

## 杂波中任务优先级驱动的异步相控阵雷达网络认知跟踪资源调度方法

吴轲<sup>①</sup> 孙俊<sup>②</sup> 白雪茹<sup>\*①</sup>

<sup>①</sup>(西安电子科技大学雷达信号处理全国重点实验室 西安 710071)

<sup>②</sup>(西安电子科技大学空间科学与技术学院 西安 710071)

**摘要:** 相控阵雷达网络在复杂环境下的多目标跟踪能力受到有限资源与异步采样机制的双重制约,尤其在跟踪与搜索(TAS)体制下,搜索与跟踪任务之间的资源竞争以及量测不确定性会显著影响系统整体跟踪性能。针对上述问题,本文提出一种杂波环境下任务优先级驱动的异步相控阵雷达网络(APARN)认知跟踪资源调度方法(TPRS)。该方法在资源调度模型中引入软关联概率以及虚警密度、检测概率等环境参数,刻画量测不确定性对资源调度决策的影响;并在TAS体制下,针对目标已通过多帧检测完成航迹起始的场景,将资源调度重点聚焦于跟踪任务,在资源受限条件下按优先级实施序贯调度。在此基础上,结合集中式资源调度与分布式状态估计融合构建APARN闭环多目标跟踪框架,通过联合概率数据关联(JPDA)实现多目标状态估计,利用协方差交集(CI)完成异步量测融合,并以引入关联不确定性的后验Cramér-Rao下界(PCRLB)作为调度性能评价指标。针对该优化问题多维决策变量耦合且属于NP难问题的特点,提出一种多维解耦与顺序动态规划相结合的两阶段求解方法,以降低计算复杂度并实现资源受限条件下雷达-目标动态匹配与异步驻留时间的自适应调度。仿真结果表明,在资源受限与杂波干扰条件下,所提方法能够有效提升APARN的整体多目标跟踪精度与资源利用效率,为异步多雷达协同跟踪系统的工程化应用提供了可行技术路径。

**关键词:** 异步相控阵雷达网络; 多目标跟踪; 跟踪与搜索; 联合概率数据关联; 协同调度; 驻留时间优化

中图分类号: XXXXX

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2026)x-0001-18

DOI: 10.12000/JR26028

CSTR: 32380.14.JR26028

**引用格式:** 吴轲, 孙俊, 白雪茹. 杂波中任务优先级驱动的异步相控阵雷达网络认知跟踪资源调度方法[J]. 雷达学报(中英文), 待出版. doi: 10.12000/JR26028.

**Reference format:** KE Wu, JUN Sun, and XUERU Bai. A task priority-driven resource scheduling method of asynchronous phased array radar network for cognitive tracking in clutter[J]. *Journal of Radars*, in press. doi: 10.12000/JR26028.

## A Task Priority-Driven Resource Scheduling Method of Asynchronous Phased Array Radar Network for Cognitive Tracking in Clutter

KE Wu<sup>①</sup> JUN Sun<sup>②</sup> XUERU Bai<sup>\*①</sup>

<sup>①</sup>(National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

<sup>②</sup>(School of Aerospace Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** The multi-target tracking performance of phased array radar networks is fundamentally constrained by limited resources and asynchronous sampling mechanisms, especially under the Track and Search (TAS) paradigm, where competition between search and tracking tasks, along with measurement uncertainty,

收稿日期: ; 改回日期: ; 网络出版: 2026-xx-xx

\*通信作者: 白雪茹 [xrbai@xidian.edu.cn](mailto:xrbai@xidian.edu.cn) \*Corresponding Author: BAI Xueru [xrbai@xidian.edu.cn](mailto:xrbai@xidian.edu.cn)

基金项目: 中央高校基本科研业务费(62425113), 中国博士后科学基金(GZB20250809)

Foundation Items: The Fundamental Research Funds for Central Universities (62425113), The China Postdoctoral Science Foundation (GZB20250809)

责任编辑: XXX Corresponding Editor: XXX

©The Author(s) 2026. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License

(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

significantly affects overall system performance. To address these challenges, this paper proposes a task-priority-driven cognitive tracking resource scheduling method for asynchronous phased array radar networks (APARN), termed TPRS, in cluttered environments. The proposed method incorporates soft association probabilities, as well as environmental parameters such as false alarm density and detection probability, into the resource scheduling model to characterize the impact of measurement uncertainty on decision-making. Under the TAS framework, considering scenarios where target tracks have been initiated through multi-frame detections, the scheduling strategy emphasizes tracking tasks and performs priority-driven sequential allocation under resource constraints. On this basis, a closed-loop multi-target tracking framework for APARN is developed by integrating centralized resource scheduling with distributed state estimation and fusion. Joint probabilistic data association (JPDA) is employed for multi-target state estimation, while covariance intersection (CI) is adopted for asynchronous measurement fusion. The posterior Cramér–Rao lower bound (PCRLB), incorporating association uncertainty, is used as the performance metric for scheduling. Given that the resulting optimization problem involves coupled multi-dimensional decision variables and is NP-hard, a two-stage solution method combining multi-dimensional decoupling and sequential dynamic programming is proposed to reduce computational complexity and enable adaptive scheduling of radar–target assignment and asynchronous dwell time under resource constraints. Simulation results demonstrate that, under limited resources and clutter interference, the proposed method effectively improves overall multi-target tracking accuracy and resource utilization efficiency in APARN, providing a feasible technical pathway for practical deployment of asynchronous multi-radar cooperative tracking systems.

**Key words:** Asynchronous phased array radar network; Multi-target tracking; Track and search; Joint probabilistic data association; Coordinated scheduling; Dwell time optimization

## 1 引言

相控阵雷达(Phased Array Radar, PAR)凭借其快速灵活的波束指向能力和优异的多目标跟踪(Multi-Target Tracking, MTT)性能,已成为现代监视与防御系统中的关键传感器<sup>[1-3]</sup>。当多部PAR通过协同组网形成异步相控阵雷达网络(Asynchronous Phased Array Radar Network, APARN)时,系统无需严格时间同步即可获得空间分集增益,为杂波环境下的多目标探测与跟踪提供了新的体系化解决方案<sup>[4-6]</sup>。然而,在目标数量持续增长而波束、时间与功率等关键资源受限或任务负载饱和的实际应用场景中,硬件时钟异构与通信延迟不可避免地导致雷达节点采样时刻不一致,多源量测在时间轴上产生错位<sup>[7,8]</sup>。在此背景下,有限资源必须在多目标、多任务之间顺序分配,采样异步所引发的观测时间错位将显著放大数据关联与调度决策的不确定性,成为制约APARN在资源受限条件下实现稳定高精度MTT的关键工程瓶颈。

在异步观测与高负载并存的条件下,APARN面临的核心挑战并非单纯的状态估计或资源分配问题,而是量测不确定性与资源调度之间的强耦合机制。在杂波与虚警环境中,联合概率数据关联(Joint Probabilistic Data Association, JPDA)<sup>[9]</sup>通过软关联概率<sup>[10]</sup>对多目标量测关联进行概率化建模,能够有效表征量测可靠性及虚警影响。然而,

在异步条件下,不同雷达、不同时间窗口的观测相关性随时间错位而衰减,有限的驻留时间与波束资源直接影响量测信噪比及信息质量,而量测质量又进一步影响JPDA关联事件概率分布及状态更新精度。由此形成闭环耦合关系,使得在资源受限或任务负载饱和环境下的调度决策不再是局部或静态优化问题,而演化为跨雷达、跨目标、跨时间窗口的概率耦合优化问题。

针对异步雷达网络的资源调度问题,已有研究从信息论准则、贝叶斯跟踪与分布式优化等角度开展了广泛探索<sup>[7,8,11-33]</sup>。文献<sup>[15]</sup>针对异步雷达网络中的认知跟踪问题,提出了检测门限调节与发射功率分配联合优化方法,通过在给定功率预算下协调检测性能与跟踪精度,为异步雷达网络中的认知资源优化提供了重要思路。文献<sup>[16]</sup>通过分析异步多雷达网络中的信号到达时间差,提出了基于贝叶斯下界的资源分配方案;文献<sup>[17]</sup>在异步相控阵雷达网络中联合优化了驻留时间与检测门限,以应对含误警和漏检的测量不确定性;<sup>[20-21]</sup>分别研究了基于目标动态威胁度与非短视规划的资源分配算法;文献<sup>[24-25,28,31]</sup>则聚焦于检测门限、功率与驻留时间的联合优化,特别是在非理想检测条件与频谱共存场景下实现了性能提升;文献<sup>[27,29,32-33]</sup>针对脉冲交错波束驻留、多雷达协同规划以及高机动目标的精细化跟踪提出了具体的调度方案。此外,基

于PCRLB等信息论指标的资源分配框架在多传感器和MIMO雷达网络中也得到了广泛验证和扩展<sup>[34-35,36,37]</sup>。但总体来看,现有工作多侧重于功率、检测门限、驻留时间等资源参数的连续优化配置,通常基于雷达数量相对充足、感知冗余较高的假设,在既定资源框架内寻求参数最优分配。尤其是与Yan等<sup>[15]</sup>的工作相比,其核心关注点在于异步雷达网络中检测门限与功率资源的联合调节,而本文进一步关注的是TAS体制下资源受限场景中的全局任务调度问题:不仅需要决定资源参数“如何调”,还需要解决有限时间资源条件下“由哪些雷达跟踪哪些目标、以何种先后顺序执行、为各目标分配多少驻留时间”的离散—连续混合决策问题。因此,在搜索与跟踪任务并行存在、资源竞争显著的工程场景中,针对跟踪任务时序调度、雷达—目标匹配与异步驻留时间协同分配的系统性研究仍然相对不足。

针对上述不足,本文面向雷达资源受限且任务负载接近饱和的实际应用场景,提出一种杂波环境下任务优先级驱动的异步相控阵雷达网络认知跟踪资源调度方法(Task Priority-Driven Resource Scheduling, TPRS)。该方法融合异步信息处理、多目标跟踪与时隙调度机制,在目标已通过多帧检测完成航迹起始的前提下,以跟踪任务为主导开展优先级驱动的序贯调度。与Yan等<sup>[15]</sup>主要针对检测门限与功率进行联合优化不同,本文将研究重点进一步推进到TAS体制下跟踪任务竞争背景中的资源受限全局调度层面,在资源调度模型中显式引入软关联概率以及虚警密度、检测概率等环境参数,以刻画量测不确定性对调度决策的影响;同时,在满足波束唯一性与TAS任务时序约束的条件下,实现跨雷达、跨目标及跨时间窗口的自适应协同调度,其中任务优先级作为辅助决策因素用于缓解任务冲突并提升整体调度效率。换言之,本文的特殊性不在于重复已有的参数配置优化,而在于面向资源紧张条件下的APARN-TAS场景,构建了融合雷达—目标二进制匹配、异步驻留时间优化与任务时序约束的统一调度框架。

在此基础上,本文构建了APARN闭环MTT处理框架,该框架结合集中式资源调度与分布式状态估计融合构建分层处理架构:首先利用JPDA实现多目标状态估计并抑制虚警干扰;随后通过协方差交集(Covariance Intersection, CI)<sup>[38]</sup>解决异步采样条件下的多雷达状态融合问题;进一步在贝叶斯框架下推导引入关联不确定性与环境干扰因素的后验Cramér-Rao下界(Posterior Cramér-Rao Lower

Bound, PCRLB),并以此作为资源调度性能评估与反馈优化的统一度量,从而形成感知、评估、调度的闭环认知调度机制,以提升资源受限条件下APARN的整体跟踪性能。

针对该优化问题中多维决策变量耦合、TAS任务时序约束复杂且整体属于NP难问题等特点,本文借鉴文献<sup>[15]</sup>中的多维解耦方法提出一种多维解耦与顺序动态规划(Sequential Dynamic Programming, SDP)<sup>[39,40]</sup>相结合的两阶段求解方法。需要指出的是,尽管本文在“信息反馈驱动资源优化”的总体思路与已有认知雷达研究一脉相承,但由于本文所处理的是包含雷达—目标离散匹配、驻留时间连续分配及任务优先级时序约束的混合优化问题,其数学结构与求解难点均不同于传统的门限—功率联合分配问题。为此,本文将原问题分解为关联决策子问题与任务调度子问题,通过时间序列递归求解并逐步累积子问题最优解,在保证解近似最优性的同时显著降低计算复杂度,从而实现复杂调度问题的可行求解。

因此,本文的主要贡献包括:

- (1) 建立考虑关联不确定性与环境参数的APARN资源调度模型,并分析在TAS体制下,针对目标已通过多帧检测完成航迹起始的场景,在资源受限条件下按优先级实施序贯调度;
- (2) 构建APARN闭环MTT处理框架,通过JPDA、CI融合与PCRLB评价实现感知、评估、调度闭环认知调度机制;
- (3) 针对调度问题中多维决策变量的耦合特性,提出多维解耦与顺序动态规划相结合的两阶段求解方法,提高复杂调度问题的求解效率。

