

面向复杂机动目标的动态分布式融合轨迹跟踪

牛 牧¹, 赵 丹^{2*}, 王昊冉³, 聂 婧³, 郑德智³

(1. 北京理工大学自动化学院, 北京 100081; 2. 东南大学系统科学系, 江苏南京 211189;

3. 北京理工大学前沿交叉科学院, 北京 100081)

摘 要: 本文针对资源受限的分布式多传感器系统中的状态估计问题, 探讨了在有限通信带宽与计算能力下估计精度与系统开销之间的平衡问题。传统多传感器融合架构通常采用预设静态算法与固定网络拓扑, 缺乏对环境动态、任务需求的适应能力, 难以在长期运行中维持最优的性能与效率权衡。为此, 本文提出了一种基于事件触发的自适应融合调度框架, 通过智能的事件驱动机制, 动态组织传感器资源, 从而在保证估计精度的同时, 显著降低不必要的通信与计算消耗。面向事件的动态融合单元使系统依据实时判定的事件, 动态触发传感器节点的智能分群与重组。这些节点基于特定的任务, 临时组建为面向当前事件的融合子单元。该机制使得系统能够聚焦关键信息, 避免了对所有节点进行持续全局融合所带来的巨大开销。针对事件的判定, 本文重点研究并比较了两种设计策略: 其一是基于局部新息的事件设计, 即节点仅根据自身测量与新息形成触发事件; 其二是基于全局反馈的事件设计, 即融合估计值从融合中心反馈至各节点进行判断。前者完全分布式, 私密性强; 后者则具备更全面的系统视角, 有利于做出更优的集群决策。其次, 在临时融合单元形成并完成局部融合后, 本文引入了混合融合机制对局部结果进行二次融合。该机制在最终输出层面进一步实现了估计精度与融合成本的平衡。一系列仿真实验表明, 基于局部新息和基于全局反馈的两种事件设计方案均能成功地将融合算法的选择问题从静态配置转化为动态的实时调度。系统能够依据实时任务需求与系统资源状况, 自主调整传感器分群, 从而在动态变化的环境中持续保持精度与效率的最佳折中。此外, 对比实验进一步揭示, 在一定调度参数下, 基于全局反馈的事件设计因其拥有全局系统状态信息, 能够做出更优的调度决策, 从而在估计性能上优于完全分布式的局部新息方案, 但这是以引入周期性全局通信为代价的。本文提出的基于事件的自适应融合调度框架, 为资源受限的分布式感知系统提供了一种灵活、高效的解决方案。它通过事件实现对于传感器的动态调度, 有效解决了复杂机动目标的轨迹跟踪问题中估计精度与硬件开销的平衡问题。

关键词: 分布式融合估计; 卡尔曼滤波; 状态反馈; 传感器调度; 轨迹跟踪

基金项目: 国家自然科学基金(No.62306071, No.U22B2046)

中图分类号: TP212; TP273

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2026)03-0970-11

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

DOI: 10.12263/DZXB.20251186

Dynamic Distributed Fusion Trajectory Tracking for Complex Maneuvering Targets

NIU Mu¹, ZHAO Dan^{2*}, WANG Haoran³, NIE Jing³, ZHENG Dezhi³

(1. School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. Department of Systems Science, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 211189, China;

3. School of Interdisciplinary Science, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: This paper addresses the state estimation problem in resource-constrained distributed multi-sensor systems, focusing on the trade-off between estimation accuracy and system overhead under limited communication bandwidth and computational capabilities. Traditional multi-sensor fusion architectures often rely on predetermined static algorithms and fixed network topologies, which lack adaptability to dynamic environmental changes and task requirements, making it difficult to maintain an optimal balance between performance and efficiency over prolonged operation. To overcome these limitations, this study proposes an event-triggered adaptive fusion scheduling framework. By employing an intelligent event-driven mechanism, the framework dynamically organizes sensor resources, thereby ensuring estimation accuracy while significantly reducing unnecessary communication and computational costs. The event-oriented dynamic fusion unit enables the system to intelligently cluster and reconfigure sensor nodes in real time based on detected events. These nodes are temporarily grouped into task-specific fusion sub-units tailored to the current event. This mechanism allows the system to focus on critical information, avoiding the substantial overhead associated with continuous global fusion across all nodes. For

event determination, this paper investigates and compares two design strategies: one based on local innovation, where each node generates triggering events solely from its own measurements and innovation sequence; and the other based on global feedback, where the fused estimate is fed back from the fusion center to each node for decision-making. The former is fully distributed and offers stronger privacy, while the latter provides a more comprehensive system perspective, facilitating better clustering decisions. Furthermore, after the temporary fusion unit is formed and performs local fusion, a hybrid fusion mechanism is introduced to conduct secondary fusion of the local results. This mechanism achieves an additional balance between estimation accuracy and fusion cost at the final output stage. A series of simulation experiments demonstrate that both event design schemes—based on local innovation and global feedback: successfully transform the fusion algorithm selection from a static configuration into a dynamic real-time scheduling process. The system can autonomously adjust sensor clustering according to real-time task demands and resource availability, thereby sustaining an optimal trade-off between accuracy and efficiency in dynamically changing environments. Comparative experiments further reveal that, under certain scheduling parameters, the global feedback-based design outperforms the fully distributed local innovation approach in estimation performance due to its access to global system state information, which enables superior scheduling decisions. This advantage, however, comes at the cost of introducing periodic global communication. The proposed event-triggered adaptive fusion scheduling framework offers a flexible and efficient solution for resource-constrained distributed sensing systems. By dynamically scheduling sensors via event-driven mechanisms, it effectively resolves the balance between estimation accuracy and hardware overhead in challenging applications such as trajectory tracking of highly maneuverable targets.

Keywords: distributed fusion estimation; Kalman filtering; state feedback; sensor scheduling; trajectory tracking

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.62306071, No.U22B2046)

0 引言

近几十年来,无线传感器网络因其在工业监测、环境感知、智能系统等领域的广泛应用潜力,受到了学术界与工业界的持续关注^[1]。典型的无线传感器网络通常由大量空间上分布式部署的智能节点组成,每个节点兼具状态感知、数据处理与无线通信能力。这些节点通过协同工作,能够完成异常检测^[2]、轨迹跟踪^[3-7]、环境监测^[8]等复杂任务。与传统的单一传感器系统相比,无线传感器网络不仅在感知范围和灵活性上显著增强,也从根本上提升了系统的可靠性与可扩展性^[9]。

在上述众多应用中,轨迹跟踪是实现环境感知与决策的一项核心技术,它直接依赖于网络对动态目标状态持续、准确的估计^[3]。轨迹跟踪性能不仅要求节点自身具备良好的局部感知与初步估计能力,更关键在于如何设计有效的协同调度机制,将网络中多个节点的局部信息进行深度融合,以形成对目标运动轨迹全局一致且精确的估计。因此,轨迹跟踪问题在本质上也驱动了无线传感器网络信息融合算法的发展。

无线传感器网络所带来的丰富的感知数据,为实现精确和鲁棒的状态估计提供了前所未有的数据基础,也带来了全新的算法设计挑战^[10]。这直接催生了面向无线传感器网络的各类多传感器融合估计算法^[11]。根据网络的结构与信息处理流程的不同,主要形成了集中式融合^[12]与分布式融合^[13]两大技术路线。集中式融合算法将所有节点的原始数据传输至一个中心节点进行统一融合处理,理论上能够获得全

