

面向多无人机协同观测的分布式无色信息滤波方法

张庆杰, 徐惠斌, 陶 军, 陶建武

空军航空大学, 吉林 长春 130022

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61203355); 吉林省科技发展计划资助项目(20130522108JH)

通信作者: 张庆杰, nudtzhang@hotmail.com 收稿/录用/修回: 2013-09-04/2013-11-19/2014-07-09

摘要

为解决复杂通信条件下的多无人机协同目标观测问题, 提出了基于多智能体一致性理论的分布式状态估计方法. 考虑到松散通信结构和通信条件的复杂性, 设计双时窗递推迭代机制, 即预测/更新时间窗和一致性融合时间窗, 用来提高分布式系统的滤波精度. 基于一致性融合算法, 提出了分布式无色信息滤波方法. 从理论上分析了一致性融合算法收敛性对估计精度的影响, 揭示该方法的估计协方差劣于集中式方法的根本原因. 蒙特卡洛仿真实验表明, 该方法对复杂通信条件具有较强的鲁棒性, 在平均估计误差、平均一致性误差及平均协方差矩阵迹等方面表现出色, 能够满足复杂通信条件下多无人机系统对非线性目标模型状态实时估算的要求.

关键词

一致性
分布式无色信息滤波
目标跟踪
复杂通信条件

中图分类号: TP18

文献标识码: A

Distributed Unscented Information Filter Method for Cooperative Observation Using Multiple UAVs

ZHANG Qingjie, XU Huibin, TAO Jun, TAO Jianwu

Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China

Abstract

To solve the problem of cooperative target observation for a multiple UAV (unmanned aerial vehicle) system with a complex communication condition, we propose a distributed state estimation method based on multi-agent consensus theory. Considering the loose communication structure and the complexity of the communication condition, we design an iteration mechanism with double-time windows, including a local prediction/update window and a consensus fusion window, to improve the filter precision of the distributed system. Then, we propose a filter method for distributed unscented information based on the consensus algorithm. The influence of the convergence property of the consensus algorithm on the estimation precision is analyzed theoretically, revealing the fundamental reason why the covariance error of the proposed method is greater than that of the centralized method. The Monte Carlo simulation experiments indicate that the proposed method is robust to complex network constraints, and has outstanding performance on average estimation error, average consistency error and average trace of the covariance matrix. This method can meet the requirement for the real time estimation of non-linear targets for a multiple UAV system under a complex network.

Keywords

consensus;
distributed unscented information filter;
target tracking;
complex communication condition

1 引言

多UAV(unmanned aerial vehicle)协同对地面目标跟踪是其战术应用的重要形式. 在这一过程中, UAV将利用各自对目标的探测信息, 并通过机间数据链网络完成对目标的协同观测, 以满足跟踪或攻击的要求. 在战场环境中, 网络通信条件易受到电磁干扰, 网络拓扑结构经常发生变

化, 集中式或分散式的估计方法已不再适用于这种情况. 多智能体一致性理论在信息交换、分布式协调等方面表现出色, 目前已在多机器人系统编队控制^[1]、蜂拥^[2]和聚集^[3]、协同决策^[4]、耦合振荡器同步^[5]等领域得到了广泛应用. 近年来, 一致性理论在信息融合领域^[6]的应用逐渐形成了分布式的状态估计方法. 文[7-8]提出了基于一致性理论的分布式卡尔曼滤波器(DKF)算法, 并分析了一致

性滤波器收敛性、噪声迭代衰减和快速跟踪信号的能力; 文[9]提出了信息一致性滤波(ICF)算法, 获得了同集中式滤波算法相当的估计结果. 但上述方法适用于时变网络拓扑条件下的分布式状态估计. 文[10]较早地考虑了目标跟踪任务中多 UAV 目标状态的一致性估计问题, 得到了较好的估计性能. 以无人机目标跟踪任务为背景, 文[11]提出了一致性交互动模型滤波算法, 达到与集中式方法相当的估计精度. 文[12]应用一致性算法提出了重叠分散估计方法, 用于间断观测和通信故障情况下的状态估计; 针对多 UAV 协同目标跟踪问题, 文[13]提出了自适应一致性分布式无色信息滤波(AC_DUIF)算法, 支持一定数量规模的节点扩展, 并对网络拓扑变化、单步通信延时等具有一定的鲁棒性. 综上所述, 尽管已有文献结果开始关注较为复杂通信条件, 但是, 为适应未来复杂网络环境下多 UAV 系统大规模集群作战, 基于一致性算法的分布式状态估计方法仍有很多工作要做, 如:

(1) 松散通信结构的分布式系统. 在已有的文献中, 滤波算法往往在一个递推迭代周期内完成本地预测、更新及一致性融合. 这对于大规模节点, 特别是具有松散通信结构的多 UAV 分布式系统来说, 在一个迭代周期内, 仅依赖一致性融合算法, 无法使各 UAV 节点融合至相同或较为接近的状态值, 结果导致 UAV 系统具有较大的一致性偏差(consistency error).

(2) 复杂通信约束条件. 目前只有少量文献考虑受限通信条件下的分布式一致性估计方法, 如文[12-13], 但对网络约束条件限制较为严格, 如强连通网络拓扑^[12]、单步网络时延和强连通动态拓扑^[13]等. 考虑到多时变时延、扰动及时变拓扑不确定性等复杂网络约束条件, 上述算法将出现性能下降或无法适用的情况.

本文将重点考虑网络时延、扰动和时变拓扑不确定性等复杂网络约束条件, 应用一致性融合算法, 研究面向多 UAV 协同观测问题的分布式状态估计方法.

2 问题描述

对于集中式估计方法, 各 UAV 平台将测量结果发送给同一个任务控制中心或有人机, 由集中式处理中心的滤波算法给出目标位置、速度等信息, 再将控制信号发送给各 UAV 平台. 与集中式处理方法不同, 分布式方法不要求把上述测量信号发送给相同的处理中心, 各 UAV 平台根据采集到的信号解算出目标信息, 再经由平台内的控制器构成反馈回路.

从应用灵活性和执行效率角度来看, 分布式估计方法具有更大的优势. 一方面, 分布式方法不再需要信息处理中心, 每架 UAV 仅与其邻近 UAV 之间进行通信, 减少了网络通信带来的能量损耗; 另一方面, 分布式方法还适用于网络时延、拓扑时变等复杂通信条件, 对战场环境具有更好的适应性. 但要实现高精度的目标状态观测, 满足目标攻击条件, 除了提升 UAV 机载雷达的探测性能、提高时差信号和 Doppler 信号的解算精度外, 分布式状态估计算法的性能也起着至关重要的作用.

2.1 目标运动模型和雷达观测模型

考虑如下非线性目标运动模型和雷达观测模型:

$$\mathbf{x}_{i,k+1} = f_{i,k}(\mathbf{x}_{i,k}) + \mathbf{w}_{i,k}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_{i,k} = h_{i,k}(\mathbf{x}_{i,k}) + \mathbf{v}_{i,k}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

其中, $f_{i,k}(\cdot)$ 为目标状态向量 $\mathbf{x}_{i,k}$ 的状态转移函数, $\mathbf{w}_{i,k}$ 是过程噪声序列, 通常是指协方差矩阵为 $\mathbf{Q}_{i,k}$ 的零均值高斯白噪声; $\mathbf{z}_{i,k}$ 为第 i 个 UAV 平台的测量值, $h_{i,k}(\cdot)$ 为观测模型, $\mathbf{v}_{i,k}$ 是测量噪声序列, 通常是指协方差矩阵为 $\mathbf{R}_{i,k}$ 的零均值高斯白噪声. 一般情况下, $f_{i,k}(\cdot)$ 和 $h_{i,k}(\cdot)$ 均为时变非线性函数. 常见的目标运动模型有常数模型(CV)、匀加速模型(CA)、Singer 模型及匀速转弯模型(CT)等. 在后续仿真实验部分, 将选择 CT 模型作为目标运动模型, 其数学描述为

$$\mathbf{x}_{i,k+1} = \mathbf{A}(p)\mathbf{x}_{i,k} + \mathbf{B}(p)\mathbf{w}_{i,k}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

其中,

$$\mathbf{A}(p) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(pT)}{p} & 0 & -\frac{1 - \cos(pT)}{p} \\ 0 & \cos(pT) & 0 & -\sin(pT) \\ 0 & \frac{1 - \cos(pT)}{p} & 1 & \frac{\sin(pT)}{p} \\ 0 & \sin(pT) & 0 & \cos(pT) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B}(p) = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

p 为转弯角速率, T 为采样周期. 观测模型中的观测向量为 $\mathbf{z}_{i,k} = [r_{i,k}, \theta_{i,k}]^T$, 其数学描述为

$$r_{i,k} = \sqrt{(x_{i,k} - x_{i,k}^{\text{UAV}})^2 + (y_{i,k} - y_{i,k}^{\text{UAV}})^2} \quad (4)$$

$$\theta_{i,k} = \arctan \frac{y_{i,k} - y_{i,k}^{\text{UAV}}}{x_{i,k} - x_{i,k}^{\text{UAV}}}, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

这里, $x_{i,k}$ 和 $y_{i,k}$ 为目标位置, $x_{i,k}^{\text{UAV}}$ 和 $y_{i,k}^{\text{UAV}}$ 为 UAV 平台位置.