## 2 APARN系统模型

### 2.1 问题描述与APARN配置

考虑监视场景:部署由 $N$ 个空间分布、量测采样频率各异的PAR组成的APARN,对监视区域内 $Q$ 个独立的点目标进行跟踪。通过多帧检测技术实现对这些目标航迹的初始化。PAR $n(n = 1, 2, \dots, N)$ 的位置为 $(x_n, y_n)$ 。为简化分析,假设每个PAR均工作在单基地模式,即该模式下雷达以不同载波频率发射波形,随后仅通过相应的匹配滤波器处理自身发射的信号。在第 $k$ 个融合间隔内,即连续时间区间 $(t_{k-1}, t_k]$ 内,目标 $q(q = 1, 2, \dots, Q)$ 的位置和速度分别表示为 $(x_{t_k}^q, y_{t_k}^q)$ 和 $(\dot{x}_{t_k}^q, \dot{y}_{t_k}^q)$ ,如图1(a)例所示。由于采用多PAR分布式融合框架对目标状态进行估计,而网络中各节点在信号调制方式、目标传播路径时延以及任务分配策略等方面存在差异,同一

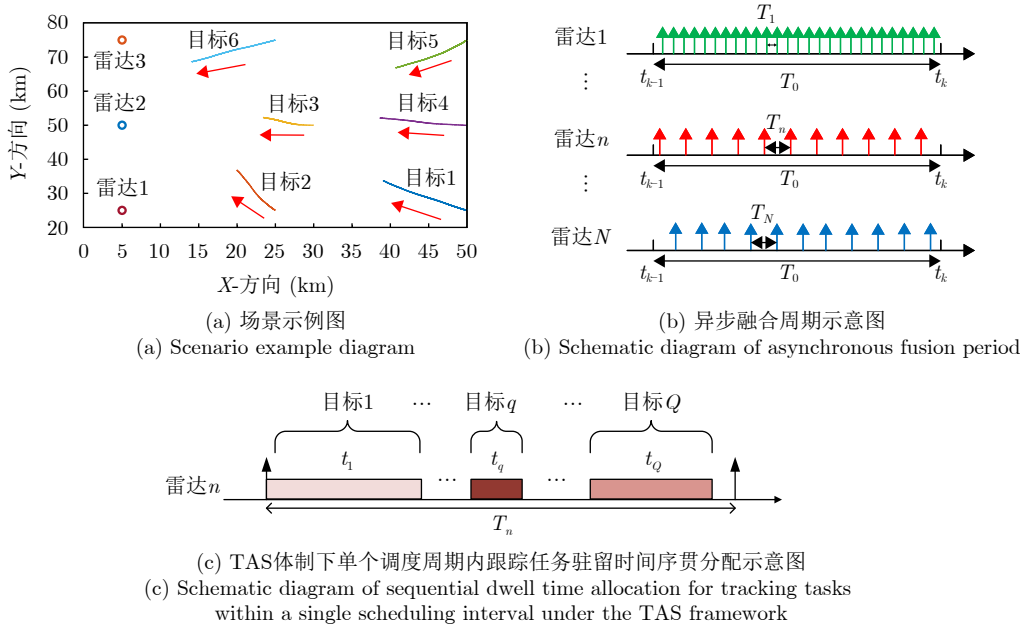


图1 异步系统结构及关键参数说明图例

Fig. 1 Asynchronous System Architecture and Illustration of Key Parameter Descriptions

任务在采样时刻与采样周期上难以实现完全同步, 针对该异步采样问题, 定义APARN全局融合间隔为 $T_0$ , 如图1(b)所示, 以此解决异步过程中信息不一致的问题。

假设APARN中的PAR工作在TAS模式, 该模式是一种基于任务复用和灵活波束捷变能力的联合探测机制。依托相控阵雷达的电子扫描特性, PAR能够在一个采样周期内快速改变波束指向, 对不同空间方向的多个目标依次执行驻留照射, 从而实现搜索任务与多目标跟踪任务的时域复用, 并通过在时域和空域交替执行搜索与跟踪任务, 该模式能够快速发现空域中的未知目标, 并对已知目标进行高精度连续跟踪。这里, 考虑APARN处理多目标( $Q > N$ )任务的资源受限或任务负载饱和场景, 如图1(c)所示, 在TAS体制下, 针对目标已通过多帧检测完成航迹起始的场景, 资源调度重点聚焦于跟踪任务。雷达在单个调度周期内依据目标优先级及资源约束, 将每个采样周期内的有限时间资源划分为若干驻留时段, 并按顺序分配给不同目标执行跟踪观测。各驻留时段长度表示对应目标获得的跟踪时间资源, 其先后顺序体现了资源受限条件下的优先级序贯调度特性。为简化分析, 本文仿真中忽略目标间波束切换时间, 不单独计入时间开销。

在每个PAR的工作序列中, 需考虑多任务间执行时序的竞争关系, 这与每个目标的威胁等级和优先级相关。为便于分析, 本文设定为优先级为目标距离优先级(雷达-目标距离越近优先级越高)<sup>[37]</sup>, 需要说明的是, 本文算法并不限定优先级指标的具

体构造方式, 既可以“给定优先级排序或权值”为前提进行资源分配优化, 在实际应用中优先级亦可由距离、威胁度、量测不确定性等多种因素加权融合获得, 因此无论优先级由单一距离因素构成, 还是由多因素融合计算所得, 其在算法层面均等价为一个已知的权重变量。

为便于理解上述描述, 定义以下参数:

1) 通过距离、威胁度或目标的类别等判别标准设定优先级, 定义所有目标的任务优先级排序为 $\{1, 2, \dots, Q\}$ ;

2) 在第 $k$ 个融合间隔 $(t_{k-1}, t_k]$ 内,  $M_{n,t_k}$ 为PAR $n$ 的采样次数;

3)  $T_{n,t_k}^q(m)$ 为PAR $n$ 在第 $m$ ( $m = 1, 2, \dots, M_{n,t_k}$ )次采样时刻对目标 $q$ 进行照射的驻留时间;

4)  $t_{n,t_k}^q(m)$ 为PAR $n$ 处目标 $q$ 的第 $m$ ( $m = 1, 2, \dots, M_{n,t_k}$ )次量测的到达时间。

在此基础上, 为应对多目标任务间的竞争, 并在有限资源下提升任务性能, 本文旨在通过TPRS设计适用于异步MTT的APARN。

首先, 定义一个二进制的雷达-目标分配变量矩阵:

$$\mathbf{U}_{t_k} = \begin{bmatrix} u_{1,t_k}^1 & u_{1,t_k}^2 & \dots & u_{1,t_k}^Q \\ u_{2,t_k}^1 & u_{2,t_k}^2 & \dots & u_{2,t_k}^Q \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ u_{N,t_k}^1 & u_{N,t_k}^2 & \dots & u_{N,t_k}^Q \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中,  $u_{n,t_k}^q \in \{0, 1\}$ , 取0表示PAR $n$ 在该融合周期内不跟踪目标 $q$ , 取1表示PAR $n$ 在该融合周期内跟踪目标 $q$ 。

由于信号处理能力有限, 每个PAR在同一时间仅能处理有限数量的任务, 即  $\sum_{q=1}^Q u_{n,t_k}^q \leq Q_{\max}$ ; 当  $Q > N$  时, 需确保每个目标至少由  $N_{\min}$  个PAR进行跟踪; 同时受资源限制, 用于跟踪单个目标的PAR最大数量也存在上限, 即  $N_{\min} \leq \sum_{n=1}^N u_{n,t_k}^q \leq N_{\max}$ 。

其次, 考虑到在一个融合间隔内, PAR $n$ 需对分配到的目标进行多次驻留和量测采样, 定义用于描述APARN与所有目标间驻留时间分配关系的变量矩阵为:

$$\mathbf{T}_{t_k} = [\mathbf{T}_{1,t_k} \quad \mathbf{T}_{2,t_k} \quad \cdots \quad \mathbf{T}_{N,t_k}] \quad (2)$$

$$\text{其中, } \mathbf{T}_{n,t_k} = \begin{bmatrix} T_{n,t_k}^1(1) & T_{n,t_k}^1(2) & \cdots & T_{n,t_k}^1(M_{n,t_k}) \\ T_{n,t_k}^2(1) & T_{n,t_k}^2(2) & \cdots & T_{n,t_k}^2(M_{n,t_k}) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ T_{n,t_k}^Q(1) & T_{n,t_k}^Q(2) & \cdots & T_{n,t_k}^Q(M_{n,t_k}) \end{bmatrix},$$

受物理设备限制且为保证量测质量, 每个已分配跟踪任务的驻留时间必须约束在时间区间  $[T_{\min}, T_{\max}]$  内, 即  $T_{\min} \leq T_{n,t_k}^q(m) \leq T_{\max}, 1 \leq m \leq M_{n,t_k}$ 。

对于MTT任务, 需确保不同任务间的执行顺序。具体而言, 若目标  $q_i$  的跟踪任务优先级高于目标  $q_j$  的跟踪任务优先级, 则在第  $m$  次采样时刻, 目标  $q_i$  量测值的到达时间  $t_{n,t_k}^{q_i}(m)$  应早于目标  $q_j$  量测值的到达时间  $t_{n,t_k}^{q_j}(m)$ , 即  $t_{n,t_k}^{q_i}(m) < t_{n,t_k}^{q_j}(m)$ 。

最后, 每个PAR在单次采样内分配给所有跟踪任务的总驻留时间不应超过其采样间隔  $T_n^s$ , 即  $\sum_{q=1}^Q T_{n,t_k}^q(m) \leq T_n^s$ 。

## 2.2 APARN信号模型

假设PAR $n$ 在第  $t_k$  时刻发射脉冲信号  $r_{n,t_k}(t)$ , 则该PAR接收到的回波信号的基带表达式为

$$\begin{aligned} r_{n,t_k}(t) &= \sum_{q=1}^Q \sum_{m=1}^{M_{n,t_k}^q} \sum_{i=1}^{I_{n,t_k}^q(m)} r_{n,t_k}^q(t, m, i) \\ &= \sum_{q=1}^Q \sum_{m=1}^{M_{n,t_k}^q} \sum_{i=1}^{I_{n,t_k}^q(m)} \left[ u_{n,t_k}^q \sqrt{P_{av} T_n^{pri} \alpha_{n,t_k}^{q,m} h_{n,t_k}^q} \right. \\ &\quad \cdot e^{-j2\pi f_{n,t_k}^{q,m} t} s_{n,t_k} \left( t - (m-1)T_n^s \right. \\ &\quad \left. \left. - \sum_{q'=1}^{q-1} T_{n,t_k}^{q'}(m) - i \cdot T_n^{pri} - \tau_{n,t_k}^{q,m} \right) \right] \\ &\quad + w_{n,t_k}(t) \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $w_{n,t_k}(t)$  表示零均值加性高斯噪声, 其自相关函数为  $\sigma_n^2$ ;  $T_n^{pri}$  为PAR $n$ 发射脉冲重复间隔(PRI);  $P_{av}$  为脉冲平均发射功率;  $\alpha_{n,t_k}^{q,m} \propto (R_{n,t_k}^{q,m})^{-4}$  表示PAR信号的传播损耗,  $R_{n,t_k}^{q,m}$  为在测量到达时间  $t_{n,t_k}^q(m)$  目标  $q$  相对于PAR $n$  的距离;  $h_{n,t_k}^q$  表示目标  $q$  相对于

PAR $n$  的反射率;  $\tau_{n,t_k}^{q,m} = 2R_{n,t_k}^{q,m}/c$  为PAR信号的传播延迟;  $f_{n,t_k}^{q,m}$  表示多普勒频率;  $I_{n,t_k}^q(m)$  表示PAR $n$  跟踪目标  $q$  时间内的总脉冲数。

## 2.3 异步跟踪任务的状态空间模型

对于任意目标状态转移模型, 其在连续融合时间内的离散状态模型可描述为一阶马尔可夫过程, 如下

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{t_k}^q &= \varsigma(\mathbf{x}_{t_{k-1}}^q, t_k - t_{k-1}) + \mathbf{v}_{t_{k-1}}^q(t_k - t_{k-1}) \\ &= \varsigma(\mathbf{x}_{t_{k-1}}^q, T_0) + \mathbf{v}_{t_{k-1}}^q(T_0) \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{x}_{t_k}^q = [x_{t_k}^q, \dot{x}_{t_k}^q, y_{t_k}^q, \dot{y}_{t_k}^q]^T$  表示目标  $q$  的状态向量,  $(\cdot)^T$  表示矩阵转置运算;  $\varsigma(\cdot)$  表示连续融合帧间的目标状态转移。例如, 在近似线性匀速(CV)运动情况下, 转移函数可简化为  $\varsigma(\mathbf{x}_{t_{k-1}}^q, T_0) = \mathbf{F}\mathbf{x}_{t_{k-1}}^q$ ,

其中  $\mathbf{F} = \mathbf{I}_2 \times \begin{bmatrix} 1 & T_0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$  表示状态转移矩阵;  $\mathbf{v}_{t_{k-1}}^q(T_0)$  表示零均值高斯随机过程噪声, 其协方差矩阵为

$$\mathbf{Q}_{t_{k-1}}^q = \kappa \mathbf{I}_2 \otimes \begin{bmatrix} \frac{1}{4}T_0^4 & \frac{1}{2}T_0^3 \\ \frac{1}{2}T_0^3 & T_0^2 \end{bmatrix}, \text{ 其中, } \mathbf{I}_2 \text{ 表示的二}$$