局最优的估计精度,但对通信带宽与中心节点的计算能力提出了极高要求;分布式融合算法则允许各节点拥有基本的数据预处理能力,其显著优势在于通信与计算负载均衡、系统可扩展性强且鲁棒性高。这些先进的融合算法显著提高了系统对动态目标或环境状态的估计精度、收敛速度与容错能力,从而为各类复杂的感知任务提供了关键算法支撑与实施便利。

在无线传感器网络带来显著感知优势的同时,其频繁的数据传输与复杂的协同计算也导致了较高的通信能耗与计算负载,这对各个节点的处理能力与资源配置提出了严峻挑战。这些因素在实际部署中直接影响网络的整体寿命,同时使得数据的实时性与可靠性难以保障。因此,如何在复杂多变的环境与任务需求下,实现网络资源的动态高效调度,并通过协同优化节点能耗以提升整个系统的计算效率,已成为无线传感器网络设计与优化中的关键问题^[14]。

为了在满足估计精度的要求下尽可能地降低无线传感器网络的能量成本与计算成本,关键是采用轻量级的融合算法或通过传感器调度减少无线通信次数。轻量级的融合算法通常化简或忽略一些信息的处理来节省计算资源。然而,这些设计往往以牺牲估计精度或收敛速度为代价,在动态性强、噪声环境复杂或对状态估计误差有严格上限的应用场景中,其性能可能无法满足系统实际部署的精度与可靠性要求^[15]。传感器调度是一种选择性传输机制,它通过优化算法动态决定在特定时刻哪些传感器应当采集或发送数据,从而在保证估计或监测性能的前提下,

最小化通信负担或计算资源^[16],因此各种各样的传感器调度策略被学者提出^[17-21]。尽管传感器调度在节能方面具有显著优势,但调度策略往往基于先验模型或瞬时优化准则选择部分传感器,未被调度的传感器数据将永久丢失,此外,若被调度的传感器故障,则将完全丢失全局信息^[22]。

为了充分利用智能节点的感知数据,在保证数据全部传输的前提下构建融合策略是必要的。分布式融合由于其计算成本低,鲁棒性强等优势成为了学界研究的焦点^[23]。然而,传统静态分布式融合架构由于融合策略单一化而存在应用局限。若为逼近全局最优估计而采用高精度融合算法^[24],则需在通信链路中持续传输高维的局部滤波中间参量,导致极高的通信开销与融合节点计算负担;若为提升系统鲁棒性与可扩展性而采用轻量级融合算法^[25],则无法满足融合精度与收敛效率的要求,这种问题在大规模传感网络中尤为突出。系统实时性、通信带宽及计算能耗等硬件约束,直接影响了融合算法的可行性与工程落地。

为此,本文提出一种动态分布式融合估计框架。该框架突破固定融合结构的局限,依据实时感知任务需求,自适应触发传感器节点的分群与重组,形成面向任务的临时融合单元,针对不同集合自适应匹配差异化的融合算法。本文提出的方法能够在复杂机动目标轨迹跟踪中有效平衡系统整体开销与融合精度,将融合算法的选择从静态配置提升为动态调度问题,通过智能调度实现有限资源下的性能提升。

1 问题描述

1.1 系统模型

考虑一种由多个传感器构成的线性离散系统:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}_{i,k} = \mathbf{C}_i\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_{i,k} \quad i \in \{1, 2, \dots, L\} \end{cases} \quad (1)$$

其中: \mathbf{x}_k 代表 k 时刻的系统状态; $\mathbf{y}_{i,k}$ 代表第 i 个传感器在 k 时刻的量测输出; \mathbf{A} 和 \mathbf{C}_i 分别表示给定的系统矩阵和观测矩阵; \mathbf{w}_k 和 $\mathbf{v}_{i,k}$ 分别代表均值为 $\mathbf{0}$,方差为 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R}_i 的高斯噪声; L 代表传感器节点的个数。系统初始状态服从均值为 $\bar{\mathbf{x}}_0$,方差为 $\bar{\mathbf{P}}_0$ 的高斯分布,且与 \mathbf{w}_k 和 $\mathbf{v}_{i,k}$ 均不相关。在任意时刻 k ,每个传感器节点通过卡尔曼滤波器以进行局部估计:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{i,k}^- = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{i,k-1} \\ \mathbf{P}_{i,k}^- = \mathbf{A}\mathbf{P}_{i,k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \\ \mathbf{K}_{i,k} = \mathbf{P}_{i,k}^- \mathbf{C}_i^T (\mathbf{C}_i \mathbf{P}_{i,k}^- \mathbf{C}_i^T + \mathbf{R}_i)^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{i,k} = \hat{\mathbf{x}}_{i,k}^- + \mathbf{K}_{i,k} \mathbf{r}_{i,k} \\ \mathbf{P}_{i,k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{i,k} \mathbf{C}_i) \mathbf{P}_{i,k}^- \\ \mathbf{r}_{i,k} = \mathbf{y}_{i,k} - \mathbf{C}_i \hat{\mathbf{x}}_{i,k} \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\hat{\mathbf{x}}_{i,k}^-$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_{i,k}$ 代表第 i 个传感器在 k 时刻对系统真实状态 \mathbf{x}_k 的先验估计与后验估计; $\mathbf{P}_{i,k}^-$ 和 $\mathbf{P}_{i,k}$ 是对应的估计误差协方差矩阵; $\mathbf{K}_{i,k}$ 代表第 i 个传感器在 k 时刻的卡尔曼增益,新息 $\mathbf{r}_{i,k}$ 通过量测输出 $\mathbf{y}_{i,k}$ 计算可得。

本文所提出方法的整体架构如图1所示。每个节点在时间步 k 获取量测信息 $\mathbf{y}_{i,k}$ 并基于经典卡尔曼滤波算法生成局部状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{i,k}$ 。各传感器依据调度策略将相关信息通过无线信道同步传输至相应的融合估计算法进行进一步处理。为简化分析,本文假设无线信道理想无丢包、无时延,且不受外部干扰影响,即被传输的数据均保持完整性与真实性。

为了验证本文提出的基于事件的动态融合估计调度策略,拟采用两种具有代表性的经典融合估计算法:分布式权重融合估计算法与分布式序贯协方差交叉融合估计算法。如图1所示,所有传感器传输至融合中心的数据在每一时刻根据特定的调度策略自适应地分组并分别进行融合估计。为了便于后续描述,我们称两个分组分别为权重融合估计组与协方差交叉融合估计组。

