

基于多尺度变换的多模态机动多目标航迹检测方法

宋 燕¹, 李天成^{1*}, 王静远¹, 李固冲¹, 苗昊春²

(1. 西北工业大学自动化学院, 陕西西安 710129; 2. 西安现代控制技术研究所, 陕西西安 710065)

摘 要: 针对目标数目未知、高速机动且存在杂波干扰和量测噪声的复杂密集目标探测与跟踪问题, 本文提出了一种基于多尺度变换的多模态机动多目标航迹检测方法。现有基于显式数据关联和预设运动模型的多目标跟踪方法, 在目标数目时变、机动模式差异显著以及密集杂波干扰条件下, 通常需要同时处理目标数量判断、量测关联、模型选择与状态估计等多个相互耦合的问题, 数学上是一个 NP-hard 难题, 面临关联假设空间膨胀、模型失配和计算开销增大等挑战。为此, 本文基于连续时间航迹函数 (Trajectory Function of Time, T-FoT) 框架, 将滑动时间窗内目标运动表示为由有限维参数刻画的时间函数, 并构建多尺度航迹参数空间, 其中不同尺度对应匀速、加速和局部转弯等不同复杂度的 T-FoT 航迹族。通过将时间滑窗内量测数据投影至各种候选尺度参数空间, 目标航迹起始与检测问题被转化为参数空间内量测投影一致性的检测问题; 同源量测在相应尺度下会形成局部聚集的支持响应, 而杂波量测或尺度不匹配量测通常难以形成稳定聚集。进一步, 针对硬支持计数难以区分一致性量测贡献强弱的问题, 提出加权支持累积机制, 根据候选航迹与量测之间的一致性残差分配支持权重, 增强参数空间中的一致性表征能力, 从而提高真实航迹峰与伪峰之间的可分性。在算法实现上, 所提方法结合随机最小子集采样、局部峰值筛选、非极大值抑制和跨尺度候选融合, 在不显式枚举量测关联关系和目标数量假设的情况下提取高支持航迹候选, 并为后续递归跟踪提供初始化信息。仿真结果表明, 所提方法在白噪声和有色量测噪声两种条件下均能够保持较高的航迹起始成功率和较低的虚假航迹率; 在航迹估计阶段, 该方法有效平衡估计精度和计算复杂度, 可支撑事后航迹复原、运动过程重建及态势分析等复杂任务。

关键词: 多目标跟踪; 机动目标跟踪; 航迹检测; 航迹起始; 多尺度变换; 连续时间航迹函数

基金项目: 国家自然科学基金 (No.62422117, No.U2541215, No.62471400)

中图分类号: TP957.51

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(XXXX)XX-0001-19

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20260715

Multiscale Transform for Multimodal Maneuvering Multi-Target Trajectory Detection

SONG Yan¹, LI Tiancheng^{1*}, WANG Jingyuan¹, LI Guchong¹, MIAO Haochun²

(1. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710129, China;

2. Xi'an Modern Control Technology Research Institute, Xi'an, Shaanxi 710065, China)

Abstract: To address the challenging detection and tracking of densely distributed targets in complex scenarios characterized by an unknown number of targets, high-speed maneuvers, clutter, and measurement noise, this paper proposes a multimodal maneuvering multi-target trajectory detection method based on a multiscale transform. Existing multi-target tracking methods based on explicit data association and predefined motion models generally need to deal simultaneously with several mutually coupled tasks, including determining the number of targets, associating measurements with targets, selecting appropriate motion models, and estimating target states. When the number of targets varies over time, the maneuvering modes of different targets differ significantly, and the environment contains dense clutter, these coupled tasks become particularly difficult to handle. Mathematically, the resulting coupled optimization problem is NP-hard, leading to challenges such as the rapid expansion of the association hypothesis space, motion-model mismatch, and increased computational cost. To address these challenges, the proposed method is developed within the framework of the trajectory function of time (T-FoT). Within a sliding time-window, the motion of each target is represented as a continuous-time function characterized by a finite-dimensional parameter vector, on the basis of which multiscale trajectory parameter spaces are constructed. Different scales correspond to T-FoT trajectory families with different levels of complexity, including constant-velocity motion, accelerated motion, and local turning motion, thereby enabling motion patterns of

different complexity to be represented within the same multiscale framework. Measurements collected within the sliding time-window are projected into the parameter spaces associated with the various candidate scales. In this manner, the original problems of target trajectory initiation and detection are reformulated as the task of detecting measurement-projection consistency in the corresponding parameter spaces. Measurements originating from the same target tend to produce locally aggregated support responses at the corresponding scale, whereas clutter measurements or measurements projected at a mismatched scale generally fail to form stable support aggregation. The local aggregation of support responses therefore provides the basis for identifying potential target trajectories in the parameter spaces. Conventional hard support counting, however, treats all measurements that satisfy a consistency condition as making equal contributions and therefore cannot distinguish the different contribution strengths of consistent measurements. To overcome this limitation, a weighted support accumulation mechanism is proposed. The mechanism assigns support weights according to the consistency residuals between candidate trajectories and measurements, thereby enhancing the representation of measurement consistency in the parameter space and improving the separability between true trajectory peaks and false peaks. For algorithmic implementation, the proposed method combines random minimal-subset sampling, local peak selection, non-maximum suppression, and cross-scale candidate fusion. Consequently, high-support trajectory candidates can be extracted without explicitly enumerating measurement associations or hypotheses regarding the number of targets, and the extracted candidates can provide initialization information for subsequent recursive tracking. Simulation results show that the proposed method maintains a high trajectory initiation success rate and a low false trajectory rate under both white and colored measurement noise. In the trajectory estimation stage, the method effectively balances estimation accuracy and computational complexity. The proposed method can therefore support complex tasks such as retrospective trajectory recovery, motion process reconstruction, and situation analysis.

Keywords: multi-target tracking; maneuvering target tracking; trajectory detection; trajectory initiation; multiscale transform; trajectory function of time

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.62422117, No.U2541215, No.62471400)

0 引言

复杂环境下的目标运动特征表征与多目标运动演化刻画,是雷达探测、声呐监视、智能感知和自主系统中的关键问题^[1]。在杂波、漏检和量测噪声等干扰下可靠恢复多个目标航迹,不仅是该问题的核心要求,也是支撑广域态势生成、事后航迹复原与系统效能评估等任务的重要基础^[2]。实际应用中,目标的运动模式通常呈现异构、未知和时变等特点,不同目标可能同时表现为匀速、加速、转弯等多种行为,且目标数目随时间动态变化。这些因素使得目标存在性判断、量测关联、运动模型选择和航迹估计之间形成紧密耦合,从而显著增加了多目标航迹估计的复杂性。尤其在密集杂波环境中,传统的基于显式数据关联和单一预设模型的方法通常面临较大的计算和鲁棒性挑战^[3-4]。

现有多目标处理方法大多建立在状态空间贝叶斯递推框架下,典型代表包括联合概率数据关联(Joint Probabilistic Data Association, JPDA)、多假设跟踪(Multiple Hypothesis Tracking, MHT)以及随机有限集(Random Finite Set, RFS)等方法^[5-11],然而目标航迹评价与生成仍然面临很多难题^[12-13]。上述方法在先验模型较为明确、目标演化过程能够被较稳定刻画的前提下,通常具有较好的递推估计性能^[2]。交互式

多模型(Interacting Multiple Model, IMM)等方法通过引入多个候选运动模型,在一定程度上提高了模型适配能力^[7-8]。然而,在目标数目时变、运动模式异构且量测受杂波与漏检影响的复杂场景中,这类方法对先验模型和显式关联策略的依赖,往往使其难以同时兼顾模型适配性、关联可靠性与计算可控性^[3,8,14]。特别是在多模态条件下,依赖单一预设模型或有限模型集合的处理策略,往往难以有效适应复杂多变的目标运动特征,从而限制了多目标跟踪性能的进一步提升^[3,8]。

从更广义的结构恢复角度来看,多目标航迹检测与计算机视觉中的边缘检测、曲线检测等问题具有一定的数学相似性^[15],其共同特点在于:均需要在噪声干扰背景下,从离散观测中恢复潜在几何结构,且结构的数量和参数往往事先未知。基于这一思路,参数空间表征与结构检测方法为多目标航迹检测提供了有别于传统递推滤波的新视角。典型的 Hough 变换及其推广方法通过在参数空间中对候选结构进行支持累积,实现了潜在结构的有效恢复^[16-19]。在雷达目标检测与航迹提取领域,该类方法已展现出在强杂波背景下较好的结构恢复潜力^[20-22]。近年来,相关研究进一步将椭圆 Hough 变换用于弱空间目标的联合检测与跟踪,通过引入目标轨道的几何先验,实现非直线航迹在参数空间中的支持累积与轨迹参数估

计^[23]。然而,此类方法通常仍依赖直线、椭圆等特定预设轨迹结构,当同一场景中同时存在匀速、加速和转弯等异构运动目标时,单一固定参数空间难以兼顾不同运动复杂度的航迹表征。上述研究表明,当目标运动能够被适当参数化时,多扫描量测有望映射至相应的航迹参数空间,使同源量测形成集中的支持响应,而杂波响应趋于分散。

然而,与视觉静态图像中稠密像素的处理不同,多目标航迹检测面对的是随时间持续到达的稀疏量测点集。它不仅受到虚警、漏检和量测噪声的严重干扰,还伴随着目标数未知、运动模式异构(多模态)以及快速处理需求等挑战。传统的静态参数空间映射难以直接应对由时序演化与稀疏动态量测共同带来的复杂不确定性。这为复杂观测条件下的多扫描航迹恢复提出了新的挑战,也表明有必要构建一种能够适应异构运动特征且具备时序处理能力的统一量测处理机制。

连续时间航迹函数(Trajectory Function of Time, T-FoT)及相关连续时间航迹建模方法,为复杂场景下多扫描航迹恢复提供了统一的时间表达基础^[24-27]。近年来,连续时间航迹建模与参数化表征思想在目标跟踪与轨迹优化领域得到进一步研究^[28-29],相关工作表明,该类方法能够有效刻画复杂异构目标的连续运动演化过程,并显示出较好的应用潜力。然而,连续时间航迹建模方法和参数空间表征方法若直接用于密集杂波下的多模态机动多目标检测,仍存在一定局限。一方面,已有连续时间航迹建模方法多侧重于已起始航迹的平滑估计、批处理优化或后端状态估计;尽管已有工作考虑了杂波、漏检下的航迹起始与关联^[27],但在密集杂波、目标数未知和多模态机动并存条件下的前端航迹发现方面仍有进一步研究空间。另一方面,传统 Hough 变换及其推广方法虽然能够将离散量测中的结构一致性转化为参数空间中的支持聚集,但通常面向单一预设几何结构,在固定参数空间中进行支持累积,因而更适用于直线等预设几何结构检测。当同一场景中同时存在匀速、加速和转弯等异构运动目标时,单一参数空间难以兼顾低动态目标的稳定表征和高动态目标的灵活表达,容易因模型失配产生弱峰或伪峰。

基于上述分析,本文将参数空间支持累积思想与连续时间航迹函数表示相结合,提出一种面向密集杂波环境的多模态机动多目标航迹检测方法。该方法以滑动时间窗内的连续时间航迹函数表示为基础,构建面向不同运动复杂度的多尺度航迹参数空间。不同尺度对应不同复杂度的连续时间航迹表达,使匀速、加速和局部转弯等不同运动模式能够在与其运动

特征相匹配的参数空间中形成更稳定的支持响应。在此基础上,本文进一步引入加权支持累积机制,将多扫描量测对候选航迹的解释能力转化为参数空间中的软支持强度,从而在不显式枚举量测关联关系和目标数量假设的情况下,实现密集杂波环境下多模态机动多目标的前端航迹检测与起始。该方法生成的航迹候选不仅可用于航迹检测与初始化,还可进一步用于事后航迹复原、运动过程重建及态势分析等任务。

本文的主要工作可概括为以下两个方面:

(1) 面向密集杂波环境下目标数目未知、运动模式复杂且量测关联不确定的多模态机动多目标航迹检测问题,基于滑动时间窗下的连续时间航迹函数框架,构建了同时考虑目标数估计、量测关联与航迹参数估计的联合优化模型。该模型从统一角度刻画了航迹参数连续估计、量测关联离散选择和目标数量稀疏控制之间的耦合关系,为后续从参数空间支持累积角度进行近似求解提供了统一的问题表述基础。

(2) 针对上述联合优化问题难以显式求解的特点,提出一种面向多模态机动多目标航迹检测的多尺度变换方法。该方法将“尺度”定义为连续时间航迹函数的运动复杂度层级,通过不同阶次的航迹参数空间表征匀速、加速和局部转弯等运动模式;同时,结合随机最小子集采样、加权支持累积、局部峰值筛选和跨尺度融合机制,在不显式枚举量测关联和目标数量假设的情况下提取高支持航迹候选。仿真实验结果验证了所提方法在复杂杂波环境下的有效性。