维单位矩阵,  $\otimes$  表示克罗内克积,  $\kappa$  表示过程噪声强度。为了便于理论推导并清晰验证本文所提资源调度与驻留时间优化算法的核心思想, 本文以经典的近似匀速(CV)运动模型为例进行系统建模。需要强调的是, 本文所建立的系统架构并不局限于特定的目标运动模型。在面对高机动目标场景时, 本框架仍然适用, 但需将状态转移方程替换为匀加速(CA)模型或协同转弯(CT)模型, 并相应调整性能指标计算方法及滤波算法, 以实现对不同机动目标的调度与跟踪。

基于雷达-目标分配关系, 考虑虚警干扰, 第  $k$  个融合间隔内PAR $n$  的量测集合为  $\mathbf{Z}_{n,t_k} = \mathbf{Z}_{n,t_k}^{\text{tar}} \cup \mathbf{Z}_{n,t_k}^{\text{clu}}$ ,  $\mathbf{Z}_{n,t_k}^{\text{tar}}$  为目标真实量测子集,  $\mathbf{Z}_{n,t_k}^{\text{clu}}$  为虚警量测子集。PAR $n$  对目标  $q$  的第  $m$  次目标量测满足:

$$\mathbf{z}_{n,t_k}^{q,m} = \begin{cases} \mathbf{h}(\mathbf{x}_{t_{n,t_k}^q}^q(m), n) + \mathbf{v}_{n,t_k}^{q,m}, & \mathbf{z}_{n,t_k}^{q,m} \in \mathbf{Z}_{n,t_k}^{\text{tar}}, u_{n,t_k}^q = 1 \\ \emptyset, & \mathbf{z}_{n,t_k}^{q,m} \in \mathbf{Z}_{n,t_k}^{\text{tar}}, u_{n,t_k}^q = 0 \\ \mathbf{U}(\Omega_i), & \mathbf{z}_{n,t_k}^{q,m} \in \mathbf{Z}_{n,t_k}^{\text{clu}} \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{h}(\mathbf{x}_{t_{n,t_k}^q}^q(m), n)$  为非线性量测函数,  $\mathbf{h}(\mathbf{x}_{t_{n,t_k}^q}^q(m), n) =$

$$[R_{n,t_k}^{q,m}, \theta_{n,t_k}^{q,m}]^T = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{t_{n,t_k}^q}^q(m) - x_n)^2 + (y_{t_{n,t_k}^q}^q(m) - y_n)^2} \\ \arctan[(y_{t_{n,t_k}^q}^q(m) - y_n)/(x_{t_{n,t_k}^q}^q(m) - x_n)] \end{bmatrix}$$

包含第  $m$  次量测到达时刻目标  $q$  相对于PAR $n$  的距离和方位角;  $\mathbf{v}_{n,t_k}^{q,m}$  为零均值加性高斯量测噪声, 其协方差矩阵为  $\Sigma_{n,t_k}^{q,m} = \text{blkdiag}(\sigma_{R_{n,t_k}^{q,m}}^2, \sigma_{\theta_{n,t_k}^{q,m}}^2)$ , 由于不

同PAR间与不同时刻间的量测误差相互独立, 因此在给定目标状态条件下量测间条件独立;  $\sigma_{R_{n,t_k}^{q,m}}^2$  和  $\sigma_{\theta_{n,t_k}^{q,m}}^2$  分别为目标量测中距离和方位角估计误差的克拉美罗下界(CRLB),

$$\begin{cases} \sigma_{R_{n,t_k}^{q,m}}^2 \propto (B_{n,t_k}^2 \mu_{n,t_k}^{q,m}(\mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k}))^{-1} \\ \sigma_{\theta_{n,t_k}^{q,m}}^2 \propto (\mu_{n,t_k}^{q,m}(\mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k})/B_{NN}^2)^{-1} \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $B_{n,k}$  和  $B_{NN}$  分别表示PAR信号的有效带宽和PAR的半功率波束宽度,  $\mu_{n,t_k}^{q,m}(\mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k})$  表示目标SNR[41,42],

$$\begin{aligned} \mu_{n,t_k}^{q,m}(\mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k}) &= \frac{\left| I_{n,t_k}^q(m) \sqrt{P_{av} T_n^{\text{pri}} \alpha_{n,t_k}^{q,m} h_{n,t_k}^q} \right|^2}{I_{n,t_k}^q(m) \sigma_n^2} \\ &= \frac{P_{av} T_{n,t_k}^q(m) \alpha_{n,t_k}^{q,m} |h_{n,t_k}^q|^2}{\sigma_n^2} \end{aligned} \quad (7)$$

其中,  $P_{av}$  表示脉冲的平均发射功率;  $h_{n,t_k}^q$  表示目标  $q$  相对于PAR  $n$  的反射率;  $T_{n,t_k}^q(m)$  表示雷达  $n$  在第  $m$  次采样时照射目标  $q$  的驻留时间;  $\sigma_n^2$  表示零均值加性高斯白噪声的功率;  $\alpha_{n,t_k}^{q,m}$  表示PAR信号的传播损耗。

虚警在PAR观测区域  $\Omega_n$  内服从均匀分布, 密度为  $\lambda_c$  (单位体积内虚警数), 单个虚警量测  $z_{n,t_k}^{c,m} \sim U(\Omega_i)$ , 且虚警间、虚警与目标量测间相互独立; 假设虚警概率为  $P_f$ , 第  $k$  个融合间隔内PAR  $n$  的期望虚警数量为  $\text{num}_{n,t_k}^{\text{clu}} = \lambda_c V_{\Omega_n} T_{n,t_k}^{\text{obs}}$  ( $V_{\Omega_n}$  为观测区域体积,  $T_{n,t_k}^{\text{obs}}$  为PAR  $n$  观测时长)。本文的研究重点在于资源受限条件下的调度策略设计与两阶段优化框架验证, 因此采用简化的虚警模型以体现杂波环境对跟踪与资源调度过程的影响。所提出方法本身并不依赖于虚警的具体分布形式, 在更复杂的杂波统计模型下同样具有适用性。

### 3 APARN异步融合跟踪性能度量

对于多个相距较远目标的跟踪任务, 可将其视为多个单目标跟踪任务, 但在异步观测与资源竞争机制下, 即使目标空间分离, 仍可能产生关联耦合, 因而后续采用JPDA对多目标联合关联概率进行建模。此外, 在APARN的MTT任务中, 每个PAR执行各项跟踪任务的时间与采样周期均不相同, 因此难以实现多节点的同步估计。在此, 基于信号回波  $r_{n,t_k}(t)$  完成阈值检测与量测提取后, 将JPDA估计的局部状态信息传递至融合时刻  $t_k$ , 随后采用CI融合方法得到全局后验分布。

基于PAR的TAS模式, 本文准确构建了MTT任务的PAR信号模型, 并建立相应的目标运动模

型与量测模型。在此基础上, 推导异步跟踪PCRLB, 以分析APARN的资源( $\mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k}$ )与跟踪性能间的映射关系。

假设  $\hat{\mathbf{x}}_{t_k}^q$  为基于量测集合  $\mathbf{Z}_{t_k}^q$  得到的目标状态  $\mathbf{x}_{t_k}^q$  的估计值。根据贝叶斯准则, 以下克拉美罗不等式成立:

$$\mathbb{E}_{\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{Z}_{t_k}^q} \left\{ (\hat{\mathbf{x}}_{t_k}^q - \mathbf{x}_{t_k}^q) (\hat{\mathbf{x}}_{t_k}^q - \mathbf{x}_{t_k}^q)^\top \right\} \geq J(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k})^{-1} \quad (8)$$

其中,  $\mathbb{E}_{\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{Z}_{t_k}^q} \{\cdot\}$  表示关于  $\mathbf{x}_{t_k}^q$  与  $\mathbf{Z}_{t_k}^q$  的期望算子; 矩阵  $J(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k})$  为目标状态的Fisher信息矩阵(FIM)。

进一步可将FIM分解为先验FIM与量测数据FIM两部分, 即:

$$J(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k}) = J_P(\mathbf{x}_{t_{k-1}}^q) + J_Z(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k}) \quad (9)$$

其中,  $J_P(\mathbf{x}_{t_{k-1}}^q)$  表示先验信息的FIM, 其与前一融合时刻的后验FIM相关;  $J_Z(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k})$  表示量测数据的FIM, 反映了量测对目标状态估计精度的贡献。

在实际应用中, 量测数据的FIM需采用蒙特卡罗方法计算, 这可能需要消耗大量计算资源, 难以满足MTT资源感知问题的实时响应需求。在量测噪声近似为高斯分布的假设下, 量测数据的FIM可近似为:

$$\begin{aligned} J_Z(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k}) &= \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{M_{n,t_k}^q} u_{n,t_k}^q \left( \hat{\mathbf{H}}_{n,t_k}^{q,m} \right)^\top \\ &\quad \cdot (\Sigma_{n,t_k}^{q,m})^{-1} \hat{\mathbf{H}}_{n,t_k}^{q,m} \end{aligned} \quad (10)$$

其中,  $\hat{\mathbf{H}}_{n,t_k}^{q,m}$  表示量测函数  $h(\mathbf{x}_{t_k}^q, n)$  的雅可比矩阵。

#### 3.1 软关联概率

考虑到MTT场景中目标量测与杂波的模糊性、多目标间的量测竞争及虚警干扰问题, 本文采用JPDA算法实现多目标状态估计, 通过量化软关联概率  $\beta_{t_k}$  (包括量测来自对应目标的关联概率、量测为虚警的概率), 有效刻画了量测来源的统计不确定性, 突破了硬关联算法在复杂环境下的局限性。为更精准地量化MTT系统的理论性能下界, 本文进一步将软关联概率  $\beta_{t_k}$  与虚警统计特性融入PCRLB, 充分考虑虚警干扰、量测模糊性及多目标关联不确定性对跟踪精度的综合影响。其中, 软关联概率可表示为

$$\beta_{t_k} = [ \beta_{1,t_k} \quad \cdots \quad \beta_{N,t_k} ] \quad (11)$$

式中,  $\beta_{n,t_k} = \begin{bmatrix} \beta_{n,t_k}^{1,0} & \beta_{n,t_k}^{1,1} & \dots & \beta_{n,t_k}^{1,M_{n,t_k}^1} \\ \beta_{n,t_k}^{2,0} & \beta_{n,t_k}^{2,1} & \dots & \beta_{n,t_k}^{2,M_{n,t_k}^1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \beta_{n,t_k}^{Q,0} & \beta_{n,t_k}^{Q,1} & \dots & \beta_{n,t_k}^{Q,M_{n,t_k}^Q} \end{bmatrix}$ ,  $\beta_{n,t_k}^{q,m}$  表示目标  $q$  与量测  $m$  的关联概率,  $\beta_{n,t_k}^{q,0}$  表示虚警概率。

$$\beta_{n,t_k}^{q,m} = \sum_{i: \vartheta_{aq} \subseteq \vartheta_i} P(\vartheta_i | \mathbf{Z}_{n,t_k}^m) \quad (12)$$

其中,  $P(\vartheta_i | \mathbf{Z}_{n,t_k}^m)$  对关联可行事件  $\vartheta_i$  的联合事件概率。

### 3.2 信息缩减因子 IRF

杂波、虚警及量测源不确定性(MOU)会导致量测有效信息衰减,若直接将原始量测数据用于 FIM 计算,将高估实际可用信息,导致 PCRLB 与实际跟踪性能偏差。为此引入信息缩减因子 (IRF)  $\eta$  ( $0 < \eta \leq 1$ ), 作为杂波环境下量测有效信息的“缩放系数”,实现对信息损失的定量补偿。当无杂波 ( $\lambda_c = 0$ ) 时,  $\eta = 1$ , 表示无信息损失; 杂波强度越高、虚警干扰越严重,  $\eta$  越小, 则信息损失越显著。IRF 是杂波参数、软关联概率及验证门特性的综合函数, 计算流程如下:

(1) 确定杂波与验证门参数: PAR $n$  对目标  $q$  的虚警密度为  $\lambda_{n,t_k}^q$ , 验证门体积为  $V_{n,t_k}^q = (2g)^{n_z} \sqrt{|\sum_{n,t_k}^q|}$  ( $g$  为验证门系数,  $n_z$  为观测维度);

(2) 计算量测数量概率: 设 PAR $n$  对目标  $q$  的量测数为  $m_{n,t_k}^q$ , 其概率服从泊松分布与检测概率  $P_{dn,t_k}^q$  的联合分布:

$$p(m_{n,t_k}^q) = (1 - P_{dn,t_k}^q) \cdot \frac{(\lambda_{n,t_k}^q V_{n,t_k}^q)^{m_{n,t_k}^q} e^{-\lambda_{n,t_k}^q V_{n,t_k}^q}}{m_{n,t_k}^q!} + \Gamma(m_{n,t_k}^q) P_{dn,t_k}^q \cdot \frac{(\lambda_{n,t_k}^q V_{n,t_k}^q)^{m_{n,t_k}^q - 1} e^{-\lambda_{n,t_k}^q V_{n,t_k}^q}}{(m_{n,t_k}^q - 1)!} \quad (13)$$

