

一种基于异步传感器网络的空间目标分布式跟踪方法

黄静琪*^{①②} 胡琛^① 孙山鹏^② 高翔^② 何兵^①

^①(火箭军工程大学 西安 710025)

^②(宇航动力学国家重点实验室 西安 710043)

摘 要: 为解决传感器网络在空间目标分布式跟踪过程中的异步采样及通信延迟问题, 该文提出一种异步分布式信息滤波算法(ADIF)。首先, 局部传感器与相邻节点之间以一定的拓扑结构传递带采样时标的局部状态信息和量测信息, 然后将收到的异步信息按时间排序, 使用ADIF算法进行计算, 分别对目标状态进行估计。该方法实现简单, 传感器间通信的次数少, 支持网络拓扑的实时变化, 适用于空间目标监测中的多目标跟踪问题。该文分别对空间单目标、多目标跟踪进行了仿真, 结果表明算法可以有效解决异步传感器滤波问题, 分布式滤波精度一致逼近于集中式结果。

关键词: 跟踪算法; 分布式传感器; 异步数据融合; 空间目标跟踪

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)05-1132-08

DOI: 10.11999/JEIT190460

A Distributed Space Target Tracking Algorithm Based on Asynchronous Multi-sensor Networks

HUANG Jingqi^{①②} HU Chen^① SUN Shanpeng^② GAO Xiang^② HE Bing^①

^①(Graduate School, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

^②(State Key Laboratory of Astronautic Dynamics, Xi'an 710043, China)

Abstract: To solve the problem of asynchronous sampling and communication delay of sensor network in space target tracking, an Asynchronous Distributed algorithm based on Information Filtering (ADIF) is proposed. First, local state information and measurement information with sampling time is transmitted between local sensor and adjacent nodes in a certain topology structure. Then, the local sensor sorts the received asynchronous information by time, and ADIF algorithm is used to calculate the target state respectively. This method is simple to implement, the frequency of communication between sensors is small, and it supports the real-time change of network topology, which is suitable for multi-target tracking. In this paper, single target and multi-target tracking are simulated respectively. The results show that the algorithm can effectively solve the problem of asynchronous sensor filtering, and the distributed filtering accuracy converges to the centralized result.

Key words: Tracking algorithm; Distributed sensors; Asynchronous data fusion; Information filtering

1 引言

目标跟踪是空间目标监视的关键技术之一, 在航天器实时定轨、轨道机动效果快速评估、碰撞预警等方面发挥着重要作用。除了传统地基测量设备, 天基测量设备也越来越多的运用在空间目标监视系统中, 利用天地基联合监测网对空间目标进行跟踪, 可以归为基于传感器网络的空间目标跟踪问题。当前工程应用中, 主要使用集中式方法进行传感器网络数据融合。集中式方法^[1,2]将各个传感器

的测量数据传输至计算中心, 在计算中心完成数据融合和状态估计, 该方法可以获得全局最优解, 但是对中心节点依赖性强, 中心节点的通信、计算负担较大。与集中式不同, 分布式方法是一种去中心化的算法, 各传感器之间相互通信, 分别进行计算。由于不依赖中心节点, 分布式方法的鲁棒性强, 并且有较好的扩展性和灵活性^[3,4]。

近年来, 分布式算法引起越来越多学者的关注^[5,6]。特别是以卡尔曼滤波为基础的分布式算法, 得到了广泛研究。Olfati-Saber^[7,8]提出了基于状态一致性的卡尔曼滤波(KCF), 文献^[9]研究了一种基于扩散策略的分布式融合滤波, 文献^[10]研究了基于协方

收稿日期: 2019-06-21; 改回日期: 2019-10-20; 网络出版: 2019-10-29

*通信作者: 黄静琪 hjingqi@sina.cn

差求交(Covariance Intersection, CI)的分布式滤波方法,文献[11]在上述研究的基础上,提出一种分布式混合信息滤波算法,该算法将扩展信息滤波与CI算法结合,构建了分布式滤波的基本框架。上述算法主要是针对同步采样传感器的融合问题,且没有考虑传输延时。在空间目标跟踪过程中,很难做到观测网中所有传感器同步采样,即使采样时刻相同,由于某些传感器的原始采样数据需要进行时标修正,也会造成修正后数据异步的情况。同时,传输延时还可能会造成数据乱序等问题。因此异步数据的分布式算法是实际应用中亟待研究的问题。目前针对异步传感器网络的分布式算法研究成果较少。文献[12]中,局部传感器先将收到的异步状态向量和协方差矩阵预测至同一时刻,而后采用CI算法进行融合,该算法相当于对量测信息进行了加权融合,不是最优的量测信息融合方式。文献[13,14]提出了异步贯序分布式算法,局部传感器首先将邻居节点的异步量测值同步至同一时刻,而后使用贯序滤波估计目标状态。该方法中相邻节点间直接传递量测值,节点需要知道邻居节点的量测模型,降低了分布式系统的灵活性和适应性。

综上,为了更好地解决空间目标分布式跟踪中存在的问题,本文提出一种异步分布式空间目标跟踪方法。该方法实现简单,计算量小,传感器间需要通信的次数和内容少,适用于处理能力和存储能力有限的天基测量设备。

2 异步分布式空间目标跟踪问题描述

2.1 空间目标跟踪问题基本模型

空间目标跟踪系统是典型的非线性离散系统,设系统方程为

$$\mathbf{x}^{(k)} = \mathbf{f}(\mathbf{x}^{(k-1)}) + \mathbf{w}^{(k-1)} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}^{(k)}$ 为 k 时刻目标的状态向量, $\mathbf{w}^{(k)}$ 是零均值白噪声,其协方差矩阵为 $\mathbf{Q}^{(k)}$ 。设 $\hat{\mathbf{x}}^{k|k-1}$ 和 $\hat{\mathbf{x}}^{k|k}$ 为 k 时刻状态矢量 $\mathbf{x}^{(k)}$ 的先验和后验估计, $\mathbf{P}^{k|k-1}$ 和 $\mathbf{P}^{k|k}$ 为 k 时刻协方差矩阵 $\mathbf{P}^{(k)}$ 的先验和后验估计。

