

# 天基异步异质传感器网络多目标 协同跟踪节点优化调度方法

杨庆伟<sup>1</sup>, 蒋李兵<sup>1</sup>, 郑舒予<sup>2</sup>, 任笑圆<sup>1</sup>, 王 壮<sup>1\*</sup>

(1. 国防科技大学自动目标识别全国重点实验室, 湖南长沙 410073; 2. 火箭军工程大学智控实验室, 陕西西安 710025)

**摘要:** 有效的资源调度是天基异步异质传感器网络(Asynchronous Heterogeneous Sensor Networks, AHSN)多目标协同跟踪效能得以充分发挥的关键。监视系统中的天基雷达(Space-Based Radar, SBR)与天基光学(Space-Based Optical, SBO)两类典型传感器在遂行跟踪任务中的资源约束相对独立,但存在多重变量耦合共同影响多目标跟踪(Multi-Target Tracking, MTT)性能的问题。针对这一问题,本文提出一种面向低地球轨道(Low Earth Orbit, LEO)MTT的天基异质传感器网络节点调度方法。考虑到不同传感器的量测维度与采样率差异,本文提出一种分布式异步异质传感器并行局部滤波融合方法。该方法首先将目标的过程噪声同时建模在雷达笛卡尔坐标系与光学修正球坐标系(Modified Spherical Coordinate, MSC)下的运动方程中,并进行局部滤波;然后利用时戳偏置信息预测近似后验分布,通过容积点映射进行状态转换后在快速协方差交叉(Covariance Intersection, CI)融合准则下实现融合反馈跟踪。为发挥系统最优全局效能,本文综合考虑SBR回波信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)与SBO太阳相位角对量测质量的影响,推导了AHSN并行局部滤波融合后验克拉美-罗下界(AHSN Parallel Local Filtering Fusion Posterior Cramer-Rao Lower Bound, AHSN-PLFF-PCRLB)的跟踪性能测度。在此基础上建立了传感器网络节点调度优化模型,引入节点效能因子,开发了一种多起点贪婪迭代异质节点选取策略(Multi-Start Greedy Iterative Heterogeneous Node Scheduling Strategy, MS-GI-HNSS),能够实现传感器-目标最优匹配方案的高效快速求解。仿真结果表明,与开环调度算法、枚举算法等标准方法相比,所提方法的跟踪精度优于开环调度算法,且在降低优化求解复杂度的基础上,能够获得可比拟枚举算法的优化跟踪精度。

**关键词:** 天基异步异质传感器网络(AHSN);多目标跟踪(MTT);动态资源调度;后验克拉美-罗下界(PCRLB);并行滤波

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2026)03-1234-18

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

DOI: 10.12263/DZXB.20250748

## Multi-Target Cooperative Tracking Node Optimization Scheduling Method for Space-Based Asynchronous Heterogeneous Sensor Networks

YANG Qingwei<sup>1</sup>, JIANG Libing<sup>1</sup>, ZHENG Shuyu<sup>2</sup>, REN Xiaoyuan<sup>1</sup>, WANG Zhuang<sup>1\*</sup>

(1. National Key Laboratory of Automatic Target Recognition, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China;  
2. Laboratory of Intelligent Control, PLA Rocket Force University of Engineering, Xi'an, Shaanxi 710025, China)

**Abstract:** Effective resource scheduling is the key to maximizing multi-target collaborative surveillance for space-based asynchronous heterogeneous sensor networks (AHSNs). The resource constraints of space-based radar (SBR) and space-based optical (SBO) in tracking tasks are relatively independent, but there are multiple variables that are coupled and jointly affect the performance of multi-target tracking (MTT). To address this issue, this paper proposes a space-based heterogeneous sensor network node scheduling method for low Earth orbit (LEO) MTT. Considering the differences in measurement dimensions and sampling rates of different sensors, a distributed AHSNs parallel local filtering fusion method is proposed. This method simultaneously models the target process noise in the motion equations under the radar Cartesian coordinate and the optical modified spherical coordinate (MSC), and performs local filtering. Then, it predicts the approximate posterior distribution utilizing the timestamp offset information, performs state transformation using the cubature point mapping, and achieves fusion feedback tracking under the fast covariance intersection (CI) criterion. To maximize the global performance, this paper comprehensively considers the influence of the echo signal-to-noise ratio (SNR) of SBR and the bistatic solar angle of SBO on the measurement quality, and derives the quantifiable tracking performance metric AHSN parallel local filtering fusion posterior Cramer-Rao lower bound (AHSN-PLFF-PCRLB). On this basis, an optimization model

for sensor network node scheduling was established. By introducing the node efficiency factor, a multi-start greedy iterative heterogeneous node selection strategy (MSGI-HNSS) was developed, which can achieve fast solution for the optimal matching between sensors and targets. Simulation results demonstrate that compared to standard methods such as open-loop scheduling algorithms and exhaustive search algorithms, the proposed method achieves comparable tracking accuracy to exhaustive methods while significantly reducing optimization complexity.

**Keywords:** space-based asynchronous heterogeneous sensor networks (AHSN); multi-target tracking (MTT); dynamic resource scheduling; posterior Cramer-Rao lower bound (PCRLB); parallel filtering

## 0 引言

国外的空间监视网(Space Surveillance Network, SSN)与天基监视系统(Space-Based Surveillance System, SBSS)中骨干装备传感器种类多样,属性各异,不同体制类型的传感器网络共同构成一个有机整体,在空间监视方面具有明显优势。维持低地球轨道(Low Earth Orbit, LEO)空间中众多高价值目标信息精确测量的重要性日益凸显<sup>[1-4]</sup>,如何利用先进的观测手段和合理的资源调度技术协同提升对LEO目标的监视效能,已成为太空态势感知领域的关键问题。对于我国而言,LEO空间航天器呈现出的目标数量多、在轨运行动态空间大等固有特点,对我国太空监视系统的效能提出了一定要求<sup>[5]</sup>。天基雷达(Space-Based Radar, SBR)因其全域部署与主动探测的优势,能够与天基光学(Space-Based Optical, SBO)传感器互补,共同构成天基异质传感器网络,从而减小监视过程中出现的“时间缝隙”,进一步拓展LEO空间监视的完备性与持续性,辅助形成全球、全天时、全天候接力观测能力,具有广阔的发展潜力<sup>[6]</sup>。

然而,若充分发挥天基异类传感器网络平台和载荷的协同优势则需要诸多技术作为支撑。原因之一在于监视网中的异类传感器量测维度并不统一,且难以做到对目标的同步采样,此时对同一个空间目标的多个量测通常是异步到达的,这对现有的分布式异类传感器异步跟踪方法提出了一定的要求。在这种情况下,需推导能够严格准确量化多目标跟踪(Multi-Target Tracking, MTT)性能的指标,以实时指导异类传感器网络的协同调度。此外,尽管SBR与SBO在遂行跟踪任务中的资源约束相对独立,却存在多重变量耦合共同影响MTT性能的问题。具体来说,SBR观测能力受其功率孔径积限制,需选择合适的观测几何构型以提升探测精度<sup>[7-8]</sup>;SBO则受“天光地影”影响,其能力受观测几何拓扑与太阳相位角影响<sup>[9-10]</sup>。这导致多个空间目标跟踪的资源调度问题具有高维多变量、非线性非凸等特点。因此,合理有效的传感器调度策略是天基异步异质传感器网络(Asynchronous Heterogeneous Sensor Networks, AHSN)体系效能得以充分发挥的关键,需分析异质资源联合分配的内涵与机理,依据具体任务与模型特性专门设计对应的近似最优解

高效求解方法。

众多学者结合最新的指挥与控制理论,针对实际的任务需求,已开展了传感器管控与资源调度相关研究,并形成了行之有效的研究成果<sup>[11-16]</sup>。针对时间异步情况下的分布式融合方法,文献[17]推导了时间异步情况下的组合量测融合范式。文献[18-19]围绕时间异步条件下的分布式融合算法所面临的多采样率、存在时钟偏置等问题,提出了一系列基于广义协方差交叉(Covariance Intersection, CI)和加权算术平均准则的改进分布式融合算法。文献[20-21]研究了组网雷达时间异步下的资源调度问题,利用后验克拉美-罗下界(Posterior Cramer-Rao Lower Bound, PCRLB)衡量系统的整体效能,联合调度了共址多输入多输出(Collocated Multiple Input Multiple Output, CMIMO)雷达、相控阵雷达与机械扫描雷达三种不同体制雷达的可分配资源,能够提升异质组网雷达的整体性能。文献[22]进一步考虑了雷达非理想检测情况,提出了一种三步走联合优化算法。然而,上述研究均未采用主动雷达完成MTT任务。文献[23-24]研究了主被动雷达联合调度问题。文献[25-26]为了提升组网雷达的MTT精度,提出了基于信息理论的传感器节点选取方法。值得注意的是,上述方法主要针对不同体制雷达构成的系统进行调度研究,不同雷达的资源约束以及限制条件类似,且均针对空中目标进行探测,上述方案并不直接适用于天基传感器监视场景。

SBR传感器通过全球部署,能够实现全时广域探测能力。文献[27-28]综合考虑目标出现的不确定性以及天基卫星运动平台的轨道约束,提出一种复杂资源约束下的多指标性能最优SBR MTT资源调度方法,能够实现可见时间窗口内MTT的资源按需分配。文献[8]利用空间目标定向方式以及双行轨道根数(Two-Line Elements, TLE)等先验信息,建立了太空监视典型场景下的资源自适应管控闭环处理流程。此外,考虑到SBO传感器具有更高的测角精度以及更好的隐蔽性,文献[29]采用双星立体角观测与事件触发机制,无需精确的轨迹预测值,即可实现天基分布式光学传感器协同任务规划。文献[9-10]综合考虑了太阳相位角对卫星传感器的影响,实现了对可观测弧段的优选。但这些研究成果均将SBR与SBO作为独立的传

感器进行调度,未将两者作为一个统一的整体加以考虑,在一定程度上限制了天基监视网络系统的整体协同性能。

为此,本文考虑到天基异质传感器工作模式与约束条件存在明显差异,影响其量测误差的因素也并不相同,通过挖掘利用天基传感器与空间目标相对观测几何以及运动状态等多维先验信息,对这类异质传感器网络资源调度问题进行研究,以期形成有效的AHSN节点与空间目标的观测指派方案。因此,本文围绕AHSN MTT问题,研究了一种面向LEO多目标协同跟踪的AHSN节点优化调度方法,目的是在拓扑结构高动态变化场景下合理分配天基监视网络有限的节点资源,以提升其全局跟踪效能。

## 1 AHSN系统建模与特性分析

图1为AHSN对空间目标跟踪过程的观测几何示意图,AHSN系统节点与空间目标同时在三维空间中在轨运行,各节点在可观测范围内对目标进行持续跟踪。SBR能够同时获取目标在雷达节点局部垂直局部水平坐标系(Local Vertical Local Horizontal, LVLH)的距离、方位角与俯仰角三个测量元素。SBO则无距离信息,仅包含角度信息,且在目标处于太阳阴影区或者逆光情况下,光学传感器不可观测。在空间目标监视领域,通常在地球惯性坐标系下对空间目标的位置信息进行描述,进而利用开普勒定律确定空间轨道六要素。然而,在实际空间目标跟踪过程中,难以做到监视网中的所有传感器同步采样,此时多个量测往往异步到达。为此,本文引入融合采样时间间隔 $T_{\text{fusion}}$ ,并将其作为资源调度间隔(Resource Scheduling Interval, RSI),从而利用全部异步量测值实现最终的协同融合滤波与状态估计。

为了将实际问题抽象为数学模型,不失一般性,

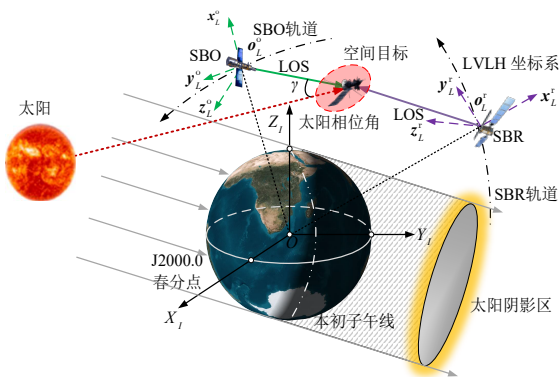


图1 天基异质传感器网络观测几何

Figure 1 Observation geometry of space-based heterogeneous sensor networks

本节作出如下假设:(1)天基异质传感器网络在调度时间区间内存在 $N$ 个雷达传感器节点与 $M$ 个光学传感器节点,节点对应位置分别为 $\mathbf{x}_{n,t}^r = (x_{n,t}^r, y_{n,t}^r, z_{n,t}^r)^T$ 与 $\mathbf{x}_{m,t}^o = (x_{m,t}^o, y_{m,t}^o, z_{m,t}^o)^T$ 。(2)LEO监视区域中存在 $Q$ 个相互独立可区分的点目标,第 $q$ 个目标在时刻 $t$ 的状态矢量表示为 $\mathbf{x}_{q,t} = [x_{q,t}, \dot{x}_{q,t}, \ddot{x}_{q,t}, y_{q,t}, \dot{y}_{q,t}, \ddot{y}_{q,t}, z_{q,t}, \dot{z}_{q,t}, \ddot{z}_{q,t}]^T$ 。其中, $(x_{q,t}, y_{q,t}, z_{q,t})$ 、 $(\dot{x}_{q,t}, \dot{y}_{q,t}, \dot{z}_{q,t})$ 、 $(\ddot{x}_{q,t}, \ddot{y}_{q,t}, \ddot{z}_{q,t})$ 分别表示该目标 $q$ 在ECI坐标系下 $t$ 时刻的位置、速度与加速度。(3)目标量测值与各节点正确关联,在此情况下,不存在数据关联不确定性。此时,通过坐标转换(GB/T 32296—2015),可将天基传感器网络对 $Q$ 个空间目标的MTT问题转换为多个单目标分布式融合跟踪问题。

