sup>[12]</sup>算法对目标进行预测,最后进行数据关联实现目标跟踪<sup>[13]</sup>。文献[14]针对多目标之间的运动交互关系,采用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)<sup>[15]</sup>进行运动特征的提取。文献[16]设计了一种多帧图像信息融合的目标状态预测方法。然而,上述算法仅提取和使用目标的运动特征,在目标发生尺度变化的场景中跟踪性能会明显下降。文献[17]通过GoogLeNet<sup>[18]</sup>提取目标外观特征,并通过k密集邻近算法进行数据关联。文献[19]结合特征金字塔网络<sup>[20]</sup>提取目标外

观特征,并融合多个层级的特征提升网络的目标识别能力。文献[21]通过CNN网络学习不同目标的图像以提取更具判别性的外观特征,增强网络的目标识别能力。文献[22]提出了一种深度亲和力网络,对目标间的外观相似性进行了评估。但上述算法又只提取了目标外观特征,当面对尺度变化等复杂场景时容易出现跟踪漂移的情况。因此将两种特征结合的方法受到了广泛关注。文献[23]结合KF的预测结果和经CNN提取的目标外观特征进行相似性度量。文献[24]首先采用评分的方法筛选不可靠量测和跟踪轨迹,然后基于KF和目标外观特征对剩余目标进行关联,有效应对了噪声干扰和冗余跟踪轨迹的问题。文献[25]提出了一种自校正KF算法用于预测目标位置。然而,上述将两种特征结合的方法复杂度较高,难以达到实时跟踪的要求。

#### (2) 基于JDE的多目标跟踪方法

相比基于SDE的方法,基于JDE的方法将目标检测和特征提取进行联合,提升了算法运行效率。文献[26]基于Mask R-CNN<sup>[27]</sup>网络提出了一种TrackR-CNN算法,从区域建议网络(Region Proposal Network, RPN)中提取外观特征,提升了跟踪精确性,但未能达到实时跟踪的要求。文献[28]基于YOLOv3<sup>[29]</sup>提出了JDE<sub>864</sub>方法,采用自平衡损失函数<sup>[30]</sup>平衡分类、边界框回归和重识别(Re-identification, ReID)特征提取的重要性,实现了目标的实时跟踪。但JDE<sub>864</sub>对目标检测和重识别间的矛盾没有进行充分考虑,因此跟踪鲁棒性不强。

虽然上述两种基于JDE的方法能够减少计算量,但其跟踪精确性没有明显的提升。对此,众多研究文献在此基础上进行了三种改进方案。首先采用无锚框网络能够更准确地提取目标特征。文献[31]基于CenterNet<sup>[32]</sup>引入了一种并行特征提取模块,降低了过拟合风险。文献[33]为了使FCOS<sup>[34]</sup>网络更少的关注无关区域,引入了一个区域转换模块。文献[35]设计了一个特征提取模块,使所提取的特征更适合检测和ReID。其次协同多个子任务可以缓解网络内部的矛盾,进而提升模型的跟踪准确性。文献[36]设计了一种互相关网络,对多个子任务的特征进行学习。文献[37]通过极坐标的形式表示特征向量,并将特征向量的角度和二范数<sup>[38]</sup>分别用于ReID和目标检测。文献[39]同时考虑目标检测和ReID任务,将目标的外观和运动特征编码到不同通道中。文献[40]提出了一种

表 1 离线跟踪和在线跟踪的对比

Tab. 1 Comparison of offline and online methods

	输入	算法思路	优点	缺点
离线跟踪	所有视频帧	利用完整视频信息,包括未来帧对当前帧目标进行跟踪	能够从理论上得到全局最优解	计算量较大
在线跟踪	当前及过去视频帧	仅使用当前帧和过去帧对当前帧目标进行跟踪	更适合实际应用	跟踪精确性较低

重检查网络,对目标检测结果和 ReID 特征进行修正。最后,添加注意力机制可以使网络选择性地关注任务相关的区域,提升跟踪性能。文献[41]提出一种用于学习目标各时刻特征所占权重的时空注意力机制。文献[42]为提升网络在相似物体干扰场景下的跟踪性能,引入了通道注意力机制<sup>[43]</sup>和空间注意力机制。文献[44]为了提取目标更具判别性的 ReID 特征,提出了一种变形注意力机制。

### (3) 基于 JDT 的多目标跟踪算法

近年来,基于 JDT 的多目标跟踪方法因鲁棒性强,跟踪性能好而吸引了众多学者的关注,当前基于 JDT 的方法主要包括基于孪生网络的方法和基于 Transformer<sup>[45]</sup>的方法。

基于孪生网络的方法大致可分为两类:一类是基于候选区域的跟踪方法,另一类是基于中心点的跟踪方法。前者需要建立目标位置候选区域,根据目标特征进行搜索,然后回归边界框。文献[46]提出了一种运动补偿模型用于应对视频目标快速移动的问题。文献[47]为提升数据关联的准确性,设计了一种深度匈牙利网络。文献[48]通过基于区域的 Siamese 多目标跟踪网络对目标运动进行建模,使用基于区域的特征和模板匹配进行估计,提升了跟踪的鲁棒性。文献[49]选取一对相邻帧进行对比学习,对比两帧中各候选区域间的相似性,增强网络提取特征的能力。而第二类方法则是直接预测目标中心位置,同时估计目标的坐标位置偏移量以用于数据关联。文献[50]设计了一种通过多时刻位置对目标状态进行描述的边界框,对比传统的边界框能够更好地表示目标时空信息。文献[51]设计了一个运动引导模块,对目标像素点的坐标偏移量进行了预测,增强了目标运动特征。文献[52]通过学习目标和周围环境的交互关系,提升了孪生网络的目标识别能力。文献[53]设计了一种时空递归记忆模块,对目标被遮挡时的位置进行预测。

Transformer 通过注意力机制提取目标的深度

特征,自提出以来已在多个视觉任务中取得了成功<sup>[54-55]</sup>。SUN 等人于 2020 年首次将 Transformer 应用到视觉多目标跟踪任务中,并设计了两个解码器分别用于检测目标和跟踪先前目标,用以解决 Transformer 难以跟踪新生目标的问题<sup>[56]</sup>。随后,文献[57]针对目标间的时空交互作用,设计了一种时空图 Transformer 方法进行建模。文献[58]设计了一种基于热图的 Transformer 方法,能够对目标中心点位置进行精准预测。当前基于 Transformer 的视觉多目标跟踪算法性能优越,跟踪鲁棒性较强,是当前研究热点。

### 2.1.2 多摄像头多目标跟踪

当前,多摄像头多目标跟踪按照场景可分为重叠视角、非重叠视角和混合视角三类<sup>[59]</sup>。下面将按以上三类分别进行详细综述。

#### (1) 重叠视角场景

重叠视角场景即多个摄像头间存在重叠区域,补充了目标不同视角的特征,为目标遮挡问题提供了解决思路。2008 年, FLEURET 等人最早提出了网络流优化方法,采用概率图的方法对多摄像头多目标跟踪进行建模<sup>[60]</sup>。文献[61-62]在此基础上进行了改进。但早期的网络流优化方法依赖于背景减法,导致跟踪精度下降。因此基于深度学习的跟踪方法受到了越来越多的关注。文献[63]首次提出了一种基于深度学习的多摄像头人物检测方法,可以采用 AlexNet<sup>[64]</sup>、ImageNet<sup>[65]</sup>以及 GoogleNet 等网络进行预训练,然后使用点对点技术组合单摄像头检测器提取信息。文献[66]提出了一种半在线跟踪方法,通过多标签马尔可夫随机场 (Multi-Label Markov Random Field, MLMRF) 对多行人目标跟踪进行建模,同时考虑了目标外观、时间、空间和多视角约束,能够跟踪由于光照变化而具有不同外观的行人。文献[67]提出一种实时的多摄像头多目标跟踪算法,通过建立轻量化的深度掠影网络 (Deep Glimpse Network, DGN) 来提取目标行为。文献[68]提出了一种端到端的目标检测器,通过阴

影转换处理多视图聚合过程中的各种失真模式,在更新每个目标的特征时联合考虑多个投影特征映射。文献[69]提出一种多视图目标变换(Multiview Target transformation, MVTT)方法,通过提取完整的目标特征和限制投影特征的感兴趣区域来解决多视图聚合中的失真问题。文献[70]采用YOLOv5对多摄像头视频进行行人目标检测,随后提出一种基于高斯混合模型的(Gaussian Mixture Model, GMM)特征池更新策略,使从特征池中选出的所有特征模板持续适用于当前环境和状态下的多摄像头多目标跟踪,提升了泛化能力。

### (2) 非重叠视角场景

当多摄像头之间没有重叠视角时,需要采用重识别的方法来区分不同目标之间的外观信息。ZHANG 等人在 Duke MTMC 数据集<sup>[71]</sup>上采用 Faster R-CNN 网络作为检测器,并建立了行人重新识别模型,能够对外观相似行人目标进行识别<sup>[72]</sup>。文献[73]提出了一种无监督在线学习方法学习目标外观特征,并结合先进的检测算法实现目标检测。文献[74]采用 Mask-RCNN 网络进行目标检测,再通过行人重识别方法获得目标外观特征,根据估计的摄像头拓扑结构剔除冗余轨迹。LI 等人将姿态信息、方位信息等应用到 ReID 中,采用了基于状态感知的重识别方法,并利用贪婪算法实现多摄像头多目标跟踪<sup>[75]</sup>。TESFAYE 等人提出了一个三层框架算法,对多摄像头轨迹关联进行了改进<sup>[76]</sup>。HOU 等人提出了一种新的 ReID 训练方法,设计了一种基于局域感知的外观度量方式,通过相邻摄像头间进行轨迹学习<sup>[77]</sup>。