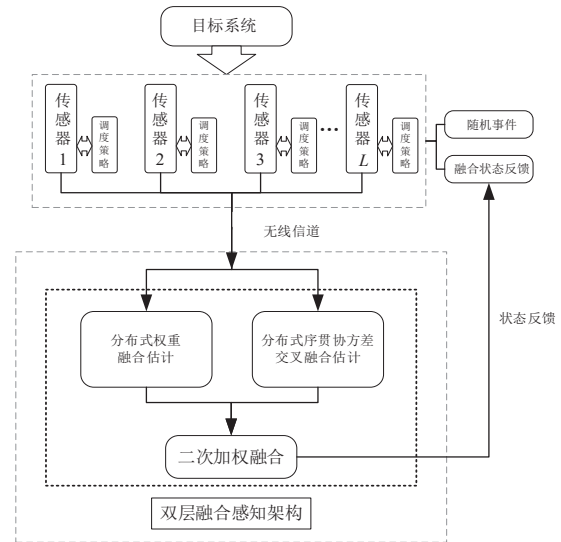


图1 本文提出的动态融合估计架构图

Figure 1 Proposed dynamic fusion estimation framework

1.2 关键问题

分布式权重融合估计旨在实现分布式架构下的线性无偏最小方差估计,其最优性建立在精确已知局部估计误差间交叉协方差的基础上。为了满足该目标,每个传感器除需向融合中心传输局部状态估计向量 $\hat{\mathbf{x}}_{i,k}$ 及其协方差矩阵 $\mathbf{P}_{i,k}$ 外,还需要传输用于递归计算交叉协方差 $\mathbf{P}_{ij,k}$ 的中间变量,这导致每次融合所需传输的数据包维度显著增加,对带宽受限的无线传感器网络构成沉重负担。融合中心在接收所有节点数据后,需执行复杂的矩阵运算更新全局误差协方差矩

阵。而分布式序贯协方差交叉融合估计中各节点仅需传输局部状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{i,k}$ 及其协方差矩阵 $\mathbf{P}_{i,k}$, 通信效率高, 并且融合过程中完全避免了复杂交叉协方差矩阵的计算。综合以上关于两种融合估计算法在通信消耗与计算成本上的分析, 分布式序贯协方差交叉融合估计整体运行负担显著低于分布式权重融合估计。

为了实现资源与精度的权衡, 我们希望能够依据调度策略动态地将传感器信息在不同时刻传输至合适的融合估计算法进行估计。本文后续工作将围绕这一调度机制的设计、实现与性能验证展开。

2 基于事件的动态融合估计调度策略

在分布式多传感器融合系统中, 算法的理论性能与硬件平台的物理约束之间是相互冲突的。具体而言, 精确的分布式权重融合算法虽能逼近最优估计, 但其对交叉协方差信息的依赖, 将带来极高的通信负载与中心节点计算负担; 而轻量的分布式序贯协方差交叉融合算法虽能保证一致性与鲁棒性, 却以估计精度的保守性为代价。为解决这一权衡问题, 并实现资源受限条件下的自适应融合, 本节将从局部新息与全局反馈两个角度出发依次详细阐述两种不同的事件设计机制。

2.1 基于随机事件的调度策略

在每个时间步 k , 每个传感器基于随机事件在该模块中进行判断^[26]。传感器数据调度方式由以下不等式定义:

$$\delta_{i,k} = \begin{cases} 0, & \Delta_{i,k} \leq \alpha_{i,k} \\ 1, & \Delta_{i,k} > \alpha_{i,k} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\Delta_{i,k} = \exp(-\frac{1}{2}\eta_i \mathbf{r}_{i,k}^T \mathbf{r}_{i,k})$; $\alpha_{i,k}$ 为每个时刻生成的随机变量且服从 $[0, 1]$ 上的均匀分布; η_i 为给定的参数。该触发条件形式可参考文献[17], 此处不做赘述。其中 $\delta_{i,k} = 1$ 表示在 k 时刻第 i 个传感器的数据需要传输至权重融合估计组; 反之, $\delta_{i,k} = 0$ 则传输至协方差交叉融合估计组。通常, $\mathbf{r}_{i,k}$ 越大, 说明系统存在显著的模型失配或扰动。此时, 为了保证估计精度, 传输至权重融合估计器的概率更大; 反之, 在相对平稳的状态下, 系统的模型能实现较好的预测。此时, 系统更倾向于进行低复杂度的融合运算从而降低能量成本。

2.2 基于融合状态反馈的调度策略

在当前分布式融合系统中, 上述基于局部新息的随机事件触发机制虽能有效降低通信开销, 但其决策本质上依赖于传感器的预测过程, 无法评估所传信息对全局估计的实际修正价值。这导致大量对局部看似有效但对全局而言冗余甚至噪声化的数据被传输,

造成了通信资源的低效利用。为实现通信资源切实作用于精度提升, 本文提出了一种基于融合状态反馈的调度策略。该策略将上一步的融合估计值反馈至各局部节点, 通过衡量局部估计与系统全局预测的偏差来决策传输。

基于融合状态反馈的事件触发调度策略表示为

$$\delta_{i,k} = \begin{cases} 0, & \|\hat{\mathbf{x}}_{i,k} - \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}\| \leq \beta_i \\ 1, & \|\hat{\mathbf{x}}_{i,k} - \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}\| > \beta_i \end{cases} \quad (4)$$

其中: $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻的全局融合估计值, 该估计值从融合中心反馈至局部估计器; β_i 为给定的大于 0 的标量, 用于平衡资源消耗与估计精度。当 $\|\hat{\mathbf{x}}_{i,k} - \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}\|$ 显著大于阈值 β_i 时, 说明该传感器率先捕捉到目标的关键变化, 系统优先将该传感器数据传入权重融合估计组中进行处理, 以实现精确估计; 当上述偏差小于阈值 β_i 时, 意味着该局部估计与全局预测高度一致。这通常表明系统处于平稳运行状态, 各传感器间已形成稳定共识, 此时可以在最低的资源消耗下维持系统的稳态运行。

这一设计使触发判断不再局限于单个传感器本身, 而是从是否有利于优化全局估计出发, 为融合算法的动态选择奠定了决策基础。

需要注意的是, 基于融合状态反馈的调度策略与基于随机事件的调度策略在结构上存在本质差异。后者仅依赖当前时刻的卡尔曼滤波新息进行决策, 而前者要求智能节点具备接收融合中心反馈信息 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 的能力, 且该反馈必须在下一时刻到达, 这对实际系统的实时性与通信可靠性提出了更高的工程实现要求。

3 基于动态分组的分布式融合估计

为实现动态分组的分布式融合, 本文设计了一种基于传感器动态分组的混合融合架构。具体而言, 在每一融合时刻 k , 中心节点依据预设的调度策略, 将全部传感器节点动态划分为权重融合估计组 $\mathcal{G}_k^W = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$ 与协方差交叉融合估计组 $\mathcal{G}_k^{\text{SCI}} = \{u_1, u_2, \dots, u_{L-M}\}$, \mathcal{G}_k^W 表示在 k 时刻将参与分布式权重融合估计算法的节点集合, 而 $\mathcal{G}_k^{\text{SCI}}$ 表示在 k 时刻将参与分布式序贯协方差交叉融合估计算法的节点集合。

3.1 基于动态分组的分布式权重融合估计算法

分布式权重融合估计算法将传输到融合中心的每个局部估计赋予不同的权重以完成融合。分布式权重融合估计结果可被表示为

$$\hat{\mathbf{x}}_k^W = \sum_{i \in \mathcal{G}_k^W} \mathbf{W}_{i,k} \hat{\mathbf{x}}_{i,k} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{W}_{i,k}$ 表示第 i 个传感器在 k 时刻的融合权重矩阵

