

专题: 声通信感知一体化技术

开角范围约束下分布式无源声呐网络 多目标跟踪方法

郑 策^{1,2,3} 王一名^{1,3} 孙思博^{1,2,3†} 乔 钢^{1,2,3,4} 吴罗桢⁵

(1 哈尔滨工程大学 水声技术全国重点实验室 哈尔滨 150001)

(2 工业和信息化部 海洋信息获取与安全工信部重点实验室(哈尔滨工程大学) 哈尔滨 150001)

(3 哈尔滨工程大学 水声工程学院 哈尔滨 150001)

(4 哈尔滨工程大学 三亚南海创新发展基地 三亚 572024)

(5 南安普顿大学 声学振动研究所 英国南安普顿 SO17 1BJ)

2025 年 2 月 17 日收到

2025 年 4 月 28 日定稿

摘要 针对开角约束条件下分布式无源声呐网络的多目标跟踪问题,提出一种基于广义协方差交叉融合的标签多伯努利跟踪方法。通过划分全局开角覆盖范围,将各节点的多目标后验密度分解为重叠区域和非重叠区域部分,并推导出融合后多目标后验密度的解析表达式;进一步改进了基于广义协方差交叉散度的批次匹配方法,无需邻节点开角范围的先验信息,有效解决了节点间批次缺失和不一致问题。仿真实验结果表明,该方法实现了不同开角覆盖范围场景下各个节点目标信息的融合,有效提升了目标跟踪精度和稳定性。SwellEx-96 海试数据处理结果进一步表明,通过约束声呐节点的有效开角范围,可以避免端射方向观测精度下降对融合性能的影响。

关键词 分布式系统, 无源声呐, 多目标跟踪, 广义协方差交叉

PACS: 43.30, 43.60

DOI: 10.12395/0371-0025.2025036

CSTR: 32049.14.11-2065.2025036

Multi-target tracking method using a distributed passive sonar network with sensing coverage constraints

ZHENG Ce^{1,2,3} WANG Yiming^{1,3} SUN Sibob^{1,2,3†} QIAO Gang^{1,2,3,4} WU William Luocheng⁵

(1 National Key Laboratory of Underwater Acoustic Technology, Harbin Engineering University Harbin 150001)

(2 Key Laboratory of Marine Information Acquisition and Security (Harbin Engineering University),
Ministry of Industry and Information Technology Harbin 150001)

(3 College of Underwater Acoustic Engineering, Harbin Engineering University Harbin 150001)

(4 Sanya Nanhai Innovation and Development Base, Harbin Engineering University Sanya 572024)

(5 Institute of Sound and Vibration Research, University of Southampton Southampton, United Kingdom SO17 1BJ)

Received Feb. 17, 2025

Revised Apr. 28, 2025

Abstract This paper proposes a labeled multi-Bernoulli (LMB) tracking method based on generalized covariance intersection (GCI) fusion for multi-target tracking in distributed passive sonar network with sensing coverage constraints. By partitioning sensing coverage sectors between adjacent nodes, the multi-target posterior density is analytically decomposed into overlapping and non-overlapping regions, and a closed-form expression for the fused posterior density is derived. An label matching mechanism leveraging GCI divergence is designed, eliminating the requirement for prior knowledge of nodes' coverage ranges while effectively addressing label inconsistency and missing associations between adjacent nodes. Simulation results demonstrate that the proposed method achieves robust fusion of multi-node target information under different sensing coverage scenarios, with significant improvements in tracking accuracy and trajectory continuity. SwellEx-96 sea trial data further validates that constraining the

† 通讯作者: 孙思博, sunsibo@hrbeu.edu.cn

effective angular coverage of sonar nodes mitigates performance degradation caused by degraded bearing estimation accuracy in end-fire directions.

Keywords Distributed system, Passive sonar, Multi-target tracking, Generalized covariance intersection

引言

分布式无源声呐网络是由多个具有本地感知、计算和通信能力的无源声呐节点构成的隐蔽探测系统。相较于集中式网络, 分布式网络架构不受中心节点处理能力和通信范围限制, 可以通过动态部署实现广域范围覆盖。网络中各个节点仅与相邻节点交互探测信息并进行局部融合处理, 对节点的通信和计算能力要求更低^[1-4]。然而, 在实际应用中, 受阵列配置差异、声场环境以及干扰等因素影响, 各节点的开角覆盖范围难以保证完全一致, 导致单个节点仅能捕获场景中部分目标信息。在此情况, 如何对不同开角范围节点的目标信息进行融合处理, 成为亟待解决的关键问题。

网络共识 (consensus) 是分布式信息融合的关键技术之一, 其核心思想是通过节点间的信息交互, 实现对某些信息 (如目标状态的概率密度) 的平均计算。但是, 节点间交互的信息存在一些共同信息, 若在融合过程中“重复计算”这些共同信息, 会导致对这部分信息的过度信任, 进而造成估计结果无法收敛。针对这一问题, Uhlmann^[5] 提出协方差交叉 (CI) 融合准则, 通过指数加权有效避免了共同信息的重复计算问题, 并在高斯分布假设下证明了其收敛性。Mahler^[6] 将该准则进一步推广至任意分布形式, 提出了广义协方差交叉 (GCI) 融合准则。在有限集理论框架下, Clark 等^[7] 推导了泊松分布、独立同分布簇分布、伯努利分布等典型多目标分布的 GCI 融合密度表达式, 并相继提出 GCI 融合准则下的概率假设密度 (PHD) 滤波器^[8]、集势概率假设密度 (CPHD) 滤波器^[9]、多伯努利 (MB) 滤波器^[10] 和标签多伯努利 (LMB) 滤波器^[11] 等分布式多目标跟踪方法。

针对节点感知范围不一致问题, Gao 等^[12] 提出将节点感知范围以外的目标状态建模为无信息先验, 并构造出全局范围的概率密度函数进行融合处理, 但是该方法仅能估计目标状态, 不能提供批次信息, 无法形成时间上连续的运动轨迹。若引入批次信息, 则需要解决以下两个问题: (1) 感知范围以外目标的批次信息缺失; (2) 各个节点目标的批次信息不一致。针对批次缺失问题, Shen 等^[13] 通过扩展批次空间构建了感知范围以外目标的批次, 鉴于本地节点

缺少这些目标的状态信息, 因此将缺失的目标状态信息建模为均匀分布, 同时存在概率也设置为较小值。然而, 这种处理方式将导致融合后目标的存在概率被低估。针对批次不一致问题, Li 等^[11,14] 将 GCI 散度作为不同节点间目标批次的匹配准则, 该准则不仅考虑了目标状态分布, 还考虑了目标存在的概率。但是, 当某一节点估计的目标存在概率较小时, GCI 散度对状态分布的差异极不敏感, 导致匹配结果几乎不受目标状态差异的影响, 极大地降低批次匹配的可靠性。针对该问题, Gao 等^[15,16] 引入 Jensen-Shannon 散度作为匹配准则, 但是该准则只考虑了两个目标的状态分布, 不考虑目标存在的概率, 在某些条件下仍会导致错误匹配。Nguyen 等^[17] 提出轨迹一致性融合策略, 但是该方法仅对当前帧结果进行融合, 融合结果不进入下一次迭代, 难以提升整体的跟踪性能。

针对开角约束下分布式无源声呐网络的多目标跟踪问题, 本文提出一种基于 GCI 融合的标签多伯努利跟踪方法。通过划分节点间的开角重叠区域和非重叠区域, 推导了 GCI 融合准则下多目标后验密度的解析表达式, 并改进了基于 GCI 散度的批次匹配方法, 解决了节点间批次信息缺失和批次不一致问题。通过仿真和 SwellEx-96 海上试验验证了算法的有效性。

1 数学模型

1.1 分布式无源声呐网络

考虑由空间分散部署的无源声呐节点构成的探测网络, 各节点独立完成目标检测、方位估计、目标跟踪等信号处理过程, 并将跟踪结果通过水声通信传递给相邻节点, 通过融合处理获得局部最优/次优的目标跟踪结果, 整体结构如图 1 所示。利用有向图模型描述网络结构, 写作 $G = (S, \mathcal{A})$, 其中, $S = \{1, 2, \dots, S\}$ 表示所有无源声呐节点的集合, $\mathcal{A} \subseteq S \times S$ 代表节点间通信链路的集合, 元素 $(a, b) \in \mathcal{A}$ 代表节点 j 能够接收节点 i 的信息。 $S^a \triangleq \{b \in S | (a, b) \in \mathcal{A}\}$ 表示节点 i 所有相邻节点的集合。

1.2 多目标状态空间模型

k 时刻目标状态由二维笛卡尔坐标系下的位置

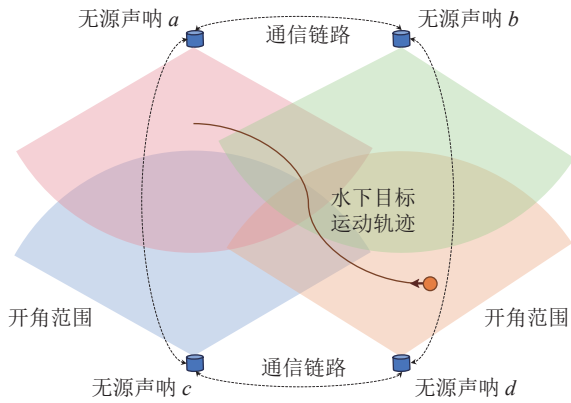


图1 分布式无源声呐网络示意图

和速度表征:

$$\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]^T \in \mathbb{X}, \quad (1)$$

式中, \mathbb{X} 表示状态空间, x_k, \dot{x}_k 表示目标在 x 轴的位置和速度, y_k, \dot{y}_k 表示目标在 y 轴的位置和速度。

假设所有目标均做匀速直线运动, 状态转移方程为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{Q}_k \mathbf{v}_k, \quad (2)$$

式中, 状态转移矩阵 \mathbf{F}_k 和噪声矩阵 \mathbf{Q}_k 分别定义为

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} \frac{\Delta T^3}{3} & \frac{\Delta T^2}{2} & 0 & 0 \\ \frac{\Delta T^2}{2} & \Delta T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\Delta T^3}{3} & \frac{\Delta T^2}{2} \\ 0 & 0 & \frac{\Delta T^2}{2} & \Delta T \end{bmatrix},$$

其中, $\Delta T = t_{k+1} - t_k$ 表示相邻时刻的时间间隔, \mathbf{v}_k 为服从零均值高斯分布的加速度噪声, 写作 $\mathbf{v}_k \sim \mathcal{N}(0, \sigma_v^2)$, σ_v^2 表示加速度噪声方差。

假如第 a 个无源声呐节点在 k 时刻检测到目标的人射信号, 并将入射信号的方位估计结果 $\theta_k^a \in \mathbb{Z}$ 作为观测值, 观测方程为

$$\theta_k^a = \arctan\left(\frac{y_k - y^a}{x_k - x^a}\right) + w_k^a, \quad (4)$$

式中, i 表示观测空间, (x^a, y^a) 表示节点位置, w_k^a 为服从零均值高斯分布的观测噪声, 写作 $w_k^a \sim \mathcal{N}(0, \sigma_w^2)$ 。

由于目标可能进入或者离开无源声呐节点的开角覆盖范围, 因此目标数量可能发生变化。同时, 由于检测过程存在漏检、虚警等情况, 观测的数量也存在随机性。综上, k 时刻多目标状态和多目标观测均

表示为有限集合的形式, 分别为

$$\mathcal{X}_k = \{(\mathbf{x}_{k,1}, l_1), \dots, (\mathbf{x}_{k,n_k}, l_{n_k})\} \subset \mathbb{X} \times \mathbb{L}, \quad (5)$$

$$\mathcal{Z}_k^a = \{\theta_{k,1}^a, \dots, \theta_{k,m_k}^a\} \subset \mathbb{Z}, \quad (6)$$

式中, n_k 表示目标数量, m_k 表示观测数量。 (\mathbf{x}_k, l) 表示为每个目标状态绑定批次信息 l , \mathbb{L} 表示批次空间, 每个目标的批次均具有唯一性, 即 $l_i \neq l_j, \forall i \neq j$ 。此外, 由于批次不随时间变化, 因此批次 l 没有表示时刻索引 k 的下角标。多目标状态 $\mathcal{X}_k \subset \mathbb{X} \times \mathbb{L}$ 定义为状态和批次组合空间 $\mathbb{X} \times \mathbb{L}$ 中的一个有限子集。

1.3 分布式无源声呐网络多目标跟踪

分布式无源声呐网络的多目标跟踪主要包含以下三步: (1) 本地节点多目标跟踪; (2) 与相邻节点进行信息交互; (3) 局部信息融合。总体流程如图2所示。

1.3.1 本地节点多目标跟踪

在贝叶斯理论框架下, 通过递归传递多目标概率密度实现多目标跟踪, 其中, 多目标概率密度 $p_k^a(\mathcal{X}_k | \mathcal{Z}_{1:k}^a)$ 包含了所有目标的状态信息, $\mathcal{Z}_{1:k}^a$ 表示 1 至 k 时刻节点 a 的所有观测。本地多目标跟踪包含预测和更新步骤, 表达式为

$$p_{k|k-1}^a(\mathcal{X}_k | \mathcal{Z}_{1:k-1}^a) = \int f_{k|k-1}(\mathcal{X}_k | \mathcal{X}_{k-1}) p_{k-1}^a(\mathcal{X}_{k-1} | \mathcal{Z}_{1:k-1}^a) \delta \mathcal{X}_{k-1}, \quad (7)$$

$$p_k^a(\mathcal{X}_k | \mathcal{Z}_{1:k}^a) = \frac{g_k^a(\mathcal{Z}_k^a | \mathcal{X}_k) p_{k|k-1}^a(\mathcal{X}_k | \mathcal{Z}_{1:k-1}^a)}{\int g_k^a(\mathcal{Z}_k^a | \mathcal{X}_k) p_{k|k-1}^a(\mathcal{X}_k | \mathcal{Z}_{1:k-1}^a) \delta \mathcal{X}_k}, \quad (8)$$