在 J2000.0 惯性系下,设空间目标的位置矢量为 $\mathbf{r} = [x \ y \ z]^T$,则运动方程可以表示为

$$\ddot{\mathbf{r}} = \mathbf{F}_0 + \sum_{i=1}^n \mathbf{F}_i \quad (2)$$

其中,方程右函数 $\mathbf{F}_0$ 为地心对卫星的引力加速度, $\mathbf{F}_i$ 为其他摄动加速度,本文只考虑地球 J_2 项摄动。定义 $\mathbf{x} = [\mathbf{r} \ \dot{\mathbf{r}}]^T$ 为目标在 J2000.0 惯性系下的状态矢量,将其他摄动力的影响等效为高斯白噪声。

根据平台的不同,空间目标的测量设备可以分为地基和天基两类。根据测量设备类型的不同,又

可分为雷达、统一载波系统、光学望远镜等。本文以地基雷达设备和天基光学相机为例进行介绍,将各类测量设备统称为传感器。传感器量测方程为

$$\mathbf{z}_i^{(k)} = \mathbf{h}_i(\mathbf{x}^{(k)}) + \mathbf{v}_i^{(k)} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{v}_i^{(k)}$ 是零均值不相关白噪声,协方差矩阵为 $\mathbf{R}_i^{(k)}$, $i = 1, 2, \dots, N$ 代表不同的传感器。

(1) 地基雷达设备

对于地基雷达设备,设空间目标在设备地平系中的状态量为 $\boldsymbol{\rho} = [\rho_x \ \rho_y \ \rho_z \ \dot{\rho}_x \ \dot{\rho}_y \ \dot{\rho}_z]^T$,则目标在 J2000.0 惯性系的状态量 $\mathbf{x}$ 可转换为地平系下状态矢量 $\boldsymbol{\rho}$,而 $\boldsymbol{\rho}$ 与雷达测量值之间的关系有

$$\left. \begin{aligned} R &= \sqrt{\rho_x^2 + \rho_y^2 + \rho_z^2} \\ \dot{R} &= \frac{\rho_x \dot{\rho}_x + \rho_y \dot{\rho}_y + \rho_z \dot{\rho}_z}{\sqrt{\rho_x^2 + \rho_y^2 + \rho_z^2}} \\ A &= \arctan\left(\frac{\rho_y}{\rho_x}\right) \\ E &= \arcsin\left(\frac{\rho_z}{R}\right) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中, R 为测距, $\dot{R}$ 为测速, A 为方位角, E 为俯仰角,由式(4)可得雷达设备的量测矩阵为

$$\mathbf{H}_r^{(k)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial R^{(k)}}{\partial \mathbf{r}} & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ \frac{\partial \dot{R}^{(k)}}{\partial \mathbf{r}} & \frac{\partial \dot{R}^{(k)}}{\partial \dot{\mathbf{r}}} \\ \frac{\partial A^{(k)}}{\partial \mathbf{r}} & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ \frac{\partial E^{(k)}}{\partial \mathbf{r}} & \mathbf{0}_{1 \times 3} \end{bmatrix}_{4 \times 6} \quad (5)$$

(2) 天基光学相机

天基光学相机可以通过摄像测量技术确定目标的位置。利用光学相机的指向信息,可以将焦平面上检测到的条纹信息转化为角度测量值[15]:目标在天基光学相机轨道质心坐标系下的方位角 az 和俯仰角 el 。计算方法为

$$az = \arctan\left(\frac{y - y_{oi}}{x - x_{oi}}\right) \quad (6)$$

$$el = \arctan\left(\frac{z - z_{oi}}{\sqrt{(x - x_{oi})^2 + (y - y_{oi})^2}}\right) \quad (7)$$

其中, $\mathbf{X}_{oi} = [x_{oi} \ y_{oi} \ z_{oi}]^T$ 为天基光学设备在惯性系中的位置。则天基光学相机量测矩阵为

$$\mathbf{H}_o^{(k)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial az^{(k)}}{\partial \mathbf{r}} & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ \frac{\partial el^{(k)}}{\partial \mathbf{r}} & \mathbf{0}_{1 \times 3} \end{bmatrix}_{2 \times 6} \quad (8)$$

2.2 异步采样系统与传感器网络

考虑一种异步采样系统,各传感器的采样时刻

不同, 采样周期可以相同亦可不同, t_i^k 表示传感器*i*在第*k*个采样周期内的采样时刻, 如图1。

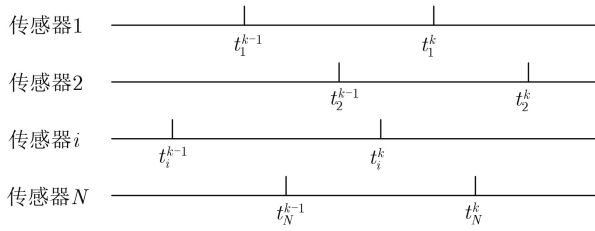


图1 异步多传感器采样示意图

对于上述异步采样系统, 每个传感器作为一个节点, 传感器节点及节点间的通信拓扑构成了传感器网络。通常使用有向图 $G = (V, E)$ 表示网络结构, $V = \{1, 2, \dots, n\}$ 为图的节点集合, 即传感器节点集合, E 为图的边, 代表通信链路, $E^{(t)} = \{(i, j) | i, j \in V\}$ 表示 t 时刻节点 i 到节点 j 的通信链路, 并称 i 和 j 为邻居节点。定义 $N_{i, \text{in}}^{(t)} = \{j | (j, i) \in E^{(t)}, \forall j \neq i\}$ 为 t 时刻节点 i 的输入邻居节点集合, 简称入邻节点, 入邻节点集合中元素个数记为 $N_{i, \text{in}}$ 。 $N_{i, \text{out}}^{(t)} = \{j | (i, j) \in E^{(t)}, \forall j \neq i\}$ 为 t 时刻节点 i 的输出邻居节点集合, 简称出邻节点, 出邻节点集合中元素个数记为 $N_{i, \text{out}}$ 。令 $J_i^{(t)} = N_{i, \text{in}}^{(t)} \cup i$, 则 $J_i^{(t)}$ 表示 t 时刻节点 i 包含自身在内的所有入邻节点集合。对于图中两节点, 若存在通信链路序列使这两点可以通信, 则称这两节点为连通的。若图中任意两点都是连通的, 则称该网络的通信拓扑为强连通图。