其中,  $\Gamma(m_{n,t_k}^q) = \begin{cases} 1 & m_{n,t_k}^q \geq 1 \\ 0 & m_{n,t_k}^q = 0 \end{cases}$  表示是否关联。

(3) 加权聚合得到 IRF:  $\eta_{n,t_k}^q = \sum_{m=1}^{m_{max}} p(m_{n,t_k}^q = m) \cdot t_{n,t_k}^q(m)$ , 其中  $m_{max} = 3 + \lambda_{n,t_k}^q V_{n,t_k}^q$  (截断阈值, 忽略低概率观测数),  $t_{n,t_k}^q(m)$  为固定观测数  $m$  的局部缩减因子, 局部缩减因子定义为有效量测信息与理想量测信息的比值, 其计算式为

$$t_{n,t_k}^q(m) = \frac{1}{N_{mc}} \sum_{f=1}^{N_{mc}} \frac{\text{tr}(\mathbf{J}_{n,t_k}^{q,f}(m))}{\text{tr}(\mathbf{J}_{n,t_k}^{q,ideal})} \quad (14)$$

其中,  $N_{mc}$  为蒙特卡洛采样次数;  $\mathbf{J}_{n,t_k}^{q,f}(m)$  表示第  $f$  次采样时, 在验证门内存在  $m$  条量测情况下得到的

量测信息矩阵;  $\mathbf{J}_{n,t_k}^{q,ideal}$  表示无杂波干扰、仅存在真实量测时的理想信息矩阵。

为使理论性能下界与实际跟踪机制保持一致, 需通过软关联概率对不同可靠性的量测进行加权, 通过 IRF 补偿杂波导致的有效信息损失, 同时纳入检测概率表征量测存在的可能性, 全面考虑杂波干扰、量测模糊性及关联不确定性对跟踪精度的综合影响。修正后的量测数据 FIM 为:

$$J_Z(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k}) = \sum_{n=1}^N \eta_{n,t_k}^q P_{dn,t_k}^q \cdot \sum_{m=1}^{M_{n,t_k}^q} \beta_{n,t_k}^{q,m} u_{n,t_k}^q \left( \hat{\mathbf{H}}_{n,t_k}^q(m) \right)^T \cdot \left( \sum_{n,t_k}^{q,m} \right)^{-1} \hat{\mathbf{H}}_{n,t_k}^q(m) \quad (15)$$

将修正后的量测数据 FIM 代入全局 FIM 表达式中,

$$J(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k}) = \sum_{n=1}^N \beta_{n,t_k}^{q,0} J_P(\mathbf{x}_{t_k}^q) + \sum_{n=1}^N \eta_{n,t_k}^q P_{dn,t_k}^q \cdot \sum_{m=1}^{M_{n,t_k}^q} \beta_{n,t_k}^{q,m} u_{n,t_k}^q \left( \hat{\mathbf{H}}_{n,t_k}^q(m) \right)^T \cdot \left( \sum_{n,t_k}^{q,m} \right)^{-1} \hat{\mathbf{H}}_{n,t_k}^q(m) \quad (16)$$

对其求逆即可得到 APARN 的异步跟踪 PCRLB, 该结果能够精准反映实际场景中的多重不确定性:

$$C_{t_k}^q(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k}) = J(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k})^{-1} \quad (17)$$

本文采用 PCRLB 矩阵中位置估计误差的下界来量化目标跟踪精度, 因此取 PCRLB 矩阵中的  $C_{t_k}^q(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k})_a$  ( $a = 1, 3$ , 表示第  $a$  个对角元素, 分别对应目标  $q$  在  $x$  方向与  $y$  方向的位置估计误差下界) 之和为对应优化的目标函数。需要说明的是, 该目标函数反映了系统在给定观测资源条件下对多目标总体估计误差下界的最小化, 能够有效衡量多目标系统的整体跟踪性能。本文研究的重点是在资源受限条件下尽可能保证多目标整体跟踪性能, 因此 TPRS 阶段以系统整体跟踪误差下界最小化作为优化目标, 而任务优先级并非通过直接引入加权迹函数体现, 而是在资源分配过程中体现对高优先级目标的资源倾斜, 使其在保证系统整体跟踪有效性的前提下获得更充分的观测资源。

同时, 本文所提出的优化目标函数与具体的目标运动模型实现了较好的解耦。观察上述基于 PCRLB 的性能度量表达式可知, 目标函数的核心驱动因素为目标的状态转移矩阵与量测信息矩阵。因此, 在实际应用中若目标发生机动(例如从 CV 模型切换至

CA或CT模型), 只需重新构建对应的状态转移矩阵及过程噪声协方差矩阵即可获得新的性能度量。这一特性使得本文提出的两阶段资源调度与驻留时间优化框架具有良好的泛化能力, 能够自然扩展至复杂机动目标场景, 而无需对底层算法结构与求解逻辑进行额外修改。

## 4 TPRS

### 4.1 TPRS的数学建模

从数学角度来看, 本文所设计的TPRS可构建为一个优化问题: 在APARN的异步资源约束下, 最小化系统的全局效用函数。本文通过分析目标跟踪PCRLB与异步资源之间的数学映射关系, 实现对异步跟踪性能的精准量化, 进而以此为基础设计全局效用函数。在以任务性能最大化为目标的优化问题中, 全局效用目标函数的设计至关重要。在此, 将优化目标函数设计为所有目标的PCRLB之和, 具体形式如下:

$$\mathbb{F}(\mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k}) = \sum_{q=1}^Q \sum_{a=1,3} C_{t_k}^q(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k})_a \quad (18)$$

其中,  $C_{t_k}^q(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k})_a$  为第 $k$ 个融合时刻目标 $q$ 的跟踪PCRLB矩阵对应的第 $a$ 个对角元素,  $a = 1, 3$ 表示对应目标的位置误差;  $\mathbf{U}_{t_k}$ 为雷达-目标分配二进制矩阵;  $\mathbf{T}_{t_k}$ 为驻留时间分配矩阵。

结合APARN的资源特性, TPRS优化问题可构建为:

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k}} \mathbb{F}(\mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k}) \\ & \text{s.t.} \begin{cases} u_{n,t_k}^q \in \{0, 1\} \\ \sum_{q=1}^Q u_{n,t_k}^q \leq Q_{\max}, \forall n \\ N_{\min} \leq \sum_{n=1}^N u_{n,t_k}^q \leq N_{\max}, \forall q \\ T_{\min} \leq T_{n,t_k}^q(m) \leq T_{\max}, 1 \leq m \leq M_{n,t_k}, \forall n, q \\ t_{n,t_k}^q(m) < t_{n,t_k}^{q_j}(m), \forall n \\ \sum_{q=1}^Q T_{n,t_k}^q(m) \leq T_n^s, \forall n \end{cases} \end{aligned} \quad (19)$$

其中, 约束条件源自第二章第一节中所描述的几种限制。

### 4.2 两阶段求解方法

所构建的TPRS优化问题包含两个耦合变量, 即离散整数型的雷达-目标分配变量 $\mathbf{U}_{t_k}$ 和连续型的波束驻留时间变量 $\mathbf{T}_{t_k}$ 。因此, 该优化问题具有非

凸性, 若通过穷举搜索直接求解, 需消耗极高的计算资源, 属于NP难问题。分解求解是处理复杂耦合优化问题的常用有效思路, 已有相关研究通过类似结构化分解方法提升求解效率与可行性<sup>[15]</sup>。本文所提两阶段框架同样基于问题的天然层次结构: 雷达-目标配对决定资源分配的基本拓扑, 驻留时间则是在拓扑确定后的精细化参数优化。这种分解方式符合问题物理意义与决策逻辑, 子问题间信息传递合理, 因此能够在牺牲有限最优性损失的前提下, 获得高质量可行近似解。

此外, 在MTT资源优化问题中, 跟踪任务的发射资源分配遵循优先级导向的调度机制, 即低优先级目标的资源分配在一定程度上会受到高优先级任务调度结果的约束。因此, 为设计计算可行的求解方案, 本文结合多维变量解耦法与SDP方法, 提出一种基于SDP的两阶段求解算法。具体求解阶段如下:

#### 4.2.1 阶段1: 基于平均驻留时间 $\bar{\mathbf{T}}_{t_k}$ 的雷达-目标分配

假设每个PAR可跟踪所有目标, 并且在每个采样间隔内为每个跟踪任务分配相同的驻留时间, 即 $T_{n,t_k}^q(m) = T_{n,t_k}^{\text{ave}}$  ( $T_{n,t_k}^{\text{ave}}$ 为平均驻留时间)。由此, 原优化问题可转化为仅关于雷达-目标分配 $\mathbf{U}_{t_k}$ 的子优化问题。

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{U}_{t_k}} \mathbb{F}(\mathbf{U}_{t_k}, \bar{\mathbf{T}}_{t_k}) \\ & \text{s.t.} \begin{cases} u_{n,t_k}^q \in \{0, 1\} \\ \sum_{q=1}^Q u_{n,t_k}^q \leq Q_{\max}, \forall n \\ N_{\min} \leq \sum_{n=1}^N u_{n,t_k}^q \leq N_{\max}, \forall q \\ T_{n,t_k}^q(m) = T_{n,t_k}^{\text{ave}}, \forall n, q \\ t_{n,t_k}^q(m) < t_{n,t_k}^{q_j}(m), \forall n \end{cases} \end{aligned} \quad (20)$$

根据目标任务优先级 $\{1, 2, \dots, Q\}$ 和平均驻留时间 $\bar{\mathbf{T}}_{t_k}$ , 定义跟踪PCRLB矩阵 $\mathbf{C}_{t_k} = [C_{n,t_k}^q]_{N \times Q}$ , 用于表示每个PAR对每个目标的跟踪性能( $C_{n,t_k}^q$ 的值越小, 说明PAR $n$ 对目标 $q$ 的跟踪精度越高)。同时, 定义雷达-目标分配结果矩阵 $\mathbf{U}_{t_k}^{\text{opt}} = 0_{N \times Q}$  (初始值全为0), 用于存储雷达-目标分配结果; 定义目标计数矩阵 $R_{t_k} = 0_{N \times 1}$ , 用于判定是否当前雷达跟踪目标是否超过所设限制; 定义雷达计数矩阵 $Tar_{t_k} = 0_{1 \times Q}$ , 用于判定是否当前目标所配对雷达数量是否超过所设限制。为确保每个目标可被跟踪, 同时满足每个PAR最多跟踪 $Q_{\max}$ 个目标的约束, 首先按目标任务优先级依次选取PCRLB矩阵

$\mathbf{C}_{t_k}$  中每一列(对应单个目标)的  $N_{\min}$  个最小元素, 并依次在  $R_{t_k}$  中更新对应雷达的跟踪目标数, 当选取某一目标最小值时对应雷达  $R_{t_k}$  超出所设限制, 则选取次小元素, 并将  $\mathbf{U}_{t_k}^{\text{opt}}$  中对应位置的元素设为 1; 然后, 将  $\mathbf{C}_{t_k}$  中这些元素的值设为无穷大, 以避免后续重复分配。若当前列已满足对应目标所设约束(通过更新  $Tar_{t_k}$  来判断), 则跳过当前优先级进入下一优先级。通过上述迭代循环完成目标分配得到  $\mathbf{U}_{t_k}^{\text{opt}}$ , 可确保高优先级目标优先获得更多雷达资源, 同时保证所有目标均得到最低限度的雷达资源保障。

#### 4.2.2 阶段2: 基于已得 $\mathbf{U}_{t_k}^{\text{opt}}$ 的驻留时间分配

基于雷达-目标分配结果  $\mathbf{U}_{t_k}^{\text{opt}}$ , 可构建仅关于 APARN 驻留时间分配的子优化问题。

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{T}_{t_k}} \mathbf{F}(\mathbf{U}_{t_k}^{\text{opt}}, \mathbf{T}_{t_k}) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} T_{\min} \leq T_{n,t_k}^q(m) \leq T_{\max}, 1 \leq m \leq M_{n,t_k}, \forall n, q \\ \sum_{q=1}^Q T_{n,t_k}^q(m) \leq T_n^s, \forall n \end{cases} \end{aligned} \quad (21)$$

由于目标函数是关于连续驻留时间变量  $\mathbf{T}_{t_k}$  的凸函数, 若所有约束条件也满足凸性, 则可直接采用内点法或 CVX 工具箱等凸优化算法求解该优化问题。然而, 受任务优先级顺序影响的驻留时间约束可能导致可行域非凸, 使得构建的 TPRS 无法成为标准的凸优化问题。与传统资源调度策略相比, 在同时考虑 MTT 任务优先级与量测时序约束的 TPRS 策略中, 不同目标任务之间在驻留时间分配及量测到达时序上存在更为紧密的耦合关系。当优先级较高的目标获得较多时间资源时, 系统整体调度结果可能对其他目标任务的资源分配产生一定影响。此时, 传统基于资源感知的优化方法在处理该类具有时序依赖和任务耦合特性的调度问题时往往面临较高的求解复杂度。