式中, $p_{k-1}^a(\mathcal{X}_{k-1} | \mathcal{Z}_{1:k-1}^a)$ 表示先验多目标概率密度, $f_{k|k-1}(\mathcal{X}_k | \mathcal{X}_{k-1})$ 表示多目标马尔科夫转移密度, 是目标状态转移、目标新生与消亡等过程的数学描述, $p_{k|k-1}^a(\mathcal{X}_k | \mathcal{Z}_{1:k-1}^a)$ 表示预测多目标概率密度, $g_k^a(\mathcal{Z}_k^a | \mathcal{X}_k)$ 表示多目标似然函数, 是目标生成观测、漏检和虚警等过程的数学描述, $p_k^a(\mathcal{X}_k | \mathcal{Z}_{1:k}^a)$ 表示后验多目标概率密度, $\int \cdot \delta \mathcal{X}$ 表示集合空间的积分运算。

由于集合空间的积分运算包含高维积分, 不存在解析解表达式, 本文使用标签多伯努利分布 (LMB) 近似多目标密度^[18,19], LMB 由多个独立的伯努利分布组成, 每个伯努利分布表征单目标状态, 写作 $\mathcal{X}_k = \mathcal{X}_{k,1} \cup \mathcal{X}_{k,2} \cup \dots \cup \mathcal{X}_{k,m_k}$ 。第 i 个目标 $\mathcal{X}_{k,i}$ 的伯努利分布定义为

$$p_k^a(\mathcal{X}_{k,i} | \mathcal{Z}_{1:k}^a) = \begin{cases} 1 - r_k^a(l_i), & \mathcal{X}_{k,i} = \emptyset, \\ r_k^a(l_i) \cdot p_k^a(\mathbf{x}_{k,i}, l_i), & \mathcal{X}_{k,i} = \{(\mathbf{x}_{k,i}, l_i)\}, \end{cases} \quad (9)$$

式中, $r_k^a(l_i)$ 表示目标 l_i 存在的概率, $p_k^a(\mathbf{x}_{k,i}, l_i)$ 目标 l_i 状态的概率密度, 积分满足 $\int p(\mathbf{x}, l) d\mathbf{x} = 1$ 。伯努利分布分为两种情况, $\mathcal{X}_{k,i} = \emptyset$ 表示集合为空集, 说明目标

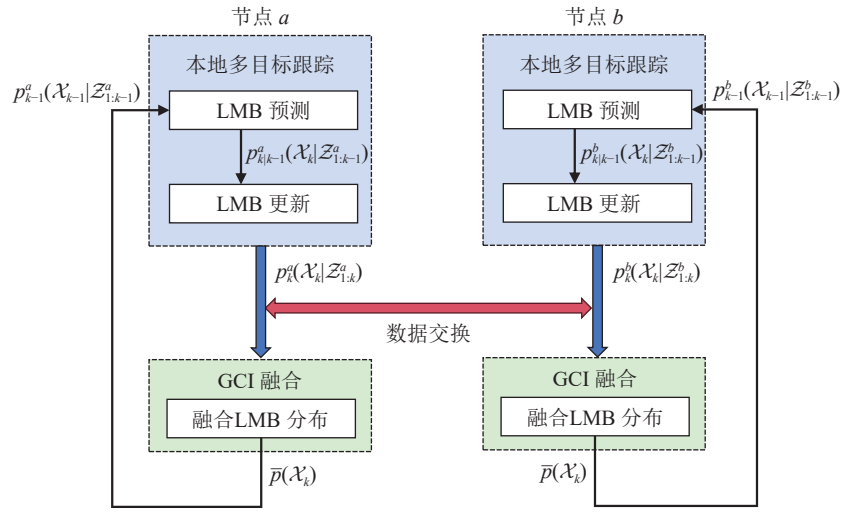


图2 分布式无源声呐网络多目标跟踪流程图

l_i 不存在, 概率等于 $1 - r_k^a(l_i)$, $\mathcal{X}_{k,i} = \{(\mathbf{x}_{k,i}, l_i)\}$ 表示集合中有单个元素 $(\mathbf{x}_{k,i}, l_i)$, 说明目标 l_i 存在且状态为 $\mathbf{x}_{k,i}$ 。

根据上述定义, 给定 k 时刻节点 a 的标签空间 \mathbb{L}_k^a , 多目标概率密度可以用 LMB 参数集完整表示:

$$p_k^a(\mathcal{X}_k | \mathcal{Z}_{1:k}^a) = \{(r_k^a(l), p_k^a(\mathbf{x}_k, l))\}_{l \in \mathbb{L}_k^a}. \quad (10)$$

通过如下的预测和更新步骤递归传递 LMB 参数集可以实现多目标跟踪。

1) 预测步骤

假定 $k+1$ 时刻新生目标模型仍服从 LMB 分布:

$$p_{k+1,B}^a(\mathcal{X}_k) = \{(r_{k+1,B}^a(l), p_{k+1,B}^a(\mathbf{x}_{k+1}, l))\}_{l \in \mathbb{B}_{k+1}^a}, \quad (11)$$

式中, $r_{k+1,B}^a(l)$ 表示该新生目标存在的概率, $p_{k+1,B}^a(\mathbf{x}_{k+1}, l)$ 表示对应的状态密度, 这两个参数通常假设先验已知或者利用当前时刻观测集 \mathcal{Z}_k^a 获得, 本文假设先验已知。

可以证明, 预测多目标概率密度仍服从 LMB 分布, 写作

$$p_{k+1|k}^a(\mathcal{X}_{k+1} | \mathcal{Z}_{1:k}^a) = \{(r_{k+1|k,S}^a(l), p_{k+1|k,S}^a(\mathbf{x}_{k+1}, l))\}_{l \in \mathbb{L}_k^a \cup \mathbb{B}_{k+1}^a}, \quad (12)$$

式中

$$r_{k+1|k,S}^a(l) = r_k^a(l)P_S, \quad (13)$$

$$p_{k+1|k,S}^a(\mathbf{x}_{k+1}, l) = \int f(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k, l) p_k^a(\mathbf{x}_k, l) d\mathbf{x}_k, \quad (14)$$

式中, P_S 表示目标存活概率, $f(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k, l)$ 对应式 (2) 的状态转移函数。 $k+1$ 时刻节点 a 的标签空间 \mathbb{L}_{k+1}^a 是存活目标和新生目标标签空间的并集, 写作 $\mathbb{L}_{k+1}^a = \mathbb{L}_k^a \cup \mathbb{B}_{k+1}^a$ 。

2) 更新步骤

给定 $k+1$ 时刻观测集 \mathcal{Z}_{k+1}^a , 后验多目标概率密度近似服从 LMB 分布 $p_{k+1}^a(\mathcal{X}_{k+1} | \mathcal{Z}_{1:k+1}^a) = \{(r_{k+1}^a(l),$

$p_{k+1}^a(\mathbf{x}_{k+1}, l)\}_{l \in \mathbb{L}_{k+1}^a}$, 其中, 目标存在的概率和状态密度分别为

$$r_{k+1}^a(l) = \sum_{(\mathcal{I}, \theta) \in \mathcal{F}(\mathbb{L}_{k+1}^a) \times \Theta} w_{k+1}^{(\mathcal{I}, \theta)}(\mathcal{Z}_{k+1}^a) 1_{\mathcal{I}}(l), \quad (15)$$

$$p_{k+1}^a(\mathbf{x}_{k+1}, l) = \frac{1}{r_{k+1}^a(l)} \sum_{(\mathcal{I}, \theta) \in \mathcal{F}(\mathbb{L}_{k+1}^a) \times \Theta} w_{k+1}^{(\mathcal{I}, \theta)}(\mathcal{Z}_{k+1}^a) 1_{\mathcal{I}}(l) p_{k+1}^{a,(\theta)}(\mathbf{x}_{k+1}, l), \quad (16)$$

$$w_{k+1}^{(\mathcal{I}, \theta)}(\mathcal{Z}_{k+1}^a) \propto w_{k+1|k}(\mathcal{I}) \prod_{l \in \mathcal{I}} p_{k+1|k}^a(\mathbf{x}_{k+1}, l) \psi_{\mathcal{Z}}(\mathbf{x}_{k+1}, l; \theta) d\mathbf{x}_{k+1}, \quad (17)$$

$$p_{k+1}^{a,(\theta)}(\mathbf{x}_{k+1}, l) = \frac{p_{k+1|k}^a(\mathbf{x}_{k+1}, l) \psi_{\mathcal{Z}}(\mathbf{x}_{k+1}, l; \theta)}{\int p_{k+1|k}^a(\mathbf{x}_{k+1}, l) \psi_{\mathcal{Z}}(\mathbf{x}_{k+1}, l; \theta) d\mathbf{x}_{k+1}}, \quad (18)$$

$$\psi_{\mathcal{Z}}(\mathbf{x}_{k+1}, l; \theta) = \begin{cases} \frac{P_D(\mathbf{x}_{k+1}, l) g(z_{\theta(l)} | \mathbf{x}_{k+1}, l)}{\kappa(z_{\theta(l)})}, & \theta(l) > 0, \\ 1 - P_D(\mathbf{x}_{k+1}, l), & \theta(l) = 0, \end{cases} \quad (19)$$

式中, θ 表示标签集与观测集的一一映射关系 $\mathcal{I} \rightarrow \{0, 1, \dots, |\mathcal{Z}_{k+1}^a|\}$, $\theta(l) = i$ 表示目标 l 关联观测 z_i , $\theta(l) = 0$ 表示目标 l 未关联任何观测, 即出现漏检。 $P_D(\mathbf{x}_{k+1}, l)$ 表示检测概率, $g(z_{\theta(l)} | \mathbf{x}_{k+1}, l)$ 表示单目标似然函数, $\kappa(z_{\theta(l)})$ 表示虚警密度。具体实现流程可参考文献 [19]。

1.3.2 广义协方差交叉融合

本地节点与相邻节点进行信息交互, 获得后验多目标概率密度信息, 再执行局部融合处理。为避免共同信息的重复计算问题, 采用广义协方差交叉融合 (GCI) 方法。以节点 i 和 b 为例, 给定后验多目标概率密度 $p^a(\mathcal{X}) \triangleq p_k^a(\mathcal{X}_k | \mathcal{Z}_{1:k}^a)$ 和 $p^b(\mathcal{X}) \triangleq p_k^b(\mathcal{X}_k | \mathcal{Z}_{1:k}^b)$, 融合权重为 ω^a 和 ω^b , 满足 $\omega^a + \omega^b = 1$, GCI 融合后的

多目标概率密度表达式为

$$\bar{p}(\mathcal{X}) = \frac{p^a(\mathcal{X})^{\omega^a} p^b(\mathcal{X})^{\omega^b}}{\int p^a(\mathcal{X})^{\omega^a} p^b(\mathcal{X})^{\omega^b} \delta \mathcal{X}}. \quad (20)$$

假设节点 a 和 b 的后验多目标概率密度均服从 LMB 分布, 融合后的多目标概率密度仍可写作 LMB 分布的形式:

$$\bar{p}(\mathcal{X}) = \{\bar{r}(l), \bar{p}(\mathbf{x}, l)\}_{l \in \mathbb{L}}, \quad (21)$$

式中, 融合后目标存在的概率和目标状态的概率密度函数表达式为

$$\bar{r}(l) = \frac{\int [r^a(l)p^a(\mathbf{x}, l)]^{\omega^a} [r^b(l)p^b(\mathbf{x}, l)]^{\omega^b} d\mathbf{x}}{[1-r^a(l)]^{\omega^a} [1-r^b(l)]^{\omega^b} + \int [r^a(l)p^a(\mathbf{x}, l)]^{\omega^a} [r^b(l)p^b(\mathbf{x}, l)]^{\omega^b} d\mathbf{x}}, \quad (22)$$

$$\bar{p}(\mathbf{x}, l) = \frac{[p^a(\mathbf{x}, l)]^{\omega^a} [p^b(\mathbf{x}, l)]^{\omega^b}}{\int [p^a(\mathbf{x}, l)]^{\omega^a} [p^b(\mathbf{x}, l)]^{\omega^b} d\mathbf{x}}. \quad (23)$$

在广义协方差交叉融合中, 融合权重 ω^a 和 ω^b 可以通过最小化代价函数来确定, 代价函数可设置为 Fréchet 函数、KL 散度或者 Rényi 收敛等^[20,21], 但最小化计算非常复杂, 很难实时求解。另一种思路是利用先验知识设置权重, 例如依据节点的探测能力, 探测能力越强则对应的融合权重越大, 也可以利用信息量来设置融合权重^[22]。本文主要研究开角范围约束下的融合方法, 不讨论融合权重的优化问题。

2 开角约束下广义协方差交叉融合方法

2.1 开角约束下 GCI 准则融合策略

以节点 a 和 b 为例, \mathcal{V}^a 表示节点 a 的开角范围, \mathcal{V}^b 表示节点 b 的开角范围。 $\mathcal{V} \subset \mathbb{X}$ 表示开角范围是状态空间的一个有限子集, $\bar{\mathcal{V}} = \mathbb{X} \setminus \mathcal{V}$ 表示该开角范围在状态空间内的补集, $\mathcal{V}^c = \mathcal{V}^a \cap \mathcal{V}^b$ 则表示节点 a 和 b 的共同开角范围。图 3 展示了两个节点的开角范围划分示意图。

2.1.1 开角约束下 GCI 融合问题

将多目标后验概率密度分解为开角范围以内和开角范围以外两部分:

$$p^a(\mathcal{X}) = p_{\text{IN}}^a(\mathcal{X} \cap \mathcal{V}^a) p_{\text{OUT}}^a(\mathcal{X} \cap \bar{\mathcal{V}}^a | \mathcal{X} \cap \mathcal{V}^a), \quad (24)$$

$$p^b(\mathcal{X}) = p_{\text{IN}}^b(\mathcal{X} \cap \mathcal{V}^b) p_{\text{OUT}}^b(\mathcal{X} \cap \bar{\mathcal{V}}^b | \mathcal{X} \cap \mathcal{V}^b), \quad (25)$$