### 1.1 雷达传感器笛卡尔坐标系下的目标运动建模与量测建模

#### 1.1.1 雷达传感器节点下的目标运动模型

在时刻 $t$ 到 $t + \Delta t$ 较短的时间区间内,在轨运行的空间目标的运动方程可建模为近似匀加速(Nearly Constant Acceleration, NCA)模型:

$$\mathbf{x}_{q,t+\Delta t} = \mathbf{F}_{\Delta t} \mathbf{x}_{q,t} + \mathbf{u}_{q,\Delta t} \quad (1)$$

状态转移矩阵 $\mathbf{F}_{\Delta t}$ 表示为

$$\mathbf{F}_{\Delta t} = \mathbf{I}_3 \otimes \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \Delta t^2/2 \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{u}_{q,\Delta t}$ 为零均值的高斯白噪声,且满足 $\mathbf{u}_{q,\Delta t} \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_{q,\Delta t})$ , $\mathbf{Q}_{q,\Delta t}$ 为对应的协方差矩阵,其大小与过程噪声强度有关; $\mathbf{I}_3$ 为三阶单位矩阵; $\otimes$ 为克罗内克积。

#### 1.1.2 雷达传感器节点观测建模

假设在第 $k$ 个RSI内,有 $N$ 部SBR对 $Q$ 个目标进行同时跟踪,时间戳信息为 $t$ ,每部雷达对空间目标形成的局部LVLH坐标系下的节点量测信息,分别为径向距离 $R_{n,q,t}^{\text{local},r}$ 、方位角 $\theta_{n,q,t}^{\text{local},r}$ 与俯仰角 $\varphi_{n,q,t}^{\text{local},r}$ 。第 $n$ 部SBR的照射波束在第 $k$ 个RSI内指向第 $q$ 个空间目标时,能够获得的非线性量测信息为

$$\mathbf{z}_{n,q,t}^{\text{local},r} = \begin{cases} \emptyset, & u_{n,q,k}^r = 0 \\ \mathbf{h}_{n,q}^r(\mathbf{x}_{q,t}, \mathbf{x}_{n,t}^r) + \mathbf{v}_{n,q,t}, & u_{n,q,k}^r = 1 \end{cases} \quad (3)$$

其中, $t \in ((k-1)T_{\text{fusion}}, kT_{\text{fusion}}]$ 。若 $u_{n,q,k}^r$ 为1,则代表SBR $n$ 被指派用于跟踪目标;当 $u_{n,q,k}^r$ 为0时,量测为空集 $\emptyset$ 。 $\mathbf{h}_{n,q}^r(\mathbf{x}_{q,t}, \mathbf{x}_{n,t}^r)$ 为局部三维量测 $\mathbf{z}_{n,q,t}^{\text{local},r} = [R_{n,q,t}^{\text{local},r}, \theta_{n,q,t}^{\text{local},r}, \varphi_{n,q,t}^{\text{local},r}]^T$ 与目标状态 $\mathbf{x}_{q,t}$ 之间的映射过程:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{h}_{n,q}^r(\mathbf{x}_{q,t}, \mathbf{x}_{n,t}^r) &= \begin{bmatrix} R_{n,q,t}^{\text{local},r}(\mathbf{x}_{q,t}, \mathbf{x}_{n,t}^r) \\ \theta_{n,q,t}^{\text{local},r}(\mathbf{x}_{q,t}, \mathbf{x}_{n,t}^r) \\ \varphi_{n,q,t}^{\text{local},r}(\mathbf{x}_{q,t}, \mathbf{x}_{n,t}^r) \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{q,t} - x_{n,t}^r)^2 + (y_{q,t} - y_{n,t}^r)^2 + (z_{q,t} - z_{n,t}^r)^2} \\ \arctan\left(\frac{y_{q,t} - y_{n,t}^r}{x_{q,t} - x_{n,t}^r}\right) \\ \arcsin\left(\frac{z_{q,t} - z_{n,t}^r}{R_{n,q,t}^{\text{local},r}(\mathbf{x}_{q,t}, \mathbf{x}_{n,t}^r)}\right) \end{bmatrix} \quad (4)
 \end{aligned}$$

$\mathbf{v}_{n,q,t} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_{n,q,t}^{\text{local},r})$  为天基组网雷达子节点的局部量测噪声,具体形式为

$$\boldsymbol{\Sigma}_{n,q,t}^{\text{local},r} = E\left[\mathbf{v}_{n,q,t}^T \mathbf{v}_{n,q,t}\right] = \text{diag}\left(\left[\zeta_{R_{n,q,t}^{\text{local},r}}^2, \zeta_{\theta_{n,q,t}^{\text{local},r}}^2, \zeta_{\varphi_{n,q,t}^{\text{local},r}}^2\right]\right) \quad (5)$$

其中,  $\text{diag}(\cdot)$  为向量对角化操作;  $\zeta_{R_{n,q,t}^{\text{local},r}}^2$ 、 $\zeta_{\theta_{n,q,t}^{\text{local},r}}^2$  与  $\zeta_{\varphi_{n,q,t}^{\text{local},r}}^2$  分别为  $R_{n,q,t}^{\text{local},r}$ 、 $\theta_{n,q,t}^{\text{local},r}$  与  $\varphi_{n,q,t}^{\text{local},r}$  对应量测协方差,具体为

$$\begin{cases} \zeta_{R_{n,q,t}^{\text{local},r}}^2 \propto (\text{SNR}_{n,q,t}^{\text{local},r})^{-1} \propto \left(\sigma_{n,q,t} P / (R_{n,q,t}^{\text{local},r})^4\right)^{-1} \\ \zeta_{\theta_{n,q,t}^{\text{local},r}}^2 \propto (\text{SNR}_{n,q,t}^{\text{local},r})^{-1} \propto \left(\sigma_{n,q,t} P / \left[B_{\theta}^{3\text{dB}} (R_{n,q,t}^{\text{local},r})^4\right]\right)^{-1} \\ \zeta_{\varphi_{n,q,t}^{\text{local},r}}^2 \propto (\text{SNR}_{n,q,t}^{\text{local},r})^{-1} \propto \left(\sigma_{n,q,t} P / \left[B_{\varphi}^{3\text{dB}} (R_{n,q,t}^{\text{local},r})^4\right]\right)^{-1} \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $\propto$  为正比例函数;  $\text{SNR}_{n,q,t}^{\text{local},r}$  为  $t$  时刻第  $n$  部雷达观测第  $q$  个目标的实时信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR), 与距离的四次方成反比;  $P$  为节点实时发射功率;  $\sigma_{n,q,t}$  为空间目标的雷达散射截面;  $B_{\theta}^{3\text{dB}}$  与  $B_{\varphi}^{3\text{dB}}$  为方位与俯仰的 3 dB 波束宽度。由式 (6) 可知, SBR 节点的量测协方差与实时观测拓扑结构以及雷达实时参数有关。针对不同的探测场景自适应地形成 SBR 节点调度方案, 能够有效提升其整体观测效能与跟踪精度。

## 1.2 光学传感器修正球坐标系下的目标运动建模与量测建模

### 1.2.1 光学传感器节点下的目标运动模型

考虑到 SBO 传感器为被动观测设备, 仅能获得二维角度信息, 单节点跟踪存在距离模糊。为此, 可利用距离变化率与角度变化率耦合关系, 在修正球坐标系 (Modified Spherical Coordinate, MSC) 下进行独立局部滤波, 空间目标在 MSC 下的状态向量可以定义为  $\boldsymbol{\xi}_{q,t} = [\dot{\omega}_{q,t}, \dot{\varphi}_{q,t}, \zeta_{q,t}, \omega_{q,t}, \varphi_{q,t}, \zeta_{q,t}, \theta_{q,t}, \varphi_{q,t}, 1/R_{q,t}]^T$ 。其中,  $\zeta_{q,t} = \ln R_{q,t}$ ,  $\omega_{q,t} = \dot{\theta}_{q,t} \cos \varphi_{q,t}$ , 其余元素为对应的高阶导数。利用笛卡尔坐标系下与 MSC 下目标状态向量的转换关系, 可建立目标在 MSC 下的状态转移

方程<sup>[30]</sup>:

$$\boldsymbol{\xi}_{q,t+\Delta t} = \mathbf{f}_C^{\text{MSC}}\left(\mathbf{F}_{\Delta t} \mathbf{f}_{\text{MSC}}^C(\boldsymbol{\xi}_{q,t}) + \mathbf{u}_{q,\Delta t}\right) \quad (7)$$

其中, 角标“C”代表笛卡尔坐标系; 角标“MSC”代表修正球坐标系;  $\mathbf{f}_C^{\text{MSC}}$  为笛卡尔坐标系到 MSC 的映射关系;  $\mathbf{f}_{\text{MSC}}^C$  为 MSC 到笛卡尔坐标系的映射关系。在  $t$  时刻,  $\boldsymbol{\xi}_{q,t}$  与  $\mathbf{x}_{q,t}$  之间的转换关系可以描述为  $\boldsymbol{\xi}_{q,t} = \mathbf{f}_C^{\text{MSC}}(\mathbf{x}_{q,t})$  与  $\mathbf{x}_{q,t} = \mathbf{f}_{\text{MSC}}^C(\boldsymbol{\xi}_{q,t})$ , 两者可通过容积点变换实现相互转换。可以看出, 式 (1) 中目标的运动噪声  $\mathbf{u}_{q,\Delta t}$  被同时建模在式 (7) 的状态转移过程中, 能够对同一目标的过程噪声做出统一描述。

### 1.2.2 光学传感器节点观测建模

当第  $m$  部 SBO 传感器在第  $k$  个 RSI 对第  $q$  个空间目标进行观测时, 能够获得二维量测信息, 分别为方位角  $\theta_{m,q,t}^{\text{local},o}$  与俯仰角  $\varphi_{m,q,t}^{\text{local},o}$ 。此外, SBO 传感器对观测时刻的太阳相位角存在一定的物理约束:  $\gamma_{\min} \leq \gamma_{m,q,k} \leq \gamma_{\max}$ 。这是由于太阳相位角决定了太阳光照射到目标卫星上的角度和强度。当太阳相位角较小时, 太阳光直接照射到目标卫星, 有利于 SBO 卫星对其进行准确的探测和测角。相反, 当太阳相位角较大时, 目标受到散射光的影响, 其亮度降低, 与背景的对比度减小, 导致 SBO 卫星难以准确捕捉目标, 进而降低测角精度。

在满足相位角约束的情况下, 其量测与映射关系为

$$\mathbf{z}_{m,q,t}^{\text{local},o} = \begin{cases} \emptyset, & u_{m,q,k}^o = 0 \\ \mathbf{H}\boldsymbol{\xi}_{m,q,t} + \mathbf{w}_{m,q,t}, & u_{m,q,k}^o = 1 \end{cases} \quad (8)$$

其中, 量测矩阵  $\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0 \\ 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0 \end{bmatrix}$ ;  $\mathbf{w}_{m,q,t} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Theta}_{m,q,t}^{\text{local},o})$

为 SBO 传感器节点局部量测噪声。其协方差为

$$\boldsymbol{\Theta}_{m,q,t}^{\text{local},o} = E\left[\mathbf{w}_{m,q,t}^T \mathbf{w}_{m,q,t}\right] = \text{diag}\left(\left[\rho_{\theta_{m,q,t}^{\text{local},o}}^2, \rho_{\varphi_{m,q,t}^{\text{local},o}}^2\right]\right) \quad (9)$$

其中,  $\rho_{\theta_{m,q,t}^{\text{local},o}}^2$  与  $\rho_{\varphi_{m,q,t}^{\text{local},o}}^2$  分别为量测  $\theta_{m,q,t}^{\text{local},o}$  与  $\varphi_{m,q,t}^{\text{local},o}$  对应的量测协方差。依据美国空军研究实验室的研究结论, 实时量测协方差  $\boldsymbol{\Theta}_{m,q,t}^{\text{local},o}$  与太阳相位角  $\gamma$  的映射关系如表 1 所示<sup>[9]</sup>。