1 问题描述与联合建模

1.1 多模态机动多目标场景描述与观测建模

考虑离散扫描时刻 $t_k, k=1, 2, \dots$ 上的多目标观测过程。第 k 个扫描时刻,传感器输出一组集合量测:

$$Y_k = \{\mathbf{y}_k^{(1)}, \mathbf{y}_k^{(2)}, \dots, \mathbf{y}_k^{(M_k)}\} \quad (1)$$

其中, M_k 表示第 k 个扫描时刻的量测数, $\mathbf{y}_k^{(j)}$ 为第 k 个扫描时刻的第 j 个量测, $j=1, 2, \dots, M_k$ 为同一扫描时刻内的量测索引。由于环境中同时存在目标漏检、虚警杂波以及量测噪声,集合中的元素既可能来源于真实目标,也可能来源于杂波。

为描述量测与目标状态之间的关系,设第 i 个目标在时刻 t_k 的状态为 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 。若第 k 个扫描时刻的第 j 个量测 $\mathbf{y}_k^{(j)}$ 来源于第 i 个目标,则观测模型可写为

$$\mathbf{y}_k^{(j)} = h_k(\mathbf{x}_k^{(i)}) + \mathbf{v}_k^{(j)} \quad (2)$$

其中, $h_k(\cdot)$ 为观测映射函数, $\mathbf{v}_k^{(j)}$ 为第 k 个扫描时刻第 j 个量测对应的观测噪声;若 $\mathbf{y}_k^{(j)}$ 来源于杂波,则其不满足上述目标观测模型。

本文所考虑的多模态机动多目标场景具有以下

特点:

- (1) 目标数未知,可随时间发生变化;
- (2) 不同目标可能服从不同的运动模型/机动模式;
- (3) 量测受到杂波、漏检和噪声干扰,导致量测与目标轨迹归属关系具有不确定性。

上述三重不确定性使得目标存在性判断、量测关联、运动模式选择与航迹估计相互耦合,从而显著增加了多目标航迹恢复的复杂性。特别是在密集杂波背景中,依赖显式逐帧关联和固定先验模型的处理方式,往往难以同时兼顾计算效率与估计精度。为降低离散量测关联带来的高耦合求解难度,后文将进一步采用连续时间航迹函数对目标运动进行统一参数化描述。

1.2 连续时间航迹函数建模

为刻画目标在时间上的整体演化规律,本文不直接将目标航迹表示为离散扫描时刻 t_k 上的状态序列,而采用更符合物理实际的连续时间航迹函数 T-FoT 进行建模。近期已有研究直接基于连续时间目标航迹函数开展高机动目标跟踪,进一步说明了该类建模方式在复杂目标运动表征中的适用性^[30]。对于任意目标,其连续时间状态可表示为

$$\mathbf{x}_t = f(t), \quad t \in \mathbb{R}^+ \quad (3)$$

其中, $\mathbf{x}_t \in \mathcal{X}$ 表示时刻 t 的目标状态, $f(\cdot)$ 为连续时间航迹函数, $\mathcal{X}$ 为状态空间。

进一步地,从随机过程分解的角度出发^[31],可将目标航迹分解为确定性分量和残差分量,即

$$f(t) = F(t; \mathbf{C}) + \epsilon(t) \quad (4)$$

其中, $F(t; \mathbf{C})$ 为由有限维参数向量 $\mathbf{C}$ 所确定的确定性航迹分量, $\epsilon(t)$ 为确定性航迹分量之外的残余项,用于刻画随机扰动、局部偏差及建模误差等不确定性因素。

本文重点关注目标航迹中的确定性分量 $F(t; \mathbf{C})$,即通过适当的参数化形式描述目标在给定时间窗内的主要运动趋势。对于不确定性分量 $\epsilon(t)$,不进一步展开随机过程层面的精细建模,而是将其视为对确定性航迹结构的扰动项。关于连续时间目标航

迹中随机过程分量的进一步建模与在线学习,可参考文献[32]。

采用上述连续时间分解方式具有两方面优势:一方面,连续时间航迹函数能够从整体上描述目标在时间窗内的演化规律,而离散扫描时刻 t_k 上获得的量测则可视作对该连续时间航迹的采样约束,从而将原本分散于多个扫描时刻的量测统一关联到同一条航迹曲线上;另一方面,确定性分量的参数化表示为后续从量测空间到航迹参数空间的变换提供了自然基础,从而为后续将多模态机动多目标航迹检测问题转化为参数空间中的支持累积与峰值提取问题提供统一表示基础。

结合 1.1 节给出的离散观测模型可知,量测集合中同时混杂真实目标量测与杂波量测,且目标航迹参数、量测关联关系以及目标数目均为未知量。因此,若直接在离散量测空间中进行显式数据关联与联合估计,不仅求解复杂度较高,而且难以适应异构运动目标的统一处理。为此,后文将在连续时间航迹函数建模基础上,进一步构建多尺度航迹参数空间与相应的量测变换方法。

1.3 联合优化问题表述

基于上述连续时间航迹函数表示,可将多模态机动多目标航迹检测表述为一个同时涉及目标数估计、量测关联与航迹参数估计的联合优化问题。需要说明的是,该联合优化形式主要用于刻画目标数估计、量测关联和航迹参数估计之间的耦合关系,并为后续多尺度参数空间航迹检测方法提供统一的问题表述基础。

设在滑动时间窗 $\{t_k, t_{k'+1}, \dots, t_k\}$ 内,第 r 个扫描时刻的量测集合为 $Y_r = \{\mathbf{y}_r^{(1)}, \mathbf{y}_r^{(2)}, \dots, \mathbf{y}_r^{(M_r)}\}$,其中, $\mathbf{y}_r^{(j)}$ 表示第 r 个扫描时刻的第 j 个量测, $j \in \{1, 2, \dots, M_r\}$, $r \in \{k', k'+1, \dots, k\}$,该量测既可以是目标的真实量测值,也可以是杂波。设时间窗内存在一组候选连续时间航迹函数,其索引集合记为 $\mathcal{I}$,对应参数集合记为 $\{\mathbf{C}_{(i)}\}_{i \in \mathcal{I}}$,其中, $\mathbf{C}_{(i)}$ 表示第 i 条航迹的参数向量,不同航迹对应的参数可以彼此不同。航迹个数、参数的联合优化问题可描述为

$$\underset{\mathcal{I}, \{\mathbf{C}_{(i)}\}, \{\mathbf{1}_i(\mathbf{y}_r^{(j)})\}}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sum_{i \in \mathcal{I}} \lambda_i \|\mathbf{C}_{(i)}\|_0 + \sum_{r=k'+1}^k \sum_{j=1}^{M_r} \left[\sum_{i \in \mathcal{I}} \mathbf{1}_i(\mathbf{y}_r^{(j)}) \left\| \mathbf{y}_r^{(j)} - h_r(F(t_r; \mathbf{C}_{(i)}), \bar{\mathbf{v}}_r^{(j)}) \right\|_{\operatorname{var}(\mathbf{y}_r^{(j)})}^2 + \alpha \left(1 - \sum_{i \in \mathcal{I}} \mathbf{1}_i(\mathbf{y}_r^{(j)}) \right) \right] + \beta |\mathcal{I}| \right\} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \text{s.t.} \quad & \mathbf{1}_i(\mathbf{y}_r^{(j)}) \in \{0, 1\}, \forall i \in \mathcal{I}, \quad j \in \{1, 2, \dots, M_r\}, \quad r \in \{k', k'+1, \dots, k\} \\ & \sum_{i \in \mathcal{I}} \mathbf{1}_i(\mathbf{y}_r^{(j)}) \leq 1, \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, M_r\}, \quad r \in \{k', k'+1, \dots, k\} \\ & \sum_{j=1}^{M_r} \mathbf{1}_i(\mathbf{y}_r^{(j)}) \leq 1, \quad \forall i \in \mathcal{I}, \quad r \in \{k', k'+1, \dots, k\} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, λ_i 是第 i 个候选 T-FoT 的约束系数, $\|\cdot\|_0$ 表示参

数的非零项约束,第一项为航迹模型复杂度惩罚;

$\mathbf{1}_i(\mathbf{y}_r^{(j)}) \in \{0, 1\}$ 表示时刻 t_r 接收到的第 j 个量测值与第 i 条航迹之间的关联关系, 当 $\mathbf{1}_i(\mathbf{y}_r^{(j)}) = 1$ 时表示量测源于第 i 条航迹, 否则 $\mathbf{1}_i(\mathbf{y}_r^{(j)}) = 0$; 式中第二项为联合数据关联代价, 其中关联误差项用于度量关联量测与候选航迹在观测空间中的偏差, $\|\mathbf{z}\|_p^2$ 表示马氏距离平方, $\|\mathbf{z}\|_p^2 = \mathbf{z}^T \mathbf{P}^{-1} \mathbf{z}$; 未关联量测惩罚项用于描述量测未被任何候选航迹解释时的代价, 当量测未被任何候选航迹关联时, 即 $\sum_{i \in \mathcal{I}} \mathbf{1}_i(\mathbf{y}_r^{(j)}) = 0$, 该项产生惩罚 $\alpha; \beta |\mathcal{I}|$ 为候选航迹数惩罚项, 其中 $|\mathcal{I}|$ 表示候选航迹数, β 为航迹数惩罚系数, 用于限制候选航迹集合规模, 避免生成过多虚假航迹。

式(6)中的约束分别表示关联变量的二值性、单量测在同一时刻至多关联一条航迹, 以及单航迹在同一时刻至多关联一个量测。若考虑目标漏检和杂波存在, 则未被任何航迹解释的量测可自然视为杂波; 而在某些时刻未获得关联量测的航迹, 则对应目标漏检情形。这样, 式(5)~(6)从统一角度刻画了滑窗内航迹参数估计、航迹复杂度控制以及量测关联之间的耦合关系。

需要指出的是, 尽管式(5)~(6)在形式上给出了统一的联合优化框架, 但由于零范数与二值变量的引入, 该问题通常属于 NP-hard 问题, 不存在一般的显式解析解。

一方面, 航迹参数 $\mathbf{C}_0$ 属于连续变量, 而关联变量 $\mathbf{1}_i(\mathbf{y}_r^{(j)})$ 为离散二值变量, 两者耦合使得问题同时具有连续优化与组合搜索特征。另一方面, 在目标数量未知的条件下, 式(5)中的复杂度约束本质上对应于对航迹基数的稀疏控制, 因而呈现出与 L_0 范数最小化相似的组合优化特征, 求解难度较高^[33]。在密集杂波与多模态运动等因素共同作用下, 显式关联假设空间会迅速扩张, 进一步增加联合求解的复杂度。

基于此, 本文不直接对 NP-hard 的式(5)~(6)进行显式联合近似求解, 而是从参数空间近似搜索的角度构造后续多尺度变换方法。其基本思想是: 以有限数量的候选航迹参数实现对连续参数空间全局搜索的概率逼近, 以参数空间中的加权支持累积实现对原问题中离散量测关联约束的软性松弛, 并通过高支持候选筛选近似实现对候选航迹数量的稀疏控制。由此, 原问题中的显式关联枚举和目标数搜索被转化为多尺度参数空间中的高支持候选检测问题。该处理方式在保留不同运动复杂度适应性的同时, 也为后续的多尺度航迹生成与跟踪初始化提供了统一的表示基础。

2 基于多尺度变换的航迹检测框架

本节从理论层面给出所提多尺度变换航迹检测方法的基本框架, 重点说明多尺度航迹参数空间表示、量测到参数空间的映射关系, 以及量测在参数空间中形成支持聚集的基本机理。

为统一描述不同运动复杂度目标的航迹表达, 本文在连续时间航迹函数框架下构建多尺度航迹参数空间。不同尺度对应不同表达自由度的参数空间, 用于匹配匀速、加速和局部转弯等不同运动模式。基于该表示, 多扫描量测可进一步映射到相应尺度的参数空间中, 并通过支持聚集实现候选航迹检测。

2.1 多尺度航迹参数空间表示

本文中的“尺度”并非指图像处理或量测空间中的几何尺度, 而是指连续时间航迹函数的运动表达复杂度层级。更一般地, 尺度可理解为一组具有特定运动表达能力的时间基函数族及其对应参数空间。不同尺度对应不同复杂度的候选航迹族, 其差异体现在所采用的时间基函数形式、参数维度以及能够表征的运动模式上。较低尺度的航迹族自由度较少, 适用于描述匀速或近似直线运动; 较高尺度的航迹族具有更强的表达能力, 可用于描述加速运动或有限时间窗内的局部转弯机动。