此外, 在 MTT 任务场景下, 当同时考虑任务优先级以及节点间异步采样特性时, 分配给同一目标的多部 PAR 在时间轴上可能并不同步执行跟踪任务, 从而进一步增加调度决策的复杂性。因此, 为构建计算可行的求解方案, 本文采用 SDP 方法。该方法通过将复杂的全局决策问题分解为一系列规模较小且相互关联的子问题, 按照时间顺序或阶段顺序递归求解, 逐步累积子问题的最优结果, 从而获得整体问题的优化解。

但是, 对于连续型驻留时间变量, 采用 SDP 算法需要消耗极高的计算量, 这是因为积分形式的解

析解十分稀少, 计算成本极高。因此, 根据 PAR 驻留时间与 PRI 的关系  $T_{n,t_k}^q(m) = I_{n,t_k}^q(m) \times T_n^{\text{pri}}$ , 可将驻留时间分配子优化问题转化为求解 PAR 对每个目标辐射脉冲数的优化问题。由于存在取整操作, 实际驻留时间与理论连续解之间存在最大误差一般不超过一个 PRI 周期, 当 PRI 相对驻留时间较小时, 该误差对累积信噪比及信息矩阵的影响较小, 因此对 PCRLB 的影响可以被控制在可接受范围内。在本文所考虑的仿真参数条件下, 脉冲量化误差引入的性能偏差较小, 未显著改变资源分配趋势。

用矩阵表示每个采样间隔  $T_n^s$  内, 每个 PAR 对每个目标发射的脉冲数。该优化问题的目标函数为序贯多阶段离散量测预测的 PCRLB 之和, 因此, 该优化问题关于单个目标任务具有可分解性。于是, 可将原连续时间分配问题重建为离散脉冲数分配优化问题:

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{I}_{t_k}} \mathbf{F}(\mathbf{U}_{t_k}^{\text{opt}}, \mathbf{I}_{t_k}) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} I_{\min} \leq I_{n,t_k}^q(m) \leq I_{\max}, 1 \leq m \leq M_{n,t_k}, \forall n, q \\ \sum_{q=1}^Q I_{n,t_k}^q(m) T_n^{\text{pri}} \leq T_n^s, \forall n \end{cases} \end{aligned} \quad (22)$$

针对式中的一系列子优化问题, 采用 SDP 算法逐步求解, 具体算法可分为四个步骤:

步骤1 预处理-首先, 基于所有目标的优先级排序  $\{1, 2, \dots, Q\}$  和雷达-目标分配结果  $\mathbf{U}_{t_k}^{\text{opt}}$ , 预计算 PAR  $n$  对目标  $q$  的第  $m$  次测量到达时间  $t_{n,k}^q(m)$  对应的测量数据  $\text{FIM} J_Z(\mathbf{x}_{t_{n,t_k}^q(m)}^q, u_{n,t_k}^q, T_{n,t_k}^q(m))$ 。在目标  $q$  的驻留时间分配问题中, 目标优先级决策的时序约束自然满足。在此基础上, 计算得到目标  $q$  相对于 PAR  $n$  第  $m$  次量测的 PCRLB  $C_{t_{n,t_k}^q(m)}^q(\mathbf{x}_{t_{n,t_k}^q(m)}^q, \mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k})$ 。其中, 其他 PAR  $n'$  ( $n' = 1, 2, \dots, N$ ) 的量测数据  $\text{FIM} J_Z(\mathbf{x}_{t_{n,t_k}^q(m)}^q, u_{n',t_k}^q, I_{n',t_k}^q)$  根据已求解的脉冲数确定, 或未求解时设为 0。

步骤2 初始化-对于每个 PAR  $n$ , 将初始阶段的瞬时成本函数设为  $v_{n,t_k}^{Q+1}(D_{n,t_k}) = 0$ , 其中  $D_{n,t_k} \in \{0, T_n^{\text{pri}}, 2T_n^{\text{pri}}, \dots, T_n^s\}$  为 PAR  $n$  在第  $m$  次采样间隔内的剩余可用时间, 遵循资源递耗逻辑: 当算法按目标优先级顺序处理至第  $i$  个目标时, 其可用状态由第  $i-1$  个阶段的剩余时间决定, 扣除当前目标分配的脉冲数所占时间后, 状态转移至下一阶段。这种设计充分利用了目标处理的序贯性, 形成了天然的时间序列递推结构。将每个 PAR 的剩余可用时间作为状态  $\mathbf{D}_{t_k}^q = [D_{1,t_k}, D_{2,t_k}, \dots, D_{N,t_k}]$ , 以精准表征 PAR 资源的约束条件和动态消耗过程。

步骤3 前向递归-在优化每个阶段各PAR对各目标发射的脉冲数时, 将脉冲数 $\mathbf{I}_{t_k}^q$ 作为TPRS的决策动作。为确保状态转移的自然时序性, 避免出现“未来信息不可用”的问题, SDP依赖贝尔曼最优性原理。前向递归可构建当前状态的最优成本, 并为后续阶段提供累积可行解。由于PAR间测量误差的独立性假设, 成本函数具有可分解性。目标状态估计误差的PCRLB为度量, 从目标 $Q$ 向目标1递归, APARN针对目标 $q$ 的瞬时成本函数可表示为:

$$V_{t_k}^q(\mathbf{D}_{t_k}^q, \mathbf{I}_{t_k}^q) = \text{tr} \left( C_{t_k}^q(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}^{\text{opt}}, \mathbf{I}_{t_k}^q \cdot T_n^{\text{pri}}) \right) + \sum_{n=1}^N v_{n,t_k}^{q+1}(D_{n,t_k} - I_{n,t_k}^q \cdot T_n^{\text{pri}}) \quad (23)$$

随后, 对于每个PAR $n$ , 对应于每个剩余时间 $D_{n,t_k}$ 的局部瞬时成本函数可写为:

$$v_{n,t_k}^q(D_{n,t_k}) = \min_{I_{n,t_k}^q \in [I_{\min}, I_{\max}]} \left[ \text{tr} \left( C_{n,t_k}^q(\mathbf{x}_{t_k}^q, \mathbf{U}_{t_k}^{\text{opt}}, I_{n,t_k}^q \cdot T_n^{\text{pri}}) \right) + v_{n,t_k}^{q+1}(D_{n,t_k} - I_{n,t_k}^q \cdot T_n^{\text{pri}}) \right] \quad (24)$$

保存使瞬时成本函数最小化的脉冲数 $I_{n,t_k}^{q,\text{opt}}(D_{n,t_k})$ , 用于后续回溯操作。

步骤4 回溯获取最优策略-从最终状态 $D_{t_k}^Q$ 出发, 可得到最优总成本函数:

$$V_{t_k}^{Q,*} = \min_{D_{t_k}^Q} V_{t_k}^Q(\mathbf{D}_{t_k}^Q, \mathbf{I}_{t_k}^Q) \quad (25)$$

然后, 根据任务优先级 $\{1, 2, \dots, Q\}$ , 得到每个采样间隔内PAR $n$ 对目标 $q$ 发射脉冲数的可行解 $I_{n,t_k}^q = I_{n,t_k}^{q,\text{opt}}(D_{n,t_k})$ ; 更新PAR $n$ 在该采样间隔内的剩余驻留时间, 用于下一个目标跟踪任务:

$$D_{n,t_{k'}} = D_{n,t_k} - I_{n,t_k}^q \cdot T_n^{\text{pri}} \quad (26)$$

且 $\mathbf{D}_{t_k}^{q+1} = [D_{1,t_{k'}}, \dots, D_{N,t_{k'}}]$ 。最终, 基于优化得到的最优脉冲数 $\mathbf{I}_{t_k}^{\text{opt}}$ , 得到APARN的驻留时间分配结果 $\mathbf{T}_{t_k}^{\text{opt}}$ 。

### 4.3 APARN中的TPRS闭环MTT框架

针对由多部频率捷变PAR组成的APARN在跟踪任务中面临的资源受限、协同不足、虚警干扰等实际问题, 本文提出TPRS闭环MTT框架, 具体如图2所示。该框架的核心流程如下:

在APARN中, 每个PAR根据反馈的资源指令 $(\mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k})$ , 对分配的任务目标进行序贯扫描。在融合间隔 $(t_{k-1}, t_k]$ 内, 各PAR采用JPDA算法进行本地MTT, 直至融合时刻 $t_k$ 得到每个PAR对其所跟踪目标的局部状态后, 采用CI融合准则对各PAR的局部估计结果进行一致性融合, 得到全局状态估计。并将该结果以及JPDA所计算的软关联概率作为先验信息, 用于预测目标跟踪性能。结合反馈的目标状态先验信息和所有PAR的探测条件, 计算预测的PCRLB, 以量化APARN的跟踪性能。结合APARN的异步资源约束和所有目标任务的优先级, 以最大化MTT精度为目标, 构建TPRS优化问题。求解得到下一周期资源分配结果 $(\mathbf{U}_{t_k}, \mathbf{T}_{t_k})^*$ , 用于指导调度指令的生成, 以实现下一次扫描的MTT。

### 4.4 复杂度分析

本文的计算复杂度主要由雷达-目标分配及驻留时间分配的SDP求解过程决定。对于阶段1中的雷达-目标分配问题, 每次求解需要 $(NQ)^3$ 次操

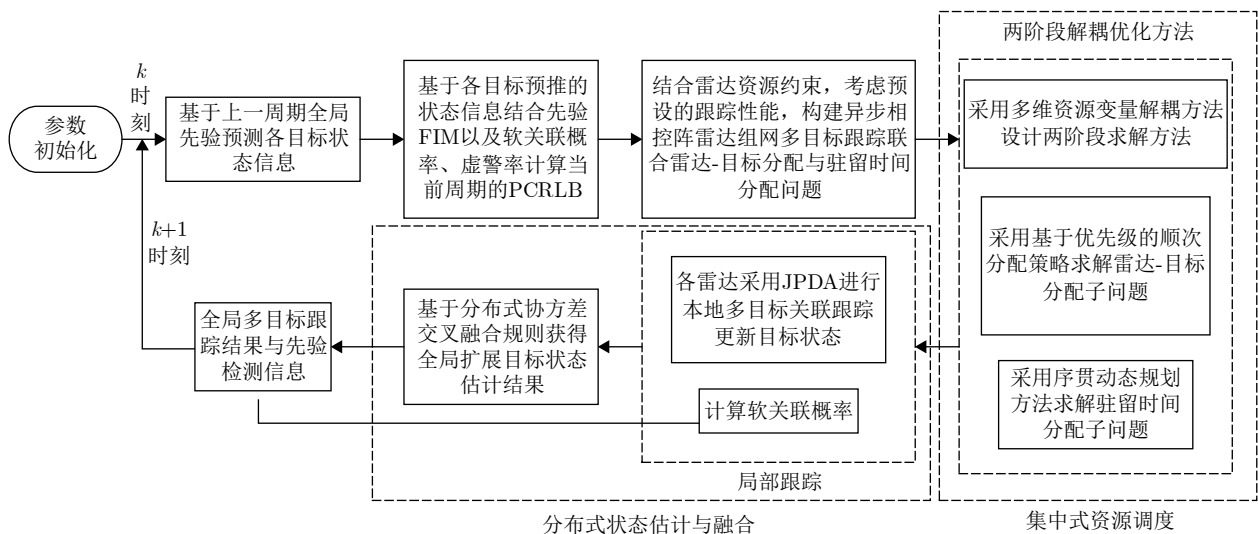


图2 TPRS闭环MTT流程图

Fig. 2 Flowchart of TPRS Closed-Loop MTT

作。因此，完成  $K_a$  次分配迭代所需的复杂度为  $\mathcal{O}(K_a(NQ)^3)$ 。在阶段2中对脉冲数量进行SDP求解的过程中，由于涉及到对多个节点进行时序处理，所需的复杂度为  $\mathcal{O}(Q|\mathcal{D}|^N|\mathcal{I}|^N)$ ，其中  $|\mathcal{D}| \approx T_n^s/T_n^{pri} + 1$  且  $|\mathcal{I}| = I_{max} - I_{min} + 2$ ，由于所构建的优化问题具有可分解的性质，基于SDP求解APARN驻留时间分配问题的计算复杂度可以降低至  $\mathcal{O}(QN|\mathcal{D}||\mathcal{M}|)$ 。

## 5 实验结果与分析

### 5.1 仿真设置

本文研究的核心重点在于验证所提出的两阶段资源分配机制与驻留时间优化设计在异步组网雷达场景下的可行性与性能增益。因此，在随后的仿真实验中，主要采用经典的CV模型来生成目标轨迹，以排除复杂机动模型带来的耦合干扰，从而更加直观地凸显本文资源调度算法框架本身的有效性。同时，为了保证仿真实验结果的可读性与对比分析的清晰性，本文在实验场景设置中控制目标规模，使系统资源能够满足对全部目标的跟踪需求。

考虑由  $N = 3$  个不同采样频率的PAR组成的APARN对  $Q = 6$  个目标进行跟踪，3个PAR的位置和采样周期如表1所示：

所有目标的初始状态如表2所示：

APARN的拓布局局和所有目标的轨迹如图3所示。

将相邻两个融合估计的间隔设置为  $T_{Fusion} = 6$  s，然后观察30帧跟踪，则整个异步跟踪过程的总持续时间为180 s。在每个融合间隔内，每个PAR最多可以跟踪  $Q_{max} = 4$  个目标，分配给同一目标的