表 1 光学传感器测量协方差与太阳相位角的映射关系

Table 1 The mapping relationship between the measurement covariance of optical sensors and the bistatic solar angle

太阳相位角/(°)	量测质量	量测噪声协方差
0~20	极好	0.8R
20~40	好	0.9R
40~60	好	1R
60~75	中等	1.1R
75~90	一般	1.2R
>90	不可观测	不可观测

表 1 中  $R$  为光学传感器的基准测量协方差矩阵。可以看出,光学传感器角度量测噪声协方差受到实时太阳相位角的影响,意味着与目标-传感器间的拓扑结构以及当前目标状态相耦合,在目标跟踪的过程中同样需要针对实时场景进行传感器节点选择。

## 2 AHSN 分布式融合跟踪框架与性能测度

### 2.1 异步异质传感器分布式融合跟踪框架

本文假设所有传感器均配置了全球定位系统本地时钟,即各个异质传感器具有一致的时间轴,且每个量测具备对应时戳。图 2 为融合采样间隔内的异质传感器量测异步到达模型。不失一般性,设置雷达量测重访问间隔与光学量测重访问间隔分别为  $T_r$  与  $T_o$ 。在第  $k$  个 RSI 内,有  $N$  部 SBR 传感器与  $M$  部 SBO 传感器对  $Q$  个目标进行同时跟踪,每部雷达传感器与光学传感器对目标的重访次数为  $D_{n,q,k}^r$  与  $D_{m,q,k}^o$ 。考虑到资源调度的实时性要求与计算负载,后续在一个 RSI 内,仅执行一次资源分配过程。在天基异质传感器网络逐行空间目标跟踪监视过程中,不同的传感器节点能够在满足约束的情况下选择监视空域内的不同目标进行观测。本文定义  $U_k^r$  与  $U_k^o$  分别为 SBR 节点、SBO 节点与空间目标的匹配矩阵:

$$U_k^r = \begin{bmatrix} u_{1,1,k}^r & u_{1,2,k}^r & \cdots & u_{N,1,k}^r \\ u_{1,2,k}^r & u_{2,2,k}^r & \cdots & u_{N,2,k}^r \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_{1,Q,k}^r & u_{2,Q,k}^r & \cdots & u_{N,Q,k}^r \end{bmatrix}_{Q \times N} \quad (10)$$

$$U_k^o = \begin{bmatrix} u_{1,1,k}^o & u_{2,1,k}^o & \cdots & u_{M,1,k}^o \\ u_{1,2,k}^o & u_{2,2,k}^o & \cdots & u_{M,2,k}^o \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_{1,Q,k}^o & u_{2,Q,k}^o & \cdots & u_{M,Q,k}^o \end{bmatrix}_{Q \times M}$$

其中,矩阵元素  $u_{n,q,k}^r$  与  $u_{m,q,k}^o$  均为布尔变量,取值非 0 即 1,代表天基传感器节点与目标之间的匹配关系;  $U_k^s = [U_k^r, U_k^o]_{Q \times (M+N)}$  为第  $k$  个 RSI 的异质网络节点选择矩阵,其矩阵元素表示为  $u_{i,q,k}^s, i=1,2,\dots,(M+N)$ 。

图 3 为所提分布式融合跟踪方法的异步量测到

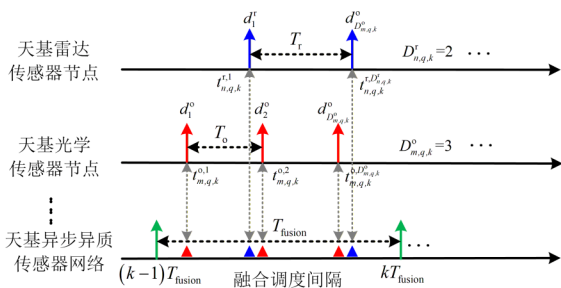


图 2 融合采样间隔内的异步异质量测模型

Figure 2 Asynchronous heterogeneous measurement model within the fusion sampling interval

达信息处理与融合示意图,图 4 为异步异质传感器分布式融合跟踪框架。SBR 与 SBO 在获得异步量测信息后,首先分别在笛卡尔坐标系与 MSC 下使用 UKF 与 MSC-CKF 实现局部滤波,其次利用时戳信息与 Chapman-Kolmogorov 方程实现后验分布的时间校准,最后利用容积点映射实现不同状态向量的转换,并在 CI 融合准则下实现对目标状态融合。融合的全局滤波结果反馈给各个局部滤波器,进行下一轮融合跟踪过程。鉴于篇幅有限,且本文重点在于传感器网络的优化调度,故此处不过多展开滤波公式的推导。由于所提方案在融合采样间隔内对多个异步量测直接进行基于上一融合时刻的局部滤波,而非采用传统的序贯处理方法,因此整个滤波过程对较差的量测信息具有更好的容忍度,且跟踪鲁棒性更好。

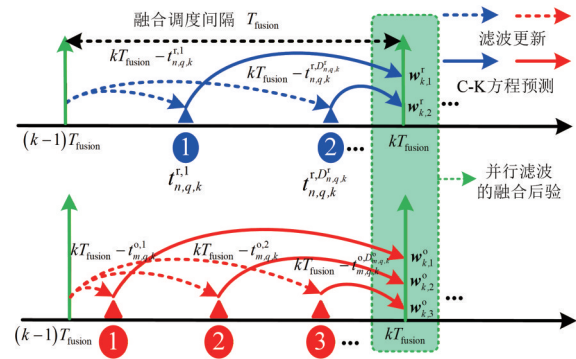


图 3 异步量测信息处理与融合示意图

Figure 3 Schematic diagram of asynchronous measurement information processing and fusion

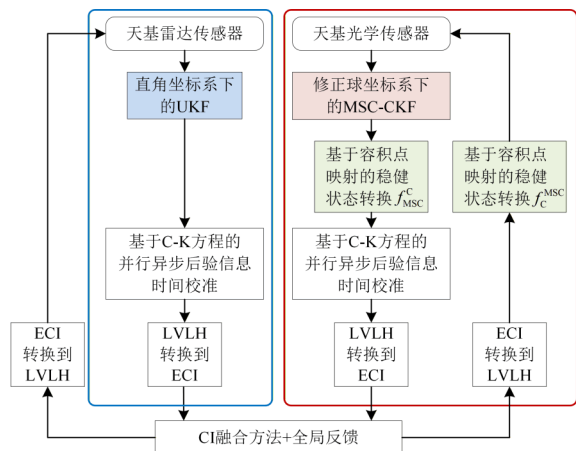


图 4 异步异质传感器网络分布式融合跟踪框架

Figure 4 Distributed fusion tracking framework of the asynchronous heterogeneous sensor networks

### 2.2 分布式并行局部滤波融合跟踪性能测度

PCRLB能够给出滤波结果的均方误差(Mean Square Error, MSE)理论下界,由于其具有典型的时间预测递推

形式,常被用于 MTT 资源调度中衡量状态滤波的性能测度。令  $\hat{\mathbf{x}}_{q,k}$  表示目标状态  $\mathbf{x}_{q,k}$  在量测  $\mathbf{z}_{q,k}$  下的无偏估计,其无偏估计量与目标状态向量之间须满足

$$\begin{aligned} & \mathbf{J}_q^{-1}(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k) \\ & \leq \mathbb{E}_{\mathbf{x}_{q,k}, \mathbf{z}_{q,k}} \left\{ \left( \hat{\mathbf{x}}_{q,k} - \mathbf{x}_{q,k} \right) \left( \hat{\mathbf{x}}_{q,k} - \mathbf{x}_{q,k} \right)^T \right\} \end{aligned} \quad (11)$$

其中,  $\mathbb{E}(\cdot)$  为期望运算符;  $\mathbf{w}_k^s = [\mathbf{w}_k^r, \mathbf{w}_k^o]$  为分布式融合权重矩阵;  $\mathbf{X}_k = \{\mathbf{X}_k^r, \mathbf{X}_k^o\}$  为动态节点的实时状态信息集合;  $\mathbf{w}_k^r, \mathbf{X}_k^r$  与  $\mathbf{w}_k^o, \mathbf{X}_k^o$  分别为异步量测的融合权重矩阵与异质传感器的实时状态位置;  $\mathbf{J}_q(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k)$  为  $k$  时刻第  $q$  个目标的滤波状态对应的 Fisher 信息矩阵 (Fisher Information Matrix, FIM), 其为 PCRLB 的逆, 具体可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_q(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k) &= \mathbb{E}_{\mathbf{x}_{q,k}, \mathbf{z}_{q,k}} \left[ -\Delta_{\mathbf{x}_{q,k}}^{\mathbf{x}_{q,k}} \ln p(\mathbf{x}_{q,k}, \mathbf{z}_{q,k}) \right] \\ &= -\mathbb{E}_{\mathbf{x}_{q,k}, \mathbf{z}_{q,k}} \left[ \nabla_{\mathbf{x}_{q,k}} \ln p(\mathbf{x}_{q,k}, \mathbf{z}_{q,k}) \nabla_{\mathbf{x}_{q,k}}^T \right. \\ & \quad \left. \cdot \ln p(\mathbf{x}_{q,k}, \mathbf{z}_{q,k}) \right] \end{aligned} \quad (12)$$

其中,  $\Delta_{\mathbf{x}_{q,k}}^{\mathbf{x}_{q,k}}$  为二阶求导运算符;  $\nabla$  为偏导算子;  $p(\mathbf{x}_{q,k}, \mathbf{z}_{q,k})$  为状态与量测的似然函数;  $\mathbf{z}_{q,k}$  为  $\mathbf{z}_{n,q,t}^{\text{local},r}$  与  $\mathbf{z}_{m,q,t}^{\text{local},o}$  的观测集合。已有文献证明了上述贝叶斯 FIM 可表示为两部分信息矩阵相加, 即

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_q(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k) &= \underbrace{\mathbb{E}_{\mathbf{x}_{q,k}} \left[ -\Delta_{\mathbf{x}_{q,k}}^{\mathbf{x}_{q,k}} \ln p(\mathbf{x}_{q,k}) \right]}_{\mathbf{J}_q^p(\mathbf{x}_{q,k})} + \underbrace{\mathbb{E}_{\mathbf{x}_{q,k}, \mathbf{z}_{q,k}} \left[ -\Delta_{\mathbf{x}_{q,k}}^{\mathbf{x}_{q,k}} \ln p(\mathbf{z}_{q,k} | \mathbf{x}_{q,k}) \right]}_{\mathbf{J}_q^D(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k)} \\ & \quad (13) \end{aligned}$$

其中,  $\mathbf{J}_q^p(\mathbf{x}_{q,k})$  和  $\mathbf{J}_q^D(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k)$  分别为先验数据 FIM 与观测数据 FIM。

先验信息据 FIM 可通过进行递归计算<sup>[13]</sup>。而观测数据 FIM 在 CI 融合准则下表示为多个传感器节点在融合采样间隔内的所有信息量加权之和:

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_q^D(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k) &= \sum_{n \in \mathcal{N}_{i,q}^r} \mathbf{J}_{n,q,k}^{\text{D},r}(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^r, \mathbf{w}_k^r, \mathbf{X}_k^r) \\ & \quad + \sum_{m \in \mathcal{M}_{i,q}^o} \mathbf{J}_{m,q,k}^{\text{D},o}(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^o, \mathbf{w}_k^o, \mathbf{X}_k^o) \\ &= \sum_{n \in \mathcal{N}_{i,q}^r} \left( \mathbf{w}_{n,q,k}^r \sum_{i=1}^{D_{n,q,k}^r} \mathbf{J}_{n,q,d_i}^{\text{D},r} \right) + \sum_{m \in \mathcal{M}_{i,q}^o} \left( \mathbf{w}_{m,q,k}^o \sum_{j=1}^{D_{m,q,k}^o} \mathbf{J}_{m,q,d_j}^{\text{D},o} \right) \end{aligned} \quad (14)$$

其中,  $\mathbf{J}_{n,q,d_i}^{\text{D},r}$  与  $\mathbf{J}_{m,q,d_j}^{\text{D},o}$  分别为第  $d_i$  次雷达量测与第  $d_j$  次光学量测对应的 FIM。

### 2.3 异步量测分布式并行滤波的数据 FIM 推导

结合图 3 中的数据流程图, 在 AHSN 中, 单个融

合采样间隔内包含传感器对目标的多次量测, 这些数据可通过异步分布式信息滤波算法完成局部状态的估计, 并利用 CI 融合准则在融合时刻实现一致性滤波以提高跟踪精度。可通过时间转移来衡量不同量测到融合时刻的信息贡献, 以雷达异步量测为例, 结合 Chapman-Kolmogorov 方程对异步传感器模型下的量测 FIM 进行求解。