为统一描述不同运动复杂度目标的航迹表达, 设 $\mathcal{S} = \{1, 2, \dots, S_{\max}\}$ 为尺度集合, 不同尺度对应不同运动表达复杂度。对于任一尺度 $s \in \mathcal{S}$, 记其对应的航迹表示族为

$$\mathcal{G}^{(s)} = \{\Gamma^{(s)}(\theta^{(s)}; t) \mid \theta^{(s)} \in \Theta^{(s)}\} \quad (7)$$

其中, $\Gamma^{(s)}(\theta^{(s)}; t)$ 表示尺度 s 下由参数 $\theta^{(s)}$ 所确定的连续时间航迹假设, $\Theta^{(s)}$ 为相应的参数空间。因此, 不同尺度的参数空间共同构成由低到高的航迹表达复杂度层级。由此, 多尺度航迹参数空间族可表示为

$$\mathcal{P} = \{\Theta^{(1)}, \Theta^{(2)}, \dots, \Theta^{(S_{\max})}\} \quad (8)$$

在单一尺度条件下, 每个参数点仅对应一类固定复杂度的候选航迹, 因此难以在统一框架下同时兼顾低动态目标的稳定表征与高动态目标的灵活表达。通过构造多尺度参数空间族, 不同运动模式的目标能够在与其复杂度相匹配的尺度空间中获得更合适的参数化表示, 从而为后续的量测投影与支持聚焦提供基础。

2.2 量测到参数空间的映射

考虑滑窗内的时间标记量测集合

$$\mathcal{Z}_{k', k} = \{(t_r, \mathbf{y}_r^{(j)}) \mid r = k', k' + 1, \dots, k; j = 1, 2, \dots, M_r\} \quad (9)$$

其中, r 表示滑窗内的扫描时刻索引, j 表示第 r 个扫描时刻内的量测索引。

对任一尺度 s 和任一量测 $(t_r, \mathbf{y}_r^{(j)}) \in \mathcal{Z}_{k',k}$, 定义其相对于参数 $\theta^{(s)}$ 的一致性度量

$$\rho_r^{(j)}(\theta^{(s)}) \triangleq d_s^2(\mathbf{y}_r^{(j)}, h_r(\Gamma^{(s)}(\theta^{(s)}; t_r))) \quad (10)$$

其中, $d_s^2(\cdot, \cdot)$ 表示尺度 s 下的非负差异度量, $h_r(\cdot)$ 为时刻 t_r 的观测映射。该度量刻画了参数假设 $\theta^{(s)}$ 所对应的候选航迹在时刻 t_r 产生的预期观测与实际量测 $\mathbf{y}_r^{(j)}$ 之间的一致程度, 若 $\rho_r^{(j)}(\theta^{(s)})$ 较小, 则说明该参数假设能够较好解释该量测; 反之, 则说明该参数假设与该量测不一致。

进一步地, 若

$$\rho_r^{(j)}(\theta^{(s)}) \leq \tau^{(s)} \quad (11)$$

则称该量测与尺度 s 下的参数假设 $\theta^{(s)}$ 一致, 其中 $\tau^{(s)}$ 为尺度相关的一致性门限。于是, 量测 $(t_r, \mathbf{y}_r^{(j)})$ 在尺度 s 下诱导出一个可行参数集

$$\Theta_{r,j}^{(s)} \triangleq \{\theta^{(s)} \in \Theta^{(s)} | \rho_r^{(j)}(\theta^{(s)}) \leq \tau^{(s)}\} \quad (12)$$

该可行参数集刻画了“在尺度 s 下, 哪些航迹参数能够解释当前量测”。若干量测来源于同一真实目标时, 在与其运动表达相匹配的尺度下, 这些量测所诱导的可行参数集在参数空间中具有公共交叠区域。设 $\mathcal{M}^* = \{(r, j)\}$ 表示来自同一真实目标的量测索引子集 (其中 r 为扫描时刻, j 为对应的量测编号), 则

$$\bigcap_{(r,j) \in \mathcal{M}^*} \Theta_{r,j}^{(s)} \neq \emptyset \quad (13)$$

式(13)表明, 同源量测在正确尺度下会对同一组

航迹参数形成一致约束, 从而在参数空间中产生局部集中的支持结构。相反, 若量测来源于杂波, 或当前尺度与真实运动模式不匹配, 则相应可行参数集通常难以形成稳定交叠, 其支持响应往往较为分散。

因此, 单个量测到参数空间的映射结果可理解为其对候选航迹参数的可行性约束, 而多个量测在参数空间中的交叠程度则反映了它们是否可能由同一真实航迹产生。由此, 原始量测空间中的显式关联问题被进一步转化为多尺度参数空间中的支持重叠问题, 这也为后续的支持累积与显著峰检测奠定了基础。

上述映射与交汇过程在图1中得到了直观展示。如图1左侧所示, 在密集原始量测流中, 目标量测与杂波量测相互交织, 难以直接进行时序关联。通过多尺度参数空间映射, 不同来源的量测将在与其运动复杂度相匹配的尺度上产生不同的聚集行为。如图1右侧所示, 对于平稳目标, 其量测在低复杂度尺度 s_1 映射生成的直线群形成明显的高度支持峰值, 而杂波量测在该空间中的映射则表现为扩散态, 无法形成稳定集合。进一步地, 对于动态特性较强的高复杂度目标, 只有在较高复杂度尺度 s_2 上, 支持结构才会显现出有效的局部聚集。需要指出的是, 虽然图中 s_2 尺度展示的是固定某一维度的二维切片, 但该切片直观且有效地反映了高维参数空间中支持结构的聚焦行为, 且杂波在该切片中依然呈现高度分散的模式, 这进一步印证了正确尺度下目标支持结构的稳定性。

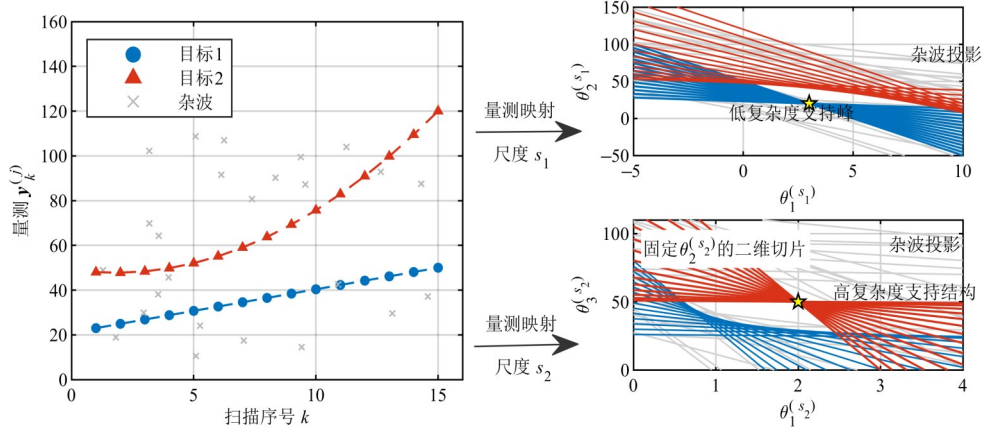


图1 基于多尺度参数空间的目标支持区域与量测映射

Figure 1 Target support regions and measurement mapping based on multiscale parameter spaces

3 多尺度变换的实现与复杂度分析

在第2节给出的多尺度参数空间表示和量测映射机理基础上, 本节进一步给出所提方法在滑动时间窗内的具体实现过程, 包括候选航迹生成、加权支持累积、峰值提取、跨尺度候选融合以及跨窗递推

更新。

3.1 滑窗候选航迹生成

为在参数空间中高效获得候选航迹, 本文在每个尺度下采用基于最小可识别子集的随机采样方式生成候选参数假设。对尺度 s , 设其航迹参数维度对应

的最小可识别量测数为 n_s 。在滑窗 $[k', k]$ 内, 记窗口内时间标记量测集合为 $\mathcal{Z}_{k', k}$ 。本文从 $\mathcal{Z}_{k', k}$ 中随机抽取 Q_s 组采样子集, 并利用每组子集拟合得到一个尺度 s 下的候选参数假设。对第 q 组子集, 其对应的候选参数记为

$$\theta_q^{(s)} \in \Theta^{(s)}, \quad q=1, 2, \dots, Q_s \quad (14)$$

其中, $\Theta^{(s)}$ 表示尺度 s 下的参数空间。本文采用 T-FoT 多项式模型对尺度 s 下的连续时间航迹进行参数化表示。设尺度 s 对应的多项式阶数为 γ_s , 则其航迹参数可由相应的多项式系数向量表示, 记为 $\mathbf{C}^{(s)}$ 。对于二维位置航迹, 两个坐标分量分别包含 $\gamma_s + 1$ 个多项式系数, 因此尺度 s 下的参数维度为 $2(\gamma_s + 1)$ 。为简化表述, 后文统一以 $\mathbf{C}^{(s)}$ 表示尺度 s 下的参数向量。

需要说明的是, 多项式阶数只是本文用于实例化多尺度航迹参数空间的一种具体方式, “尺度”本身并不局限于多项式阶数。在更一般的框架下, 航迹描述形式也可以根据目标运动特征采用椭圆型参数曲线、三角函数型基函数或双曲函数型基函数等其他参数化航迹表示。此时, 不同尺度对应不同的基函数形式、参数维度及相应参数空间, 而不仅仅对应不同阶数的多项式模型。

若观测模型为线性形式, 对第 q 组采样子集, 其参数估计 $\hat{\mathbf{C}}_q^{(s)}$ 可由最小二乘闭式解给出:

$$\hat{\mathbf{C}}_q^{(s)} = (\Psi_q^T \Psi_q)^{-1} \Psi_q^T \mathbf{Y}_q \quad (15)$$

其中, $\mathbf{Y}_q$ 为第 q 组采样子集对应的量测堆叠向量, Ψ_q 为由该子集中各量测时刻所构造的基函数矩阵。因此, 每组采样子集对应一个候选参数估计, 所有候选参数共同构成对尺度 s 参数空间的离散采样近似。

为保证候选拟合的可识别性与数值稳定性, 本文要求每组采样子集至少包含满足最小可识别条件所需数量的量测, 并覆盖足够多的不同时刻, 以保证对应设计矩阵 Ψ_q 满秩。若某组采样子集所构造的 Ψ_q 不满秩, 则认为该组样本会导致拟合退化, 因而将其舍弃并重新采样。通过在各尺度下重复上述过程, 可获得数量有限但具有代表性的候选参数, 为后续的一致性支持累积与峰值提取提供基础。

为说明所构建多尺度航迹参数空间对异构运动目标的表示能力, 下面给出多尺度模型覆盖性的定义。

定义 1 多尺度模型的覆盖性。设滑动时间窗对应的时间区间为 $[t_k, t_k]$, 真实目标在该时间窗内的连续状态航迹记为 $\mathbf{x}^*(t)$ 。若存在某一尺度 $s^* \in \mathcal{S}$ 及对应参数 $\mathbf{C}_{s^*}^{(s^*)}$, 使得

$$\sup_{t \in [t_k, t_k]} \|\mathbf{x}^*(t) - \Gamma^{(s^*)}(\mathbf{C}_{s^*}^{(s^*)}; t)\| \leq \varepsilon_m \quad (16)$$

则称多尺度航迹模型族 $\{\Gamma^{(s)}\}_{s \in \mathcal{S}}$ 对真实航迹 $\mathbf{x}^*(t)$ 在当前滑动时间窗内具有 ε_m -覆盖性, 其中, $\|\cdot\|$ 表示欧氏范数, ε_m 表示给定的模型覆盖误差上界。

3.2 加权支持累积与峰值提取

对每个尺度 s 下生成的候选参数 $\hat{\mathbf{C}}_q^{(s)}$, 传统支持累积方法通常通过统计滑窗内与其保持一致的量测个数来定义支持度, 即采用门限内“计1”、门限外“计0”的硬判决方式。该策略实现简单, 但未区分不同一致性量测之间的贡献差异: 对于残差明显较小、与候选航迹高度吻合的量测, 其支持作用应强于仅在门限边界附近满足一致性的量测; 而在存在噪声扰动、轻微模型失配或密集杂波时, 单纯的硬计数容易削弱这种差异, 从而影响真实航迹候选与伪候选之间的区分能力。基于此, 本文在一致性门限筛选的基础上, 引入加权支持累积机制。

获得各尺度的候选参数后, 需对其进行有效性验证与支持度评估。对于尺度 s 下的第 q 个候选参数 $\hat{\mathbf{C}}_q^{(s)}$, 将其代入式(10)计算与滑窗内各个量测 $\mathbf{y}_r^{(j)}$ (其中 $r \in \{k', k'+1, \dots, k\}$, $j \in \{1, 2, \dots, M_r\}$) 的一致性残差, 记为 $\rho_{r,q}^{(j,s)}$ 。根据式(11)的判定准则, 若 $\rho_{r,q}^{(j,s)} \leq \tau^{(s)}$, 则认为该量测对候选航迹 $\hat{\mathbf{C}}_q^{(s)}$ 构成有效支持; 否则认为该量测与该候选航迹不一致。与硬支持计数不同, 本文进一步对门限内的有效支持量测赋予与残差相关的权重, 从而定义加权支持度为

$$A_w^{(s)}(\hat{\mathbf{C}}_q^{(s)}) \triangleq \sum_{r=k'}^k \sum_{j=1}^{M_r} \mathbb{I}[\rho_{r,q}^{(j,s)} \leq \tau^{(s)}] w^{(s)}(\rho_{r,q}^{(j,s)}) \quad (17)$$