3 异步分布式实时跟踪算法

3.1 传感器网络中传递信息的设计

在卡尔曼滤波中, 如果迭代更新的是协方差矩阵 P 的逆矩阵 I , 则称为信息滤波, I 称为信息矩阵。信息滤波的量测更新过程为

$$I^{k|k} = I^{k|k-1} + (H^{(k)})^T (R^{(k)})^{-1} H^{(k)} \quad (9)$$

$$\tilde{x}^{k|k} = \tilde{x}^{k|k-1} + (I^{k|k})^{-1} (H^{(k)})^T (R^{(k)})^{-1} \cdot [z^{(k)} - h(\tilde{x}^{k|k-1})] \quad (10)$$

式(10)两边乘以 $I^{k|k}$ 后可得

$$I^{k|k} \tilde{x}^{k|k} = I^{k|k} \tilde{x}^{k|k-1} + (H^{(k)})^T (R^{(k)})^{-1} \cdot [z^{(k)} - h(\tilde{x}^{k|k-1})] \quad (11)$$

将式(9)代入式(10)右侧第1项中, 整理后可得

$$(I^{k|k}) \tilde{x}^{k|k} = (I^{k|k-1}) \tilde{x}^{k|k-1} + (H^{(k)})^T (R^{(k)})^{-1} \cdot [z^{(k)} + H^{(k)} \tilde{x}^{k|k-1} - h(\tilde{x}^{k|k-1})] \quad (12)$$

令

$$\xi^{k|k} = (I^{k|k}) \tilde{x}^{k|k} \quad (13)$$

$$s^{(k)} = (H^{(k)})^T (R^{(k)})^{-1} (H^{(k)}) \quad (14)$$

$$y^{(k)} = (H^{(k)})^T (R^{(k)})^{-1} \cdot [z^{(k)} + H^{(k)} \tilde{x}^{k|k-1} - h(\tilde{x}^{k|k-1})] \quad (15)$$

式(13)中, 称 $\xi^{k|k}$ 为信息状态。至此, 信息滤波的更新过程可以表示为

$$I^{k|k} = I^{k|k-1} + s^{(k)} \quad (16)$$

$$\xi^{k|k} = \xi^{k|k-1} + y^{(k)} \quad (17)$$

令 $I^{(k)} = I^{k|k-1}$, $\xi^{(k)} = \xi^{k|k-1}$, 则 $I^{(k)}$ 和 $\xi^{(k)}$ 为 k 时刻信息矩阵和信息状态的预测值, $s^{(k)}$ 和 $y^{(k)}$ 分别为量测信息对信息矩阵和信息状态更新的贡献值。

可以看出, 上述信息滤波过程中的 $I^{(k)}$ 和 $\xi^{(k)}$ 为状态预测信息, $s^{(k)}$ 和 $y^{(k)}$ 为量测信息, 都可以由局部传感器直接计算, 因此本算法将 I, ξ, s, y 作为相邻节点的传输信息。为了解决信息传输过程中的延时问题, 并保证局部传感器计算的相对独立性, 将传感器各自的采样时刻作为该传感器滤波及信息传输时刻, 传输的信息包括该传感器的采样时刻 t 以及 t 时刻的局部状态信息和量测信息 I, ξ, s, y , 记为 $M = \langle t, I, \xi, s, y \rangle$, 下文中简称为信息。同时, 为了保证局部节点的一致收敛性, 算法要求传感器网络的通信拓扑为强连通图。

将图1中节点 i 的入邻节点的采样时刻映射到采样周期 (t_i^{k-1}, t_i^k) 内, 如图2所示。节点 i 将采样周期内收到的信息存储, 并在 t_i^k 时刻进行采样、滤波和信息传输。

3.2 异步分布式信息滤波算法(ADIF)设计

以图2为例, 将局部传感器一个采样周期的滤波计算过程分为3步:

(1) 对收到的信息进行排序。假设传感器 i 在采样周期 (t_i^{k-1}, t_i^k) 内收到 $N_{i, \text{in}}$ 个入邻节点的信息 $M_l = \langle t_l, I_l, \xi_l, s_l, y_l \rangle$, $l = 1, 2, \dots, N_{i, \text{in}}$ 。根据时

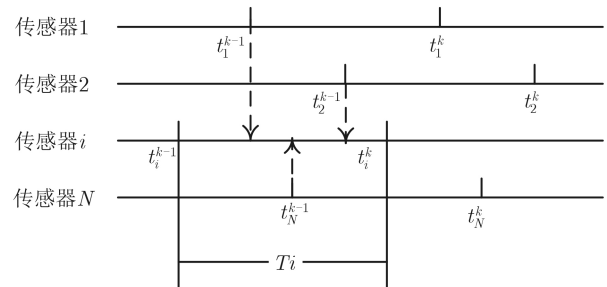


图2 传感器*i*的入邻节点采样时刻映射示意图

间 t_l 的先后顺序可对入邻节点的信息进行排序，将排序后的时间记为 τ ，排序后有

$$t_i^{k-1} < \tau_1 < \tau_2 < \dots < \tau_{l'} < \dots < \tau_{N'} < \tau_{N'+1} = t_i^k \quad (18)$$

其中， $l' = 1, 2, \dots, N' + 1$ 。考虑到可能出现不同入邻节点的信息时间相同的情况，即不同入邻节点的采样时刻相同，此时同一时间可能对应多组信息，因此 $N' \leq N_{i, \text{in}}$ 。