2.2 复杂通信条件

采用加权有向图 $G = (V, E, A)$ 来描述多 UAV 系统网络通信关系, 有向图与多 UAV 系统间的对应关系在此不再赘述. 复杂通信条件包括网络时延、时变拓扑、扰动及拓扑结构不确定性. 其中, 扰动信号为有限能量扰动, 且满足 $\omega(t) \in L_2[0, \infty)$; 拉普拉斯矩阵描述的网络拓扑结构满足多项式型不确定性, 即 $\Delta \mathbf{L}_{\sigma q} = \mathbf{L}_{\sigma q}^{(1)} \mathbf{L}_{\sigma}(t) \mathbf{L}_{\sigma q}^{(2)}$, 其中, $\mathbf{L}_{\sigma q}^{(1)}$ 、 $\mathbf{L}_{\sigma q}^{(2)}$ 为合适维常数矩阵; $\mathbf{L}_{\sigma}(t)$ 为未知时变矩阵, 且满足 $\mathbf{L}_{\sigma}^T(t) \mathbf{L}_{\sigma}(t) \leq \mathbf{I}$.

3 基于一致性策略的分布式估计算法

3.1 双时窗递推迭代机制

为确保 UAV 具有足够的隐身性, 多机在到达任务区后通常会采用一种松散式的网络结构进行通信. 因此一致性融合算法在一个迭代周期内很难收敛到相同状态值. 为此, 本文提出一种双时窗递推迭代机制, 即滤波器预测/更新时间窗 $T_{\text{win},k}$ 和一致性融合时间窗 $T_{\text{win},s}$ (图 1). 通常, $T_{\text{win},k} = N_s T_{\text{win},s}$, N_s 为非负整数. 前者用于本地滤波器完

成状态信息向量和 Fisher 信息矩阵的预测与更新; 后者为本地滤波器完成本地信息与邻居节点信息的一致性融合。

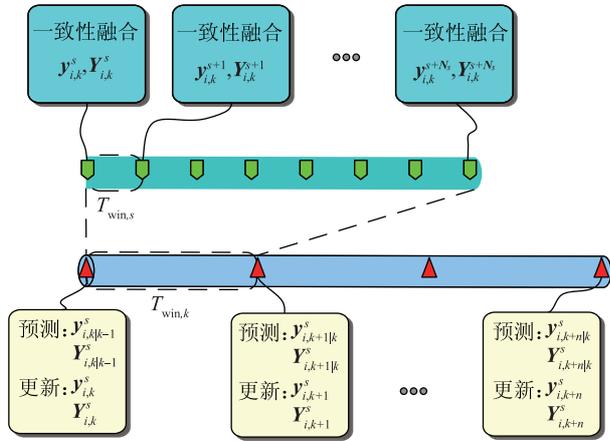


图1 双时窗递推迭代机制

Fig.1 Recursive iterative scheme with double-time windows

双时窗递推迭代思想具有如下特点: (1) 分布式估计精度高. 多步的一致性融合将确保各 UAV 平台对目标状态及其协方差矩阵的估计值收敛于相同或较为接近的状态值, 从而能够提高算法的估计精度, 减少各 UAV 平台间的一致性误差. (2) 适用于复杂网络通信条件. 特定的一致性融合算法能够有效抑制复杂网络通信条件对分布式估计带来的影响, 独立于本地滤波器预测/更新环节. (3) 可实现性强. 高速网络通信技术逐渐成熟和广泛应用, 这给双时窗机制的实现和部署提供了便捷条件. 此外, 在后续的讨论中还将提到, 双时窗方法的计算复杂度和通信复杂度都可在多项式时间内完成.

3.2 一致性融合算法

在离散时间域下, 采用如下差分方程描述智能体 i 的动力学特征:

$$x_i(s+1) = x_i(s) + u_i(s) + \omega_i(s) \quad (5)$$

其中, $x_i(s)$ 为 s 时刻的状态值, $u_i(s)$ 为一致性控制协议, $\omega_i(s)$ 为外部扰动, $x_i(s)$, $u_i(s)$, $\omega_i(s) \in \mathbb{R}$.

考虑网络时延 τ_q 和拓扑结构不确定 Δa_{ij} , 采用如下离散一致性控制协议:

$$u_i(s) = \beta_0 \sum_{q=1}^m \sum_{j \in N_i} (a_{ij} + \Delta a_{ij}) \cdot (x_j(k - \tau_q(s)) - x_i(k - \tau_q(s))) \quad (6)$$

其中, Δa_{ij} 表示通信拓扑的不确定性; β_0 为一致性控制协议系数; $\tau_q(s)$, $q=1, \dots, m$, 为多个时变的网络时延; N_i 为智能体 i 的邻居节点集合.

将式(6)代入式(5)中, 可得到一致性融合算法:

$$x_i(s+1) = x_i(s) + \beta_0 \sum_{q=1}^m \sum_{j \in N_i} (a_{ij} + \Delta a_{ij}) \cdot (x_j(k - \tau_q(s)) - x_i(k - \tau_q(s))) + \omega_i(s) \quad (7)$$

文[14]从“系统”的角度出发, 采用自由权矩阵的方法给出了采用上述一致性协议的多智能体系统实现收敛的稳定判据. 实验表明, 该判据优于文[15]提出的频域方法、文[16-17]提出的 Lyapunov Krasovskii 泛函和文[18]提出

的 Lyapunov Razumikhin 泛函等时域方法. 由于该算法能够有效抑制时延、拓扑不确定性及有限能量扰动, 满足一定的性能指标, 因此, 也被称为鲁棒一致性(robust consensus)算法.

3.3 RC_DUIF 算法

对于 3.2 节所描述的一致性融合算法, 如果将智能体 i 对应第 i 架无人机、智能体的状态变量 x_i 对应无人机平台用于信息交换的目标状态变量 $r_{i,k}$ 或 $\theta_{i,k}$, 则可以应用多智能体一致性融合算法, 提出一种全新的分布式状态估计方法. 为支持对非线性运动目标的状态估计, 在本地滤波器预测/更新环节中采用了无色信息滤波(UIF)算法, 在一致性融合环节中采用鲁棒一致性融合算法(7).

分布式状态估计方法(简记为 RC_DUIF)的具体步骤如下:

步骤 1 初始化, 即对状态信息向量 \hat{y}_i 、Fisher 信息矩阵 Y_i 及描述平台间网络拓扑结构的加权矩阵 a_{ij} 赋初值:

$$\hat{y}_{i,k-1}^s = \hat{y}[0], Y_{i,k-1}^s = Y[0], a_{ij,k} = W_{Met} \quad (8)$$

这里, W_{Met} 为 Metropolis 权重系数矩阵, $W_{Met} = [w_{il}]$,

$$w_{il} = \begin{cases} (1 + \max\{d_i, d_l\})^{-1}, & l \in N_i \\ 1 - \sum_{j \in N_i} w_{ij}, & l = i \\ 0, & l \neq i, l \notin N_i \end{cases}$$

其中, d_i 为第 i 节点的度. 令 $k=1, s=1$.

步骤 2 迭代循环.

步骤 2.1 本地预测:

$$\hat{y}_{i,k-1}^s = Y_{i,k-1}^s \sum_{j=0}^{2n} W_{j,s}^{mean} \chi_{i,k-1}^{j,s} = g_y(Y_{i,k-1}^s, \hat{y}_{i,k-1}^s) \quad (9)$$

$$Y_{i,k-1}^s = (P_{i,k-1}^s)^{-1} = g_y(Y_{i,k-1}^s, \hat{y}_{i,k-1}^s) \quad (10)$$

其中, $\hat{y}_{i,k-1}^s$ 和 $Y_{i,k-1}^s$ 为状态信息向量和 Fisher 信息矩阵的预测值, $g_y(\cdot)$ 与 $g_y(\cdot)$ 是关于融合值 $\hat{y}_{i,k-1}^s$ 与 $Y_{i,k-1}^s$ 的函数, 协方差矩阵 $P_{i,k-1}^s$ 、无色变换中的加权系数 $W_{j,s}^{mean}$ 、增广状态变量 $\chi_{i,k-1}^{j,s}$ 的计算细节可参见文[19]. 发送 $Y_{i,k-1}^s$ 与 $\hat{y}_{i,k-1}^s$ 到邻居节点.