其中, $\mathbb{I}[\cdot]$ 为示性函数, $w^{(s)}(\cdot)$ 为尺度相关的支持权重函数。为兼顾计算简洁性与一致性区分能力, 本文采用高斯型权重函数

$$w^{(s)}(\rho) = \exp\left(-\frac{\rho}{2(\sigma_w^{(s)})^2}\right), \quad 0 \leq \rho \leq \tau^{(s)} \quad (18)$$

其中, $\sigma_w^{(s)}$ 为尺度 s 下的权重衰减参数, 用于控制残差增大时支持贡献的衰减速度, 其取值与量测噪声水平及尺度模型近似误差有关。通常, 当量测噪声方差较大, 或当前尺度对目标运动的近似误差较大时, 可适当增大 $\sigma_w^{(s)}$, 以提高对量测偏离和模型失配的容忍度。高斯型权重函数可从似然角度理解: 在线性高斯量测噪声假设下, 候选航迹预测量测与实际量测之间的归一化平方残差与负对数似然成正比。因此, 采用随残差增大而指数衰减的高斯型权重形式, 可以看作对量测—候选航迹一致性似然的软评价。因而, 当量测残差较小时, 其对应权值更大, 说明该量测与候选航迹之间具有更强一致性; 随着残差增大, 其支持权值逐渐减小。通过这种方式, 真实航迹附近的高一致性量测

可获得更高累计支持,而靠近门限边界的弱一致性量测或偶然满足门限条件的杂波量测,其贡献则被相应抑制。由此,加权支持度不仅反映“有多少量测支持该候选”,同时也反映“这些支持量测与候选航迹的一致性强弱”。

在此基础上,保留满足

$$A_w^{(s)}(\hat{\mathbf{C}}_q^{(s)}) \geq \eta_w^{(s)} \quad (19)$$

的候选,形成尺度 s 下的高支持候选集

$$\mathcal{H}_w^{(s)} \triangleq \left\{ \hat{\mathbf{C}}_q^{(s)} \mid A_w^{(s)}(\hat{\mathbf{C}}_q^{(s)}) \geq \eta_w^{(s)} \right\} \quad (20)$$

其中, $\eta_w^{(s)}$ 为尺度相关的加权支持阈值。与硬计数阈值相比, $\eta_w^{(s)}$ 不再仅对应支持量测个数,而且综合反映有效支持量测数量及其一致性质量。

在定义1所述多尺度模型相对覆盖性的基础上,可进一步说明:若真实航迹在当前滑动时间窗内能够被某一尺度模型充分表示,则其对应量测将在该尺度参数空间中形成可检测峰值。下面给出相应结论。

引理1 多尺度覆盖下的航迹可检测性。设真实目标在当前滑动时间窗 $[k', k]$ 内的连续状态航迹 $\mathbf{x}^*(t)$, 并满足定义1所述的 ε_m -覆盖性。进一步设第 r 个扫描时刻的一条量测满足

$$\mathbf{y}_r^{(j)} = h_r(\mathbf{x}^*(t_r)) + \mathbf{v}_r^{(j)} \quad (21)$$

若在给定置信水平下,量测噪声满足有效上界条件

$$\|\mathbf{v}_r^{(j)}\| \leq \varepsilon_n \quad (22)$$

且观测映射 $h_r(\cdot)$ 在真实航迹邻域内局部 Lipschitz 连续,即存在常数 $L_h > 0$,使得任意相关状态 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$ 有

$$\|h_r(\mathbf{x}_1) - h_r(\mathbf{x}_2)\| \leq L_h \|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\| \quad (23)$$

并且在某一尺度 s^* 下,一致性门限满足

$$\tau^{(s^*)} \geq L_h \varepsilon_m + \varepsilon_n \quad (24)$$

则真实航迹对应量测在尺度 s^* 的参数空间中至少对应一个非空的有效支持集合。进一步,若该支持集合中有效支持量测的数量不少于尺度 s^* 的最小支持要求 n_s ,且各有效支持量测的累积权值满足候选确认阈值要求,则存在相应候选参数 $\hat{\mathbf{C}}_q^{(s^*)}$,使其加权支持度满足 $A_w^{(s^*)}(\hat{\mathbf{C}}_q^{(s^*)}) \geq \eta_w^{(s^*)}$,因此,真实航迹将在尺度 s^* 的参数空间中形成可检测候选峰。

证明 由定义1可知,真实航迹 $\mathbf{x}^*(t)$ 在当前滑动时间窗内可由尺度 s^* 的参数化航迹 $\Gamma^{(s^*)}(\mathbf{C}_*^{(s^*)}; t)$ 在误差上界 ε_m 内逼近。结合式(23),在任意扫描时刻 t_r 处有

$$\|h_r(\mathbf{x}^*(t_r)) - h_r(\Gamma^{(s^*)}(\mathbf{C}_*^{(s^*)}; t_r))\| \leq L_h \varepsilon_m \quad (25)$$

再由式(21)与式(22),可得

$$\|\mathbf{y}_r^{(j)} - h_r(\Gamma^{(s^*)}(\mathbf{C}_*^{(s^*)}; t_r))\| \leq L_h \varepsilon_m + \varepsilon_n \quad (26)$$

因此,当一致性门限 $\tau^{(s^*)}$ 满足式(24)时,真实航迹对应量测将在参数 $\mathbf{C}_*^{(s^*)}$ 的邻域内形成一致性支持;对于该邻域内对应的候选参数 $\hat{\mathbf{C}}_q^{(s^*)}$,有

$$\rho_{r,q}^{(j,s^*)} \leq \tau^{(s^*)} \quad (27)$$

这表明,真实航迹对应量测将在尺度 s^* 参数空间中至少对应一个非空的有效支持集合。进一步地,若该集合内的有效支持量测数与加权支持度分别满足算法设定的候选确认条件,即有效支持量测数不少于 n_s ,且权值累积超过阈值 $\eta_w^{(s^*)}$ 时,则存在相应候选参数被判定为高支持候选,从而真实航迹在尺度下 s^* 的参数空间是可检测的。证毕

引理1表明,所提多尺度检测框架并不要求所有尺度同时精确匹配真实航迹,而只要求存在某一尺度能够在给定误差范围内对其进行有效表示。由此,多尺度航迹参数空间的作用在于提高对异构运动目标的覆盖能力,而一致性支持累积则使真实航迹在匹配尺度上形成稳定的局部响应。

然而,由于同一真实目标在单尺度参数空间中仍可能对应多个彼此邻近的高支持候选,因此仅依靠支持累积尚不足以得到唯一且稳定的代表性参数。为此,本文在单尺度内采用局部峰筛选与非极大值抑制(Non-Maximum Suppression, NMS)相结合的方式,对 $\mathcal{H}_w^{(s)}$ 中的冗余候选进行筛选,得到尺度 s 下的代表性峰值集合

$$\overline{\mathbf{C}}^{(s)} = \left\{ \overline{\mathbf{C}}_l^{(s)} \right\}_{l=1}^{L_s} \quad (28)$$

其中, $\overline{\mathbf{C}}_l^{(s)}$ 表示尺度 s 下第 l 个局部峰对应的代表性参数, L_s 为尺度经峰值筛选后保留的代表性候选数。经过该步骤后,原本分散且存在冗余的高支持候选被压缩为数量较少、代表性更强的航迹候选,从而为后续跨尺度融合提供稳定输入。

相较于传统硬支持计数策略,所引入的加权支持累积具有两方面优势:其一,在门限内进一步区分不同量测对候选航迹的贡献强弱,有助于提升真实航迹候选与伪候选之间的可分性;其二,在噪声扰动、轻微模型失配及密集杂波条件下,可减弱边界一致性量测对支持峰的放大作用,从而提高参数空间峰值提取的稳定性。

3.3 跨尺度候选融合与跟踪初始化

不同尺度下的参数空间能够分别刻画不同复杂度的航迹结构,因此同一真实目标可能在多个尺度上均对应高支持候选。为避免重复输出,需要对各尺度得到的峰值候选进行跨尺度融合。设所有尺度下的代表性候选集合为

$$\bar{C} = \bigcup_{s \in S} \bar{C}^{(s)} \quad (29)$$

对任意两个候选 $\bar{C}_{t_1}^{(s_1)} \in \bar{C}^{(s_1)}$ 和 $\bar{C}_{t_2}^{(s_2)} \in \bar{C}^{(s_2)}$, 在滑窗内将其对应航迹离散化到各扫描时刻, 并计算二者的平均航迹距离:

$$D(\bar{C}_{t_1}^{(s_1)}, \bar{C}_{t_2}^{(s_2)}) = \frac{1}{k-k'+1} \sum_{r=k'}^k \left\| \Gamma^{(s_1)}(\bar{C}_{t_1}^{(s_1)}; t_r) - \Gamma^{(s_2)}(\bar{C}_{t_2}^{(s_2)}; t_r) \right\|_2 \quad (30)$$

若满足

$$D(\bar{C}_{t_1}^{(s_1)}, \bar{C}_{t_2}^{(s_2)}) \leq \epsilon_d \quad (31)$$

则认为这两个候选在航迹层面近似重合, 其中 ϵ_d 为去重阈值。基于此, 本文对集合 $\bar{C}$ 中的候选进行两两比较与重复消除: 若多个候选彼此满足式 (31) 所定义的近重合关系, 则将其归为同一候选簇, 并在每个候选簇中保留支持度最强的候选作为融合结果。具体地, 本文选取候选簇内加权支持度最大的候选作为该簇的代表参数。经过跨尺度融合后, 可得到当前滑

窗最终输出的航迹候选集合

$$C_{k',k}^* = \{C_m^*\}_{m=1}^{N_{k',k}} \quad (32)$$

其中, $N_{k',k}$ 为当前滑窗内输出的航迹候选数, C_m^* 表示第 m 个代表性参数。

可进一步在各扫描时刻对候选航迹进行采样, 提取相应的状态估计作为多目标跟踪的初始化信息。例如, 对融合后的航迹候选参数 C_m^* 在当前窗右端时刻 t_k 的状态为

$$\hat{x}_{m,k} = \Gamma(C_m^*; t_k) \quad (33)$$

图2给出了所提方法在单个滑窗内的候选航迹生成与初始化流程。首先, 根据不同运动复杂度构建多尺度航迹参数空间表示; 随后, 从当前滑窗量测集合中随机抽取采样子集, 并在各尺度下拟合生成候选参数; 在此基础上, 通过加权支持累积与峰值提取获得高支持候选, 再对不同尺度下的近重合候选进行融合去重, 最终得到当前滑窗的代表性航迹候选, 并在滑窗右端时刻提取相应的初始化状态估计。

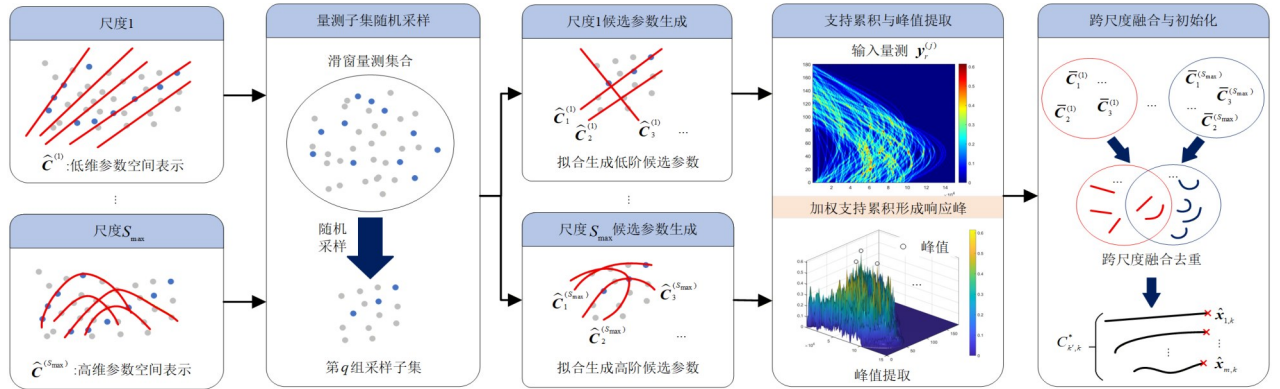


图2 单滑窗内多尺度候选航迹生成与初始化流程图

Figure 2 Multiscale candidate trajectory generation and initialization flowchart within a single sliding time-window