#### (1) 融合状态后向转移过程

目标状态从时戳  $t_{n,q,k}^{r,i}$  到  $kT_{\text{fusion}}$  时刻的转移由状态转移矩阵  $\mathbf{F}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}}$  描述为

$$\mathbf{x}_{q,kT_{\text{fusion}}} = \mathbf{F}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}} \mathbf{x}_{q,t_{n,q,k}^{r,i}} + \mathbf{u}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}} \quad (15)$$

式(15)两端同时左乘后向状态转移矩阵  $\mathbf{F}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}}^{-1}$ ,

移项可以得到

$$\mathbf{x}_{q,t_{n,q,k}^{r,i}} = \mathbf{F}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}}^{-1} \mathbf{x}_{q,kT_{\text{fusion}}} - \mathbf{F}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}}^{-1} \mathbf{u}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}} \quad (16)$$

#### (2) 后向转移等效测量过程

将式(16)代入传感器测量方程, 得到在  $t_{n,q,k}^{r,i}$  时刻的测量为

$$\mathbf{z}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^{\text{local},r} = \mathbf{h}_{n,q}^r(\mathbf{x}_{q,t_{n,q,k}^{r,i}}, \mathbf{x}_{n,t_{n,q,k}^{r,i}}^r) + \mathbf{v}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}} \quad (17)$$

将量测模型  $\mathbf{h}_{n,q}^r(\cdot)$  一阶近似为  $\hat{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r =$

$\left. \frac{d\mathbf{h}_{n,q}^r(\mathbf{x}_{q,t}, \mathbf{x}_{n,t}^r)}{d\mathbf{x}_{q,t}} \right|_{\mathbf{x}_{q,t} = \mathbf{x}_{q,t_{n,q,k}^{r,i}}, \mathbf{x}_{n,t}^r = \mathbf{x}_{n,t_{n,q,k}^{r,i}}^r}$ , 计算式为

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_q^D(\mathbf{x}_{q,k}) &= \left[ \mathbf{F}_{T_{\text{fusion}}} \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{x}_{q,k-1} | \mathbf{U}_{k-1}^s, \mathbf{w}_{k-1}^s, \mathbf{X}_{k-1}) \mathbf{F}_{T_{\text{fusion}}}^T \right. \\ & \quad \left. + \mathbf{Q}_{q,T_{\text{fusion}}} \right]^{-1} \end{aligned} \quad (18)$$

可以转化为

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^{\text{local},r} &\approx \hat{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r \mathbf{F}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}}^{-1} \mathbf{x}_{q,kT_{\text{fusion}}} \\ & \quad - \hat{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r \mathbf{F}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}}^{-1} \mathbf{u}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}} + \mathbf{v}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}} \end{aligned} \quad (19)$$

定义  $\bar{\mathbf{v}} \triangleq \mathbf{v}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}} - \hat{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r \mathbf{F}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}}^{-1} \mathbf{u}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}}$  与  $\bar{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r \triangleq$

$\hat{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r \mathbf{F}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}}^{-1}$ , 式(19)可以化简为

$$\mathbf{z}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^{\text{local},r} = \bar{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r \mathbf{x}_{q,kT_{\text{fusion}}} + \bar{\mathbf{v}} \quad (20)$$

其中,  $\bar{\mathbf{v}}$  为等效量测噪声。对应的噪声协方差  $\Sigma_{\bar{\mathbf{v}}}$  表示为

$$\Sigma_{\bar{\mathbf{v}}} = \text{Cov}[\bar{\mathbf{v}}] = \Sigma_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^{\text{local},r} + \bar{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r \mathbf{Q}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}} \left( \bar{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r \right)^T \quad (21)$$

#### (3) 单次测量数据对融合估计的信息贡献量

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_{n,q,d_i}^{\text{D},r} &= \left( \bar{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r \right)^T \left( \Sigma_{\bar{\mathbf{v}}} \right)^{-1} \bar{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r = \left( \bar{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r \right)^T \\ & \quad \times \left\{ \Sigma_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^{\text{local},r} + \bar{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r \mathbf{Q}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{r,i}} \left( \bar{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r \right)^T \right\}^{-1} \\ & \quad \times \bar{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{r,i}}^r \end{aligned} \quad (22)$$

由式(22)可知,当量测到达时刻与调度间隔时间重合时,  $\mathbf{F}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{c,i}}$  变为单位矩阵,而  $\mathbf{Q}_{kT_{\text{fusion}} - t_{n,q,k}^{c,i}}$  变为全0矩阵,此时上述 Fisher 信息量退化为传统的  $(\hat{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{c,i}}^r)^T (\boldsymbol{\Sigma}_{n,q,t_{n,q,k}^{c,i}}^{\text{local},r})^{-1} \hat{\mathbf{H}}_{n,q,t_{n,q,k}^{c,i}}^r$  形式。同理,可得到光学传感器异 t 中的加权 AHSN 并行局部滤波融合后验克拉美-罗下界 (AHSN Parallel Local Filtering Fusion Posterior Cramer-Rao Lower Bound, AHSN-PLFF-PCRLB), 形成异步异质传感器网络的 MTT 性能测度。

## 2.4 全局目标函数构建

对  $\mathbf{J}_q(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k)$  求逆后,即可得到关于目标状态  $\mathbf{x}_{q,k}$  估计的 PCRLB 矩阵与精度指标:

$$\mathbf{M}_{q,k}^{\text{PCRLB}}(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k) = \mathbf{J}_q^{-1}(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k) \quad (23)$$

$$\mathbb{G}_{q,k}(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k) = \sqrt{\text{tr}\left\{\mathbf{A}^T \mathbf{M}_{q,k}^{\text{PCRLB}}(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k) \mathbf{A}\right\}} \quad (24)$$

其中,  $\mathbf{M}_{q,k}^{\text{PCRLB}}(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k)$  矩阵的对角线元素对应目标状态向量的无偏估计方差的下界;  $\mathbf{A}$  为距离与速度量纲的归一化矩阵,且  $\mathbf{A} = \mathbf{I}_3 \otimes \text{diag}[1, T_{\text{fusion}}, T_{\text{fusion}}^2/2]$ 。

由于  $\mathbb{G}_{q,k}(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k)$  是  $\mathbf{U}_k^s$  与  $\mathbf{w}_k^s$  的函数,可将所有目标中跟踪精度最差目标的理论下界作为全局跟踪性能代价函数:

$$\mathbb{F}_k(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k) = \max_{q=1,2,\dots,Q} [\mathbb{G}_{q,k}(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k)] \quad (25)$$

其中,  $\mathbb{F}_k(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k)$  为  $k$  时刻雷达跟踪精度最差目标的 PCRLB 数值。

## 3 基于节点效益的异质传感器节点调度优化模型构建与求解

### 3.1 面向空间 MTT 的异步异质传感器网络节点资源调度框架

通常来说, AHSN 的资源调度问题能够建模为一个包含传感器物理约束与观测拓扑约束的数学优化模型,利用先验信息预测下一个调度间隔的全局性能,得到最优管控方案并反馈到传感器网络执行相应动作。AHSN 资源调度闭环处理框架如图 5 所示。本文首先以 AHSN-PLFF-PCRLB 作为跟踪性能下界构建全局目标效能函数,其次通过预测性能实现最优观测方案的求解,最后反馈到传感器网络端实现动作的执行以及异步量测的并行滤波与融合。

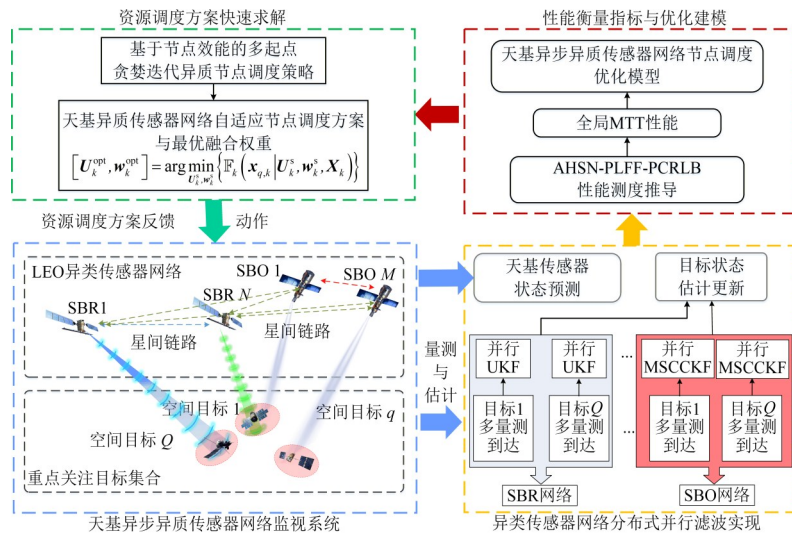


图 5 异步异质传感器网络资源调度闭环处理框架

Figure 5 The closed-loop processing framework for the asynchronous heterogeneous sensor networks resource scheduling

### 3.2 优化模型建立

本文采用最小化最大 (Min-Max) 优化准则,所建的 Min-Max AHSN-PLFF-PCRLB 优化模型如式(26)所示。显然,该数学优化模型是一个时变的非线性非凸的整数规划问题,且是一个 NP-hard 问题,变量相互耦

合共同影响全局目标跟踪精度。枚举算法虽然能够找到问题最优解,但其存在组合爆炸问题,枚举种类为  $Q^{(M+N)}$ ,解空间巨大,因此需针对性地设计求解方案,在保证实时性要求的同时快速得到其最优解或者次优解。

$$\begin{aligned}
 & \min_{U_i^s, w_i^s} \left\{ \mathbb{F}_k(\mathbf{x}_{q,k} | \mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k) \right\} \\
 & \left. \begin{aligned}
 & u_{n,q,k}^r \in \{0, 1\}, \sum_{q=1}^Q u_{n,q,k}^r \leq 1, \quad \forall n = 1, 2, \dots, N \quad \textcircled{1} \\
 & u_{m,q,k}^o \in \{0, 1\}, \sum_{q=1}^Q u_{m,q,k}^o \leq 1, \quad \forall m = 1, 2, \dots, M \quad \textcircled{2} \\
 & \gamma_{\min} \leq \gamma_{m,q,k}^o \leq \gamma_{\max}, \quad \forall m = 1, 2, \dots, M; \forall q = 1, 2, \dots, Q \quad \textcircled{3} \\
 & \sum_{n=1}^N u_{n,q,k}^r + \sum_{m=1}^M u_{m,q,k}^o u_{n,q,k}^r \geq 1, \quad \forall q = 1, 2, \dots, Q \quad \textcircled{4} \\
 & \sum_{i=1}^{M+N} w_{i,q,k} = 1, \quad \forall q = 1, 2, \dots, Q; \forall k \quad \textcircled{5}
 \end{aligned} \right\} \quad (26)
 \end{aligned}$$

其中,第①个约束条件表示雷达节点至多仅观测一个空间目标;第②个约束表示光学节点至多仅观测一个空间目标;第③个约束条件要求天基传感器观测时的太阳相位角满足传感器物理限制;第④个约束条件表述在每个调度间隔内必须至少有一个传感器对空间目标进行跟踪,防止目标失跟以避免航迹丢失;第⑤个约束条件为融合采样时刻的异步异质局部滤波器的融合权重约束。

### 3.3 基于节点效益的多起点贪婪迭代异质节点调度策略

上述模型求解需设计专门的算法快速获取目标-

传感器优化解或次优解以满足系统的实时性需求。在跟踪过程中,跟踪精度最差的目标可能因为某个节点的指派切换而变化,因此本文引入了节点效益的概念,构建所有目标与传感器之间的效益矩阵,衡量不同节点对不同目标的跟踪效益差异。考虑到本文采用 Min-Max 准则进行 MTT 资源调度,论文首先通过构造多个贪婪方案起点,增加初始解的多样性以避免全局优化求解陷入局部最优,然后通过贪婪迭代对每个目标进行传感器分配,对多起点迭代的峰值进行搜索即可迭代地对式(26)进行快速求解。所提 Min-Max 准则下的多起点贪婪迭代过程示意图如图 6 所示。

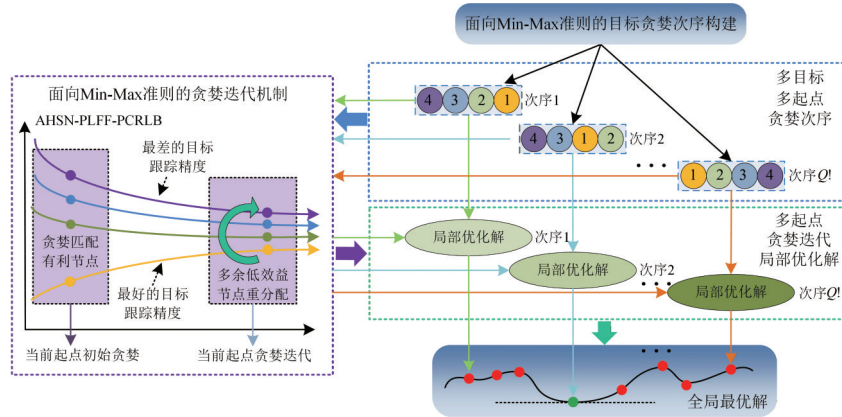


图 6 Min-Max 准则下的多起点贪婪迭代过程示意图

Figure 6 Schematic diagram of the multi-start greedy iterative process under the Min-Max criterion