步骤 2.2 测量更新:

$$\hat{y}_{i,k}^s = \hat{y}_{i,k-1}^s + i_{i,k} \quad (11)$$

$$Y_{i,k}^s = Y_{i,k-1}^s + I_{i,k} \quad (12)$$

其中, 贡献值按照下式进行计算:

$$i_{i,k} = (H_{i,k}^p)^T R_{i,k}^{-1} z_{i,k} \quad (13)$$

$$I_{i,k} = (H_{i,k}^p)^T R_{i,k}^{-1} H_{i,k}^p \quad (14)$$

这里, $H_{i,k}^p$ 为线性化测量矩阵, 定义详见文[19].

步骤 2.3 一致性融合迭代. 利用一致性融合算法(7)对状态向量和 Fisher 信息矩阵进行融合:

$$\hat{y}_{i,k}^{s+1} = \hat{y}_{i,k}^s + \beta_0 \sum_{q=1}^m \sum_{j \in N_i} (a_{ij} + \Delta a_{ij}) \cdot (\hat{y}_{j,k}^{s-\tau_q(s)} - \hat{y}_{i,k}^{s-\tau_q(s)}) \omega_i(s) \quad (15)$$

$$Y_{i,k}^{s+1} = Y_{i,k}^s + \beta_0 \sum_{q=1}^m \sum_{j \in N_i} (a_{ij} + \Delta a_{ij}) \cdot (Y_{j,k}^{s-\tau_q(s)} - Y_{i,k}^{s-\tau_q(s)}) \omega_i(s) \quad (16)$$

令 $s = s + 1$.

步骤 2.4 一致性算法结束判断. 如果 $s < N_i + 1$, 重复执行步骤 2.3; 否则, 令 $s = 1, k = k + 1$, 执行步骤 2.1.

3.4 一致性融合算法的收敛性对估计精度的影响

由于引入了一致性融合算法, RC_DUIF 算法得到的本地估计是无偏的和保守的. 这里, 保守的意思是指各 UAV 获得的状态估计协方差要比真实值大. 如果 RC_DUIF 算法在本地预测(步骤 2.1)后, 每个节点的预测值均无偏、保守且相等, 即 $\hat{\mathbf{y}}_{i, k|k-1} = \hat{\mathbf{y}}_{j, k|k-1}$, $\hat{\mathbf{Y}}_{i, k|k-1} = \hat{\mathbf{Y}}_{j, k|k-1}$, $\forall i, j, i \neq j$, 则步骤 2.3 中的一致性融合算法将不起任何作用.

如果假定节点 i 在获得新的信息贡献 $i_{i, k}$ 和 $I_{i, k}$ 后进行观测值融合, 得到 $\hat{\mathbf{y}}_{i, k}^0$ 和 $\hat{\mathbf{Y}}_{i, k}^0$, s_0 为观测值进行一致性融合的时刻, 则本地估计为给定本地观测后的最佳估计值, 但不等于集中式估计方法所得到的结果.

下面, 将从 3 个方面讨论 RC_DUIF 算法中一致性融合收敛特性对估计精度的影响: (a) 一致性算法在预测步前收敛(RC_DUIF1); (b) 一致性算法在预测步后收敛(RC_DUIF2); (c) 一致性算法不收敛(RC_DUIF3). 重点比较 RC_DUIF 算法与集中式 UIF 算法在目标状态估计协方差矩阵方面的差异, 同时给出了由于一致性融合算法的存在, 分布式方法较集中式方法所损失的置信度.

3.4.1 一致性融合算法在预测步前收敛

如果先验估计 $\hat{\mathbf{x}}_{i, k|k-1}^0 = (\mathbf{Y}_{i, k|k-1}^0)^{-1} \hat{\mathbf{y}}_{i, k|k-1}^0$ 是无偏的和保守的, 则包括本地观测融合的后验估计也是无偏的和保守的. 在下面的讨论中, 假定 RC_DUIF 算法从后验估计 $\hat{\mathbf{y}}_{i, k|k}^0$ 、 $\hat{\mathbf{Y}}_{i, k|k}^0$ 开始迭代计算, 并确保在下一个预测步之前一致性融合算法收敛($N_s \gg 1$). 令本地状态信息向量和 Fisher 信息矩阵值分别为 $\hat{\mathbf{y}}_{i, k}^{\text{fus}}$ 和 $\hat{\mathbf{Y}}_{i, k}^{\text{fus}}$, 经过 $N_s \gg 1$ 步骤后, 一致性融合算法收敛于 $\hat{\mathbf{y}}_{i, k}^{\text{fus}}$ 和 $\hat{\mathbf{Y}}_{i, k}^{\text{fus}}$:

$$\hat{\mathbf{y}}_{i, k|k}^{\text{fus}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{\mathbf{y}}_{i, k|k}^0 = \hat{\mathbf{y}}_{i, k|k-1}^0 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n i_{i, k} \quad (17)$$

$$\mathbf{Y}_{i, k|k}^{\text{fus}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{Y}_{i, k|k}^0 = \mathbf{Y}_{i, k|k-1}^0 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{i, k} \quad (18)$$

在式(17)、(18)中, $\hat{\mathbf{y}}_{i, k|k}^{\text{fus}}$ 和 $\mathbf{Y}_{i, k|k}^{\text{fus}}$ 由 n 个无偏的和保守的状态信息向量和 Fisher 信息矩阵的凸组合而成, 系数项为 $1/n$, 所以本地状态向量 $\hat{\mathbf{x}}_{i, k}^{\text{fus}} = (\mathbf{Y}_{i, k}^{\text{fus}})^{-1} \hat{\mathbf{y}}_{i, k}^{\text{fus}}$ 和协方差矩阵 $(\mathbf{Y}_{i, k}^{\text{fus}})^{-1}$ 均为无偏的和保守的.

下面将讨论 RC_DUIF 算法和集中式 UIF 算法间协方差矩阵的差异. 将 $\sum_{i=1}^n I_{i, k} = (\mathbf{H}_{i, k}^p)^T \mathbf{R}_{i, k}^{-1} \mathbf{H}_{i, k}^p$ 代入式(18), 并对其求逆, 可得 RC_DUIF 算法的协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{i, k|k}^{\text{fus}} = \mathbf{P}_{i, k|k-1}^0 - \mathbf{P}_{i, k|k-1}^0 (\mathbf{H}_{i, k}^p)^T \cdot (\mathbf{H}_{i, k}^p \mathbf{P}_{i, k|k-1}^0 (\mathbf{H}_{i, k}^p)^T + n \mathbf{R}_{i, k})^{-1} \mathbf{H}_{i, k}^p \mathbf{P}_{i, k|k-1}^0 \quad (19)$$

其中, $\mathbf{P}_{i, k|k-1}^0 = (\mathbf{Y}_{i, k|k-1}^0)^{-1}$. 在 RC_DUIF1 算法的协方差矩阵表达式(19)中, 测量噪声方差 $\mathbf{R}_{i, k}$ 前多了比例因子 n , 即放大了 n 倍. 而测量值 $\mathbf{z}_{i, k}$ 由测量噪声方差 $n \mathbf{R}_{i, k}$ 决定. 因此, 相比于集中式 UIF 算法, RC_DUIF1 算法是保守的, 其置信度较低.

3.4.2 一致性融合算法在预测步后收敛

在测量更新后, 每个节点的本地状态信息向量为 $\hat{\mathbf{y}}_{i, k|k}^0 = \hat{\mathbf{y}}_{i, k|k-1}^0 + i_{i, k}$, Fisher 信息矩阵为 $\mathbf{Y}_{i, k|k}^0 = \mathbf{Y}_{i, k|k-1}^0 + I_{i, k}$. 进而, 在执行本地预测步后将得到 $\hat{\mathbf{y}}_{i, k+1|k}^0$ 和 $\hat{\mathbf{Y}}_{i, k+1|k}^0$. 假定先验估计 $\hat{\mathbf{y}}_{i, k|k-1}^0$ 和 $\hat{\mathbf{Y}}_{i, k|k-1}^0$ 是无偏的和保守的, 则预测值

$\hat{\mathbf{y}}_{i, k+1|k}^0$ 和 $\hat{\mathbf{Y}}_{i, k+1|k}^0$ 是无偏的和保守的. 假定集中式估计方法与 RC_DUIF 算法中的先验估计相同, 即:

$$\hat{\mathbf{y}}_{k+1|k}^{\text{cen}} = \hat{\mathbf{y}}_{i, k+1|k}^{\text{fus}} \quad (20)$$

$$\mathbf{Y}_{k+1|k}^{\text{cen}} = \mathbf{Y}_{i, k+1|k}^{\text{fus}} \quad (21)$$

如果 RC_DUIF 算法中的一致性融合算法经过长时间的充分迭代, 能够在下一个测量更新步或预测步前收敛, 则所有节点的状态信息向量和 Fisher 矩阵都将相等, 且收敛值为

$$\hat{\mathbf{y}}_{i, k+1|k}^{\text{fus}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{\mathbf{y}}_{i, k+1|k}^0 \quad (22)$$

$$\mathbf{Y}_{i, k+1|k}^{\text{fus}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{Y}_{i, k+1|k}^0 \quad (23)$$

其中, $\hat{\mathbf{y}}_{i, k+1|k}^0$ 和 $\mathbf{Y}_{i, k+1|k}^0$ 由式(9)、(10)计算. 此外, 本地状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{i, k+1|k}^{\text{fus}} = (\mathbf{Y}_{i, k+1|k}^{\text{fus}})^{-1} \hat{\mathbf{y}}_{i, k+1|k}^{\text{fus}}$ 和协方差矩阵 $(\mathbf{Y}_{i, k+1|k}^{\text{fus}})^{-1}$ 同样也为无偏的和保守的.