表 1 PAR位置和采样周期  
Tab. 1 PAR positions and sampling periods

	PAR1	PAR2	PAR3
位置	(-20, 25)	(-20, 50)	(-20, 75)
采样周期(s)	6	3	2

表 2 目标初始状态  
Tab. 2 Initial states of targets

	目标1	目标2	目标3	目标4	目标5	目标6
位置(Km)	(150, 0)	(150, 25)	(130, 55)	(150, 45)	(150, 75)	(150, 100)
速度(m/s)	(-700, 100)	(-500, 100)	(-500, 0)	(-700, 0)	(-500, -100)	(-700, -200)

表 3 关键参数  
Tab. 3 Key Parameters

参数名称	过程噪声强度 $\gamma$	有效带宽	平均辐射功率 $P_{av}$	虚警密度	验证门参数	检测概率	杂波类型	RCS
参数值	$0.01^2$	$10^6$ Hz	$10^4$ W	$1e-6$	3.5	0.95	空间均匀	10

PAR的数量范围为[1, 2]，关键参数如下表格：

在这种情况下，进行100次蒙特卡洛实验以消除所提出的算法结果中的随机性影响。

为了突出所提出的TPRS策略在处理APARN的MTT时的优越性，本文还实现了另外三种资源调度策略以进行性能比较和分析。

1) 对比算法1(均匀驻留时间分配策略)：保持TPRS第一阶段雷达-目标分配策略不变，第二阶段各PAR在满足采样间隔约束下，将固定总驻留时间均匀分配给其跟踪的目标，用以验证驻留时间优化对跟踪精度与资源利用率的提升作用。

2) 对比算法2(无虚警-最邻近关联策略)：去除虚警与杂波影响，并以最邻近法替代JPDA软关联进行数据关联；PCRLB仅考虑量测信息贡献，不引入软关联概率、虚警密度及检测概率等参数，用于验证JPDA软关联与复杂环境参数建模对异步场景跟踪鲁棒性的增益。

3) 对比算法3(基于阈值的优先级贪心分配策略)：采用优先级贪心驻留时间分配策略，按目标优先级依次分配资源，使其跟踪性能达到预设PCRLB阈值，剩余资源再分配给后续目标，用于对比全局动态调度与局部贪心策略在多目标公平性与整体性能上的差异。

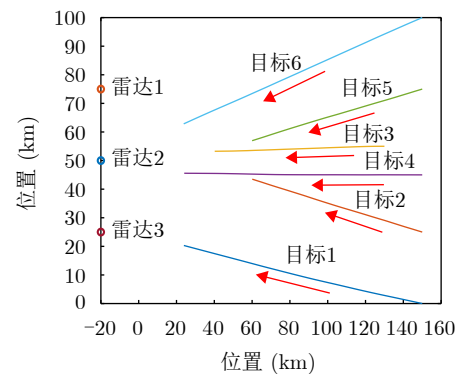


图 3 场景图

Fig. 3 Scene diagram

### 5.2 实验结果及分析

为直观体现所提出方法在一次典型实验中的资源调度行为及其动态变化过程,给出相应的调度与任务执行结果,如图4和图5所示。

图4给出了不同方法下各周期的雷达-目标分配情况。可以看出,对比算法1下仅改变驻留时间的均匀分配,对雷达-目标分配的影响较少,同本文方法一样分配趋于稳定;对于对比算法2,其未对模型引入杂波虚警环境,所有调度的稳定性高,雷达-目标分配情况较为稳定;而对比算法3由于在资源分配上倾向于优先满足优先级较高的目标,使得剩余资源相对有限。在整体优化目标的约束下,其余资源条件较差的目标之间会产生更为激烈的资源竞争,从而导致在一阶段雷达-目标分配过程中分配结果波动增大,整体调度表现出一定的不稳定性与无序性。相比之下,本文方法能够根据目标优先级和预测信息量动态调整雷达-目标分配关系,在保证系统整体稳定性的同时,对关键目标进行重点

观测,并在必要时实现多雷达对同一目标的协同观测,为后续融合提供更充分的信息支持。

在雷达-目标分配确定后,各PAR的驻留时间分配结果如图5所示。对比算法1中,各目标的驻留时间基本保持恒定,难以适应目标状态和观测条件的动态变化;对比算法2下,其虽未考虑虚警情况,但各目标驻留时间分配动态变化调度合理;对比算法3下,部分目标长期占用大量驻留时间,而其他目标仅获得极少的观测资源。本文方法通过以各目标PCRLB之和为性能指标进行优化,使驻留时间能够随目标不确定性和信息增益变化而自适应调整,高优先级或高不确定性目标在关键时刻获得更长驻留时间,同时严格满足单雷达驻留时间总量约束,体现了方法在性能提升与工程可实现性之间的平衡。

图6进一步给出了不同方法下各目标的PCRLB与实际跟踪RMSE随时间变化的对比结果。从结果可以看出,在仿真初期,各方法的RMSE均存在一定峰值,随后随着观测信息的积累逐渐下降。本文方法在初始阶段能够更快降低目标状态不确定性,

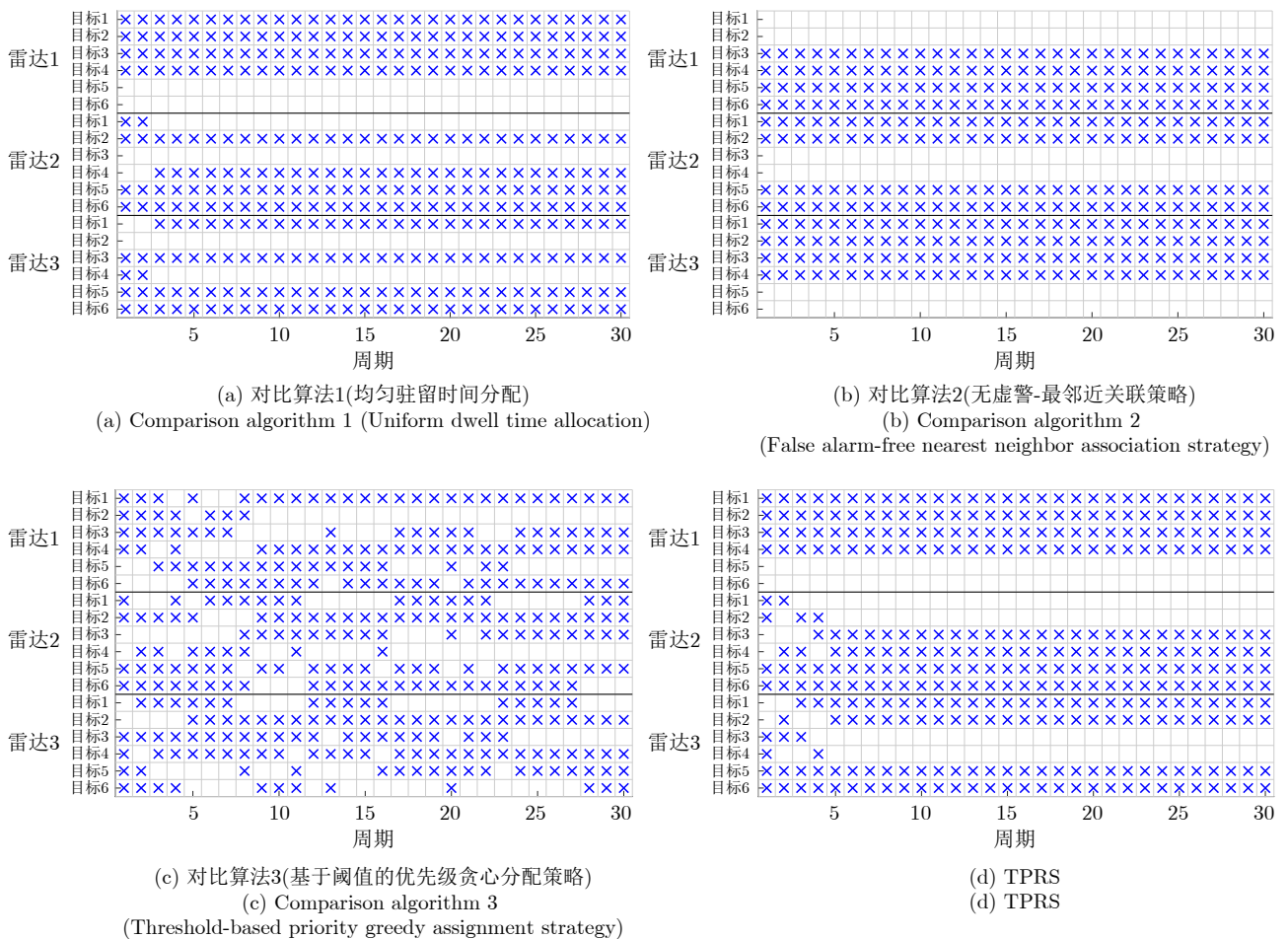


图4 APARN在MTT过程中的单雷达-目标分配结果

Fig. 4 Single Radar-Target Assignment Results of APARN During MTT

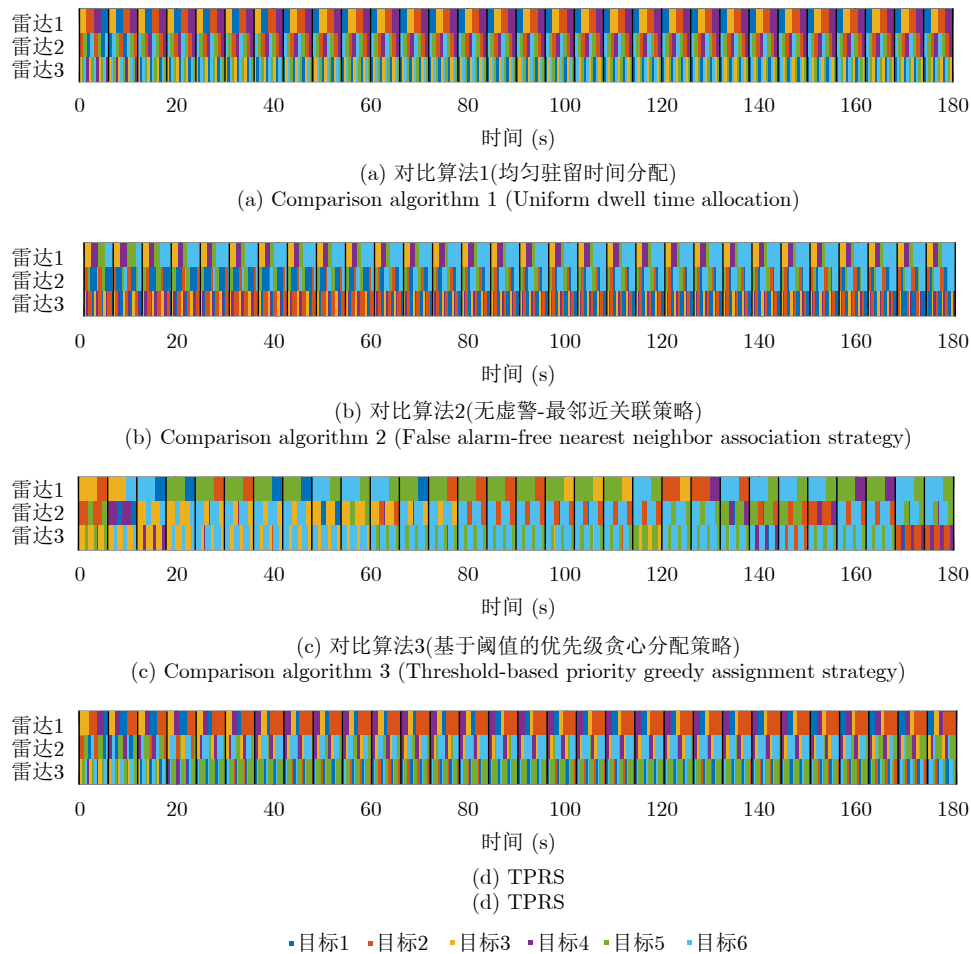


图 5 APARN在MTT过程中单次的驻留时间分配结果

Fig. 5 Single Dwell Time Allocation Results of APARN During MTT

其RMSE收敛速度明显快于对比方法，并在中后期逐步逼近对应的PCRLB下界，表明所提调度与驻留时间分配策略能够充分挖掘系统的可用信息。在存在虚警的条件下，结合JPDA软关联，并将关联不确定性与信息衰减因子引入PCRLB后，理论下界与实际RMSE之间保持了较好的一致性。而在对比算法1与对比算法2中，虽然其PCRLB与RMSE变化趋势与本文算法总体一致，但由于调度机制或环境建模不完全，其最终性能与本文算法仍存在明显差异。对于对比算法1，其整体PCRLB最终收敛约为0.186，相较于本文算法约上升31.0%；整体RMSE最终收敛约为0.232，相较于本文算法约上升4.0%。对于对比算法2，其整体PCRLB最终收敛约为0.109，相较于本文算法约降低23.2%；整体RMSE最终收敛约为0.218，相较于本文算法约降低2.2%。需要指出的是，对比算法2是在不考虑虚警与杂波影响的理想条件下得到的结果，因此其性能优势更多体现为理想化环境下的上界参考，而不能作为与本文方法在相同复杂场景下的完全等价比较。而对对比算法3下，部分目标长期占用大量驻留时间，而