3.4 跨窗关联与递推跟踪更新

前述方法主要完成了单个滑窗内的候选航迹提取与跟踪初始化。为实现目标航迹的持续输出, 还需在滑窗沿时间轴不断前移的过程中, 对上一窗形成的航迹结果进行继承、关联与更新。为此, 本文在每次窗口更新后, 利用上一滑窗输出的航迹参数作为先验假设, 并结合最新时刻量测在参数空间中的支持信息, 对已有航迹进行延续、修正、终止, 从而形成连续的滑窗递推跟踪机制。

当新一帧量测集合到达后, 滑窗由 $[k', k]$ 更新为 $[k'+1, k+1]$ 。对上一窗保留下来的候选参数 C_m^* , 根据航迹模型, 可由其在时刻 t_{k+1} 生成对应状态预测, 并经观测映射得到该航迹在最新时刻的预测量测。因此, 对任一新量测 $y_{k+1}^{(j)}$, 可定义其相对于航迹的一致性残差为

$$\rho_{m,k+1}^{(j)} = d^2(y_{k+1}^{(j)}, h_{k+1}(\Gamma^{(s)}(C_m^*; t_{k+1}))) \quad (34)$$

若满足

$$\rho_{m,k+1}^{(j)} \leq \tau_{\text{trk}} \quad (35)$$

则认为该量测与已有航迹 C_m^* 在当前时刻保持一致, 并在参数空间中对其构成有效支持。其中 τ_{trk} 为跨窗关联门限, 本文实现中, 跨窗关联门限与前文单窗支持累积所采用的一致性门限取相同数值, 即 $\tau_{\text{trk}} = \tau^{(s)}$ 。由此, 跨窗关联过程可理解为: 考察最新量测在参数空间中诱导的支持区域, 是否与现有航迹参数邻域发生有效重叠; 若重叠成立, 则该量测被视为对既有航迹的延续支持。

记更新后的支持索引集合为 $\mathcal{M}_m^{k+1}$, 则参数更新可表示为

$$\hat{C}_{m,k+1} = \arg \min_C \sum_{(r,j) \in \mathcal{M}_m^{k+1}} d^2(y_r^{(j)}, h_r(\Gamma(C; t_r))) \quad (36)$$

需要说明的是,上式中的参数更新仅在当前固定长度滑动窗口内完成,而非对目标完整历史量测序列进行全局批处理重估。因此,单次更新的计算规模受滑窗长度限制,不会随航迹持续时间无限累积。尽管如此,相邻滑窗之间仍存在部分重复量测,后续可进一步结合递推最小二乘或增量式矩阵更新策略,以降低重复计算开销。

经重新估计后,即可在窗口右端时刻 t_{k+1} 处得到对应目标的最新状态估计,用于当前时刻输出以及下一次窗口前移时的先验传播。

在航迹管理方面,本文采用“延续-终止”的统一处理机制。对于既有航迹,若其在当前窗口中能够获得有效的增量支持,则判定该航迹继续存在,并将其保留在活动航迹集中;若某航迹在连续若干次窗口更新中均未获得有效支持,则认为该航迹已不再稳定存在,并将其从活动集合中移除。由此,既有航迹的递推更新与活动航迹管理得以在统一滑窗框架内协同完成。

为清晰展示本文方法在滑窗内的候选生成、支持累积、峰值提取、跨尺度融合以及窗口间递推更新的整体执行流程,现将其具体实现总结为算法1。

3.5 计算复杂度分析

设滑窗 $[k', k]$ 内量测总数为 $M_{\text{win}} \triangleq \sum_{r=k'}^k M_r$, 记所有尺度下的候选采样总数为 $Q_{\text{total}} \triangleq \sum_{s \in \mathcal{S}} Q_s$ 。在单个滑窗内,方法主要包括候选生成、加权支持累积、单尺度峰值提取和跨尺度融合四个步骤。对于尺度 s , 候选生成阶段需要对 Q_s 组采样子集进行参数拟合。由于各尺度下的航迹参数维度和最小采样子集规模均为预先给定的有限常数,单次参数拟合的计算代价可视为常数级,因此候选生成阶段的复杂度可记为 $\mathcal{O}(Q_{\text{total}})$ 。加权支持累积阶段需对每个候选参数与滑窗内量测逐一计算一致性残差,并完成门限筛选与权值累加。由于所有尺度下候选总数为 Q_{total} , 窗口内量测总数为 M_{win} , 故该阶段的计算复杂度为 $\mathcal{O}(Q_{\text{total}} M_{\text{win}})$ 。

在此之后,单尺度峰值提取作用于各尺度下的高支持候选集 $\mathcal{H}_w^{(s)}$, 跨尺度融合则作用于所有尺度代表性峰值集合的并集 $\bar{\mathcal{C}}$ 。若分别记高支持候选集规模为 $|\mathcal{H}_w^{(s)}|$, 代表性峰值并集规模为 $|\bar{\mathcal{C}}|$, 则单尺度峰值提取与跨尺度融合的最坏情况复杂度可分别写为

$$\mathcal{O}\left(\sum_{s \in \mathcal{S}} |\mathcal{H}_w^{(s)}|^2\right), \quad \mathcal{O}\left(|\bar{\mathcal{C}}|^2\right) \quad (37)$$

然而,在实际处理中,高支持候选集和代表性峰值集合的规模通常远小于原始候选采样总数 Q_{total} , 因

算法1 多尺度滑窗参数空间航迹检测与递推更新

输入: 量测序列 $\{Y_k\}_{k=1}^K$ 、滑窗长度 T_w 、尺度集合 $\mathcal{S}$ 、采样次数 $\{Q_s\}$ 、一致性门限 $\{\epsilon^{(s)}\}$ 、加权支持阈值 $\{\eta_w^{(s)}\}$ 、权重参数 $\{\sigma_w^{(s)}\}$ 、跨尺度融合阈值 ϵ_d 。

输出: 各时刻的候选参数集合 $\mathcal{C}_k^*$ 及对应状态估计集合 $\{\hat{\mathbf{x}}_{m,k}\}$ 。

累积前 T_w 帧量测, 构造初始滑窗量测序列 $\{\mathcal{Z}_r\}_{r=1}^{T_w}$ 。

FOR 每个尺度 $s \in \mathcal{S}$ DO

由初始滑窗量测集合随机采样 Q_s 组子集, 并由式(15)求得候选参数 $\hat{\mathcal{C}}_q^{(s)}$;

对每个候选 $\hat{\mathcal{C}}_q^{(s)}$, 由式(10)~(11)计算滑窗内量测的一致性残差, 并由式(17)~(18)计算加权支持度 $A_w^{(s)}(\hat{\mathcal{C}}_q^{(s)})$;

按式(20)保留高支持候选, 得到高支持候选集 $\mathcal{H}_w^{(s)}$;

对高支持候选集执行局部峰筛选与NMS, 得到尺度 s 下的代表性峰值集合, 即式(28)。

END FOR

按式(29)汇总所有尺度下的代表性峰值集合 $\bar{\mathcal{C}}$;

由式(30)~(31)执行跨尺度融合与去重, 在每个候选簇中保留加权支持度最大的候选, 得到初始融合候选参数集合, 即式(32);

对每个 $\mathcal{C}_m^*$, 由式(33)提取当前窗口右端时刻的状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{m,k}$ 。

FOR 每个新到达的时刻 $k = T_w + 1, T_w + 2, \dots, K$ DO

接受新一帧量测 Y_k , 将滑窗更新为 $[k - T_w + 1, k]$;

对上一时刻保留的每个活动参数 $\mathcal{C}_m^*$, 按式(34)~(35)计算增量测与该参数的跨窗关联与一致性判定;

若获得有效支持, 按式(36)重新估计参数并更新状态, 得到 $\hat{\mathcal{C}}_{m,k}$ 并提取 $\hat{\mathbf{x}}_{m,k}$;

依据支持度对既有航迹执行“延续-终止”判定, 输出当前时刻的最终参数 $\mathcal{C}_{k',k}^*$ 及状态 $\{\hat{\mathbf{x}}_{m,k}\}$ 。

END FOR

此上述两部分开销通常低于支持累积阶段, 不构成整体计算的主导项。

综上, 在将单次参数拟合和单次残差计算视为常数开销, 且高支持候选集与代表性峰值集合规模相对较小的条件下, 本文方法每个滑窗中的主导计算复杂度可表示为

$$\mathcal{O}(Q_{\text{total}} M_{\text{win}}) \quad (38)$$

这表明, 引入加权支持函数并未改变方法的主复杂度阶数, 而是在保持整体复杂度量级不变的前提下, 提高了支持统计量对量测一致性强弱差异的刻画能力。换言之, 本文方法在不显著增加主要计算开销的情况下, 实现了对候选航迹支持信息的更精细表征。

4 仿真实验与结果分析

4.1 仿真场景与参数设置

为验证所提方法在多目标航迹检测与后续估计任务中的有效性, 构建二维平面多目标运动场景。

监视区域设置为 $[-300, 500] \text{m} \times [-300, 500] \text{m}$, 采样间隔为 $T=1 \text{s}$ 。场景中包含6个目标, 运动模式涵盖匀速运动(Constant Velocity, CV)、匀加速运动(Constant

Acceleration, CA)以及协同转弯运动(Coordinated Turn, CT), 以形成多模态的目标航迹集合。各目标的真值参数设置见表1, 真实航迹如图3所示。

表1 目标真值参数设置

Table 1 Target truth parameter settings

目标编号	运动模型	存在时间区间/s	初始状态 $\mathbf{x}_1^{(i)}$ /(m, m/s, m/s ² , m, m/s, m/s ²)	角速度 $\omega^{(i)}$ /(rad/s)
1	CV	[1,80]	$[100, 2, 0, -200, 2, 0]^T$	—
2	CA	[1,70]	$[-150, 1.5, 0.015, -120, 1.7, 0.08]^T$	—
3	CT	[1,90]	$[0, 2.0785, 0, -50, 1.2, 0]^T$	0.03
4	CV	[1,100]	$[150, 2.2, 0, 150, 3, 0]^T$	—
5	CT	[1,100]	$[300, 1, 0, 200, 1.7321, 0]^T$	-0.02
6	CA	[1,60]	$[380, -1.2, 0, -220, -3, 0.12]^T$	—

注:—表示该参数不适用。

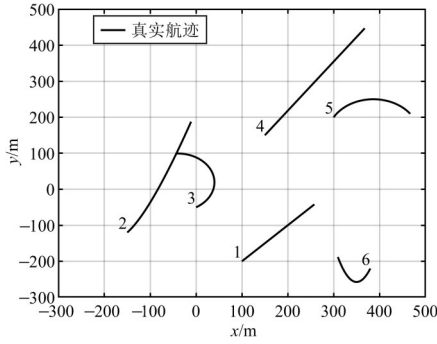


图3 目标真值航迹示意图

Figure 3 Schematic diagram of target truth trajectories

目标以概率 P_D 被探测到。对于被探测到的目标, 量测采用二维位置观测模型

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (39)$$

其中, $\mathbf{H}$ 为观测矩阵, $\mathbf{v}_k$ 为量测噪声。为考察所提方法在不同噪声条件下的鲁棒性, 考虑两类量测噪声模型:

(1) 高斯白噪声: 量测噪声建模为零均值高斯白噪声序列, 即 $\mathbf{v}_k^{(j)} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R})$, 其中 $\mathbf{R} = \sigma^2 \mathbf{I}_2$, $\sigma = 1 \text{m}$ 。

(2) 有色噪声: 为模拟时间相关扰动, 量测噪声建模为零均值高斯过程: $\mathbf{v}_k^{(j)} \sim \mathcal{GP}(\mathbf{0}, \kappa(t, t'))$, 其中协方差核函数采用径向基函数核: $\kappa(t, t') = \sigma_n^2 \exp\left(-\frac{(t-t')^2}{2\zeta^2}\right)$,

其中, σ_n^2 为噪声方差, ζ 为相关长度尺度^[34], $\sigma_n^2 = 1 \text{m}^2$, $\zeta = 0.6 \text{s}$ 。在有色噪声场景下, 对每个目标分别生成独立的时间相关噪声序列, 并叠加到对应时刻的真实量测上, 从而使量测误差在时间上具有持续相关性。

所提方法采用两个尺度的航迹参数空间, 尺度集合取为 $\{1, 2\}$ 。尺度 $s=1$ 采用一阶多项式基函数 $[1, r]$, 参数维度为4; 尺度 $s=2$ 采用二阶多项式基函数 $[1, r, r^2]$, 参数维度为6, $r \in \{k', k'+1, \dots, k\}$ 表示当前滑