并满足 $\sum_{i \in \mathcal{G}_k^W} \mathbf{W}_{i,k} = \mathbf{I}_n$ 。融合权重矩阵 $\mathbf{W}_{i,k}$ 的计算方式为

$$[\mathbf{W}_{s_1,k}, \mathbf{W}_{s_2,k}, \dots, \mathbf{W}_{s_M,k}]^T = \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \mathbf{S}_M (\mathbf{S}_M^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \mathbf{S}_M)^{-1} \quad (6)$$

其中, \mathbf{S}_M 为 M 个 n 阶单位矩阵的增广形式, 可被表示为 $\mathbf{S}_M = [\mathbf{I}_n, \mathbf{I}_n, \dots, \mathbf{I}_n]^T \in \mathbb{R}^{nM \times n}$ 。 $\boldsymbol{\Sigma}_k^W$ 为 k 时刻集合 \mathcal{G}_k^W 中传感器之间估计误差协方差矩阵的增广形式, 表达式为

$$\boldsymbol{\Sigma}_k^W = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{s_1 s_1, k}^W & \dots & \mathbf{P}_{s_1 s_M, k}^W \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{P}_{s_M s_1, k}^W & \dots & \mathbf{P}_{s_M s_M, k}^W \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, 对角块 $\mathbf{P}_{s_i s_i, k}^W = \mathbf{P}_{s_i, k}^W$ 为局部估计协方差, 非对角块 $\mathbf{P}_{s_p s_q, k}^W$ ($p \neq q$) 为传感器间的互协方差。根据噪声的相关性, 传感器之间的互协方差 $\mathbf{P}_{s_p s_q, k}^W$ 可由下式计算得出:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{s_p s_q, k}^W &= [\mathbf{I}_n - \mathbf{K}_{s_p, k} \mathbf{C}_{s_p}] \times [\mathbf{A} \mathbf{P}_{s_p s_q, k-1}^W \mathbf{A}^T + \mathbf{Q}] \\ &\quad \times [\mathbf{I}_n - \mathbf{K}_{s_q, k} \mathbf{C}_{s_q}]^T, s_p, s_q \in \mathcal{G}_k^W \end{aligned} \quad (8)$$

与此同时, 融合估计值 $\hat{\mathbf{x}}_k^W$ 对应的融合估计误差协方差矩阵可被表示为

$$\mathbf{P}_k^W = (\mathbf{S}_M^T (\boldsymbol{\Sigma}_k^W)^{-1} \mathbf{S}_M)^{-1} \quad (9)$$

在动态分组场景下, 传感器可能间歇性地被分配至 \mathcal{G}_k^W , 导致递推公式所需的互协方差 $\mathbf{P}_{s_p s_q, k-1}^W$ 缺失。因此假设当 $\mathbf{P}_{s_p s_q, k-1}^W$ 不存在时, 将其初始值设定为 $\mathbf{P}_{s_p s_q, k-1}^W = (\mathbf{P}_{s_p, k-1} \mathbf{P}_{s_q, k-1})^{1/2}$ 。在相关性未知的情况下, 采用各自协方差的几何平均作为 $\mathbf{P}_{s_p s_q, k-1}^W$ 的补偿值, 这种保守的替代策略, 确保了任意两个节点之间在任何分组变化下均能产生一致的融合协方差。

3.2 基于动态分组的分布式协方差交叉融合估计算法

对于传感器 u_m ($m=2, 3, \dots, L-M$), 利用协方差交叉融合估计算法进行融合:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{u_m, k}^{\text{CI}} &= \mathbf{P}_{u_m, k}^{\text{CI}} \left[\omega_{u_{m-1}, k} (\mathbf{P}_{u_{m-1}, k}^{\text{CI}})^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{u_{m-1}, k}^{\text{CI}} \right. \\ &\quad \left. + (1 - \omega_{u_{m-1}, k}) \mathbf{P}_{u_m, k}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{u_m, k} \right] \end{aligned} \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_{u_m, k}^{\text{CI}} = \left[\omega_{u_{m-1}, k} (\mathbf{P}_{u_{m-1}, k}^{\text{CI}})^{-1} + (1 - \omega_{u_{m-1}, k}) \mathbf{P}_{u_m, k}^{-1} \right]^{-1}$$

其中, 在每个时间步 k , 初始化参数被定义为 $\hat{\mathbf{x}}_{1,k}^{\text{CI}} = \hat{\mathbf{x}}_{u_1, k}$, $\mathbf{P}_{1,k}^{\text{CI}} = \mathbf{P}_{u_1, k}$, 融合估计值被定义为 $\hat{\mathbf{x}}_k^{\text{SCI}} = \hat{\mathbf{x}}_{L-M, k}^{\text{CI}}$, 融合估计误差协方差为 $\mathbf{P}_k^{\text{SCI}} = \mathbf{P}_{L-M, k}^{\text{CI}}$ 。最优融合权重 $\omega_{u_{m-1}, k}$ 通过解决一个优化问题得出:

$$\omega_{u_{m-1}} = \arg \min_{\omega \in [0, 1]} \text{tr} \left\{ \left[\omega_{u_{m-1}, k} (\mathbf{P}_{u_{m-1}, k}^{\text{CI}})^{-1} + (1 - \omega_{u_{m-1}, k}) \mathbf{P}_{u_m, k}^{-1} \right]^{-1} \right\} \quad (11)$$

由于协方差交叉融合估计算法仅利用当前时刻多传感器的信息就可以实现融合, 因此不需要考虑组内传感器变动后的数据补偿。

3.3 基于动态分组的混合融合算法

前文已构建了基于事件的传感器动态分组机制, 并说明了不同分组适配不同融合算法的必要性。为充分利用所有可用信息, 在两组传感器根据实时触发决策分别采用分布式权重融合与分布式序贯协方差交叉融合得到两组初步的融合估计的基础上, 引入一个基于各传感器子集整体不确定性度量的加权机制, 对两个初步融合结果进行二次加权融合, 生成最终的全局估计。

假设在 k 时刻, 通过相应的融合调度策略, 所有 L 个传感器被划分为两个互斥的子集: 权重融合估计组 \mathcal{G}_k^W 与协方差交叉融合估计组 $\mathcal{G}_k^{\text{SCI}}$ 。最终的全局融合估计结果可以表示为

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \gamma_k^W \hat{\mathbf{x}}_k^W + \gamma_k^{\text{SCI}} \hat{\mathbf{x}}_k^{\text{SCI}} \quad (12)$$

其中, γ_k^W 和 γ_k^{SCI} 为两种融合算法的权重系数, 并且满足 $\gamma_k^W + \gamma_k^{\text{SCI}} = 1$ 。其中 γ_k^W 由下式定义:

$$\gamma_k^W = \frac{\text{tr}^{-1}(\mathbf{P}_k^W)}{\text{tr}^{-1}(\mathbf{P}_k^W) + \text{tr}^{-1}(\mathbf{P}_k^{\text{SCI}})} \quad (13)$$

当 \mathcal{G}_k^W 与 $\mathcal{G}_k^{\text{SCI}}$ 中其中一组为空集时, 最后的全局融合估计结果 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 将等于另一全集组的估计结果。

4 仿真实验

为了展示所提出的动态融合估计策略相较于静态配置的优势, 考虑一个经典的轨迹跟踪仿真验证。假设存在 10 个传感器节点进行目标跟踪仿真验证。其中每一个传感器均跟踪目标状态 \mathbf{x}_k , 该状态包括目标在二维笛卡尔坐标系中的位置, 速度以及加速度。系统模型和量测模型为