为了比较协方差矩阵间的差别, 下面先给出无色变换及 $\mathbf{P}_{k+1|k}$ 的计算细节.

定义增广状态向量 $\hat{\mathbf{x}}_k^{\text{aug}}$ 和增广协方差矩阵 $\mathbf{P}_k^{\text{aug}}$ 分别为

$$\hat{\mathbf{x}}_k^{\text{aug}} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_k \\ \mathbf{w}_k \end{bmatrix}^T, \quad \mathbf{P}_k^{\text{aug}} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_k & 0 \\ 0 & \mathbf{Q}_k \end{bmatrix}$$

那么, 加权 Sigma 点 $\chi_{i, k}^{\text{aug}}$ 为

$$\chi_{i, k}^{\text{aug}} = \hat{\mathbf{x}}_k^{\text{aug}}, \quad i = 0 \quad (24)$$

$$\chi_{i, k}^{\text{aug}} = \hat{\mathbf{x}}_k^{\text{aug}} + \sqrt{(n + \lambda_0) \mathbf{P}_k^{\text{aug}}}, \quad i = 1, \dots, n \quad (25)$$

$$\chi_{i, k}^{\text{aug}} = \hat{\mathbf{x}}_k^{\text{aug}} - \sqrt{(n + \lambda_0) \mathbf{P}_k^{\text{aug}}}, \quad i = n + 1, \dots, 2n \quad (26)$$

其中, $\lambda_1 = \lambda_2^2(n + \lambda_3) - n$, $\lambda_2 (0 \leq \lambda_2 < 1)$ 和 λ_3 为参数. 均值和协方差矩阵的加权系数为

$$W_0^{\text{mean}} = \lambda_1 / (n + \lambda_1)$$

$$W_i^{\text{mean}} = \frac{1}{2(n + \lambda_1)}, \quad i = 1, \dots, 2n$$

$$W_0^{\text{cor}} = \frac{\lambda_1}{n + \lambda_1} + (1 - \lambda_2^2 + \lambda_4)$$

$$W_i^{\text{cor}} = \frac{1}{2(n + \lambda_1)}, \quad i = 1, \dots, 2n$$

这里, λ_4 为消除高阶效应的可调参数. 那么, 协方差矩阵的预测值为

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{\text{cor}} (\chi_{i, k+1}^{\text{aug}} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}) (\chi_{i, k+1}^{\text{aug}} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k})^T \quad (27)$$

其中,

$$\chi_{i, k+1}^{\text{aug}} = f(\chi_{i, k}^{\text{aug}}, k)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{\text{mean}} \chi_{i, k+1}^{\text{aug}}$$

根据式(23)、(27)可得, RC_DUIF 算法的协方差矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{i, k+1|k}^{\text{fus}} &= (\mathbf{Y}_{i, k+1|k}^{\text{fus}})^{-1} = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{Y}_{i, k+1|k}^0 \right)^{-1} = \mathbf{P}_{i, k+1|k}^0 \\ &= \sum_{i=0}^{2n} W_i^{\text{cor}} (\chi_{i, k+1}^{\text{aug}, s_0} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^0) (\chi_{i, k+1}^{\text{aug}, s_0} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^0)^T \\ &= \sum_{i=0}^{2n} W_i^{\text{cor}} (\chi_{i, k+1}^{\text{aug}, s_0} - \sum_{j=0}^{2n} W_j^{\text{mean}} \chi_{i, k+1|k}^{\text{aug}, s_0}) \cdot \\ &\quad (\chi_{i, k+1}^{\text{aug}, s_0} - \sum_{j=0}^{2n} W_j^{\text{mean}} \chi_{i, k+1|k}^{\text{aug}, s_0}) \end{aligned} \quad (28)$$

根据式(24)、(25)和式(26), $\chi_{i,k+1}^{\text{aug},s_0}$ 和 $\chi_{i,k+11k}^{\text{aug},s_0}$ 与 $P_{i,k}$ 的大小有关. 在式(19)中的 $P_{i,k}$ 计算过程中, 一致性融合算法放大了测量噪声方差(放大倍数为网络规模 n), 因此由式(28)计算得到的协方差要大于集中式估计方法. 也就是说, RC_DUIF2 算法较集中式 UIF 算法仍有较大的保守性; 且可以推断, 其保守性要大于 RC_DUIF1 算法.

3.4.3 一致性融合算法不收敛

下面将讨论一种更为实际的情况, 一致性融合算法不收敛. 期望可以证明本地状态向量和 Fisher 信息矩阵仍然是无偏的和保守的.

定义转移矩阵:

$$\Phi(s, s_1) = \Psi(s) \cdots \Psi(s_1 + 1) \quad (29)$$

显然, 随机矩阵 $\Psi(l)$, $l = s_1 + 1, \dots, s$ 的乘积 $\Phi(s, s_1)$ 矩阵仍为随机的. 假定所有节点的先验估计均相等, 即 $\hat{y}_{i,k+1k-1}^{s_0} = \hat{y}_{j,k+1k-1}^{s_0}$, $\hat{Y}_{i,k+1k-1}^{s_0} = \hat{Y}_{j,k+1k-1}^{s_0}$.

在 s_0 时刻, 节点 i 执行本地测量更新和本地预测, 有:

$$\hat{y}_{i,k}^{s_0} = \hat{y}_{i,k+1k-1}^{s_0} + i_{i,k} \quad (30)$$

$$Y_{i,k}^{s_0} = Y_{i,k+1k-1}^{s_0} + I_{i,k} \quad (31)$$

其中, 假定 $\hat{y}_{i,k}^{s_0}$ 和 $Y_{i,k}^{s_0}$ 为无偏的和保守的. 经过一段一致性融合迭代后 (s_u 时刻), 其在接下来的预测步前的本地估计为

$$\hat{y}_{i,k}^{s_u} = \sum_{j=1}^n \Phi_{ij}(s_u, s_0) \hat{y}_{j,k}^{s_0} \quad (32)$$

$$Y_{i,k}^{s_u} = \sum_{j=1}^n \Phi_{ij}(s_u, s_0) Y_{j,k}^{s_0} \quad (33)$$

将式(30)、(31)分别代入式(32)、(33), 可得

$$\hat{y}_{i,k}^{s_u} = \sum_{j=1}^n \Phi_{ij}(s_u, s_0) (\hat{y}_{j,k+1k-1}^{s_0} + i_{j,k}) \quad (34)$$

$$Y_{i,k}^{s_u} = \sum_{j=1}^n \Phi_{ij}(s_u, s_0) (Y_{j,k+1k-1}^{s_0} + I_{j,k}) \quad (35)$$

考虑到 $\Phi(s_u, s_0)$ 为随机矩阵, 且 $\hat{y}_{j,k+1k-1}^{s_0}$ 和 $Y_{j,k+1k-1}^{s_0}$ ($j=1, \dots, n$) 为无偏的和保守的. 因此, $\hat{y}_{i,k}^{s_u}$ 和 $Y_{i,k}^{s_u}$ ($j=1, \dots, n$) 也是无偏的和保守的.

根据式(9)、(10)可得, 预测步后的估计值:

$$\hat{y}_{i,k+11k}^{s_u} = \mathbf{g}_Y(\hat{y}_{i,k}^{s_u}, Y_{i,k}^{s_u}) \quad (36)$$

$$Y_{i,k+11k}^{s_u} = \mathbf{g}_Y(Y_{i,k}^{s_u}, Y_{i,k}^{s_u}) \quad (37)$$

执行预测步后, 再执行一段时间鲁棒一致性融合算法, 有:

$$\hat{y}_{i,k+11k}^s = \sum_{j=1}^n \Phi_{ij}(s, s_u) \hat{y}_{j,k+11k}^{s_u} \quad (38)$$

$$Y_{i,k+11k}^s = \sum_{j=1}^n \Phi_{ij}(s, s_u) Y_{j,k+11k}^{s_u} \quad (39)$$

同样, $\hat{y}_{i,k+11k}^s$ 和 $Y_{i,k+11k}^s$ 也是无偏的和保守的.