(2) 在 t_i^k 时刻，利用采样周期内收到的信息将局部状态量逐步预测至采样时刻 t_i^k 。计算方法如下：

首先，将上个周期 t_i^{k-1} 的状态量预测至 τ_1 时刻，并通过融合 τ_1 时刻的信息 $M_j (j \in N_{i, \text{in}}^{(\tau_1)})$ 更新得到中间状态估计量 $\tilde{\mathbf{x}}_i^{\tau_1|\tau_1}$ ， $\mathbf{P}_i^{\tau_1|\tau_1}$ 。在更新 $\tilde{\mathbf{x}}_i^{\tau_1|\tau_1}$ ， $\mathbf{P}_i^{\tau_1|\tau_1}$ 时，需要将所有 τ_1 时刻的信息进行融合，此时可以看做同步融合问题。本文使用文献[11]中的分布式框架对同一时间的信息进行融合。融合分为两步，第1步为采用协方差求交算法[16]融合状态信息 $\mathbf{I}, \boldsymbol{\xi}$ ， $d_{ij}^{(\tau_1)}$ 为融合权重，满足 $\sum_{j \in J_i^{(\tau_1)}} d_{ij}^{(\tau_1)} = 1$ ， $d_{ij}^{(\tau_1)} > 0$ 。 $\mathbf{I}$ 越大，表示估计值越精确，因此权重 $d_{ij}^{(\tau_1)}$ 的求解可以转化为求解 $d_{ij}^{(\tau_1)}$ 使 $\text{trace} \left(\sum_{j \in J_i^{(\tau_1)}} d_{ij}^{(\tau_1)} \mathbf{I}_j^{(\tau_1)} \right)$ 最大。第2步为量测信息 $\mathbf{s}, \mathbf{y}$ 的融合，采用最优融合策略[17]，即分别累加 $\mathbf{s}, \mathbf{y}$ 以更新状态信息。

而后以此类推，按照时间顺序依次计算得到 $\tau_{N'}$ 时刻的中间状态量 $\tilde{\mathbf{x}}_i^{\tau_{N'}|\tau_{N'}}$ ， $\mathbf{P}_i^{\tau_{N'}|\tau_{N'}}$ ，最后将 $\tilde{\mathbf{x}}_i^{\tau_{N'}|\tau_{N'}}$ ， $\mathbf{P}_i^{\tau_{N'}|\tau_{N'}}$ 预测至 t_i^k 时刻，得到采样时刻 t_i^k 的状态预测值 $\tilde{\mathbf{x}}_i^{t_i^k|\tau_{N'}}$ 和 $\mathbf{P}_i^{t_i^k|\tau_{N'}}$ 。

(3) 利用采样时刻 t_i^k 的信息对状态量进行更新。首先根据采样时刻的状态预测值 $\tilde{\mathbf{x}}_i^{t_i^k|\tau_{N'}}$ ， $\mathbf{P}_i^{t_i^k|\tau_{N'}}$ 和局部传感器的量测值 $\mathbf{z}_i^{(t_i^k)}$ ，计算本节点信息 $M_i = \langle t_i^k, \mathbf{I}_i, \boldsymbol{\xi}_i, \mathbf{s}_i, \mathbf{y}_i \rangle$ 传输至出邻节点，最后融合 t_i^k 时刻的 $M_j (j \in J_i^{(t_i^k)})$ ，计算得到 $\tilde{\mathbf{x}}_i^{t_i^k|t_i^k}$ ， $\mathbf{P}_i^{t_i^k|t_i^k}$ 。

3.3 基于ADIF的空间目标跟踪算法

根据3.1节，3.2节内容，算法流程总结如下：

步骤 1 传感器状态初始化。对传感器 i ，初始化空间目标的状态矢量 $\tilde{\mathbf{x}}_i^{0|0}$ 和协方差矩阵 $\mathbf{P}_i^{0|0}$ ，各传感器量测噪声的协方差矩阵为 $\mathbf{R}_i$ ，系统噪声的协方差矩阵为 $\mathbf{Q}_i(\Delta t)$ ， Δt 为预测时间， $\mathbf{Q}_i(\Delta t)$ 可用 Δt 的多项式计算；

步骤 2 接收来自邻居节点的信息 M_j 并存储。传感器 i 将周期 (t_i^{k-1}, t_i^k) 内收到的信息存储并按信息时间的先后排序，排序后的时间序列如式(18)；

步骤 3 在采样时刻 t_i^k 获取量测值 $\mathbf{z}_i^{(t_i^k)}$ 。若在

t_i^k 时刻，传感器 i 对目标不可见，即在采样时刻没有量测数据，则令 $\mathbf{z}_i^{(t_i^k)} = \mathbf{0}$ ， $(\mathbf{R}_i^{(t_i^k)})^{-1} = \mathbf{0}$ ；

步骤 4 数据融合与状态估计。

(1) 令 $\tau_0 = t_i^{k-1}$ ， $\tilde{\mathbf{x}}_i^{\tau_0|\tau_0} = \tilde{\mathbf{x}}_i^{t_i^{k-1}|t_i^{k-1}}$ ， $\mathbf{P}_i^{\tau_0|\tau_0} = \mathbf{P}_i^{t_i^{k-1}|t_i^{k-1}}$ ， $l' = 1$ ；

(2) 预测：

利用 $\tau_{l'-1}$ 时刻的状态量 $\tilde{\mathbf{x}}_i^{\tau_{l'-1}|\tau_{l'-1}}$ ， $\mathbf{P}_i^{\tau_{l'-1}|\tau_{l'-1}}$ ，求出 $\tau_{l'}$ 时刻信息状态和信息矩阵的先验估计 $\mathbf{I}_i^{(\tau_{l'})}$ ， $\boldsymbol{\xi}_i^{(\tau_{l'})}$ 。

若 $l' \leq N'$ ，则有 $\mathbf{s}_i^{(\tau_{l'})} = \mathbf{0}$ ， $\mathbf{y}_i^{(\tau_{l'})} = \mathbf{0}$ ；

若 $l' = N' + 1$ ，有 $\tau_{l'} = t_i^k$ ，根据式(14)、式(15)求出 $\mathbf{s}_i^{(\tau_{l'})}$ ， $\mathbf{y}_i^{(\tau_{l'})}$ ，并将 $M_i = \langle \tau_{l'}, \mathbf{I}_i^{(\tau_{l'})}, \boldsymbol{\xi}_i^{(\tau_{l'})}, \mathbf{s}_i^{(\tau_{l'})}, \mathbf{y}_i^{(\tau_{l'})} \rangle$ 传输至出邻节点。