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T & 0.5T^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & 0.5T^2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$C_i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad i \in \{1, 2, \dots, 10\},$$

其中, 采样时间 $T=1$ 。过程噪声 \mathbf{w}_k 的方差 $\mathbf{Q} = q \cdot \text{diag} \left(\frac{T^4}{4}, T^2, 1, \frac{T^4}{4}, T^2, 1 \right)$, 其中 $q=0.1$ 。假设所有传感器拥有相同的测量噪声分布, 即 $\mathbf{R}_i = \text{diag}(1, 1)$ 。

为全面测试跟踪算法对复杂机动目标轨迹跟踪的适应能力, 本实验设计了一段包含多种运动模式的组合轨迹。如图 2 中黑色实线表示, 该轨迹包含 325 个

采样周期,具体分段为:在第0~60步,目标从原点(0,0)出发,沿x轴正向匀速直线运动;在第61~110步,完成由东转北的转向;在第111~140步,目标沿y轴方向加速,同时在x轴方向减速;在第141~190步,完成由北转西的转向;在第191~220步,目标在x轴方向加速,同时在y轴方向减速,进行反向速度调整;在第221~265步,完成由西转南的转向;在第266~325步,最终目标以调整后的速度沿新方向匀速运动至结束。接下来将在两种不同的事件调度策略下进行验证。

4.1 基于随机事件的调度策略仿真验证

图2展示了本文提出的动态融合估计器在基于随机事件的调度策略下的轨迹跟踪结果。实验表明,权重融合估计组的估计结果 \hat{x}_k^W 与协方差交叉融合估计组的估计结果 \hat{x}_k^{SCI} 均能实现对于原始轨迹 x_k 的有效跟踪。并且二次融合得到的全局融合估计结果 \hat{x}_k 进一步提升了两种融合算法的估计精度。需要注意的是,两种融合算法并不是在每一时刻都拥有融合估计结果,当 \mathcal{G}_k^W 与 \mathcal{G}_k^{SCI} 中其中一组为空集时,此时图中散点无对应算法的融合结果。

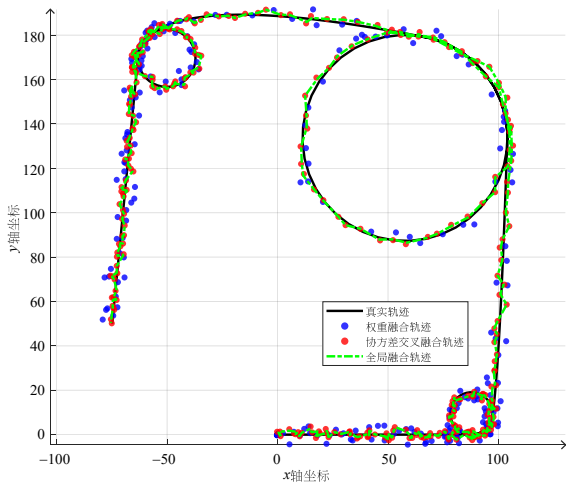
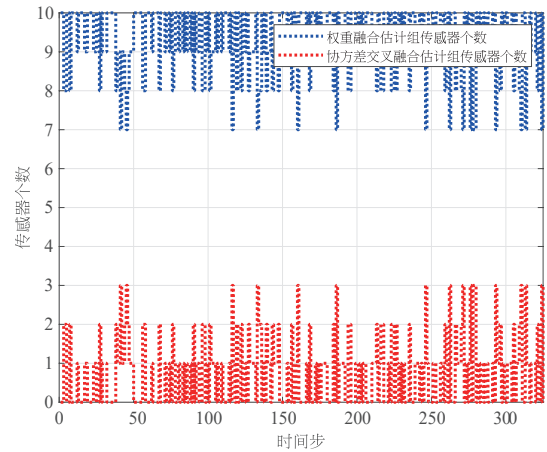


图2 不同融合方法下的目标估计轨迹对比

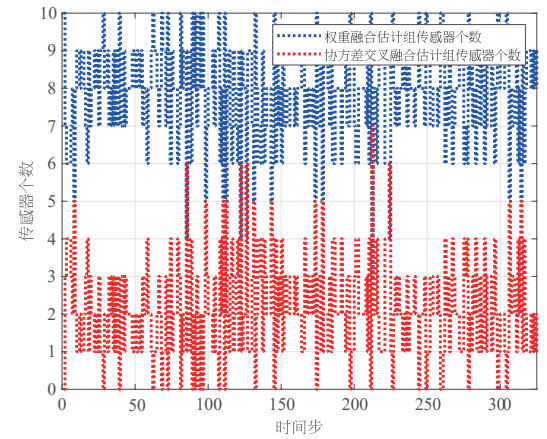
Figure 2 Comparison of estimated target trajectories under different fusion methods

图3展示了在给定 η_i 不同数值时的融合算法调度情况。图中传感器的 η_i 的取值依次为0.003、0.01、0.03、0.1、0.3、1, η_i 的取值体现了当前的决策需求。当 η_i 的取值由小到大变化时,根据调度策略(3)判断, $\Delta_{i,k}$ 越来越小,进入权重融合估计组进行融合的概率越低,正如图3所示。与此同时,不同 η_i 下的均方根误差如图4所示,越小的 η_i 对应的均方根误差越小。也就是说,当进入权重融合估计组的传感器越多,融合精度越高;当进入协方差交叉融合估计组的传感器越多,融合精度降低。