式中, $p_{\text{IN}}^a(\cdot)$ 和 $p_{\text{IN}}^b(\cdot)$ 表示开角范围内的多目标概率密度, $p_{\text{OUT}}^a(\cdot)$ 和 $p_{\text{OUT}}^b(\cdot)$ 表示开角范围外的多目标概率密度。

依据式 (20), GCI 融合后的多目标概率密度写作

$$\begin{aligned} \bar{p}(\mathcal{X}) &\propto p^a(\mathcal{X})^{\omega^a} p^b(\mathcal{X})^{\omega^b} = \\ &p_{\text{IN}}^a(\mathcal{X} \cap \mathcal{V}^a)^{\omega^a} p_{\text{OUT}}^a(\mathcal{X} \cap \bar{\mathcal{V}}^a | \mathcal{X} \cap \mathcal{V}^a)^{\omega^a} \times \\ &p_{\text{IN}}^b(\mathcal{X} \cap \mathcal{V}^b)^{\omega^b} p_{\text{OUT}}^b(\mathcal{X} \cap \bar{\mathcal{V}}^b | \mathcal{X} \cap \mathcal{V}^b)^{\omega^b}. \end{aligned} \quad (26)$$

由于本地节点对于开角覆盖范围以外的目标没有任何感知能力, 一旦错误构建 $p_{\text{OUT}}^a(\cdot)$ 和 $p_{\text{OUT}}^b(\cdot)$, 将导致 GCI 融合结果严重失真。

假设开角覆盖范围以外目标存活概率趋近于 0, 即 $P_S(\mathbf{x}) \rightarrow 0, \forall \mathbf{x} \in \bar{\mathcal{V}}^a \cup \bar{\mathcal{V}}^b$, 即开角覆盖范围以外的目标不会存活。在此条件下, 只有开角范围重叠区域内 $\mathcal{X} \cap \mathcal{V}^c$ 的目标能够被有效融合, 而位于非重叠区域 $\mathcal{X} \cap \bar{\mathcal{V}}^c$ 的目标, 由于存活概率趋近于 0, 会使得融合后目标存在的概率下降, 甚至导致目标漏检。

假设开角覆盖范围以外目标存活概率趋近于 1, 即 $P_S(\mathbf{x}) \rightarrow 1, \forall \mathbf{x} \in \bar{\mathcal{V}}^a \cup \bar{\mathcal{V}}^b$, 即开角覆盖范围以外的目标始终存活。然而, 本地节点无法检测到开角覆盖范围以外的目标, 即 $P_D(\mathbf{x}) = 0, \forall \mathbf{x} \in \bar{\mathcal{V}}^a \cup \bar{\mathcal{V}}^b$, 无法获取有效的观测数据, 无法执行观测更新。此时, 目标状态估计完全依赖于预测模型, 随着时间推移, 误差不断累积, 最终导致估计结果偏离真实目标轨迹。

2.1.2 开角范围划分方法

针对以上问题, 本文对开角范围进行重新划分, 将多目标概率密度分解为共同开角范围以内和共同开角范围以外两部分:

$$p^a(\mathcal{X}) = p_C^a(\mathcal{X} \cap \mathcal{V}^c) p_{\text{NC}}^a(\mathcal{X} \cap (\mathcal{V}^a \setminus \mathcal{V}^c) | \mathcal{X} \cap \mathcal{V}^c), \quad (27)$$

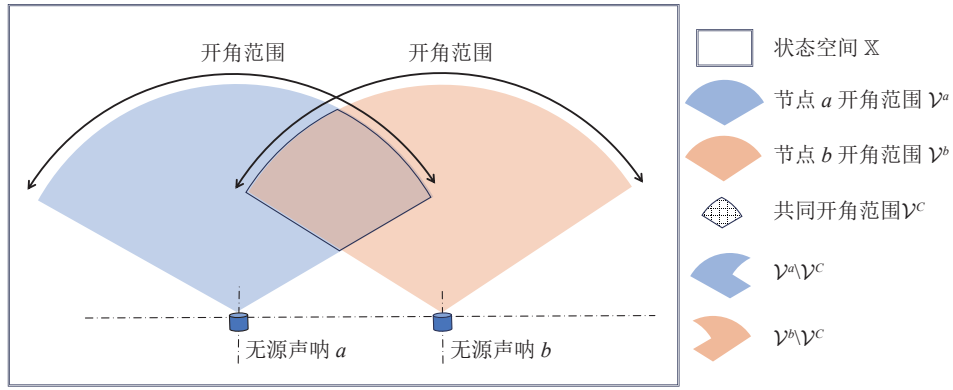
$$p^b(\mathcal{X}) = p_C^b(\mathcal{X} \cap \mathcal{V}^c) p_{\text{NC}}^b(\mathcal{X} \cap (\mathcal{V}^b \setminus \mathcal{V}^c) | \mathcal{X} \cap \mathcal{V}^c), \quad (28)$$

式中, $p_C^a(\cdot)$ 和 $p_C^b(\cdot)$ 表示节点 a 和 b 共同开角范围内 \mathcal{V}^c 的多目标概率密度, $p_{\text{NC}}^a(\cdot)$ 和 $p_{\text{NC}}^b(\cdot)$ 表示节点 a 和 b 共同开角范围以外的多目标概率密度。

GCI 融合准则的核心在于避免共同信息重复计算。对于分解后的多目标概率密度, 仅当目标位于共同开角范围内时, 其对应的多目标概率密度才包含共同信息, 因此需执行 GCI 融合; 而对于共同开角范围之外的目标, 由于仅能被单个节点观测到, 不存在共同信息, 则直接保留其原有的概率密度。依据该准则, GCI 融合后的多目标概率密度可重新写作

$$\begin{aligned} \bar{p}(\mathcal{X}) &= \underbrace{p_C^a(\mathcal{X} \cap \mathcal{V}^c)^{\omega^a} p_C^b(\mathcal{X} \cap \mathcal{V}^c)^{\omega^b}}_{\text{共同开角范围内 } \mathcal{V}^c} \times \\ &\underbrace{p_{\text{NC}}^a(\mathcal{X} \cap (\mathcal{V}^a \setminus \mathcal{V}^c) | \mathcal{X} \cap \mathcal{V}^c)^{\omega^a}}_{\text{共同开角范围外 } \mathcal{V}^a \setminus \mathcal{V}^c} \times \\ &\underbrace{p_{\text{NC}}^b(\mathcal{X} \cap (\mathcal{V}^b \setminus \mathcal{V}^c) | \mathcal{X} \cap \mathcal{V}^c)^{\omega^b}}_{\text{共同开角范围外 } \mathcal{V}^b \setminus \mathcal{V}^c}. \end{aligned} \quad (29)$$

在实际应用中, 本地节点的开角范围 \mathcal{V}^a 通常是

图3 无源声呐节点*i*和*b*开角范围划分示意图

已知的,而相邻节点的开角范围 \mathcal{V}^b 往往是未知的。针对这一问题,本文引入一种基于GCI散度的批次匹配方法:若目标成功匹配,则判定其处于共同开角范围内;未能建立匹配关系的目标,则判定为处于共同开角范围之外。

2.2 基于GCI散度的批次匹配方法

执行式(20)中GCI融合的前提是节点间的目标批次保持一致性,即同一目标在不同节点间具有相同的批次标识,才能逐批次对其状态进行GCI融合。然而在实际应用中,若同一时刻出现多个目标,其批次建立顺序难以保证完全一致,同时,目标可能离开节点的开角范围,一旦其批次被删除,还会导致其批次丢失。

令 $\tau: \mathbb{L}^a \rightarrow \mathbb{L}^b$ 表示节点*a*的标签空间 \mathbb{L}^a 到节点*b*的标签空间 \mathbb{L}^b 的匹配映射方式, $\mathcal{T}(\mathbb{L}^a, \mathbb{L}^b)$ 表示所有匹配映射方式构成的有限集合, $\tau(l_1^a, \dots, l_n^a)$ 表示节点*a*标签集在标签空间 \mathbb{L}^b 的映射。图4展示了两个节点目标批次匹配方式的实例,匹配方式为 $\tau(\{l_1^a, l_2^a\}) = \{\emptyset, l_1^b\}$ 时,批次为 l_1^a 的目标在 \mathbb{L}^b 中无匹配的目标,批次为 l_2^a 的目标与批次为 l_1^b 的目标匹配,此外,批次为 l_2^b 的目标在 \mathbb{L}^a 中无匹配的目标。

在某些优化准则下,枚举所有可能的匹配方式,使两个后验密度之间距离最小的匹配方式即为最优批次匹配方式。本文采用GCI散度作为两个后验密度之间距离的衡量准则。此时,最优批次匹配问题可表述为如下的最优化问题:

$$\tau^* = \arg \min_{\tau \in \mathcal{T}(\mathbb{L}^a, \mathbb{L}^b)} D_{\text{GCI}}(p^a(\mathcal{X})^{\omega^a}, p^b(\mathcal{X}|\tau)^{\omega^b}), \quad (30)$$

式中,GCI散度的定义为^[14]

$$D_{\text{GCI}}(p^a(\mathcal{X})^{\omega^a}, p^b(\mathcal{X}|\tau)^{\omega^b}) = -\ln \sum_{\mathbf{L} \subset \mathbb{L}^a} \int p^a(\{(x_1, l_1^a), \dots, (x_n, l_n^a)\})^{\omega^a} \times p^b(\{(x_1, \tau(l_1^a)), \dots, (x_n, \tau(l_n^a))\})^{\omega^b} d(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n). \quad (31)$$

假设多目标概率密度均服从LMB分布,写作 $p^a(\mathcal{X}) = \{(r^a(l), p^a(\mathbf{x}, l))\}_{l \in \mathbb{L}^a}$ 和 $p^b(\mathcal{X}) = \{(r^b(l), p^b(\mathbf{x}, l))\}_{l \in \mathbb{L}^b}$,代入式(31),可得

$$D_{\text{GCI}}(p^a(\mathcal{X})^{\omega^a}, p^b(\mathcal{X}|\tau)^{\omega^b}) = -\ln \sum_{i=1}^n \left[(1 - r^a(l_i^a))^{\omega^a} (1 - r^b(\tau(l_i^a)))^{\omega^b} + r^a(l_i^a)^{\omega^a} r^b(\tau(l_i^a))^{\omega^b} \int p^a(\mathbf{x}, l_i^a)^{\omega^a} p^b(\mathbf{x}, \tau(l_i^a))^{\omega^b} d\mathbf{x} \right], \quad (32)$$

式中,积分项与两个目标状态的概率密度函数有关,写作

$$\eta(l_i^a, \tau(l_i^a)) = \int p^a(\mathbf{x}, l_i^a)^{\omega^a} p^b(\mathbf{x}, \tau(l_i^a))^{\omega^b} d\mathbf{x}. \quad (33)$$

当满足 $p^a(\mathbf{x}, l_i^a) = p^b(\mathbf{x}, \tau(l_i^a))$,可以得到 $\eta(l_i^a, \tau(l_i^a)) = 1$ 。

使用GCI散度作为优化准则时,会遇到以下问题:

(1) 批次空间维度不一致问题。由于节点*a*和节点*b*的开角范围存在差异,其对应批次空间的元素数量可能不相等(即 $|\mathbb{L}^a| \neq |\mathbb{L}^b|$),导致目标批次并非一一对应的关系。典型场景下,若批次为 l_i^a 的目标不在两个节点的共同开角覆盖范围内,则该目标不应与 \mathbb{L}^b 中的任何目标建立匹配关系;

(2) 低存在概率目标敏感性问题。GCI散度的计算本质上受到目标存在概率 $r^a(\cdot)$ 和 $r^b(\cdot)$ 的影响。当某一节点的目标存在概率趋近于零时, $r^a(\cdot) \approx 0$ 或者 $r^b(\cdot) \approx 0$,式(32)的分量满足

$$r^a(l_i^a)^{\omega^a} r^b(\tau(l_i^a))^{\omega^b} \int p^a(\mathbf{x}, l_i^a)^{\omega^a} p^b(\mathbf{x}, \tau(l_i^a))^{\omega^b} d\mathbf{x} \approx 0, \quad (34)$$

式中,积分项 $\eta(l_i^a, \tau(l_i^a))$ 对GCI散度的贡献被完全抑制。即使两个目标状态的概率密度函数 $p^a(\mathbf{x}, l_i^a)$ 与 $p^b(\mathbf{x}, \tau(l_i^a))$ 在空间分布上差异显著(如位置相距较远),也可能因为其存在概率过低,而导致积分项趋近于零 $\eta(l_i^a, \tau(l_i^a)) \approx 0$,进而被错误判断为匹配目标。