(3) 更新：

$$\mathbf{P}_i^{\tau_{l'}|\tau_{l'}} = \left(\sum_{j \in J_i(\tau_{l'})} d_{ij}^{(\tau_{l'})} \mathbf{I}_j^{(\tau_{l'})} + \sum_{j \in J_i(\tau_{l'})} \mathbf{s}_j^{(\tau_{l'})} \right)^{-1} \quad (19)$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_i^{\tau_{l'}|\tau_{l'}} = \mathbf{P}_i^{\tau_{l'}|\tau_{l'}} \left(\sum_{j \in J_i(\tau_{l'})} d_{ij}^{(\tau_{l'})} \boldsymbol{\xi}_j^{(\tau_{l'})} + \sum_{j \in J_i(\tau_{l'})} \mathbf{y}_j^{(\tau_{l'})} \right) \quad (20)$$

$$l' = l' + 1 \quad (21)$$

(4) 若 $l' \leq N' + 1$ ，返回步骤2；

否则， $\mathbf{P}_i^{t_i^k|t_i^k} = \mathbf{P}_i^{\tau_{l'}|\tau_{l'}}$ ， $\tilde{\mathbf{x}}_i^{t_i^k|t_i^k} = \tilde{\mathbf{x}}_i^{\tau_{l'}|\tau_{l'}}$ ，传感器 i 第 k 个采样周期 (t_i^{k-1}, t_i^k) 滤波完毕。

由上述算法可知：(1)邻居节点间传递的信息 M 中包含信息对应的时间 t ，解决了传输延时导致的数据乱序问题。(2)传感器网络的拓扑结构对于局部传感器来说是透明的，拓扑结构发生变化不影响局部传感器的滤波计算。(3)式(19)，式(20)保证了各传感器的估计结果趋于一致并逼近集中式结果[11]。(4)本算法可以适应局部传感器为非均匀采样和传感器采样周期不同的情况，即不要求局部传感器的采样间隔为常值以及所有传感器的采样间隔相同。

3.4 算法复杂度分析

根据算法，传感器 i 在采样时刻进行滤波计算，因此对于局部传感器来说，计算频率即为各自采样频率。每次计算时，需要将1个采样周期内收到的量测信息按照3.3节的步骤4迭代进行预测更新，迭代次数为 l' ，满足 $1 \leq l' \leq N_{i, \text{in}} + 1$ ， $N_{i, \text{in}}$ 即为通信拓扑图中传感器 i 的入度。整个传感器网络的通信拓扑为强连通图，根据强连通图的定义可知 $1 \leq N_{i, \text{in}} \leq N - 1$ 。若传感器 i 的采样周期为1 s，入

度 $N_{i,in}$ 为1, 则该传感器每秒进行1次计算, 每次计算迭代次数最多不超过2次即可满足收敛条件。算法中局部传感器的计算复杂度只与自身采样频率及其入邻节点个数相关, 与整个网络中的节点数量没有直接关系。对于高频采样测量系统, 则可以采用多项式中心平滑技术^[18], 将得到的中心平滑数据看作分布式算法中的采样数据进行计算。

4 仿真实验及分析

4.1 单目标实时跟踪

采用200次蒙特卡洛仿真对文中提出的算法进行验证分析。假设有3个地基雷达设备、2个天基光学相机组成的传感器网络对一空间目标进行分布式跟踪, 传感器网络的拓扑结构见图3。目标初始轨道见表1。跟踪弧段为2019-04-25 04:11:56至2019-04-25 04:30:00, 使用STK高精度轨道外推模型(High Precision Orbit Prediction, HPOP)将初轨外推数据作为精密星历比对仿真结果。地基雷达大地坐标分别为S1(48.91°, 124.78°), S2(48.91°, 106.67°), S3(33.71°, 95.01°), 天基光学相机初始轨道见表2。

以目标的初始轨道历元为T0, 各测量设备对

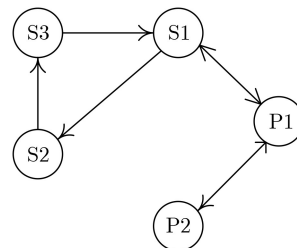


图3 传感器网络的通信拓扑

目标的跟踪弧段见图4。各传感器采样周期为1 s, 以S1的采样周期为基准, S2, S3, P1, P2分别在基准采样周期起始0.7 s, 0.2 s, 0.2 s, 0.5 s处采样。

设各测量设备的初始状态设为 $\mathbf{x}^{0|0} = [970093.5 \ 1719342.5 \ 6688030.7 \ 6273.741 \ 3714.785 \ -1873.584]^T$, 初始状态协方差矩阵为 $\mathbf{P}^{0|0} = \text{diag}[10000^2, 10000^2, 10000^2, 20^2, 20^2, 20^2]$, 系统噪声方差矩阵为 $\mathbf{Q} = \text{diag}[0.1^2, 0.1^2, 0.1^2, 0.01^2, 0.01^2, 0.01^2]$, 雷达设备的量测噪声方差矩阵为 $\mathbf{R}_r = \text{diag}[10^2, 0.05^2, 0.02^2, 0.02^2]$, 天基光学相机的量测噪声方差矩阵为 $\mathbf{R}_o = \text{diag}[0.02^2, 0.02^2]$, 由于测站测量误差相同, 初始状态相同, 方便起见, 测站 i 的融合权重系数取相同值, 即对 $\forall j, m \in J_i^{(\tau)}$, 有 $d_{ij}^{(\tau)} = d_{im}^{(\tau)}, \sum_{j \in J_i^{(\tau)}} d_{ij}^{(\tau)} = 1$ 。

表1 目标初始轨道

历元	X(m)	Y(m)	Z(m)	$V_x(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$V_y(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$V_z(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$
2019-04-25 04:11:56	980093.466	1709342.512	6698030.714	6293.741438	3734.785328	-1863.584480

表2 天基光学相机轨道根数

天基相机	历元	$a(\text{km})$	e	$i(^{\circ})$	$\Omega(^{\circ})$	$\omega(^{\circ})$	$M(^{\circ})$
P1	2019-4-25 04:00:00	6878.137	0.000011	45.0	359.8	0.0	339.8
P2	2019-4-25 04:00:00	6778.137	0.000010	63.4	250.1	10.2	35.0

图5为各测量设备分布式滤波位置和速度的均方根误差(RMSE)曲线, 图中EIF为集中式信息滤波。结果表明, 在初始状态误差较大(位置误差17 km, 速度误差30 m/s)的情况下, 算法使异步