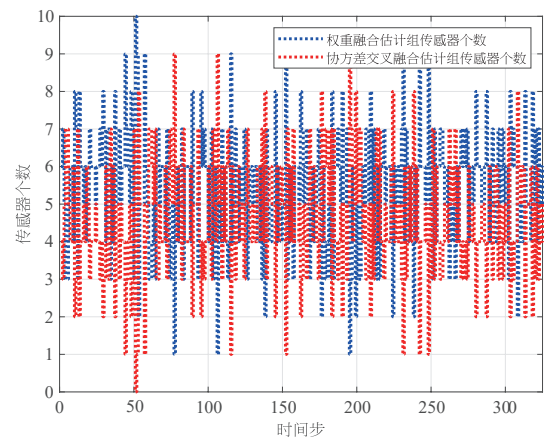
(a) 调度参数 η_i 取值为0.003时融合算法调度情况

(a) Fusion algorithm scheduling with the parameter η_i set to 0.003



(b) 调度参数 η_i 取值为0.01时融合算法调度情况

(b) Fusion algorithm scheduling with the parameter η_i set to 0.01

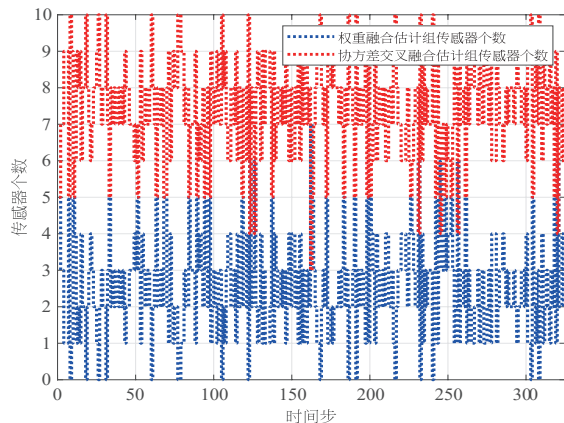
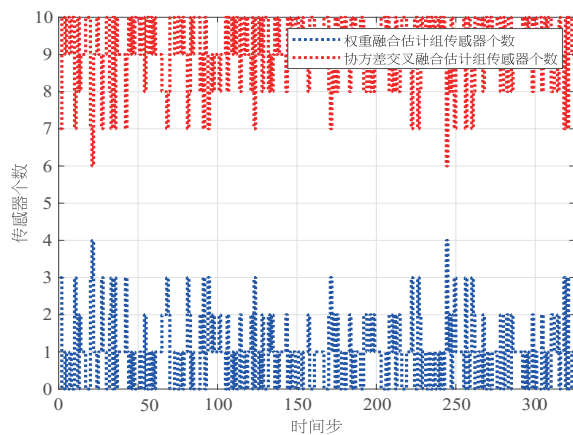
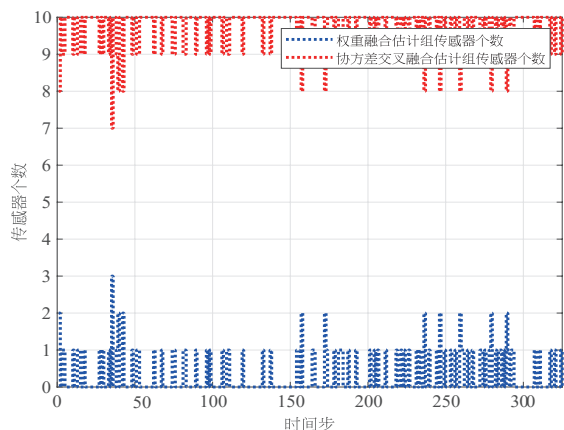


(c) 调度参数 η_i 取值为0.03时融合算法调度情况

(c) Fusion algorithm scheduling with the parameter η_i set to 0.03

图3 不同调度参数 η_i 下的融合算法调度示意图

Figure 3 Fusion algorithm scheduling under different scheduling parameters η_i

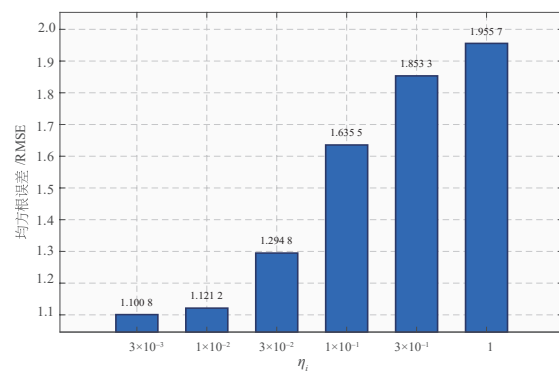
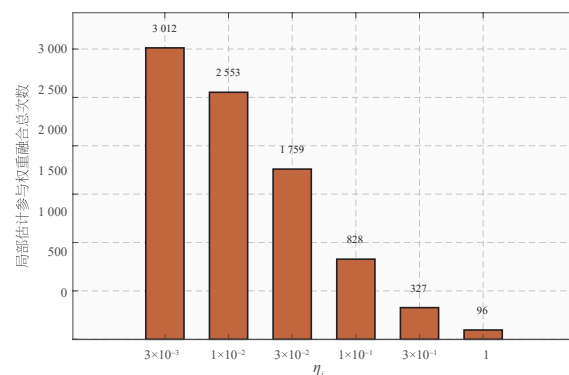
(d) 调度参数 η_i 取值为 0.1 时融合算法调度情况(d) Fusion algorithm scheduling with the parameter η_i set to 0.1(e) 调度参数 η_i 取值为 0.3 时融合算法调度情况(e) Fusion algorithm scheduling with the parameter η_i set to 0.3(f) 调度参数 η_i 取值为 1 时融合算法调度情况(f) Fusion algorithm scheduling with the parameter η_i set to 1

续图 3

为了进一步展示不同调度参数 η_i 下的算法复杂度,这里统计整个仿真过程中所有传感器信息进入权重融合估计组的总次数,来表示算法带来的通信与计

算负担。结合图 4 和图 5 分析,均方根误差与通信计算负担呈负相关,越低的均方根误差就意味着需要更多的计算资源。我们可以根据系统能够接受的误差上限调整 η_i 的取值,从而减轻系统的计算负担;也可以根据系统的能量约束设计 η_i ,以达到此条件下的最优估计精度。

正是这种能结合实际需求的动态分布式融合估计设计,将融合算法从静态配置提升为动态调度问题,有效地实现在一定精度需求下合理的资源配置。

图 4 不同调度参数 η_i 下的融合精度Figure 4 Fusion accuracy under different scheduling parameters η_i 图 5 不同调度参数 η_i 下的通信计算负担Figure 5 Communication burden under different scheduling parameters η_i

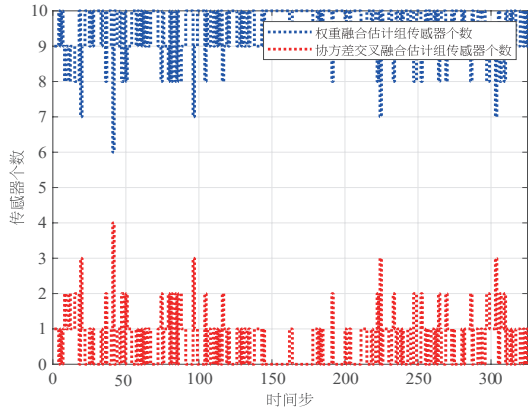
4.2 基于融合状态反馈的调度策略仿真验证

同以上验证过程,我们验证了动态融合估计器在基于融合状态反馈的调度策略下的估计性能。当调度参数 β_i 的取值依次为 0.3、0.9、2、3、4 和 6 时,传感器每个时刻的调度情况如图 6 所示。与基于随机事件的调度策略相同,随着调度参数 η_i 或 β_i 的增大,传感器逐渐倾向于将数据传输至协方差交叉融合估计组进行融合。

对比图 3 与图 6 可知,两种调度策略在总体趋势上尽管是相同的,但是对于目标机动与模型失配的敏感度存在差异。在图 3 中,由于系统采用了基于局部新息的调度策略设计,传感器在整个时间步长中呈现

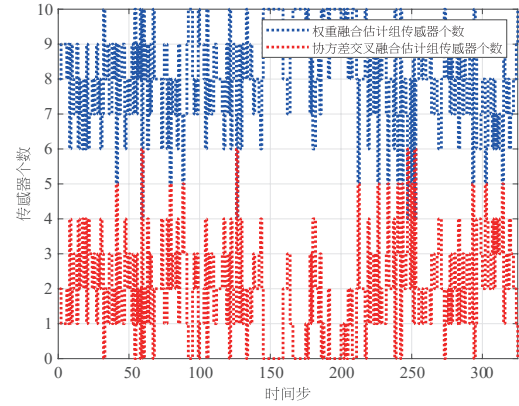
出相对稳定的调度概率。而在图6中,调度策略对于模型失配以及复杂机动中的敏感性显著增强,具体体现在时间步长为 111~220 的范围中。在该时间步长