针对上述问题,本文认为当两个目标状态的距离测度 $\eta(l_i^a, \tau(l_i^a))$ 小于某一设定的门限值,则表示两

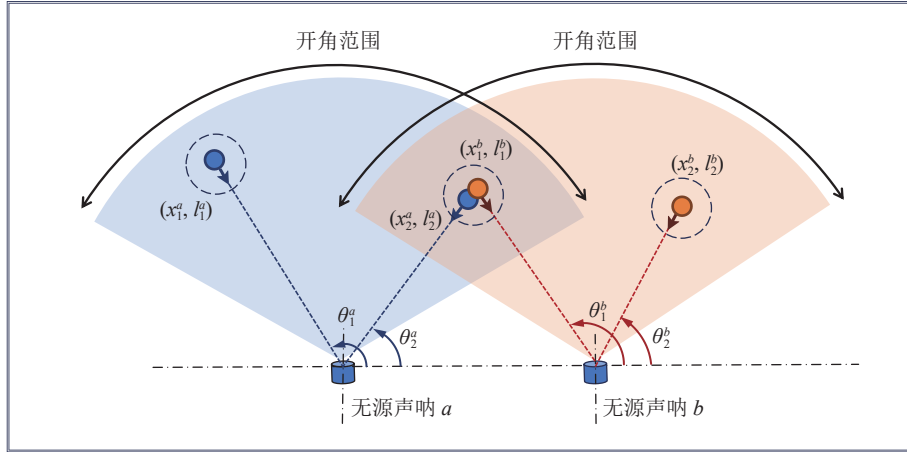


图4 两个节点目标批次匹配方式实例

者在空间分布上存在显著差异, 对应的匹配对 $(l_i^a, \tau(l_i^a))$ 应视为错误匹配方式, 即满足

$$\eta(l_i^a, \tau(l_i^a)) = \int p^a(\mathbf{x}, l_i^a)^{\omega^a} p^b(\mathbf{x}, \tau(l_i^a))^{\omega^b} d\mathbf{x} < \kappa, \quad (35)$$

式中, κ 为一个预设的较小正数, 作为判断阈值。

根据式 (30) 的定义, 最优批次匹配问题可转化为最小化问题。给定节点 a 和 b 的标签空间, 空间中元素的数量分别为 $|\mathbb{L}^a| = n$ 和 $|\mathbb{L}^b| = n'$, 构造一个 $n \times n'$ 维的代价矩阵 \mathbf{C} :

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_{11} & \cdots & c_{1n'} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n1} & \cdots & c_{nn'} \end{bmatrix}, \quad (36)$$

其中, 矩阵中第 i 行第 j 列的元素为

$$c_{ij} = \begin{cases} D_{\text{GCI}}(p^a(\{(x_i, l_i^a)\})^{\omega^a}, p^b(\{(x_j, l_j^b)\})^{\omega^b}), & \eta(l_i^a, l_j^b) \geq \kappa, \\ c_{\text{MAX}}, & \eta(l_i^a, l_j^b) < \kappa. \end{cases} \quad (37)$$

当积分项 $\eta(l_i^a, l_j^b)$ 大于等于门限 κ 时, 匹配代价为两个节点对应单目标状态之间的 GCI 散度; 反之, 当积分项小于门限 κ 时, 则认为该匹配为错误匹配, 并将其匹配代价赋为预设的上限值 c_{MAX} 。

构造一个 $n \times n'$ 维的匹配矩阵 \mathbf{S} :

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{11} & \cdots & s_{1n'} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{n1} & \cdots & s_{nn'} \end{bmatrix}, \quad (38)$$

矩阵中的元素由 0 和 1 构成, 第 i 行第 j 列的元素为

$$s_{ij} = \begin{cases} 1, & \tau(l_i^a) = l_j^b, \\ 0, & \tau(l_i^a) \neq l_j^b. \end{cases} \quad (39)$$

当第 i 行第 j 列的元素为 1 时, 说明节点 a 批次为 l_i^a 的目标成功匹配节点 b 批次为 l_j^b 的目标; 当第 i 行第 j 列的元素为 0 时, 说明两者无匹配关系。

综上, 两个多目标概率密度之间的 GCI 散度为

$$D_{\text{GCI}}(p^a(\mathcal{X})^{\omega^a}, p^b(\mathcal{X}|\tau)^{\omega^b}) = \sum_{l_i^a \in \mathbb{L}^a} \sum_{l_j^b \in \mathbb{L}^b} s_{ij} c_{ij} = \text{trace}(\mathbf{S}^T \mathbf{C}), \quad (40)$$

求解式 (30) 的最优化问题等价于寻找匹配代价最小的分配矩阵 \mathbf{S} , 这可通过匈牙利算法^[23,24]实现。

2.3 算法实现流程

基于 GCI 融合的多目标跟踪方法实现流程如表 1 所示, 主要分为以下几步:

第一步: 各节点执行独立的标签多伯努利跟踪, 预测 LMB 分布 $p_{k|k-1}^a(\mathcal{X})$, 并利用本地方位观测集 \mathcal{Z}_k^a , 更新得到后验 LMB 密度 $p_k^a(\mathcal{X})$ 。

第二步: 与邻节点进行数据交换, 得到邻节点的后验 LMB 密度 $p_k^b(\mathcal{X})$, $b \in \mathcal{S}^a$ 。

第三步: 本地节点依次与各邻节点执行 GCI 融合。

首先, 基于 GCI 散度构建代价矩阵 \mathbf{C} , 采用匈牙利算法求解最优匹配方式 τ^* , 并同步更新节点 a 与节点 b 的匹配历史库 $\mathcal{T}_{1:k}^{(a,b)}$ 。

然后, 根据匹配结果, 将融合后的多目标状态分为三类进行处理: 1) 对于已匹配的目标对 $(l_i^a, \tau^*(l_i^a))$, 认为位于共同开角范围以内, 即 $(\mathbf{x}, l_i^a) \in \mathcal{V}^c$ 且 $(\mathbf{x}, \tau^*(l_i^a)) \in \mathcal{V}^c$, 按式 (22) 和式 (23) 计算 GCI 融合后的 LMB 密度 $\bar{p}(\mathbf{x}, l_i^a)$; 2) 对于批次为 l_i^a 的目标在 \mathbb{L}^b 中无匹配的目标, 即 $\tau^*(l_i^a) = \emptyset$, 认为目标 l_i^a 位于节点 a 独有开角范围内 $(\mathbf{x}, l_i^a) \in \mathcal{V}^a \setminus \mathcal{V}^c$, 不进行 GCI 融合, 直接保留其 LMB 密度, 写作 $\bar{p}(\mathbf{x}, l_i^a) = p_k^a(\mathbf{x}, l_i^a)$; 3) 对于批次为 l_j^b 的目标在 \mathbb{L}^a 中无匹配的目标, 认为目标 l_j^b 位于节点 b 独有开角范围内 $(\mathbf{x}, l_j^b) \in \mathcal{V}^b \setminus \mathcal{V}^c$, 不进行 GCI 融合, 直接保留其 LMB 密度。由此带来的问题是, 如何在节点 a 中定义目标 l_j^b 的批次, 解决办法是依据 1: k 时刻的匹配历史 $\mathcal{T}_{1:k}^{(a,b)}$, 若存在匹配记录 $(l^a, l_j^b) \in \mathcal{T}_{1:k}^{(a,b)}$, 则继承原有批次标识, 若无

表 1 开角范围约束下 GCI 融合多目标跟踪方法实现流程

输入: 先验LMB密度 $p_{k-1}^a(\mathcal{X})$; 本地方位观测集 \mathcal{Z}_k^a ; 匹配历史库 $\{\mathcal{T}_{1:k-1}^{(a,b)}\}$; $b \in \mathcal{S}^a$

输出: 融合后验LMB密度 $\bar{p}(\mathcal{X})$; 匹配历史库 $\{\mathcal{T}_{1:k}^{(a,b)}\}$; $b \in \mathcal{S}^a$

一、执行本地标签多伯努利滤波:

1. 计算预测LMB密度: $p_{k|k-1}^a(\mathcal{X}) = p_{k|k-1,S}^a(\mathcal{X}_S) p_{k|k-1,B}^a(\mathcal{X}_B)$;
2. 利用本地方位观测集 \mathcal{Z}_k^a , 计算后验LMB分布: $p_k^a(\mathcal{X}) = \{r^a(l), p^a(\mathbf{x}, l)\}_{l \in \mathbb{L}^a}$ 。

二、与邻节点进行数据交换:

3. for $b \in \mathcal{S}^a$
4. $p_k^b(\mathcal{X}) = \{r^b(l), p^b(\mathbf{x}, l)\}_{l \in \mathbb{L}^b}$
5. end for

三、本地节点依次与邻节点执行GCI融合:

6. for $b \in \mathcal{S}^a$
7. for $l_i^a \in \mathbb{L}^a$
8. for $l_j^b \in \mathbb{L}^b$
9. 按式(37)计算匹配代价 c_{ij}
10. end for
11. end for
12. 利用匈牙利算法求解最优匹配方式 $\tau^* = \arg \min_{\tau \in \mathcal{T}(\mathbb{L}^a, \mathbb{L}^b)} \text{trace}(S^T C)$
13. 更新与节点 b 的匹配历史库 $\mathcal{T}_{1:k}^{(a,b)} = \mathcal{T}_{1:k-1}^{(a,b)} \cup \tau^*$
14. for $l_i^a \in \mathbb{L}^a$
15. if $\tau^*(l_i^a) = l_j^b$
16. 按式(22)一式(23)计算 $p_k^a(\mathbf{x}, l_i^a)$ 和 $p_k^b(\mathbf{x}, l_j^b)$ 融合后的LMB密度 $\bar{p}(\mathbf{x}, l_i^a)$;
17. elseif $\tau^*(l_i^a) = \emptyset$
18. 保留原LMB密度 $\bar{p}(\mathbf{x}, l_i^a) = p_k^a(\mathbf{x}, l_i^a)$;
19. end if
20. end for
21. for $l_j^b \in \mathbb{L}^b - \tau^*(\mathbb{L}^a)$
22. if $(l^a, l_j^b) \in \mathcal{T}_{1:k}^{(a,b)}$
23. 将目标批次定义为 l^a ;
24. elseif $(l^a, l_j^b) \notin \mathcal{T}_{1:k}^{(a,b)}$
25. 为该目标分配新批次 l^a , 即令 $\tau^*(l^a) = l_j^b$, 并更新匹配历史库 $\mathcal{T}_{1:k}^{(a,b)} = \mathcal{T}_{1:k-1}^{(a,b)} \cup \tau^*$;
26. endif
27. 保留对应的LMB密度 $\bar{p}(\mathbf{x}, l^a) = p_k^a(\mathbf{x}, \tau^*(l_j^b))$;
28. end for
29. 得到当前节点融合后的LMB密度 $\bar{p}(\mathcal{X})$, 以及匹配历史库 $\mathcal{T}_{1:k}^{(a,b)}$;
30. 将融合后的LMB密度作为下一次循环的先验分布 $p_k^a(\mathcal{X}) = \bar{p}(\mathcal{X})$;
31. end for

匹配记录, 则为该目标动态分配一个新的批次 l^a , 并更新匹配历史库 $\mathcal{T}_{1:k}^{(a,b)}$, 从而保证节点 a 与节点 b 之间批次标识的一致性。

最后, 输出融合后的 LMB 密度参数集 $\bar{p}(\mathcal{X}) = \{\bar{r}(l), \bar{p}(\mathbf{x}, l)\}_{l \in \mathbb{L}}$ 以及匹配历史库 $\{\mathcal{T}_{1:k}^{(a,b)}\}$; $b \in \mathcal{S}^a$, 并将融合后的 LMB 密度作为下一次循环的先验分布, 即 $p_k^a(\mathcal{X}) = \bar{p}(\mathcal{X})$ 。

2.4 通信量分析

在与邻节点进行数据交换时, 所传递的标签多伯努利密度可表示为 $p_k^b(\mathcal{X}) = \{r^b(l), p^b(\mathbf{x}, l)\}_{l \in \mathbb{L}^b}$ 。其中, 每个伯努利分量包含目标存在的概率 $r^b(l)$ 和目标状态的概率密度函数 $p^b(\mathbf{x}, l)$ 。假设目标状态服从高斯分布, 则其概率密度函数可由均值和协方差矩阵唯一确定。此时, 传输 $n_{\text{LMB}} = \lfloor \mathbb{L}^b \rfloor$ 个伯努利分量所需的数据量为

$$D = c \cdot n_{\text{LMB}} \left[1 + d_x + (d_x + d_x^2)/2 \right], \quad (41)$$

式中, d_x 表示状态维度 (依据式 (1) 可知状态维度为 $d_x = 4$)。公式中括号内三项分别表示, 1 个标量表示目标存在概率, d_x 个标量表示状态均值, $(d_x + d_x^2)/2$ 个标量表示状态协方差矩阵。由于该协方差矩阵为对角矩阵, 实际仅需传输 $(d_x + d_x^2)/2$ 个标量。参数 c 表示量化因子, 表征实际传输中单个标量所占的字节数, 例如若采样单精度浮点数, 则 $c = 32$ bit, 此时所需的总数据量为 $D = 480n_{\text{LMB}}$ bit。一般来说, 伯努利分量的数量与开角范围内的目标数量成正比, 目标数量越多, 需传输的数据量也越大。

3 仿真实验结果

3.1 3 个无源声呐节点场景

仿真场景中 共有 3 个无源声呐节点, 节点之间

的间距为 4 km, 以 x 轴正方向为 0° 方向, 声呐开角范围均设置为 $\mathcal{V} = (30^\circ, 150^\circ]$, 所有声呐均具备探测、方位估计和目标跟踪的能力, 而且可以与相邻阵列直接通信, 节点 1 可以与节点 2 通信, 节点 2 可以与节点 1 和 3 通信, 节点 3 可以与节点 2 通信, 如图 5 所示。仿真场景中 4 个目标在不同时刻不同位置出现, 假设目标均做匀速直线运动, 其初始状态、运动参数以及出现和消失时刻见表 2, 共计 100 帧数据, 相邻帧的时间间隔为 $T = 5$ s, 观测总时长为 500 s。

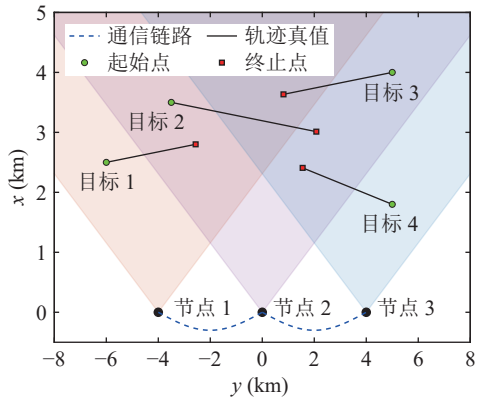


图 5 3 个无源声呐节点与目标轨迹真值

表 2 目标初始坐标、运动参数、出现与消失时刻

目标	初始坐标 (m)	航向 ($^\circ$)	速度 (m/s)	出现时刻	消失时刻
1	[-6000, 2500]	5	10	第1秒	第350秒
2	[-3500, 3500]	-5	16	第50秒	第400秒
3	[2000, 4000]	-175	12	第100秒	第450秒
4	[5000, 1800]	170	10	第150秒	第500秒