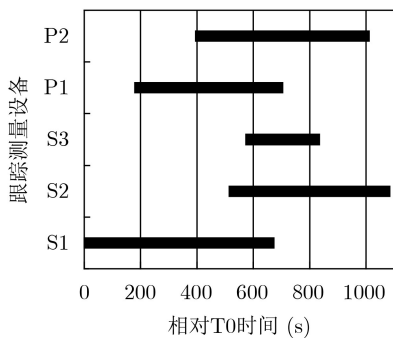


图4 测量设备的跟踪弧段

传感器网络中所有设备的滤波结果快速收敛, 并一致收敛于集中式结果。100 s时各测站滤波位置误差优于100 m, 速度误差优于5 m/s, S3在578 s开始跟踪目标后, 传感器网络中所有设备均有测量数据, 此时位置误差优于1 m, 速度误差优于0.01 m/s。820 s后, 由于只有S2, P2有量测数据, 误差有所增大, 位置误差在100 m以内, 速度误差在1 m/s。

为进一步分析分布式滤波算法的收敛情况, 表3中列出了滤波收敛后250~900 s集中式滤波和分布式滤波RMSE的均值。从表中可知, 各个测量设备的分布式滤波精度基本趋于一致, 且逼近集中式滤波的精度。集中式算法中, 融合中心可以直接获得所有测量数据, 从而可以得到最优估计。局部传感器在使用本算法滤波过程中, 虽然无法直接获取网络中所有节点的量测数据, 但是通过连通的网

络拓扑，可以间接的获取其他节点的量测信息，从而得到较优的估计值。

4.2 多目标实时跟踪

为验证传感器网络拓扑结构实时变化对本算法的影响，假设4.1节中5个测量设备分别对两个空间目标进行分布式跟踪，假设设备在同一时间只能跟踪一个目标。目标1初始轨道同表1，目标2初始轨道见表4。目标1的跟踪弧段为2019-04-25 04:11:56至2019-04-25 04:30:00，目标2的跟踪弧段为2019-04-25 04:00:55至2019-04-25 04:14:30。

令设备P1, S1跟踪目标1，设备P2, S3跟踪目标2。S2根据可见性，在不同时段分别对目标1、目标2进行跟踪计算。由于S2在不同时段分别跟踪两目标，因此两个目标的分布式传感器网络的拓扑结构会随S2跟踪目标的变化而实时改变，如图6、图7。

S1, P1初始状态以及协方差矩阵的初值、系统噪声、测量噪声参数设置同4.1节，S2, S3, P2在历元2019-04-25 04:00:55的初始状态为 $\mathbf{x}^{0|0} = [6975582.028 \ 532743.450 \ 1013434.795 \ -946.305250 \ -1140.131728 \ 7360.707562]^T$ 。

图8、图9分别为拓扑切换前后对目标1和目标2的跟踪结果。图8(b)中，在S2加入目标1的跟踪网络后，滤波结果逐渐与P1和S1一致。图9(b)中，S2从目标2的跟踪网络中离开也未影响到其他节点的滤波结果和收敛性。由此可以看出，在计算过程中，拓扑结构的实时变化不影响传感器网络各节点的计算结果及一致收敛性。

5 结束语

本文提出一种基于信息滤波的异步分布式滤波方法(ADIF)，用于解决传感器网络对空间目标的跟踪问题，并通过仿真验证了该方法的有效性。结

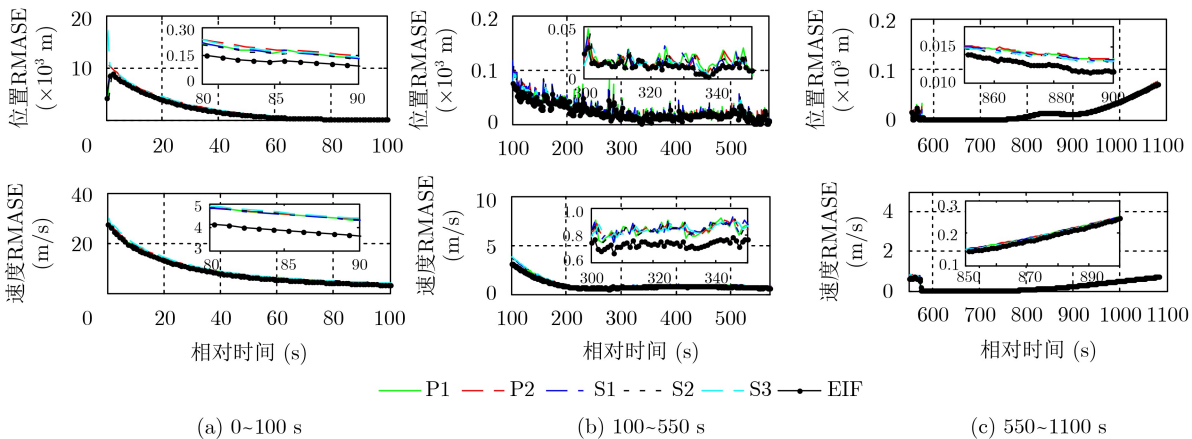


图 5 各测量设备计算的位置、速度RMSE曲线

表 3 各测站集中式与分布式滤波位置平均RMSE

滤波类型		P1	P2	S1	S2	S3
位置	ADIF(m)	11.4389	10.7740	11.6683	11.3893	10.9962
	EIF(m)			9.6533		
速度	ADIF(m/s)	0.4550	0.4563	0.4575	0.4564	0.4564
	EIF(m/s)			0.3973		

表 4 目标2初始轨道

历元	X(m)	Y(m)	Z(m)	Vx(m·s ⁻¹)	Vy(m·s ⁻¹)	Vz(m·s ⁻¹)
2019-04-25 04:00:55	6985582.028	542743.450	1003434.795	-966.305250	-1160.131728	-7350.707562