中,目标进行了复杂的加减速以及转弯,调度策略更倾向于将传感器信息传输至权重融合估计组进行高精度感知。



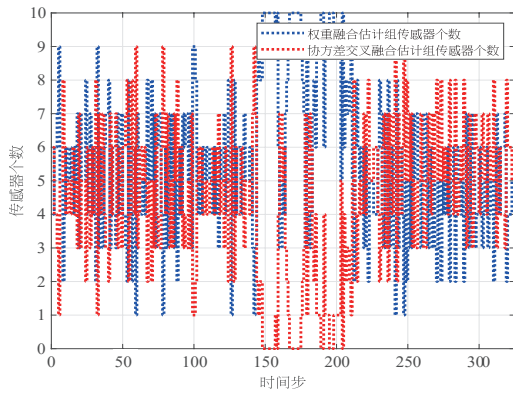
(a) 调度参数 β_i 取值为 0.3 时融合算法调度情况

(a) Fusion algorithm scheduling with the parameter β_i set to 0.3



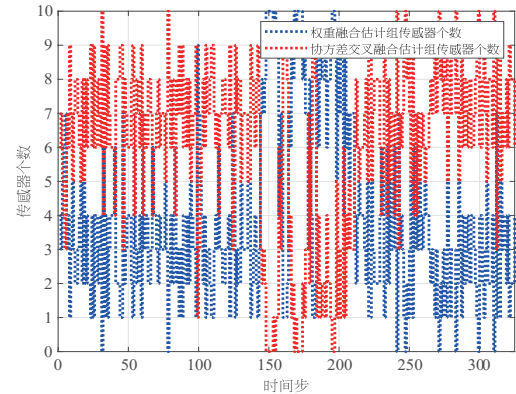
(b) 调度参数 β_i 取值为 0.9 时融合算法调度情况

(b) Fusion algorithm scheduling with the parameter β_i set to 0.9



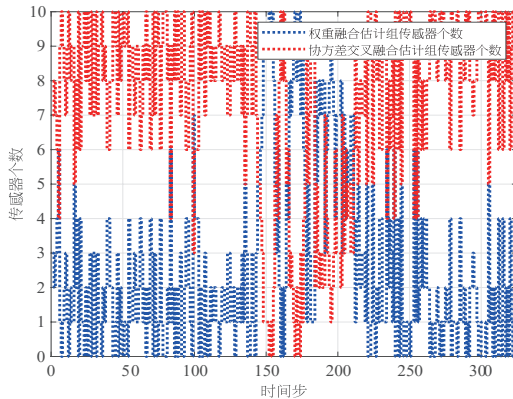
(c) 调度参数 β_i 取值为 2 时融合算法调度情况

(c) Fusion algorithm scheduling with the parameter β_i set to 2



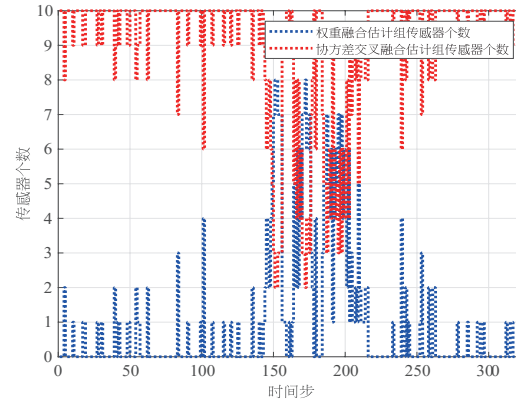
(d) 调度参数 β_i 取值为 3 时融合算法调度情况

(d) Fusion algorithm scheduling with the parameter β_i set to 3



(e) 调度参数 β_i 取值为 4 时融合算法调度情况

(e) Fusion algorithm scheduling with the parameter β_i set to 4



(f) 调度参数 β_i 取值为 6 时融合算法调度情况

(f) Fusion algorithm scheduling with the parameter β_i set to 6

图6 不同调度参数 β_i 下融合算法调度示意图

Figure 6 Fusion algorithm scheduling under different scheduling parameters β_i

为了进一步验证这两种调度策略的估计精度和通信计算负担。图7直观地展示了两种融合调度策略在相近的通信计算负担下的估计精度。其中蓝色折线为图4和图5数据的折线图表示,该折线清晰地表示了文献[26]中基于随机事件触发调度下的通信计算负担与均方根误差的变化趋势;红色折线展示了融合状态反馈的时间调度下相应的实验结果。由于随机的传感器调度原因,完全相同的通信计算负担很难实现。为了直观地比较两者的性能,我们选取了两种调度策略在相近通信计算负担下的均方根误差作为有效数据。验证表明,当调度参数过小或过大时,调度策略会将传感器数据传入单一的融合估计器,这种情况下的估计精度会逐渐趋于一致。当调度参数选择适中,在每一时刻传感器都有相当的概率进入不同的融合估计方案时,基于融合状态反馈的事件触发调度方案的估计精度要显著高于文献[26]中基于随机事件触发的融合调度方案。

基于融合状态反馈的事件触发调度能更有效地调度高精度融合算法,其根本原因在于该机制的判别基准为系统的全局共识。基于随机事件触发融合调度方案仅依据传感器自身的新息进行决策,这虽能快速响应局部突变,但无法区分该突变是源于有价值的目标机动,还是无关紧要的局部噪声或模型失配。相反,全局反馈触发以当前局部估计与上一时刻全局预测的偏差作为度量。当目标发生快速机动或系统模型存在不确定时,正确的局部传感器会率先捕捉到状态的真值变化,从而与全局预测之间产生持续增大的偏差;而由局部噪声引起的波动则因与全局趋势无关,其偏差通常在检测阈值以下。因此,该机制能更可靠地识别出关键信息,更精确地为传感器分配高精度融合资源,实现了从局部到全局的判断,从而对复杂机动目标展现出更优越的算法调度性能。

5 结论

针对分布式多传感器系统中高精度状态估计与低通信计算开销难以兼顾的问题,本文提出了一种基于动态分组的分布式融合估计框架。该框架通过特定事件调度策略,实现了传感器节点按任务需求进行智能分群与重组,并构建面向任务的临时融合单元。研究对比了基于局部新息和基于全局反馈的两种事件设计方案,并引入混合融合机制对临时融合单元输出进行二次融合,进一步提升估计精度与鲁棒性。

轨迹跟踪实验表明,所提框架能够有效将融合算法选择从传统静态配置转化为动态实时调度,在系统资源与估计精度之间实现有效平衡。两种事件设计方案均表现良好,其中基于全局反馈的事件设计在合

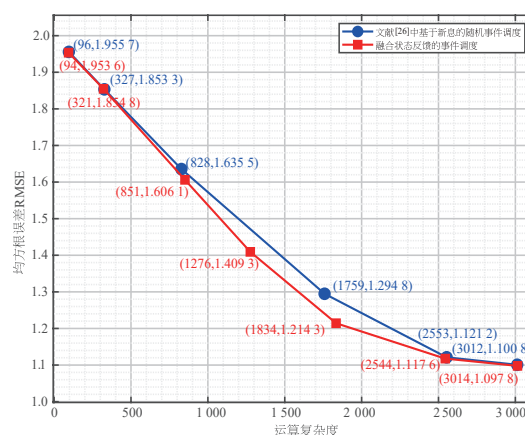


图7 所提出融合调度方案的性能验证

Figure 7 Performance validation of the proposed fusion scheduling scheme

理的调度参数下,估计精度优于基于局部新息的事件设计,并且能更好捕捉目标快速机动与模型失配,从而体现了全局信息在动态调度决策中的重要性。

本文为复杂机动目标的轨迹跟踪提供了一种可行的调度思路,未来可以结合实际需求将调度资源量化,深入探索多传感器调度与机器学习结合的方法,以进一步探索精度与能耗的权衡问题。