窗内的扫描时刻索引。实验中主要参数设置见表2。其中, 一致性门限9.21来源于二维位置量测归一化平方残差的卡方门限。在线性高斯量测噪声假设下, 候选航迹预测量测与实际量测之间的归一化平方残差, 即马氏距离平方, 近似服从自由度为2的卡方分布。因此, 本文取一致性门限 $\chi_2^2(0.99) = 9.21$, 对应99%的量测门控置信水平。

本文所有算法均在相同的软硬件环境下运行。实验平台采用64位Windows操作系统, 硬件配置为AMD Ryzen 7 5800H处理器(主频3.20 GHz)和16 GB内存。所有算法均采用MATLAB R2021b编程实现, 程序运行过程中未采用并行计算或GPU加速, 以保证不同算法运行时间对比的公平性。

表2 所提方法的主要参数设置

Table 2 Main parameter settings of the proposed method

参数	含义	取值
T_w	滑窗长度	10
$\mathcal{S}$	尺度集合	$\{1, 2\}$
Q_1, Q_2	两尺度采样次数	1 200, 1 600
$\tau^{(1)}, \tau^{(2)}$	一致性门限	9.21, 9.21
$\sigma_w^{(1)}, \sigma_w^{(2)}$	权重参数	0.52, 0.47
$\eta_w^{(1)}, \eta_w^{(2)}$	加权支持阈值	3.7, 4.5
ϵ_d	跨尺度融合阈值	4

4.2 航迹起始性能分析

为考察所提方法的航迹起始性能, 并进一步验证多尺度机制对不同运动模式目标的适应性, 本文从多尺度机制案例、滑窗长度敏感性、白噪声条件和有色噪声条件四个方面进行分析。作为对比, 选取经典M/N逻辑法和单尺度方法作为基线, 其中M/N逻辑法参数设置为 $N=5, M=3$, 默认目标探测概率设为 $P_D=0.95$ 。

本文采用航迹起始成功率 P_d 和虚假航迹率 P_f 作为航迹起始性能评价指标^[35]。其中, P_d 表示成功起

始的真实航迹数占真实航迹总数的比例, P_f 表示虚假航迹数占全部已起始航迹数的比例, 二者分别定义为

$$P_d \triangleq \frac{1}{N_{MC} N_{true}} \sum_{i=1}^{N_{MC}} \sum_{j=1}^{N_{true}} I_{ij} \quad (40)$$

$$P_f \triangleq \frac{\sum_{i=1}^{N_{MC}} f_i}{\sum_{i=1}^{N_{MC}} s_i} \quad (41)$$

其中, N_{MC} 表示 Monte Carlo 重复实验次数, N_{true} 表示真实航迹总数, I_{ij} 表示第 i 次实验中第 j 条真实航迹是否被成功起始的指示变量, 若起始成功, 其值为 1, 否则为 0, f_i 和 s_i 分别表示第 i 次实验中的虚假航迹数和已起始航迹总数。所有结果均由 Monte Carlo 重复实验统计平均得到, 以保证结果的稳定性与可信性。

4.2.1 多尺度机制案例分析

为直观验证多尺度机制对不同运动模式目标的适应性, 本文构造典型运动模式案例, 分别包含低动态 CV 目标、加速 CA 目标和转弯 CT 目标。该案例作为机制验证实验, 主要用于展示不同尺度参数空间对不同运动复杂度目标的支持响应差异, 其结果不作为后续航迹起始成功率和虚假航迹率的主性能评价依据。实验中保持量测噪声、探测概率和杂波建模方式与前述设置一致, 固定平均杂波率为 $\lambda_c = 15$ (点/扫描), 分别计算各目标在尺度 $s=1$ 和尺度 $s=2$ 下的支持响应。

为便于比较同一运动模式目标在不同尺度下的支持响应强弱, 本文提取各尺度参数空间中凝聚形成的峰值, 将尺度 s 下获得的最大加权支持度 $A_{\max}^{(s)}$ 按该目标在所有尺度中的最大值进行归一化, 定义相对最大加权支持度为

$$\tilde{A}^{(s)} = \frac{A_{\max}^{(s)}}{\max_{s \in \mathcal{S}} A_{\max}^{(s)}} \quad (42)$$

该指标越接近 1, 说明该目标在对应尺度参数空间中的支持响应越接近其最强尺度响应, 通常表明该尺度对该运动模式具有更好的表征能力。实验结果如图 4 所示。

由图 4 可以看出, 对于低动态 CV 目标, 尺度 $s=1$ 和尺度 $s=2$ 均能形成较强的支持响应, 说明低复杂度尺度已经能够充分描述近似直线运动, 而较高复杂度尺度由于包含低阶运动形式, 也具有一定兼容性。对于 CA 和 CT 目标, 较高复杂度尺度 $s=2$ 下的支持响应明显强于低复杂度尺度 $s=1$, 表明高复杂度尺度能够更好地表征加速和局部转弯运动; 而在不匹配的低复杂度尺度下, 由于运动模型表达能力不足, 量测支持难以有效凝聚, 支持响应明显减弱。

需要说明的是, 较高复杂度尺度虽然具有更强表

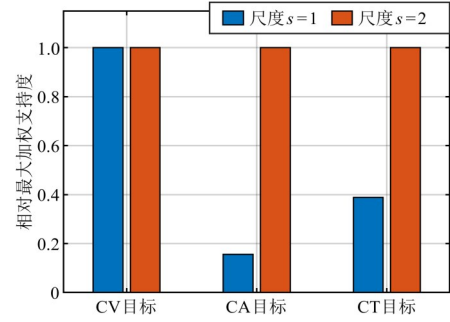


图4 不同运动模式目标在不同尺度下的相对最大加权支持度对比
Figure 4 Comparison of relative maximum weighted support degrees for targets with different motion modes at different scales

达能力, 但其参数维度和搜索空间也相应增大, 在密集杂波条件下更容易受到偶然一致量测的干扰, 并带来更高的候选采样和支持累积开销。因此, 多尺度机制并非简单固定采用最高复杂度尺度, 而是在低动态目标上利用低复杂度尺度形成简洁稳定的参数表示, 在高动态目标上利用高复杂度尺度提供必要的表达能力。

综上, 不同运动复杂度目标能够在与其运动特征相匹配的尺度参数空间中形成更强的支持响应。该案例直观展示了所提多尺度机制在自适应尺度选择和尺度匹配方面的有效性。

4.2.2 滑窗长度敏感性分析

为分析滑窗长度 T_w 对航迹起始性能的影响, 本文在固定杂波率 $\lambda_c = 15$ (点/扫描) 的白噪声条件下进行敏感性实验。实验中保持探测概率、量测噪声、一致性门限、采样次数及其他参数不变, 仅改变滑窗长度 T_w , 分别统计 $T_w = 8, 10, 12, 14, 16$ 时各方法的航迹起始成功率和虚假航迹率, 结果如图 5 所示。

由图 5(a) 可以看出, 随着滑窗长度 T_w 增加, 各方法能够利用的多扫描量测信息增多, 因此航迹起始成功率整体呈上升趋势。所提方法在较短滑窗下已经能够获得较高的起始成功率, 随着 T_w 增大, 其起始成功率进一步提高并逐渐趋于饱和。M/N 逻辑方法受固定确认逻辑和量测关联不确定性的影响, 在较短滑窗下起始成功率相对较低, 随滑窗长度增加逐步提升。单尺度方法在较长滑窗下也能获得较高起始成功率, 说明更长时间窗有助于增强真实航迹的多扫描支持。

进一步, 由图 5(b) 可以看出, 随着 T_w 增大, M/N 逻辑方法和单尺度方法的虚假航迹率均呈上升趋势。这表明较长滑窗虽然增加了真实目标量测的支持信息, 但同时也会累积更多杂波量测, 增加偶然一致伪候选形成的风险。相比之下, 所提方法在不同滑窗长度下均保持较低的虚假航迹率, 说明多尺度参数空间和加权支持累积机制能够在利用多扫描信息的同时抑制杂波诱导的虚假航迹。

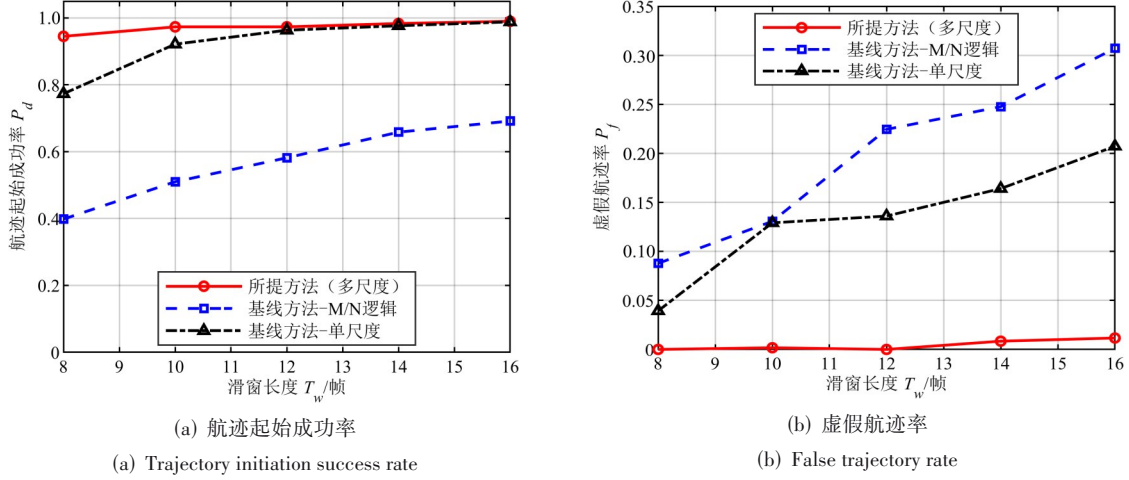


图5 白噪声条件下不同滑窗长度的航迹起始性能对比

Figure 5 Comparison of trajectory initiation performance under different sliding time-window lengths in white-noise conditions

综合来看,当 T_w 从8增大到10时,所提方法的起始成功率已有提升,且虚假航迹率保持在较低水平;继续增大滑窗长度后,起始成功率提升趋于饱和,同时窗口内杂波累积和计算开销增加。因此,综合考虑航迹起始成功率、虚假航迹率和计算复杂度,本文后续实验统一选取 $T_w = 10$ 作为默认滑窗长度。

4.2.3 白噪声条件下的起始性能

根据4.2.2节的敏感性分析结果,后续实验中滑窗长度 $T_w = 10$ 。本节在白噪声条件下进一步分析不同杂波率对航迹起始性能的影响。将杂波建模为监视区域内的均匀泊松点过程,平均杂波率取 $\lambda_c \in \{10, 15, 20, 25, 30, 35, 40\}$ (点/扫描),其他参数保持不变。图6给出了白噪声条件下,不同杂波率对应的各方法航迹起始性能对比结果,总体来看,随着杂波率 λ_c 的增大,各方法的航迹起始成功率总体呈下降趋势,而虚假航迹率总体呈上升趋势,说明杂波密度增加会降低真实航迹起始的可靠性,并提高虚假航迹形成的概率。

由图6(a)可见,所提方法在整个杂波率范围内始终保持最高的航迹起始成功率。低杂波条件下,所提方法与单尺度方法均能取得较高的起始成功率;随着杂波率升高,单尺度方法的性能下降更为明显,而所提方法仍保持相对较好的起始能力,表明多尺度参数空间表示能够更充分地适应不同运动特征和尺度变化,在复杂杂波背景下具有更强的真实航迹提取能力。相比之下,M/N逻辑法的起始成功率整体偏低,并随杂波率增大总体呈下降趋势,说明基于固定波门和硬判决的传统逻辑起始方法在密集杂波环境下更容易受到错误关联和漏关联的影响。

由图6(b)可见,所提方法在整个杂波率范围内均将虚假航迹率控制在较低水平,明显优于另外两种

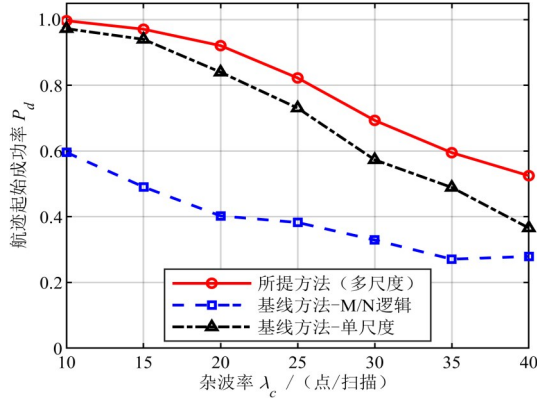
基线方法。这表明所提方法中的加权支持累积机制能够有效抑制由杂波点迹诱导形成的伪峰,从而降低虚假航迹起始概率。相比之下,M/N逻辑法的虚假航迹率整体处于较高水平,并随杂波率增大总体呈上升趋势;其主要原因在于,随着杂波点迹数量增加,假量测在波门内偶然满足M/N硬判决条件的概率增大,从而更容易形成虚假航迹。单尺度方法的虚假航迹率整体低于M/N逻辑法,但仍明显高于所提方法,说明单一尺度参数空间对复杂杂波背景的适应性有限,容易受到局部伪峰干扰。