为方便比较, 将 RC_DUIF3 算法在 s_u 时刻的 Fisher 信息矩阵分为 2 个部分: 1 部分为网络中所有节点的公共部分, 剩余的为第 2 部分. 那么, 节点 i 和节点 l 的 Fisher 信息矩阵区别为

$$\begin{aligned} Y_{i,k+1k-1}^{s_u} - Y_{l,k+1k-1}^{s_u} &= \sum_{j=1}^n \Phi_{ij}(s_u, s_0) I_{j,k} - \sum_{j=1}^n \Phi_{lj}(s_u, s_0) I_{j,k} \\ &= \sum_{j=1}^n (\Phi_{ij}(s_u, s_0) - \Phi_{lj}(s_u, s_0)) I_{j,k} \quad (40) \end{aligned}$$

以观测 $I_{j,k}$ 为例, 其差别为

$$(\Phi_{ij}(s_u, s_0) - \Phi_{lj}(s_u, s_0)) I_{j,k} \quad (41)$$

由此可以得到 $I_{j,k}$ 对节点 i 和 l 的公共部分:

$$\min\{\Phi_{ij}(s_u, s_0), \Phi_{lj}(s_u, s_0)\} I_{j,k} \quad (42)$$

将其扩展到所有网络中的节点, $I_{j,k}$ 的公共部分为

$$\min\{\Phi_{1j}(s_u, s_0), \dots, \Phi_{nj}(s_u, s_0)\} I_{j,k} \quad (43)$$

类似地, 可得到网络中状态信息向量和 Fisher 信息矩阵的公共部分:

$$\begin{aligned} \hat{y}_{\cap,klk}^{s_u} &= \hat{y}_{\cap,klk}^{s_0} + \\ &\sum_{j=1}^n \min\{\Phi_{1j}(s_u, s_0), \dots, \Phi_{nj}(s_u, s_0)\} I_{j,k} \quad (44) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Y_{\cap,klk}^{s_u} &= Y_{\cap,klk}^{s_0} + \\ &\sum_{j=1}^n \min\{\Phi_{1j}(s_u, s_0), \dots, \Phi_{nj}(s_u, s_0)\} I_{j,k} \quad (45) \end{aligned}$$

对于节点 i , 其剩余部分为

$$\hat{y}_{i\setminus\cap,klk}^{s_u} = \hat{y}_{i,k+1k}^{s_u} - \hat{y}_{\cap,klk}^{s_u} \quad (46)$$

$$Y_{i\setminus\cap,klk}^{s_u} = Y_{i,k+1k}^{s_u} - Y_{\cap,klk}^{s_u} \quad (47)$$

那么, 节点 i 在 s 时刻的 Fisher 信息矩阵为

$$\begin{aligned} Y_{i,k+11k}^s &= \sum_{j=1}^n \Phi_{ij}(s, s_u) Y_{i,k+1k}^{s_u} \\ &= \sum_{j=1}^n \Phi_{ij}(s, s_u) \mathbf{g}_Y(\hat{y}_{i,k}^{s_u}, Y_{i,k}^{s_u}) \\ &= \mathbf{g}_Y\left(\sum_{j=1}^n \Phi_{ij}(s, s_u) \hat{y}_{i,k}^{s_u}, \sum_{j=1}^n \Phi_{ij}(s, s_u) Y_{i,k}^{s_u}\right) \\ &= \mathbf{g}_Y(Y_1, Y_2) \quad (48) \end{aligned}$$

其中, $Y_1 = \hat{y}_{\cap,klk}^{s_u} + \sum_{j=1}^n \Phi_{ij}(s, s_u) \hat{y}_{i\setminus\cap,klk}^{s_u}$, $Y_2 = Y_{\cap,klk}^{s_u} +$

$\sum_{j=1}^n \Phi_{ij}(s, s_u) Y_{i\setminus\cap,klk}^{s_u}$. 对上式求逆, 可得到 RC_DUIF3 算法协方差矩阵.

尽管由于存在非线性函数 $\mathbf{g}_Y(\cdot)$, 所以无法解析比较该算法与集中式估计方法的差异, 但仍可以从如下 2 个方面定性分析出算法的保守性: (1) 类似于 RC_DUIF2 算法的讨论, 在 s 时刻节点 i 的协方差矩阵与 $P_{i,k}$ 的大小有关; (2) 对于状态信息向量 $\hat{y}_{i,k}^{s_u}$ 和 Fisher 信息矩阵 $Y_{i,k}^{s_u}$ 来说, 除了真实值部分(公共部分), 还包括非公共部分的加权平均. 因此, RC_DUIF3 算法的协方差要大于集中式估计方法. 另外, 由于一致性融合算法始终没有收敛, 始终有 $\hat{y}_{i\setminus\cap,klk}^{s_u} \neq \hat{y}_{\cap,klk}^{s_u}$ 成立, 使得各个节点的估计偏差大于 RC_DUIF1 算法和 RC_DUIF2 算法.

4 RC_DUIF 算法性能分析

4.1 适用范围

RC_DUIF 算法中引入一致性算法, 适用于网络时延、扰动及时变拓扑不确定性等复杂通信情况. 另外, 双时窗递推迭代机制的引入, 确保了一致性融合算法拥有更长的时间交换信息, 并使各 UAV 节点的状态向量和 Fisher 信息矩阵融合至相同或较为接近的状态值, 因此适用于具有松散通信结构的多 UAV 系统实现协同目标观测.

4.2 信息一致性

在已有的分布式结果^[7-8, 10-11]中, 在大规模节点的情

况下, 仅依赖一个迭代周期内的自适应一致性加权系数调整, 节点状态很难收敛到公共、一致的状态值. 多 UAV 间的通信拓扑结构越稀疏, 信息不一致偏差越大, 这将直接影响算法估计精度或导致估计结果发散; 相反, 由于引入了双时窗递推迭代机制, 一致性算法可进行多次迭代, 从全局角度更充分地交换/融合共享信息, 因而可有效地降低信息不一致偏差.

4.3 计算复杂度和通信复杂度

一方面, 考虑用算法实现中的代码执行步来衡量比较两种算法的计算复杂度. 在 RC_DUIF 算法中, 一致性融合同步的计算复杂度为 $O(T_{win,s}(n-1)d^3)$, 测量更新步的计算复杂度为 $O(d^9)$, 本地预测步的计算复杂度为 $O(d^7)$. 其中, $T_{win,s}$ 为一致性融合时间窗 (相当于一致性算法融合总步长), n 为节点数量, d 为状态向量维数.

另一方面, 以分布式滤波算法中需要传递信息总量的多少来评价两种算法的通信复杂度. 在 RC_DUIF 算法中只需要传递状态信息向量 \hat{y} 和 Fisher 信息矩阵 Y , 按照相应向量或矩阵的维数可计算并得到最大通信总量为 $O(T_{win,s}(n-1)(d^2+d))$.

根据上述分析, 可得到如下结论:

(1) 算法的计算复杂度由分布式节点数量 n 与状态向量维数 d 之间的关系决定. 当 $n < d^6 + 1$ 时, 计算复杂度为 $O(d^9)$; 当 $n \geq d^6 + 1$ 时, RC_DUIF 算法的计算复杂度为 $O(T_{win,s}(n-1)d^3)$.

(2) 算法的通信复杂度由 $T_{win,s}$ 的大小决定.

5 实验对比与结果分析

本节通过数值仿真验证 RC_DUIF 算法的有效性, 包括 RC_DUIF1 算法、RC_DUIF2 算法和 RC_DUIF3 算法, 比较与 ICF 算法^[10]、AC_DUIF 算法^[14] 及集中式无色信息滤波 (CUIF) 算法^[20] 的性能.

5.1 仿真条件

考虑 6 架旋翼型 UAV, 分别位于平面坐标 $(0 \text{ m}, 1 \text{ m})$, $(-0.951 \text{ m}, 0.309 \text{ m})$, $(-0.588 \text{ m}, -0.809 \text{ m})$, $(0.588 \text{ m}, -0.809 \text{ m})$, $(0.951 \text{ m}, 0.309 \text{ m})$ 和 $(0 \text{ m}, 0 \text{ m})$ 处悬停, 并以第 6 架 UAV 为中心, 呈现星型网络拓扑结构. 假定运动目标为转弯角速度为 p 的 CT 模型, 其数学描述见式 (3) 和式 (4). 记目标状态向量为 $\mathbf{x}_k = [x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k]^T$, 目标运动过程噪声为 \mathbf{w}_k , 假定过程噪声协方差矩阵为 $\mathbf{Q}_k = \text{diag}(0, 0, 0.1, 0.1)$. 每架 UAV 可利用携带的雷达等设备测量本机与目标的距离和方位角, 记观测向量为 $\mathbf{z}_k = [r_k, \theta_k]^T$. 观测噪声为 $\mathbf{v}_{i,k}$, 假定观测噪声协方差矩阵为 $\mathbf{R}_{i,k} = \text{diag}(\sqrt{0.2}, \sqrt{0.2})$. 设定一致性融合算法时窗长度 $T_{win,s}$, 可得 RC_DUIF1 算法、RC_DUIF2 算法及 RC_DUIF3 算法对运动目标状态估计结果. 图 2 给出了多 UAV 系统协同目标观测的仿真实验场景. 直线线段为 CT 模型目标的运动轨迹, “◇” 为间隔采样点, “○” 为 RC_DUIF1 算法估计值, “▷” 为 RC_DUIF2 算法估计值, “+” 为 RC_DUIF3 算法估计值.