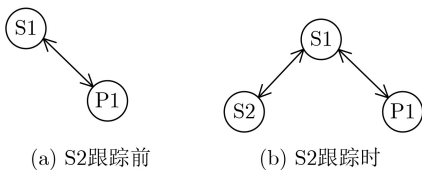


图 6 目标1传感器网络拓扑变化情况

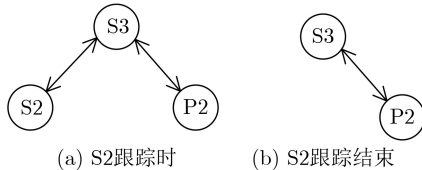


图 7 目标2传感器网络拓扑变化情况

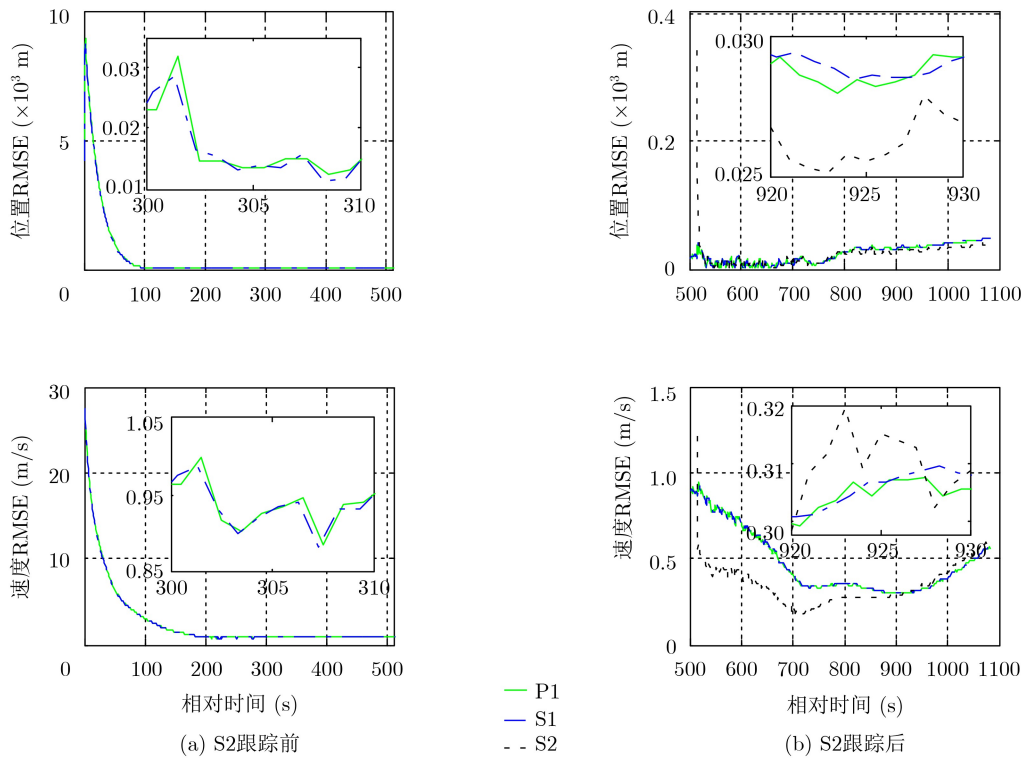


图8 P1, S1, S2对目标1分布式滤波定轨的位置、速度RMSE曲线

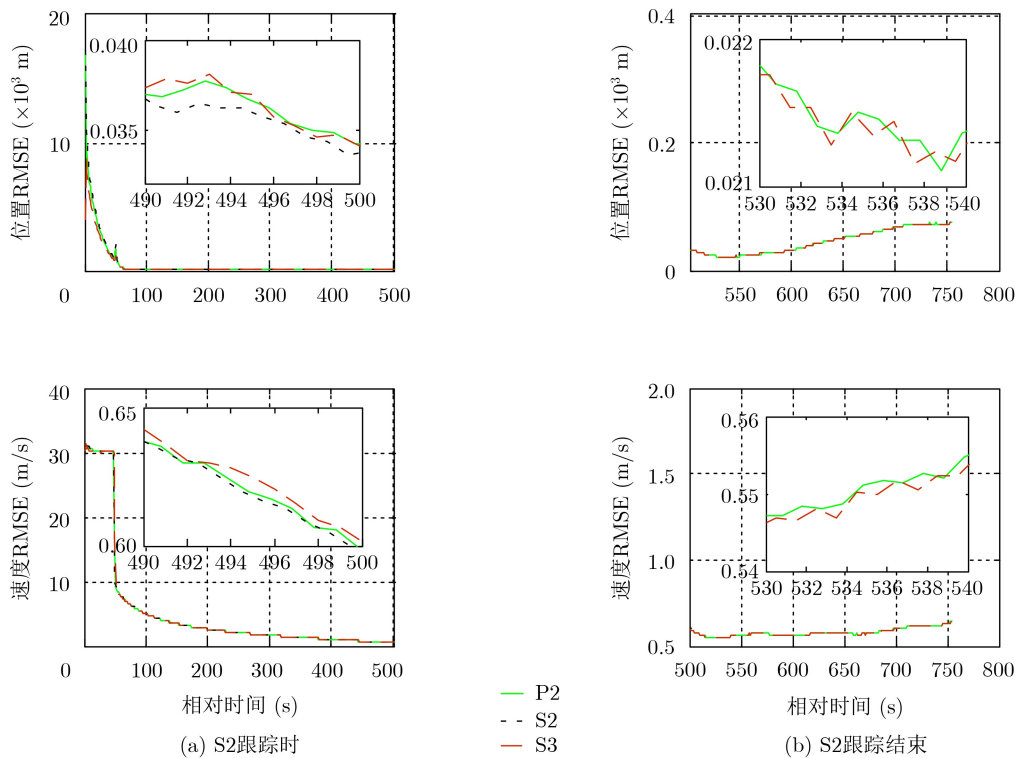


图9 P2, S2, S3对目标2分布式滤波定轨的位置、速度RMSE曲线

果表明传感器网络中所有节点的分布式滤波结果趋于一致, 并且跟踪精度逼近于集中式滤波。本方法计算简单, 信息传输量小, 每个传感器在一个采样周期内只需向邻居节点传递1次信息便可实现一致

性。通过传递带时标的信息, 解决了网络传输延时导致的信息到达乱序问题。同时, 该方法支持跟踪过程中网络拓扑的实时切换, 适用于空间目标监测中的多目标跟踪问题。若网络中存在采样频率较高