本文的多起点贪婪迭代异质节点选取策略(Multi-Start Greedy Iterative Heterogeneous Node Scheduling Strategy, MSGI-HNSS)的具体求解步骤如下:

步骤 1:多起点目标-传感器节点贪婪序列初始化。为了避免多目标贪婪顺序不同导致最优解搜索陷入局部最优,需要构造不同的目标贪婪顺序以增加初始解的多样性,共  $Q!$  个起点排列搜索方案,其多起点排列集合为  $\text{TarPerms} = \{P_j | j \in \{1, 2, \dots, Q!\}\}$ ,  $P_j$  为第  $j$  种排列,是一个  $Q$  维向量,具体可以表示为  $P_j = [P_j(1), P_j(2), \dots, P_j(q), \dots, P_j(Q)]$ ,其中  $P_j(q)$  表示第  $q$

个位置的目标编号。

步骤 2:传感器节点效益矩阵与元素定义。为衡量不同节点对不同目标跟踪精度的数据信息量贡献程度,以便后续目标依据节点贡献指标进行传感器效益审查与贪婪搜索,定义效益矩阵  $\Delta\Phi_k$  为

$$\Delta\Phi_k \triangleq \begin{bmatrix} \Delta\varphi_{1,1,k} & \Delta\varphi_{2,1,k} & \cdots & \Delta\varphi_{(M+N),1,k} \\ \Delta\varphi_{1,2,k} & \Delta\varphi_{2,2,k} & \cdots & \Delta\varphi_{(M+N),2,k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \Delta\varphi_{1,Q,k} & \Delta\varphi_{2,Q,k} & \cdots & \Delta\varphi_{(M+N),Q,k} \end{bmatrix}_{Q \times (M+N)} \quad (27)$$

其中,  $\Delta\varphi_{i,q,k}$  为在第  $k$  帧时传感器  $i$  对目标  $q$  的贡献值。

其定义为

$$\Delta\varphi_{i,q,k} \triangleq \begin{cases} \sqrt{\text{tr}\left\{A^T\left(\mathbf{J}_{r,i}^D(\mathbf{x}_{q,k}|\mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k)\right)^{-1}A\right\}}, & \text{Case1} \\ \sqrt{\text{tr}\left\{A^T\left(\mathbf{J}_{o,i-N}^D(\mathbf{x}_{q,k}|\mathbf{U}_k^s, \mathbf{w}_k^s, \mathbf{X}_k)\right)^{-1}A\right\}}, & \text{Case2} \\ 0, & \text{Case3} \end{cases} \quad (28)$$

其中, Case1为 $u_{i,q,k}=1(i \in \{1,2,\dots,N\})$ 的情况; Case2为 $u_{i,q,k}=1(i \in \{N+1, N+2, \dots, N+M\})$ 的情况; Case3需同时满足 $u_{i,q,k}=0(i \in \{1,2,\dots,N\})$ 与 $u_{i,q,k}=0(i \in \{N+1, N+2, \dots, N+M\})$ 两个条件。

步骤3:多起点贪婪迭代策略。对于第 $k$ 个RSI,开始依次对TarPerms集合中的元素 $P_j$ 进行贪婪匹配与迭代更新。

步骤3.1:多起点贪婪机制与传感器冲突消解。初始化 $\mathbf{U}_{k,j}^s = \mathbf{0}_{Q \times (M+N)}$ 。对于单起点 $P_j$ 中的目标序列,首先对第 $P_j(1)$ 个目标进行传感器的贪婪搜索。抽取 $\Delta\Phi_{k,P_j(1)} = \Delta\Phi(P_j(1), :)$ 。由于信息量越大,效益越好,通过最大峰值搜索即可获取对目标 $P_j(1)$ 最有效的传感器节点序号 $\text{IX}_{k,P_j(1)} = \max(\Delta\Phi_{k,P_j(1)})$ 。此时,将 $\mathbf{U}_{k,j}^s(P_j(1), \text{IX}_{k,P_j(1)})$ 置1,并将 $\Delta\Phi(:, \text{IX}_{k,P_j(1)})$ 列元素全部置0以满足约束①与②,实现传感器的冲突消解。重复上述过程即可依次对元素 $P_j(1) \sim P_j(Q-1)$ 完成传感器贪婪搜索,剩余传感器则全部分配给 $P_j(Q)$ ,此时可以得到单起点 $P_j$ 的初始贪婪解 $\mathbf{U}_{k,j}^{s,\text{init}}$ 。

对于初始贪婪解 $\mathbf{U}_{k,j}^{s,\text{init}}$ ,可依据式(24)计算得到每个空间目标对应的效能函数值 $\mathbb{G}_{q,k}(\mathbf{x}_{q,k}|\mathbf{U}_{k,j}^{s,\text{init}}, \mathbf{w}_{k,j}^{s,\text{init}}, \mathbf{X}_k)$ 与当前迭代对应的 $\mathbf{w}_{k,j}^{s,\text{init}}$ 。为方便表示,后续将其简写为 $\mathbb{G}_{q,k}(\mathbf{U}_{k,j}^{s,\text{init}}, \mathbf{w}_{k,j}^{s,\text{init}})$ ,此时对应的MTT指标集合表示为 $\mathbb{G}_{k,j}^{s,\text{init}} = \{\mathbb{G}_{1,k,j}(\mathbf{U}_{k,j}^{s,\text{init}}, \mathbf{w}_{k,j}^{s,\text{init}}), \mathbb{G}_{2,k,j}(\mathbf{U}_{k,j}^{s,\text{init}}, \mathbf{w}_{k,j}^{s,\text{init}}), \dots, \mathbb{G}_{Q,k,j}(\mathbf{U}_{k,j}^{s,\text{init}}, \mathbf{w}_{k,j}^{s,\text{init}})\}$ 。进一步地,存储对应的全局效能函数值 $\mathbb{F}_{k,j}^{s,\text{init}}(\mathbf{x}_{q,k}|\mathbf{U}_{k,j}^{s,\text{init}}, \mathbf{w}_{k,j}^{s,\text{init}}, \mathbf{X}_k)$ 用于指导后续优化。

步骤3.2:MinMax准则下的贪婪迭代机制。上述贪婪依次对目标 $P_j(1) \sim P_j(Q-1)$ 进行了最优传感器匹

配,然而这并不能保证对目标 $P_j(1) \sim P_j(Q-1)$ 的跟踪性能比 $P_j(Q)$ 更好。对 $\mathbb{G}_{k,j}^{s,\text{init}}$ 集合中的所有元素进行升序排列,则得到在当前贪婪解的目标跟踪性能序号 $\mathbf{I}_j^G$ ,其中 $\mathbf{I}_j^G(1)$ 对应的目标理论跟踪精度最好, $\mathbf{I}_j^G$ 中的其他元素对应的目标跟踪精度依次降低, $\mathbf{I}_j^G(Q)$ 对应的理论跟踪精度最差。若 $\mathbf{I}_j^G(Q)$ 与 $P_j(Q)$ 相同,则说明即便剩余节点均分配给目标 $P_j(Q)$ ,其跟踪性能仍然最差,则固定 $\mathbf{U}_{k,j}^{s,\text{init}}$ ,跳出迭代。反之,如果 $\mathbf{I}_j^G(Q)$ 与 $P_j(Q)$ 不同,则说明分配给 $P_j(Q)$ 的传感器节点过多。此时,在保证满足式(26)中物理约束的基础上,将 $P_j(Q)$ 对应的传感器节点进行节点效益的排序,在保证分配给目标 $P_j(Q)$ 的节点数目不小于1的情况下,将其中效益不高的1个多余节点分配给跟踪精度最差的目标 $\mathbf{I}_j^G(Q)$ ,得到贪婪迭代解 $\mathbf{U}_{k,j}^{s,\text{iter}}$ ,存储对应的全局函数值 $\mathbb{F}_{k,j}^{s,\text{iter}}(\mathbf{x}_{q,k}|\mathbf{U}_{k,j}^{s,\text{iter}}, \mathbf{w}_{k,j}^{s,\text{iter}}, \mathbf{X}_k)$ 。

步骤4:多起点贪婪迭代搜索寻优。重复步骤3,搜索全部贪婪迭代解的目标函数最小值,得到当前RSI对应的 $\mathbf{U}_k^{\text{opt}}$ 与 $\mathbf{w}_k^{\text{opt}}$ ,此时跳转步骤5,将本次迭代优化方案反馈回传感器网络系统,指导传感器网络执行下一个RSI的跟踪计划。

步骤5:输出最优节点选择矩阵 $\mathbf{U}_k^{\text{opt}}$ 与融合权重 $\mathbf{w}_k^{\text{opt}}$ 。

按照此步骤进行迭代循环,能够实现调度方案自适应求解,使得所有目标跟踪精度逐步收敛。

## 4 仿真实验分析

### 4.1 实验场景

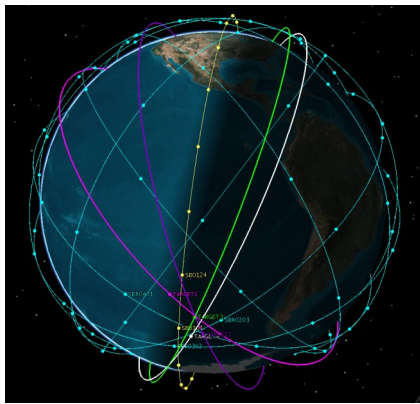
本节设计了如图7所示的天基监视仿真场景,图7(a)和图7(b)分别为三维监视场景图以及其星下点投影。其中SBR Walker星座如图中青蓝色标志所示,其构型编码配置为100/10/1,代表100颗SBR卫星均匀分布在10个轨道平面,且相位编码为1。而SBO Walker星座如黄色标志所示,构型编码为24/1/0,代表24颗SBO卫星均匀分布在太阳同步轨道上。两个星座的种子卫星轨道参数信息如表2所示,重点关注的4个空间目标对应的初始位置信息如表3所示。

进一步设定调度时间区间为2025-04-28T00:26:30—2025-04-28T00:28:10,整体跟踪时长共100 s。该时间区间 $Q=4$ 个空间目标轨迹存在交会情况,对系统资源需求出现明显冲突。此时,AHSN中可调度的

表2 SBR与SBO种子卫星关键参数信息

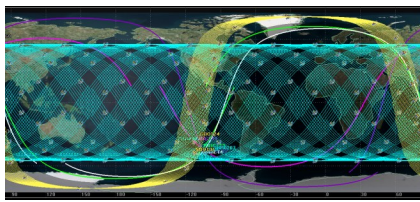
Table 2 Key parameter information of space-based radar and space-based optical seed satellites

轨道六要素	轨道半长轴/km	轨道倾角/(°)	偏心率	升交点赤经/(°)	近地点幅角/(°)	真近点角/(°)
SBR星座种子卫星	6 854.14	55.0	0.000 042	135	0	30
SBO星座种子卫星	6 954.14	98.5	0.000 014	300	0	39



(a) 三维监视场景

(a) Three-dimensional surveillance scenario



(b) 监视场景星下点轨迹

(b) Track of sub-satellite point of the surveillance scenario

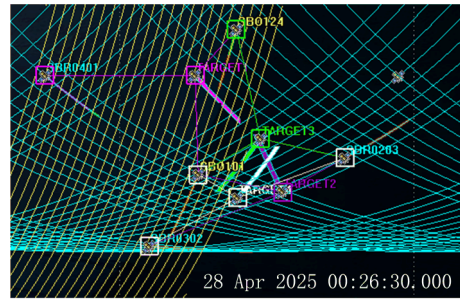
图7 AHSN跟踪场景图

Figure 7 Tracking scenario of space-based asynchronous heterogeneous sensor networks

节点包括  $N=3$  部天基监视雷达卫星与  $M=2$  部 SBO 监视卫星。通过 TLE 信息进行初始位置引导,能够完成空间目标跟踪任务的起批。

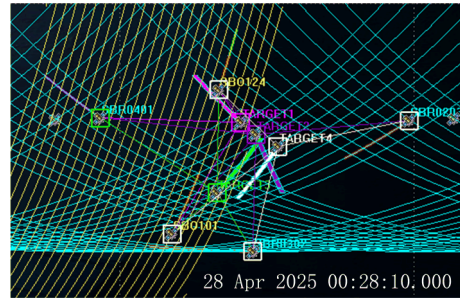
图 8(a)和图 8(b)分别为调度时间区间开始时刻与结束时刻对应的观测拓扑结构。由图 8 可知,在整个时间区间内,传感器与目标之间的拓扑结构发生明显变化,需选取适合的节点分别对空间目标进行跟踪,才能发挥其最优跟踪性能。