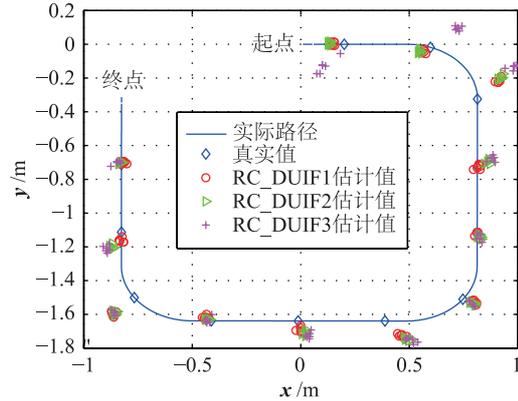


图2 多 UAV 系统协同目标观测仿真实验

Fig.2 Simulation experiment of the cooperative target observation of multiple UAVs

5.2 评价指标

在仿真实验中, 为衡量算法在估计精度和各节点估计偏差方面的统计特性, 分别定义平均估计误差 \bar{E} 、平均一致性误差 \bar{C} 和平均协方差矩阵迹 T_r 等指标, 具体如下:

$$\bar{E} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x(k) - \hat{x}_i(k))^2 + (y(k) - \hat{y}_i(k))^2} \quad (49)$$

$$\bar{C} = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1, j \neq i}^n \sqrt{(\hat{x}_i(k) - \hat{x}_j(k))^2 + (\hat{y}_i(k) - \hat{y}_j(k))^2} \quad (50)$$

$$T_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{tr}(\mathbf{Y}_i^{-1}(k)) \quad (51)$$

这里, n 为多 UAV 系统的节点规模, $\text{tr}(\cdot)$ 为求矩阵迹的运算.

5.3 仿真实验

5.3.1 实验 1: 理想通信条件

假定 6 架 UAV 进行信息交换时不存在网络时延. RC_DUIF1 算法、RC_DUIF2 算法和 RC_DUIF3 算法中的 $T_{win,s}$ 分别为 20、10 和 2. 图 3 给出了存在网络时延条件下的平均估计误差、平均一致性误差和平均协方差矩阵迹. 相应地, 图 4 给出了 200 次蒙特卡洛仿真实验统计结果.

可以看出, 在理想通信条件下, CUIF 算法和 RC_DUIF1 算法的估计精度最高, RC_DUIF2 算法次之, RC_DUIF3 算法、ICF 算法和 AC_DUIF 算法较差且精度相当. 这表明, 一方面, RC_DUIF 算法较已有的分布式算法, 如 AC_DUIF 算法、ICF 算法, 在估计精度方面有所改善; 另一方面, RC_DUIF 算法 (特别是 RC_DUIF1 算法) 已开始逼近集中式 CUIF 算法的估计精度.

从图 3(b) 和图 4(b) 的结果来看, 平均一致性误差由小到大的排列顺序为: RC_DUIF1 算法 < RC_DUIF2 < RC_DUIF3 < AC_DUIF 算法 < ICF 算法. 究其原因, 主要是采用了双时窗递推迭代机制的 RC_DUIF1 算法、RC_DUIF2 算法和 RC_DUIF3 算法在各节点测量步、更新步前存在一次以上的信息交换, 尤其是 RC_DUIF1 算法和 RC_DUIF2 算法, 一致性融合步 2.3 实现了对状态信息向量 \hat{y} 和 Fisher 信息矩阵 Y 值的收敛, 相应地, 各 UAV 节点对目标状态的估计偏差也较小.

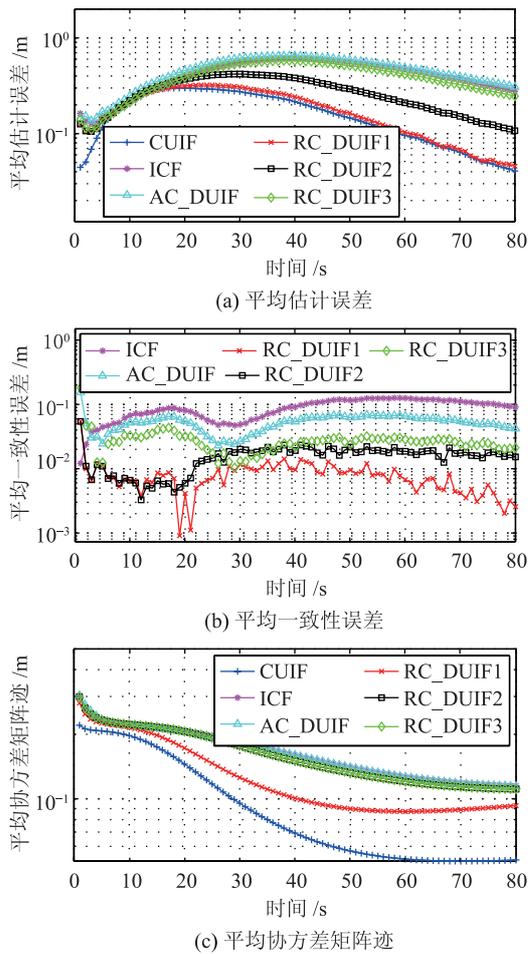


图3 理想通信条件下状态估计性能比较

Fig.3 Performance comparison of the state estimation under the ideal network condition

在平均协方差矩阵迹评价指标方面,图4(c)所给出的统计结果与平均估计误差相似.此外,RC_DUIF算法的平均协方差矩阵迹由小到大的排列顺序为RC_DUIF1 < RC_DUIF2 < RC_DUIF3,也进一步验证了前面关于RC_DUIF算法保守性的讨论.

5.3.2 实验2:网络时延条件

下面将比较存在网络时延条件下各种状态估计算法的性能指标.假定6架UAV进行信息交换时存在固定网络时延, $\tau(s)=4$.同时,设定RC_DUIF1算法、RC_DUIF2算法和RC_DUIF3算法中的 $T_{win,s}$ 分别为120、60和20.

图5给出了网络时延条件下的平均估计误差、平均一致性误差和平均协方差矩阵迹.相应地,图6给出了网络时延条件下200次蒙特卡洛仿真实验统计结果.从图5(a)和图6(a)的结果来看,CUIF算法、ICF算法和AC_DUIF算法的估计误差较实验1(理想通信条件)出现了不同程度的增大,其中,均值增幅分别为134.94%、47.22%和43.36%,而3种RC_DUIF算法并无明显变化,但其估计精度已优于CUIF算法、ICF算法和AC_DUIF算法;由图5(b)和图6(b)的结果可知,除了AC_DUIF算法的平均

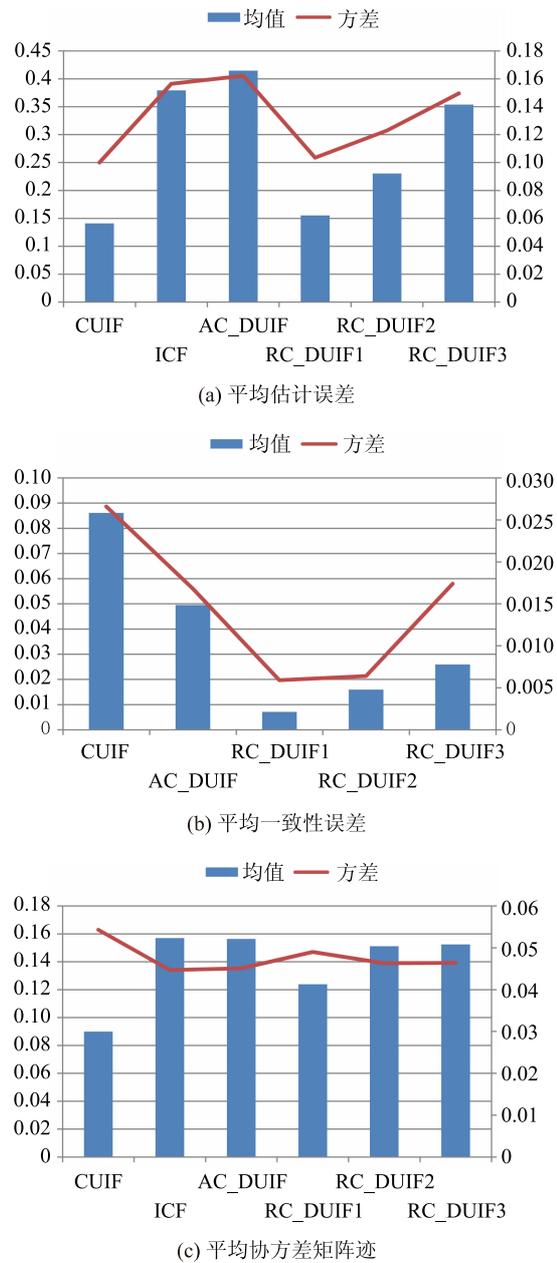


图4 理想通信条件下蒙特卡洛仿真实验结果

Fig.4 Monte Carlo simulation experiment results of the state estimation under the ideal network condition

一致性误差较实验1有所减小,其它分布式估计方法并无明显改变,由小到大的排列顺序基本维持不变.仿真结果表明了AC_DUIF算法和3种RC_DUIF算法对网络时延有一定的适应能力,但减少平均一致性误差的关键在于提高多UAV系统之间信息交互的频率,即增大本地更新/预测时间窗和一致性融合时间窗的比值 N_s ;对比图6(c)和图4(c),RC_DUIF2算法和RC_DUIF3算法的平均协方差矩阵迹较实验1有明显减小的趋势,且小于AC_DUIF算法和ICF算法.另外,3种RC_DUIF算法在保守性方面的排列顺序仍与实验1相一致,再一次验证了前面关于算法保守性的讨论.