### (3) 混合视角场景

近年来对于视觉多目标跟踪任务的研究不是偏向于重叠视角或者非重叠视角,而是在两种场景都能使用并且算法性能和精度都有所保证。HE 等人将部分采用局部轨迹与目标直接关联匹配的方式进行多摄像头数据关联,并设计了最佳分配矩阵<sup>[78]</sup>。QUACH 等人采用动态图对全局轨迹进行建模,并将动态图与注意力机制相结合,提高了跟踪的鲁棒性<sup>[79]</sup>。NGUYEN 等人将基于时空提升的多切割公式应用于多摄像头多目标跟踪任务,避免了大量的 ID 切换错误<sup>[80]</sup>。

## 2.2 基于模型的多目标跟踪

视觉传感器可以更直观地获取目标的位置信息,但是视觉传感器容易受到遮挡、光照、恶劣天气等因素影响,且当存在多个相似的目标时,视觉多

目标跟踪可能会出现跟错目标的现象。因此在天空地一体化网络中,还需要通过雷达等非视觉传感器与视觉传感器进行互补,为视觉多目标跟踪提供校正信息,提高其鲁棒性和适应性。通过雷达实现多目标跟踪通常采用基于模型的多目标跟踪算法,因此基于模型的多目标跟踪值得被研究。

后续首先介绍基于模型的单传感器多目标跟踪方法,包括数据关联方法、基于随机有限集的方法以及在多种复杂场景中的改进算法,以此为基础综述基于模型的多目标多传感器融合方法。

### 2.2.1 单传感器多目标跟踪方法

目前基于模型的多目标跟踪方法的研究主要分为两大类:第一类为基于数据关联的方法;第二类为基于随机有限集(Random Finite Set, RFS)的方法。下面分别对这两类方法的研究现状进行详细综述,并在此基础上综述在天空地一体化背景下多种复杂场景中的算法改进成果。

#### (1) 基于数据关联的方法

基于数据关联的多目标跟踪方法的基本思想是在包含杂波的量测集合中选出与各个目标对应的观测量,将多目标跟踪问题转化为多个独立的单目标跟踪问题,进而分别对其处理。以下对经典的数据关联方法及相关的改进算法进行介绍。

全局最近邻数据关联(Global Nearest Neighbor Data Association, GNNDA)<sup>[81]</sup>是在单目标跟踪场景的最近邻数据关联(Nearest Neighbor Data Association, NNDA)<sup>[82]</sup>算法的基础上提出的,是最简单的多目标跟踪方法之一。NNDA 采用欧氏距离等设置关联门限,将门限内的量测点与真实目标进行关联。在此基础上, FUKUNAGA 等人提出了 GNNDA 算法<sup>[83-84]</sup>。其主要思路是考虑所有可能的量测和目标关联,对每种关联假设计算某种代价函数,依据计算结果获取最佳的数据关联结果。GNNDA 算法虽然简单,容易实现,但难以应对目标和杂波数量较多、目标间距离缩短等复杂场景。

联合概率数据关联(Joint Probabilistic Data Association, JPDA)<sup>[85]</sup>是在概率数据关联<sup>[86]</sup>的基础上,考虑所有目标的联合数据关联,并计算联合数据概率,实现对目标状态的估计。概率数据关联是一种考虑了所有条件的多目标跟踪算法,即假设所有的量测都有可能源自每个具有不同概率的目标,通过计算跟踪门限内量测与目标关联的关联概率,并结合该关联概率获得最终的目标状态的估计。与 NNDA 相比,该方法更为复杂,但是在处理多目标跟

踪问题时,同样也不能有效地处理多个相距较近的目标的跟踪问题。对此文献[87]提出了JPDA算法,避免多目标关联中可能发生的量测分配冲突问题,但在量测和目标数目变多的场景下,其计算量急剧增长,难以进行实时跟踪。因此,文献[88-89]提出了次优JPDA滤波、近似最优JPDA滤波等多种近似方法。当下,基于JPDA的方法仍是研究热点<sup>[90-92]</sup>。

多假设跟踪(Multiple Hypothesis Tracking, MHT)<sup>[93]</sup>由REID于1979年提出,其主要思想是从所有已有的假设中产生新的假设,并依据后验概率密度最大的关联假设进行数据关联。目前MHT方法可分为两类,一类是假设导向的MHT方法<sup>[93]</sup>,另一类是航迹导向的MHT方法<sup>[94]</sup>。为了进一步降低计算复杂度,文献[95-96]陆续提出了概率多假设跟踪等近似方法。当前基于MHT的多目标跟踪问题仍是研究热点<sup>[97-99]</sup>。

上述基于数据关联的方法需要通过首先某种方式确定多个量测与多个目标之间的关联关系,才能进一步实现目标的估计跟踪。因此,这类方法虽然可以有效处理目标稀疏的场景,但是当目标数目较多时,会出现计算量呈指数型增长等问题。

#### (2) 基于随机有限集的多目标跟踪方法

MAHLER首先将RFS理论应用于多目标跟踪问题,并发表了大量的相关成果<sup>[100-101]</sup>。基于RFS理论的多目标跟踪方法从理论上构建了严密的贝叶斯滤波框架。但贝叶斯滤波公式中存在高维积分

运算,难以计算得到具体数值解。因此研究人员陆续提出了一系列近似次优多目标滤波算法,以下对这些主流滤波算法进行介绍。

概率假设密度(Probability hypothesis density, PHD)<sup>[102]</sup>滤波器于2003年被提出,是最经典的多目标RFS滤波器。PHD的预测和更新仅传递多目标分布的一阶矩,实现较为简单。文献[103]和[104]分别推导了PHD的粒子滤波(Particle Filter, PF)实现和高斯混合(Gaussian Mixture, GM)实现。随后文献[105-106]则分别证明了上述两种PHD算法的收敛性。而文献[107-109]又提出了一系列PHD算法的改进版本,以更好应用于非线性场景。RISTIC和HOUSSINEAU等人分别在GM-PHD和PF-PHD的基础上,设计了自适应新生目标生成的方法,使得PHD滤波算法对先验信息的需求有所降低<sup>[110-111]</sup>。然而,PHD滤波算法在信噪比较低的环境下跟踪精度不佳<sup>[112]</sup>。随后MAHLER在PHD滤波器的基础上提出了势概率假设密度(Cardinalized PHD, CPHD)滤波器<sup>[113]</sup>,增加了对多目标势分布的传递,在目标数目估计方面更为准确。文献[114]在此基础上推导了CPHD滤波器的GM实现。经典CPHD滤波器只能处理一般的新生目标,对此文献[115-117]提出一系列能够处理衍生目标的CPHD滤波器。

2007年MAHLER提出了另一种多目标RFS滤波器:多目标多伯努利(Multi-target Multi-Bernoulli, MeMBeR)滤波器<sup>[118]</sup>,将多目标密度近似为采用多

表 2 经典基于随机有限集多目标跟踪方法总结

Tab. 2 Summary of classical multi-target tracking methods based on random finite sets

算法名称	算法思路	优点	缺点
PHD <sup>[102]</sup>	利用RFS的一阶矩近似多目标后验密度	计算复杂度较低	目标数量估计不准确
CPHD <sup>[113]</sup>	在PHD的基础上传递目标数量的势分布	相比PHD目标数量估计更准确	计算复杂度较高
MeMBeR <sup>[118]</sup>	将多目标后验概率密度近似为MB RFS参数并递归传播	计算复杂度较低	对目标数目存在过估计
CBMeMBeR <sup>[119]</sup>	在MeMBeR的基础上对目标数量估计的偏差进行了校正	对目标数量估计更加稳定	仅适用于低杂波和高检测概率的场景
PMBM <sup>[120]</sup>	采用泊松RFS表示未检测到的目标,多伯努利混合RFS表示被检测到的目标	跟踪性能更强,在较低检测概率下优势明显	不能直接输出目标航迹信息
GLMB <sup>[121]</sup>	将表示航迹信息的标签引入RFS理论,并将多目标过程近似为GLMB RFS	能输出目标航迹,跟踪精度高	更新过程中分量数目呈指数型增长,计算复杂度极高
LMB <sup>[122]</sup>	将标签随机有限集引入MeMBeR滤波器中	能输出目标航迹,分量数目没有呈指数型增长	相比GLMB精度有所降低

伯努利(Multi-Bernoulli, MB)过程,但该算法存在目标数目过估计问题。对此文献[119]推导了势平均多伯努利(Cardinality Balanced MeMber, CB-MeMber)滤波,校正了MeMber的过估计问题。MeMber和CBMeMber算法都是直接近似多目标密度进行,如果近似符合多伯努利分布,则跟踪性能较好,但反之性能将变差。随后,一种新的名为泊松多伯努利混合(Poisson Multi-Bernoulli Mixture, PMBM)<sup>[120]</sup>的RFS被提出来,该算法采用泊松点过程表示未检测到的目标,多伯努利混合(Multi-Bernoulli Mixture, MBM)RFS来表示当前存在的目标,两者的卷积就形成了PMBM RFS。相比其他的多目标RFS滤波器,PMBM在较低信噪比下也能够获得较好的跟踪性能。

上述基于RFS的滤波方法不能生成航迹,需要在滤波完成后进行航迹提取。为此,VO等人于2013年将表示航迹信息的标签引入RFS理论,提出了广义标签多伯努利(Generalized Labeled Multi-Bernoulli, GLMB)滤波器<sup>[121]</sup>,通过将多目标过程近似为GLMB RFS,可以同时估计目标的状态信息和航迹信息。但是GLMB需要对历史量测和航迹进行遍历,类似于数据关联方法,因此复杂度较高。为此,多个简化版本的GLMB滤波器相继被提出,包括 $\delta$ -GLMB滤波器<sup>[123]</sup>,M $\delta$ -GLMB滤波器<sup>[124]</sup>以及标签多伯努利(Labeled Multi-Bernoulli, LMB)滤波器<sup>[122]</sup>等。表2总结了当前经典基于随机有限集多目标跟踪方法的优缺点。