在仿真实验中,太阳光为平行光,SBO 数据采样间隔为 0.5 s,SBR 数据采样间隔设置为 1 s,因此 RSI 设置为 1 s。空间目标 RCS 设置为  $1 \text{ m}^2$ ,单部 SBR 发



(a) 调度开始时刻拓扑结构

(a) Topology of satellite at starting time of scheduling



(b) 调度结束时刻拓扑结构

(b) Topology of satellite at ending time of scheduling

图8 RSI内拓扑结构变化

Figure 8 Topology structure corresponding to RSI

射功率为 10 kW,方位维与俯仰维的 3 dB 发射波束宽度均为 0.002 rad,光学传感器方位俯仰的测量基准标准差为 0.000 1 rad,  $\gamma_{\min}$  与  $\gamma_{\max}$  分别为  $0^\circ$  与  $90^\circ$ 。为直观地对比不同调度策略下网络 MTT 性能,并定量衡量各个目标的实际跟踪精度,采用位置与速度的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为数值指标反映跟踪收敛过程:

$$E_{q,k}^{\text{pos-RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{n_{mc}=1}^{N_{MC}} \text{tr}(\tilde{\mathbf{x}}_{q,k}^{\text{err}} \tilde{\mathbf{x}}_{q,k}^{\text{err}T})}{N_{MC}}} \quad (29)$$

$$E_{q,k}^{\text{vel-RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{n_{mc}=1}^{N_{MC}} \text{tr}(\tilde{\mathbf{v}}_{q,k}^{\text{err}} \tilde{\mathbf{v}}_{q,k}^{\text{err}T})}{N_{MC}}} \quad (30)$$

表3 四个重点空间目标的初始TLE信息

Table 3 The initial TLE information of the four key space targets

空间目标	初始TLE信息	
目标1	1 15895U	25118.00682870 -0.00864507 00000-0 -10666-0 0 00007
	2 15895 060.6552 265.4793 0009080 270.0051 251.9841 14.82665616000015	
目标2	1 49857U	25118.00682870 .01014035 00000-0 12435-0 0 00003
	2 49857 100.3571 107.2619 0010194 270.7411 337.3039 14.83093395000019	
目标3	1 78665U	25118.00682870 -.01123752 00000-0 -13804-0 0 00002
	2 78665 108.0906 315.2636 0009804 270.6341 254.0194 14.83097487000015	
目标4	1 36568U	25118.00682870 .00765873 00000-0 94148-1 0 00002
	2 36568 069.9215 140.4689 0009802 270.6394 333.3022 14.82870912000013	

此外,定义目标跟踪阶段的平均理论误差下界(Average PCRLB, APCRLB)与平均均方根误差(Average RMSE, ARMSE)来表征整个跟踪过程中多目标平均跟踪性能:

$$A_q^{\text{pos\_APCRLB}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sqrt{\sum_{n_{mc}=1}^{N_{MC}} \text{tr} \left[ E_{\mathbf{x}_{q,k}, \mathbf{z}_{q,k}} \left( \tilde{\mathbf{x}}_{q,k}^{\text{err}} \tilde{\mathbf{x}}_{q,k}^{\text{err T}} \right) \right]} / N_{MC} \quad (31)$$

$$A_q^{\text{pos\_ARMSE}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sqrt{\sum_{n_{mc}=1}^{N_{MC}} \text{tr} \left( \tilde{\mathbf{x}}_{q,k}^{\text{err}} \tilde{\mathbf{x}}_{q,k}^{\text{err T}} \right)} / N_{MC} \quad (32)$$

其中,  $\tilde{\mathbf{x}}_{q,k}^{\text{err}}$  为位置估计误差;  $\tilde{\mathbf{x}}_{q,k}^{\text{err}}$  为速度估计误差;  $N_{MC}$  为蒙特卡罗实验总次数, 实验中设置为 100 次。

## 4.2 实验结果与分析

本节首先给出场景中多目标的太阳相位角历过程与相对距离历过程, 以便后续分析资源调度结果对实验场景的适配程度。图 9 为调度时间间隔内 4 个目标与 2 部 SBO 共同构成的太阳相位角的变化曲线图, 其中淡红色区域为不可观测区域。由图 9 可知, 由于大多数时间区间内太阳与 SBO 均位于空间目标同侧, 此时目标处于光学传感器的顺光观测区域。因此, 仅在较短时间区间内目标 1 处于不可观测状态, 其太阳相位角大于  $90^\circ$ , 其他目标均可观测。此外, 目标与 SBO 均在轨高速运行, 太阳、目标与传感器三者之间的相对拓扑结构快速变化, 观测相位角呈现出高度动态变化的特性。图 10 为调度时间区间内各个目标与 3 部 SBR 之间的相对距离变化历过程, 同样呈现出高动态特性, 这将直接影响 SBR 的接收回波 SNR, 进而影响后续的跟踪性能。

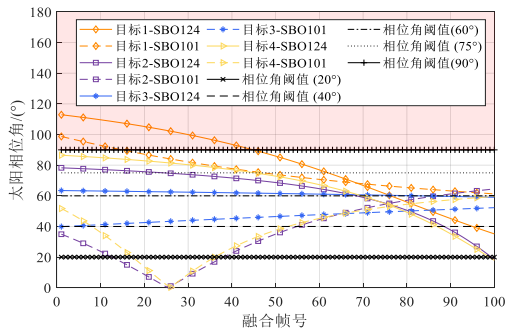
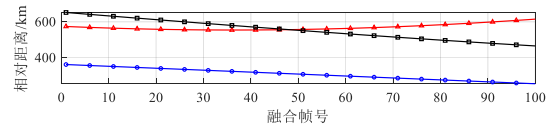


图9 RSI内太阳相位角变化曲线图

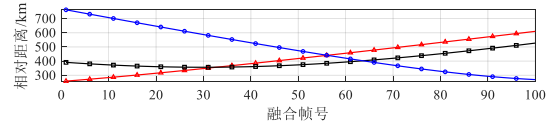
Figure 9 Bistatic solar angle change curve corresponding to RSI

为体现本文所提算法对天基传感器网络 MTT 性能改善效果, 本节与以下 2 种典型算法进行对比: (1) 开环处理策略, 在每个 RSI 内, 随机选择至少一个传感器节点分配给各个目标, 从而完成当前 RSIMTT; (2) 枚举遍历搜索策略, 在每个 RSI 内通过遍历全部满足物理约束的目标-传感器组合可能, 搜索当前 RSI



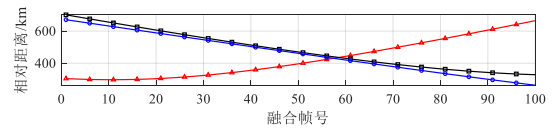
(a) 目标 1 与 SBR 相对距离

(a) Relative distance between target 1 and SBR



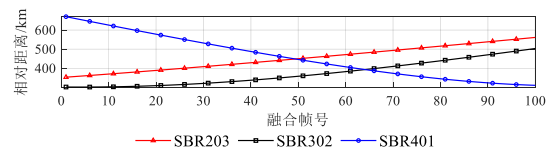
(b) 目标 2 与 SBR 相对距离

(b) Relative distance between target 2 and SBR



(c) 目标 3 与 SBR 相对距离

(c) Relative distance between target 3 and SBR



(d) 目标 4 与 SBR 相对距离

(d) Relative distance between target 4 and SBR

图 10 RSI 内相对距离变化曲线图

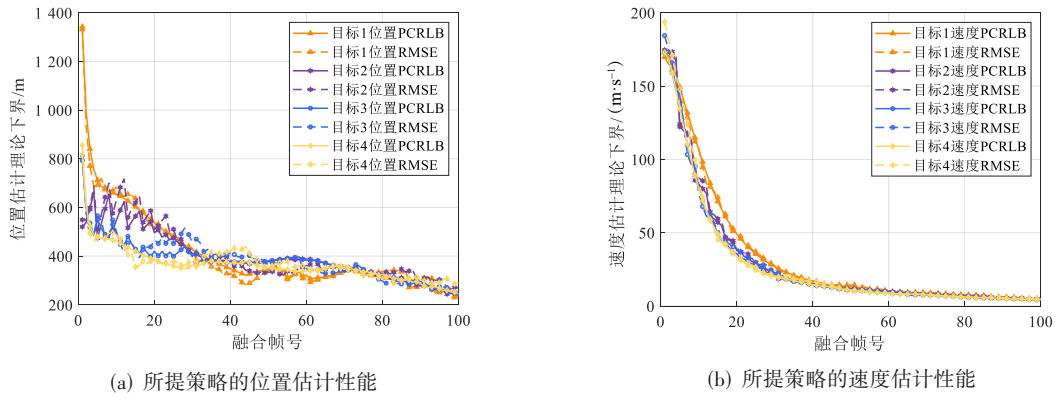
Figure 10 Relative distance change curve corresponding to RSI

的最优匹配方案。

图 11 为本文所提算法的 MTT 理论 PCRLB 与实际跟踪的 RMSE 收敛过程。可以看出, 由于在 MinMax 准则下对模型进行求解, 因此 4 个目标的实际收敛过程相互交错, 呈现出此消彼长的变化趋势, 在跟踪后期基本收敛到相对接近的精度水平。图 12 为本文所提算法的传感器网络的节点选择结果, 图中红色圆圈标识代表 SBO 传感器被选择, 而蓝色方形标识则代表 SBR 传感器的选择情况。结合图 9 与图 10 的场景信息历过程分析可以看出, 对于目标 1, 在跟踪前期由于 2 部 SBO 对其不可观测, 而 SBR401 距离目标 1 最近, 此时该匹配组合的跟踪效益最高, 因此在跟踪前期, 目标 1 一直由 SBR401 完成跟踪。类似地, 目标 4 与 SBR302 的组合在跟踪前期同样具备明显的距离优势, 该阶段 SBR302 的回波 SNR 较高。而目标 2 与目标 3 与 SBR203 相对距离在该阶段的变化情况较为接近, 且 2 部 SBO 对目标 2 与目标 3 的观测条件均较好, 目标与传感器之间存在明显冲突情况, 因此系统将剩余传感器交替地分配给这两个目标以保证全局跟踪性能。同样, 在跟踪的中后期, 2 部 SBO 与 4 个目标的太阳相位角较为接近, 而 SBR302 与目标 3 的相对距

离更具优势,因此主要由SBR302跟踪目标3。而对于目标2与目标4而言,两者与SBR203、SBR401之间

的相对距离变化趋势非常接近,SBR呈现出交替观测情况,剩余的传感器则主要用于跟踪目标1。



(a) Position estimation performance of the proposed strategy (b) Velocity estimation performance of the proposed strategy

图 11 所提策略的估计性能

Figure 11 Estimation performance of the proposed strategy

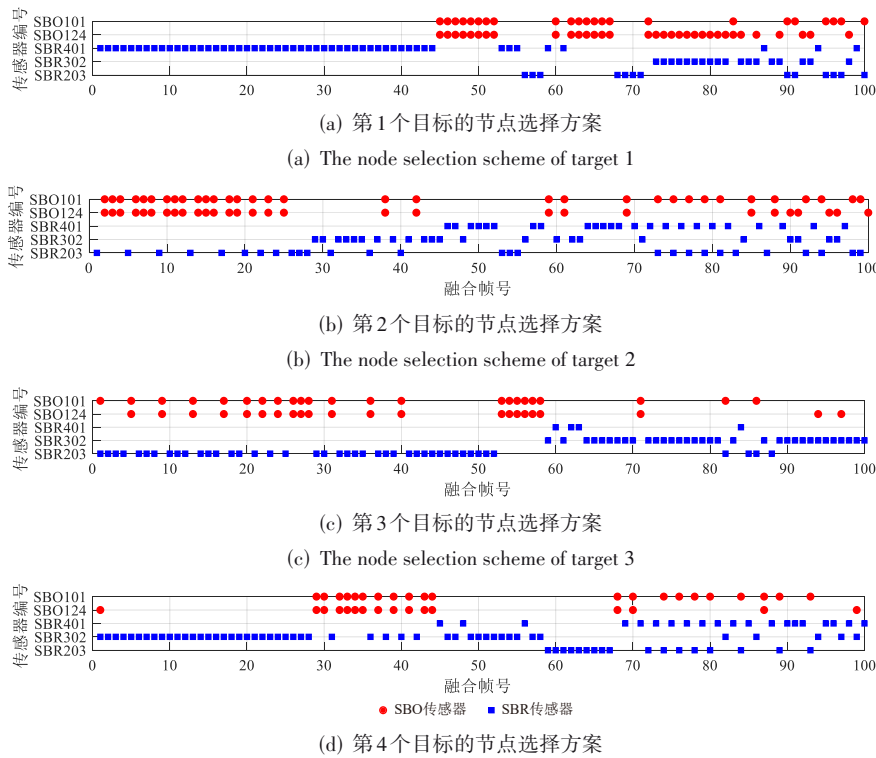


图 12 所提策略的节点选择方案

Figure 12 The node selection scheme of the proposed strategy

图 13 展示了跟踪过程中并行滤波器的融合权重关系。在当前数据率参数情况下,3部SBR分别进行1次局部滤波,而2部SBO分别进行2次并行局部滤波,单个RSI内共将7(3×1+2×2)次局部滤波结果进行CI融合得到全局融合精度。可以发现,单个节点的异步并行滤波权重相对比较接近,而不同节点异