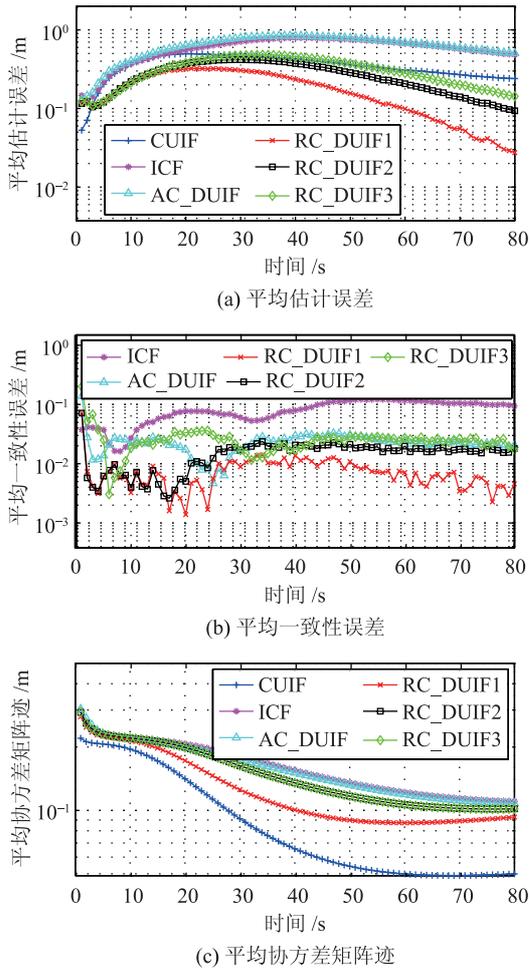


图5 网络时延条件下状态估计性能比较

Fig.5 Performance comparison of the state estimation with network delays

5.3.3 实验3: 复杂网络约束条件

为验证 RC_DUIF 算法在复杂网络约束条件下的估计性能, 下面将给出存在网络时延、扰动和时变拓扑不确定性等约束的条件下目标状态估计仿真实验. 由于 CUIF 算法、ICF 算法和 AC_DUIF 算法不适用于这种情况, 本节只讨论不同复杂网络约束的实验结果. 其中, 复杂网络约束条件包括:

(I) 网络延迟: $\tau(s) = 0, 1, 2, 3, 4$.

(II) 时变拓扑: 联合连通拓扑 G_a, G_b, G_c , 见图7, 拓扑间的切换间隔为5个步长.

(III) 扰动: 当 $s = 40$ 时, 加入脉冲扰动.

(IV) 拓扑结构不确定性:

$$L_a(s) = \begin{bmatrix} \sin s & \mathbf{0}_{1 \times 5} \\ \mathbf{0}_{5 \times 1} & \mathbf{0}_{5 \times 5} \end{bmatrix}, \quad L_b(s) = \begin{bmatrix} \cos s & \mathbf{0}_{1 \times 5} \\ \mathbf{0}_{5 \times 1} & \mathbf{0}_{5 \times 5} \end{bmatrix}$$

$$L_c(s) = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{5 \times 5} & \mathbf{0}_{5 \times 1} \\ \mathbf{0}_{1 \times 5} & \sin s \end{bmatrix}$$

$$L_a^{(1)} = L_b^{(1)} = L_c^{(1)} = 0.2I$$

$$L_a^{(2)} = L_a, L_b^{(2)} = L_b, L_c^{(2)} = L_c$$

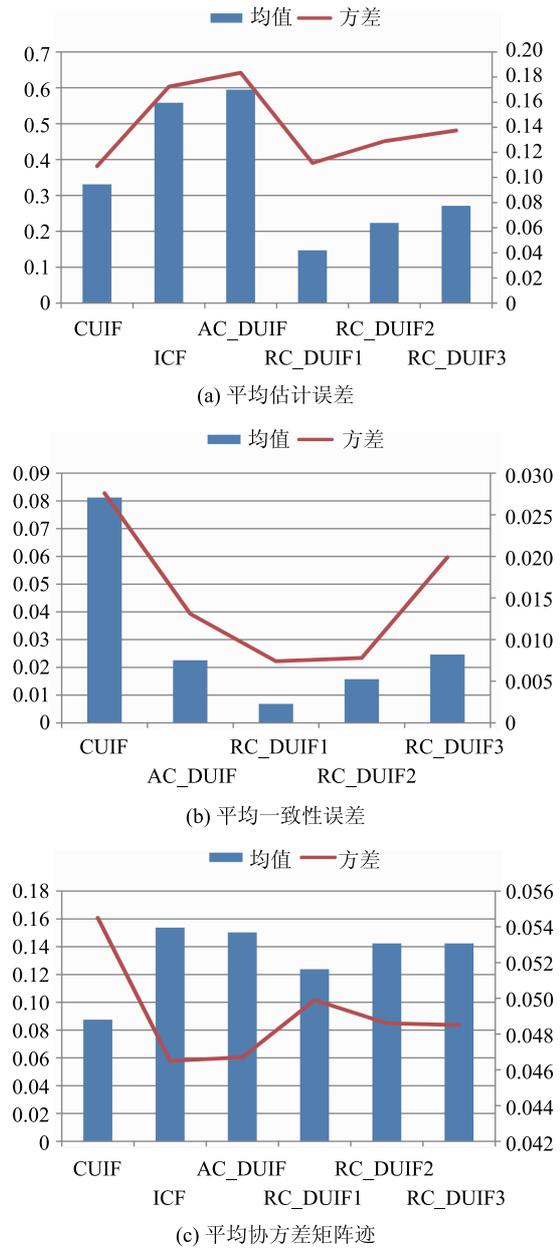


图6 网络时延条件下蒙特卡洛仿真实验结果

Fig.6 Monte Carlo simulation experiment results of the state estimation with network delays

针对上述受限通信条件, 重点讨论不同网络时延和联合连通拓扑结构情况下的实验结果. 这里, 用联合连通图拉普拉斯矩阵的最小非零特征值 $\lambda_2(L_{un})$ 来衡量网络拓扑的连通性度大小, 即网络的稀疏性特征. 令 $\gamma = 2$, 并设置 $T_{win, s} = 120$.

图8给出了复杂网络约束条件下200次蒙特卡洛仿真实验统计结果. 由统计结果可以看出如下规律:

(1) 无论是平均估计误差还是平均一致性误差, $\tau(s) = 0, 1, 2, 3$ 时, Case I 和 Case II 估计精度相当, 其中, 平均估计误差的均值均为 0.257 m, 平均一致性误差的均值均为 0.008 m 左右; 当 $\tau(s) = 4$ 时, Case I 和 Case II 的平均估计误差和平均一致性误差较 $\tau(s) = 0, 1, 2, 3$ 时骤然增