(3)天空地一体化复杂场景下基于模型的多目标跟踪方法

天空地一体化跨域协同多目标跟踪通常会面临多种复杂场景,例如目标机动运动、噪声存在干扰值、杂波背景未知等。因此在上述经典多目标跟踪方法的基础上,需要根据不同场景进行改进。

在目标机动运动场景中,只考虑一个模型会产生模型失配问题,难以保证良好的跟踪性能,进而导致目标丢失。针对此问题,常用的方法包括跳变马尔可夫系统<sup>[125]</sup>(jump Markov system, JMS)和交互式多模型算法<sup>[126]</sup>(Interacting Multiple Model, IMM)。其中JMS假设目标运动模型通过马尔可夫链在多个模型中进行转移。文献[127]中将JMS与PHD结合提出多模型PHD(Multi model PHD, MM-PHD)算法。考虑到MM-PHD滤波器的目标数量估计不准确,文献[128]提出MM-CPHD滤波器。随后,文献[129]提出了MM-MB滤波器,传播与运动

模型耦合的近似后验密度。此外,文献[130]所提的多模型多目标跟踪方法能够应用于低检测概率场景,而文献[131]提出了一种可变模型集方法,增强了跟踪鲁棒性。而IMM算法则是利用最新量测信息实现对模型概率的预测更新,最终通过加权求和的方式实现交互式预测。文献[132]基于IMM算法推导了多目标IMM-PHD滤波器。文献[133]基于IMM算法和广义似然函数(Generalized likelihood function, GLF)提出了一种快速的IMM-GLMB滤波器。

由于目标机动运动,以及干扰和传感器量测不可靠的存在,量测噪声和过程噪声存在异常值,其分布呈现重尾非高斯分布。对于这一问题,变分贝叶斯推理是其中一个解决方案。这种方法被广泛应用于估计未知协方差,并且已经扩展到多目标跟踪领域。文献[134]和[135]提出了量测噪声未知下的闭合PHD递归算法,利用逆伽马分布来描述量测噪声协方差矩阵,然后采用变分贝叶斯近似方法估计目标状态和量测噪声协方差矩阵,但对于厚尾噪声的问题没有充分考虑。文献[136]针对闪烁噪声场景,结合变分贝叶斯方法推导得出PHD滤波的高斯伽马分布混合实现。然而上述基于变分贝叶斯推理的方法难以应对厚尾过程噪声。作为普遍存在的卡尔曼滤波器的推广,学生t滤波算法采用学生t分布对过程噪声、量测噪声以及目标后验概率密度进行近似,推导出厚尾噪声条件下的滤波迭代过程,能够应用于过程噪声和量测噪声均为厚尾的场景,因此越来越多的学者将学生t滤波应用到多目标跟踪领域中。文献[137]采用学生t混合分布对多目标后验强度进行近似,并推导出了学生t混合PHD滤波算法。文献[138]在此基础上推导了非线性场景下的学生t混合PHD滤波,并设置门限来减轻厚尾噪声的影响。随后,学生t混合CB-MeMber(STM-CBMeMber)滤波器<sup>[139]</sup>、STM-LMB滤波器<sup>[140]</sup>和STM-GLMB滤波器<sup>[141]</sup>等算法相继被提出,并得到更高的滤波精度。

随着随机有限集理论的发展,想要得到最优的多目标跟踪结果,必须准确地获取传感器检测概率、杂波分布、目标生存概率等重要参数。但在许多实际应用中,这些参数可能无法事先获取,也可能随着时间而变化。因此对于自适应多目标跟踪方法逐渐成为当前研究热点。针对传感器检测概率未知的问题,大致可分为两种处理方法:一类是直接对检测概率进行建模,例如使用Beta分布<sup>[142-143]</sup>;另一类则是

采用是幅度信息,例如信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)来确定检测概率,文献[144]分别使用逆伽马和伽马分布对特征状态(即目标信噪比)的后验概率密度和似然函数进行建模,文献[145]则提出了一种未知检测噪声场景下泊松多伯努利滤波器。对于未知杂波背景,文献[146]采用有限混合分布对杂波分布进行拟合,然后采用吉布斯采样和贝叶斯信息准则对杂波参数进行估计,文献[147]则同时针对未知杂波密度、未知生存概率、未知初始状态和误差协方差情况下的多目标跟踪问题,提出了一种自适应边缘多目标贝叶斯滤波器。

### 2.2.2 基于多传感器融合的多目标跟踪方法

上述算法都是基于单一传感器观测信息的多目标跟踪算法,但与多摄像头多目标跟踪类似,在天空地一体化网络环境中,单一雷达传感器受限于自身位置和硬件性能,对目标位置的估计是不充分的。为了实现更准确可靠的估计,还需要研究基于模型的多传感器多目标跟踪算法。因此下面以单传感器下基于模型的多目标跟踪方法为基础,综述多目标多传感器融合方法研究成果。

多目标多传感器融合包括状态融合、量测融合和密度融合。其中状态融合是先在各传感器中进行滤波,然后提取目标状态并进行融合,主要方法包括BarShalom-Campo融合、最大后验概率状态估计融合等<sup>[148]</sup>,但状态融合不能得到多目标密度用于下一次滤波迭代,难以应用于随机集融合中。多目标多传感器量测融合是传递原始量测的融合,对应于集中式融合。该方法要求融合中心具备较高的数据接收和处理能力,在所有传感器都正常运行时,这种方法表现出最优的精度,然而在复杂场景中难以实现。多目标多传感器密度融合则对应分布式融合,融合来自多个传感器的多目标密度,相比量测融合鲁棒性较好。以下将从量测融合和密度融合两方面对多目标多传感器融合发展现状进行介绍。

#### (1)多目标量测融合方法

对于多目标多传感器量测融合,理论上可以采用最优的贝叶斯滤波器来实现,但是该方法难以通过计算手段求解,需要采用启发式近似方法。文献[149]提出了多传感器CPHD滤波器,假设多目标过程为独立同分布聚类RFS。多传感器PHD滤波器<sup>[150]</sup>假设多目标过程为泊松分布,是文献[149]所提算法的一个特殊形式。文献[151]提出了多传感器MeMber滤波器,但由于多传感器多伯努利分布的融合并不是一个多伯努利分布,因此难以进行预测和更新的

迭代。文献[152]则提出了一种多传感器 $\delta$ -GLMB滤波,通过多传感器序贯更新的方法实现。

#### (2)多目标密度融合方法

目前,多目标密度融合方法主要包括几何平均(Geometric Average, GA)和算术平均(Arithmetic Average, AA)融合<sup>[153]</sup>。

GA融合又名指数混合密度融合<sup>[154]</sup>或者广义协方差交叉融合<sup>[155]</sup>。文献[156]推导了伯努利、泊松和独立同分布聚类等几种常见的多目标密度的GA融合表达。文献[157]实现了CPHD粒子滤波的GA融合。BATTISTELLI等人于2013年首次将一致性的思想引入多传感器多目标跟踪,并采用高斯混合方法实现了GA-CPHD的融合<sup>[158]</sup>。文献[159]通过相同矩近似方法,推导了多伯努利分布的近似GA融合形式。对于标签RFS,文献[160]提出了LMB的GA融合实现,而文献[161]认为GA融合需要采用牛顿迭代法以弥补目标数目估计偏低的问题。

STREIT等人于2008年首次将AA融合引入到了RFS中<sup>[162]</sup>,并取得了不错的跟踪结果。LI等人采用粒子滤波实现了PHD滤波器的AA融合<sup>[163]</sup>,随后又相继提出了分布式泛洪通信和高斯过程实现的AA-PHD融合方法<sup>[164-165]</sup>。文献[166]对GA和AA的统计特性进行了分析,并指出GA融合估计结果可能是有偏的。DA和GAO等人分别从KL散度(Kullback-Leibler Divergence, KLD)权重和Fréchet平均的角度推导出了AA融合<sup>[167-169]</sup>。文献[170]推导了MeMber滤波器的AA融合实现。LI等人又针对标签RFS和MB RFS和的AA融合都不闭合的问题提出了两种方法:一是先关联再融合,二是使用聚类方法<sup>[171]</sup>。

### 2.3 基于多模态信息融合的多目标跟踪方法研究现状

在天空地一体化网络环境下,目标种类和数量增多、机动性能提升以及噪声干扰等因素日渐复杂,单源传感器受限于自身硬件条件,对目标感知与跟踪能力有限,往往难以应对上述复杂情况。例如,摄像头可以提供直观的目标图像和视频信息,但在天气状况、光照等多种因素影响下,摄像头难以获取清晰的图片,导致跟踪性能降低;相比之下毫米波雷达具备全天时全天候的目标探测能力,但精度不如摄像头,且存在噪声和干扰。因此基于多模态信息融合的多目标跟踪方法的研究在天空地一体化网络背景下具有重要意义。表3展示了在天

表3 不同传感器之间的对比

Tab. 3 Comparison of different sensors

传感器类型	检测范围	分辨率	优势	劣势
毫米波雷达	<1000 m ±60°	与信号带宽有关	可以直接测量距离和速度信息,受天气影响较小。	无法用于静止目标,分辨率较低
摄像头	<100 m 45°	与像素大小相关	成本较低,可获取目标图像信息	测距和测速能力不强,受天气和光照条件影响大
激光雷达	250 m~400 m 360°	>1 mm	分辨率较高,隐蔽性好,抗有源干扰能力强	成本较高,易受天气影响
红外相机	<100 m 45°	0.5~1.5 mRad	穿透力强,能够在恶劣光照条件下获取图像信息	成本较高,分辨率较低