每个节点的观测值为目标入射方位角, 考虑到存在漏检和虚警, 将开角范围内的检测概率设为 $P_D = 0.9$, 虚警出现的范围均在开角范围内, 并采用泊松随机有限集进行建模, 每帧平均虚警数量为 $\lambda_C = 3$ 。加速度噪声标准差设置为 $\sigma_a = 0.05$ m/s², 观测噪声标准差设置为 $\sigma_w = 1^\circ$ 。新生目标采用标签多伯努利随机有限集进行建模, 即 $p_B(X) = \{(r_B(l), p_B(x, l))\}_{l \in \mathcal{L}_B}$, 目标新生概率设为 $r_B(l) = 0.005$, 新生目标状态 $p_B(x, l)$ 服从高斯分布 $\mathcal{N}(x; m, P)$, 均值 m 设为表 2 的目标初始状态, 方差 P 设为对角矩阵 $\text{diag}(300 \text{ m}^2, 1 \text{ m}^2/\text{s}^2, 300 \text{ m}^2, 1 \text{ m}^2/\text{s}^2)$ 。目标存活概率设为 $P_S = 0.99$ 。GCI 融合中的匹配门限设置为 $\kappa = 0.01$, 批次匹配代价的截断值设置为 $c_{\text{MAX}} = 10$ 。

图 6 展示了各个节点目标方位真值与方位角观测值。图中, 不同颜色的曲线表示目标方位真值, 黑色的 \times 表示方位观测值。观测值中既包含目标生成

的观测值, 也包含虚警, 且所有观测值均位于声呐开角范围内。

图 7(a)—图 7(c) 分别展示了在不执行融合条件下各节点的目标跟踪结果与轨迹真值, 从图中可以看出, 各个节点仅能跟踪在开角范围内出现的目标, 而丢失开角范围以外的目标信息。图 7(a) 中节点 1

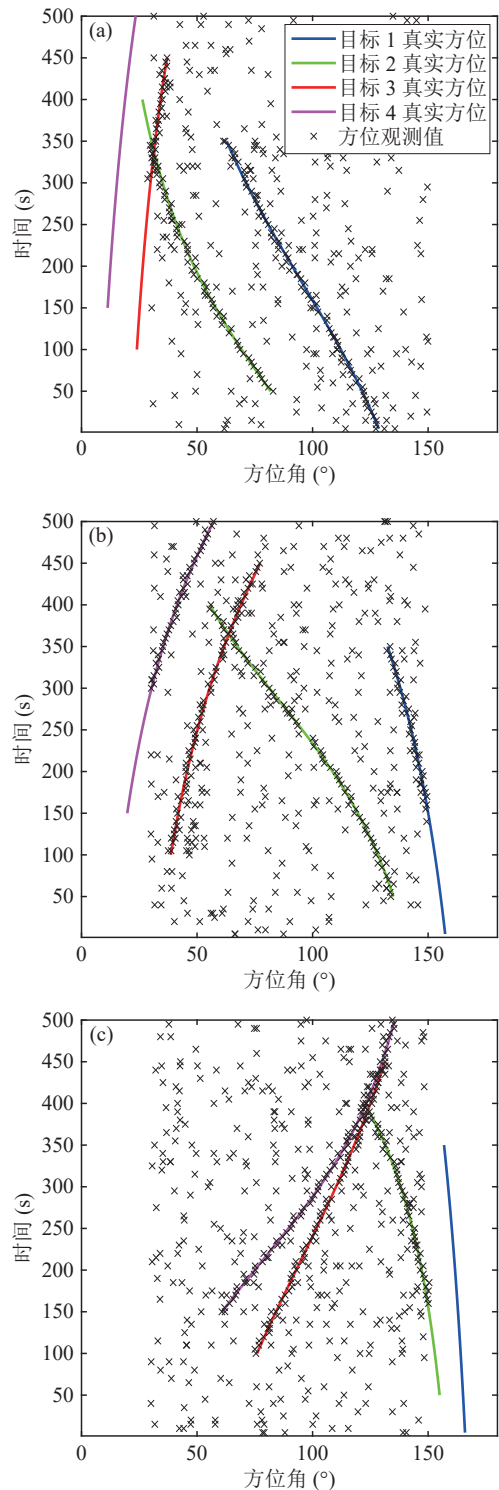


图 6 目标方位真值与方位观测值 (a) 节点 1; (b) 节点 2; (c) 节点 3

对目标 2 的跟踪结果出现偏离, 原因是其关联到其他目标生成的方位观测值; 图 7(b) 中节点 2 显示了 4 个目标的运动轨迹, 其中目标 3 和目标 4 运动至节点 2 的开角范围内, 由于节点 2 的新生目标模型假设目标初始位置仅可能出现在 $[-3500 \text{ m}, 3500 \text{ m}]$ 和 $[2000 \text{ m}, 4000 \text{ m}]$ 附近, 因此节点 2 将目标 3 判定为出现在 $[-3500 \text{ m}, 3500 \text{ m}]$ 附近, 目标 4 判定为出现在 $[2000 \text{ m}, 4000 \text{ m}]$ 附近, 导致其估计的运动轨迹与真值之间出现较大偏离。

图 7(d)—图 7(f) 分别展示了在执行 GCI 融合后各节点的目标跟踪结果与轨迹真值。从图 7(d) 可以看出, 节点 1 通过与节点 2 交换目标信息, 能够估计出节点 1 和节点 2 声呐开角范围内所有目标的运动轨迹; 图 7(e) 显示, 节点 2 通过与节点 1 和节点 3 交换目标信息, 并将融合结果应用于下一帧的递归计算, 在递归过程中, 通过准确关联融合结果与本地的方位观测值, 节点 2 估计的目标运动轨迹始终紧密围绕真值附近, 表现出较高的估计精度和跟踪稳定性; 图 7(f) 显示, 节点 3 通过与节点 2 交换目标信息, 能够估计出节点 2 和节点 3 声呐开角范围内所有目

标的运动轨迹。

图 7(g)—图 7(i) 分别展示了轨迹一致 OSPA 准则 (简称 TC-OSPA)^[17] 融合后, 各个节点的目标跟踪结果与轨迹真值的对比。这里未选用经典的批次匹配 GCI 方法作为对比, 原因是文献 [17] 已经通过仿真验证了 TC-OSPA 的融合性能优于经典的批次匹配 GCI 算法。从图中可以看到, TC-OSPA 融合后出现了冗余轨迹和轨迹偏离现象, 原因是其融合机制仅对每帧的估计结果进行融合, 且融合结果不参与下一帧的递归计算, 即当前帧的融合结果不会影响后续帧的融合, 导致其融合性能有限, OSPA 误差显著增大。

为了评估本文所提分布式融合算法的跟踪性能, 采用最优子模式分配误差 (OSPA)^[25] 作为评价准则, 其中, 阶数设置为 2, 截断误差设置为 500 m。图 8 是 100 次蒙特卡罗仿真各节点在不执行融合和执行 GCI 融合条件下的平均 OSPA 误差结果, OSPA 误差在 50 s, 100 s, 150 s, 350 s, 400 s, 450 s 等时突然增大, 原因是算法对目标数的变化 (目标出现或者消失) 需要一定的响应时间, 随后逐渐收敛到正常误差水

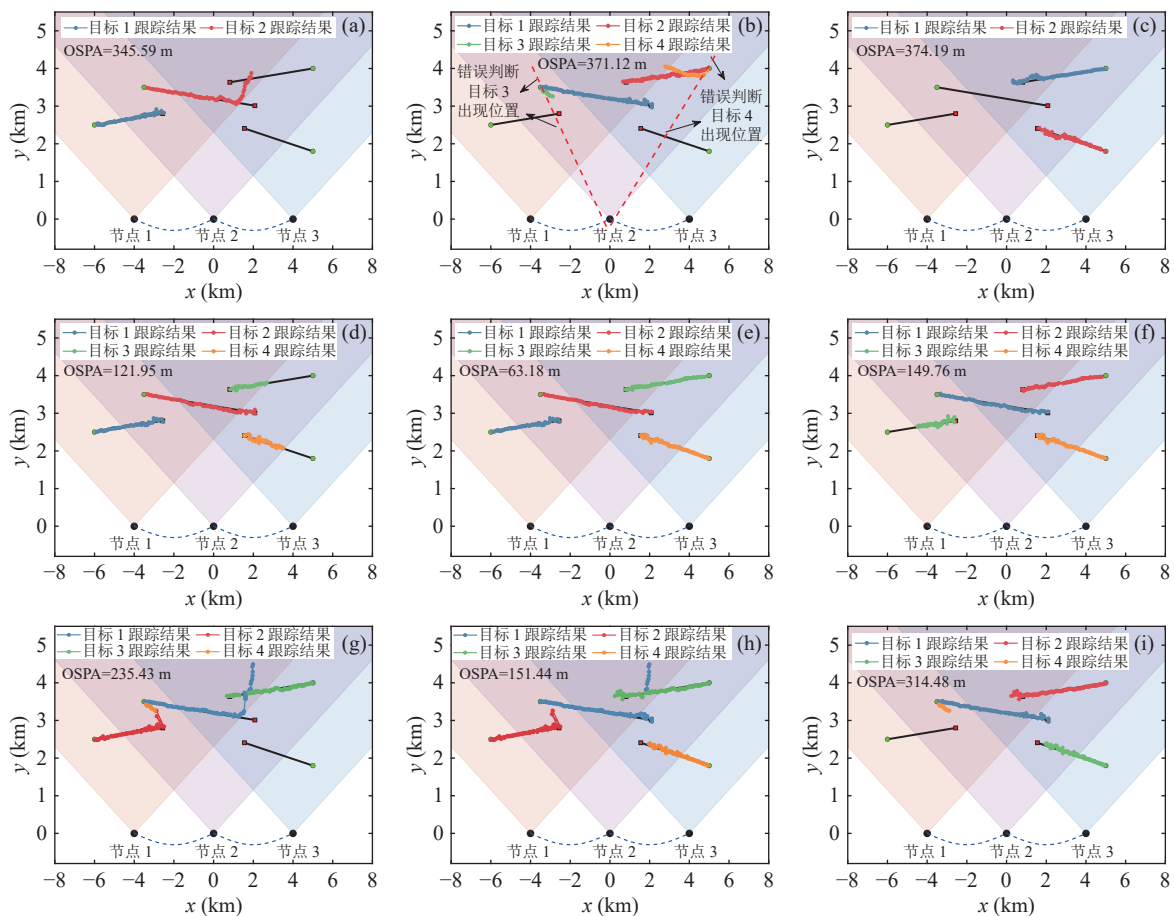


图 7 单次仿真各节点的目标跟踪结果与轨迹真值 (a) 节点 1 不执行融合; (b) 节点 2 不执行融合; (c) 节点 3 不执行融合; (d) 节点 1 GCI 融合; (e) 节点 2 GCI 融合; (f) 节点 3 GCI 融合; (g) 节点 1 TC-OSPA 融合; (h) 节点 2 TC-OSPA 融合; (i) 节点 3 TC-OSPA 融合

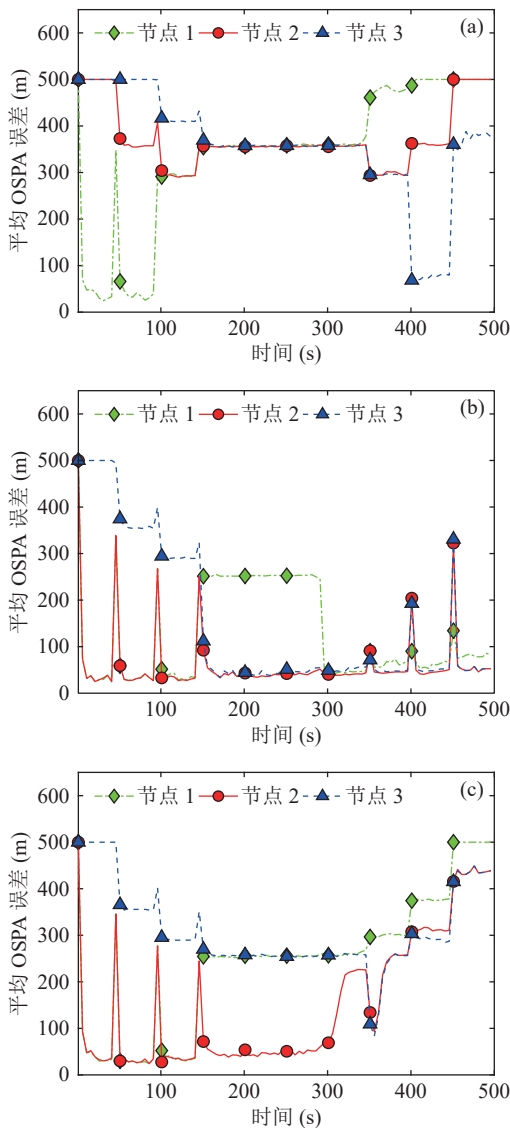


图 8 蒙特卡罗仿真各节点平均 OSPA 误差结果 (a) 不执行融合; (b) GCI 融合; (c) TC-OSPA 融合

平。总体而言,执行 GCI 融合后,各节点的 OSPA 误差显著降低。具体来看,节点 1 在 150~300 s 时间段内 OSPA 误差较高,原因是目标 4 位于节点 1 和节点 2 的声呐开角范围之外,导致目标 4 的信息丢失;节点 2 由于融合了节点 1 和节点 3 的目标信息,其在各个时刻的平均 OSPA 误差均维持在较低水平;节点 3 在 0~150 s 时间段内 OSPA 误差较高,原因是目标 1 位于节点 2 和节点 3 的声呐开角范围之外,导致目标 1 的信息丢失。