其他目标仅获得极少的观测资源，使得各目标跟踪精度存在严重分歧，虽然在短时间内可降低部分目标的估计误差，但由于缺乏全局约束，容易造成目标间跟踪性能严重不均，甚至导致部分目标误差发散，不适用于工程实践中，验证了关联不确定性及杂波建模在性能评估与调度决策中的必要性。

为了进一步验证本文所提算法在更严峻资源受限环境下的鲁棒性与扩展性，本节将仿真场景扩展为3部雷达协同跟踪9个目标。虽然本文重点研究资源受限条件下的多目标跟踪问题，但目标数量并未无限制增加。如果目标数量进一步增加，在当前雷达系统总资源约束下，虽然系统仍会通过全局调度进行资源分配，但仿真分析的本质不会发生改变——即无限制增加目标数量并不会为多目标跟踪性能的比较提供额外的信息增益。因此，本节仍设置3部雷达协同跟踪9个目标，以保证系统具备一定的协同观测能力，同时便于分析算法在资源受限条件下的性能。考虑到实际作战场景中目标运动轨迹的多样性，将9个目标分为三种典型的运动状态：第一类目标持续靠近雷达组网；第二类目标持续远

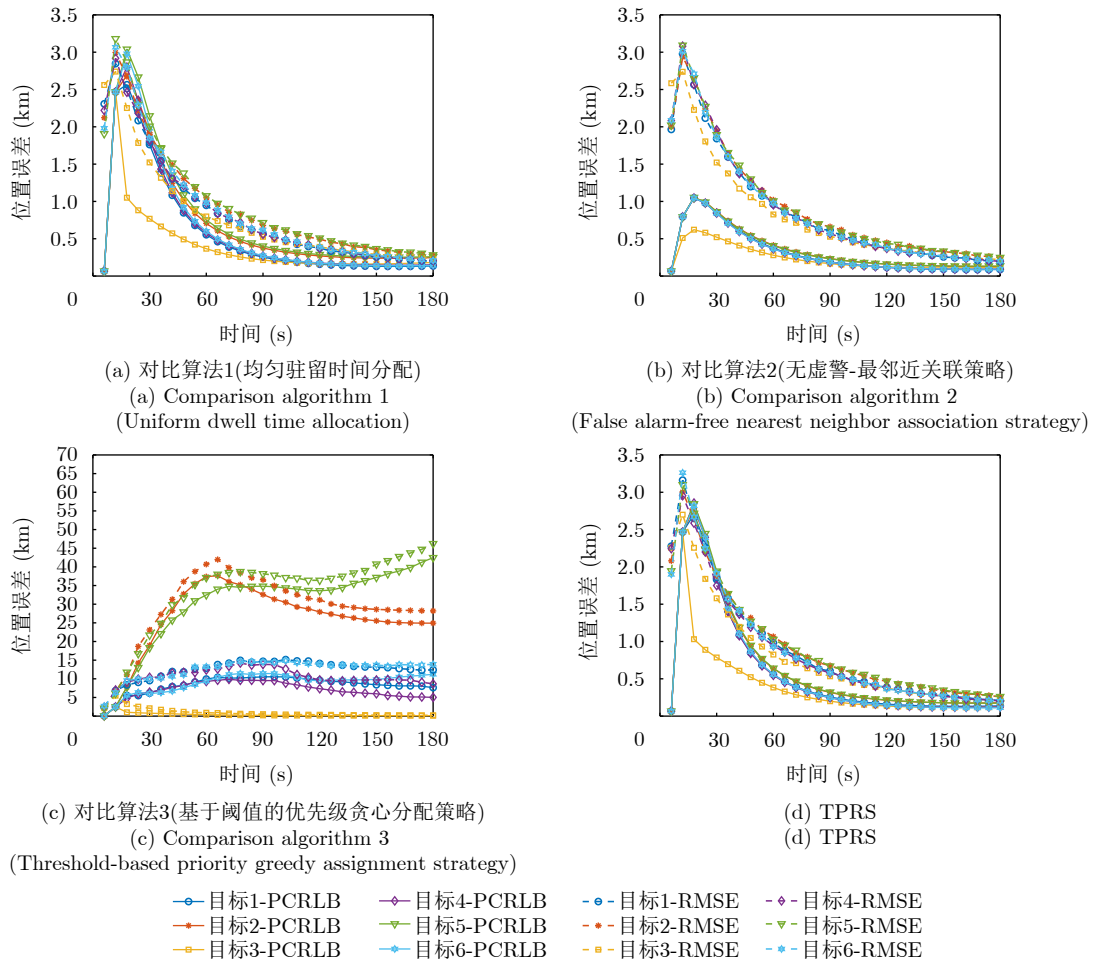


图 6 性能结果图APARN在MTT过程中的性能结果

Fig. 6 Performance Results of APARN During MTT

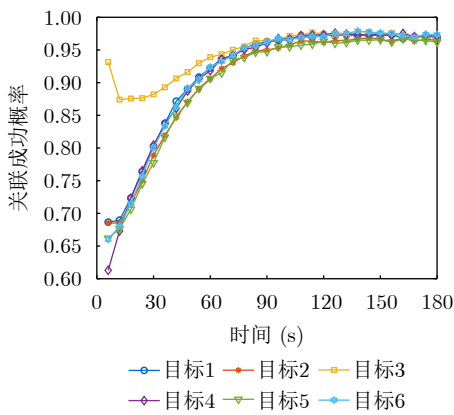


图 7 TPRS各目标关联成功概率曲线

Fig. 7 Curves of successful association probability for each target in TPRS

离雷达组网；第三类目标的运动轨迹基本平行于雷达组网(即在运动过程中与雷达组网的相对距离保持大致不变)。图8(a)展示了该场景下的雷达节点分布与9个目标的运动轨迹拓扑图。

图8(b)给出了9目标场景下各目标的跟踪均方

根误差(RMSE)与后验克拉美罗下界(PCRLB)的对比曲线。从图中可以观察到以下现象：对于靠近和雷达平行运动的目标，由于观测距离缩短或保持稳定，回波信噪比得以保证，本文算法能够迅速调度资源并使跟踪误差收敛至较低水平，RMSE曲线紧密贴合PCRLB。对于远离雷达组网的目标，其跟踪误差在初始收敛后，随着仿真时间的推移出现了微小的发散趋势。这一现象符合雷达探测的物理客观规律：随着目标距离的增加，雷达观测的信噪比急剧下降，量测误差随之增大。即便在观测条件较为受限的情况下，本文所提的优化框架依然能够合理倾斜资源，有效抑制误差的快速恶化，保证对远离目标的稳定跟踪，且RMSE始终逼近理论下界。

图8(c)和图8(d)分别给出了5倍与10倍杂波强度条件下9目标场景中各目标的跟踪均方根误差(RMSE)与后验克拉美罗下界(PCRLB)对比结果。总体来看，随着杂波强度的增加，环境中虚警数量上升，量测关联不确定性随之增强，各目标的跟踪误差均呈现不同程度的增大趋势。其中，在5倍杂波强度

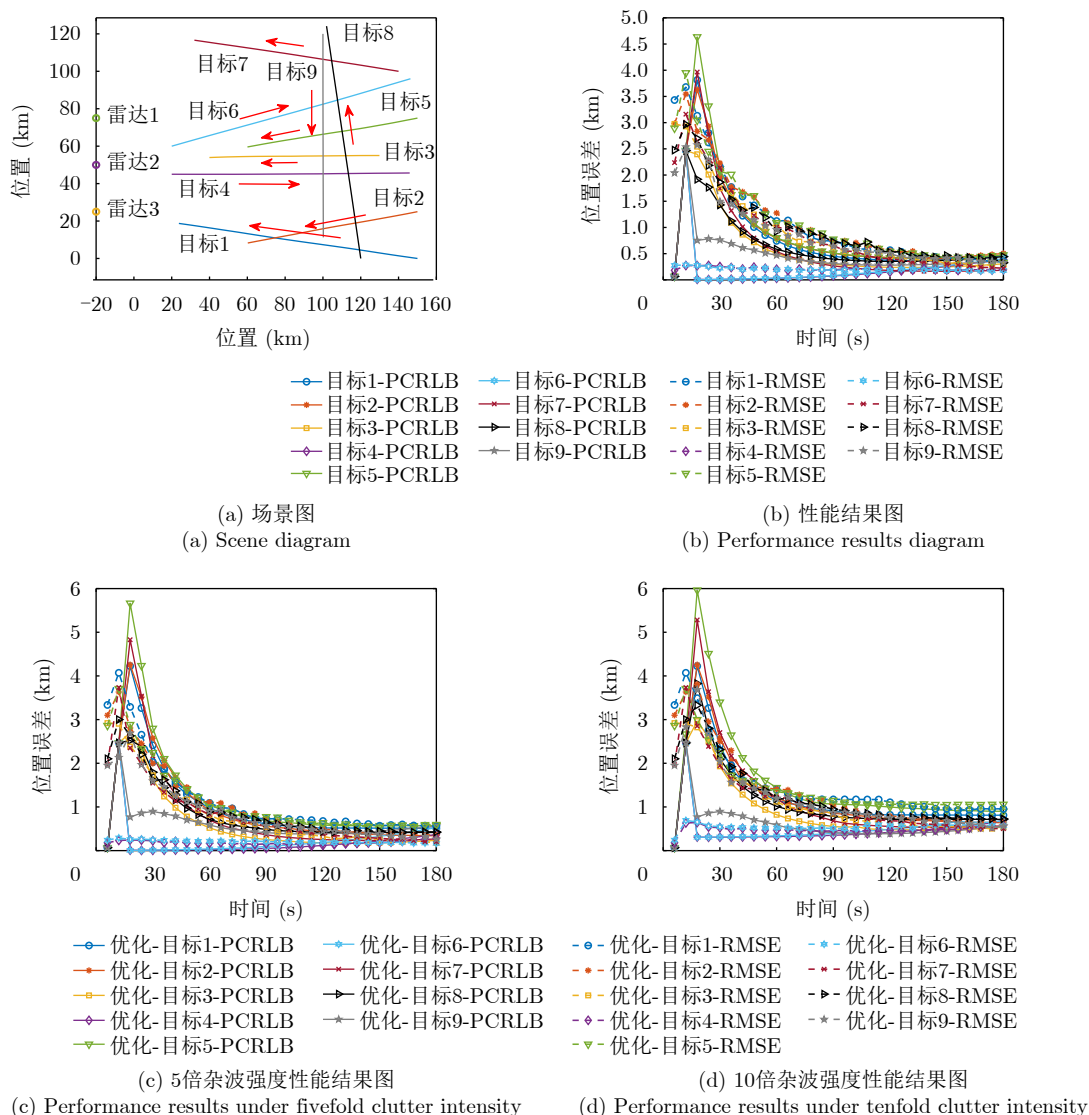


图 8 3-9场景仿真结果

Fig. 8 Simulation Results of Scenarios 3-9

条件下，本文算法的RMSE相较于1倍杂波强度时仅出现轻微上涨，整体仍能较快收敛并保持在接近PCRLB的水平，表明所提方法在中等强度杂波干扰下仍具有较好的跟踪稳定性与鲁棒性。而在10倍杂波强度条件下，杂波对正确量测关联的干扰进一步加剧，部分目标，尤其是远离雷达组网或观测条件较差的目标，其RMSE出现了较为明显的上升，误差波动也相应增强。尽管如此，本文所提方法仍能够通过综合考虑关联不确定性和环境参数影响，对有限资源进行合理调度，有效抑制跟踪误差的快速恶化，使各目标RMSE总体上仍保持对理论下界的逼近，体现出算法在高杂波环境下较强的适应能力。

为验证本文方法对不同目标运动模型的适用性，在原九目标匀速(CV)运动场景基础上，进一步将目标3与目标4的运动模型修改为匀加速(CA)模

型，加速度分别设置为 $(-0.5, 0) \text{ m/s}^2$ 与 $(0.5, 0) \text{ m/s}^2$ ，并开展对比仿真分析。图9结果表明，当场景中引入CA运动目标后，目标3与目标4的跟踪误差较原CV场景出现了明显上升，而其余目标的跟踪误差也呈现轻微增加趋势。这主要是因为，相较于CV目标，CA目标具有更强的机动性和更复杂的演化特征，对量测更新率、驻留时间以及资源分配精度提出了更高要求，因此需要投入更多的雷达时间资源以维持稳定跟踪。在系统总资源受限的条件下，为满足对CA目标的跟踪需求，调度过程中需对部分资源进行重新倾斜，从而在一定程度上压缩了其他CV目标可获得的跟踪资源，导致其误差水平也出现小幅上升。尽管如此，本文方法仍能够根据目标运动特性变化及时调整资源分配策略，优先保障高动态目标的跟踪需求，整体保持多目标跟