综合图6(a)与图6(b)可知,所提方法在白噪声和高杂波背景下能够同时保持较高的航迹起始成功率和较低的虚假航迹率,表现出优于M/N逻辑法和单尺度方法的综合鲁棒性。

4.2.4 有色噪声条件下的起始性能

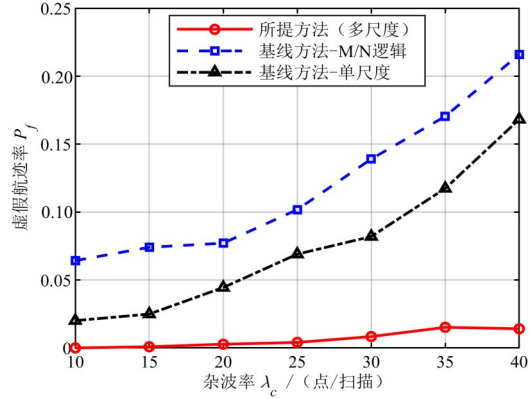
有色噪声条件下的杂波模型和平均杂波率设置与4.2.3节一致。图7给出了有色噪声条件下,不同杂波率对应的各方法航迹起始性能对比结果。总体来看,其变化趋势与白噪声条件下基本一致:随着杂波率 λ_c 增大,各方法的航迹起始成功率整体呈下降趋势,而虚假航迹率则呈现不同程度的上升趋势,说明不同方法在有色噪声背景下对杂波干扰的适应能力存在差异。

由图7(a)可见,所提方法在整个杂波率范围内始终保持最高的航迹起始成功率,单尺度方法次之,M/N逻辑法整体最低。随着杂波率升高,三种方法的起始成功率均有所下降,但所提方法在中高杂波区域仍保持相对较高的成功率。由图7(b)可见,所提方法在不同杂波率下均能将虚假航迹率控制在较低水平,明显低于M/N逻辑法和单尺度方法。相比之下,M/N逻辑法的虚假航迹率整体较高,并随杂波率增大



(a) 不同杂波率下的航迹起始成功率

(a) Trajectory initiation success rate under different clutter rates



(b) 不同杂波率下的虚假航迹率

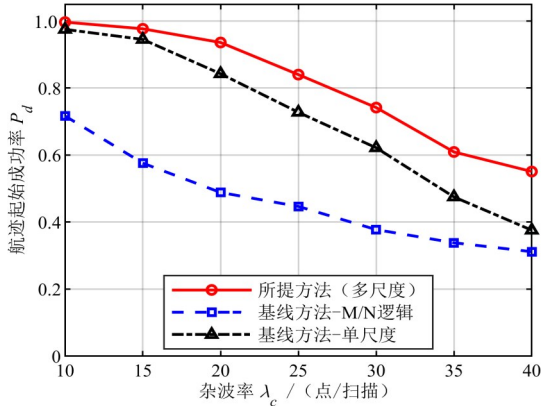
(b) False trajectory rate under different clutter rates

图6 白噪声条件下不同杂波率的航迹起始性能对比

Figure 6 Comparison of trajectory initiation performance under different clutter rates in white-noise conditions

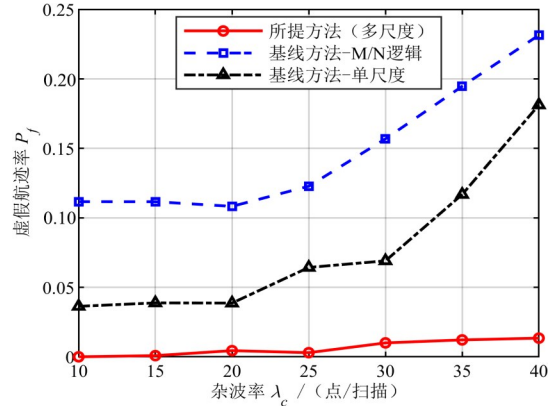
总体上升;单尺度方法的虚假航迹率介于两者之间。综合来看,在有色噪声条件下,所提方法仍能够

兼顾较高的航迹起始成功率和较低的虚假航迹率,表现出优于两种基线方法的综合性能。



(a) 不同杂波率下的航迹起始成功率

(a) Trajectory initiation success rate under different clutter rates



(b) 不同杂波率下的虚假航迹率

(b) False trajectory rate under different clutter rates

图7 有色噪声条件下不同杂波率的航迹起始性能对比

Figure 7 Comparison of trajectory initiation performance under different clutter rates in colored-noise conditions

4.3 候选集规模统计分析

为验证3.5节复杂度分析中关于高支持候选集规模远小于总采样数的假设,本文进一步统计了所提方法在不同杂波率下首个滑窗首轮候选生成与筛选过程中的候选集规模变化,结果如表3所示。表中,“首轮采样候选数”表示单个滑窗首轮候选生成阶段在所有尺度下产生的候选总数,即 $Q_1 + Q_2 = 2800$;“高支持候选数”表示经过加权支持阈值筛选后保留的候选数量,对应3.5节中的高支持候选集规模;“代表性峰值候选数”表示经过尺度内峰值筛选后形成的代表性峰值候选数量,对应3.5节中的代表性峰值集合规模。

由表3可以看出,虽然首轮采样候选数为2800,

表3 不同杂波率下所提方法候选集规模统计

Table 3 Statistics of candidate set sizes of the proposed method under different clutter rates

平均杂波率 λ_c /(点/扫描)	首轮采样候 选数	高支持候选 数	高支持候选 占比/%	代表性峰 值候选数
10	2 800	18.45	0.659	1.59
15	2 800	10.55	0.377	1.29
20	2 800	7.00	0.250	1.22
25	2 800	5.21	0.186	1.12
30	2 800	3.46	0.124	1.05
35	2 800	2.64	0.094	0.98
40	2 800	2.04	0.073	0.95

但经过加权支持筛选后,高支持候选数仅为 2.04 至 18.45 个,占初始采样候选数的 0.073% 至 0.659%,远小于总采样规模。进一步经过峰值筛选后,代表性峰值候选数约为 0.95 至 1.59 个,平均维持在较低水平。上述结果表明,实际进入后续跨尺度融合阶段的候选集规模远小于初始随机采样规模,从实验上验证了 3.5 节复杂度分析中关于高支持候选集和代表性峰值集合规模较小的假设。

4.4 航迹估计性能分析

为验证所提方法在航迹估计阶段的有效性,选取 IMM-JPDA^[36] 和多模型广义标签多伯努利 (Multiple Model Generalized Labeled Multi-Bernoulli, MM-GLMB)^[37] 作为对比方法,并采用最优子模式分配 (Optimal Sub-Pattern Assignment, OSPA) 距离及其分解项对各方法的估计性能进行评估^[38]。其中,OSPA 距离用于综合刻画多目标状态估计误差,定位误差项反映目标状态估计精度,基数误差项反映目标数估计偏差。为保证与前文航迹起始性能实验的一致性,本组实验沿用相同的目标运动场景和量测模型 (固定杂波率为 $\lambda_c = 15$ (点/扫描),目标探测概率设为 $P_D = 0.95$),并在完成前端起始后进一步比较各方法在后续航迹估计阶段的整体表现。

设时刻 k 的真实目标集合和估计目标集合分别为 $X = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m\}$ 和 $Y = \{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_n\}$,不失一般性,设 $n \geq m$ 。则截断参数为 c 、阶数参数为 p 的 OSPA 距离定义为

$$\text{OSPA}_p^{(c)}(X, Y) = \left(\frac{1}{n} \left(\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^m d^{(c)}(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_{\pi(i)})^p + c^p(n-m) \right) \right)^{\frac{1}{p}} \quad (43)$$

其中, $d^{(c)}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \min(c, d(\mathbf{x}, \mathbf{y}))$ 表示 $\mathbf{x}$ 与 $\mathbf{y}$ 之间以 c 为

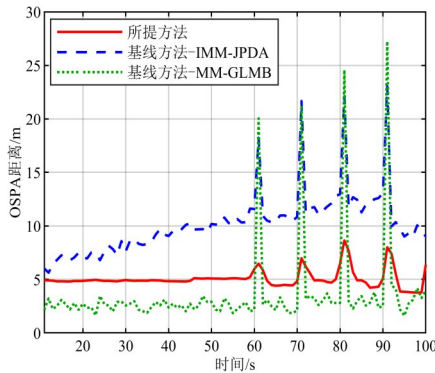
阈值的截断距离, π 表示集合 $\{1, 2, \dots, n\}$ 上的一个排列, Π_n 表示该集合上所有可能排列的集合, $d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$ 为欧几里得距离。

4.4.1 白噪声条件下的航迹估计性能

图 8 给出了白噪声条件下各方法的平均 OSPA 误差曲线及其分解结果。从图 8(a) 可以看出, MM-GLMB 在整个仿真时域内总体保持了最低的平均 OSPA 误差,说明多模型随机有限集方法在该场景下具有较强的综合航迹估计能力。相比之下,所提方法的平均 OSPA 误差虽高于 MM-GLMB,但整体明显低于 IMM-JPDA。进一步可以看到,在 60、70、80 s 和 90 s 附近目标状态发生变化时,MM-GLMB 出现了较明显的误差峰值,而所提方法的误差变化相对更平稳,表现出较好的时域稳定性。

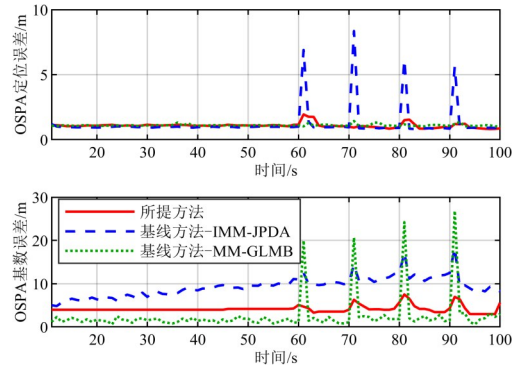
结合图 8(b) 可进一步看出,各方法在定位误差项上的差异总体较小。所提方法与 MM-GLMB 均能够在大部分时间内保持较低的定位误差水平,而 IMM-JPDA 在若干目标状态变化时刻出现了较明显的定位误差跳变。总体性能差异主要体现在基数误差项上。MM-GLMB 在大多数时刻具有较低的基数误差,因此取得了更优的平均 OSPA 性能,但在若干特定时刻仍存在较明显的基数误差尖峰。相比之下,所提方法的基数误差整体高于 MM-GLMB,但明显低于 IMM-JPDA,说明其在目标数估计与航迹维持方面优于传统关联类方法。

表 4 给出了 100 次 Monte Carlo 仿真下各方法的平均 OSPA 误差、定位误差、基数误差及平均运行时间,其中,平均运行时间为每次完整仿真序列总耗时的均值。由表 4 可见,MM-GLMB 在平均 OSPA 指标上取得了最优结果,相比之下,所提方法的平均 OSPA 误差虽高于 MM-GLMB,但明显低于 IMM-JPDA。进一步从



(a) 各方法平均 OSPA 误差对比

(a) Comparison of average OSPA errors of different methods



(b) 各方法 OSPA 分解误差对比

(b) Comparison of OSPA decomposed errors of different methods

图 8 白噪声条件下各方法的航迹估计性能对比

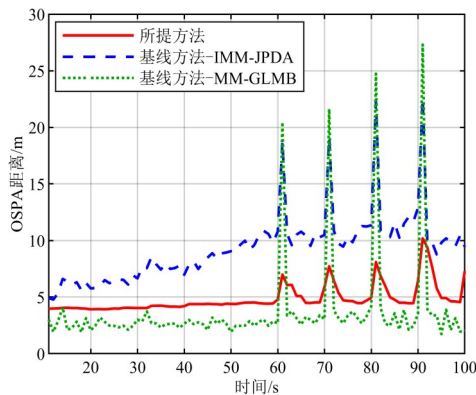
Figure 8 Comparison of trajectory estimation performance of different methods under white-noise conditions

OSPA 分解结果可见,各方法在定位误差项上的差异相对有限,其中所提方法取得了最低的平均定位误差,MM-GLMB 与 IMM-JPDA 的定位误差略高于所提方法。总体性能差异主要体现在基数误差项上。MM-GLMB 由于具有最低的平均基数误差,因而获得了最优的总体 OSPA 性能;所提方法的基数误差虽高于 MM-GLMB,但明显低于 IMM-JPDA,表明其在目标数估计与冗余航迹抑制方面具有较好的性能。

从平均运行时间来看,所提方法的计算时间最短,与 IMM-JPDA 处于相近量级,并显著低于 MM-GLMB。综合上述结果可知,所提方法虽然在平均 OSPA 指标上未达到最优,但在保持较好航迹估计性能的同时显著降低了计算开销,体现出较好的精度与复杂度折中优势。