步并行滤波的权重存在差异,这个结论在后面枚举遍历策略结果图中更加凸显。这是因为单个节点在同一融合采样间隔内的多次并行滤波,其与目标构成的拓扑结构差异很小,而不同节点在同一个融合采样间隔内的多次并行滤波对应的拓扑结构则明显不同,被选择的融合节点观测信息量存在差异,最终导致不同

节点的异步局部滤波融合权重有所不同。

同样地,图 14、图 15 与图 16 分别给出了枚举遍历搜索策略的理论 PCRLB 与实际跟踪 RMSE、节点选

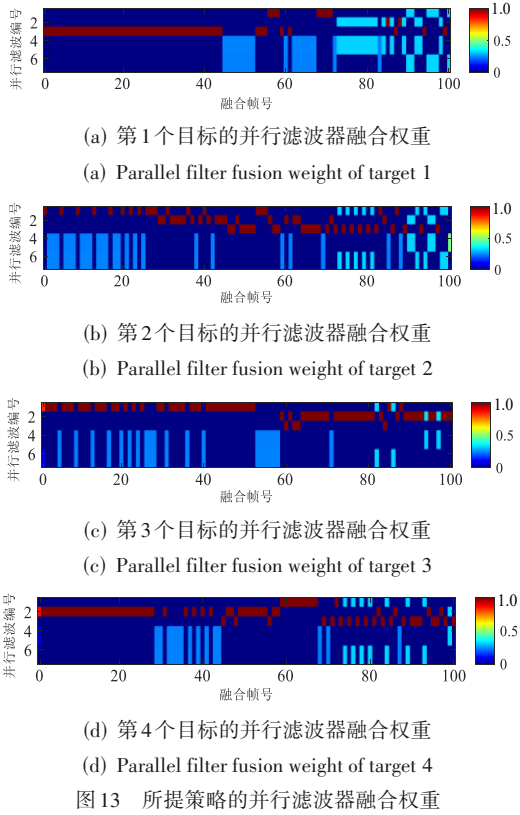
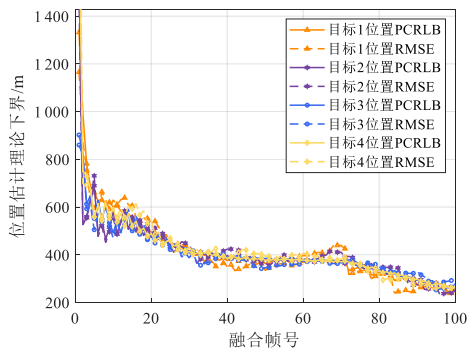
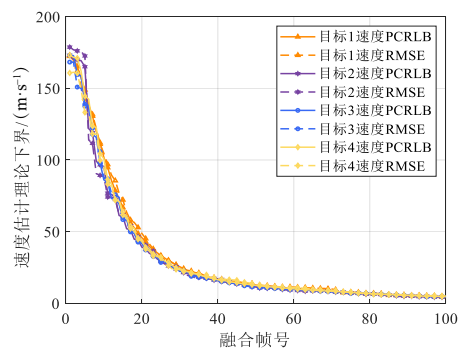


Figure 13 The parallel filter fusion weights of the proposed strategy



(a) Position estimation performance of the enumeration strategy



(b) Velocity estimation performance of the enumeration strategy

图 14 枚举策略的估计性能

Figure 14 Estimation performance of the enumeration strategy

上述情况是逐帧闭环调度反馈框架与 MinMax 优化准则共同导致的结果,但是枚举策略仍能较大程度上衡量对应场景下多节点协同的理论最优性能,因为其每一帧的资源调度方案均为上一帧场景认知下的

择优方案以及对应的并行滤波器融合权重。枚举遍历搜索策略下的节点选择方案呈现出与本文所提策略的相似趋势,且 MTT 精度均逐渐收敛到接近的水平。开环调度策略并未对目标跟踪的实时场景进行认知反馈,其节点选取情况在此不再给出。

图 17 与图 18 给出了在跟踪过程中所有算法 Max-PCRLB 与 Max-RMSE 变化曲线图。由图可知,本文所提算法明显优于开环调度策略,这是因为开环调度策略为随机节点选择方案,并未对目标跟踪的实时场景进行认知反馈,目标-传感器匹配组合在每一帧均不是最优的,并未发挥出多节点协同最优效能。

值得说明的是,本文所提策略与枚举策略所得到的 Max-PCRLB 与 Max-RMSE 曲线十分接近,这是因为资源调度框架是逐帧闭环调度的,下一帧的资源调度方案是建立对当前帧的态势认知上上进行预先计算的。在 MinMax 准则下,不同的算法在相同跟踪帧性能最差的目标序号可能不同,这种情况下优化模型目标函数存在差异,下一帧的预测 PCRLB 是建立在当前帧的实际情况下计算的,这就导致下一帧在跟踪资源调度方案作出动作后,可能出现枚举精度略大于本文所提策略的情况。两种策略对应的跟踪精度最差目标序号变化过程如图 19 与图 20 所示,可以发现,枚举策略下的跟踪性能最差目标编号基本处于反复变化的过程,满足 MinMax 优化准则理论结果,本文所提策略同样也呈现出相同的变化趋势,能够较好地感知到全局 MTT 性能演化过程。

最优解。且本文所提策略对应的性能曲线在整个跟踪阶段均非常逼近枚举遍历搜索策略,说明本文所提多起点贪婪迭代资源调度策略能够自适应地找到最优解与次优解,从而进一步提升监视系统的多节点协

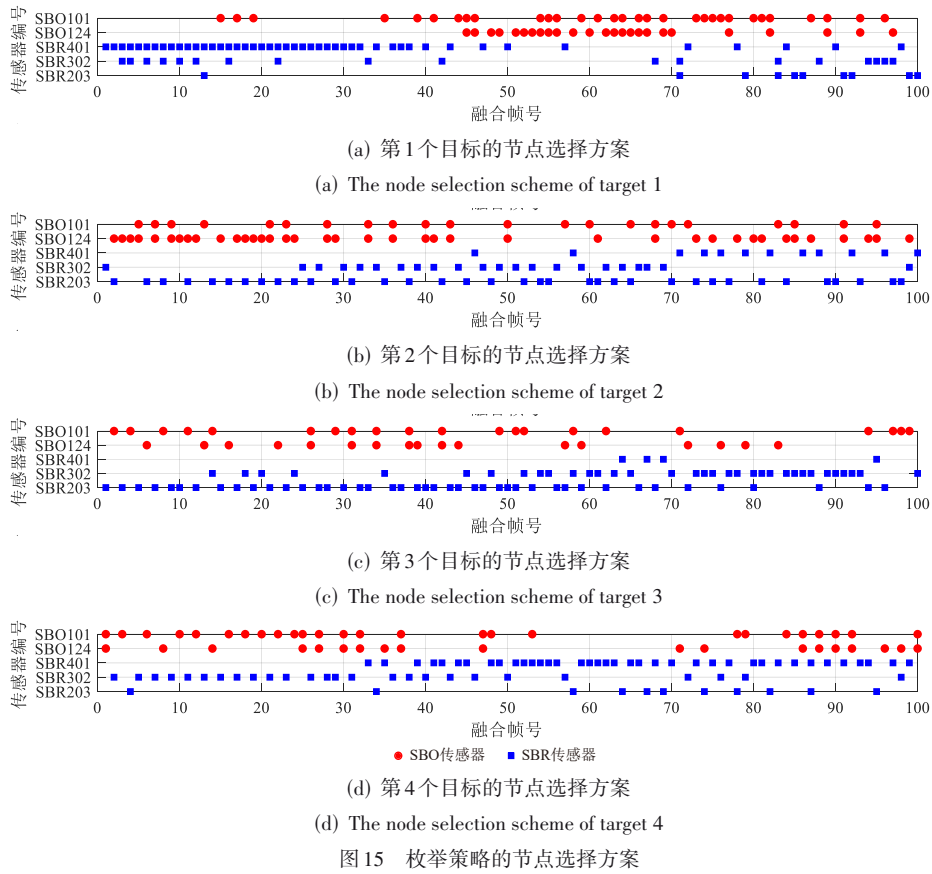


图 15 枚举策略的节点选择方案

Figure 15 The node selection scheme of the enumeration strategy

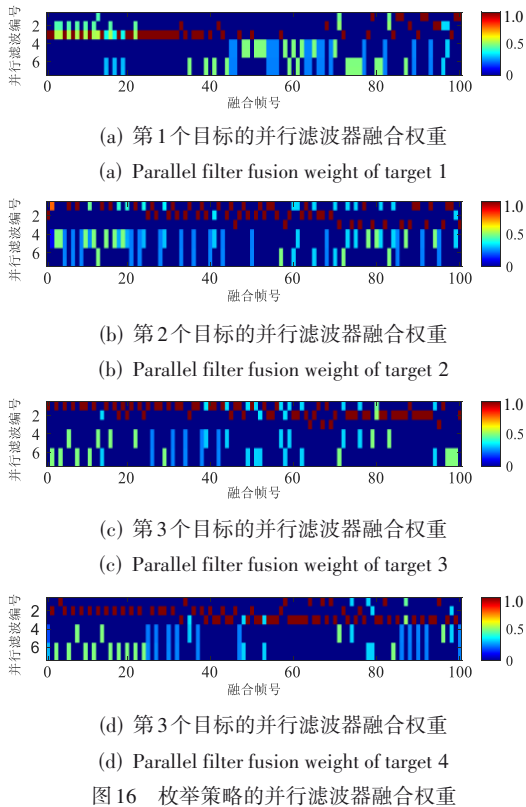


图 16 枚举策略的并行滤波器融合权重

Figure 16 The parallel filter fusion weights of the enumeration strategy

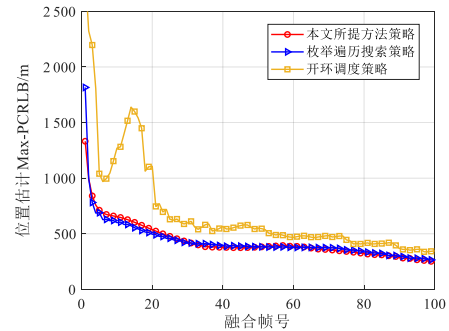


图 17 不同策略的Max-PCRLB变化曲线

Figure 17 Max-PCRLBs under different strategies

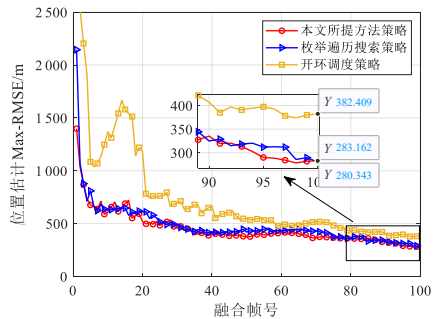


图 18 不同策略的Max-RMSE变化曲线

Figure 18 Max-RMSEs under different strategies

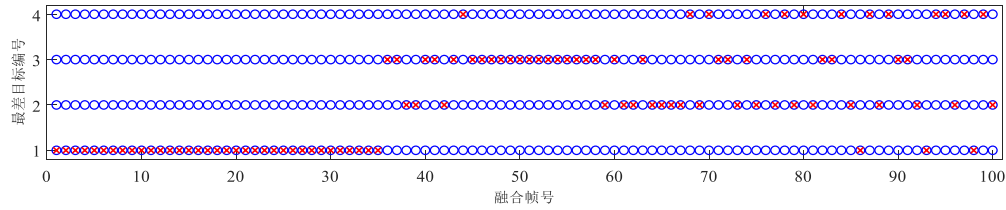


图 19 所提策略逐帧最差跟踪性能目标编号

Figure 19 The frame-by-frame worst tracking performance target number of the proposed strategy

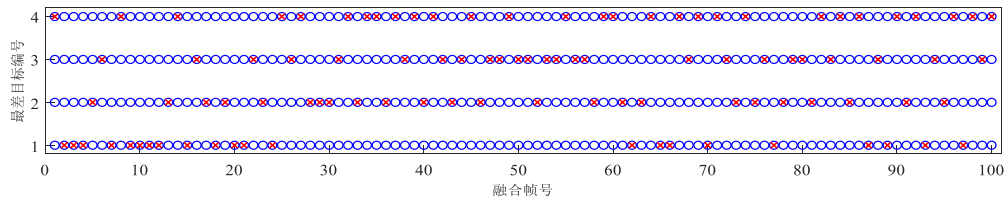


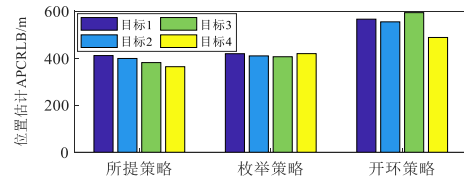
图 20 枚举策略逐帧最差跟踪性能目标编号

Figure 20 The frame-by-frame worst tracking performance target number of the enumeration strategy