空地一体化跨域协同系统中常用传感器的性能对比。

### 2.3.1 多传感器时空配准技术

不同传感器之间存在多方面的差异,需要将来自多源传感器的信息进行时空配准,为后续多源传感器数据融合做准备<sup>[172]</sup>。

时间配准包括时间同步校准和插值补偿。时间同步校准主要是应对由系统延迟或硬件因素导致的时间偏差情况,具体方法包括全球定位系统(Global Positioning System, GPS)、精确时间协议<sup>[173]</sup>(Precision Time Protocol, PTP)和网络时间协议<sup>[174]</sup>(Network Time Protocol, NTP)等。时间插值补偿主要是针对多源传感器采样率不同的问题,具体的算法包括外推内插、样条插值等方法。此外,还有最大似然估计、最小二乘法<sup>[175]</sup>等一系列采用最小化配准误差思想的算法相继被提出。近年来,基于图模型<sup>[176-177]</sup>和深度学习的时间配准方法也受到了广泛关注。

空间配准是对不同传感器之间的几何变换关系的估计和配准的过程。文献[178]提出了一种迭代最近点方法,通过迭代优化点云间的最小平方误差,是一种常用的点云配准算法。此外如尺度不变特征变换<sup>[179]</sup>、定向快速和旋转<sup>[180]</sup>算法和加速稳健特征<sup>[181]</sup>等多种算法,通过匹配特征点实现多模态数据的空间配准。

### 2.3.2 多模态信息融合方法

当前主流的多模态信息融合方法主要包括数据级、特征级和决策级<sup>[182-183]</sup>,以下从这三个方面分别介绍多模态信息融合方法。

数据级融合首先是将雷达点云映射到图像中以获取目标对应的图像区域,然后对该区域进行目标检测与跟踪。文献[184]针对车辆检测问题提出了一种雷达和图像融合检测系统,采用雷达检测车

辆和护栏,并将车辆投影到图像上生成目标所在的大致区域。文献[185]针对障碍物检测问题,采用回归算法对障碍物进行定位,并通过深度学习方法获取障碍物的形状。文献[186]采用R-CNN网络进行目标检测,并根据雷达与目标的距离调整目标区域。

特征级融合的过程是将雷达所探测到的目标三维物理信息存储至雷达图像中<sup>[187]</sup>,进一步处理后分别得到雷达图像和视觉图像,再通过深度学习提取特征信息。MEYER等人针对三维目标检测问题,首先采用雷达点云生成鸟瞰图,然后将雷达和平面图像上对应的区域特征进行融合<sup>[188]</sup>。文献[189]把雷达点云转换为二维图像,通过残差网络(Residual Network, ResNet)提取特征,并沿通道方向进行张量拼接。文献[190]采用特征图金字塔网络进行目标检测,并将视觉图像与点云图像的特征进行融合。文献[191]在多源传感器融合中引入注意力机制,将雷达点云转换成注意力特征图,再通过CNN网络进行目标检测。

决策级融合是各传感器分别进行目标检测与跟踪,然后对计算结果进行融合。文献[192]在对车辆进行定位时将雷达目标点迹映射到图像上,然后利用深度学习方法对车辆目标进行检测。文献[193]提出了一种激光雷达与毫米波雷达融合的目标识别算法,能够对多种目标进行识别。JIANG等人针对大雾天气下的目标检测问题,将毫米波雷达检测结果映射到相机图像,并采用加权法进行融合<sup>[194]</sup>。SENGUPTA等人提出了一种DNN-LSTM方法,将雷达目标映射到图像中,并采用深度学习方法进行目标检测,最后采用长短时记忆网络处理融合后的数据,生成目标轨迹<sup>[195]</sup>。

### 2.3.3 基于多模态信息融合的多目标跟踪方法

将上述多模态信息融合方法与多目标跟踪结

合,是天空地一体化网络背景下多目标跟踪的研究热点和发展趋势。由于视觉传感器能够提供最直观、最丰富的量测信息,因此当前对于基于多模态信息融合的多目标跟踪方法的研究大多以视觉跟踪为主,而其他传感器用以辅助定位目标,以弥补摄像头易受遮挡、光照变化等因素干扰的缺点,目前已经广泛应用于无人机、地面车辆和行人等多个多目标跟踪场景。文献[196]将多源传感器信息融合应用于无人机自主定位中,并在Gazebo模拟器上通过多个实验验证了算法有效性。文献[197]采用雷达传感器获取无人机的距离和方向,并采用摄像头获取图像数据,通过MHT方法实现无人机多目标跟踪。文献[198]针对交通环境多目标跟踪问题,通过GNDA算法对检测结果进行匹配,再通过加权平均法进行多模态融合。文献[199]针对多模态跟踪中数据稀疏的问题,生成了一个大规模配对合成的数据集,并对相机和红外相机的融合设计了三种端到端的多模态融合网络。文献[200]设计了一种鲁棒多模态融合框架,采用端到端训练方法实现跨模态特征提取,并应用点云的深度特征进行跟踪,该方法跟踪精度较高,但需要大量训练过程,实时性较低。文献[201-202]针对三维场景下多目标跟踪的鲁棒性与实时性难以平衡的问题,分别对相机和激光雷达的多模态融合框架进行了改进。文献[203]采用无人机和无人车协同传感系统对被遮挡行人目标进行跟踪,提出一种带有注意力机制的ImvoxelNet网络对多视角图像数据进行融合,并结合IMM-UKF算法提高跟踪精度。文献[204]提出了一种图像和三维点云融合的方法,针对远距离小目标遗漏和轨迹碎片化的问题,分别设计了混合软注意力模块和多种信息感知亲和矩阵数据关联方法,有效提升了跟踪性能。文献[205]针对移动行人的跟踪问题,提出了一种单目相机同深度相机融合的多目标跟踪方法,对行人目标的人脚特征进行识别和提取,实现了对行人目标的实时检测和跟踪。

在基于多模态融合的多目标跟踪中,基于模型的数据关联方法,如多假设跟踪以及联合概率数据关联已经成为常用的视觉多目标跟踪框架<sup>[206-209]</sup>。然而随机有限集框架由于其多功能性、高效率以及与标准贝叶斯状态估计在概念上的直接相似的优点,近年来越来越多的学者将其应用在视觉多目标跟踪中。文献[210]在多行人目标跟踪中采用PHD粒子滤波方法,设计了一种自适应门限策略以筛除

杂波量测,并在数据集MOT17上验证了算法的有效性。文献[211]将PMBM方法应用至三维多车辆目标的跟踪场景。文献[212]和[213]将标签随机有限集引入视觉多目标跟踪,分别采用 $\delta$ -GLMB和LMB方法以应对视频数据中遮挡和ID切换的问题。

### 3 未来展望

天空地一体化网络下跨域协同系统的多目标跟踪涉及通信、计算机、人工智能等诸多领域,为多领域的交叉研究提供了新思路和方法。然而,在实际应用中,天空地一体化网络下多目标跟踪任务仍然会面临通信资源受限、未知干扰、跟踪的实时性与鲁棒性不足等具有挑战性的难题。

(1)针对长时跟踪问题还有待充分研究。在天空地一体化跨域协同多目标跟踪中,很多场景需要对固定的一系列目标进行长时间的跟踪,这种场景很少会有新生的目标出现,需要应对处理多目标的反侦查手段以进行更稳定的跟踪情况。对于如何防范反跟踪手段以及进行稳定的长时跟踪还有待深度研究。

(2)针对移动传感器网络中传感器位置的估计和配准的研究较少。在天空地一体化背景中,传感器网络不再是固定不动的,而是通常以无人车、无人机等移动平台为载体不断运动,因此在进行多传感器融合时需要获取准确的传感器位置。大部分现有的研究成果将其看作已知条件,但在某些极端情况下,如强电磁干扰、深水环境、地下环境等,传感器网络反馈的自身位置信息不再可靠,需要对传感器位置进行估计和配准。而对于传感器位置未知的多目标跟踪的研究目前寥寥无几。

(3)针对多传感器系统在面临各种干扰时的多目标跟踪方法的研究尚不充分。在强对抗环境下,基于视觉的多目标跟踪通常会面临遮挡、光照变化、恶劣天气等多种因素的干扰,而基于模型的方法也会面临杂波背景未知、传感器网络存在失效、恶意节点等复杂情况,这是现实存在且富有挑战的技术难题。复杂多变的环境对当前多目标跟踪方法的鲁棒性带来了极大的挑战,虽然已有一些针对干扰的研究成果,但跨域协同系统面临多种干扰时的多目标跟踪研究尚不充分。

(4)由于跨域协同系统的通信资源有限,针对多目标跟踪模型轻量化研究尚不充分。近年来,多目标跟踪方法的研究主要聚集于跟踪精度的提升,

然而一部分用于多目标跟踪的深度学习模型结构较为复杂,计算量较大,降低了算法的实用性和跟踪的实时性,难以推广和应用于天空地一体化跨域协同系统中。因此有必要推进多目标跟踪算法轻量化研究,例如剪枝、知识蒸馏等方法,提升模型的泛化能力。

(5)基于多源传感器的多模态信息融合研究尚不充分。当前对基于多模态信息融合的多目标跟踪的研究主要聚集于雷达-相机或者激光雷达-相机两种传感器的融合。但多源传感器还包括红外、导航、惯性测量单元等其他多种类型的传感器,对于三种及以上类型传感器进行多模态信息融合的研究还不够充分,在天空地一体化网络实际应用场景中的应用较为困难。

(6)当前对于多模态信息融合评价体系的建立尚不成熟。在基于多模态融合的多目标跟踪中,真值往往难以获得,这导致难以准确评估多模态融合的质量。因此,需要设计具有更强表征能力的评价指标,用于公平地评估融合结果,以实现更高质量的多源传感器多模态融合。

#### 4 结论

天空地一体化网络环境下的多目标跟踪是实现天地一体、安全高效的数字基础设施的有效手段,能够有力推动我国科技和国防实力的发展,具有重要的研究意义。本文从基于视频的多目标跟踪、基于模型的多目标跟踪以及基于多模态融合的多目标跟踪三个方面综述了天空地一体化网络环境下多目标跟踪的发展现状,总结了天空地一体化跨域协同系统多目标跟踪相关技术研究进展,最后基于上述研究梳理了当前存在的问题和未来发展方向。本文可为天空地一体化网络环境下多目标跟踪领域的发展提供一定的参考与借鉴,为从事多目标跟踪领域研究的学者提供帮助和指导。

#### 参考文献

[1] NUMMIARO K, KOLLER-MEIER E, VAN GOOL L. An adaptive color-based particle filter[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(1): 99-110.