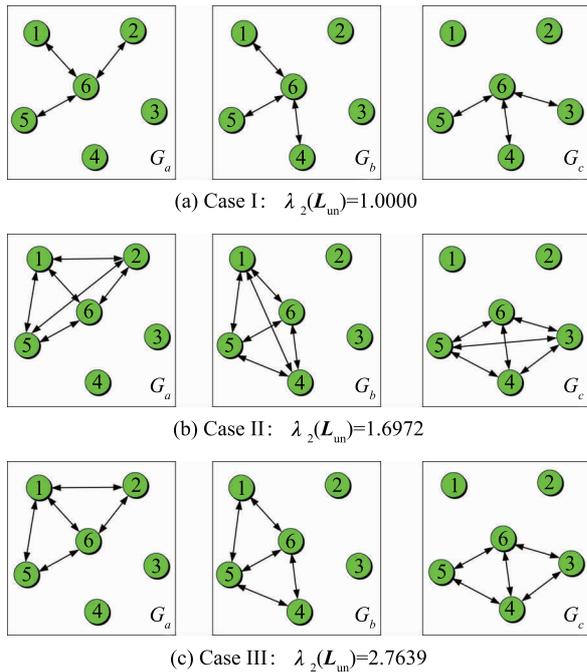


图7 3种不同连通度的联合连通拓扑图

Fig.7 Three jointly-connected topologies with different connectivities

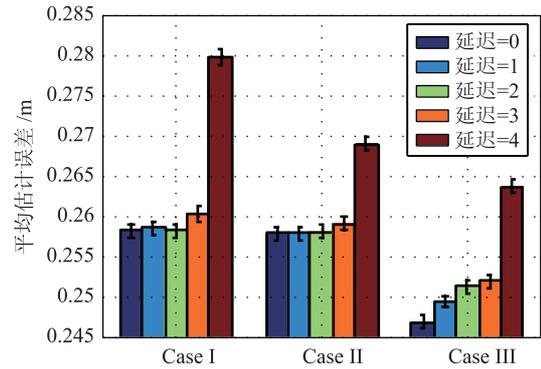
大,其中,Case I和Case II的平均估计误差均值增至0.280 m和0.268 m,增幅超过4.28%;平均一致性误差均值增至0.019 m和0.011 m左右,增幅超过37.5%。不同的是,拥有最大联合连通度的Case III,平均估计误差和平均一致性误差均随着 $\tau(s) = 0, 1, 2, 3, 4$ 的增大而近似线性增大,其中平均估计误差由 $\tau(s) = 0$ 时的0.247 m逐渐增至 $\tau(s) = 4$ 时的0.264 m,平均一致性误差由 $\tau(s) = 0$ 时的0.007 m逐渐增至 $\tau(s) = 4$ 时的0.008 m。

(2)在平均协方差矩阵迹方面,拥有不同联合连通度的3种情况均随着 $\tau(s) = 0, 1, 2, 3, 4$ 的增大而呈现近似线性增大的特点。其中,联合连通度最小的Case I平均协方差矩阵迹最大、而联合连通度最大的Case III平均协方差矩阵迹最小。因而,平均协方差矩阵迹较平均估计误差和平均一致性误差来说,对网络时延和网络拓扑连通性要更加灵敏一些。

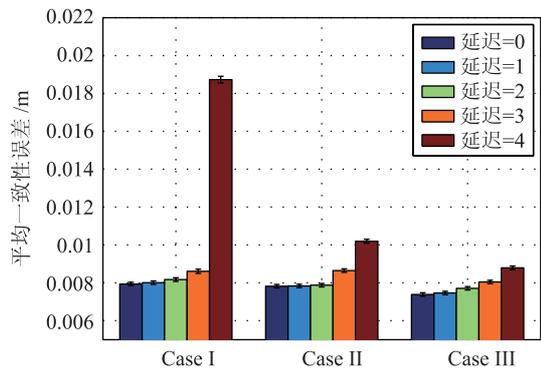
综上所述分析,可以得到如下结论:RC_DUIF算法的估计精度、无偏性和保守性与具体的网络约束条件有关,联合连通度越大,网络时延越小,RC_DUIF算法的平均估计误差、平均一致性误差和平均协方差矩阵迹越小,反之,联合连通度越小,网络时延越大,RC_DUIF算法的平均估计误差、平均一致性误差和平均协方差矩阵迹越大。

6 结论

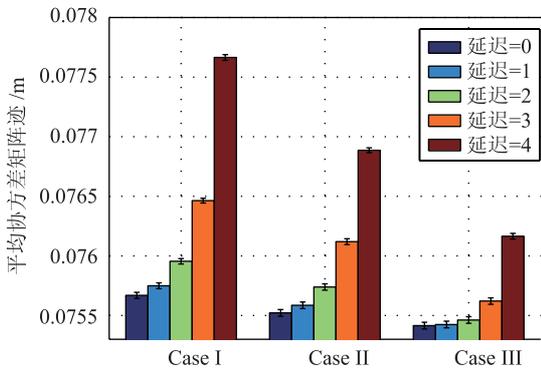
考虑时变网络时延、有限能量扰动以及联合连通拓扑结构不确定等约束条件,基于一致性算法,提出了面向多



(a) 平均估计误差



(b) 平均一致性误差



(c) 平均协方差矩阵迹

图8 复杂网络约束条件下蒙特卡洛仿真实验结果

Fig.8 Monte Carlo simulation experiment results of the state estimation under complex networks condition

UAV系统协同目标观测的多机分布式状态估计方法。“双时窗”递推迭代机制确保了各UAV对目标的状态估计具有较小的一致性偏差,适用于解决具有松散通信结构的多UAV系统协同观测问题。另外,相比于传统的集中式、分布式估计方法,RC_DUIF算法对复杂网络约束条件表现出了较强的鲁棒性,且算法的通信复杂度和计算复杂度均可在多项式时间内完成,可实现性强。

参考文献

[1] Porfiri M, Roberson D G, Stilwell D J. Tracking and formation control of multiple autonomous agents; A two-level consensus approach[J]. Automatica, 2007, 43(8): 1318-1328.
 [2] Su H, Wang X, Lin Z. Flocking of multi-agents with a virtual leader[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(2): 293-307.

- [3] Lin J, Morse A S, Anderson B D O. The multi-agent rendezvous problem, Part 1: The synchronous case[J]. *SIAM Journal on Control and Optimization*, 2007, 46(6): 2096 – 2119.
- [4] Bauso D, Giarre L, Pesenti R. Distributed consensus protocols for coordinating buyers[C]//*Proceedings of the 42nd IEEE Conference on Decision and Control*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003: 588 – 592.
- [5] Jadbabaie A, Motee N, Barahona M. On the stability of the Kuramoto model of coupled nonlinear oscillators[C]//*Proceedings of the 2004 American Control Conference*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 4296 – 4301.
- [6] Saber R O. Distributed Kalman filter with embedded consensus filters[C]//*Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control & European Control Conference*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 8179 – 8184.
- [7] Spanos D P, Olfati S R. Approximate distributed Kalman filtering in sensor networks with quantifiable performance[C]//*Proceedings of the 4th International Symposium on Information Processing in Sensor Networks*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 133 – 139.
- [8] Saber R O, Shamma J S. Consensus filters for sensor networks and distributed sensor fusion[C]//*Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control & European Control Conference*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 6698 – 6703.
- [9] Casbeer D W, Beard R. Distributed information filtering using consensus filters[C]//*Proceedings of the 2009 American Control Conference*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 1882 – 1887.
- [10] Yang P, Freeman R A, Lynch K M. Distributed cooperative active sensing using consensus filters[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 405 – 410.
- [11] 石晓航, 梁青阳, 张庆杰, 等. DC-IMM 估计方法在多 UAV 协同目标跟踪中的应用[J]. *中南大学学报*, 2013, 44(7): 52 – 57.
Shi X H, Liang Q Y, Zhang Q J, et al. The multi-UAV target tracking using DC-IMM estimate method[J]. *Journal of Southeast University*, 2013, 44(7): 52 – 57.
- [12] Stankovic S S, Stankovic M, Stipanovic D M. Consensus based overlapping decentralized estimation with missing observations and communication faults[J]. *Automatica*, 2009, 45(6): 1397 – 1406.
- [13] Wang L, Zhang Q J, Zhu H Y, et al. Adaptive consensus fusion estimation for MSN with communication delays and switching network topologies[C]//*Proceedings of the 47th IEEE Conference on Decision and Control*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 2087 – 2092.
- [14] 张庆杰, 沈林成, 朱华勇. 多智能体系统实现鲁棒一致的时延相关稳定判据[J]. *控制与决策*, 2012, 27(4): 584 – 592.
Zhang Q J, Shen L C, Zhu H Y. Delay-dependent stability criteria for robust consensus of multi-agent systems[J]. *Control and Decision*, 2012, 27(4): 584 – 592.
- [15] Tian Y, Liu C. Robust consensus of multi-agent systems with diverse input delays and asymmetric interconnection perturbations[J]. *Automatica*, 2009, 45(5): 1347 – 1353.
- [16] Lin P, Jia Y, Li L. Distributed robust H_∞ consensus control in directed networks of agents with time-delay[J]. *Systems & Control Letters*, 2008, 57(8): 643 – 653.
- [17] Lin P, Jia Y. Robust H_∞ consensus analysis of a class of second-order multi-agent systems with uncertainty[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2010, 4(3): 487 – 498.
- [18] Hu J. On robust consensus of multi-agent systems with communication delays[J]. *Kybernetika*, 2009, 45(5): 768 – 784.
- [19] Lee D J. Nonlinear estimation and multiple sensor fusion using unscented information filtering[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2008, 15: 861 – 864.

作者简介

张庆杰(1981 –), 男, 博士, 讲师. 研究领域为多智能体一致性理论, 多无人机协同控制等.

徐惠斌(1966 –), 男, 学士, 讲师. 研究领域为无人机智能控制, 多无人机协同等.

陶 军(1966 –), 男, 硕士, 副教授. 研究领域为无人机智能控制, 航路规划等.