同效能。在第 100 帧,开环调度策略下的 Max-RMSE 数值为 382.409 m,而本文所提算法策略与枚举遍历策略下的 Max-RMSE 数值非常接近,分别为 283.162 m 与 280.343 m,本文调度算法相比开环调度策略 Max-RMSE 精度提升约 25.916%。

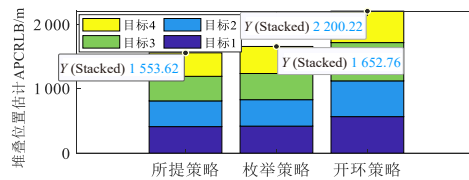
图 21 与图 22 给出了所有算法的各目标 APCRLB 与 ARMSE 对比图,其中图 21(a)和图 22(a)为各目标平均精度,能够反映整个跟踪阶段多目标各自精度情况,而图 21(b)和图 22(b)为所有目标精度的堆叠显示,能够反映监视过程全局累积性能。由图 21(a)可知,由于枚举算法遍历了全部组合情况,多目标各自理论精度在 MinMax 准则下最为接近,本文所提策略次之,而开环调度则各目标精度存在较大区别,对应 ARMSE 也呈现出类似趋势。此外,在实际跟踪过程中,开环调度下 4 个目标的累积 ARMSE 达到 2 340.23 m,所提策略累积 ARMSE 为 1 616.61 m,枚举策略的累积 ARMSE 为 1 743.04 m。同样地,本文所提策略与枚举策略下的累积 ARMSE 数值比较接近,本文调度策略相比开环调度累积 ARMSE 精度提升约 30.940%。

最后,图 23 给出了所提算法的逐帧运行时间用以检验算法实时性,可以看到,在整个跟踪过程中,最小迭代次数为 24 次,最大迭代次数为 48 次。所有跟踪帧的优化求解时间介于 0.058~0.075 s,满足天基场景下跟踪资源分配的实时性要求。对于枚举方法,4 个空间目标中的每个目标均可被 5 个异类传感器进行跟踪,需遍历的次数为 1 024(45)次,该数值远大于本文所提方法的优化迭代次数。而对于随机的开环调度方法而言,虽然无需对异类节点进行优化选取,但其综合跟踪精度最差,无法发挥天基异步异类传感器网络的协同效能。



(a) 各目标平均精度

(a) Average accuracy of each target

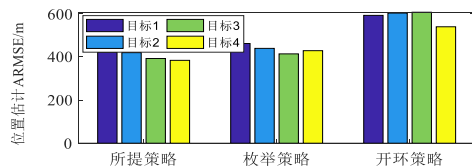


(b) 所有目标精度的堆叠

(b) Overlaid accuracy plots of all targets

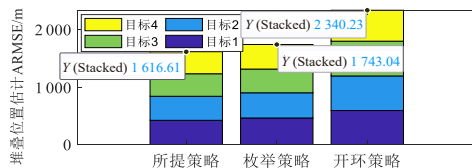
图 21 不同策略的 APCRLB 对比结果

Figure 21 Comparison results of APCRLBs under different strategies



(a) 各目标平均精度

(a) Average accuracy of each target



(b) 所有目标精度的堆叠

(b) Overlaid accuracy plots of all targets

图 22 不同算法的 ARMSE 对比结果

Figure 22 Comparison results of ARMSEs under different strategies

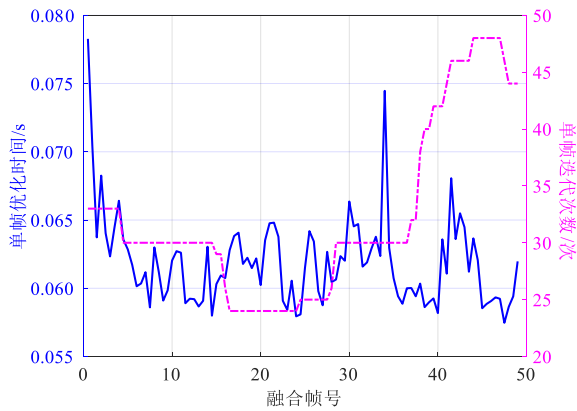


图 23 所提策略迭代次数与运行时间

Figure 23 The number of iterations and running time of the proposed strategy

## 5 结束语

面向 LEO 空间监视中的异质传感器网络多目标协同异步跟踪任务,本文提出一种分布式异步异质传感器并行局部滤波融合方法,并推导了其跟踪性能测度 AHSN-PLFF-PCRLB。在此基础上,综合考虑了观测拓扑构型、SBR 回波 SNR 与 SBO 太阳相位角对两类典型传感器观测误差的影响,以最小化最大 MTT 误差为优化准则,设计了一种 MSGI-HNSS,实现了 AHSN 的节点自适应调度。仿真结果表明,与开环调度算法、枚举算法相比,本文所提算法能够有效降低 AHSN 的 MTT 误差。进一步地,本文算法还可以扩展到局部传感器为非均匀采样的情况,算法适用性较强。此外,单个天基卫星平台可能搭载多个传感器遂行监视任务,调度自由度更高,下一步将围绕面向 LEO 空间目标跟踪的多域资源联合优化问题开展研究。

## 参考文献

- [1] Delande E, Frueh C, Franco J, et al. Novel multi-object filtering approach for space situational awareness[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2018, 41(1): 59-73.
- [2] 刘佳,张恒,何漫,等.美国天基空间监视系统概述与分析[J].*航天电子对抗*, 2019, 35(4): 60-64.  
Liu Jia, Zhang Heng, He Man, et al. Overview and analysis of space-based space surveillance system[J]. *Aerospace Electronic Warfare*, 2019, 35(4): 60-64. (in Chinese)
- [3] Witze A. The quest to conquer Earth's space junk problem[J]. *Nature*, 2018, 561(7721): 24-26.
- [4] 修建娟,张敬艳,董凯.基于动力学模型约束的空间目标精确跟踪算法研究[J].*电子学报*, 2021, 49(4): 781-787.  
Xiu Jianjuan, Zhang Jingyan, Dong Kai. Precise tracking algorithm of space target based on dynamic model[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2021, 49(4): 781-787. (in Chinese)
- [5] 周琳,刁伟峰,王祎.基于可观性分析的高精度空间目标跟踪方法[J].*雷达科学与技术*, 2021, 19(5): 485-490.  
Zhou Lin, Diao Weifeng, Wang Yi. Novel observability-based high precision space target tracking methodology[J]. *Radar Science and Technology*, 2021, 19(5): 485-490. (in Chinese)
- [6] Chang J Y, Fu X, Cheng G J, et al. Low-earth-orbit object detection by spaceborne netted radars[C]//2015 12th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology. Piscataway: IEEE, 2015: 654-658.
- [7] Zheng S Y, Jiang L B, Yang Q W, et al. Adaptive PHD filter with RCS and Doppler feature for space targets tracking via space-based radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(4): 3750-3765.
- [8] Yang Q W, Jiang L B, Zheng S Y, et al. Joint power and bandwidth allocation with RCS fluctuation characteristic for space target tracking[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(16): 3971.
- [9] Jia B, Pham K D, Blasch E, et al. Cooperative space object tracking using space-based optical sensors via consensus-based filters[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(4): 1908-1936.
- [10] Hu Y P, Zhang X T, Chen L. Strategy design and sensor scheduling for optical navigation of low earth orbit satellites[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(23): 9802-9811.
- [11] Zhang H W, Liu W J, Zhang Q, et al. Joint power, bandwidth, and subchannel allocation in a UAV-assisted DFRC network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(9): 11633-11651.
- [12] Zhang H W, Liu W J, Zhang Q, et al. Joint customer assignment, power allocation, and subchannel allocation in a UAV-based joint radar and communication network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(18): 29643-29660.
- [13] Zhang H W, Liu W J, Zhang Z J, et al. Joint target assignment and power allocation in multiple distributed MIMO radar networks[J]. *IEEE Systems Journal*, 2021, 15(1): 694-704.
- [14] Garcia N, Haimovich A M, Coulon M, et al. Resource allocation in MIMO radar with multiple targets for non-coherent localization[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(10): 2656-2666.
- [15] Wu L L, Mishra K V, Bhavani Shankar M R, et al. Resource allocation in heterogeneously-distributed joint ra-

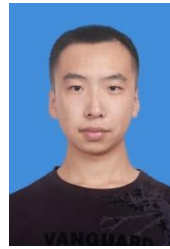
- dar-communications under asynchronous Bayesian tracking framework[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(7): 2026-2042.
- [16] Godrich H, Petropulu A P, Poor H V. Power allocation strategies for target localization in distributed multiple-radar architectures[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(7): 3226-3240.
- [17] Klein I, Bar-Shalom Y. Tracking with asynchronous passive multisensor systems[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(4): 1769-1776.
- [18] Li G C, Yi W, Li S Q, et al. Asynchronous multi-rate multi-sensor fusion based on random finite set[J]. *Signal Processing*, 2019, 160: 113-126.
- [19] 杨琪. 异步多站雷达多目标融合跟踪方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.  
Yang Qi. A Research of multi-target tracking method with asynchronous multi-station radar systems[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2021. (in Chinese)
- [20] Yan J K, Liu H W, Pu W Q, 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.
- [21] Yan J K, Pu W Q, Zhou S H, et al. Optimal resource allocation for asynchronous multiple targets tracking in heterogeneous radar networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 4055-4068.
- [22] 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 optimization of transmit power and dwell time for asynchronous multi-target tracking in heterogeneous multiple radar networks with imperfect detection[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(3): 563-575. (in Chinese)
- [23] Zhang W W, Shi C G, Salous S, et al. Convex optimization-based power allocation strategies for target localization in distributed hybrid non-coherent active-passive radar networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2022, 70: 2476-2488.
- [24] Dai J H, Yan J K, Lv J D, et al. Composed resource optimization for multitarget tracking in active and passive radar network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5119215.
- [25] 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.
- [26] Xie M C, Yi W, Kirubarajan T, et al. Joint node selection and power allocation strategy for multitarget tracking in decentralized radar networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(3): 729-743.
- [27] 王增福, 邵毅, 祁登亮, 等. 一种基于一致性的分布式天基雷达组网空中目标高度估计与定位方法[J]. *雷达学报*, 2023, 12(6): 1249-1262.  
Wang Zengfu, Shao Yi, Qi Dengliang, et al. Consistency-based air target height estimation and location in distributed space-based radar network[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(6): 1249-1262. (in Chinese)
- [28] 王增福, 杨广宇, 金术玲. 考虑综合性能最优的非短视快速天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, Jin Shuling. A non-myopic and fast resource scheduling algorithm for multi-target tracking of space-based radar considering optimal integrated performance[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(1): 253-269. (in Chinese)
- [29] Yang H W, Zhang Y Y, Bai X L, et al. Real-time satellite constellation scheduling for event-triggered cooperative tracking of space objects[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(2): 2169-2182.
- [30] Mallick M, Chang K C, Arulampalam S, et al. Heterogeneous track-to-track fusion in 3-D usingIRST sensor and air MTI radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(6): 3062-3079.

## 作者简介



**杨庆伟** 男,1994年9月出生于山西省晋中市。现为国防科技大学电子科学学院博士研究生。主要研究方向为雷达信号处理、雷达资源调度分配。

E-mail: yangqingwei\_nudt@163.com



**任笑圆** 男,1991年9月出生于山西省太原市。博士,现为国防科技大学电子科学学院讲师。主要研究方向为空间目标监视、图像处理、计算机视觉。

E-mail: renxiaoyuan12@nudt.edu.cn



**蒋李兵** 男,1982年12月出生于江苏省盐城市。博士,现为国防科技大学电子科学学院副教授、硕士生导师。主要研究方向为空间目标监视、雷达目标探测与识别。中国电子学会会员编号:E190024612M。

E-mail: jianglibing@nudt.edu.cn



**王 壮** 男,1973年9月出生于陕西省西安市。博士,现为国防科技大学电子科学学院教授、博士生导师。在国内外发表学术论文40余篇。主要研究方向为雷达信息处理、空间目标监视、自动目标识别。中国电子学会会员编号:E190022743S。

E-mail: zhuang\_wang@sina.com



**郑舒予** 男,1996年3月出生于吉林省吉林市。博士,现为火箭军工程大学智控实验室讲师。主要研究方向为空间目标监视、目标检测与跟踪、自动目标识别。

E-mail: zhengshuyu21@sina.com