[2] STENGER B, THAYANANTHAN A, TORR P H S, et al. Model-based hand tracking using a hierarchical Bayesian filter[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(9): 1372-1384.

[3] XIANG Yu, ALAHI A, SAVARESE S. Learning to track: Online multi-object tracking by decision making

[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago, Chile. IEEE, 2015: 4705-4713.

[4] 伍瀚, 聂佳浩, 张照妮, 等. 基于深度学习的视觉多目标跟踪研究综述[J]. *计算机科学*, 2023, 50(4): 77-87.

WU Han, NIE Jiahao, ZHANG Zhaowei, et al. Deep learning-based visual multiple object tracking: A review [J]. *Computer Science*, 2023, 50(4): 77-87. (in Chinese)

[5] MILAN A, SCHINDLER K, ROTH S. Multi-target tracking by discrete-continuous energy minimization [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(10): 2054-2068.

[6] KUHN H W. The Hungarian method for the assignment problem [J]. *Naval Research Logistics (NRL)*, 2005, 52(1): 7-21.

[7] SHU Guang, DEGHAN A, OREIFEJ O, et al. Part-based multiple-person tracking with partial occlusion handling [C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI, USA. IEEE, 2012: 1815-1821.

[8] REN Weihong, WANG Xinchao, TIAN Jiandong, et al. Tracking-by-counting: Using network flows on crowd density maps for tracking multiple targets [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2021, 30: 1439-1452.

[9] XIANG Jun, XU Guohan, MA Chao, et al. End-to-end learning deep CRF models for multi-object tracking deep CRF models [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2021, 31(1): 275-288.

[10] PENG Jinlong, WANG Tao, LIN Weiyao, et al. TPM: Multiple object tracking with tracklet-plane matching [J]. *Pattern Recognition*, 2020, 107: 107480.

[11] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.

[12] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. *Journal of Basic Engineering*, 1960, 82(1): 35-45.

[13] BEWLEY A, GE Zongyuan, OTT L, et al. Simple online and realtime tracking [C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Phoenix, AZ, USA. IEEE, 2016: 3464-3468.

[14] ZHOU Hui, OUYANG Wanli, CHENG Jian, et al. Deep continuous conditional random fields with asymmetric inter-object constraints for online multi-object

- tracking[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2019, 29(4): 1011-1022.
- [15] FUKUSHIMA K. Neocognitron: A self organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position[J]. *Biological Cybernetics*, 1980, 36(4): 193-202.
- [16] SHAN Chaobing, WEI Chunbo, DENG Bing, et al. Tracklets predicting based adaptive graph tracking[EB/OL]. 2020: 2010.09015.<https://arxiv.org/abs/2010.09015v3>.
- [17] YU Fengwei, LI Wenbo, LI Quanquan, et al. POI: multiple object tracking with high performance detection and appearance feature[M]//*Lecture Notes in Computer Science*. Cham: Springer International Publishing, 2016: 36-42.
- [18] SZEGEDY C, LIU Wei, JIA Yangqing, et al. Going deeper with convolutions [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston, MA, USA. IEEE, 2015: 1-9.
- [19] LEE Sangyun, KIM E. Multiple object tracking via feature pyramid Siamese networks [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 8181-8194.
- [20] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 936-944.
- [21] SON J, BAEK M, CHO M, et al. Multi-object tracking with quadruplet convolutional neural networks [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 3786-3795.
- [22] SUN Shijie, AKHTAR N, SONG Huansheng, et al. Deep affinity network for multiple object tracking [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2021, 43(1): 104-119.
- [23] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric [C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Beijing, China. IEEE, 2017: 3645-3649.
- [24] CHEN Long, AI Haizhou, ZHUANG Zijie, et al. Real-time multiple people tracking with deeply learned candidate selection and person re-identification [C]//2018 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). San Diego, CA, USA. IEEE, 2018: 1-6.
- [25] LIT Z, CAI Sunzeng, WANG Xiaoyi, et al. Multiple object tracking with GRU association and Kalman prediction [C]//2021 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Shenzhen, China. IEEE, 2021: 1-8.
- [26] VOIGTLAENDER P, KRAUSE M, OSEP A, et al. MOTs: Multi-object tracking and segmentation [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA. IEEE, 2019: 7934-7943.
- [27] HE Kaiming, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, Italy. IEEE, 2017: 2980-2988.
- [28] WANG Zhongdao, ZHENG Liang, LIU Yixuan, et al. Towards real-time multi-object tracking [M]//VEDALDI A, BISCHOF H, BROX T, et al, eds. *Lecture Notes in Computer Science*. Cham: Springer International Publishing, 2020: 107-122.
- [29] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[EB/OL]. 2018: 1804.02767.<https://arxiv.org/abs/1804.02767v1>.
- [30] CIPOLLA R, GAL Y, KENDALL A. Multi-task learning using uncertainty to weigh losses for scene geometry and semantics [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 7482-7491.
- [31] ZHANG Yifu, WANG Chunyu, WANG Xinggang, et al. FairMOT: On the fairness of detection and re-identification in multiple object tracking [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2021, 129(11): 3069-3087.
- [32] DUAN Kaiwen, BAI Song, XIE Lingxi, et al. CenterNet: Keypoint triplets for object detection [C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul, Korea (South). IEEE, 2019: 6568-6577.
- [33] LIU Xiaohu, LUO Yichuang, YAN Keding, et al. PartMOT: A multi-object tracking method with instance part-based embedding [J]. *IET Image Processing*, 2021, 15(11): 2521-2531.
- [34] TIAN Zhi, SHEN Chunhua, CHEN Hao, et al. FCOS: Fully convolutional one-stage object detection [C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul, Korea (South). IEEE, 2019: 9626-9635.
- [35] YAN Yichao, LI Jinpeng, QIN Jie, et al. Efficient person search: An anchor-free approach [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2023, 131(7): 1642-1661.
- [36] LIANG Chao, ZHANG Zhipeng, ZHOU Xue, et al. Rethinking the competition between detection and ReID in multiobject tracking [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, 31: 3182-3196.
- [37] CHEN Di, ZHANG Shanshan, YANG Jian, et al.

- Norm-aware embedding for efficient person search and tracking [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2021, 129(11): 3154-3168.
- [38] WANG Yitong, GONG Dihong, ZHOU Zheng, et al. Orthogonal deep features decomposition for age-invariant face recognition [C]//*Computer Vision - ECCV 2018: 15th European Conference, Munich, Germany, September 8-14, 2018, Proceedings, Part XV*. ACM, 2018: 764-779.
- [39] WAN Xingyu, ZHOU Sanping, WANG Jinjun, et al. Multiple object tracking by trajectory map regression with temporal priors embedding [C]//*Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia*. Virtual Event China. ACM, 2021: 1377-1386.
- [40] LIANG Chao, ZHANG Zhipeng, ZHOU Xue, et al. One more check: Making “fake background” be tracked again [J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2022, 36(2): 1546-1554.
- [41] MENG Fanjie, WANG Xinqing, WANG Dong, et al. Spatial-semantic and temporal attention mechanism-based online multi-object tracking [J]. *Sensors*, 2020, 20(6): 1653.
- [42] ZHANG Hongying, HE Pengyi. Pedestrian tracking algorithm based on convolutional block attention module and anchor-free detection network [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(9): 3299-3307.
- [43] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module [C]//*European Conference on Computer Vision*. Cham: Springer, 2018: 3-19.
- [44] YU En, LI Zhuoling, HAN Shoudong, et al. Relation-Track: Relation-aware multiple object tracking with decoupled representation [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2023, 25: 2686-2697.
- [45] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [C]//*Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. Long Beach, California, USA. ACM, 2017: 6000-6010.
- [46] BERGMANN P, MEINHARDT T, LEAL-TAIXÉ L. Tracking without bells and whistles [C]//*2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Seoul, Korea (South). IEEE, 2019: 941-951.
- [47] XU Yihong, ŠEP A, BAN Yutong, et al. How to train your deep multi-object tracker [C]//*2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Seattle, WA, USA. IEEE, 2020: 6786-6795.
- [48] SHUAI Bing, BERNESHAWI A, LI Xinyu, et al. Siamese multi-object tracking [C]//*2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 12367-12377.
- [49] PANG Jiangmiao, QIU Linlu, LI Xia, et al. Quasi-dense similarity learning for multiple object tracking [C]//*2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 164-173.
- [50] PANG Bo, LI Yizhuo, ZHANG Yifan, et al. TubeTK: Adopting tubes to track multi-object in a one-step training model [C]//*2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Seattle, WA, USA. IEEE, 2020: 6307-6317.
- [51] WU Jialian, CAO Jiale, SONG Liangchen, et al. Track to detect and segment: An online multi-object tracker [C]//*2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 12347-12356.
- [52] WANG Qiang, ZHENG Yun, PAN Pan, et al. Multiple object tracking with correlation learning [C]//*2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 3875-3885.
- [53] HORNÁKOVA A, KAISER T, SWOBODA P, et al. Making higher order MOT scalable: An efficient approximate solver for lifted disjoint paths [C]//*2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Montreal, QC, Canada. IEEE, 2021: 6310-6320.
- [54] QIAN Yeqiang, YANG Ming, ZHAO Xu, et al. Oriented spatial transformer network for pedestrian detection using fish-eye camera [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2020, 22(2): 421-431.
- [55] CARION N, MASSA F, SYNNAEVE G, et al. End-to-end object detection with transformers [C]//*VEDALDI A, BISCHOF H, BROX T, et al, eds. Lecture Notes in Computer Science*. Cham: Springer International Publishing, 2020: 213-229.
- [56] SUN Peize, CAO Jinkun, JIANG Yi, et al. TransTrack: Multiple object tracking with transformer [EB/OL]. 2020: 2012.15460. <https://arxiv.org/abs/2012.15460v2>.
- [57] CHU Peng, WANG Jiang, YOU Quanzeng, et al. TransMOT: Spatial-temporal graph transformer for multiple object tracking [C]//*2023 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. Waikoloa, HI, USA. IEEE, 2023: 4859-4869.
- [58] XU Yihong, BAN Yutong, DELORME G, et al. TransCenter: Transformers with dense representations for