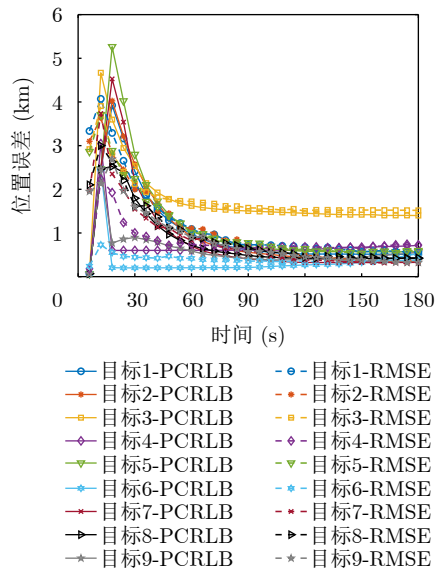


图9 CV与CA场景仿真结果

Fig. 9 Simulation results under the CV and CA motion scenarios

踪过程的稳定性,说明所提方法对包含机动目标的混合运动场景仍具有一定的适应能力。

此外,鉴于本文两阶段耦合优化算法的资源分配微观机制(如单次蒙特卡洛实验的雷达-目标分配与驻留时间分配结果)已在前文3雷达6目标场景中进行了详尽展示,本节主要聚焦于宏观跟踪性能边界的验证,故不再重复给出具体的资源调度结果图。

为了评估本文算法在实际工程应用中的实时性表现,对3雷达9目标场景下的单次决策平均运行时间进行了统计。实验软硬件环境为Intel i7-10700K @2.60 GHz及MATLAB 2023a 仿真平台。实验结果表明,在处理9目标跟踪任务时,本文所提的两阶段耦合优化算法在单个融合周期(6 s)内的平均计算耗时约为0.452秒。考虑到本实验中雷达组网的最小采样周期为2 s,算法的计算耗时远小于观测时间间隔及融合周期,能够满足闭环资源调度的实时性要求。此外,由于算法结构支持并行化处理,未来在硬件加速下其计算效率仍有进一步提升的空间。

## 6 结论

本文针对异步相控阵雷达网络(APARN)在多目标跟踪(MTT)中面临的异步采样、数据关联复杂度、杂波干扰以及资源受限条件下任务竞争等耦合问题,围绕APARN与JPDA处理机制的协同设计开展研究。提出了一种杂波环境下任务优先级驱动的异步相控阵雷达网络认知跟踪资源调度方法(TPRS),并构建了融合JPDA关联、CI信息融合与PCRLB性能评估的闭环MTT处理框架,实现感

知、评估与调度的闭环认知资源管理机制。针对调度问题的NP难特性,结合多维变量解耦思想与顺序动态规划(SDP)方法,实现雷达-目标分配与驻留时间分配的协同优化。仿真结果表明,该方法在复杂杂波环境与资源受限条件下能够有效提升系统资源利用效率与目标跟踪性能,为异步多雷达系统的协同感知与资源调度提供了一种可行的实现框架。需要指出的是,本文所提出的TPRS方法仍存在一定的进一步研究空间。首先,当目标优先级信息更新存在滞后或偏差时,资源调度结果可能受到影响,因此有必要研究更加稳健的优先级自适应更新机制。其次,在超大目标场景下,两阶段优化过程的计算复杂度仍可能显著增加,后续需进一步结合高效近似求解、并行计算或智能优化方法,提升算法的实时性与工程适用性。再次,本文当前假设系统资源约束已知且相对稳定,而在实际复杂应用中,雷达可用资源往往具有动态波动特性,因此还需面向动态资源环境构建更强的在线自适应调度机制。此外,将TPRS方法与IMM-JPDA、CPHD等其他多目标跟踪算法进一步融合,也具有较好的研究意义和应用价值。未来将围绕上述方向展开深入研究,以不断提升TPRS方法在复杂环境、复杂运动以及大规模多目标协同跟踪场景下的可靠性、鲁棒性与扩展能力。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

**Conflict of Interests** The authors declare that there is no conflict of interests

## 参考文献

- [1] Fenn A J, Temme D H, Delaney W P, *et al.* . The development of phased-array radar technology[J]. *Lincoln Laboratory Journal*, 2000, 12(2): 321-340.
- [2] Huang T, Shlezinger N, Xu X, *et al.* . Multicarrier agile phased array radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 5706-5721.
- [3] Mailloux R J. *Phased Array Antenna Handbook*, Third Edition[M]. Norwood, MA, USA: Artech House, 2018.
- [4] Shi C, Wang Y, Salous S, *et al.* . Joint transmit resource management and waveform selection strategy for target tracking in distributed phased array radar network[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(4): 2762-2778.
- [5] Li Z, Xie J, Liu W, *et al.* . Resource optimization strategy in phased array radar network for multiple target tracking against active oppressive interference[J]. *IEEE Systems Journal*, 2023, 17(3): 3539-3550.
- [6] Aubry A, De Maio A, Marano S, *et al.* . Single-pulse

- simultaneous target detection and angle estimation in a multichannel phased array radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 6649–6664.
- [7] Lv Q, Liao X, Deng S, *et al.* . Asynchronous algorithms for decentralized resource allocation over directed networks[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2023, 34(1): 16–32.
- [8] Li Z, Cai Y, and Leung H. AoI-based sensor selection for target tracking in asynchronous sensor networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(18): 21385–21396.
- [9] Fortmann T, Bar-Shalom Y, and Scheffe M. Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1980, 5(3): 173–184.
- [10] Bar-Shalom Y and Fortmann T E. Tracking and Data Association[M]. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 1988.
- [11] Wu L, Mishra K V, Shankar M R B, *et al.* . Resource allocation in heterogeneously distributed joint radar-communications under asynchronous Bayesian tracking framework[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(7): 2026–2042.
- [12] Wang M, Wang R, Ma R, *et al.* . Resource allocation for multisatellite asynchronous transmission in integrated communication and navigation networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(10): 14172–14187.
- [13] Wang K, Zhang Q, Zheng G, *et al.* . Multi-target tracking AA fusion method for asynchronous multi-sensor networks[J]. *Sensors*, 2023, 23(21): 8751.
- [14] Song L, Zhang T, *et al.* Power allocation for target positioning in asynchronous wireless radar sensor networks[C]. Proceedings of the 10th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing, Hangzhou, China, Oct. 2018: 1–6.
- [15] Yan J, Liu H, Pu W, *et al.* . Joint threshold adjustment and power allocation for cognitive target tracking in asynchronous radar network[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(12): 3094–3106.
- [16] Yan J, Pu W, Zhou S, *et al.* . Optimal resource allocation for asynchronous multiple target tracking in heterogeneous radar networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 4055–4068.
- [17] Zhang H, Liu W, and Yang X. Resource-saving-based dwell time allocation and detection threshold optimization in an asynchronous distributed phased array radar network[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2023, 36(11): 311–327.
- [18] Dai J, Pu W, Yan J, *et al.* . Multi-UAV collaborative trajectory optimization for asynchronous 3-D passive multitarget tracking[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5101116.
- [19] Shi C, Tang Z, Ding L, *et al.* . Multidomain resource allocation for asynchronous target tracking in heterogeneous multiple radar networks with nonideal detection[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(2): 2016–2033.
- [20] 宋晓程, 李陟, 任海伟, 等. 目标动态威胁度驱动分布式组网相控阵雷达资源优化分配算法[J]. *雷达学报*, 2023, 12(3): 629–641.  
Song Xiaocheng, Li Zhi, Ren Haiwei, *et al.*. Resource optimization allocation algorithm for distributed networked phased array radar driven by target dynamic threat[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(3): 629–641.
- [21] 王增福, 杨广宇, 金术玲. 考虑综合性能最优的非短视快速地基雷达多目标跟踪资源调度算法[J]. *雷达学报*, 2024, 13(1): 253–269.  
Wang Zengfu, Yang Guangyu, and Jin Shuling. Non-myopic fast resource scheduling algorithm for space-based radar multi-target tracking considering optimal comprehensive performance[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(1): 253–269.
- [22] 李昊青, 于滇, 潘长春, 等. 基于模型知识融合的图神经网络多雷达协同任务调度算法[J]. *雷达学报*, 2025, 14(2).  
Li Haoqing, Yu Dian, Pan Changchun, *et al.* Multi-radar cooperative task scheduling algorithm based on model knowledge fusion graph neural network[J]. *Journal of Radars*, 2025, 14(2).
- [23] 易伟, 袁野, 刘光宏, 等. 多雷达协同探测技术研究进展: 认知跟踪与资源调度算法[J]. *雷达学报*, 2023, 12(3).  
Yi Wei, Yuan Ye, Liu Guanghong, *et al.* Research progress of multi-radar cooperative detection technology: cognitive tracking and resource scheduling algorithms[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(3).
- [24] 时晨光, 唐志诚, 丁琳涛, 等. 非理想检测下面向异步多目标跟踪的异构多雷达网络功率时间联合优化算法[J]. *雷达学报*, 2023, 12(3): 563–575.  
Shi Chenguang, Tang Zhicheng, Ding Lintao, *et al.* Joint power-time optimization algorithm for heterogeneous multi-radar networks for asynchronous multi-target tracking under nonideal detection[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(3): 563–575.
- [25] 王越东, 何飞跃, 周垒, 等. 针对多目标跟踪的组网雷达检测门限与功率分配联合优化算法[J]. *雷达学报*, 2023, 12(3): 576–589.  
Wang Yuedong, He Feiyue, Zhou Lei, *et al.* Joint optimization algorithm of detection threshold and power allocation for networked radar in multi-target tracking[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(3): 576–589.
- [26] 达凯, 等. 视场非完全重叠的分布式雷达多目标跟踪方法[J]. *雷达学报*, 2022, 11(3).

- Da Kai, *et al.* Multi-target tracking method for distributed radar with partially overlapped fields of view[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(3).
- [27] 程婷, 等. 基于脉冲交错的分布式雷达组网系统波束驻留调度[J]. 雷达学报, 2023, 12(3): 616–628.
- Cheng Ting, *et al.* Beam dwell scheduling of distributed radar network system based on pulse interleaving[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(3): 616–628.
- [28] 朱波, 等. 面向频谱共存的组网雷达功率-驻留时间联合优化算法[J]. 雷达学报, 2022, 11(4).
- Zhu Bo, *et al.* Joint optimization algorithm of power and dwell time for networked radar oriented to spectrum coexistence[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(4).
- [29] 李磊, 等. 基于多雷达协同的任务规划调度方法[J]. 雷达学报, 2021, 10(6).
- Li Lei, *et al.* Task planning and scheduling method based on multi-radar cooperation[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(6).
- [30] Li Wenna, *et al.* Multi-target tracking method for airborne radar based on transformer network[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(3): 469–478.
- [31] Shi Chenguang, *et al.* Joint power-time optimization algorithm for networked radar for multi-target tracking under spectrum coexistence[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(3): 590–601.
- [32] Wang Xiangli, *et al.* Joint allocation method of beam and dwell time for phased array radar in multi-target tracking[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(6): 602–610.
- [33] 焦昊, 等. 多机动目标资源分配与精细化跟踪算法[J]. 雷达学报, 2024, 13(4): 565–577.
- Jiao Hao, *et al.* Resource allocation and refined tracking algorithm for multiple maneuvering targets[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(4): 565–577.
- [34] Yi W, Morelande M, Kong L, *et al.* An efficient multi-frame track-before-detect algorithm for multi-target tracking[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2013, 7(3): 421–434.
- [35] He Q, Blum R S, and Haimovich A M. Noncoherent MIMO radar for location and velocity estimation: more antennas means better performance[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(7): 3661–3680.
- [36] Tharmarasa R, Kirubarajan T, Hernandez M L, *et al.* PCRLB-based multisensor array management for multitarget tracking[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(2): 539–555.
- [37] Yi W, Yuan Y, Hoseinnezhad R, *et al.* Resource scheduling for distributed multi-target tracking in netted colocated MIMO radar systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 1602–1617.
- [38] Julier S J and Uhlmann J K. A non-divergent estimation algorithm in the presence of unknown correlations[C]. *Proceedings of the American Control Conference*, Albuquerque, USA, 1997: 2369–2373.
- [39] Bertsekas D P. *Dynamic Programming and Optimal Control*, Volume I[M]. Belmont, MA, USA: Athena Scientific, 2012.
- [40] Rong A, Hakonen H, and Lahdelma R. A dynamic regrouping-based sequential dynamic programming algorithm for unit commitment of combined heat and power systems[J]. *Energy Conversion and Management*, 2009, 50(4): 1108–1115.
- [41] Van Trees H L. *Detection, Estimation, and Modulation Theory, Part III*[M]. New York, NY, USA: Wiley, 1971.
- [42] Richards M A. *Fundamentals of Radar Signal Processing*[M]. Canada: McGraw-Hill, 2005.

### 作者简介

吴轲, 男, 硕士, 主要研究方向为多目标跟踪、认知雷达资源调度。

孙俊, 男, 博士后, 主要研究方向为多目标跟踪、认知雷达资源调度。

白雪茹, 女, 教授, 主要研究方向为空间目标高分辨雷达成像、雷达目标检测与识别、认知雷达资源调度。

(责任编辑: 于青)