图 9 展示了 100 次蒙特卡罗仿真下,各节点在不执行融合与执行 GCI 融合条件下的平均目标数估计结果。从图中可以看出,执行 GCI 融合后,各节点对目标数的估计准确性显著提高。与图 7 的结果一致,节点 1 和节点 3 在特定时间段内因目标信息丢失,导致目标数估计出现偏差,而节点 2 通过融合多

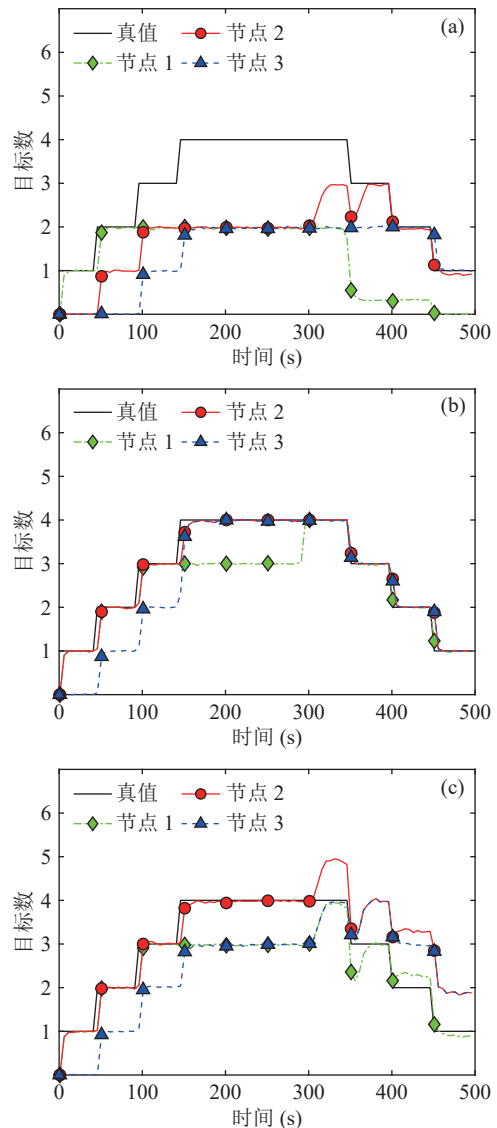


图 9 蒙特卡罗仿真各节点平均目标数估计结果 (a) 不执行融合; (b) GCI 融合; (c) TC-OSPA 融合

节点信息,能够更准确地估计目标数。总体而言,所提 GCI 融合方法有效提升了目标跟踪和目标数估计的性能。

为评估不同 GCI 匹配门限对算法性能的影响,图 10 展示了不同匹配门限下,第 50 秒节点 1 和节点 2 融合前后的结果。融合前,两个节点均成功跟踪到目标 2,分别标记为批次 l_3 和 l_1^1 ,根据式 (35),利用其均值 $m(l_3)$, $m(l_1^1)$ 和方差 $P(l_3)$, $P(l_1^1)$,可以计算出两者的 GCI 散度为 $\eta(l_3, l_1^1) = 0.999$ 。图 10(b) 展示了匹配门限设置为 $\kappa = 1$ 时的融合结果,图中黑色三角形表示目标 2 的真实位置。此时,GCI 散度小于门限 κ ,因此在融合过程中批次为 l_3 和 l_1^1 的跟踪结果均予以保留。节点 1 补充了批次为 l_1^1 目标的跟踪结果,并为其分配新批次 l_4^1 ,节点 2 补充了批次为 l_3 目标的跟踪结果,并为其分配新批次 l_2^2 ,融合结果如图 10(b)

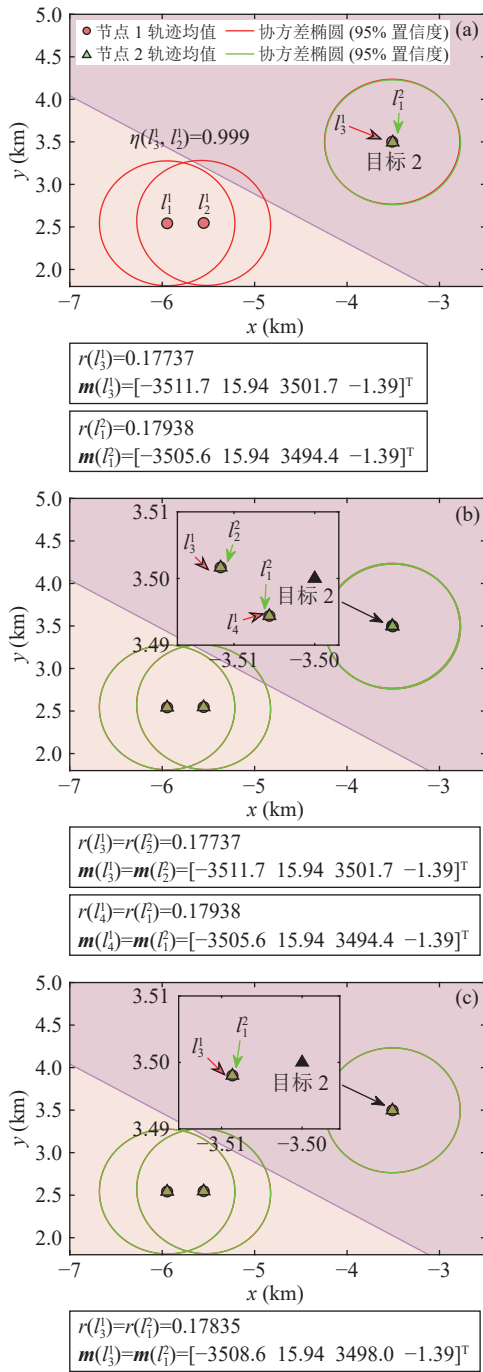


图 10 不同匹配门限下第 50 秒融合前后结果对比图 (a) 融合前; (b) 融合后 ($\kappa = 1$); (c) 融合后 ($\kappa = 0.01$)

所示。融合后, 批次为 l_3 和 l_4 的目标存在概率 $r(l_3) = r(l_4)$, 均值 $m(l_3) = m(l_4)$, 方差 $P(l_3) = P(l_4)$ 均保持一致, 同理, 批次 l_1 和 l_2 的目标存在的概率 $r(l_1) = r(l_2)$, 均值 $m(l_1) = m(l_2)$, 方差 $P(l_1) = P(l_2)$ 也保持一致。图 10(c) 展示了匹配门限设置为 $\kappa = 0.01$ 的融合结果。此时, GCI 散度大于门限 κ , 因此对批次 l_3 和 l_4 的跟踪结果进行了 GCI 融合。融合后, 两者的目标存在概率 $r(l_3) = r(l_4)$, 均值 $m(l_3) = m(l_4)$, 方差 $P(l_3) = P(l_4)$ 仍保持一致。此外, 由于批次 l_1 和 l_2 对应

的目标轨迹位于节点 2 的探测开角范围以外, 因此, 融合过程中节点 2 保留了这两个目标的跟踪结果。

图 11 展示了在不同匹配门限下各个节点的平均 OSPA 误差结果, 在 50 s 和 100 s 新目标出现时, 匹配门限为 $\kappa = 1$ 相比 $\kappa = 0.01$ 略有上升, 原因是两个节点对同一个新生目标的跟踪结果未能正确匹配并执行 GCI 融合, 这也导致对目标数的判断存在波动。图 12 展示了在不同匹配门限下各个节点的目标数估计结果。由于融合后仍保留了两个节点对该新生目标的跟踪结果, 因此, 随着递归的进行, 不同门限设置下的 OSPA 误差和目标数估计误差逐渐收敛并保持一致。

表 3 对比了 100 次蒙特卡罗仿真下, 所提方法与对比方法的平均 OSPA 误差和平均融合时间。其中, 平均 OSPA 误差是指各个时刻 OSPA 误差的平均值。结果表明, 对比方法的融合时间较短, 但其 OSPA 误差较高; 相比之下, 所提方法的融合时间略

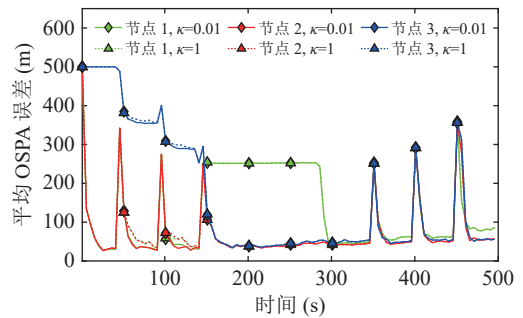


图 11 不同匹配门限蒙特卡罗仿真各节点平均 OSPA 误差结果

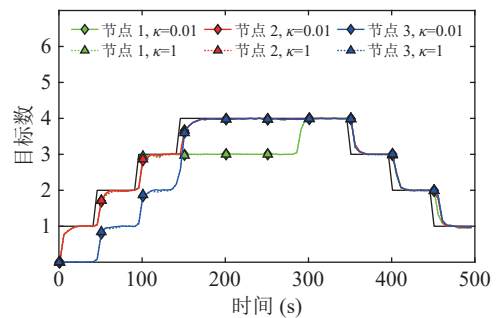


图 12 不同匹配门限蒙特卡罗仿真各节点平均目标数估计结果

表 3 蒙特卡罗仿真所提方法与对比方法的平均 OSPA 误差和平均融合时间

	对比方法(TC-OSPA)	所提方法
节点1平均OSPA误差	239.22 m	113.34 m
节点2平均OSPA误差	146.18 m	48.36 m
节点3平均OSPA误差	308.42 m	144.94 m
节点1平均融合时间	0.0018 s	0.0024 s
节点2平均融合时间	0.0036 s	0.0037 s
节点3平均融合时间	0.0016 s	0.0021 s

有增加,但 OSPA 误差显著降低。说明所提方法在目标跟踪精度上相较对比方法有显著提升。

3.2 8 个无源声呐节点场景

为了验证所提算法在更多节点数条件下的有效性,考虑 8 个无源声呐节点场景,声呐开角范围均设置为 $\nu = (30^\circ, 150^\circ]$,各节点可与其他任意节点进行通信,场景中共有 6 个目标在不同时刻不同位置出现,且均做匀速直线运动,如图 13 所示,其初始状态、运动参数以及出现和消失时刻见表 4,共计 100 帧数据,相邻帧的时间间隔为 $T = 5\text{ s}$,观测总时长为 500 s,算法参数设置与场景 1 相同。

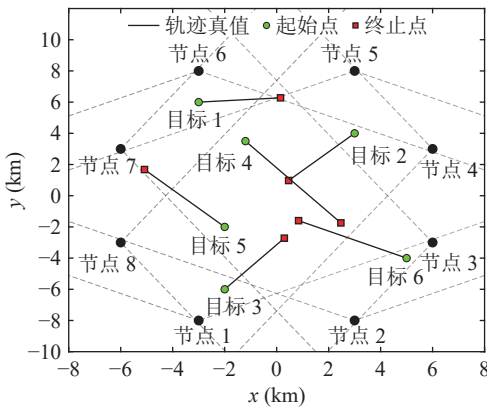


图 13 8 个无源声呐节点与目标轨迹真值

表 4 目标初始坐标、运动参数、出现与消失时刻

目标	初始坐标 (m)	航向 ($^\circ$)	速度 (m/s)	出现时刻	消失时刻
1	[-3000, 6000]	5	8	第1秒	第400秒
2	[3000, 4000]	-130	10	第1秒	第400秒
3	[-2000, -6000]	55	10	第50秒	第450秒
4	[-1200, 3500]	-55	16	第50秒	第450秒
5	[-2000, -2000]	130	12	第100秒	第500秒
6	[5000, -4000]	150	12	第100秒	第500秒

图 14(a)—图 14(c) 分别展示了节点 1 在不执行融合、执行 GCI 融合以及执行 TC-OSPA 融合三种情况下的目标跟踪结果与轨迹真值。在不执行融合时,由于目标 6 的起始位置位于节点 1 的开角范围之外,因此丢失了该目标的完整轨迹。在执行 GCI 融合时,能够输出场景中所有目标的完整轨迹。在执行 TC-OSPA 融合时,出现了冗余的轨迹估计。

图 15 展示了 100 次蒙特卡罗仿真下节点 1 的平均 OSPA 误差结果,图 16 展示了 100 次蒙特卡罗仿真下节点 1 的平均目标数估计结果。可以看到,所提的 GCI 融合方法具备较好的目标跟踪和目标数估

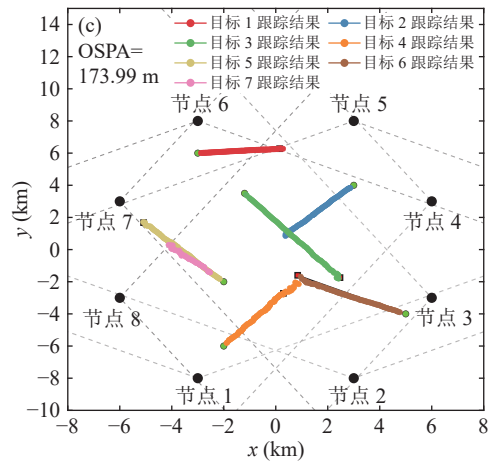
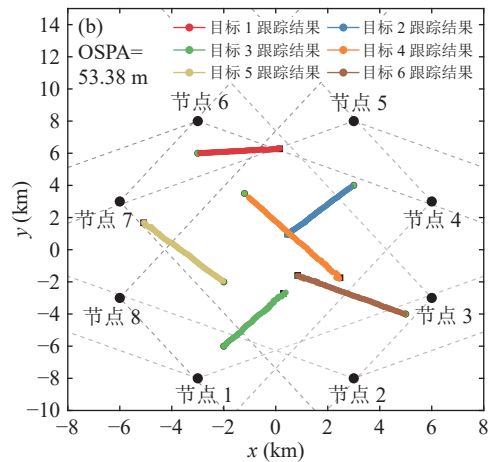
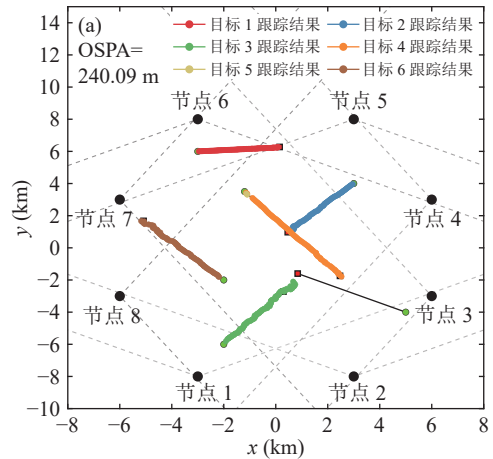