- multiple-object tracking[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(6): 7820-7835.
- [59] 张鹏, 雷为民, 赵新蕾, 等. 跨摄像头多目标跟踪方法综述[J]. *计算机学报*, 2024, 47(2): 287-309.  
ZHANG Peng, LEI Weimin, ZHAO Xinlei, et al. A survey on multi-target multi-camera tracking methods [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2024, 47(2): 287-309. (in Chinese)
- [60] FLEURET F, BERCLAZ J, LENGAGNE R, et al. Multicamera people tracking with a probabilistic occupancy map[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(2): 267-282.
- [61] BERCLAZ J, FLEURET F, TÜRETKEN E, et al. Multiple object tracking using K-shortest paths optimization [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(9): 1806-1819.
- [62] LEAL-TAIXÉ L, PONS-MOLL G, ROSENHAHN B. Branch-and-price global optimization for multi-view multi-target tracking [C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI, USA. IEEE, 2012: 1987-1994.
- [63] CHAVDAROVA T, FLEURET F. Deep multi-camera people detection[C]//2017 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA). Cancun, Mexico. IEEE, 2017: 848-853.
- [64] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [65] RUSSAKOVSKY O, DENG Jia, SU Hao, et al. ImageNet large scale visual recognition challenge[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 115(3): 211-252.
- [66] LAN Long, WANG Xinchao, HUA Gang, et al. Semi-online multi-people tracking by re-identification[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2020, 128(7): 1937-1955.
- [67] YOU Quanzeng, JIANG Hao. Real-time 3D deep multi-camera tracking [EB/OL]. 2020: 2003.11753. <https://arxiv.org/abs/2003.11753v1>.
- [68] HOU Yunzhong, ZHENG Liang. Multiview detection with shadow transformer (and view-coherent data augmentation) [C]//Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia. Virtual Event China. ACM, 2021: 1673-1682.
- [69] LEE Weiyu, JOVANOV L, PHILIPS W. Multi-view target transformation for pedestrian detection [C]//2023 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision Workshops (WACVW). Waikoloa, HI, USA. IEEE, 2023: 1-10.
- [70] 黄煜杰, 陈凯, 王子源, 等. 多目视觉下基于融合特征的密集行人跟踪方法[J/OL]. *北京航空航天大学学报*, 1-15 [2024-07-27]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0416>.  
HUANG Yujie, CHEN Kai, WANG Ziyuan, et al. A crowd tracking method based on fusion features under multi-vision [J/OL]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 1-15 [2024-07-27]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0416>. (in Chinese)
- [71] RISTANI E, SOLERA F, ZOU R, et al. Performance measures and a data set for multi-target, multi-camera tracking [C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 17-35.
- [72] ZHANG Zhimeng, WU Jianan, ZHANG Xuan, et al. Multi-target, multi-camera tracking by hierarchical clustering: Recent progress on DukeMTMC project [EB/OL]. 2017: 1712.09531. <https://arxiv.org/abs/1712.09531v1>.
- [73] LEE Y G, TANG Zheng, HWANG J N. Online-learning-based human tracking across non-overlapping cameras[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2018, 28(10): 2870-2883.
- [74] JIANG Na, BAI Sichen, XU Yue, et al. Online inter-camera trajectory association exploiting person re-identification and camera topology [C]//Proceedings of the 26th ACM international conference on Multimedia. Seoul Republic of Korea. ACM, 2018: 1457-1465.
- [75] LI Peng, ZHANG Jiabin, ZHU Zheng, et al. State-aware re-identification feature for multi-target multi-camera tracking [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Long Beach, CA, USA. IEEE, 2019: 1506-1516.
- [76] TESFAYE Y T, ZEMENE E, PRATI A, et al. Multi-target tracking in multiple non-overlapping cameras using fast-constrained dominant sets[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2019, 127(9): 1303-1320.
- [77] HOU Yunzhong, ZHENG Liang, WANG Zhongdao, et al. Locality aware appearance metric for multi-target multi-camera tracking [EB/OL]. 2019: 1911.12037. <https://arxiv.org/abs/1911.12037v1>.
- [78] HE Yuhang, WEI Xing, HONG Xiaopeng, et al. Multi-target multi-camera tracking by tracklet-to-target assignment [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 5191-5205.
- [79] QUACH K G, NGUYEN P, LE H, et al. DyGLIP: A dynamic graph model with link prediction for accurate multi-camera multiple object tracking [C]//2021 IEEE/

- CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 13779-13788.
- [80] NGUYEN D M H, HENSCHER R, ROSENHAHN B, et al. LMGP: Lifted multicut meets geometry projections for multi-camera multi-object tracking [C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 8856-8865.
- [81] DENOUEUX T. A k-nearest neighbor classification rule based on Dempster-Shafer theory[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1995, 25(5): 804-813.
- [82] DANIELSSON P E. Euclidean distance mapping [J]. Computer Graphics and Image Processing, 1980, 14(3): 227-248.
- [83] FUKUNAGA K, FLICK T E. An optimal global nearest neighbor metric[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(3): 314-318.
- [84] BAR-SHALOM Y, LI X R. Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques[M]. University of Connecticut, Storrs, 1995.
- [85] BLACKMAN S S. Multiple-Target Tracking with Radar Applications[M]. Artech House, 1986.
- [86] BAR-SHALOM Y, TSE E. Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association [J]. Automatica, 1975, 11(5): 451-460.
- [87] BAR-SHALOM Y, WILLETT P K, TIAN X. Tracking and Data Fusion[M]. Storrs, CT: YBS publishing, 2011.
- [88] ROECKER J A, PHILLIS G L. Suboptimal joint probabilistic data association[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(2): 510-517.
- [89] ROECKER J A. A class of near optimal JPDA algorithms [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(2): 504-510.
- [90] LYU Xiaoyong, WANG Jun. Sequential multi-sensor JPDA for target tracking in passive multi-static radar with range and Doppler measurements [J]. IEEE Access, 2019, 7: 34488-34498.
- [91] STAUCH J, BESSELL T, RUTTEN M, et al. Joint probabilistic data association and smoothing applied to multiple space object tracking[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2018, 41(1): 19-33.
- [92] HE Shaoming, SHIN H S, TSOURDOS A. Joint probabilistic data association filter with unknown detection probability and clutter rate[J]. Sensors, 2018, 18(1): 269.
- [93] REID D. An algorithm for tracking multiple targets[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1979, 24(6): 843-854.
- [94] BLACKMAN S, POPOLI R. Design and analysis of modern tracking systems [M]. Boston: Artech House, 1999.
- [95] WIENEKE M, KOCH W. A PMHT approach for extended objects and object groups[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(3): 2349-2370.
- [96] SONG T L, MUŠICKI D, LEE H H, et al. Point target probabilistic multiple hypothesis tracking [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2011, 5(6): 632.
- [97] HE Shaoming, SHIN H S, TSOURDOS A. Track-oriented multiple hypothesis tracking based on tabu search and Gibbs sampling [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(1): 328-339.
- [98] YOO H, KIM K, BYEON M, et al. Online scheme for multiple camera multiple target tracking based on multiple hypothesis tracking[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 27(3): 454-469.
- [99] CORALUPPI S P, CARTEL C A. Multiple-hypothesis tracking for targets producing multiple measurements [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(3): 1485-1498.
- [100] MAHLER R. Random-set approach to data fusion [C]// Proceedings of the SPIE, 1994, 2234: 287-295.
- [101] MAHLER R P S. Advances in Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion [M]. Boston: Artech House, 2014.
- [102] 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.
- [103] VO B N, SINGH S, DOUCET A. Sequential Monte Carlo methods for multitarget filtering with random finite sets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1224-1245.
- [104] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [105] CLARK D E, BELL J. Convergence results for the particle PHD filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(7): 2652-2661.
- [106] CLARK D, VO B N. Convergence analysis of the Gaussian mixture PHD filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(4): 1204-1212.
- [107] WHITELEY N, SINGH S, GODSILL S. Auxiliary particle implementation of probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(3): 1437-1454.