参考文献

- [1] Yick J, Mukherjee B, Ghosal D. Wireless sensor network survey[J]. *Computer Networks*, 2008, 52(12): 2292-2330.
- [2] Rajasegarar S, Leckie C, Palaniswami M. Anomaly detection in wireless sensor networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2008, 15(4): 34-40.
- [3] Wen Guanghui, Wang Li'nian, Zhao Dan, et al. Attitude estimation for rigid aircraft with time-varying gyro bias: A finite-time complementary filtering approach[J]. *Guidance, Navigation and Control*, 2025, 5(4): 445-458.
- [4] 胡振涛, 杨诗博, 胡玉梅, 等. 基于变分贝叶斯的分布式融合目标跟踪[J]. *电子学报*, 2022, 50(5): 1058-1065.
Hu Zhentao, Yang Shibo, Hu Yumei, et al. Distributed fusion target tracking based on Variational Bayes[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2022, 50(5): 1058-1065.
- [5] 温广辉, 余星火, 黄廷文, 等. 模型参数不确定下多无人艇系统固定时间二分编队跟踪控制[J]. *自动化学报*, 2025, 51(3): 669-677.
Wen Guanghui, Yu Xinghuo, Huang Tingwen, et al. Fixed-time bipartite formation tracking control for multi-USV systems with uncertain model parameters[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(3): 669-677.

- [6] 钟钰彬, 杨鹏, 窦磊. 基于纵横比自适应的相关滤波跟踪算法[J]. 电子学报, 2024, 52(6): 2112-2122.
Zhong Yubin, Yang Peng, Dou Lei. Correlation filtering tracking algorithm based on adaptive aspect-ratio[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2024, 52(6): 2112-2122.
- [7] 伍瀚, 孙浩, 计科峰, 等. 时序信息引导跨视角特征融合的多无人机多目标跟踪方法[J]. 电子学报, 2025, 53(3): 728-743.
Wu Han, Sun Hao, Ji Kefeng, et al. Temporal-guided cross-view feature fusion network for multi-drone multi-object tracking[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2025, 53(3): 728-743.
- [8] Oliveira L M L, Rodrigues J J P C. Wireless sensor networks: A survey on environmental monitoring[J]. *Journal of Communications*, 2011, 6(2): 143-151.
- [9] Smith D, Singh S. Approaches to multisensor data fusion in target tracking: A survey[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2006, 18(12): 1696-1710.
- [10] 江碧涛, 温广辉, 周佳玲, 等. 智能无人集群系统跨域协同技术研究现状与展望[J]. 中国工程科学, 2024, 26(1): 117-126.
Jiang Bitao, Wen Guanghui, Zhou Jialing, et al. Cross-domain cooperative technology of intelligent unmanned swarm systems: Current status and prospects[J]. *Strategic Study of CAE*, 2024, 26(1): 117-126.
- [11] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
Han Chongzhao, Zhu Hongyan, Duan Zhansheng. *Multi-source information fusion*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006.
- [12] Hong L. Centralized and distributed multisensor integration with uncertainties in communication networks[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1991, 27(2): 370-379.
- [13] Hashemipour H R, Roy S, Laub A J. Decentralized structures for parallel Kalman filtering[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1988, 33(1): 88-94.
- [14] Gungor V C, Hancke G P. Industrial wireless sensor networks: Challenges, design principles, and technical approaches[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2009, 56(10): 4258-4265.
- [15] Julier S J, Uhlmann J K. A non-divergent estimation algorithm in the presence of unknown correlations[C]//Proceedings of 1997 American Control Conference (Cat. No.97CH36041). Piscataway: IEEE, 1997, 4: 2369-2373.
- [16] Wu Junfeng, Jia Qingshan, Johansson K H, et al. Event-based sensor data scheduling: Trade-off between communication rate and estimation quality[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2013, 58(4): 1041-1046.
- [17] Han Duo, Mo Yilin, Wu Junfeng, et al. Stochastic event-triggered sensor schedule for remote state estimation[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2015, 60(10): 2661-2675.
- [18] Shi Ling, Cheng Peng, Chen Jiming. Optimal periodic sensor scheduling with limited resources[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2011, 56(9): 2190-2195.
- [19] Weimer J, Araújo J, Johansson K H. Distributed event-triggered estimation in networked systems[J]. *IFAC Proceedings Volumes*, 2012, 45(9): 178-185.
- [20] Niu Mengfei, Wen Guanghui, Shen Han, et al. Stochastic event-triggered sequential fusion filtering for USV cooperative localization[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(6): 8369-8379.
- [21] Yang Lixin, Xu Yong, Lv Weijun, et al. Optimal transmission scheduling over multihop networks: Structural results and reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2024, 69(3): 1826-1833.
- [22] 张志涵, 朱凤增, 彭力. 基于自适应事件触发的跳变系统故障检测滤波[J]. 电子学报, 2023, 51(2): 499-507.
Zhang Zhihan, Zhu Fengzeng, Peng Li. Adaptive event-triggered fault detection filter for jump systems[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2023, 51(2): 499-507.
- [23] Sun Shuli, Lin Honglei, Ma Jing, et al. Multi-sensor distributed fusion estimation with applications in networked systems: A review paper[J]. *Information Fusion*, 2017, 38: 122-134.
- [24] Sun Shuli, Deng Zili. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter[J]. *Automatica*, 2004, 40(6): 1017-1023.
- [25] Deng Zili, Zhang Peng, Qi Wenjuan, et al. Sequential covariance intersection fusion Kalman filter[J]. *Information Sciences*, 2012, 189: 293-309.
- [26] Zheng Xiaoyuan, Zhang Hao, Wang Zhuping, et al. Stochastic event-based distributed fusion estimation over sensor networks with fading channel[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2022, 69(4): 1741-1750.

作者简介



牛 牧 男,1999年4月出生于山西省晋中市。现为北京理工大学自动化学院博士研究生。主要研究方向为远程状态估计。

E-mail: mu@bit.edu.cn



聂 婧 女,1992年5月出生于安徽省合肥市。现为北京理工大学前沿交叉科学院博士研究生。主要研究方向为遥感信息处理。

E-mail: niejing@bit.edu.cn



赵 丹 女,1992年1月出生于陕西省西安市。现为东南大学自动化学院助理研究员。主要研究方向为分布式攻击隔离与弹性协同控制。

E-mail: danzhao@seu.edu.cn



郑德智 男,1978年2月出生于辽宁省锦州市。现为北京理工大学教授、博士生导师。主要研究方向为复杂环境网络化协同感知。

E-mail: zhengdezhi@bit.edu.cn



王昊冉 男,1999年5月出生于河南省洛阳市。现为北京理工大学前沿交叉科学院博士研究生。主要研究方向为安全状态估计。

E-mail: baewang@bit.edu.cn