的局部节点, 还可以先采用多项式平滑技术将高频采样数据平滑为低频数据, 而后使用本方法。此外, 本方法通用性强, 可以适用于其他传感器网络分布式跟踪问题, 同时还适用于非均匀异步采样系统。

参 考 文 献

- [1] JIA Bin, XIN Ming, PHAM K, *et al.* Multiple sensor estimation using a high-degree cubature information filter[C]. SPIE 8739, Sensors and Systems for Space Applications VI, Baltimore, USA, 2013: 87390T. doi: [10.1117/12.2015546](https://doi.org/10.1117/12.2015546).
- [2] LIU Song, SHEN-TU Han, CHEN Huajie, *et al.* Asynchronous multi-sensor fusion multi-target tracking method[C]. The 14th IEEE International Conference on Control and Automation, Anchorage, USA, 2018: 459–463.
- [3] KAMAL A T, FARRELL J A, and ROY-CHOWDHURY A K. Information weighted consensus[C]. The 51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC), Maui, USA, 2012: 2732–2737.
- [4] 汪晗, 成昂轩, 王坤, 等. 无线传感器网络分布式迭代定位误差控制算法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(1): 72–78. doi: [10.11999/JEIT170344](https://doi.org/10.11999/JEIT170344).
WANG Han, CHENG Angxuan, WANG Kun, *et al.* Error control algorithm of distributed localization in wireless sensor networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(1): 72–78. doi: [10.11999/JEIT170344](https://doi.org/10.11999/JEIT170344).
- [5] CHEN Bo, HU Guoqiang, HO D W C, *et al.* Distributed Kalman filtering for time-varying discrete sequential systems[J]. *Automatica*, 2019, 99: 228–236. doi: [10.1016/j.automatica.2018.10.025](https://doi.org/10.1016/j.automatica.2018.10.025).
- [6] BATTISTELLI G, CHISCI L, and SELVI D. A distributed Kalman filter with event-triggered communication and guaranteed stability[J]. *Automatica*, 2018, 93: 75–82. doi: [10.1016/j.automatica.2018.03.005](https://doi.org/10.1016/j.automatica.2018.03.005).
- [7] OLFATI-SABER R. Distributed Kalman filtering for sensor networks[C]. The 46th IEEE Conference on Decision and Control, New Orleans, USA, 2007: 5492–5498.
- [8] OLFATI-SABER R. Kalman-Consensus Filter: Optimality, stability, and performance[C]. The 48th IEEE Conference on Decision and Control, Shanghai, China, 2009: 7036–7042.
- [9] CATTIVELLI F S and SAYED A H. Diffusion strategies for distributed Kalman filtering and smoothing[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2010, 55(9): 2069–2084. doi: [10.1109/TAC.2010.2042987](https://doi.org/10.1109/TAC.2010.2042987).
- [10] HU Jinwen, XIE Lihua, and ZHANG Cishen. Diffusion Kalman filtering based on covariance intersection[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(2): 891–902. doi: [10.1109/TSP.2011.2175386](https://doi.org/10.1109/TSP.2011.2175386).
- [11] WANG Shaocheng and REN Wei. On the convergence conditions of distributed dynamic state estimation using sensor networks: A unified framework[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2018, 26(4): 1300–1316. doi: [10.1109/TCST.2017.2715849](https://doi.org/10.1109/TCST.2017.2715849).
- [12] KOWALCZUK Z and DOMŹALSKI M. Asynchronous distributed state estimation for continuous-time stochastic processes[J]. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2013, 23(2): 327–339. doi: [10.2478/amcs-2013-0025](https://doi.org/10.2478/amcs-2013-0025).
- [13] 楚天鹏. 多光电跟踪设备异步序贯分布式目标跟踪算法[J]. 红外与激光工程, 2017, 46(9): 0926002. doi: [10.3788/IRLA201746.0926002](https://doi.org/10.3788/IRLA201746.0926002).
CHU Tianpeng. Distributed asynchronous sequential fusion algorithm for multiple optic-electronic tracking devices[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(9): 0926002. doi: [10.3788/IRLA201746.0926002](https://doi.org/10.3788/IRLA201746.0926002).
- [14] ZHU Guangming, ZHOU Fan, XIE Li, *et al.* Sequential asynchronous filters for target tracking in wireless sensor networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2014, 14(9): 3174–3182. doi: [10.1109/JSEN.2014.2325400](https://doi.org/10.1109/JSEN.2014.2325400).
- [15] SHARMA J, STOKES G H, VON BRAUN C, *et al.* Toward operational space-based space surveillance[J]. *Lincoln Laboratory Journal*, 2002, 13(2): 309–334.
- [16] JULIER S J and UHLMANN J K. General Decentralized Data Fusion with Covariance Intersection[M]. LLINAS J, HALL D, and LIGGINS II M. Handbook of Multisensor Data Fusion. 2nd ed. Boca Raton, USA: CRC Press, 2001: 319–342.
- [17] JIA Bin, XIN Ming, and CHENG Yang. Multiple sensor estimation using the sparse Gauss-Hermite quadrature information filter[C]. 2012 American Control Conference, Montreal, Canada, 2012: 5544–5549.
- [18] 杨潇, 谢京稳, 郭军海, 等. 高速采样测量数据处理方法研究[J]. 飞行器测控学报, 2008, 27(5): 49–52.
YANG Xiao, XIE Jingwen, GUO Junhai, *et al.* Study on methods of high sampling rate data processing[J]. *Journal of Spacecraft TT&C Technology*, 2008, 27(5): 49–52.

黄静琪: 女, 1987年生, 助理研究员, 研究方向为航天器精密轨道确定、实时轨道计算、分布式滤波。

胡 琛: 男, 1988年生, 博士, 讲师, 研究方向为分布式滤波、多智能体系统、机器学习。

孙山鹏: 男, 1987年生, 工程师, 研究方向为航天器测控总体技术、航天器实时轨道计算。

高 翔: 男, 1987年生, 工程师, 研究方向为航天器测控总体技术、航天器实时轨道计算。

何 兵: 男, 1983年生, 副教授, 研究方向为信息融合、飞行动力学及控制。