图 14 单次仿真节点 1 的目标跟踪结果与轨迹真值 (a) 节点 1 不执行融合; (b) 节点 1 执行 GCI 融合; (c) 节点 1 执行 TC-OSPA 融合

计的性能。

图 17 通过 100 次蒙特卡罗仿真,分析了节点数量对融合精度和融合时间的影响。随着融合节点数增加,GCI 与 TC-OSPA 方法的平均 OSPA 误差均呈显著下降趋势,其中 GCI 方法在融合精度方面表现更优。两类方法的平均融合时间均随节点数增加而线性增长,但 GCI 方法的时间成本明显高于 TC-

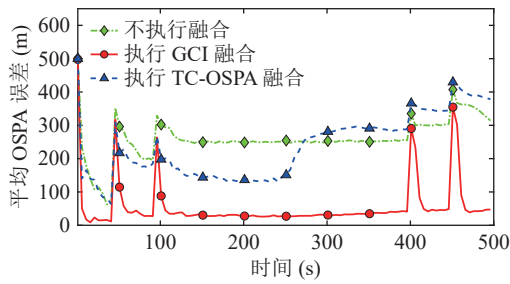


图 15 蒙特卡罗仿真节点 1 的平均 OSPA 误差结果

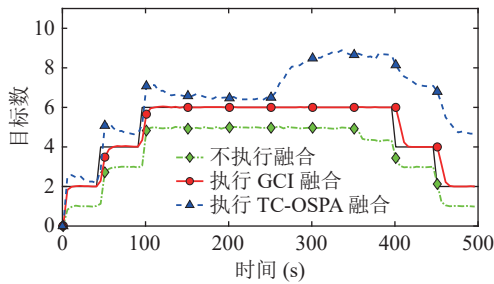


图 16 蒙特卡罗仿真节点 1 的平均目标数估计结果

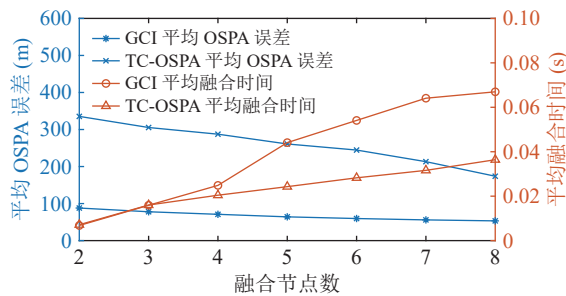


图 17 蒙特卡罗仿真融合精度和融合时间与节点数的关系

OSPA 方法。在 8 节点场景下, GCI 的平均融合时间为 0.067 s, 较 TC-OSPA 的 0.036 s 高出约 86%。

4 海试数据验证

4.1 实验场景

SwellEx-96 实验是由美国加州大学圣地亚哥分校海洋物理实验室在圣地亚哥市附近海域进行的著名浅海单元评估实验 (shallow water evaluation cell experiment 1996)^[26]。选取该实验 S5 事件中两个水平阵的观测数据进行分析。实验过程中, 声源船以 5 kn(约 2.5 m/s) 的速度沿等深线由南向北航行, 如图 18(a) 蓝色曲线所示。其中, 南部水平阵 (HLA South) 作为无源声呐节点 1, 其地理坐标分别为北纬 32°37.66', 西经 117°21.41', 阵列布放深度为 198 m; 北部水平阵 (HLA North) 作为无源声呐节点 2, 其地理坐标分别为北纬 32°39.24', 西经 117°21.72', 阵列布放深度为 213 m。实验数据的截取时间段为

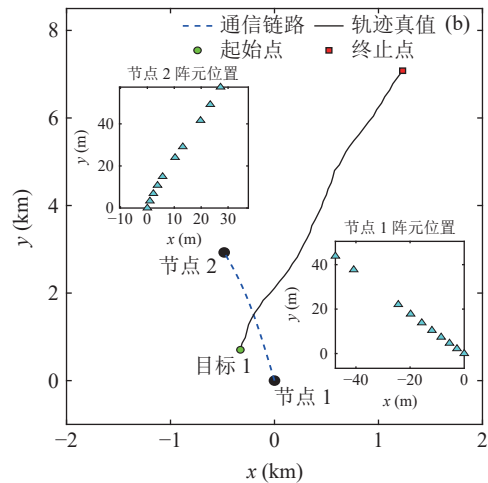
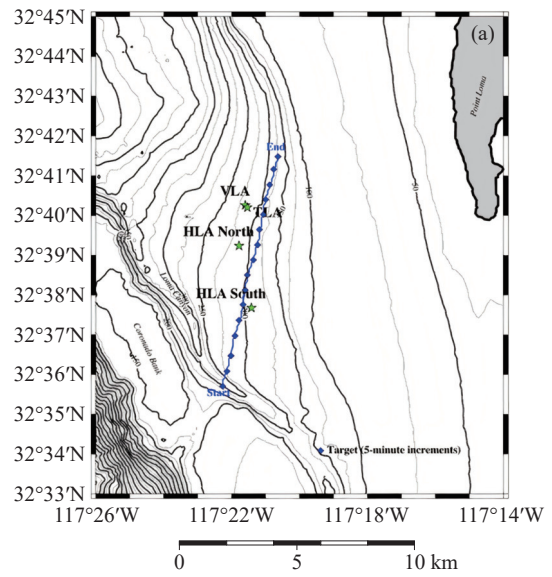


图 18 SwellEx-96 实验 S5 事件 (a) 声源船和水平阵地理位置示意图; (b) 笛卡尔坐标系下声源运动轨迹及节点位置示意图

1996 年 5 月 10 日 23 时 44 分至 1996 年 5 月 11 日 0 时 30 分, 采样率为 3276.8 Hz, 数据处理中, 选取了两个阵列的第 1 至 10 号阵元, 其中, 南部阵列轴向与正东方向的夹角约为 137°, 北部阵列轴向与正东方向的夹角约为 64°, 以节点 1 的位置作为坐标原点, 将声源轨迹和节点位置转换至笛卡尔坐标系, x 轴对应正东方向, y 轴对应正北方向, 假设节点 1 和节点 2 之间可实现通信, 如图 18(b) 所示。

图 19 展示了中心频率为 232 Hz 条件下节点 1 和节点 2 的 MVDR 方位历程图, 数据处理时间间隔为 $T = 5$ s, 扫描间隔为 0.2°, 扫描范围为 0°~180°, 按 dB 为单位进行量化。图中可以清晰地观察到声源方位随时间的变化趋势, 与图 18(b) 的声源船运动轨迹基本相符, 值得注意的是, 在 1500 s 以后, 声源运动至节点 2 的端射方向附近时, 方位估计精度显著降低。

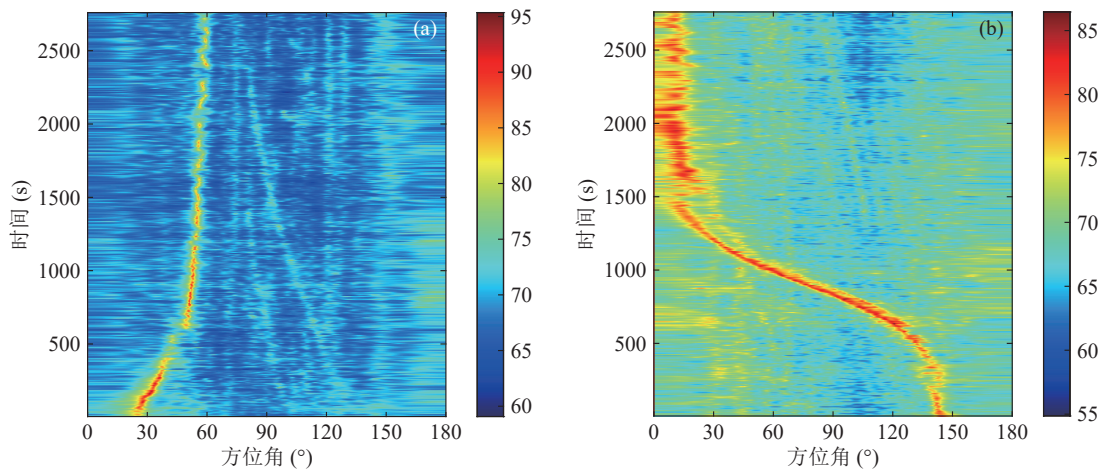


图 19 无源声呐节点方位历程图 (a) 节点 1; (b) 节点 2

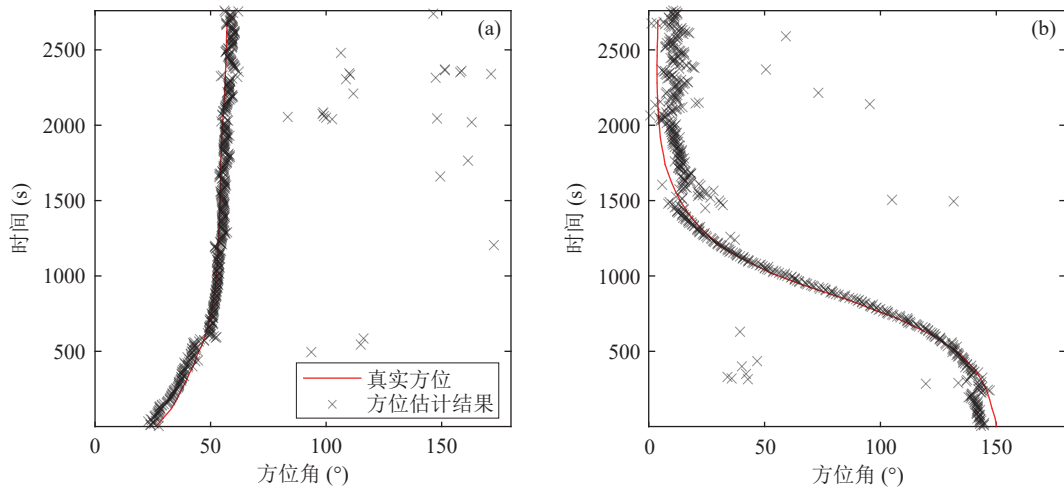


图 20 不考虑开角约束下的方位估计结果与方位真值 (a) 节点 1; (b) 节点 2

4.2 不考虑开角约束下融合结果

首先,在不考虑声呐开角约束的条件下,对每帧接收信号进行 MVDR 波束形成处理,提取方位谱最大峰值对应的角度作为目标方位观测值。图 20 展示了阵坐标系下的方位估计结果与真值对比,其中红色实线表示基于 GPS 记录的声源真实方位轨迹,灰色 × 标记表示不考虑开角约束的方位估计结果,后者作为 GCI 融合多目标跟踪的观测值。节点 1 的方位估计结果与真值的均方根误差为 2.2° ,节点 2 的方位估计结果与真值的均方根误差为 4.7° 。

本文所提 GCI 融合多目标跟踪算法的参数设置如下:检测概率设置为 $P_D = 0.8$,每帧平均虚警数量为 $\lambda_c = 0.1$ 。过程噪声标准差设置为 $\sigma_v = 0.05 \text{ m/s}^2$,观测噪声标准差设置为 $\sigma_w = 2^\circ$ 。目标新生概率为 $r_B(l) = 0.005$,新生目标状态 $p_B(x, l)$ 服从高斯分布 $\mathcal{N}(x; m, P)$,均值 m 设置为 $[-300\text{m}, 0\text{m/s}, 700\text{m}, 1\text{m/s}]$,方差 P 设置为对角矩阵,即 $\text{diag}(100 \text{ m}^2, 0.5 \text{ m}^2/\text{s}^2, 100 \text{ m}^2, 0.5 \text{ m}^2/\text{s}^2)$ 。目标存活概率设置为 $P_s = 0.99$ 。

GCI 融合状态匹配门限设置为 0.01,批次匹配代价的截断值设置为 10。图 21 展示了不考虑开角约束下 GCI 融合后的目标跟踪结果与真实轨迹对比图。结

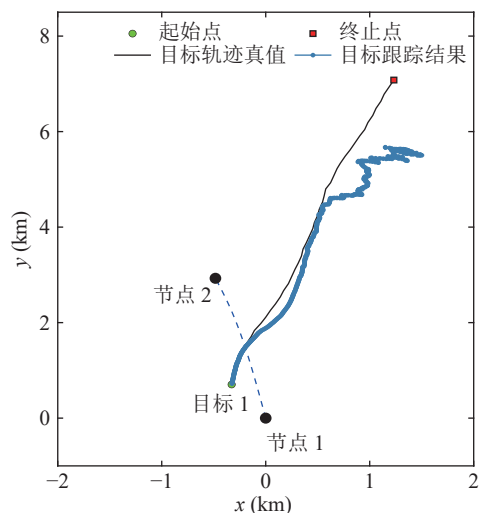


图 21 不考虑开角约束下 GCI 融合后的目标跟踪结果与真实轨迹

果显示, 在跟踪初始阶段轨迹估计结果与真值较为接近, 但在 1500 s 以后, 由于目标进入节点 2 的端射区域, 节点 2 的方位观测偏差较大, 导致 GCI 融合后的跟踪误差急剧增加。OSPA 误差的阶数设置为 2, 截断误差设置为 1000 m, 在整个观测周期内, OSPA 误差为 328.81 m。图 22 展示了不考虑开角约束下 GCI 融合后的方位跟踪结果和真实方位的对比图, 可以更加清晰地观察到, 当目标处于节点 2 的端射方向附近时, 方位跟踪精度出现明显下降。