- [108] RISTIC B, CLARK D, VO B N. Improved SMC implementation of the PHD filter[C]//2010 13th International Conference on Information Fusion. Edinburgh, UK. IEEE, 2010: 1-8.
- [109] CLARK D, VO B T, VO B N. Gaussian particle implementations of probability hypothesis density filters[C]//2007 IEEE Aerospace Conference. Big Sky, MT, USA. IEEE, 2007: 1-11.
- [110] 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.
- [111] HOUSSINEAU J, LANEUVILLE D. PHD filter with diffuse spatial prior on the birth process with applications to GM-PHD filter[C]//2010 13th International Conference on Information Fusion. Edinburgh, UK. IEEE, 2010: 1-8.
- [112] MAHER R. Optimal PHD filter for single-target detection and tracking[C]. SPIE Proceedings, Signal and Data Processing of Small Targets 2007. San Diego, CA. SPIE, 2007: 669913.
- [113] MAHLER R. PHD filters of higher order in target number[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(4): 1523-1543.
- [114] 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.
- [115] BRYANT D S, DELANDE E D, GEHLY S, et al. The CPHD filter with target spawning[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(5): 13124-13138.
- [116] JING Peiliang, ZOU Jiangwei, DUAN Yu, et al. Generalized CPHD filter modeling spawning targets[J]. Signal Processing, 2016, 128: 48-56.
- [117] LUNDGREN M, SVENSSON L, HAMMARSTRAND L. A CPHD filter for tracking with spawning models[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2013, 7(3): 496-507.
- [118] MAHLER R P S. Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion[M]. Boston: Artech House, 2007.
- [119] 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.
- [120] 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.
- [121] VO B T, VO B N. Labeled random finite sets and multi-object conjugate priors[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(13): 3460-3475.
- [122] FANTACCI C, VO B T, PAPI F, et al. The marginalized  $\delta$ -GLMB filter[EB/OL]. 2015: arXiv: 1501.00926. <http://arxiv.org/abs/1501.00926v2>.
- [123] VO B N, VO B T, PHUNG D. Labeled random finite sets and the Bayes multi-target tracking filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(24): 6554-6567.
- [124] 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.
- [125] 薛秋条, 宁巧娇, 吴孙勇, 等. 基于 JMS-SMC-PHD 滤波的检测前跟踪算法[J]. 红外技术, 2020, 42(8): 783-788.
- XUE Qiutiao, NING Qiaojiao, WU Sunyong, et al. A track-before-detect algorithm based on a JMS-SMC-PHD filter[J]. Infrared Technology, 2020, 42(8): 783-788. (in Chinese)
- [126] 李越强. 基于 IMM 的机动目标卡尔曼跟踪滤波算法[J]. 舰船电子对抗, 2021, 44(6): 82-87.
- LI Yueqiang. Kalman tracking filtering algorithm for maneuvering target based on IMM[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2021, 44(6): 82-87. (in Chinese)
- [127] 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.
- [128] GEORGESCU R, WILLETT P. The multiple model CPHD tracker[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(4): 1741-1751.
- [129] 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.
- [130] LIU Zongxiang, ZHANG Qiquan, LI Liangqun, et al. Tracking multiple maneuvering targets using a sequential multiple target Bayes filter with jump Markov system models[J]. Neurocomputing, 2016, 216: 183-191.
- [131] DONG Peng, JING Zhongliang, GONG Deren, et al. Maneuvering multi-target tracking based on variable structure multiple model GMC-PHD filter[J]. Signal Processing, 2017, 141: 158-167.
- [132] WOOD T M. Interacting methods for manoeuvre handling in the GM-PHD filter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(4): 3021-3025.
- [133] WU Sunyong, DONG Xudong, ZHAO Jun, et al. A fast implementation of interactive-model generalized la-

- beled multi-Bernoulli filter for interval measurements [J]. *Signal Processing*, 2019, 164: 345-353.
- [134] YANG Jinlong, GE Hongwei. Adaptive probability hypothesis density filter based on variational Bayesian approximation for multi-target tracking [J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2013, 7(9): 959-967.
- [135] LI Wenling, JIA Yingmin, DU Junping, et al. PHD filter for multi-target tracking by variational Bayesian approximation [C]//52nd IEEE Conference on Decision and Control. Firenze, Italy. IEEE, 2013: 7815-7820.
- [136] LI Wenling, JIA Yingmin, DU Junping, et al. PHD filter for multi-target tracking with glint noise [J]. *Signal Processing*, 2014, 94: 48-56.
- [137] LIU Zhuowei, CHEN Shuxin, WU Hao, et al. A student's t mixture probability hypothesis density filter for multi-target tracking with outliers [J]. *Sensors*, 2018, 18(4): 1095.
- [138] LIU Zhuowei, CHEN Shuxin, WU Hao, et al. Robust student's t mixture probability hypothesis density filter for multi-target tracking with heavy-tailed noises [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 39208-39219.
- [139] WANG Mingjie, JI Hongbing, ZHANG Yongquan, et al. A student's T mixture cardinality-Balanced multi-target multi-Bernoulli filter with heavy-tailed process and measurement noises [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 51098-51109.
- [140] DONG Peng, JING Zhongliang, LEUNG H, et al. Student-t mixture labeled multi-Bernoulli filter for multi-target tracking with heavy-tailed noise [J]. *Signal Processing*, 2018, 152: 331-339.
- [141] HU Xiaolong, ZHANG Qin, SONG Baojun, et al. Student-t mixture GLMB filter with heavy-tailed noises [C]//2022 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC). Xi'an, China. IEEE, 2022: 1-6.
- [142] 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.
- [143] LI Guchong, KONG Lingjiang, YI Wei, et al. Robust Poisson multi-Bernoulli mixture filter with unknown detection probability [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(1): 886-899.
- [144] LI Chenming, WANG Wenguang, KIRUBARAJAN T, et al. PHD and CPHD filtering with unknown detection probability [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(14): 3784-3798.
- [145] LI Guchong. An IGM-based Poisson multi-Bernoulli filter and its application to distributed multisensor fusion [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(4): 3666-3677.
- [146] LIU Weifeng, CHEN Yimei, CUI Hailong, et al. A non-uniform clutter intensity estimation algorithm for random finite set filters [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(6): 2911-2925.
- [147] LIU Zongxiang, ZHOU Chunmei, LUO Junwen. Adaptive marginal multi-target Bayes filter without need for clutter density for object detection and tracking [J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(19): 11053.
- [148] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜, 等. 多源信息融合 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- HAN Chongzhao, ZHU Hongyan, DUAN Zhansheng, et al. *Multi-Source Information Fusion* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006. (in Chinese)
- [149] GAO Lin, BATTISTELLI G, CHISCI L. Event-triggered distributed multitarget tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal and Information Processing Over Networks*, 2019, 5(3): 570-584.
- [150] DELANDE E, DUFLOS E, VANHEEGHE P, et al. Multi-sensor PHD: Construction and implementation by space partitioning [C]//2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Prague, Czech Republic. IEEE, 2011: 3632-3635.
- [151] SAUCAN A A, COATES M J, RABBAT M. A multi-sensor multi-Bernoulli filter [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(20): 5495-5509.
- [152] FANTACCI C, PAPI F. Scalable multisensor multitarget tracking using the marginalized  $\delta$ -GLMB density [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(6): 863-867.
- [153] 达凯. 基于随机有限集的分布式多传感器多目标跟踪技术研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2021.
- DA Kai. *Distributed multi-sensor multi-target tracking based on random finite set* [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2021. (in Chinese)
- [154] ÜNEY M, CLARK D E, JULIER S J. Information measures in distributed multitarget tracking [C]//14th International Conference on Information Fusion. Chicago, IL, USA. IEEE, 2011: 1-8.
- [155] MAHLER R P S. Optimal/robust distributed data fusion: A unified approach [C]//Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition IX. SPIE, 2000, 4052: 128-138.
- [156] CLARK D, JULIER S, MAHLER R, et al. Robust multi-object sensor fusion with unknown correlations [C]//Sensor Signal Processing for Defence (SSPD 2010). London. London: IET, 2010: 1-5.
- [157] ÜNEY M, CLARK D E, JULIER S J. Distributed fusion of PHD filters via exponential mixture densities [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*,

- 2013, 7(3): 521-531.
- [158] 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.
- [159] WANG Bailu, YI Wei, HOSEINNEZHAD R, et al. Distributed fusion with multi-Bernoulli filter based on generalized covariance intersection [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(1): 242-255.
- [160] FANTACCI C, VO B N, VO B T, et al. Robust fusion for multisensor multiobject tracking [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(5): 640-644.
- [161] ÜNEY M, HOUSSINEAU J, DELANDE E, et al. Fusion of finite-set distributions: Pointwise consistency and global cardinality [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(6): 2759-2773.
- [162] STREIT R L. Multisensor multitarget intensity filter [C]//2008 11th International Conference on Information Fusion. Cologne, Germany. IEEE, 2008: 1-8.
- [163] LI Tiancheng, HLAWATSCH F. A distributed particle-PHD filter with arithmetic-average PHD fusion [EB/OL]. 2017: 1712.06128. <https://arxiv.org/abs/1712.06128v2>.
- [164] LI Tiancheng, CORCHADO J M, PRIETO J. Convergence of distributed flooding and its application for distributed Bayesian filtering [J]. *IEEE Transactions on Signal and Information Processing Over Networks*, 2017, 3(3): 580-591.
- [165] LI Tiancheng, CORCHADO J M, SUN Shudong. Partial consensus and conservative fusion of Gaussian mixtures for distributed PHD fusion [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(5): 2150-2163.
- [166] LI Tiancheng, FAN Hongqi, GARCÍA J, et al. Second-order statistics analysis and comparison between arithmetic and geometric average fusion: Application to multi-sensor target tracking [J]. *Information Fusion*, 2019, 51: 233-243.
- [167] DA Kai, LI Tiancheng, ZHU Yongfeng, et al. Kullback-leibler averaging for multitarget density fusion [C]//HERRERA F, MATSUI K, RODRÍGUEZ-GONZÁLEZ S, eds. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Cham: Springer International Publishing, 2019: 253-261.
- [168] GAO Lin, BATTISTELLI G, CHISCI L. Fusion of labeled RFS densities with minimum information loss [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 5855-5868.
- [169] DA Kai, LI Tiancheng, ZHU Yongfeng, et al. Gaussian mixture particle jump-Markov-CPHD fusion for multi-target tracking using sensors with limited views [J]. *IEEE Transactions on Signal and Information Processing Over Networks*, 2020, 6: 605-616.
- [170] LI Tiancheng, LIU Zhunga, PAN Quan. Distributed Bernoulli filtering for target detection and tracking based on arithmetic average fusion [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2019, 26(12): 1812-1816.
- [171] LI Tiancheng, WANG Xiaoxu, LIANG Yan, et al. On arithmetic average fusion and its application for distributed multi-Bernoulli multitarget tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 2883-2896.
- [172] 唐琴. 基于多源传感器信息的目标跟踪技术研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
- TANG Qin. Research on target tracking technology based on multi-source sensor information [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023. (in Chinese)
- [173] GARG A, YADAV A, SIKORA A, et al. Wireless precision time protocol [J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(4): 812-815.
- [174] MILLS D L. Internet time synchronization: The network time protocol [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1991, 39(10): 1482-1493.
- [175] LI C H. Confirmatory factor analysis with ordinal data: Comparing robust maximum likelihood and diagonally weighted least squares [J]. *Behavior Research Methods*, 2016, 48(3): 936-949.
- [176] KOLMOGOROV V, ROTHER C. Minimizing nonsubmodular functions with graph cuts—a review [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(7): 1274-1279.
- [177] JENSEN P M, JEPPESEN N, DAHL A B, et al. Review of serial and parallel Min-cut/max-flow algorithms for computer vision [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(2): 2310-2329.
- [178] ZHANG Juyong, YAO Yuxin, DENG Bailin. Fast and robust iterative closest point [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(7): 3450-3466.
- [179] CHEUNG W, HAMARNEH G. N-SIFT: N-dimensional scale invariant feature transform [J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2009, 18(9): 2012-2021.
- [180] RUBLEE E, RABAUDE V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [C]//2011 International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain. IEEE, 2011: 2564-2571.
- [181] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: speeded up robust features [M]//Lecture Notes in Computer