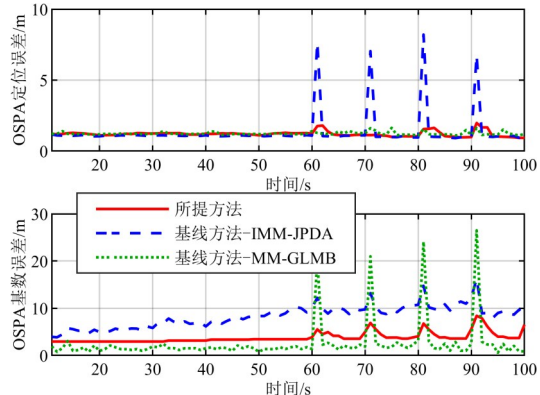
4.4.2 有色噪声条件下的航迹估计性能

图 9 和表 5 给出了有色噪声条件下各方法的航迹估计性能对比结果。其中,表 5 中的平均运行时间采用与表 4 相同的统计方式。总体来看,其变化规律与白噪声条件下基本一致:MM-GLMB 仍取得了最优的平均 OSPA 性能,所提方法虽然整体略逊于 MM-GLMB,但明显优于 IMM-JPDA。



(a) 各方法平均 OSPA 误差对比

(a) Comparison of average OSPA errors of different methods



(b) 各方法 OSPA 分解误差对比

(b) Comparison of OSPA decomposed errors of different methods

图 9 有色噪声条件下各方法的航迹估计性能对比

Figure 9 Comparison of trajectory estimation performance of different methods under colored-noise conditions

表 5 有色噪声条件下各方法航迹估计性能

Table 5 Comparison of trajectory estimation performance of different methods under colored-noise conditions

估计算法	平均 OS-PA/m	定位误差/m	基数误差/m	平均运行时间/s
IMM-JPDA	9.358	1.336	8.347	1.5457
MM-GLMB	3.743	1.236	2.627	31.2671
所提方法-多尺度变换	4.830	1.204	3.789	1.4502

注:加粗数值表示该项指标下的最优结果。

表 4 白噪声条件下各方法航迹估计性能

Table 4 Comparison of trajectory estimation performance of different methods under white-noise conditions

估计算法	平均 OS-PA/m	定位误差/m	基数误差/m	平均运行时间/s
IMM-JPDA	10.211	1.208	9.327	1.4704
MM-GLMB	3.606	1.105	2.608	34.1104
所提方法-多尺度变换	5.058	1.077	4.142	1.3738

注:加粗数值表示该项指标下的最优结果。

从图 9 可以看出,MM-GLMB 在大部分时段保持了较低的平均 OSPA 误差,但在若干目标状态变化时刻仍出现了较明显的误差峰值;相比之下,所提方法的误差变化更为平稳。结合 OSPA 分解结果可见,各方法在定位误差项上的差异相对有限,而总体性能差异仍主要体现在基数误差项上。所提方法的基数误差虽高于 MM-GLMB,但明显低于 IMM-JPDA。

综合表 5 可知,所提方法在保持较低定位误差的同时,平均运行时间与 IMM-JPDA 处于相近量级,并显著低于 MM-GLMB。综上,在有色噪声条件下,所提方法虽未在平均 OSPA 指标上达到最优,但在综合性能上明显优于 IMM-JPDA,并体现出较好的精度与复杂度折中优势。

5 结束语

针对密集杂波背景下多目标航迹检测中目标数目未知、运动模式复杂多样以及量测受漏检和噪声扰动等问题,本文提出了一种基于多尺度变换的多模态机动多目标航迹检测方法。该方法通过构建多尺度航迹参数空间,使不同运动复杂度目标能够在相应尺度下获得更匹配的参数表征,并结合连续时间航迹函数建模、加权支持累积、峰值筛选和跨尺度融合等机

制,提高了复杂观测条件下真实航迹响应的聚集性与稳定性。进一步地,本文实现了前端航迹检测结果与后续航迹估计过程之间的有效衔接,使候选航迹提取结果能够为后续状态更新提供可靠先验。仿真结果表明,在白噪声和有色量测噪声条件下,所提方法在航迹起始成功率、虚假航迹抑制等前端性能指标上均表现良好;在后续航迹估计阶段,其整体性能优于传统关联类基线方法,并体现出较好的精度与计算复杂度折中优势。上述结果表明,所提方法不仅适用于复杂背景下的实时目标跟踪,其统一的连续时间表征与批处理框架,还可进一步服务于事后航迹复原、运动过程重建及多目标态势分析等任务,体现出该方法在复杂场景下较好的工程适用性与鲁棒性。

需要指出的是,本文方法在极端复杂条件下仍可能存在一定局限。在强机动目标交汇或多目标近距离并行时,不同目标量测可能在参数空间中形成相近支持区域,导致峰值混叠或跨尺度误融合;在非高斯重尾噪声和结构化虚警条件下,异常量测可能产生偶然一致的高支持候选,增加虚假航迹风险;当目标发生突变机动或分裂时,固定滑窗内的低阶 T-FoT 模型也可能出现局部失配。后续工作将重点从两方面进行改进:一是研究鲁棒支持累积机制,引入抗异常残差权重或重尾噪声建模,以降低异常量测诱导虚假航迹的风险;二是结合多假设航迹维护与自适应尺度选择,在目标交汇、近距离并行和突变机动条件下保留竞争候选并动态调整尺度复杂度,从而降低峰值混叠、误融合和模型失配的影响。在此基础上,进一步扩展至三维观测和多传感器异构融合场景。

参考文献

- [1] Wang Jinhao, Chen Xiaolong, Guan Jian, et al. A time-frequency representation method based on ETF-MDNet for radar target micro-motion features[J]. Chinese Journal of Electronics, 2025, 34(4): 1199-1208.
- [2] Bar-Shalom Y, Li X R, Kirubarajan T. Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory, Algorithms and Software[M]. New York, USA: John Wiley & Sons, 2002.
- [3] 李天成, 谢昱昕, 李固冲, 等. 面向多目标跟踪的数据关联方法研究综述[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(1): 10-31. Li Tiancheng, Xie Yuxin, Li Guchong, et al. A survey on data association approaches to multi-target tracking[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(1): 10-31. (in Chinese)
- [4] Yan Bo, Paolini E, Xu Luping, et al. A target detection and tracking method for multiple radar systems[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-21.
- [5] Fortmann T, Bar-Shalom Y, Scheffe M. Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1983, 8(3): 173-184.
- [6] Reid D. An algorithm for tracking multiple targets[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1979, 24(6): 843-854.
- [7] Blom H A P, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988, 33(8): 780-783.
- [8] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking. Part V: Multiple-model methods[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1255-1321.
- [9] Vo B N, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [10] 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.
- [11] 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)
- [12] Di Kuangyu, Li Tiancheng, Li Guchong, et al. Label matching: It is complicated[C]//2024 27th International Conference on Information Fusion. Piscataway: IEEE, 2024: 1-8.
- [13] Li Wujun, Li Miao, Yi Wei, et al. Multibeam agility PRF radar multiframe decoding and track-before-detect technique[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2026, 62: 11974-11991.
- [14] Jiang Xue, Harishan K, Tharmarasa R, et al. Integrated track initialization and maintenance in heavy clutter using probabilistic data association[J]. Signal Processing, 2014, 94: 241-250.
- [15] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [16] Duda R O, Hart P E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures[J]. Communications of the ACM, 1972, 15(1): 11-15.
- [17] Ballard D H. Generalizing the Hough transform to detect

- arbitrary shapes[J]. *Pattern Recognition*, 1981, 13(2): 111-122.
- [18] Chen Linqiang, Wang Lei, Xiong Jun. Straight-line intersection point detection based on curve fitting of Hough parameter space[C]//2010 International Conference on e-Education, e-Business, e-Management and e-Learning. Piscataway: IEEE, 2010: 350-353.
- [19] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[M]//Readings in Computer Vision. Amsterdam: Elsevier, 1987: 726-740.
- [20] Yan Bo, Xu Na, Zhao Wenbo, et al. A three-dimensional Hough transform-based track-before-detect technique for detecting extended targets in strong clutter backgrounds[J]. *Sensors*, 2019, 19(4): 881.
- [21] Moyer L R, Spak J, Lamanna P. A multi-dimensional Hough transform-based track-before-detect technique for detecting weak targets in strong clutter backgrounds[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(4): 3062-3068.
- [22] 吴泽民, 张磊, 刘晗, 等. 基于随机 Hough 变换的三维集中式航迹起始算法[J]. *电子学报*, 2013, 41(5): 840-847.
Wu Zemin, Zhang Lei, Liu Han, et al. Centralized 3D track initialization using random Hough transformation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(5): 840-847. (in Chinese)
- [23] Rao Bin, Zhou Yongkun, Nie Yuanping. Detection and tracking of weak exoatmospheric target with elliptical Hough transform[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(3): 491.
- [24] Furgale P, Barfoot T D, Sibley G. Continuous-time batch estimation using temporal basis functions[C]//2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE, 2012: 2088-2095.
- [25] Hadzagic M, Michalska H. A Bayesian inference approach for batch trajectory estimation[C]//14th International Conference on Information Fusion. Piscataway: IEEE, 2011: 1-8.
- [26] Li Tiancheng, Chen Huimin, Sun Shudong, et al. Joint smoothing and tracking based on continuous-time target trajectory function fitting[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2019, 16(3): 1476-1483.
- [27] Li Tiancheng, Song Yan, Fan Hongqi. From target tracking to targeting track: A data-driven yet analytical approach to joint target detection and tracking[J]. *Signal Processing*, 2023, 205: 108883.
- [28] Elsayed M N, De Silva O, Jayasiri A, et al. Optimization-based maneuvering target tracking using multiple model horizon scenario tree with model interaction[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2025, 61(6): 15341-15357.
- [29] Shi Yifang, Farina A, Song T L, et al. Distributed fusion in harsh environments using multiple bearings-only sensors with out-of-sequence-refined measurements[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2021, 117: 106950.
- [30] Yuan Tengjiao, Zhang Qiang, Cao Heng. A highly maneuvering target tracking algorithm based on continuous-time target trajectory function[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2026, 75: 1-12.
- [31] Wold H. A Study in the Analysis of Stationary Time Series[M]. Uppsala: Almqvist Wiksells Boktryckeri A. - B., 1938.
- [32] Li Tiancheng, Wang Jingyuan, Li Guchong, et al. From target tracking to targeting track—Part III: Stochastic process modeling and online learning[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2025, 73: 5336-5347.
- [33] Li Tiancheng, Song Yan, Li Guchong, et al. From target tracking to targeting track-Part II: Regularized polynomial trajectory optimization[J]. *Information Fusion*, 2026, 126: 103531.
- [34] Rasmussen C E, Williams C K I. *Gaussian Processes for Machine Learning*[M]. Cambridge, MA, USA: The MIT Press, 2005.
- [35] 卢春燕, 金骁, 邹焕新. 层次聚类的航迹起始算法[J]. *信号处理*, 2013, 29(7): 905-913.
Lu Chunyan, Jin Xiao, Zou Huanxin. Track initial algorithm based on layered clustering method[J]. *Signal Processing*, 2013, 29(7): 905-913. (in Chinese)
- [36] Chen Bing, Tugnait J K. Tracking of multiple maneuvering targets in clutter using IMM/JPDA filtering and fixed-lag smoothing[J]. *Automatica*, 2001, 37(2): 239-249.
- [37] Punchihewa Y, Vo B N, Vo B T. A generalized labeled multi-Bernoulli filter for maneuvering targets[C]//2016 19th International Conference on Information Fusion. Piscataway: IEEE, 2016: 980-986.
- [38] 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.

作者简介



宋 燕 女,1999年8月出生于山西省长治市。现为西北工业大学自动化学院博士生。主要研究方向为雷达目标跟踪、多源信息融合。
E-mail: syzx@mail.nwpu.edu.cn



李国冲 男,1992年2月出生于河南省商丘市。现为西北工业大学副教授。主要研究方向为随机有限集、目标跟踪和多传感器数据融合。
E-mail: guchong.li@nwpu.edu.cn



李天成 男,1986年6月出生于山东省菏泽市。现为西北工业大学自动化学院教授。主要研究方向为目标跟踪、多传感器信息融合和智能估计等。
E-mail: t.c.li@nwpu.edu.cn



苗昊春 男,1986年6月出生于内蒙古自治区赤峰市。现为西安现代控制技术研究所教授级高级工程师。主要研究方向为制导控制、飞行器控制、协同制导与复杂系统控制等。
E-mail: 357285772@qq.com



王静远 女,1998年5月出生于陕西省汉中市。现为西北工业大学自动化学院博士生。主要研究方向为雷达目标跟踪、多源信息融合。
E-mail: jy_wang@mail.nwpu.edu.cn