4.3 考虑开角约束下融合结果

在考虑声呐开角约束的条件下, 设置节点 1 和节点 2 的声呐开角范围均为 $(20^\circ, 160^\circ]$ 。图 23 展示了阵坐标系下的方位估计结果与真值的对比, 实验结果表明, 目标始终位于节点 1 的开角检测范围内, 其方位估计结果与真值的均方根误差仍为 2.2° 。在 0~1325 s 期间, 目标位于节点 2 的开角检测范围内, 方位估计结果与真值的均方根误差为 2.9° , 而在

1325 s 以后, 目标超出了节点 2 的开角检测范围, 其方位估计结果为空间离散分布的虚警值, 表现为随机分布的离散点。

图 24 展示了 GCI 融合后的目标跟踪结果与真实轨迹对比。由于目标在 1325 s 以后离开了节点 2 的开角检测范围, 节点 2 的方位观测值不再参与 GCI 融合, 仅节点 1 的方位观测值用于 GCI 融合, 从而避免了节点 2 在端射方向因方位估计精度下降而引入的跟踪误差。实验结果表明, 当 OSPA 误差的阶数设置为 2, 截断误差设置为 1000 m 时, 在整个观测周期内, GCI 融合后的 OSPA 误差为 260.30 m, 较无开角约束情况下的 328.81 m 有显著改善。图 25 进一步对比了 GCI 融合后的方位跟踪结果和真实方位。可以看出, 在 0~1325 s 期间, 目标位于两个节点的开角范围内, GCI 融合充分利用了两个节点的观测信息, 在 1325 s 以后, 目标超出了节点 2 的开角范围, GCI 融合仅依赖节点 1 的观测信息, 方位跟踪精度显著改善。上述结果表明, 考虑开角约束条件下,

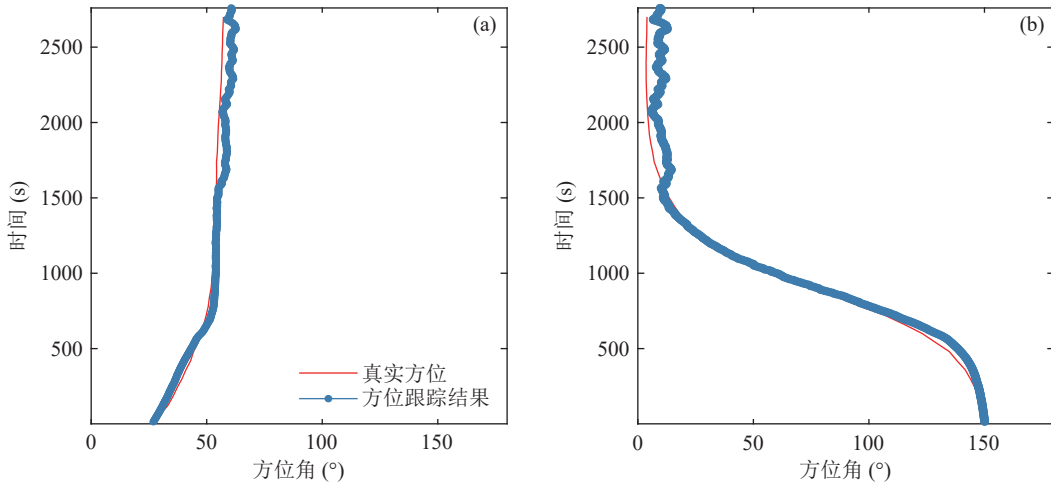


图 22 不考虑开角约束下 GCI 融合后的目标方位跟踪结果与方位真值 (a) 节点 1; (b) 节点 2

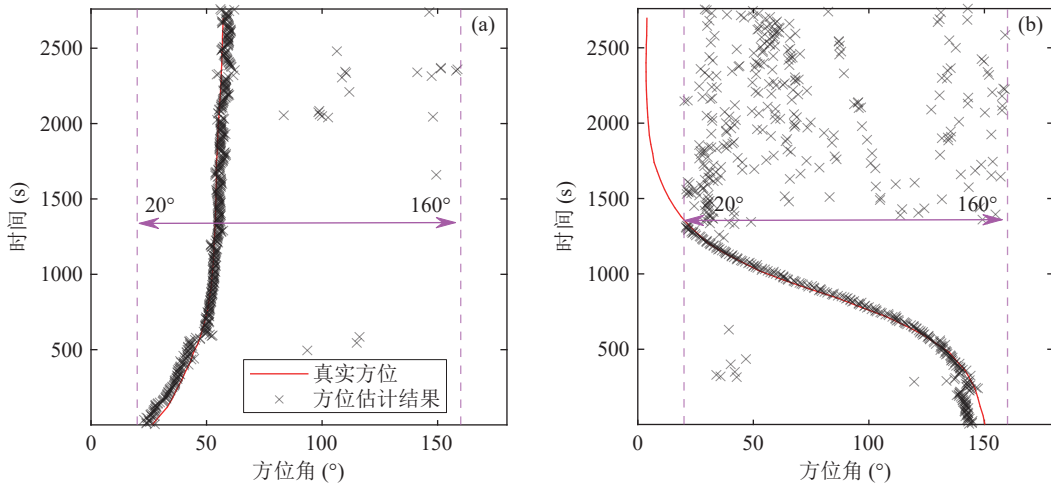


图 23 考虑开角约束下的方位估计结果与方位真值 (a) 节点 1; (b) 节点 2

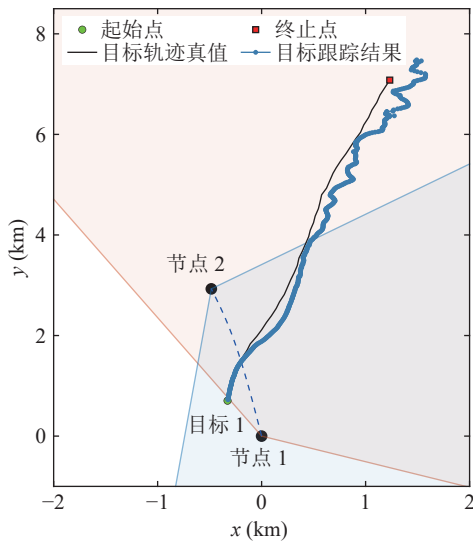


图 24 考虑开角约束下 GCI 融合后的目标跟踪结果与轨迹真值

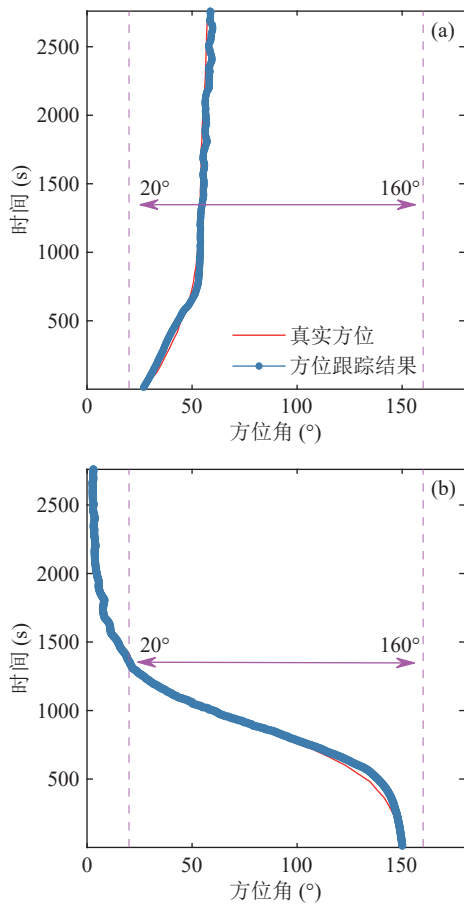


图 25 考虑开角约束下 GCI 融合后的目标方位跟踪结果与方位真值 (a) 节点 1; (b) 节点 2

所提算法有效抑制了端射区域因方位估计精度下降引入的较大跟踪误差。

5 结论

针对开角约束下分布式无源声呐网络的多目标

跟踪问题, 本文提出了一种基于 GCI 融合的标签多伯努利跟踪方法。该方法对各节点的开角范围进行了重新划分, 对开角重叠区域的多目标信息进行融合, 同时保留非重叠区域的多目标信息, 从而构造出了覆盖全局范围的多目标概率密度函数表达式。在此基础上, 引入 GCI 散度作为批次匹配的代价函数, 解决了节点间批次不一致问题。针对目标存在概率较低时 GCI 散度对于目标状态差异的敏感性较低问题, 设计了一种散度门限判别机制, 有效提升了批次匹配的稳健性。

仿真实验结果表明, 相比于现有的 TC-OSPA 方法, 所提方法的目标跟踪精度与稳定性有显著提升, 代价是运算时间略有上升。SwellEx-96 实验结果表明, 当节点在端射方向附近的方位估计精度不佳时, 通过约束节点的开角覆盖范围, 可以避免不良区域观测值对融合与跟踪性能的影响。

参 考 文 献

- 1 刘妹琴, 韩学艳, 张森林, 等. 基于水下传感器网络的目标跟踪技术研究现状与展望. *自动化学报*, 2021; **47**(2): 235–251
- 2 闫敬, 关新平, 罗小元, 等. 水下信息物理系统探测-通信-控制一体化: 挑战与进展. *控制理论与应用*, 2022; **39**(11): 1996–2008
- 3 Qiao G, Zhao C, Zhou F, *et al.* Distributed localization based on signal propagation loss for underwater sensor networks. *IEEE Access*, 2019; **7**: 112985–112995
- 4 杨健敏, 王佳惠, 乔钢, 等. 水声通信及网络技术综述. *电子与信息学报*, 2024; **46**(1): 1–21
- 5 Uhlmann J K. General data fusion for estimates with unknown cross covariances. *Signal Processing Sensor Fusion and Target Recognition V*, SPIE, Orlando, 1996: 536–547
- 6 Mahler R. Optimal/robust distributed data fusion: a unified approach. *Signal Processing Sensor Fusion and Target Recognition IX*, SPIE, Orlando, 2000: 128–138
- 7 Clark D, Julier S, Mahler R, *et al.* Robust multi-object sensor fusion with unknown correlations. *Sensor Signal Processing for Defence (SSPD 2010)*, IET, London, 2010: 14–18
- 8 Uney M, Clark D E, Julier S J. Distributed fusion of PHD Filters via exponential mixture densities. *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.*, 2013; **7**(3): 521–531
- 9 Battistelli G, Chisci L, Fantacci C, *et al.* Consensus CPHD filter for distributed multitarget tracking. *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.*, 2013; **7**(3): 508–520
- 10 Wang B, Yi W, Hoseinnezhad R, *et al.* Distributed fusion with multi-Bernoulli filter based on generalized covariance intersection. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2017; **65**(1): 242–255
- 11 Li S, Yi W, Hoseinnezhad R, *et al.* Robust distributed fusion with labeled random finite sets. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2018; **66**(2): 278–293
- 12 Gao L, Battistelli G, Chisci L. Random-finite-set-based distributed multirobot SLAM. *IEEE Trans. Robot.*, 2020; **36**(6): 1758–1777

- 13 Shen K, Dong P, Jing Z, *et al.* Consensus-based labeled multi-Bernoulli filter for multitarget tracking in distributed sensor network. *IEEE Trans. Cybern.*, 2022; **52**(12): 12722–12733
- 14 Li S, Battistelli G, Chisci L, *et al.* Computationally efficient multi-agent multi-object tracking with labeled random finite sets. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2019; **67**(1): 260–275
- 15 Gao L, Battistelli G, Chisci L. Fusion of labeled RFS densities with minimum information loss. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2020; **68**: 5855–5868
- 16 Gao L, Battistelli G, Chisci L. Fusion of labeled RFS densities with different fields of view. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2022; **58**(6): 5908–5924
- 17 Nguyen H V, Rezaatofghi H, Vo B-N, *et al.* Distributed multi-object tracking under limited field of view sensors. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2021; **69**: 5329–5344
- 18 Zheng C, Chen Y, Dong C, *et al.* Labeled multi-Bernoulli filter for track-before-detect bearing-only tracking using an autonomous underwater vehicle. *IEEE Trans. Veh. Technol.*, 2024; **73**(12): 18120–18133
- 19 Vo B T, Vo B N. Labeled random finite sets and multi-object conjugate priors. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2013; **61**(13): 3460–3475
- 20 Ristic B, Vo B N, Clark D. A note on the reward function for PHD filters with sensor control. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2011; **47**(2): 1521–1529
- 21 Xiao L, Boyd S. Fast linear iterations for distributed averaging. *Syst. Control Lett.*, 2004; **53**(1): 65–78
- 22 达凯. 基于随机有限集的分布式多传感器多目标跟踪技术研究. 博士学位论文, 长沙: 国防科技大学, 2021: 43–44
- 23 Cormen T H, Leiserson C E, Rivest R L, *et al.* Introduction to algorithms. 4th edition. Cambridge, Massachusetts: The MIT press, 2022: 737
- 24 Serratos F. Speeding up fast bipartite graph matching through a new cost matrix. *Int. J. Pattern Recognit. Artif. Intell.*, 2015; **29**(2): 1550010
- 25 Schuhmacher D, Vo B T, Vo B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2008; **56**(8): 3447–3457
- 26 Marine physical laboratory. The SWellEx-96 experiment. <http://www.mpl.ucsd.edu/swellex96/index.htm> 1996