- Science. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2006: 404-417.
- [182]HU Jinwen, ZHENG Boyin, WANG Ce, et al. A survey on multi-sensor fusion based obstacle detection for intelligent ground vehicles in off-road environments[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2020, 21(5): 675-692.
- [183]ZEUGE N S, KIM Y, KIM J, et al. Millimeter-wave radar and RGB-D camera sensor fusion for real-time people detection and tracking [C]//2019 7th International Conference on Robot Intelligence Technology and Applications (RiTA). Daejeon, Korea (South). IEEE, 2019: 93-98.
- [184]ALESSANDRETTI G, BROGGI A, CERRI P. Vehicle and guard rail detection using radar and vision data fusion[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2007, 8(1): 95-105.
- [185]ZHANG Xinyu, ZHOU Mo, QIU Peng, et al. Radar and vision fusion for the real-time obstacle detection and identification [J]. *Industrial Robot: the International Journal of Robotics Research and Application*, 2019, 46(3): 391-395.
- [186]NABATI R, QI Hairong. RRPN: Radar region proposal network for object detection in autonomous vehicles [C]//2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Taipei, China. IEEE, 2019: 3093-3097.
- [187]LI Lifu, ZHANG Wenying, LIANG Yi, et al. Preceding vehicle detection method based on information fusion of millimetre wave radar and deep learning vision [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, 1314(1): 012063.
- [188]MEYER M, KUSCHK G. Deep learning based 3D object detection for automotive radar and camera [C]//2019 16th European Radar Conference (EuRAD). Paris, France. IEEE, 2019: 133-136.
- [189]CHADWICK S, MADDERN W, NEWMAN P. Distant vehicle detection using radar and vision [C]//2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Montreal, QC, Canada. IEEE, 2019: 8311-8317.
- [190]NOBIS F, GEISLINGER M, WEBER M, et al. A deep learning-based radar and camera sensor fusion architecture for object detection [C]//2019 Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications (SDF). Bonn, Germany. IEEE, 2019: 1-7.
- [191]CHANG Shuo, ZHANG Yifan, ZHANG Fan, et al. Spatial attention fusion for obstacle detection using MmWave radar and vision sensor [J]. *Sensors*, 2020, 20(4): 956.
- [192]KANG D, KUM D. Camera and radar sensor fusion for robust vehicle localization via vehicle part localization [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 75223-75236.
- [193]李宏刚, 王云鹏, 廖亚萍, 等. 无人驾驶矿用运输车辆感知及控制方法 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2019, 45(11): 2335-2344.
- LI Honggang, WANG Yunpeng, LIAO Yaping, et al. Perception and control method of driverless mining vehicle [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2019, 45(11): 2335-2344. (in Chinese)
- [194]JIANG Qiuyu, ZHANG Lijun, MENG Dejian. Target detection algorithm based on MMW radar and camera fusion [C]//2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). Auckland, New Zealand. IEEE, 2019: 1-6.
- [195]SENGUPTA A, JIN Feng, CAO Siyang. A DNN-LSTM based target tracking approach using mmWave radar and camera sensor fusion [C]//2019 IEEE National Aerospace and Electronics Conference (NAECON). Dayton, OH, USA. IEEE, 2019: 688-693.
- [196]LI Bingfei, LIU Huawei, ZHANG Jianye, et al. Small UAV autonomous localization based on multiple sensors fusion [C]//2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). Chongqing, China. IEEE, 2017: 296-303.
- [197]JOVANOSKA S, BRÖTJE M, KOCH W. Multisensor data fusion for UAV detection and tracking [C]//2018 19th International Radar Symposium (IRS). Bonn, Germany. IEEE, 2018: 1-10.
- [198]FENG Mingchi, CHEN Yunkun, ZHENG Taixiong, et al. Research on information fusion method of millimetre wave radar and monocular camera for intelligent vehicle [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, 1314(1): 012059.
- [199]ZHANG Lichao, DANELLJAN M, GONZALEZ-GARCIA A, et al. Multi-modal fusion for end-to-end RGB-T tracking [C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW). Seoul, Korea (South). IEEE, 2019: 2252-2261.
- [200]ZHANG Wenwei, ZHOU Hui, SUN Shuyang, et al. Robust multi-modality multi-object tracking [C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul, Korea (South). IEEE, 2019: 2365-2374.
- [201]WANG Xiyang, FU Chunyun, LI Zhankun, et al. DeepFusionMOT: A 3D multi-object tracking framework based on camera-LiDAR fusion with deep association [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(3): 8260-8267.
- [202]WANG Xiyang, FU Chunyun, HE Jiawei, et al. StrongFusionMOT: A multi-object tracking method based on LiDAR-camera fusion [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(11): 11241-11252.
- [203]ZHANG Mingjia, LIANG Huawei, ZHOU Pengfei.

- UGV-UAV cooperative 3D multi-object tracking based on multi-source data fusion [C]//2023 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS). Hefei, China. IEEE, 2023: 853-858.
- [204]刘祥, 李辉, 程远志, 等. 图像与点云多重信息感知关联的三维多目标跟踪[J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(1): 163-178.
- LIU Xiang, LI Hui, CHENG Yuanzhi, et al. 3D multi-object tracking based on image and point cloud multi-information perception association[J]. Journal of Image and Graphics, 2024, 29(1): 163-178. (in Chinese)
- [205]陈修齐, 赵云涛, 李维刚, 等. 基于多相机融合的移动行人跟踪[J]. 光电子·激光, 2024, 35(10): 1032-1042.
- CHEN Xiuqi, ZHAO Yuntao, LI Weigang, et al. Mobile pedestrian tracking based on multi-camera information fusion[J]. Journal of Optoelectronics. Laser, 2024, 35(10): 1032-1042.
- [206]YOON J H, LEE C R, YANG M H, et al. Online multi-object tracking via structural constraint event aggregation [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 1392-1400.
- [207]SON J, BAEK M, CHO M, et al. Multi-object tracking with quadruplet convolutional neural networks [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 3786-3795.
- [208]KEUPER M, TANG Siyu, YU Zhongjie, et al. A multi-cut formulation for joint segmentation and tracking of multiple objects [EB/OL]. 2016: 1607.06317. <https://arxiv.org/abs/1607.06317v1>.
- [209]YANG Min, WU Yuwei, JIA Yunde. A hybrid data association framework for robust online multi-object tracking [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(12): 5667-5679.
- [210]FU Zeyu, FENG Pengming, ANGELINI F, et al. Particle PHD filter based multiple human tracking using online group-structured dictionary learning [J]. IEEE Access, 2018, 6: 14764-14778.
- [211]SCHEIDEGGER S, BENJAMINSSON J, ROSENBERG E, et al. Mono-camera 3D multi-object tracking using deep learning detections and PMBM filtering [C]//2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Changshu, China. IEEE, 2018: 433-440.
- [212]ABBASPOUR M, MASNADI-SHIRAZI M A. Online multi-object tracking with  $\delta$ -GLMB filter based on occlusion and identity switch handling [J]. Image and Vision Computing, 2022, 127: 104553.
- [213]MA L V, NGUYEN T T D, SHIM C, et al. Visual multi-object tracking with re-identification and occlusion handling using labeled random finite sets [J]. Pattern Recognition, 2024, 156: 110785.

### 作者简介



闫莉萍 女, 1979年生, 河南开封人。北京理工大学教授。主要研究方向为多传感器数据融合、目标跟踪、多智能体协同控制、故障诊断等。

E-mail: ylp@bit.edu.cn



刘晗钊 男, 2000年生, 河北衡水人。北京理工大学硕士。主要研究方向为基于随机有限集的多目标跟踪。

E-mail: 2923382160@qq.com



夏元清 男, 1971年生, 安徽天长人。北京理工大学教授。主要研究方向为多源信息复杂系统的信息处理与控制、云控制与决策理论及其应用、天空地一体化网络环境下多运动体跨域协同控制与智能决策等。

E-mail: xia\_yuanqing@bit.edu.cn

(责任编辑: 边熙淳)